Développement d'un modèle de dynamique forestière à grande échelle pour simuler les forêts françaises dans un contexte non-stationnaire

Timothée Audinot

▶ **To cite this version:**

Timothée Audinot. Développement d'un modèle de dynamique forestière à grande échelle pour simuler les forêts françaises dans un contexte non-stationnaire. Ecologie, Environnement. Université de Lorraine, 2021. Français. NNT : 2021LORR0179 . tel-03587619

HAL Id: tel-03587619
https://hal.univ-lorraine.fr/tel-03587619

Submitted on 24 Feb 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

THÈSE

Présentée et soutenue publiquement pour l'obtention du titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE LORRAINE

Dans la spécialité

BIOLOGIE ET ECOLOGIE DES FORETS ET DES AGROSYSTEMES

Par **Timothée AUDINOT**

Le 13 octobre 2021

Développement d'un modèle de dynamique forestière à grande échelle pour simuler les forêts françaises dans un contexte non-stationnaire

Directeur de thèse : **Jean-Daniel BONTEMPS**

Co-directeur de thèse : **Holger WERNSDÖRFER**

Membres du jury de thèse :

Mme. Laura BOURIAUD, professeur, Université de Suceava, Roumanie	Rapporteur
Mme. Verena TRENKEL, chercheur, IFREMER	Rapporteur
M. Jean-François DHÔTE, directeur de recherche, INRAE	Président du jury, Examinateur
Mme. Marie CHARRU, maître de conférence, BordeauxSciencesAgro	Examinateur
M. Patrice LOISEL, chargé de recherche, INRAE	Membre invité
M. Jérôme PERIN, assistant de recherche, Université de Liège, Belgique	Membre invité
M. Jean-Daniel BONTEMPS, directeur de recherche, IGN	Directeur de thèse
M. Holger WERNSDÖRFER, maître de conférence, AgroParisTech	Co-directeur de thèse

Laboratoire d'Inventaire Forestier (LIF), IGN, 14 rue Girardet, 54000 Nancy, France

Université de Lorraine, AgroParisTech, INRAE, SILVA, F-54000 Nancy, France

A mon grand-père Jean,

Et à ma grand-mère Hilda

Table des matières

TABLE DES MATIERES **5**

REMERCIEMENTS **15**

RESUME **17**

SUMMARY **19**

ARTICLES ET COLLOQUES **21**

ABREVIATIONS **23**

I. INTRODUCTION **27**

1 LE CONTEXTE EVOLUTIF DES FORETS TEMPEREES ET MONDIALES 29

1.1 Eléments généraux *29*

1.2 Mise en évidence de la non-stationnarité des forêts *29*

1.3 Un contexte environnemental et sociétal amplificateur actuel ou en devenir de la non-stationnarité des forêts *33*

1.3.1 L'impact du changement climatique et de la capitalisation des forêts 33

1.3.2 Emergences de stratégies et de politiques forestières mondiale, européenne et nationale 34

1.4 Un besoin impérieux en outils de simulation à grande échelle spatiale *35*

2 MODELES DE DYNAMIQUE A GRANDE ECHELLE : UNE REVUE APPROFONDIE DE LA LITTERATURE 37

2.1 Les grands types de modèles forestiers *37*

2.2 Des cartes aux modèles de dynamique forestière *38*

2.3 Critères de définition des modèles de dynamique forestière à grande-échelle *39*

2.3.1 L'échelle spatiale et la résolution biologique 40

2.3.2 L'échelle temporelle 41

2.3.3 Données support des modèles de dynamique forestière 41

2.3.3.1 Les tables de production 41

2.3.3.2 Les données des inventaires de gestion 42

2.3.3.3 Données pour les modèles utilisant une approche fonctionnelle 42

2.3.3.4 Les Inventaires Forestiers Nationaux (IFN) 42

2.3.4 Les scenarios de gestion forestière : une variable de commande des modèles de dynamique forestière 43

2.3.5 Synthèse. Essai de définition d'un modèle de dynamique forestière à grande-échelle 44

2.4 Classification des modèles de dynamique forestière à grande échelle *44*

2.4.1 Constitution d'une bibliographie de modèles européens de dynamique forestière à grande-échelle 44

2.4.2 Classification selon l'approche de modélisation et le niveau d'organisation biologique 45

2.4.2.1 Premiers repères 45

2.4.2.2 Modèles fondés sur une approche empirique 48

2.4.2.3 Modèles fondés sur une approche fonctionnelle 49

2.4.2.4 Vers des modèles de dynamique forestière hybrides 51

2.4.3 Exemples de modèles à grande échelle de technologie de modélisation distincte 51

2.5 Prise en compte du grand territoire forestier simulé *52*

2.5.1 Spécialisation des modèles de dynamique forestière 52

2.6 Partitionnement des grands territoires forestiers *54*

2.7 Prise en compte du climat et ses changements *57*

2.8 Prise en compte de la gestion forestière *58*

2.9 Modélisation des densité-dépendances dans la dynamique forestière *59*

2.10 Evaluation des modèles de dynamique forestière à grande échelle *62*

3 VERS UN MODELE DE DYNAMIQUE FORESTIERE A GRANDE ECHELLE POUR SIMULER LA FORET FRANÇAISE 63

3.1 Les modèles actuels restent insuffisants pour la description des forêts françaises *63*

3.2 Le modèle MARGOT reste une base avantageuse pour développer un modèle à grande échelle dans le contexte français ... *65*
3.2.1 Etat des lieux ... 65
3.2.2 Critique du modèle ... 65
3.3 Objectifs de la thèse ... *66*

II. LE MODELE MARGOT ET LES DONNEES D'INVENTAIRE FORESTIER NATIONAL FRANÇAIS (IFN) ... 71

1 PRESENTATION DU MODELE MATRICIEL DEMOGRAPHIQUE MARGOT ... 73
1.1 Origine des modèles matriciels démographiques ... *73*
1.2 Historique du modèle MARGOT ... *74*
1.3 Philosophie de modélisation du modèle MARGOT ... *75*
1.4 Formalisme mathématique du modèle MARGOT ... *77*
1.5 Hypothèses du modèle MARGOT et discussion ... *79*
2 LES DONNEES D'INVENTAIRE FORESTIER NATIONAL FRANÇAIS ... 81
2.1 Généralités ... *81*
2.2 L'organisation de l'inventaire en « ancienne méthode » (1961-2004) ... *82*
2.3 L'inventaire en « nouvelle méthode » (2005-) ... *84*
2.4 Levés de terrains ... *85*
2.5 Données mobilisées pour le modèle MARGOT ... *86*
2.5.1 Données principales utilisées ... 86
2.5.2 Données reconstituées pour les besoins de la thèse ... 88
2.5.2.1 Mesures dendrométriques ... 88
2.5.2.2 Les Grandes Régions ECOlogiques ... 90
2.6 Période d'étude et pas de temps du modèle MARGOT ... *91*
2.6.1 Période d'étude (calibration et validation) ... 91
2.6.2 Structure espace-temps de l'ancienne méthode et contraintes sur le développement de MARGOT (unités de modélisation et de simulation) ... 92
2.6.3 Pas de temps de simulation ... 92
2.7 Construction des séries temporelles d'effectifs d'arbres et de stock de bois sur pied à différentes échelles hiérarchiques ... *93*
2.8 Distribution des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre ... *96*
2.9 Accroissement radial et tarif de cubage ... *98*

III. NOUVELLES METHODES GENERIQUES POUR LA STRATIFICATION, LA PARAMETRISATION ET L'EVALUATION DU MODELE MARGOT ... 101

1 PARTITIONNEMENT D'UNE FORET TRES HETEROGENE EN ENTITES HOMOGENES ET REPRESENTATIVES ... 103
1.1 Identification de facteurs de partitionnement ... *103*
1.1.1 Une partition fondée sur la ventilation des stocks de volume de bois par espèce ... 103
1.1.2 Choix des facteurs de partition et première analyse ... 105
1.2 Réduction de la dimensionnalité de la partition ... *107*
1.2.1 Réduction du nombre des essences par l'application d'un principe de type « Pareto », et regroupement des résidus ... 107
1.2.2 Résolution maximale des strates prises en compte ... 111
1.3 Prise en compte des contraintes d'échantillonnage en départements administratifs imposées par l'ancienne méthode d'inventaire (1961-2004) ... *115*
1.3.1 Partition administrative de la France en départements : un facteur de partitionnement imposé par les données anciennes de l'IFN ... 115
1.3.2 Effet de la taille des sous-strates sur la fluctuation temporelle des stocks de bois appréhendés ... 116
1.3.2.1 Position du problème ... 116
1.3.2.2 Approche méthodologique et statistique ... 117
1.3.2.3 Résultats ... 117
1.3.2.4 Conclusions ... 120

1.3.3 Recherche d'un seuil d'élimination des sous-strates modélisées et impact sur le périmètre modélisable de la forêt française ... 121
1.3.3.1 Une première analyse ... 121
1.3.3.2 Recherche d'un seuil de troncature fondé sur un compromis stock total – nombre de strates résiduelles 121
1.4 Synthèse et conclusions ... 126
2 ESTIMATION DES TAUX DEMOGRAPHIQUES DU MODELE MARGOT ... 131
2.1 Principes généraux de paramétrisation ... 131
2.2 Estimation des taux de mortalité et de prélèvement ... 131
2.3 Estimation des taux de passage ... 132
2.4 Effectifs de recrutement d'arbres jeunes ... 133
2.5 Les taux de passage « aberrants » ... 134
2.5.1 Définition d'une classe de diamètre ouverte à droite ... 135
2.5.2 Test statistique de détection des taux de passages aberrants ... 135
2.6 Lissage des taux démographiques du modèle MARGOT ... 137
2.6.1.1 Principes ... 137
2.6.1.2 Lissage des taux de passage ... 138
2.6.1.3 Lissage des taux de mortalité ... 139
2.6.1.4 Lissage des taux de prélèvements ... 141
2.7 Une première analyse des taux démographiques ... 142
2.8 Une approche alternative d'estimation des taux de passage ... 143
2.9 Recherche de biais de mesures possibles ... 149
2.10 Modélisation du recrutement : une exploration pragmatique fondée sur des hypothèses écologiques ... 151
2.10.1 Hypothèses de modélisation ... 151
2.10.2 Essai de modélisation ... 152
3 UN NOUVEAU FORMALISME MATHEMATIQUE POUR MARGOT ... 157
3.1 Préambule ... 157
3.2 Processus de dynamique forestière simultanés ou séquentiels dans la matrice de transition du modèle ... 157
3.2.1 Séparation des processus de croissance et de mortalité/prélèvements ... 157
3.2.2 Temporalité du recrutement ... 159
3.3 L'annualisation des taux de prélèvement et de mortalité ... 160
3.3.1 Formulation alternative ... 160
3.3.2 Une première évaluation des conséquences ... 161
3.4 Synthèse et conclusions ... 161
4 CRITERES D'EVALUATION DES CAPACITES PREDICTIVES DU MODELE MARGOT ... 165
4.1 Principes généraux ... 165
4.1.1 Bases d'évaluation ... 165
4.1.2 Corrections dimensionnelles et temporelles des indicateurs ... 166
4.2 Evaluation des simulations du modèle à différentes échelles hiérarchiques ... 167
4.3 Evaluation des simulations sur les volumes de bois ... 168
4.3.1 Représentation graphique des simulations de MARGOT ... 168
4.3.2 Calcul d'une erreur et d'un biais au niveau de la strate ... 169
4.3.3 Calcul d'une erreur et d'un biais au niveau de la strate en période commune ... 170
4.3.4 Evaluation du modèle sur un ensemble particulier de strates ... 171
4.3.5 Biais et erreurs normalisés pour l'analyse de distributions inter-strate ... 172
4.4 Evaluation des simulations du modèle sur les effectifs d'arbres par classe de diamètre ... 173
4.4.1 Représentation graphique des simulations du modèle MARGOT ... 173
4.4.2 Calcul d'une erreur et d'un biais au niveau des classes de diamètre de la strate ... 173
4.4.3 Calcul d'une erreur et d'un biais d'une classe de diamètre appartenant à une strate en période commune ... 174

4.4.4 Evaluation du modèle sur un ensemble particulier de strates ... 175
4.5 Biais et erreurs normalisés pour l'analyse de distributions inter-strate ... 176
4.6 Synthèse et conclusions ... 176
5 UNE PREMIERE ANALYSE DE SENSIBILITE DES SIMULATIONS DE MARGOT ... 179
5.1 Principes ... 179
5.2 Analyse de l'impact des développements du modèle sur les simulations ... 180
5.2.1 Analyse de sensibilité sur les différentes expressions du modèle ... 180
5.2.2 Analyses de sensibilité sur la méthode d'annualisation des *TM* et des *TPR* ... 181
5.2.3 Effet sur les simulations du modèle de la modélisation des taux et de la suppression des taux de passage aberrants 184
5.3 Analyse de sensibilité sur les classes de diamètre et sur la méthode d'estimation des taux de passage ... 185
5.3.1 Analyse sur le stock de bois ... 186
5.3.2 Analyse sur les effectifs d'arbres ... 187
5.4 Synthèse et conclusions ... 192

IV. MESURE ET PROPAGATION DE L'INCERTITUDE D'ECHANTILLONNAGE DE L'INVENTAIRE FORESTIER NATIONAL FRANÇAIS SUR LES PARAMETRES DE MARGOT ... 195

PREAMBULE ... 197
1 INTRODUCTION ... 201
2 MATERIAL AND METHODS ... 203
2.1 French NFI data ... 203
2.2 Description of the MARGOT model ... 204
2.2.1 Model overview ... 204
2.2.2 Mathematical formulation ... 205
2.2.3 Forest partitioning ... 207
2.2.4 Model time step and width of diameter classes ... 208
2.3 Bootstrap resampling method for assessing model parameter uncertainty ... 208
2.4 Parameter variability inference and modelling from bootstrap samples ... 210
2.4.1 Probability laws of parameter distributions ... 210
2.4.2 Parameter sampling error modelling ... 211
2.4.3 Variance-covariance matrix of parameter ... 211
2.5 Propagation of parameter uncertainty in MARGOT simulations ... 212
3 RESULTS ... 213
3.1 Bootstrap initialization ... 213
3.2 General analysis of parameter distributions ... 213
3.3 Probability laws for parameter distributions ... 215
3.4 Modelling of parameter standard-deviations ... 217
3.4.1 Demographics rates ... 217
3.4.2 Recruitment ... 218
3.4.3 Variance covariance matrix ... 219
3.5 Propagation of parameter uncertainty in MARGOT simulations ... 221
3.5.1 Propagation of parameter uncertainty in simulations ... 221
3.5.2 Correlation matrix influence on simulation uncertainty ... 222
3.5.3 Diameter class number effect ... 222
4 DISCUSSION ... 227
4.1 Initialization and parameterization of MARGOT ... 227
4.2 Bootstrap initialization ... 228
4.3 Approximated probability laws for parameter distributions ... 229
4.4 Parameter distributions and measurement of uncertainties ... 230
4.5 Propagation of parameters uncertainties in simulations ... 230

V. DYNAMIQUE TEMPORELLE DES PARAMETRES DEMOGRAPHIQUES DU MODELE 239

1 PREAMBULE 241
2 MISE EN EVIDENCE DE LA NON-STATIONNARITE DES PROCESSUS DEMOGRAPHIQUES DE DYNAMIQUE FORESTIERE 243
2.1 Estimation des paramètres démographiques à différentes dates 243
2.2 Significativité des variations des paramètres démographiques 245
3 INTENSITE DE LA VARIATION DES PARAMETRES DEMOGRAPHIQUES 249
3.1 Méthode 249
3.2 Tendances à l'échelle de la forêt française 249
3.3 Tendances absolues à l'échelle des essences forestières et interprétations 251
3.4 Simulations avec des paramètres démographiques dynamiques 257
3.4.1 Intégration des paramètres démographiques dynamiques dans les simulations 257
3.4.2 Comparaison des simulations à paramètres dynamiques et constants 259
3.4.2.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois 259
3.4.2.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres ventilés par classes de diamètre 260
3.4.3 Simulations à paramètres dynamiques en fonction de la méthode d'estimation des taux de passage . 264
3.4.3.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois 264
3.4.3.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres ventilés par classes de diamètre 265
4 ANALYSE DE SENSIBILITE DES TAUX DE PRELEVEMENTS 269
4.1 Préambule 269
4.2 Position du problème 269
4.2.1 Sous-estimation des volumes prélevés en ancienne méthode d'inventaire 270
4.2.2 Application de coefficients correctifs moyens aux taux de prélèvement 271
4.2.2.1 Méthode 271
4.2.3 Analyse de sensibilité sur des taux de prélèvements ajustés 272
4.2.3.1 Analyse de l'erreur et du biais absolus en utilisant des TPA médians 272
4.2.3.2 Analyse de l'erreur et du biais absolus en utilisant des TPA moyens 273
4.2.3.3 Analyse de l'erreur et du biais absolus en utilisant des TPA fréquentiels 273
4.2.4 Analyse du biais relatifs sur les effectifs d'arbres 276
5 SYNTHESE ET CONCLUSIONS 279
5.1 Sur le caractère dynamique des paramètres de MARGOT 279
5.2 Une sous-estimation des prélèvements en ancienne méthode confirmée par modélisation 281

VI. PRISE EN COMPTE DU CLIMAT DANS LE MODELE MARGOT A PARTIR DE FORÇAGES DU MODELE FONCTIONNEL CASTANEA 285

1 INTRODUCTION 287
2 LE MODELE FONCTIONNEL CASTANEA 289
2.1 Choix du modèle CASTANEA 289
2.2 Structure du modèle CASTANEA 290
2.3 Structure du modèle CASTANEA-SSM 292
3 HYBRIDATION DU MODELE CASTANEA ET DU MODELE MARGOT 293
3.1 Définition d'un sous-ensemble de la forêt française 293
3.2 Initialisation du modèle CASTANEA sur la période passée (1960-2017) 295
3.2.1 Filtrage des données d'inventaire 295
3.2.2 Données climatiques (Analyse climatique SAFRAN) 295
3.2.3 Sorties du modèle CASTANEA pour l'hybridation 296
3.3 Modificateurs de croissance 297
3.3.1 Définition des modificateurs de croissance 297
3.3.2 Intégration des modificateurs de croissance dans le modèle MARGOT 298
4 ANALYSE DES MODIFICATEURS DE CROISSANCE 301
4.1 Une première analyse visuelle des modificateurs de croissance 301
4.2 Analyse statistique des modificateurs de croissance 303

4.2.1 Objectif et contexte ... 303
4.2.2 Modèles d'analyse de variance ... 304
5 COMPARAISON DES VARIATIONS TEMPORELLES DES TAUX DE PASSAGE DE MARGOT, DE L'ACCROISSEMENT RADIAL ET DES MODIFICATEURS ISSUS DE CASTANEA ... 307
5.1 Méthode ... 307
5.2 Variations temporelles à l'échelle des hyper-strates ... 308
5.2.1 Hyper-strates d'épicéa commun ... 308
5.2.2 Hyper-strates de chêne sessile et de chêne pédonculé ... 311
5.2.3 Hyper-strates avec du pin sylvestre ... 314
5.2.4 Hyper-strates de hêtre ... 314
5.2.5 Une première synthèse ... 317
6 COMPARAISONS HISTORIQUES DES SIMULATIONS A PARAMETRES DYNAMIQUES ET DES SIMULATIONS INTEGRANT DES FORÇAGES CLIMATIQUES ISSUS DE L'HYBRIDATION ... 319
6.1 Plan de simulation ... 319
6.2 Contrôle des simulations à paramètres constants et dynamiques sur le sous-ensemble forestier ... 321
6.3 Analyse des simulations intégrant les modificateurs de croissance ... 322
6.3.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois ... 323
6.3.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres par classes de diamètre ... 324
6.4 Application des coefficients correctifs moyens aux taux de prélèvement sur les simulations intégrant les modificateurs de croissance ... 327
6.4.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois ... 327
6.4.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres ... 330
7 SYNTHESE ET CONCLUSIONS ... 333

VII. INTRODUCTION DE LA DENSITE-DEPENDANCE DANS LE MODELE MARGOT ... 337

1 CONTEXTE ET DEMARCHE ... 339
2 EVOLUTION DE LA STRUCTURE DU MODELE MARGOT ... 341
2.1 Etablissement d'un indice de densité et de classes de densité au sein des strates ... 341
2.1.1 Diamètre quadratique moyen ... 341
2.1.2 Ajustement de l'allométrie d'auto-éclaircie ... 341
2.1.3 Calcul d'un indice RDI sur chacun des points d'inventaire ... 343
2.1.4 Définition des classes de densité au sein des strates de la forêt française ... 344
2.2 Analyse des paramètres du modèle estimés par classes de densité ... 346
2.3 Introduction d'une notion de « peuplement » ... 350
2.3.1 Pourquoi introduire une notion de « peuplement » ? ... 350
2.3.2 Propriétés des peuplements ... 350
2.4 Modélisation dynamique de la densité des peuplements ... 351
2.4.1 Unités de modélisation ... 351
2.4.2 Unités de simulation ... 352
2.5 Modélisation de la dynamique forestière ... 352
2.5.1.1 Adaptation de la formulation de MARGOT à l'intégration de la densité-dépendance ... 352
2.5.1.2 Actualisation de la dynamique de la surface, de la densité des points d'inventaires et des flux de peuplements entre classes de densité ... 354
3 SIMULATIONS ... 357
3.1 Plan et conditions de simulations ... 357
3.2 Comparaison des simulations de MARGOT – Matrice dynamique et de MARGOT-DD – Matrice dynamique (densité-dépendant) ... 359
3.2.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois total sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement ... 359
3.2.2 Evaluation des simulations sur le stock de bois total avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement ... 363

3.2.3 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres et conséquence sur les stocks de bois sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement 366
3.2.4 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres par classes de diamètre et conséquence sur les stocks de bois avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement 369
3.3 Application des modificateurs de croissance dans le modèle MARGOT-DDCC 372
3.3.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois total sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement 372
3.3.2 Evaluation des simulations sur le stock de bois total avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement 376
3.3.3 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement 379
3.3.4 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement 381
4 SYNTHESE ET CONCLUSION 383
5 PERSPECTIVES 385

VIII. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES 389

1 RAPPEL DU CONTEXTE ET DES OBJECTIFS DE LA THESE 391
2 SYNTHESE DES PRINCIPAUX RESULTATS 393
2.1 Utilisation des données historiques du programme d'inventaire forestier national 393
2.1.1 L'ancienne méthode : des données précieuses à l'incomplétude espace-temps handicapante 393
2.1.2 Sous-estimation de l'ordre de 30 % des prélèvements en ancienne méthode 394
2.1.3 Des *TPA* fréquentiels systématiquement inférieurs aux *TPA* médians dans le premier et le second cycle d'inventaire 395
2.2 Apports méthodologiques 396
2.2.1 Partition d'un domaine forestier hétérogène 396
2.2.2 Application d'un seuil de troncature sur la forêt française 396
2.2.3 Des incertitudes dépendant du nombre de points d'inventaire dans les strates forestières 397
2.2.4 Des divergences entre les variations temporelles des modificateurs de croissance de CASTANEA et celles des *TPA* médians de MARGOT 398
2.2.5 Des simulations cohérentes de l'évolution du RDI et du *Dg* dans le modèle densité-dépendant 399
2.3 Evolution des hypothèses admises par MARGOT 400
2.4 Amélioration de la capacité prédictive du modèle 401
3 PERSPECTIVES 411
3.1 Perspectives à court-terme 413
3.1.1 Evolution de la caractérisation des peuplements 413
3.1.2 Simulations prospectives du modèle MARGOT à l'horizon 2100 413
3.1.3 Dynamique de la biomasse et du carbone dans la forêt française 414
3.2 Perspectives à long-terme 415
3.2.1 Vers des simulations à surfaces dynamiques 415
3.2.2 Prise en compte des tempêtes dans les simulations du modèle MARGOT 416
3.2.3 Application de MARGOT à d'autres sources de données 418
3.2.3.1 Simulation sur une période passée de plus de 100 ans à partir de statistiques forestières anciennes 418
3.2.3.2 Calibrage du modèle MARGOT à partir d'une ressource forestière mature : la forêt allemande 419

IX. BIBLIOGRAPHIE 423

X. ANNEXES 449

ANNEXE I.1. DIVERSITE DES MOTS-CLES ANGLAIS POUVANT CARACTERISER LES MODELES DE DYNAMIQUE FORESTIERE A GRANDE ECHELLE DANS LA LITTERATURE 451
ANNEXE I.2. EXEMPLES DE MODELES A GRANDE ECHELLE DE TECHNOLOGIE DE MODELISATION DISTINCTE 452
1. Un exemple de modèle arbre individuel : le modèle MASSIMO 452

2. Un exemple de modèle de peuplement « arbre moyen » : le modèle AVVIRK-2000 ..... *453*
3. Un exemple de modèle de peuplement à distribution d'arbres : le modèle MOTTI *454*
4. Les modèles de distributions d'individus et de peuplements *455*
4.1 Les modèles démographiques en classes de diamètre 455
4.2 Un exemple de modèle de dynamique de surfaces forestières par classes d'âge et/ou volume : le modèle « European Forest Information SCENario » (EFISCEN) 455
5. Un exemple de modèle de biosphere hybride: le modèle « ORganizing Carbon and Hydrology In Dynamic Ecosystems – CANopy » (ORCHIDEE-CAN) *457*
ANNEXE II. LISTE DES ETUDES DE DISPONIBILITES DES RESSOURCES FORESTIERES NON CONFIDENTIELLES UTILISANT LE MODELE MARGOT 458
ANNEXE III.1. MODELISATION DES COEFFICIENTS DE VARIATIONS (*CV* COMPRIS DANS [0, 1]) DES SERIES TEMPORELLES DU STOCK DE BOIS DES DONNEES D'INVENTAIRES VENTILEES PAR ESSENCES DOMINANTES FEUILLUES ET RESINEUSES 463
ANNEXE III.2. DETAIL DES 135 STRATES DE LA FORET FRANÇAISE DECRIVANT LA FORET FRANÇAISE DANS SON ENSEMBLE (92% DU STOCK DE BOIS) 464
ANNEXE III.3. RESUMES DES DONNEES SUR LE DIAMETRE (A 1,30 M) DES ARBRES ET DES CLASSES OUVERTES DES STRATES EN FONCTION DE LA LARGEUR DES CLASSES DE DIAMETRE DE LA FORET FRANÇAISE. 468
ANNEXE III.4. SUR L'ESTIMATION DES TAUX DE PASSAGE, LEURS ALTERNATIVES ET LEUR RELATION D'ORDRE (AUDINOT T & BONTEMPS JD) 472
1. Espérance de la fréquence de passage empirique *472*
2. Distribution uniforme des diamètres et constance de l'IR5 ..... *474*
3. Un premier exemple de généralisation : loi uniforme des IR indépendante de D *475*
4. Généralisation, distribution symétrique de l'IR indépendante de D *477*
5. Aspects de généralisation *479*
5.1 Position du taux de passage et du taux défini par l'accroissement moyen 479
5.2 Position par rapport à l'accroissement médian 480
5.2.1 Premier encadrement sommaire 480
5.2.1 Encadrement plus fin 481
ANNEXE III.5. RESUME DES ABREVIATIONS UTILISEES POUR DISTINGUER LES ESSENCES FORESTIERES OU LES GROUPES GENERIQUES D'ESSENCES SIMULES PAR MARGOT. 484
ANNEXE III.6. POSITIONNEMENT DE LA METHODE DES TAUX DITE « CUMULEE » PAR RAPPORT A LA METHODE D'ANNUALISATION DES TAUX DE PRELEVEMENT ET DE MORTALITE. 485
ANNEXE III.7. ESTIMATION DES BIAIS ET DES ERREURS DES SIMULATIONS A L'ECHELLE DE LA STRATE 486
1. Estimation du biais et des erreurs des simulations des effectifs d'arbres convertis en volume de bois à l'échelle de la strate *486*
1.2 Estimation du biais et des erreurs des simulations des effectifs d'arbres ventilés par classe de diamètre à l'échelle de la strate *488*
ANNEXE III.8. ANALYSE DE SENSIBILITE SUR LA DONNEE D'ACCROISSEMENT RADIAL 490
ANNEXE IV. MATERIELS SUPPLEMENTAIRES DE L'ARTICLE PRESENTE DANS LA PARTIE IV DU MANUSCRIT DE THESE 493
ANNEXE V.1. CARACTERISTIQUES DES MODELES STATISTIQUES D'ANOVA DES PARAMETRES CONTRE LES ESSENCES D'ARBRES ET DES GROUPES GENERIQUES D'ESSENCES ET LE CYCLE D'INVENTAIRE 513
ANNEXE V.2. CARACTERISTIQUES DES MODELES STATISTIQUES D'ANOVA DES PARAMETRES CONTRE LES GRECO ET LE CYCLE D'INVENTAIRE 514
ANNEXE V.3. PERFORMANCES DES MODELES STATISTIQUES (ANOVA) PERMETTANT DE QUANTIFIER LES CHANGEMENTS HISTORIQUES DES *TPA* ET DES *TM* A L'ECHELLE DES ESSENCES FORESTIERES 515
ANNEXE V.4. PERFORMANCES DES MODELES STATISTIQUES (ANOVA) PERMETTANT DE QUANTIFIER LES CHANGEMENTS HISTORIQUES DES *TPA* ET DES *TM* A L'ECHELLE DES GRECO 518
ANNEXE V.5. MESURE DE LA DERIVE DES TAUX DE PASSAGE (TPA) SELON 3 METHODES D'ESTIMATIONS (FREQUENTIELS, MEDIANS ET MOYENS) ET DES TAUX DE MORTALITE (TM) A L'ECHELLE DES GRECO 520

ANNEXE V.6. DISTRIBUTIONS DES BIAIS RELATIFS DES EFFECTIFS D'ARBRES PAR CLASSES DE DIAMETRE (D'UNE LARGEUR DE 10 CM) DES STRATES ISSUS DES SIMULATIONS DYNAMIQUES UTILISANT DES TAUX DE PASSAGE (TPA) MOYENS (A) ET DES TAUX DE PASSAGE MEDIANS (B) SELON LES DIFFERENTS AJUSTEMENTS DES TAUX DE PRELEVEMENT (TPR)..... 522
ANNEXE VI.1. DETAIL DES 41 STRATES DU SOUS-ENSEMBLE FORESTIER RETENUES DANS LE CADRE DE L'HYBRIDATION ENTRE LE MODELE CASTANEA ET MARGOT..... 523
ANNEXE VI.2. ESTIMATION DES MODELES STATISTIQUES SUR L'ACCROISSEMENT RADIAL MESURE SUR 5 ANS (IR5) A L'ECHELLE DU SOUS-ENSEMBLE DE LA FORET FRANÇAISE 525
ANNEXE VII.1. MOYENNES DU RDI (RELATIVE DENSITY INDEX) ET DU DG (DIAMETRE QUADRATIQUE MOYEN) DES STRATES DE L'ENSEMBLE DE LA FORET FRANÇAISE EN FONCTION DE LA TEMPORALITE DES DONNEES D'ANCIENNE ET DE NOUVELLE METHODE D'INVENTAIRE 527
ANNEXE VII.2. MOYENNES DU RDI (RELATIVE DENSITY INDEX) ET DU DG (DIAMETRE QUADRATIQUE MOYEN) DES STRATES DE L'ENSEMBLE DE LA FORET FRANÇAISE A L'INITIALISATION (TEMPS INITIAL) ET A LA FIN DE LA SIMULATION (TEMPS FINAL CORRESPONDANT A L'ANNEE 2016) DES SIMULATIONS DE MARGOT-DD ET DE MARGOT-DD DONT UN COEFFICIENT CORRECTIF MOYEN DE 1,5 A ETE APPLIQUE AUX TAUX DE PRELEVEMENTS (TPR) DU MODELE. 531
ANNEXE VII.3. MOYENNES DU RDI (RELATIVE DENSITY INDEX) ET DU DG (DIAMETRE QUADRATIQUE MOYEN) DES STRATES DU SOUS-ENSEMBLE DE LA FORET FRANÇAISE ISSU DE L'HYBRIDATION ENTRE LE MODELE CASTANEA ET MARGOT A L'INITIALISATION (TEMPS INITIAL) ET A LA FIN DE LA SIMULATION (TEMPS FINAL CORRESPONDANT A L'ANNEE 2016) DES SIMULATIONS DE MARGOT-DDCC DONT UN COEFFICIENT CORRECTIF MOYEN DE 1,5 A ETE APPLIQUE AUX TAUX DE PRELEVEMENTS (TPR) DU MODELE SELON DEUX SCENARIOS AUX TENEURS EN CO_2 ATMOSPHERIQUE DIFFERENTES 535
ANNEXE VII.4. MOYENNE ET ECART-TYPE DU NOMBRE D'ARBRES INVENTORIES DANS UNE PLACETTE D'INVENTAIRE VENTILES PAR STRATE 537
ANNEXE VIII. ARTICLE « ANCIENT FOREST STATISTICS PROVIDE CENTENNIAL PERSPECTIVE OVER THE STATUS AND DYNAMIC OF FOREST AREA IN FRANCE » PUBLIÉ DANS ANNALS OF FOREST SCIENCE EN 2020 541

Remerciements

Cette thèse est le fruit d'un travail collaboratif avec de multiples acteurs qui m'ont aidé, accompagné et soutenu, que je tiens ici à remercier.

Mes remerciements vont tout d'abord à l'IGN pour leur soutien financier et pour leur accueil au sein du Laboratoire d'Inventaire Forestier (LIF) et de l'UMR SILVA. Je tiens également à remercier Jean-Christophe Hervé, ancien directeur et fondateur du LIF, pour m'avoir accueilli au sein du LIF et pour les trop rares occasions où j'ai eu le plaisir d'échanger avec lui, en particulier sur les Gaulois.

Je tiens également à remercier mes deux directeurs de thèse. Merci à Jean-Daniel Bontemps de m'avoir pris sous son aile dès mon stage de première année de master (et oui 6 ans déjà !) et de m'avoir fait découvrir le monde de la recherche et l'émotion de la découverte. Merci de m'avoir fait suffisamment confiance ou d'avoir été assez fou pour remettre ça dès la deuxième année de master et enfin pour cette thèse. J'espère maintenant pouvoir rapidement te montrer ce dont je suis capable sur un triathlon, et j'espère aussi qu'une session d'observation des étoiles sera à nouveau programmée. Merci également à Holger d'avoir accepté de m'encadrer sur ce sujet de thèse, et pour ses conseils avisés et son oreille attentive. A vos côtés et grâce à votre disponibilité et votre patience j'ai énormément appris, progressé (j'aime à le croire) et ce travail je vous le dois en grande partie.

Merci également aux membres de mon comité de suivi de thèse, Jean-Luc Dupouey, Patrice Loisel et Eric Dufrêne pour le temps que vous m'avez accordé, votre curiosité, vos conseils et votre bienveillance à mon égard au cours de cette thèse.

Ce travail s'est fait en collaboration avec le laboratoire Ecologie Systématique et Evolution (ESE) de l'Université de Paris-Saclay. Je tiens à remercier Christophe François, une nouvelle fois Eric Dufrêne, et Marion Jourdan, pour les nombreux échanges que nous avons eu sur le fonctionnement des modèles fonctionnels et les questions scientifiques soulevées dans le cadre d'une hybridation entre les modèles MARGOT et CASTANEA.

Merci à certains des membres de l'IGN qui m'ont aidé durant cette thèse : Nathalie Derrière, François Morneau, Cédric Duprez notamment sur l'utilisation et la compréhension des données d'inventaire, et tout particulièrement merci à Antoine Colin et Claire Bastick qui m'ont permis de mieux appréhender et apprécier les courbes de MARGOT. Je tiens également à remercier Frank Fuch pour son intérêt porté à ma thèse, et pour m'avoir fait confiance, afin de poursuivre mon travail au sein de l'IGN.

Un grand merci à Anaïs Denardou pour m'avoir toujours aidé et conseillé dans les tumultes de la thèse et de m'avoir passé le flambeau au LIF. J'espère en avoir été digne, car tu avais tout de même placé la barre haut. Je remercie également l'ensemble de mes collègues du LIF, Cédric pour nos longues discussions autour d'un café ou d'une table (quand tu veux pour

une nouvelle dégustation de whisky) ; Olivier pour ses discussions passionnantes autour du fonctionnement d'un inventaire forestier national ; Clémentine allias la « Duchesse » pour ses vidéos de chats, sa disponibilité, ses conseils sur R et ce petit voyage fort sympathique à Vienne ; Baptiste pour ton soutien moral, tes nombreuses teintures qui apportaient de la couleur au LIF et nos discussions autour de sujet passionnants tels que Pokémons ou encore Animal Crossing ; et bien sûr Jean-Pierre, Ankit, Lina, Hélène, Dinesh, Maryem et Thibault. Je tenais également à remercier Marie Bastien pour son aide à travers un stage sur le modèle MARGOT.

Je souhaite remercier aussi mes amis, qui m'ont soutenu en noyant mes doutes et qui ont rendu ces trois années de thèse sympathique. Je remercie également ma famille qui m'a toujours soutenu et sans qui je ne serai pas en train d'écrire ces lignes. Merci beaucoup pour votre amour et de m'avoir toujours fourni un foyer où je suis le bienvenu. Enfin, je remercie particulièrement Perrine, pour son sourire, son aide (notamment au travers de 213 répétitions pour MT180) et pour ce qu'elle est.

Résumé

Développement d'un modèle de dynamique forestière à grande échelle pour simuler les forêts françaises dans un contexte non-stationnaire

Contexte. Depuis la révolution industrielle, les forêts européennes connaissent une dynamique d'expansion de leur surface et de leur stock de bois. Cette expansion, conjuguée au changement climatique, entraîne des modifications des processus de dynamique forestière. L'émergence de la bioéconomie européenne augure dans ce contexte d'évolutions des stratégies de gestion forestière à l'échelle européenne et nationale. La simulation des ressources forestières futures et de leur pilotage par des modèles à grande échelle spatiale est donc indispensable pour fournir des outils de planification stratégique. En France, les ressources forestières se caractérisent par une diversité marquée par rapport à d'autres pays européens. Le modèle de dynamique forestière MARGOT (*MAtrix model of forest Resource Growth and dynamics On the Territory scale*), a été mis en place par l'inventaire forestier national (IFN) en 1993 pour simuler les ressources forestières françaises à partir des données de cet inventaire, mais n'a été l'objet que de travaux de recherche restreints depuis son origine. Ses simulations restent limitées à un horizon temporel restreint (inférieur à 30 ans), sous des scénarios de gestion de type *business as usual*, et ne tenant pas compte des contextes forestiers et environnementaux non-stationnaires.

Objectifs. Cette thèse a pour ambition générale de consacrer un effort de recherche de rupture sur le modèle MARGOT, afin d'aborder les enjeux forestiers actuels. Les objectifs précis sont : i) de déterminer la capacité du modèle MARGOT à restituer l'expansion forestière française sur une période rétrospective longue (1971-2016), ii) de prendre en compte de façon synthétique de l'hétérogénéité des forêts à grande échelle, iii) de prendre en compte le phénomène de densification des forêts dans la dynamique démographique, iv) d'inclure les forçages climatiques externes dans la dynamique de croissance des forêts, v) dans un contexte devenu très incertain, de pouvoir mesurer le niveau d'incertitude des simulations résultant de l'erreur d'échantillonnage de l'inventaire forestier au regard des évolutions tendancielles considérées. Le développement de scénarios de gestion forestière reste hors du champ de ce travail.

Principaux résultats. Une méthode générique de partition des forêts selon leur hétérogénéité géographique et compositionnelle a été mise en place, avec une vocation applicative à d'autres contextes forestiers européens. Une méthode de propagation de l'incertitude d'échantillonnage aux paramètres du modèle, puis aux simulations, a été développée à partir d'approches de ré-échantillonnage de données et de modélisation

d’erreurs. Une approche originale d’intégration des phénomènes de densité-dépendance démographique, fondée sur une métrique de densité et la réintroduction d’un concept de « peuplement forestier » adapté à ce modèle, a été développée. Une stratégie d’intégration des forçages climatiques des paramètres démographiques du modèle a été développée à partir d’une approche d’hybridation entrées-sorties avec le modèle fonctionnel CASTANEA pour un sous-ensemble de la forêt française incluant les espèces de chênes, de hêtre, d’épicéa commun, et de pin sylvestre. L’ensemble de ces développements a permis de réduire très notablement le biais de prédiction du modèle initial.

Conclusions. Les développements consentis font du modèle MARGOT un outil d’exploration et de planification plus fiable des ressources forestières, et reposant sur une approche de modélisation originale et unique en Europe. L’utilisation de statistiques forestières anciennes permettra d’évaluer le modèle et de simuler le stock de carbone de la forêt française sur un horizon temporel plus importante (de plus de 100 ans). Une évaluation approfondie des performances de ce nouveau modèle par des simulations intensives doit être conduite.

Mots-clés : inventaire forestier national, France, transition forestière, changement climatique, dynamique démographique, dynamique forestière, modèle, grande échelle, modélisation, discrétisation des forêts, propagation d’incertitudes, hybridation, densité-dépendance.

Summary

Developing a large-scale forest dynamic model to simulate French forests in a non-stationary context

Context. Since the industrial revolution, European forests have shown expansion of their area and growing stock. This expansion, together with climate change, drive changes in the processes of forest dynamic. The emergence of a European bioeconomy strategy suggests new developments of forest management strategies at European and national levels. Simulating future forest resources and their management with large-scale models is therefore essential to provide strategic planning support tools. In France, forest resources show high diversity as compared with other European countries' forests. The MARGOT forest dynamic model (MAtrix model of forest Resource Growth and dynamics On the Territory scale), was developed by the national forest inventory (IFN) in 1993 to simulate French forest resources from data of this inventory, but has been the subject of restricted developments, and simulations remain limited to a time horizon shorter than 30 years, under “business as usual” management scenarios, and not taking into account non-stationary forest and environmental contexts.

Aims. The general ambition of this thesis was to consent a significant development effort on MARGOT model, in order to tackle current forestry issues. The specific objectives were: i) to assess the capacity of MARGOT to describe French forest expansion over a long retrospective period (1971-2016), ii) to take into account the heterogeneity of forests at large-scale in a holistic way, iii) to account for the impacts of forest densification in demographic dynamic processes, iv) to encompass external climatic forcing in forest growth, v) in a very uncertain context, to be able to quantify NFI sampling uncertainty in model parameters and simulations with respect to the magnitude of other trends considered. The development of forest management scenarios remained outside the scope of this work.

Main results. A generic method for forest partitioning according to their geographic and compositional heterogeneity has been implemented. This method is intended to be applied to other European forest contexts. A method of propagating sampling uncertainty to model parameters and simulations has been developed from data resampling and error modelling approaches. An original approach to integrating density-dependence in demographic processes has been developed, based on a density metric and the reintroduction of forest stand entities adapted to the model. A strategy for integrating climate forcing of model demographic parameters was developed based on an input-output coupling approach with the process-based model CASTANEA, for a subset of French forests including oak, beech,

Norway spruce, and Scots pine forests. All of these developments significantly reduced the prediction bias of the initial model.

Conclusions. These developments make MARGOT a much more reliable forest resource assessment tool, and are based on an original modeling approach that is unique in Europe. The use of ancient forest statistics will make it possible to evaluate the model and simulate the carbon stock of French forests over a longer time horizon (over 100 years). Intensive simulations to assess the performance of this new model must be done.

Keywords : national forest inventory, France, forest transition, climate change, demographic dynamics, forest dynamics, model, large-scale, modelization, forest discretization, uncertainty propagation, hybridation, density-dependence.

Articles et colloques

Articles

Audinot, T., Wernsdörfer, H., Bontemps, JD. Ancient forest statistics provide centennial perspective over the status and dynamics of forest area in France. *Annals of Forest Science* **77,** 77 (2020). https://doi.org/10.1007/s13595-020-00987-5

Denardou, A., Hervé, JC., Dupouey, JL., Bir, J, Audinot, T., Bontemps, JD. L'expansion séculaire des forêts françaises est dominée par l'accroissement du stock sur pied et ne sature pas dans le temps. *Revue Forestière Française*, 2017, vol. 69, no 4-5, p.319-339.

Colloques

Audinot, T., Wernsdörfer, H., Colin, A., Bontemps, JD. Large scale forest growth model development to estimate France's forests resources. 19 au 23 mai 2019, colloque NIBIO (North Institutt for bioøkonomi) - A century of national forest inventories – informing past, present and future decisions (Oslo, Norvège), session « Lightning talks 2 ». Poster et présentation orale.

Audinot T. Critères de décisions statistiques pour une partition des forêts françaises et la stratification d'un modèle démographique à grande échelle. 9 et 10 mars 2020, colloque GdR Ecostat 2020 - Réunion annuelle du GDR Ecologie Statistique (Rennes, France), session « Démographie et dynamique des populations ». Présentation orale

Audinot T., Wernsdörfer, H., Colin, A., Bontemps, JD. Développement d'un modèle de macro-dynamique forestière pour simuler la dynamique de la forêt française dans un contexte non-stationnaire. 22 et 23 mars 2018, colloque IGN – 27ème journée de la Recherche (Marne la Vallée, France), session « Laboratoire d'inventaire forestier : avancées récentes ». Présentation orale

Audinot T. Développement d'un modèle de macro-dynamique forestière pour simuler la dynamique des forêts françaises dans un contexte non-stationnaire. 28 mars 2019, finale régionale de l'édition lorraine du concours "Ma thèse en 180 secondes (MT180)". Présentation orale, disponible sur https://www.youtube.com/watch?v=QlaKzBhfIt0

Abréviations

Type d'abréviations	Abréviations	Correspondance
Générales	IFN	Inventaire Forestier National
	MARGOT	MAtrix model of forest Resource Growth and dynamics On the Territory scale
Données dendrométriques	IR5	Accroissement radial sur 5 ans
	IR10	Accroissement radial sur 10 ans
	c13	Circonférence à 1,30 m
	c0	Circonférence à la souche
	ec	Epaisseur d'écorce de l'arbre à 1,30 m
Données géographique	GRECO	Grande région écologique
	Pr	Forêt privée
	D	Forêt domaniale
	AFP	Autre forêt publique
Essence forestière et groupe générique	Fs	Hêtre (*Fagus sylvatica*)
	Qs	Chêne pédonculé (*Quercus robur*)
	Qp	Chêne rouvre (*Quercus petraea*)
	Pa	Epicéa commun (*Picea abies*)
	Aa	Sapin pectiné (*Abies alba*)
	Cs	Châtaignier (*Castanea sativa*)
	Qp	Chêne pubescent (*Quercus pubescens*)
	Fe	Frêne (*Fraxinus excelsior*)
	Pp	Pin maritime (*Pinus pinaster*)
	Psi	Pin sylvestre (*Pinus sylvestris*)
	Cb	Charme (*Carpinus betulus*)
	Qi	Chêne vert (*Quercus ilex*)
	Pm	Douglas (*Pseudotsuga menziesii*)
	Ph	Pin d'Alep (*Pinus halepensis*)
	DR	Divers Résineux
	DF	Divers Feuillus

Type d'abréviations	Abréviations	Correspondance
Code strate	exemple: A.D.Pin sylvestre	GRECO.Propriété.Essence forestière
Paramètres et variables du modèle MARGOT	s	strate
	sd	intersection d'une strate et d'une classe de densité
	ss	sous-strate (intersection d'une strate et d'un département)
	hs	hyper-strate (intersection d'une GRECO et d'une essence principale)
	k	Classe de diamètre
	kouv	Classe de diamètre ouverte
	M	Matrice de transition de Markov
	r	Effectif de recrutement
	N	Vecteur effectif d'arbres
	Nha	Nombre de tiges par hectare
	Dg	Diamètre quadratique moyen
	RDI	Relative Density Index
	TPA	Taux de passage
	TPR	Taux de prélèvement
	TPRC	Taux de prélèvement corrigé
	TM	Taux de mortalité
	pi	Point d'inventaire (ou de sondage) de l'inventaire forestier national français
	sCO_2	Scénario d'évolution de la teneur en CO_2 atmosphérique
	coef	Coefficient correctif moyen

I. Introduction

1 Le contexte évolutif des forêts tempérées et mondiales

1.1 Eléments généraux

Les forêts sont essentielles à l'humanité. Ces écosystèmes abritent la part la plus importante de la biodiversité terrestre (80 %, dont plus de 60 000 espèces d'arbres ; FAO et UNEP, 2020), ils contribuent aux cycles biogéochimiques (Likens *et al*., 2013), jouent un rôle de protection des bassins versants, essentiels à l'approvisionnement en eau potable (en Europe, 110 millions d'hectares de forêts sont consacrées à cette tâche ; SOEF, 2015) et séquestrent du carbone (le puits de carbone des forêts dans le monde a augmenté de 2,4 ± 0,4 Pg $C.an^{-1}$ entre 1990 et 2007, dont 0,72 ± 0,08 Pg $C.an^{-1}$ dans les forêts tempérées ; Pan *et al.,* 2011).

Les forêts tiennent aussi un rôle dans notre économie. Environ trois millions d'emplois en Europe sont fournis par le secteur de la foresterie (620 000 employés), de l'industrie du bois (790 000 employés) et du papier (790 000 employés également ; SOEF, 2015). En 2010, 522 millions de m³ de bois ont été prélevé dans les forêts européennes (dont 475 millions de m³ de bois rond), et ont rapporté environ 13 milliards d'euros aux pays européens (dont 3 milliards à la France ; SOEF, 2015).

1.2 Mise en évidence de la non-stationnarité des forêts

Les forêts couvrent actuellement 31% de la surface terrestre, soit 4 milliards d'hectares (FAO, 2020). A l'échelle mondiale, on distingue deux contextes forestiers différents :

Les forêts d'Afrique et d'Amérique du Sud sont marquées par une diminution de leur surface forestière et de leur stock de bois principalement causée par la déforestation (transformations des forêts en terres agricoles ; **Figure 1 ;** FAO, 2020). **Les forêts d'Amérique du Nord sont quant à elles caractérisées par une surface forestière stable, tandis que les forêts d'Asie, d'Océanie et d'Europe sont caractérisées par une augmentation de leurs surfaces** (**Figure I.1 ;** FAO, 2020). Cette augmentation en surface est nommée « expansion forestière » (sensu FAO).

L'expansion forestière correspond à la phase finale du processus de « transition forestière » (Mather *et al.,* 1992), formalisé puis décrit en géographie comme étant le passage d'une période de diminution nette de la surface forestière à une période d'expansion nette en passant par un « minimum forestier ». A ce jour, l'ensemble des pays développés a connu ce phénomène (Meyfroidt & Lambin, 2011) causé par i) l'exode rural et l'abandon de terres agricoles au profit des forêts ;, ii) une transition énergétique avec l'utilisation d'énergie fossiles préférées au bois énergie ; iii) la mise en œuvre de

programmes de boisement volontaristes (FFN en France ; Betolaud 1972) iii) le changement de perception de la forêt et de son rôle environnemental et stratégique (Mather, 1992 ; Mather, 1998). Les forêts européennes se distinguent au plan mondial par l'expansion forestière la plus précoce, datée du début du XIX^{ème} siècle (Meyfroidt & Lambin, 2011).

La mise en place d'importants programmes de boisements est une autre cause de l'expansion forestière dans ces régions, en particulier en Asie. Par exemple, le projet « Three Norths Shelter Forest System Project » en Chine a pour objectif de planter plus de 30 millions d'hectares d'ici 2050 (Wenhua, 2004), afin de bloquer l'avancée du désert de Gobi et reconstituer des ressources en bois.

L'Europe et l'Amérique du Nord se distinguent des autres continents par une densification de leurs forêts (Rautiainen *et al.,* 2011). En effet, la surface des forêts nord-américaines est stable, tandis que leur stock de bois augmente engendrant une capitalisation en bois de leur forêt. L'Europe et l'Asie sont les deux continents connaissant à la fois une augmentation de leur surface forestière et de leur stock de bois (**Figure I.1** ; FAO, 2020). En Europe, l'augmentation relative du stock de bois est plus rapide que celle de ses surfaces (Rautiainen *et al.,* 2011). A l'inverse des forêts européennes, l'augmentation du stock de bois des forêts asiatique s'explique uniquement par l'augmentation de sa surface forestière (Rautiainen *et al.,* 2011).

Alors que l'augmentation des surfaces forestières est inhérente au phénomène de transition forestière**, la densification des forêts est provoquée par un déséquilibre entre la croissance, la mortalité et les prélèvements (Bontemps *et al.,* 2020).** Ce déséquilibre est induit par plusieurs facteurs, dont les boisements en espèces génétiquement améliorées, le développement de nouvelles forêts sur des terres agricoles antérieures avec une meilleure fertilité des sols (Koerner *et al*., 1997), une augmentation de la fertilité des sols (Glatzel, 1999) et une gestion de faible intensité ou inexistante. En effet, **les prélèvements en bois dans les forêts européennes sont inférieurs à l'accroissement des forêts (SOEF, 2015). En 2010, les taux de prélèvement représentaient 70,5 % de l'accroissement des forêts européennes (SOEF, 2015).**

Dans ce contexte, la forêt française métropolitaine se démarque nettement des autres forêts européennes, car elle occupe le **1er rang européen de l'expansion forestière en terme de stock de bois sur pied** (l'accroissement en stock de bois a été de 780 millions de m³ sur la période 1990-2015 (soit +31,2 millions de m³ par an ; **Figure I.2 ;** SOEF, 2015, Denardou *et al.,* 2017), et occupe le **8ème rang mondial et le 1er rang européen en termes de gain annuel de surface forestière** (+83 000 ha/an de surface forestière, soit une augmentation de 0,50 %/an sur la période 2010-2020, FAO, 2020).

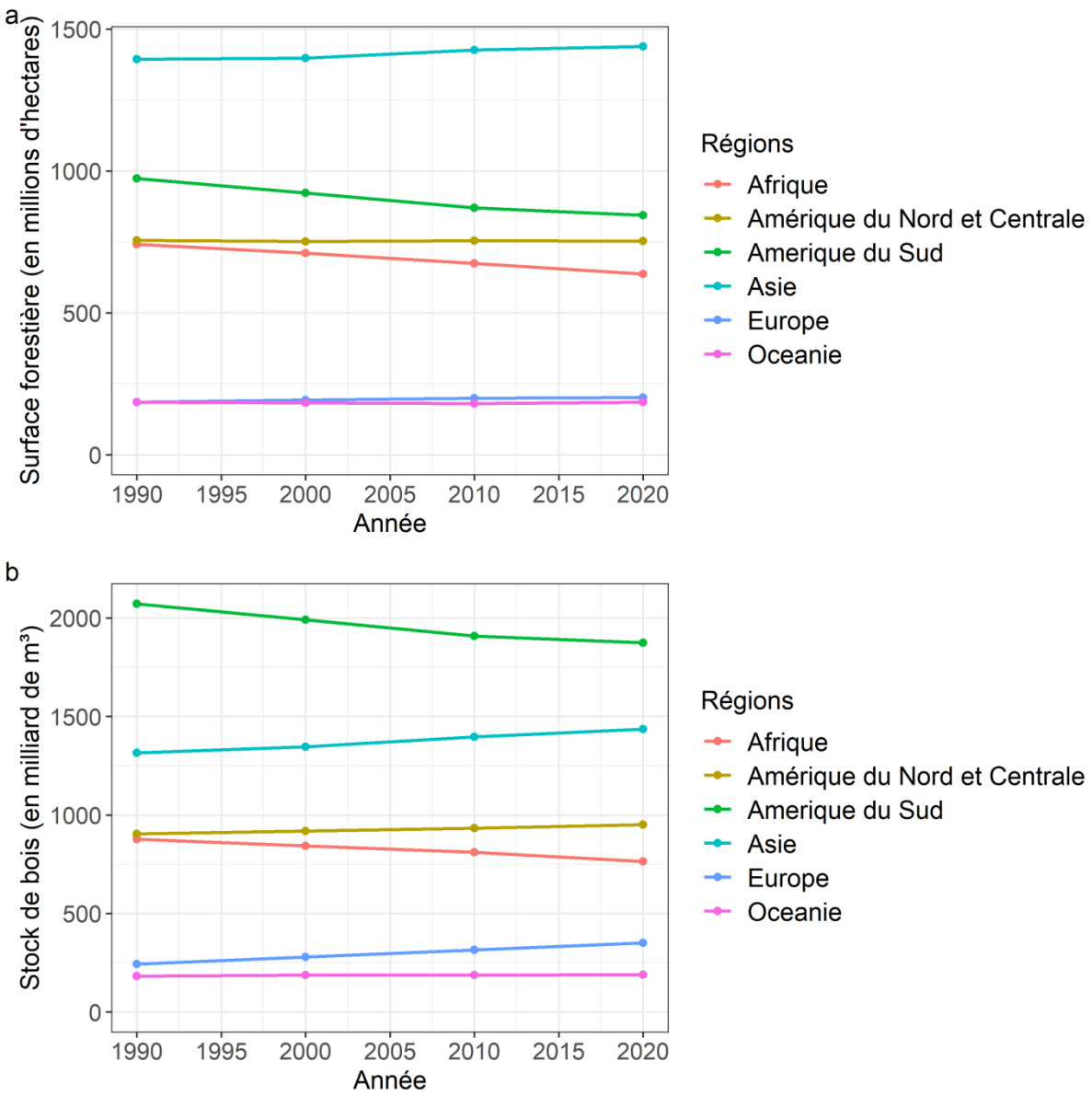


Figure I.1. Evolution de la surface forestière (a) et du stock de bois (b) des différentes régions du monde (données FAO 2020). La dynamique de décroissance des surfaces forestières d'Amérique du Nord et Centrale ne reflète pas la réalité, car elle est en partie due à un changement dans la méthode d'acquisition des données d'inventaire forestier des Etats-Unis (FAO, 2020). Les forêts russes ont été comptabilisées dans la région d'Asie.

De plus, **l'accroissement net des forêts françaises est deux fois supérieur aux prélèvements.** En effet, l'accroissement net est de 5,3 m³/ha/an, tandis que les prélèvements sont de 2,5 m³/ha/an, soit **un taux de prélèvement de 47 % par rapport à l'accroissement net des forêts** (SOEF, 2015). Une partie de cet accroissement non prélevé provient de l'émergence des nouvelles forêts, dont le bois ne peut être prélevé, ou des forêts en situation de handicap naturel (haute montagne, Denardou 2019).

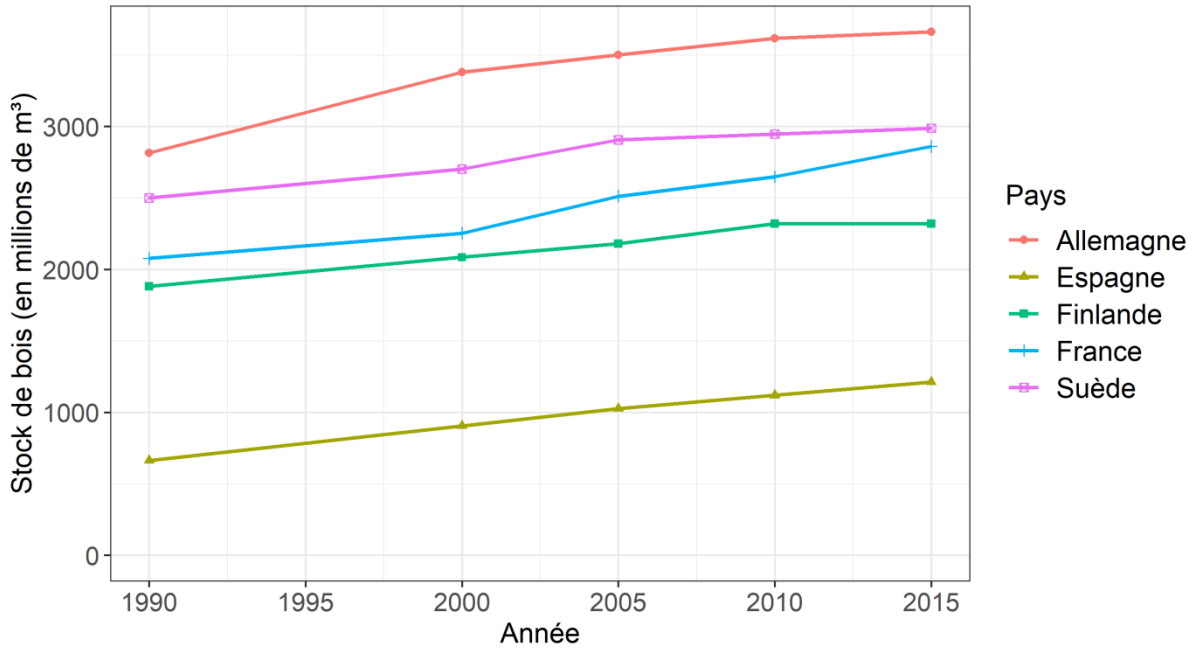


Figure I.2. Evolution du stock de bois sur pied dans les principaux pays forestiers européens (données *SOEF* 2015).

Enfin, **la forêt française est la plus hétérogène d'Europe en termes d'écotypes forestiers,** dont elle comprend 13 des 14 écotypes forestiers identifiés en Europe par Barbati *et al*. (2014) à l'exclusion des forêts boréales. **Cette hétérogénéité influence la dynamique de la forêt française** et engendre une diversité : i) des types de peuplements, avec des structures aussi variées que les plantations résineuses, les taillis feuillus vieillis, les peuplements mélangés de montagne (7,4 millions d'hectares de la forêt française est mélangée, soit 50 % de ses surfaces, Morneau *et al.,* 2008 ; IFN, 2019) ; ii) de leur gestion, allant de la très faible gestion (forêts et plantations abandonnées ou faiblement prélevées, exemple des forêts de haute montagne en France, Denardou, 2019) à une exploitation dynamique à intensive (massif landais, Vosges, Jura).

Le choix de l'étude des forêts françaises dans cette thèse est pertinent en vue de la modélisation de la dynamique forestière, car elles présentent un large panel de types de forêts présentes sur le continent européen et sont représentatives de leur dynamique forestière actuelle.

1.3 Un contexte environnemental et sociétal amplificateur actuel ou en devenir de la non-stationnarité des forêts

1.3.1 L'impact du changement climatique et de la capitalisation des forêts

Ces différentes tendances forestières ont lieu dans un contexte de changement climatique sans précédent (Jones *et al*., 2012), qui modifie les processus de croissance, de mortalité et de régénération, ainsi que la santé des arbres et la composition en espèces des forêts (Allen *et al*., 2010).

La croissance des forêts est modifiée à l'échelle mondiale. **L'augmentation des températures contribue de manière significative à l'augmentation du stock de bois dans les pays où la transition forestière est observée (Kauppi *et al*., 2018). La hausse des concentrations atmosphériques des gaz à effet de serre (essentiellement le CO_2 et les dépôts azotés) contribue également à l'accroissement des forêts dans le monde (Zhu *et al.,* 2016)**. De plus, les interactions entre les facteurs du changement climatique peuvent amplifier la modification des processus de croissance. Par exemple, en entraînant un réchauffement des sols et facilitant ainsi la mobilisation de l'azote par les arbres (Gärdenäs *et al.,* 2011).

Les modifications du processus de croissance induit par le changement climatique ont été identifiées sur les forêts européennes (Bolte *et al*., 2009 ; Kauppi *et al.,* 2014 ; Pretzsch *et al.,* 2014), notamment dans les forêts finlandaises où 37% de l'augmentation du stock entre 1971 et 2010 a été attribuée aux changements climatiques (Henttonen *et al*., 2017). En France, plusieurs travaux démontrent que des **conséquences du changement climatique** (hausse des températures et baisse des précipitations) **affectent de manière positive et négative la croissance des arbres** selon leur essence, leur origine (essence introduite ou indigène, Ols *et al*., 2020), et leur habitat (Charru *et al*., 2017 ; Ols *et al*., 2020)**.**

En Europe, la mortalité des forêts est elle aussi modifiée, avec une inflation de 2,40% de la mortalité de la canopée forestière entre 1984 et 2016 (Senf *et al.,* 2018), dont une partie est imputée au changement climatique**.** En France, il a été démontré que 6% de la mortalité observée dans les forêts étaient induits par le changement climatique (Taccoen *et al.,* 2019).

Le changement climatique est également étroitement lié à l'augmentation de la fréquence et de l'intensité des perturbations forestières (feux, sécheresses, vents, neiges, glaces, pathogènes et insectes, Seidl *et al*., 2017). Ces perturbations entraînent des changements du fonctionnement des forêts (Seidl *et al*., 2017), amplifiant leur caractère non-stationnaire. Par exemple, les tempêtes de Lothar et Martin de 1999 ont impacté une surface de 968 000 ha des forêts françaises sur plus de 10% de leur couvert et engendré près de 160 millions de m³ de chablis (IFN, 2003), tandis que la tempête Klaus en 2009 a provoqué 43 millions de m³ de dégâts essentiellement dans le massif landais (IFN, 2009).

D'autre part, Rautiainen *et al.* (2011) à l'échelle des forêts européennes et des forêts nord-américaines, et Bontemps *et al.* (2020) à l'échelle de la forêt française ont démontré que l'augmentation relative du stock de bois est plus importante que celle des surfaces forestières. **La densité du stock de bois des forêts françaises est passée de 144 m³/ha en 1990 à 169 m³/ha en 2015 (Bontemps *et al.,* 2020)**. Or, tous les travaux de croissance et de production des peuplements forestiers ont démontré que la densité des forêts influençait la croissance d'arbres (Wiedemann 1932 & 1937, Langsæter 1941, Møller 1944 & 1954), un phénomène appelé « densité-dépendance », également décrit sous le terme de relation capital-production en agronomie ou en économie, qui est au fondement même de la sylviculture (Skovsgaard & Vanclay 2008).

La vitesse à laquelle s'effectuent les changements forestiers en surface et en stock de bois et l'hétérogénéité des tendances forestières mettent en exergue le caractère non-stationnaire des forêts. Cette non-stationnarité constitue un véritable défi à l'impératif de gestion durable des ressources forestières.

1.3.2 Emergences de stratégies et de politiques forestières mondiale, européenne et nationale

La place des forêts dans le débat politique s'est accentuée depuis quelques années avec la prise de conscience du changement climatique, mais aussi par l'enjeu d'indépendance stratégique aux énergies fossiles et au développement de la « green economy ». En Europe par exemple, la mise en place d'une stratégie forestière cette année (2021) dans le cadre du pacte vert pour l'Europe (EU commission, 2019) a été votée en septembre 2020 par le parlement européen. Dans sa dimension forestière, cette stratégie aura pour objectif « *un boisement effectif ainsi que la préservation et la restauration des forêts en Europe, afin de contribuer à accroître l'absorption du CO_2, à réduire l'incidence et l'étendue des feux de forêt et à promouvoir la bioéconomie, dans le plein respect de principes écologiques favorables à la biodiversité* » (EU commission, 2019).

En effet, la forêt et la filière forêt-bois ont été identifiées comme étant des leviers d'atténuation potentielle du changement climatique (Canadell & Rauparch 2008 ; Sousa-Silva *et al.,* 2018 ; Halofsky *et al.,* 2018), et des actions sont mises en place à différentes échelles (mondiale, continentale, nationale) dans ce sens. En France, ces leviers ont été étudiés par Roux *et al.* (2017) selon différents scénarios de gestion forestière. La dynamique forestière actuelle (augmentation des surfaces et densification des forêts) combinée à une gestion optimisée ainsi qu'au développement des filières bois-énergie et bois-matériaux peut amener à une contribution significative de la forêt pour l'atténuation du changement climatique (Jean-Baptiste & Ducroux, 2003 ; Robert & Saugier, 2003 ; Roux et al. 2017).

Au niveau mondial, le protocole de Kyoto (UNFCCC, 2008) a eu pour objectif de réduire les émissions de gaz à effet de serre de 18 % sur la période 2013-2020, par rapport au niveau de

1990 en privilégiant les énergies renouvelables. En Europe, il a appellé à atteindre 20% d'énergie renouvelable d'ici 2020 (17,2 % en 2019, Ministère de la Transition Ecologique, 2020).

Cet objectif européen a été complété en 2012 par la mise en place de la stratégie pour **la bioéconomie** (*Europe's Bioeconomy Strategy* ; EU commission, 2018), **visant à créer une économie dans laquelle les matériaux, les produits chimiques et les énergies soient des dérivés de ressources biologiques renouvelables** (McCormick & Kautto, 2013).

A travers la stratégie nationale bas-carbone (Ministère de la Transition Ecologique, 2020), la France s'est quant à elle engagée : i) à diminuer ses émissions en gaz à effet de serre de 40% d'ici 2030 par rapport à ceux de 1990, ii) à ce que la part d'énergie renouvelable augmente de 27% d'ici 2030, iii) à atteindre la neutralité carbone d'ici 2050. La biomasse étant la première source d'énergie renouvelable en France (Ministère de la Transition Ecologique 2020), une part importante des énergies renouvelables pourrait provenir de la biomasse forestière ligneuse.

La forêt n'est donc plus uniquement considérée uniquement comme une alternative aux énergies fossiles et matériaux énergivores, mais aussi comme étant un puits de carbone.

1.4 Un besoin impérieux en outils de simulation à grande échelle spatiale

Ces différentes politiques et stratégies forestières ont donc pour objectif de mobiliser davantage de bois, principalement comme ressource en énergie et en matériaux renouvelables. Leur existence repose sur le fait que les prélèvements sont en moyenne inférieurs à l'accroissement des forêts, ou que ce dernier doit être intensifié. En ce sens, la commission européenne a fixé comme objectif l'augmentation des taux de prélèvements de bois de 30%, par rapport aux taux de 2010 (EU commission, 2013), qui était alors de 522 millions de m³ (SOEF, 2015).

Cela amène à s'interroger sur la disponibilité et la distribution actuelle et future des ressources forestières sur les territoires. Pour y parvenir, **disposer d'outils quantitatifs capables de simuler la dynamique des forêts sur de grands territoires sous différents scénarios de gestion devient un impératif, d'autant plus dans un contexte non-stationnaire (capitalisation des forêts en bois et effets du climat et de ses changements) et face à l'enjeu de souveraineté nationale inhérent à l'évaluation de la biomasse et du carbone des forêts, devient un impératif.**

En Finlande, un modèle de ressource forestière hybridé (modèle fonctionnel FinnFor et dendrométrique MOTTI ; Matala *et al.,* 2005 ; Kärkkäinen *et al.,* 2008) a été utilisé sur l'ensemble des forêts finlandaises, afin de tester l'impact de deux scénarios de prélèvements et de deux scénarios climatiques sur la disponibilité future en bois énergie à l'horizon 2050

(Kärkkäinen *et al.,* 2008). Récemment en France, une étude de la même envergure a été conduite par Roux *et al.* (2017), fondée sur le modèle de ressource forestière MARGOT (*MAtrix model of forest Resource Growth and dynamics On the Territory scale*) objet du présent travail (Wernsdörfer *et al*., 2012), le modèle économique FFSM (*French Forest Sector Model*, Caurla *et al.,* 2010) et le modèle écophysiologique GO+ (Moreaux *et al.,* 2020). L'étude avait en partie pour objectif d'estimer l'incidence de trois scénarios de gestion et de deux scénarios climatiques sur le bilan carbone et le bilan économique de la filière forêt-bois française à l'horizon 2050.

Cependant, **Linkevičius *et al.* (2019) ont relevé que des outils de simulations développés pour l'appui aux politiques forestières sont rarement utilisés de façon opérationnelle, car il existe un manque de confiance des utilisateurs envers ces outils.** L'étude met en avant la réticence des utilisateurs, de par la complexité de ces outils et du manque de développements nécessaires. Ce constat est en parti étayé en France, car les différentes études de projections de ressources forestières françaises à l'horizon 2050 (Roux *et al.,* 2017 ; Valade *et al*., 2017) ont fait l'objet de critiques, notamment aux sujets des outils de simulation utilisés et de l'interprétation des résultats par des personnes extérieurs à l'étude (du Bus de Warnaffe & Angerand, 2020).

Par conséquent, dans la suite de cette introduction nous allons chercher : i) à identifier quels sont les outils de simulations permettant d'évaluer les ressources forestières futures sur une grande échelle spatiale sous différents scénarios de gestion forestière, ii) à identifier les forces et les faiblesses de ces outils, iii) à démontrer la pertinence du modèle MARGOT (Wernsdörfer *et al*., 2012) comme outil de simulation pour simuler les ressources forestières françaises métropolitaines dans un contexte non-stationnaire.

2 Modèles de dynamique à grande échelle : une revue approfondie de la littérature

2.1 Les grands types de modèles forestiers

Les modèles forestiers décrivent l'évolution dans l'espace et dans le temps de variables descriptives d'un peuplement forestier, d'une population d'arbres forestiers ou d'arbres individuels (Franc *et al*., 2000). Les échelles temporelles et spatiales et les niveaux d'organisation représentés définissent la résolution du modèle. Selon l'échelle choisie, les processus modélisés diffèrent (Levin, 1992 ; Peterson, 2000). Par exemple, l'échelle temporelle dans les modèles forestiers peut varier de l'ordre de la seconde pour les modèles étudiant la photosynthèse, à l'ordre de la centaine de millions d'années pour l'étude la biogéographie et de la flore arborée amazonienne (Franc *et al.,* 2000). Il est irréaliste de tenir compte des cycles sylvigénétiques dans le premier type de modèle, et de la photosynthèse dans le second type. Franc *et al.* (2000) distinguent ainsi trois types de modèles forestiers dynamiques :

- le **modèle de croissance forestière**. La croissance est le processus systématiquement modélisé, pour des arbres ou des peuplements, sur un horizon de quelques décennies (Franc *et al.,* 2000). Le processus de mortalité issue de la compétition entre les arbres peut aussi être représenté (Goreaud *et al.,* 2005). Ces modèles sont souvent limités au type de peuplement forestier sur lequel ils ont été développés (*e.g*. peuplements purs et réguliers de chêne ou de hêtre en plaine, peuplements hétérogènes de sapin et d'épicéa en montagne), rendant leur emploi limitant pour évaluer une ressource forestière sur une grande échelle spatiale et potentiellement riche en contextes forestiers ;

- le **modèle de dynamique forestière.** Ces modèles prennent en compte les trois principaux processus dynamiques que sont la croissance, la mortalité et la régénération, sur des horizons temporels longs (de quelques décennies jusqu'à des horizons séculaires ; Franc *et al.,* 2000). Ces modèles sont utilisés pour prédire les ressources forestières ou en écologie pour décrire l'évolution démographique de populations d'arbres. Comme pour les modèles de croissance, leur utilisation peut être limitée à leur contexte d'origine ;

- le **modèle de succession forestière.** La succession forestière désigne les mécanismes d'évolution et de développement d'un écosystème forestier (établissement des semis, croissance, mortalité, évolution de la composition et de la diversité en espèces, Shugart & West, 1980 ; Finegan 1984 ; Franc *et al.,* 2000) depuis son stade

initial à un stade d'équilibre théorique appelé climax (Clements, 1904), sur des horizons pouvant être pluri-séculaires. Les modèles de succession sont rarement utilisés dans l'évaluation des ressources forestières, car ils nécessitent des données difficiles et coûteuses à acquérir sur de grands territoires (notamment des données spatiales, Taylor *et al.,* 2009). Il existe cependant des exceptions (modèle de succession forestière LANDIS-PRO pour évaluer les ressources forestières d'une région du centre-est des Etats-Unis, Wang *et al.,* 2014).

Dans leur dimension appliquée, ces trois types de modèles forestiers peuvent servir d'outils d'étude des forêts, et raisonner des stratégies de gestion. Ils varient en complexité et en précision, essentiellement selon leurs objectifs et le niveau d'exigence attendu (Vanclay, 1994 ; Landsberg, 2003 ; Taylor *et al.,* 2009).

➔ **Les modèles de succession forestière ne sont pas adaptés ni souhaitables pour simuler des ressources forestières sur de grandes échelles spatiales, tandis que les modèles de croissance ne représentent pas l'ensemble des processus de dynamique forestière, ce qui limite leur réalisme en contexte applicatif. Par conséquent, cette thèse se positionne comme contribution au développement des modèles de dynamique forestière.**

2.2 Des cartes aux modèles de dynamique forestière

Les outils de gestion forestière se sont essentiellement développés dans les pays de l'hémisphère Nord et en Nouvelle-Zélande (Houllier *et al.,* 1991).

Après l'usage de cartes et de tables de production, c'est dans la seconde moitié du XX^{e} siècle que les modèles forestiers décrivant la croissance de forêts par des systèmes d'équations différentielles apparaissent (*e.g.* Clutter, 1963). Dans un premier temps, ces modèles se sont essentiellement appliqués à des peuplements décrits par des dispositifs sylvicoles (Pretzsch, 2009). Cependant, la disponibilité de données forestières a considérablement augmenté, en partie grâce au développement des inventaires forestiers modernes (Tomppo *et al.,* 2010). La formalisation de ces inventaires date du début du XX^{ème} siècle, et dans un petit cercle de pays (Norvège, Etats-Unis, Finlande, Suède ; Tomppo *et al.,* 2010). Leur systématisation dans la deuxième moitié du XX^{e} siècle a contribué au développement de modèles de dynamique forestière à plus grande échelle, dont les processus peuvent être estimés sur une distribution des effectifs d'arbres par classe de diamètre (*e.g* Beers, 1962)**.**

L'avancée des connaissances et des technologies informatiques (Houllier, 1991 ; Pretzsch, 2009) ont permis l'émergence de modèles de dynamique forestière plus complexes. Les modèles centrés sur la dynamique d'arbre émergent dans les années 1960 (Weiskittel *et al.,* 2011), et permettent de prédire la croissance et la survie d'arbres individuels (*e.g.* Newnham

& Smith, 1964 ; Fries, 1974). Dans les années 1960, des modèles capables d'intégrer les conditions écologiques et climatiques (Landsberg, 2003 ; Pretzch, 2009) connaissent leurs premiers développements (*e.g.* Jarvis & Leverenz, 1983).

Dans les années 1990, le contexte du changement climatique marque une période de transition dans l'utilisation des modèles de croissance et de dynamique forestière (Bossel, 1991). En effet, l'augmentation de la fréquence et de l'intensité des perturbations remettent en question les projections longues des modèles empiriques stationnaires sous climat changeant (projection pouvant aller jusqu'à une centaine d'années, Barreiro *et al.,* 2016 ; Shifley *et al.,* 2017). De plus, la mise en place de stratégies forestières au niveau national et international, inhérente à l'évaluation de la biomasse et du carbone des forêts, et la disponibilité de données à de grandes échelles spatiales par les inventaires forestiers nationaux, conduit à développer des modèles suffisamment génériques pour simuler la dynamique des forêts à des échelles nationales, voire continentales. Par exemple, Sallnäs (1990) a développé un modèle de dynamique forestière à partir de l'Inventaire Forestier National (IFN) suédois afin de modéliser la production de bois des forêts du pays sous différents scénarios de gestion forestière. Actuellement, dans le monde et en particulier en Europe, les pays disposent d'un ou plusieurs modèles de dynamique forestière capables de simuler leurs ressources forestières dans le contexte du changement climatique (par exemple le modèle WEHAM pour l'Allemagne (Rock *et al.,* 2013), le modèle MASSIMO pour la Suisse (Stadelmann *et al.,* 2019) et le modèle FVS pour les États-Unis (Wykoff *et al.,* 1982 ; Dixon, 2002)). Plus récemment, des modèles au niveau continental ont été également développés à partir de données d'inventaires forestiers nationaux de plusieurs pays. On peut par exemple citer les modèles EFDM (Packalen *et al.,* 2014 ; Sallnäs *et al.,* 2015 ; Vauhkonen & Packalen, 2017) et EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007 ; Verkerk *et al.,* 2016) pour l'Europe.

➔ **Le développement des inventaires forestiers nationaux ainsi que le contexte économique, social et environnemental global ont amené la recherche à s'intéresser au domaine de la modélisation de la dynamique forestière à grande-échelle. Depuis quelques décennies, ce domaine est devenu essentiel, et a ouvert un nouveau temps dans l'histoire des modèles de dynamique forestière.**

2.3 Critères de définition des modèles de dynamique forestière à grande-échelle

Nous examinons ici les critères qui permettent de définir les modèles de dynamique forestière à grande-échelle spatiale et de les différencier des autres modèles.

2.3.1 L'échelle spatiale et la résolution biologique

L'échelle spatiale d'un modèle est composée de trois attributs :

- Le périmètre d'exploitation (ou domaine d'étude) définit la surface d'étude du modèle. Dans le modèle de dynamique forestière MASSIMO (Kaufmann, 2000 ; Stadelmann *et al.,* 2019), le domaine d'étude est la Suisse et le Liechtenstein.
- La résolution spatiale du modèle est la précision de la mesure, ou l'unité spatiale prise en compte (Turner *et al.,* 1989 ; Bierkens *et al.,* 2000). Elle fait référence au niveau de détail spatial auquel les processus de dynamique forestière sont modélisés.

- Le niveau de résolution des entités forestières est enfin un aspect structurant. Sur un grand territoire, on peut distinguer 4 niveaux de résolution des modèles de dynamique forestière (Barreiro *et al.,* 2017) : i) l'échelle traditionnelle du peuplement forestier (où s'opère la sylviculture), ii) l'échelle du paysage où les modèles sont utilisés dans des approches plus intégratives fondées sur des représentations SIG couplées, iii) l'échelle des bassins régionaux d'approvisionnement, où les modèles s'appuient essentiellement sur des données d'inventaire pour des fins de de planification et de politique forestière, iv) l'échelle globale ou continentale où les modèles sont utilisés à fins de rapportages internationaux ou pour décrire le fonctionnement de la biosphère.

➔ **L'analyse selon l'échelle spatiale permet d'identifier les modèles prédisant les ressources forestières sur de grands domaines spatiaux. Un modèle de dynamique forestière à grande-échelle a pour domaine d'étude un territoire forestier régional, national ou continental, pouvant être résumé en « grands territoires forestiers ».**

Définir ces modèles en fonction du seul périmètre spatial reste cependant réducteur. En effet, si la ressource étudiée est homogène sur l'ensemble du territoire, le développement de sous-modèles de dynamique forestière (de type peuplement) adaptés aux quelques contextes forestiers de cette ressource peut être suffisant. Une agrégation par sommation des simulations de ces sous-modèles permet ensuite d'obtenir une évaluation sur l'ensemble de la ressource forestière. C'est par exemple le cas du modèle norvégien AVVRICK-2000 (Eid & Hobbelstad, 2000), qui s'appuie sur 3 sous-modèles de dynamique forestière par essence (Epicéa commun, Pin sylvestre, et Bouleau). C'est encore le cas pour le modèle finlandais MOTTI (Kärkkäinen *et al.,* 2008). Par conséquent, il est nécessaire d'identifier d'autres critères permettant de définir les modèles de dynamique forestière à grande-échelle.

2.3.2 L'échelle temporelle

Deux dimensions constituent l'échelle temporelle : (i) l'horizon temporel correspond à la durée sur laquelle le modèle simule les ressources forestières du périmètre d'exploitation. L'horizon temporel du modèle MASSIMO (Kaufmann, 2000 ; Stadelmann *et al.,* 2019) est le siècle, (ii) la résolution temporelle, ou l'unité/pas de temps du modèle. La résolution temporelle du modèle MASSIMO est de dix ans.

L'objectif principal d'un modèle de dynamique forestière à grande-échelle spatiale étant d'évaluer les ressources sur un grand territoire à des fins stratégiques, **les modèles à grande-échelle nécessitent de considérer un horizon temporel entre quelques décénies et un sciècle, selon les problématiques abordés.** Par ailleurs, l'horizon temporel doit permettre de mesurer l'impact de scénarios de gestions testés sur le long-terme (Roux *et al.,* 2017) d'une part, et éviter une propagation trop forte des incertitudes des simulations. De plus, établir des scénarios de gestion au-delà du siècle dans un contexte non-stationnaire pourrait avoir un caractère déraisonnable.

2.3.3 Données support des modèles de dynamique forestière

Le type de données et leur représentativité peuvent limiter le paramétrage et l'initialisation des modèles, et en conséquence leur finalité (Taylor *et al.,* 2009). **Le développement de modèles de dynamique forestière à grande échelle nécessite des données pouvant décrire l'état et l'évolution des forêts sur un grand territoire forestier.** Nous présentons ici les principales sources de données utilisées par les modèles opérant sur de grands territoires forestiers.

2.3.3.1 Les tables de production

Les tables de production représentent des tendances dynamiques moyennes observées d'un type de peuplement dans un contexte et sont majoritairement développées pour des peuplements purs et équiennes (Weiskittel *et al.,* 2011). Leur utilisation sur des ressources hétérogènes nécessiterait un nombre important de ces tables adaptées à la diversité des peuplements forestiers du domaine. De plus, elles ont un caractère fixiste.

Ces données restent utilisées dans des modèles à grande échelle, par exemple par le modèle CBM-CFS3 (Apps *et al.,* 1999 ; Kurz *et al.,* 2009 ; Pili *et al.,* 2018) pour simuler les forêts européennes et celles du Canada. Néanmoins, ce modèle s'appuie également sur des données d'inventaires forestiers nationaux. Ces tables de productions servent dans CBM-CFS3 à décrire l'allocation de biomasse dans les arbres d'un peuplement selon son âge, tandis que les données d'inventaire permettent d'initialiser le modèle sur une ressource.

2.3.3.2 Les données des inventaires de gestion

Les inventaires de gestion (*standwise forest inventory*, ou SFI) sont spécialement conçus pour l'aménagement forestier et ont un caractère moins formel et robuste que les inventaires statistiques (Barreiro *et al.,* 2017). A titre d'exemple, le modèle irlandais FORECAST (Phillips, 2011) se fonde sur de telles données pour simuler les ressources forestières irlandaises (*Picea sitchensis*, *Picea abies* et *Pinus contorta*).

2.3.3.3 Données pour les modèles utilisant une approche fonctionnelle

Les modèles fonctionnels, fondés sur les flux de matière et d'énergie, utilisent des données satellitaires ou issues de tours à flux (Morales *et al.,* 2005) qui ont pour objectif de mesurer les échanges de CO_2, d'eau et d'énergie entre l'atmosphère et un peuplement forestier, à une échelle temporelle fine (horaire ou semi-horaire). Les modèles fonctionnels utilisent également des données météorologiques (températures, rayonnements, humidité, vitesse et direction du vent, pression atmosphérique, précipitations...etc.), et des données sur le sol (profondeur, roche mère, texture, réserve utile…etc.).

Ces modèles sont basés sur un nombre significatif de paramètres, initialisés à partir de données et de la littérature. Par exemple, le modèle fonctionnel CASTANEA dans sa version décrite dans Dufrêne *et al.* (2005) est basé sur 98 paramètres différents estimés à partir de 33 publications scientifiques et d'une dizaine de travaux non publiés et permettant au modèle de simuler l'allocation de carbone dans un arbre moyen, l'interception de la lumière par la canopée, la photosynthèse, la respiration de maintenance et autotrophe, la phénologie, les flux d'eau entre le peuplement, le sol et l'atmosphère…etc.

Cet aspect constitue le point faible de ces modèles, car le volume de données et le nombre de paramètres nécessaires pour les faire fonctionner rendent ces modèles complexes d'utilisation, augmentent les incertitudes de leur simulation (Van Oijen *et al.,* 2005) et les rendent peu opérationnels sur de grands territoires.

2.3.3.4 Les Inventaires Forestiers Nationaux (IFN)

Les programmes d'inventaire forestier ont été mis en place afin de connaître l'état et l'évolution des forêts à des échelles territoriales (régionales ou nationales), et reposent sur un échantillonnage statistique des forêts. Ils fournissent des données représentatives surfaciques, de stocks de bois, démographiques et écologiques (structure, composition, qualité du site), et permettent ainsi le développement de modèles forestiers sur de grands territoires forestiers (Barreiro *et al.,* 2017).

Il existe des disparités importantes entre les inventaires d'un pays à l'autre. En premier lieu, la définition d'une forêt n'est pas commune à l'ensemble des pays. Tandis que l'inventaire français a par exemple adopté la définition internationale des forêts issue de la FAO (> 0,5 ha, > 10 % de taux de couvert et > 20 m de large), celle de l'inventaire allemand est plus sensible (> 0,1 ha, >10 m de largeur, > 50 % de taux de couvert ; Tomppo *et al.,* 2010).

Les inventaires diffèrent également par leur plan de sondage. Si la majorité des inventaires utilisent un échantillonnage systématique (Tomppo *et al.,* 2010), la nature des observations diffère, avec une majorité d'inventaires se basant sur des placettes permanentes (Tomppo *et al.,* 2010), permettant d'estimer plus aisément les flux démographiques (par exemple en Allemagne, Autriche et Belgique), d'autres pays utilisant des combinaisons de placettes permanentes et temporaires (Danemark, Finlande, Roumanie), et d'autres enfin des placettes temporaires (comme au Portugal et en Slovaquie). L'inventaire français a quant à lui adopté un système de placettes semi-permanente. La périodicité diffère encore. En France depuis 2005, un échantillonnage annuel est effectué, tandis qu'en Allemagne les inventaires forestiers sont réalisés tous les 10 ans (chacun correspondant à un cycle d'inventaire différent).

➔ **Ces modèles s'appuient sur des données diversifiées. Cependant, l'exhaustivité et la richesse des données d'IFN les rendent incontournables face à l'ambition de simuler des ressources forestières larges, en particulier si elles sont hétérogènes.**

2.3.4 Les scenarios de gestion forestière : une variable de commande des modèles de dynamique forestière

Les variables de commande concernent des processus et enjeux économiques, sociétaux et environnementaux (Barreiro *et al.,* 2017), et incluent pour l'essentiel : 1) la gestion forestière et en particulier les prélèvements, 2) le renouvellement des forêts (par exemple les programmes de boisement ; Roux *et al.,* 2017), 3) les perturbations (abiotiques et/ou biotiques tels que les feux de forêts (*e.g.* le modèle portugais SIMPLOT (Barreiro & Tomé, 2011 & 2012), les tempêtes de vents (*e.g.* le modèle suisse MASSIMO ; Stadelmann *et al.,* 2019) ou encore l'impact d'agents pathogènes (*e.g.* le modèle CBM-CFS3 (Kurz *et al.,* 2009) prend en compte les invasions d'insectes et leur perturbation des flux de carbone).

S'agissant des prélèvements forestiers, l'approche systématique est l'implémentation de scénario *business as usual* qui simule la gestion forestière courante, et constatée dans les données existantes (*e.g*. le modèle suisse MASSIMO (Stadelmann *et al.,* 2019)), et qui sert de référence à l'exploration de scénarios divergents.

➔ **Les modèles de dynamique forestière opérant sur grande échelle spatiale prennent en compte une gestion forestière constatée ou exploratoire, et notamment les éclaircies et les coupes finales (Barreiro *et al.,* 2016), par une scénarisation dans le**

temps. Les modèles n'étant pas capables de représenter la gestion forestière sont aux limites de la définition retenue.

2.3.5 Synthèse. Essai de définition d'un modèle de dynamique forestière à grande-échelle

Les échelles spatiales et temporelles, les données d'élaboration des modèles de dynamique forestière, ainsi que la prise en compte de scénarios de gestion forestière dans les simulations forment quatre critères permettant de définir les modèles de dynamique forestière à grande-échelle. Ils permettent de proposer la définition suivante :

On désigne par « modèle de dynamique forestière à grande échelle » un modèle simulant des ressources forestières sur un horizon temporel long (pluri-décennal à séculaire), pouvant simuler de grands territoires forestiers régionaux à continentaux de manière exhaustive, en prenant en compte les différents processus de la dynamique forestière, et capable d'intégrer des scénarios de gestion forestière, à partir de données permettant de décrire l'état et l'évolution des forêts de ce territoire.

2.4 Classification des modèles de dynamique forestière à grande échelle

2.4.1 Constitution d'une bibliographie de modèles européens de dynamique forestière à grande-échelle

A partir de la définition précédente, une revue bibliographique et typologie des modèles développés exclusivement en Europe a été constituée. Ce développement étant récent et peu formalisé (seconde moitié du XX^{e} siècle), il existe une hétérogénéité marquée de mots-clés permettant de les décrire (**Annexe I.1**). Trois revues de littérature au moins ont établi à ce jour une classification représentative des modèles de dynamique forestière à grande-échelle européens : Barreiro *et al.* 2016, 2017 et Linkevicius *et al.* 2019 ; cette dernière n'étant cependant pas exhaustive.

Nous avons procédé en deux étapes : i) une sélection massive dédiée aux modèles de dynamique forestière depuis 1990, date correspondant au premier modèle à grande-échelle décrit en Europe (Sallnäs, 1990), ii) un filtrage selon la définition adoptée, et avec simulation d'une ressource forestière à une échelle nationale.

Cette recherche (Web Of Science, le 13/03/2019) nous a permis d'identifier 17 modèles correspondant à environ **140 publications scientifiques entre 1990 et 2019**, étendue par la suite à **21 modèles de dynamique forestière à grande échelle en Europe (Tableau I.1).**

2.4.2 Classification selon l'approche de modélisation et le niveau d'organisation biologique

2.4.2.1 Premiers repères

Une première distinction se fonde sur le « point de vue » du modèle (Legay, 1997) en distinguant les modèles réductionnistes des modèles holistes. L'holisme est l'approche des modèles empiriques synthétiques, où la forêt est considérée dans son ensemble à des niveaux phénoménologiques représentant nécessairement la résultante d'interactions entre entités sous-jacentes. **En opposition, l'approche réductionniste** qui consiste à étudier chacune des entités isolées, puis à les assembler pour comprendre le système étudié (Loojien, 2012) fonde la philosophie utilisée par les modèles fonctionnels.

Une seconde distinction peut être opérée sur les niveaux d'organisation biologique représentés. Le niveau d'organisation biologique d'un modèle fait référence à l'échelle d'organisation du vivant dans une hiérarchie biotique (Turner *et al.,* 1989). Dans les modèles de prédictions des forêts, les niveaux d'organisations modélisés vont du tissu biologique (*e.g*. le modèle SECRETS (Deckmyn *et al.,* 2004)) jusqu'au biome (*e.g.* le modèle européen EFDM (Packalen *et al.,* 2014)). S'agissant des modèles de dynamique à grande échelle, ces niveaux s'étendent de l'arbre individuel jusqu'à un domaine forestier régional au moins.

Tableau I.1. Liste des 21 modèles de dynamiques forestières à grande échelle identifiés en Europe.

Territoire	Modèle	Références principales	Lieu de développement	Données
Allemagne	WEHAM	Rock *et al.* (2013)	Thünen-Institute of Forest Ecosystems	IFN
Autriche	CALDIS	Kinderman (2010)	Institute of Forest Growth and Yield Research	IFN
Autriche	PROGNAUS	Sterba *et al.* (1995) Ledermann (2006)	Institute of Forest Growth Research of the Austrian University of Natural Resources and Applied Life Sciences	IFN
Danemark	DKSimulator	Nord-Larsen & Suadicani (2010)	Danish National Forest Inventory	IFN
Finlande	MELA	Siitonen *et al.* (1996) Redsven *et al.* (2013)	The Finnish Forest Research Institute	IFN Placettes permanentes
Finlande	MOTTI	Hynynen *et al.* (2002) Salminen *et al.* (2005)	Natural Resources Institute Finland The Finnish Forest Research Institute	IFN
France	MARGOT	Wernsdörfer *et al.* (2012)	Institut National de l'Information Géographique et Forestière	IFN
Irlande	FORECAST	Kimmins (1993, 1997) Phillips (2011)	National Council For Forest Research & Development (Department of Agriculture, Food and the Marine)	SFI Table de production
Lituanie	KUPOLIS	Petrauska & Kuliešis (2004)	Institute of Forest Management and Wood Science	SFI
Norvège	AVVIRK2000	Eid & Hobbelstad (2000)	Agricultural University of Norway (Department of Forest Sciences)	IFN
Norvège	Matrix model for Norway	Bollandsås *et al.* (2008)	Norwegian University of Life Science (Department of Ecology and Natural Resources Management)	IFN

Tableau I.1 (suite). Liste des 21 modèles de dynamiques forestières à grande échelle identifiés en Europe.

Territoire	Modèle	Références principales	Lieu de développement	Données
Portugal	SIMPLOT	Barreiro & Tomé (2011, 2012)	Forest Research Centre (Forest Ecology and Forest Management Group)	IFN
Suède	HEUREKA	Lundström & Söderberg (1996) SLU (2010) Wikström *et al.* (2011)	Swedish University of Agricultural Sciences (Departement of Forest Survey)	IFN
Suisse et Liechtenstein	MASSIMO	Kauffman, 2000 Stadelmann *et al.* (2019)	Swiss Federal Institute for Forest	IFN Placettes permanentes
Wallonie (Belgique)	SIMREG	Perin *et al.* (2021)	Gembloux Agro-Bio Tech, Université de Liège (Gestion des ressources forestières)	IFN
Europe	EFDM	Packalen *et al.* (2014) Sallnäs *et al.* (2015)	European Commision	IFN
Europe	EFISCEN	Schelhaas *et al.* (2007)	European Forest Insitute	IFN
Europe	FORMIT-M	Härkönen *et al.* (2019)	Europen Commission	IFN
Europe	LPJd	Zaehle *et al.* (2006)	Potsdam Institute for Climate Impact Research	IFN Table de production
Europe	ORCHIDEE-CAN	Naudts *et al.* (2015)	Institut Pierre Simon Laplace	IFN
Europe et Canada	CBM-CFS3	Kurz *et al.* (2009) Pili *et al.* (2018)	Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Carbon Accounting Team	IFN Table de production

2.4.2.2 Modèles fondés sur une approche empirique

Les modèles utilisant une approche empirique sont indiqués au **Tableau I.2**.

2.4.2.2.1 Les modèles d'« arbres »

Les modèles se fondant sur l'arbre comme niveau d'organisation biologique sont les plus répandus dans le domaine de la modélisation de la dynamique forestière à grande échelle (**Tableau I.2**). Ils présentent l'avantage (Weiskittel *et al.,* 2011) de décrire un arbre dans un peuplement de façon réaliste et précise, à l'aide d'indicateurs propres à l'arbre (dimensions, âge, espèce) ou à son environnement (densité de la communauté, fertilité stationnelle ; Franc *et al.,* 2000). Ces modèles peuvent ainsi prédire certaines caractéristiques comme la qualité du bois, ou la quantité de carbone contenue dans un arbre. Ce niveau d'organisation est souvent préféré pour simuler des territoires forestiers hétérogènes en structure et en âge (Weikittel *et al.,* 2011). Cependant, leur haute résolution peut engendrer des accumulations d'erreurs lors de calculs agrégatifs sur de grands territoires forestiers (Cao, 2006).

2.4.2.2.2 Les modèles de peuplements

Les modèles centrés sur les peuplements les décrivent par des informations moyennes et/ou cumulées, projetées dans le temps, comme par exemple le nombre d'arbres, la surface terrière et/ou le volume de bois sur pied d'un peuplement (Barreiro *et al.,* 2017 ; Weiskittel *et al.,* 2011 ; Porté & Bartelink, 2002). La faible complexité des données qu'utilisent ces modèles en font les plus simples à développer (Cao *et al.,* 2006). Ils diffèrent par leur degré de sophistication (Vanclay, 1994 ; Weiskittel *et al.,* 2011), et sont moins fréquents à grande échelle du fait de leur instanciation fréquente selon les espèces d'arbres. Ils sont ainsi utilisés dans les pays ayant une faible diversité en espèces ou de contextes écologiques (**Tableau I.2**).

2.4.2.2.3 Les modèles de distributions d'individus ou de peuplements

Les modèles de distribution peuvent utiliser comme niveau d'organisation l'arbre (modèle de distributions d'individus) ou le peuplement (modèle de distribution des peuplements). Contrairement aux modèles précédents, les modèles de distribution agrègent les caractéristiques des individus (arbre semi-explicite) ou des peuplements en une distribution à l'échelle de la population (Liang & Picard, 2013). Par exemple, le modèle MARGOT distribue des effectifs d'arbres par classe de diamètre et simule la structure future d'une population d'individus (Liang & Picard, 2013). Une limite importante de ces modèles et qu'ils ne sont pas capables de représenter explicitement les interactions entre les arbres d'un peuplement (Barreiro *et al.,* 2016).

Ces modèles s'appuient sur un partitionnement du territoire forestier selon des critères environnementaux, de structure des peuplements, de composition en espèces ou de propriété juridique, pour isoler des contextes forestiers de nature et de dynamique relativement homogène. Par exemple, le modèle de Sallnäs (1990), sur lequel sont basés les modèles EFISCEN et EFDM, partitionne les forêts suédoises selon quatre grandes régions, deux types juridiques de propriété, le contexte environnemental, la composition en essence et différentes classes d'âge.

2.4.2.3 Modèles fondés sur une approche fonctionnelle

L'approche fonctionnelle est utilisée pour comprendre et caractériser le développement des arbres et des systèmes étudiés selon les processus physiologiques principaux des plantes (photosynthèse, respiration…*etc*. ; Weiskittel *et al.,* 2011). Ces modèles sont rarement utilisés sur un grand territoire forestier, car la variété, le coût d'acquisition et la complexité des données nécessaires à l'estimation de ces modèles ne le permet pas (Barreiro *et al.,* 2016 ; Matala *et al.,* 2006). Cependant, certains d'entre eux sont suffisamment avancés pour aborder des projections sur de grands sous-domaines d'une forêt nationale définis par des grandes essences, par exemple en France et en Europe avec le modèle ORCHIDEE (Naudts *et al.,* 2005).

Deux grands types de modèles fonctionnels existent : les modèles de peuplements comme le modèle CASTANEA en France (Dufrêne *et al.,* 2005), ou FinnFor en Finlande (Kellomäki & Vaisanen, 1997), et les modèles fonctionnels de biosphère, ou *dynamic global vegetation model* (DGVM, Prentice *et al.,* 2007). Les DGVM ont été élaborés pour étudier différents processus écosystémiques rapides, tels que les échanges de carbone, d'eau et d'énergie des surfaces continentales (Morales *et al.,* 2005), et ont été introduits dans les modèles du climat terrestre (**Figure I.3**).

Ces derniers décrivent des grands biomes, avec une représentation en types fonctionnels de plantes (*plant functional types*, ou PFT), comme par exemple les modèles ORCHIDEE-CAN (Naudts *et al.,* 2015) et ISBA (Noilhan & Planton, 1989) en France. Le concept des *Plant Functional Types* (PFT) comme niveau d'organisation biologique consiste à décrire une couverture végétale en fonction de sa composition en espèces et leurs traits fonctionnels (Shugart *et al.,* 1997). Par conséquent, ces modèles ne représentent généralement pas la gestion forestière, car les PFTs ne prennent pas en compte la structure des peuplements forestiers (Le Quéré *et al.,* 2009).

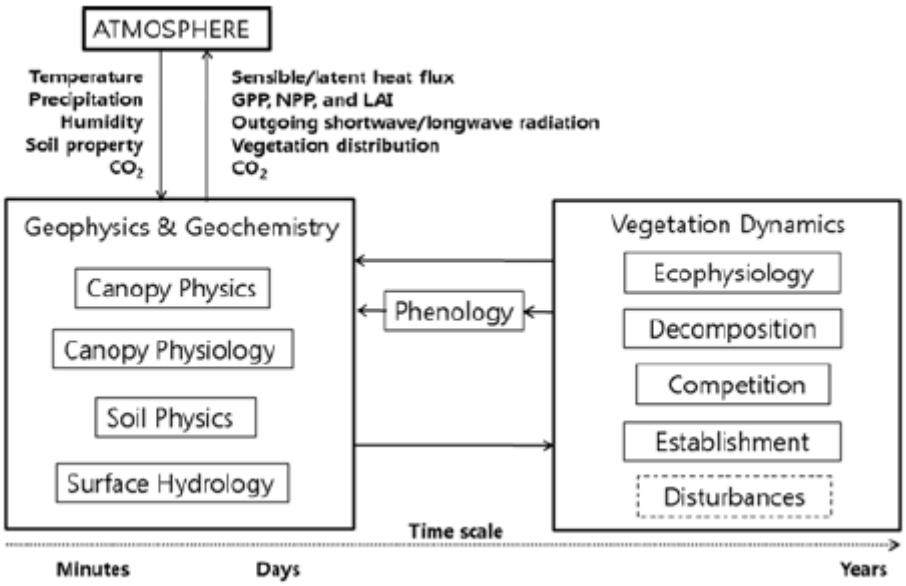


Figure I.3. Schéma de fonctionnement des DGVM. Schéma issu de Myoung *et al.* (2011).

La question de la validité des résultats des simulations de ces modèles sur des temps longs se pose (Barreiro *et al.,* 2016). En effet, Morales *et al.* (2005) soulignent que les différences entre les simulations d'un modèle fonctionnel (Kramer *et al.,* 2002) et les valeurs réellement observées sur le territoire forestier étudié peuvent s'expliquer par la non prise en compte des effets de la gestion forestière sur la croissance. De plus, la mise en lumière du rôle de la gestion forestière dans l'adaptation des forêts au changement climatique et son atténuation potentielle par les forêts (Canadell & Raupach, 2008 ; Halofsky *et al.,* 2018 ; Sousa-Silva *et al.,* 2018) a conduit à l'intégration des populations d'arbres dans certains modèles pour prendre en compte la gestion forestière (Guillemot *et al.* (2014) dans le modèle peuplement CASTANEA-SSM et Bellassen *et al.* (2010) dans le DGVM ORCHIDEE-FM).

Les modèles fonctionnels sont capables de tenir compte de l'impact du climat et de ses changements dans la dynamique de production des forêts. L'intégration de la gestion forestière au sein de ces modèles leur permet d'aborder la gestion des ressources forestières en tenant compte des processus de dynamique forestière. Cependant, ces développements sont encore jeunes. Par exemple, le modèle ORCHIDEE-FM (Bellassen *et al.,* 2010 & 2011) ne tient pas compte du processus de régénération des arbres, ce qui a des conséquences démographiques fâcheuses quand le temps de simulation est long.

2.4.2.4 Vers des modèles de dynamique forestière hybrides

Le pari de l'hybridation des approches fonctionnelles et empiriques permet aux modèles de tenir compte des changements environnementaux dans des prédictions à long-terme (Landsberg, 2003) et dans l'évaluation des différentes approches de sylviculture (Fontes *et al.,* 2010).

Deux types d'hybridation peuvent être distingués :

- **Les modèles de dynamique forestière utilisant comme forçage d'entrée des variables de sortie de modèles fonctionnels.** Par exemple, les modèles MOTTI (hybridé au modèle FinnFor ; Matala *et al.,* 2005) et EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007) utilisent cette méthode pour estimer la croissance en fonction de la température. EFISCEN simule à l'aide de plusieurs modèles écophysiologiques les changements de la croissance de plusieurs espèces d'arbres selon des scénarios climatiques. **Cela permet aux modèles empiriques de prendre en compte l'impact des changements environnementaux sur la croissance des arbres.**

- **Les modèles hybrides axés sur une approche fonctionnelle intégrée où la croissance découle explicitement de l'acquisition et de l'allocation du carbone dans l'écosystème. Cela permet au modèle de prendre en compte les effets biophysiques et biogéochimiques de la gestion forestière tout en caractérisant la compétition dans le peuplement et sa gestion.** Par exemple les modèles ORCHIDEE-FM (Bellassen *et al.,* 2010) et ORCHIDEE-CAN (Naudts *et al.,* 2015) utilisent cette méthode. Cette méthode conduit à modifier les niveaux d'organisation biologique et la résolution spatiale du modèle, en passant d'un niveau d'organisation qui est le « PFT » où les arbres ne sont pas représentés explicitement, à celui du peuplement permettant d'expliciter les arbres. **Ces modèles sont capables de tenir compte de la gestion forestière dans leurs simulations, et correspondent ainsi à notre définition de modèle de dynamique forestière à grande échelle. Ainsi, les modèles de biosphère de dernière génération parviennent à prendre en compte les effets de la gestion forestière et de la structure forestière sur les processus de croissance (Bellassen *et al.,* 2010), en intégrant des relations issues de modèles empiriques dans une approche fonctionnelle.**

2.4.3 Exemples de modèles à grande échelle de technologie de modélisation distincte

Les méthodes utilisées par les modèles à grande échelle pour représenter les processus de dynamique forestière permettent de distinguer les différentes technologies mathématiques utilisées par ces modèles.

Ces différentes technologies mathématiques sont résumées dans le **Tableau I.2** et certaines sont illustrées dans l'**Annexe I.2.**

2.5 Prise en compte du grand territoire forestier simulé

2.5.1 Spécialisation des modèles de dynamique forestière

Types de forêts. L'analyse de grands territoires amène la plupart du temps à devoir simuler des peuplements diversifiés. On peut distinguer 4 types de forêts définis par Franc *et al.* (2000) : 1) les forêts régulières, où toutes les variables permettant de décrire localement la forêt (âge, taille, structure, essence…etc.) sont homogènes, 2) les forêts mélangées ou mixtes équiennes, où l'âge est homogène mais l'essence varie, 3) les forêts inéquiennes qui sont monospécifiques mais hétérogènes en âge, 4) les forêts hétérogènes où l'âge et les essences sont hétérogènes. Les travaux de modélisation de la dynamique forestière précisent souvent les types de forêts modélisés par le modèle, dont la généralité définit leur spécialisation (Legay, 1977). Par exemple dans Thürig & Schelhass (2006), le modèle EFISCEN est testé sur des forêts hétérogènes.

Essences. La spécialisation peut aussi être raisonnée selon les essences simulées. Certains modèles sont capables de modéliser la dynamique de toutes les essences de leur domaine d'étude (*e.g*. le modèle autrichien CALDIS (Kinderman, 2010a & 2010b)). D'autres modèles considèrent des essences dominantes du territoire. Par exemple le modèle norvégien AVVIRK-2000 (Eid & Hobbelstad, 2000) avec l'Epicéa, le Pin sylvestre et le Bouleau. Enfin, certains modèles simulent la dynamique forestière de leur domaine d'étude de façon exhaustive, en choisissant de simuler quelques essences dominantes tandis que les essences résiduelles sont simulées dans des catégories génériques en fonction de leur famille (feuillus – conifères). Le modèle Finlandais MOTTI (Hynynen *et al.,* 2002 ; Salminen *et al.,* 2005) illustre cette approche sur les forêts finlandaises.

Enfin, certains modèles sont suffisamment génériques pour être utilisés sur d'autres territoires, avec la difficulté de l'harmonisation des données utilisées entre le nouveau domaine d'étude et celui d'origine (Schelhaas *et al.,* 2018). Par exemple, le modèle CBM-CFS3 (Kurz *et al.,* 2009) initié sur les forêts canadiennes, est en phase applicative pour les forêts européennes (Pili *et al.,* 2018). C'est encore le cas du modèle séminal de Sallnäs (1990), initialement développé pour les forêts suédoises et dont la technologie mathématique a enfanté deux modèles : EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007) et EFDM (Packalen et *al.,* 2014) pour simuler les ressources forestières d'une partie de l'Europe. **Il est cependant à noter que les modèles sont parfois utilisés sur tous types de forêts sans avoir été validé sur l'ensemble du domaine d'étude** (comme c'est le cas par exemple des modèles EFISCEN, EFDM et CBM-CFS3)**.**

Tableau I.2. Classification par approche de modélisation, niveaux d'organisation biologique et technologie mathématique des 21 modèles de dynamique forestière à grande échelle identifiés en Europe. X : utilisation dans le modèle.

Modèle	Approche de modélisation			Niveau d'organisation et technologie mathématique							
				Peuplement			Distribution d'individus ou de peuplements				
	Empirique	Fonctionnel	Hybride	Arbre	Arbre moyen	Distribution d'arbres	Modèle démographique en classe de diamètre	Modèle de dynamique des surfaces en classes d'âge	Modèle de dynamique des surfaces en classes d'âge et de volume	Modèle de dynamique des surfaces en classes de volume et de nombre de tige	PFT
AVVIRK2000	X				X						
CALDIS	X			X							
CBM-CFS3	X				X						
DKSimulator	X							X			
EFDM	X								X	X	
EFISCEN	X		X						X		
FORECAST	X				X						
FORMIT-M	X		X		X						
HEUREKA	X		X	X							
KUPOLIS	X				X						
LPJd		X	X								X
MARGOT	X						X				
MASSIMO	X			X							
Matrix model for Norway	X						X				
MELA	X		X		X						
MOTTI	X		X			X					
ORCHIDEE-CAN		X	X								X
PROGNAUS	X			X							
SIMPLOT	X				X						
SIMREG	X			X							
WEHAM	X			X							

Le niveau d'organisation biologique est un excellent indicateur de leur spécialisation. Les modèles simulant des peuplements auront plus de difficultés à simuler les forêts hétérogènes que ceux simulant l'arbre ou une distribution d'arbres (comme c'est le cas pour les modèles démographiques en classe de diamètre ; Weiskittel *et al.,* 2011). Il est également difficile d'apprécier le réel degré de spécialisation des modèles à grande échelle dans les publications. Par exemple, dans Thürig & Schelhass (2006), le modèle EFISCEN est testé sur les forêts hétérogènes de Suisse. Des projections passées d'EFSICEN sont d'abord comparées à des séries temporelles de stock de bois de l'inventaire forestier suisse. A l'échelle de la forêt suisse, EFISCEN obtient de bons résultats. Mais ce résultat est issu de l'agrégation de simulations réalisées sur des strates de la forêt, divergentes à ce niveau. Un phénomène de compensation peut l'expliquer. Les développeurs du modèle concluent qu'EFISCEN doit être amélioré. S'agissant du modèle FORMIT-M (Härkönen *et al.,* 2019), la prise en compte les forêts hétérogènes n'est pas démontrée, les seules simulations au niveau national faisant l'objet d'une validation.

L'application des modèles de dynamique forestières aux différents types de forêts est résumée dans le **Tableau I.3**.

2.6 Partitionnement des grands territoires forestiers

Les modèles de dynamique forestière à grande échelle sont basés sur les données d'IFN (**Tableau I.1**), acquises par l'échantillonnage d'un nombre limité de points d'inventaire par unité de surface (Tomppo *et al.,* 2010). L'erreur d'échantillonnage autour d'un unique point d'inventaire est très importante, et il est donc nécessaire d'agréger les points d'inventaire afin que cette erreur soit acceptable (précision des résultats des inventaires forestiers nationaux et résolution maximale ; Wernsdörfer *et al.,* 2012). Les points d'inventaires peuvent alors être agrégés sur l'ensemble du territoire forestier, ou en plusieurs entités forestières dont le nombre est limité par les contraintes statistiques. Cette seconde approche consiste alors à effectuer un **partitionnement des forêts**.

Cette approche est utilisée par des modèles de dynamique forestière à grande échelle en raison de l'hétérogénéité dynamique et structurelle des forêts. Dans sa dimension appliquée, cette approche consiste à partitionner le domaine d'étude en strates forestières homogènes (mais hétérogènes entres elles) selon un ou plusieurs facteurs de partitionnement (par exemple la structure forestière, la composition,…*etc*.), permettant de modéliser de façon moyenne au niveau des strates les processus de dynamique forestière et ainsi leur diversité au niveau du domaine (ensemble des strates).

Tableau I.3. Spécialisation des 21 modèles de dynamique étudiés. [1] : données issues des publications des modèles quand elles étaient précisées et/ou de Barreiro *et al.* (2016). X : présence dans le modèle.

Modèle	Application du modèle					
	Forêts régulières[1]	Forêts mixtes ou mélangées équiennes[1]	Forêts inéquiennes monospécifiques[1]	Forêts hétérogènes[1]	Essences / groupes d'essences / biomes	Autres territoires forestiers étudiés
AVVIRK2000	X				*Picea abies, Pinus sylvestris, Betula sp.*	
CALDIS	X	X	X	X	Toute essence inventoriée (IFN) en Autriche	
CBM-CFS3	X	X			Toute essence européenne (192)	Initialement conçu pour le Canada, le modèle est appliqué aux forêts européennes (26 pays européens)
DKSimulator	X	X			Groupes essences dominantes	
EFDM	X	X	X	X	Groupes essences dominantes	Issu de Sallnäs (1990)
EFISCEN	X	X	X	X	Groupes essences dominantes	Issu de Sallnäs (1990)
FORECAST	X				*Picea sitchensis, Pinus contorta*	
FORMIT-M	X	X	X	X	Conifères tolérants ou non à l'ombre, conifères méditerranéens, feuillus à croissance rapide/lente et tolérants à l'ombre ou non, feuillus à feuilles persistantes méditerranéens	
HEUREKA	X	X	X	X	*Pinus sylvestris, Picea abies, Pinus contorta, Fagus sylvatica, Quercus sp., Betula sp.*	
KUPOLIS	X	X			Toute essence dans les peuplements étudiés	

Tableau I.3 (suite). Spécialisation des 21 modèles de dynamique étudiés. [1] : données issues des publications des modèles quand elles étaient précisées et/ou de Barreiro *et al.* (2016). X : présence dans le modèle.

Modèle	Application du modèle				Essences / groupes d'essences / biomes	Autres territoires forestiers étudiés
	Forêts régulières[1]	Forêts mixtes ou mélangées équiennes[1]	Forêts inéquiennes monospécifiques[1]	Forêts hétérogènes[1]		
LPJd	X	X			Forêt boréale, forêt tempérée de conifère, forêt tempérée de feuillus	
MARGOT	X	X	X	X	Feuillus, conifères, feuillus-conifères et principales essences	
MASSIMO	X	X	X	X	*Picea abies, Fagus sylvatica, Abies Alba, Larix decidua, Larix kaempferi*	
Matrix model for Norway	X	X	X	X	*Picea abies, Pinus sylvestris, Betula* sp., divers feuillus	
MELA	X	X	X	X	Toute essence en Finlande dans les types forestiers étudiés	
MOTTI	X	X			*Pinus sylvestris, Picea abies, Betula pendula*	
ORCHIDEE-CAN	X	X	X	X	Forêt tempérée de conifères, forêt tempérée de feuillus non decidious, forêt tempérée de feuillus, forêt boréale de feuillus, forêt boréale de conifères, forêt boréale de conifère caducs	Initialement conçu en France (Kinner et al., 2005) le modèle a été appliqué aux forêts européennes
PROGNAUS	X	X	X	X	*Picea abies, Abies alba, Larix decidua, Pinus sylvestris, Pinus nigra, Pinus cembra, Fagus sylvatica, Quercus sp.*	Initialement conçu aux Etats-Unis (Stage, 1973; Wykoff et al., 1982)
SIMPLOT	X		X		*Eucalyptus globulus, Pinus pinaster*	
SIMREG	X	X	X	X	*Quercus* (natif), *Fagus, Betula, Fraxinus, Populus spp., Carpinus betulus, Acer, Quercus rubra, Alnus glutinosa, Picea abies, Pseudotsuga menziesii, Pinus nigra, Pinus sylvestris, Larix,* feuillus non commercialisés, divers feuillus commercialisés, divers résineux commercialisés	
WEHAM	X	X	X	X	Toute essence en Allemagne	

Les facteurs de partitionnement des territoires forestiers varient. Voici quelques exemples de niveaux de stratification utilisés pour établir le partitionnement d'un territoire forestier :

- **Contexte environnemental** : facteurs physiques (climat, sol, altitude) et biologiques (composition, âge, indice de fertilité du peuplement…*etc.*) caractérisant le potentiel du site à subvenir à la croissance des arbres (Skovsgaard & Vanclay, 2008). Le modèle MASSIMO (Stadelmann *et al.,* 2019) distingue par exemple 5 régions suisses décrivant des conditions de croissances différentes (Jura, plateau suisse, pré-Alpes, Alpes, Alpes du sud).
- **Catégorie de propriété forestière** (forêts publiques, privées, autres, le modèle EFDM dans Sallnäs *et al.* (2015) distingue les différents types de propriété des forêts autrichiennes).
- **Limites administratives** (départements, districts forestiers, régions ; le modèle MASSIMO dans Thürig *et al.* (2005) distingue ainsi 14 régions économiques correspondant à l'agrégation des cantons suisses).
- **Types de gestion forestière appliqués au grand territoire forestier étudié** (le type de gestion forestière est rattaché aux différentes catégories de propriété forestière et/ou aux limites administratives du domaine d'étude).

Le modèle de Sallnäs (1990) conduit par exemple un partitionnement des points d'inventaires de la forêt suédoise selon 5 facteurs : i) 4 régions géographiques utilisées par le gouvernement suédois pour la politique forestière, ii) deux types juridiques de propriété (forêts privées non industrielles et les autres forêts), iii) fertilité du site (exprimé dans ces travaux en rendement annuel moyen potentiel), iv) composition en espèces (forêt de conifères dominés par les pins ou par l'épicéa, et forêts feuillues).

Le partitionnement des forêts peut impacter fortement la dynamique forestière sur des temps de projection relativement courts (Wernsdörfer *et al.,* 2012). C'est le cas par exemple du modèle EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007) testé en projection en Suisse à l'échelle nationale et régionale (Thürig & Schelhaas, 2006), et montrant qu'il fonctionne correctement pour l'estimation des ressources en bois à l'échelle du pays, mais pas à l'échelle régionale (Thürig & Schelhaas, 2006).

2.7 Prise en compte du climat et ses changements

La prise en compte du climat et des changements climatiques dans les modèles de dynamiques forestières à grande échelle est réelle (**Tableau I.4**), même si elle est encore limitée (Barreiro *et al.,* 2017). Elle permet d'estimer la production forestière selon des variables climatiques, déterminer la vulnérabilité des forêts au changement climatique (Linder *et al.,* 2010) ou encore estimer les flux de carbone, d'eau et d'énergie entre les

écosystèmes forestiers et l'atmosphère. La prise en compte du climat futur se fait selon des scénarios climatiques.

Les modèles empiriques ne tiennent pas systématiquement compte de l'évolution du climat, malgré le constat déjà ancien et systématique des effets du changement climatique sur la productivité des forêts (Becker *et al.,* 1994 ; Linder *et al.,* 2010 ; Bontemps *et al.,* 2012 ; et plus récemment Charru *et al.* (2017) et Ols *et al.* (2020)). Les modèles empiriques intègrent les effets du climat par des paramètres dépendant des variables climatiques courantes, couvrant la période de temps ayant servi à calibrer le modèle. Cette approche, qui repose sur le principe de substitution espace-temps, réduit la fiabilité des projections si les modèles sont utilisés en dehors de cette période, comme par exemple les modèles CALDIS et SIMPLOT (Barreiro *et al.,* 2017).

La méthode d'hybridation de modèles empiriques et fonctionnels (**section 2.4.2.4)** permet aux modèles empiriques de tenir compte de forçages climatiques dans leurs projections (Landsberg, 2003). Par exemple, le modèle de Matala *et al.,* (2005) décrit l'augmentation du stock de bois sur pied selon des « fonctions de transfert » en entrées/sorties des deux modèles fonctionnels et empiriques, représentant l'impact de la température et la concentration en CO_2 sur la productivité forestière, et leurs interactions avec la fertilité des sols.

Cette dernière hybridation de modèle a été largement documentée dans la littérature (Matala *et al.,* 2003, 2005 et 2006 ; Karkainen *et al.,* 2008). Le modèle de gestion forestière MOTTI (Siitonen *et al.,* 1994) (**Tableau I.1**) couplé au modèle fonctionnel FinnFor est fondé sur plusieurs étapes-clé: 1) Comparaison des simulations des deux modèles en volume de tiges, 2) Identification de variables climatiques limitantes pour les trois essences principales en Finlande (*Pinus sylvestris*, *Betula pendula*, *Picea abies*) avec le modèle FinnFor (analyse de sensibilité), 3), estimation statistique de fonctions de transfert issues des simulations de production primaire nette (NPP) du modèle FinnFor selon les forçages environnementaux (notion de méta-modèle), 4) implémentation de scénarios climatiques futurs dans le modèle hybridé.

2.8 Prise en compte de la gestion forestière

Dans tous les modèles de dynamique forestière à grande échelle, la gestion forestière est prise en compte (**Tableau I.4** ; Barreiro *et al.,* 2016), l'évaluation des alternatives de la production forestières étant devenue majeure. De plus, celles-ci se heurtent à la difficulté de déterminer une sylviculture effective sous le changement climatique (Hynynen *et al.,* 2015). Les différentes opérations de gestion forestière sont scénarisées quantitativement selon un

petit nombre de scénarios, avec un scénario de référence de type *business as usual*, représentant la gestion forestière courante.

Les scénarios de gestion forestière peuvent être pilotés par un objectif de flux (*e.g.* MELA, MARGOT), pilotés par un objectif de stock de bois à atteindre (*e.g.* EFDM, MASSIMO). Certains modèles utilisent ces deux scénarios (*e.g.* EFISCEN).

Les scénarios de gestion du modèle arbre MASSIMO (Stadelmann *et al.,* 2019) sont appliqués à chaque pas de temps du modèle. Une éclaircie intervient dans les forêts équiennes lorsque la surface terrière est 1,1 fois supérieure à la surface terrière observée lors de la dernière éclaircie effectuée sur le point d'inventaire. Elle correspond alors à une réduction de 30 % de la surface terrière du point d'inventaire, mais cette valeur peut-être adaptée afin de correspondre à un stock final prélevé cible défini dans chaque région économique au préalable. La même méthodologie est adaptée sur les forêts inéquiennes, mais la valeur de la réduction de la surface terrière est adaptée, afin de maintenir une structure verticale stable. Ainsi, des simulations itératives seront nécessaires afin d'ajuster les simulations sur le stock cible.

Les scénarios de gestions utilisés par le modèle MELA (Kärkkäinen *et al.,* 2008) sont quant à eux définis afin de maximiser la valeur actuelle nette de la production de bois en ayant un taux d'intérêt cible défini au préalable (5 et 4 % dans l'étude citée ci-dessus).

2.9 Modélisation des densité-dépendances dans la dynamique forestière

Les rapportages internationaux concernant l'Europe soulignent la densification des forêts (voir **section 1** ; FRA, 2010 ; SOEF, 2015 ; Denardou *et al.,* 2017). Or, la densité influence la croissance d'arbres et la productivité des peuplements au moins (Wiedemann, 1932 & 1937 ; Langsæter, 1941 ; Møller, 1944 & 1954), un phénomène appelé « densité-dépendance » qui est au fondement même de la sylviculture. Il est donc essentiel de tenir compte de ce processus dans les modèles ayant vocation à simuler les forêts sur des temps longs (**Tableau I.4**). La notion de densité rapportant un capital à l'unité de surface, la prise en compte de la densité-dépendance diffère selon le niveau d'organisation biologique représenté et le caractère spatialement explicite ou non.

La prise en compte de la densité-dépendance dans les modèles « d'arbres » est centrale (Radtke *et al.*, 2003), et est évaluée par des indices de compétition définis selon la dimension de l'individu et par les caractéristiques du peuplement dans lequel se situe l'individu. Les modèles utilisant un niveau d'organisation « arbre » sont donc particulièrement appropriés pour représenter les effets de la densité sur les processus de dynamique forestière. Les modèles « d'arbres » à grande échelle spatiale se fondent sur des indices non-dépendant des

distances car les données d'inventaire ne permettent pas de fournir d'informations spatiales sur les individus en dehors du point d'inventaire (Contreras *et al.,* 2011).

La prise en compte de la densité ne pose pas de difficultés particulières dans les modèles peuplements, puisque la première en est par définition un attribut (*eg.* le modèle AVVRICK-2000 ; Eid & Hobbelstad, 2000). Par extension, les modèles de dynamique de surfaces forestières par classes d'âge et/ou de volume peuvent tenir compte de la densité, comme c'est par exemple le cas dans le modèle EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007). Cependant, cette notion de densité n'a jamais été formulée sous une autre forme que celle d'un volume empirique constaté, sans aucune dépendance empirique. Sallnäs *et al.* (2015), dans une seconde version du modèle EFDM, ont tenté une première prise en compte originale du phénomène de densité-dépendance sur des forêts hétérogènes en Autriche, mais la formalisation de cette densité-dépendance reste imparfaite (analyse en nombre de tiges et volume de bois sur pied par hectare qui sont deux variables corrélées).

Il est cependant beaucoup moins aisé d'intégrer les phénomènes de densité-dépendance dans les autres types de modèles à grande échelle, car il n'y existe pas de notion de peuplement à laquelle rapportée une surface. Dans le cas des modèles démographiques en classe de dimension au sein de domaines géographiques, il est difficile d'associer une notion de surface et donc de mesurer une densité. Une simulation sur le long terme de ces modèles pourrait alors induire un état d'équilibre caractérisé par une croissance exponentielle de la population (Zetlaoui, 2006).

La prise en compte de la densité dépendance dans les modèles fonctionnels est également difficile, car ils ne sont initialement pas en mesure de représenter la structure des peuplements. L'ensemble des modèles fonctionnels à grande-échelle identifiés dans cette synthèse sont cependant capables de tenir compte de la structure forestière grâce à des hybridations avec des modèles empiriques permettant au modèle de prédire les trajectoires de taille de chaque arbre de la PFT, et qui se fondent largement sur le formalisme circonstancié du modèle Fagacées (Le Moguédec & Dhôte, 2011).

Tableau I.4. Principales variables de commande et de sortie des 21 modèles de dynamique forestière à grande échelle utilisés en Europe et identification des modèles pouvant prendre en compte les dynamiques de surfaces et de densités des forêts. X : présence dans le modèle.

Modèle	Principales variables de commandes		Sensibilité aux changements climatiques		Principales variables de sorties				Phénomène de densité-dépendance	Changement d'utilisation des terres (Boisement / Déforestation)
	Gestion forestière	Economie	Sensible au climat	Perturbations	Estimation du stock de bois	Estimation de la qualité du bois	Estimation des coûts/bénéfices liés à la sylviculture	Estimation du stock de carbone forestier		
AVVIRK2000	X				X		X		X	
CALDIS	X	X	X		X		X		X	
CBM-CFS3	X		X	X	X			X		X
DKSimulator	X	X		X	X		X			X
EFDM	X	X			X		X		X	X
EFISCEN	X		X		X			X		X
FORECAST	X			X	X			X		X
FORMIT-M	X	X	X		X		X	X	X	
HEUREKA	X		X	X	X	X	X	X	X	X
KUPOLIS	X				X		X			
LPJd	X		X	X	X			X	X	X
MARGOT	X				X					
MASSIMO	X			X	X				X	
Matrix model for Norway	X				X					
MELA	X	X	X		X		X	X	X	
MOTTI	X		X		X				X	
ORCHIDEE-CAN	X		X	X	X			X	X	
PROGNAUS	X	X			X	X	X		X	
SIMPLOT	X	X	X	X	X		X			X
SIMREG									X	
WEHAM	X				X			X	X	

2.10 Evaluation des modèles de dynamique forestière à grande échelle

L'évaluation des modèles est le plus souvent échelonnée dans plusieurs contributions scientifiques pour un même modèle (*e.g.* le modèle norvégien AVVIRK-2000 (Eid & Hobbelstad, 2000 ; Eid, 2004). Elle repose sur des approches classiques de la modélisation :

- L**'analyse de sensibilité reste largement utilisée** pour tester l'importance relative des différents paramètres du modèle (Cariboni *et al.,* 2007). C'est le cas de Wernsdörfer *et al.* (2012) qui testent le partitionnement utilisé par le modèle MARGOT. C'est aussi le cas du modèle EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007).
- Une seconde approche, davantage centrée sur l'objectif de validation, consiste à **comparer les simulations du modèle avec des données historiques** sur un horizon temporel de quelques décénnies (*e.g.* MASSIMO - Thürig *et al.,* 2005).
- Une troisième approche consiste à **inter-comparer différents modèles** sur le même domaine forestier. Les modèles comparés peuvent présenter les mêmes technologies de modélisation (*e.g*. Colbert *et al.,* 2004 ; Girard *et al.,* 2014) ou non (*e.g*. Girardin *et al.,* 2008 ; Matala *et al.,* 2003), afin d'évaluer le modèle le plus performant ou la sensibilité des modèles aux données d'entrée sur un même domaine d'étude. Huber *et al*. (2013) comparent trois modèles utilisant des approches de de modélisations et des niveaux d'organisation différents (PROGNAUS - modèle arbre empirique, PICUS - modèle paysage hybride, BIOME-BGC - modèle peuplement fonctionnel) sur une partie des forêts autrichienne avec des données historiques d'IFN. Cette étude permet de conclure que le modèle paysage hybride PICUS est celui repoduisant le mieux la productivité du domaine d'étude.
- Une quatrième approche consiste à **tester un modèle à grande échelle sur un autre domaine d'étude** que celui qui a permis de le calibrer, pour en tester la généricité (ex : Nabuurs *et al.,* 2000 ; Thürig & Schelhaas, 2006 ; Pilli *et al.,* 2013). L'exemple le plus récent d'extrapolation de modèle est celui du modèle CBM-CFS3 (Kurz *et al.,* 2009), développé au Canada, et testé sur les forêts européennes sous l'impulsion du *Joint Research Center* (JRC) en 2009 (Barreiro *et al.,* 2017). Il a été évalué à une échelle régionale sur des forêts hétérogènes par Pilli *et al.* (2014). Il a aussi été testé pour estimer le bilan de carbone de forêts hétérogènes en Italie soumises à un plan de gestion (Pilli *et al.,* 2013), et enfin sur le bilan carbone suite à des activités de boisement et de déforestation (Pilli *et al.,* 2014). L'homogénéisation de la base de données forestières européennes (Europe Archive Index Database, European Commission 2017) est une étape pour sa bonne utilisation sur l'ensemble du territoire forestier européen, ainsi que la création d'une librairie de tables de production européennes (Pilli *et al.,* 2018).

3 Vers un modèle de dynamique forestière à grande échelle pour simuler la forêt française

3.1 Les modèles actuels restent insuffisants pour la description des forêts françaises

La modélisation de la dynamique forestière à grande échelle est un domaine de recherche relativement jeune, mais en plein essor. Un effort d'homogénéisation du vocabulaire et de la description des modèles est à consentir.

Le contexte du changement climatique et des problématiques du carbone qui lui sont liées laissent présager une prise en compte systématique du climat et des flux de carbone par les modèles de dynamique forestière à grande échelle. Les densité-dépendances des processus de la dynamique forestière ne sont pas systématiquement prises en compte dans ces modèles. La prise de conscience récente de l'expansion forestière européenne en surface et en stock de bois sur pied, devrait généraliser sa prise en compte dans les modèles à grande échelle.

Actuellement, la modélisation de la dynamique forestière à grande échelle de la forêt française se heurte à trois principaux obstacles : 1) la diversité de ses forêts, 2) l'augmentation de leurs surfaces, mais surtout leur densification, qui font du contexte même de développement de ces modèles un contexte non-stationnaire, 3) l'influence actuelle et future du changement climatique.

La comparaison des 21 modèles identifiés (**Figure I.4**), montre qu'il existe en Europe 5 modèles de dynamique forestière pouvant *a priori* tenir compte de ces trois aspects (CALDIS, FORMIT, MELA, HEUREKA, ORCHIDEE-CAN). Cependant, aucun de ces modèles ne paraît aujourd'hui être en mesure de simuler la forêt française dans un contexte non-stationnaire :

- CALDIS n'est pas initialisé sur les données d'IFN français et l'approche empirique de prise en compte des changements climatiques sur les processus de dynamique forestière limite le réalisme et l'horizon temporel de validité des simulations.
- Bien qu'ORCHIDEE-CAN soit paramétré à partir des données d'IFN, les données d'initialisation du modèle pour simuler la dynamique forestière n'ont pas été validées, et ont par ailleurs révélé que le modèle ne parvient pas à prendre de façon correcte la dynamique des taillis. Par ailleurs, l'agrégation en PFT n'est pas une garantie de bonne prise en compte de l'hétérogénéité des forêts.
- Le modèle FORMIT-M est un modèle peuplement « arbre moyen », et il est donc très incertain que ce modèle soit capable de simuler correctement des forêts hétérogènes en âge et en composition. Lors de la validation de ce modèle, Härkönen *et al.* (2019)

ont mis en évidence des biais plus importants dans les pays ayant une part importante de forêt hétérogène (notamment en France, Italie, Espagne et Roumanie).

- Les modèles HEUREKA et MELA ont été initialisés, paramétrés et validés respectivement sur les forêts suédoises et finlandaises qui sont pauvres en écotypes forestiers (Barbati *et al.,* 2014), en forêts hétérogènes, et en essences. Leur utilisation sur les forêts françaises demanderait alors un important effort de développement et d'harmonisation avec les données d'IFN français. Néanmoins, ces deux modèles restent les candidats les plus sérieux pour simuler la dynamique forestière française.

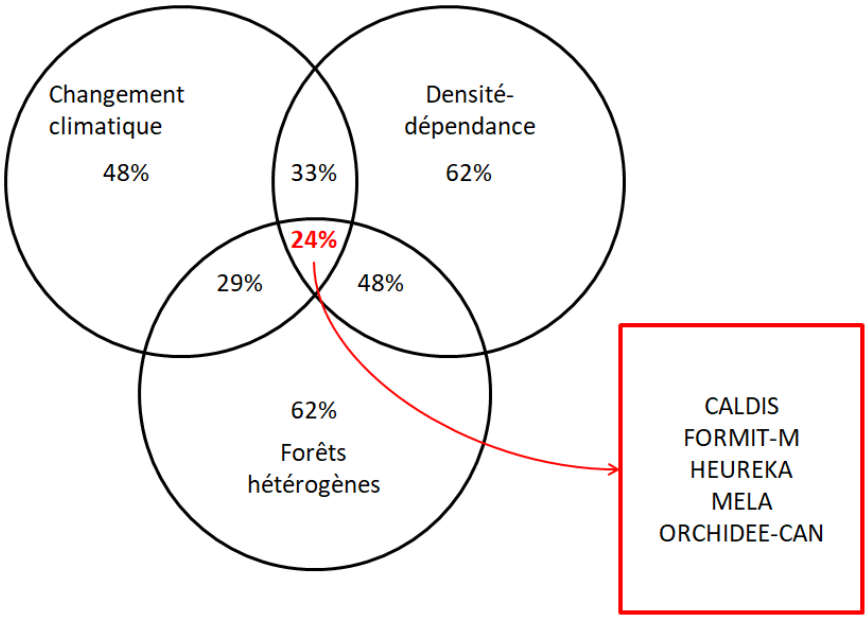


Figure I.4. Diagramme représentant le pourcentage de modèles de dynamique forestière à grande échelle utilisés en Europe pouvant s'appliquer sur des forêts hétérogènes et prenant en compte les phénomènes de densité-dépendance et les changements climatiques (sur un total de 21 modèles résumés en Tableau I.1).

D'autre part, parmi les autres modèles actuellement appliqués sur les ressources forestières françaises, aucun ne parvient à tenir compte de l'ensemble de la diversité de ces forêts, et aucun ne semble être un candidat fiable :

- Le modèle EFISCEN, de par son niveau d'organisation et de sa structure mathématique, ne peut prendre en compte l'hétérogénéité de la forêt française. Lors de la validation du modèle EFICEN sur les forêts suisses, il s'est révélé que le modèle était fortement biaisé à l'échelle de la strate,

- Le modèle EFDM n'est pas climat-dépendant, et les variables utilisées pour définir les forêts hétérogènes ne permettent pas d'identifier avec certitude la structure d'une forêt,
- Le modèle CBM-CFS3 repose essentiellement sur des tables de production, qui ne permettent pas de représenter les processus de dynamique forestière sur l'ensemble de la forêt française d'une façon suffisamment flexible pour explorer des scénarios de gestion contrastés,
- Le modèle LPJd n'a pas été testé sur des forêts hétérogènes et l'agrégation en PFT, comme pour le modèle ORCHIDEE-CAN, n'est pas une garantie de bonne prise en compte de l'hétérogénéité des forêts.

3.2 Le modèle MARGOT reste une base avantageuse pour développer un modèle à grande échelle dans le contexte français

3.2.1 Etat des lieux

Le modèle MARGOT, initié dans les années 1990 pour la projection des ressources forestières en France métropolitaine, reste donc à ce jour le plus opportun pour y consacrer un effort de recherche, pour plusieurs raisons :

- **Son niveau d'organisation et sa technologie mathématique parcimonieuse lui permettent de tenir compte par construction de la diversité de la forêt française,**
- **Il opère déjà actuellement en France sous l'égide de l'IGN pour des études de ressources forestières à grande échelles (régionale à nationale, avec par exemple Cuny *et al.* (2019) sur les forêts normandes et Roux *et al.* (2017) sur l'ensemble de la forêt française)**
- **Bien que n'étant pas densité-dépendant, il offre une base solide (en taux démographiques) pour l'exploration de scénarios de gestion, et est utilisé à ces fins (Roux *et al.,* 2017),**
- **Il est développé sur données d'inventaire national, de plus en plus disponibles avec la nouvelle méthode d'inventaire (Hervé, 2016), lui permettant de décrire de manière exhaustive la ressource forestière française, et de façon actualisée.**

3.2.2 Critique du modèle

La version actuelle du modèle MARGOT n'a jamais fait l'objet de travaux de recherche depuis 1993 (Pignard, 1993), hormis l'étude isolée de Wernsdörfer *et al.* (2012), qui ont analysé la sensibilité de la dynamique forestière aux facteurs de partitionnement de la forêt.

Elle n'a pas fait l'objet d'analyses approfondies de sensibilité sur d'autres composantes du modèle ou d'incertitude, ni même de validation sur des séries d'observations rétrospectives depuis sa mise en place.

La méthode de partitionnement étant un enjeu clé dans la précision des simulations (Wernsdörfer *et al.,* 2012), il n'existe cependant pas de méthode définie de partitionnement du territoire ; ces dernières varient à chaque utilisation opérationnelle du modèle sans avoir fait l'objet d'évaluation poussée.

De plus, le contexte environnemental actuel, marqué par le changement climatique et la maturation des ressources forestières françaises, peut influencer fortement la dynamique forestière. Pourtant, les effets du phénomène de densité-dépendance et les effets tendanciels du changement climatique ont fait l'objet de développements modestes dans les simulations du modèle (Roux *et al.,* 2017).

Les incertitudes, au moins liées à l'erreur d'échantillonnage de l'inventaire forestier, n'ont jamais été mesurées ou estimées, ce qui génère une méfiance légitime à son égard. MARGOT est néanmoins actuellement utilisé de manière opérationnelle par l'IGN dans des études des ressources forestières sur le territoire français, en prenant les précautions d'usage sur la durée de simulation et avec une modeste prise en compte de la densité-dépendance (voir **partie II, section 1.2**).

L'évaluation et le développement du modèle sont alors indispensables pour connaître la fiabilité et les performances du modèle et y intégrer la modification des processus de dynamique forestière au cours de ses simulations sur un horizon temporel long (supérieur à 30 ans au minimum).

3.3 Objectifs de la thèse

Cette thèse a pour principaux objectifs:

- **De déterminer la capacité du modèle MARGOT à restituer l'expansion du stock de bois sur une période rétrospective longue (1971-2016),**

- **De représenter l'hétérogénéité des forêts françaises à grande échelle, avec un impératif d'exhaustivité de départ (au moins dicté par les problématiques de stockage de carbone),**

- **De mesurer le niveau d'incertitude des simulations résultant des erreurs d'échantillonnage de l'IFN, dans un premier temps sur ses paramètres, au regard des autres évolutions envisagées dans un contexte devenu très incertain.**

- **De prendre en compte le phénomène de densification des forêts et les forçages climatiques externes dans la dynamique forestière,**

Les développements du modèle se baseront sur les données historiques (1971-2004) et récentes (2005-2018) de l'IFN français. Les simulations passées du modèle seront confrontées à des séries temporelles de stock de bois (de 31 ans minimum et de 45 ans au maximum) construites à différentes échelles hiérarchiques (forêt française dans son ensemble, forêt publique, forêt privée, forêt en montagne…) à partir de ces données, afin de mieux comprendre le comportement du modèle et de mesurer l'apport des différents développements envisagés.

La **partie II** de la thèse sera dédiée à la présentation et la description du modèle MARGOT, notamment à son utilisation passée et actuelle et à sa philosophie de modélisation. Les données historiques et récentes seront également décrites dans cette partie. La **partie III** sera consacrée i) : au développement d'une méthode permettant de repésenter l'hétérogénité de la forêt française au travers des simulations de MARGOT, ii) : au développement méthodologique de MARGOT, iii) : à une première analyse d'incertitude sur les simulations du modèle. La **partie IV** consistera à mesurer le niveau d'incertitudes liées aux erreurs d'échantillonnage de l'IFN sur les paramètres de MARGOT puis à les propager dans ses simulations. Dans la **partie V**, nous mettrons en évidence les variations temporelles des paramètres de MARGOT sur la période d'étude et nous analyserons l'impact de ces variations dans ses simulations. Dans la **partie VI** nous intégrerons des forçages climatiques dans les simulations du modèle via une hybridation avec le modèle fonctionnel CASTANEA (Dufrêne *et al.,* 2005) et nous analyserons la pertinence de cette hybridation. Enfin, le phénomène de densification des forêts sera introduit dans le modèle et décrit dans la **partie VII** de la thèse. Une discussion générale reprenant les principaux résultats, analysant les avancées et les limites et présentant quelques perspectives à ces travaux cloturera la thèse. Le plan est résumé dans la **Figure I.5**.

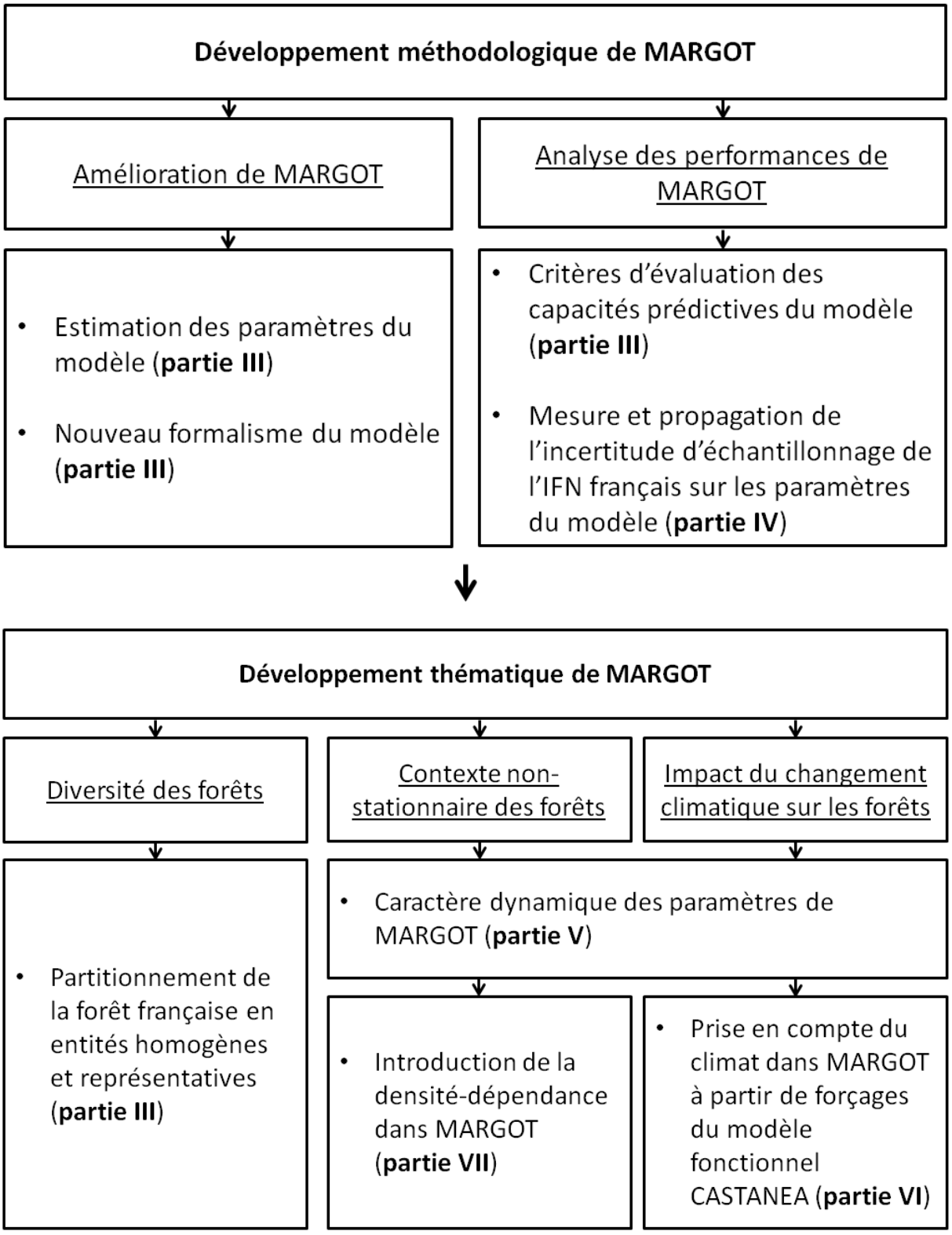


Figure I.5. Schéma de l'organisation du manuscrit de thèse.

II. Le modèle MARGOT et les données d'inventaire forestier national français (IFN)

1 Présentation du modèle matriciel démographique MARGOT

1.1 Origine des modèles matriciels démographiques

Les modèles matriciels démographiques pour l'écologie ont été inventés indépendamment dans la première moitié du XX^{ème} siècle par Lewis (1942) et Leslie (1945). Ces modèles simulent la dynamique de la structure discrétisée des populations animales ou végétales par des matrices de transitions, aussi appelées matrice de probabilités (Liang & Picard, 2013). Les modèles matriciels sont principalement utilisés dans l'évaluation des impacts de la gestion humaine sur les populations (Crone *et al*., 2011), notamment celles en déclin ou menacées d'extinction (avec par exemple l'étude de l'impact d'une pêche locale aux lançons sur le déclin d'une population de mouettes ; Frederiksen *et al.,* 2004), et plus occasionnellement sur la gestion des populations impactées par des perturbations (par exemple la gestion des populations végétales touchées par le feu et le pâturage ; Crone *et al*., 2011). Ces modèles sont aussi très utilisés en recherche fondamentale (Crone *et al*., 2011), par exemple dans l'étude des cycles biologiques et l'histoire des populations (*e.g.* Menges *et al*., 2000a et 2000b), la biologie de conservation (Holmes *et al*., 2007, Felton *et al*., 2020), ou encore la biologie d'invasion (par exemple l'étude du taux de propagation d'espèces non indigène sur un domaine d'étude ; Xu *et al*., 2020).

Les modèles matriciels ont été appliqués au contexte forestier au cours de la seconde moitié du XX^{ème} siècle par Usher (1966 et 1969). Ils sont désormais appliqués à de nombreux écosystèmes forestiers dans le monde (Liang & Picard, 2013). Ces modèles sont en effet particulièrement adaptés au contexte forestier, car la dynamique forestière est lente comparée aux populations animales (Zetlaoui *et al*., 2006) ce qui permet des projections sur des horizons temporels long, mais aussi parce que les populations d'arbres sont de grande taille, ce qui impose de les modéliser de façon synthétique. Ces modèles sont capables de simuler des ressources forestières hétérogènes (Favrichon, 1998 ; Peng, 2000 ; Bollandsås *et al*., 2008).

Dans le domaine de la foresterie, ces modèles permettent d'évaluer des scénarios de gestion (Schmidt *et al*., 2011). Ils sont également appliqués à l'évolution de la diversité des arbres (Liang *et al.,* 2007), ou encore dans l'évaluation des impacts écologiques de scénarios de gestion sur les populations animales ou végétales dont l'habitat est la forêt. Par exemple, Zhou *et al*. (2008) estiment la part de surface forestière qui correspond à la définition de l'habitat de nidification d'une espèce de chouette après l'application d'une politique forestière. Ils sont également utilisés dans l'évaluation économique des ressources forestières (*e.g.* Buongiorno & Michie 1980 ; Ingram & Buongiorno 1996 ; Zhou *et al*., 2008).

Alors que les modèles matriciels sont applicables à de grandes surfaces forestières (Favrichon, 1998), ils sont pourtant principalement utilisés pour l'aménagement forestier à l'échelle des peuplements ou des massifs forestiers (Zeltaoui *et al*., 2006 ; Liang & Picard, 2013). Moins nombreux, des modèles matriciels ont été développés pour simuler la dynamique forestière à grande-échelle en Corée du Sud (Choi & An, 2016), aux Etats-Unis (Solomon *et al*., 1986 ; Liang, 2011), en France avec le modèle MARGOT (Wernsdörfer *et al*., 2012) et ailleurs au niveau européen (Sallnäs *et al*., 1990 en Suède ; Bollandsås *et al*., 2008 en Norvège ; Schelhaas *et al*., 2007 en Europe). Certains tiennent compte de scénarios climatiques (pluie et température) sur la croissance et le recrutement des effectifs d'arbres (Liang *et al*., 2011, dans les forêts de l'Alaska).

1.2 Historique du modèle MARGOT

Les prémices des modèles à grande échelle ont été posées en France à la fin des années 1980 (Alvarez-Marty, 1989 ; Pignard, 1993). Le modèle MARGOT a été conçu par la cellule d'évaluation des ressources (CER) de l'Inventaire Forestier National (IFN), afin d'évaluer la disponibilité du bois à moyen terme dans des zones boisées hétérogènes (Pignard, 1993). **L'absence d'une capacité de recherche en inventaire forestier en France en a fortement limité le développement**. MARGOT est employé de manière opérationnelle depuis 1996 dans les activités de l'inventaire forestier national pour l'évaluation des disponibilités des ressources forestières françaises à moyen terme (Colin *et al.,* 2017), et du bilan de carbone des forêts (**Annexe II**).

Wernsdörfer *et al*. (2012), dans une analyse de sensibilité du modèle, décrivent MARGOT pour la première fois dans une publication scientifique. Le modèle a été également décrit succinctement en 2016 et 2017 dans deux synthèses bibliographiques (Barreiro *et al*., 2016 et Colin *et al*., 2017 dans Barreiro *et al*., 2017). Depuis cette période, l'utilisation du modèle MARGOT s'est intensifiée (**Annexe II).** Au total, MARGOT a été utilisé dans 17 études de disponibilité des ressources forestières (7 études nationales, 8 études régionales, une étude départementale, une étude territoriale). A noter l'existence de 5 études dites « confidentielles » et non présentées dans l'**Annexe II**.

Dans deux études (Roux *et al*., 2017 ; Robert *et al.,* 2019), les équipes de l'IGN ont développé une première approche partielle pour tenir compte du phénomène de densité-dépendance dans le modèle (stratification supplémentaire des paramètres démographiques d'une strate de la forêt selon des classes de surface terrière à l'hectare), sans cependant d'actualisation de l'état de densité des points d'inventaire. De plus, la surface terrière n'apparaît pas comme un indice de densité générique (Zeide, 2005), même s'il existe des applications à des forêts hétérogènes (Prévosto, 2005). **Un développement de modélisation de fond est donc nécessaire.**

Dans l'étude de Roux *et al*. (2017), le climat et ses changements sont pris en compte dans MARGOT grâce à une hybridation avec le modèle écophysiologique GO+ (Moreaux *et al.,* 2020), dont les variations de la croissance simulées (différence entre la croissance estimée à partir de la période de référence (2003-2013) et la croissance future simulée par GO+) sont intégrées dans le modèle MARGOT. Deux scénarios climatiques s'appuyant sur les trajectoires de forçage radiatif définies par le GIEC (RCP 2.6 considéré comme « réaliste-optimiste » susceptible de limiter le réchauffement planétaire à 2° C en 2100 et RCP 8.5 correspondant à une trajectoire « réaliste-pessimiste » avec un réchauffement global compris entre 2,6°C – 4,8° d'ici 2100). Bien que le modèle GO+ ait été développé à partir des données issues de peuplements purs et équiennes de pin maritime, puis développé à nouveau pour des peuplements de hêtre et de douglas, il est cependant loin de simuler la dynamique forestière sur l'ensemble des espèces ligneuses françaises.

Néanmoins, en tenant compte des limites méthodologiques, la prise en compte du climat et de ses changements et du phénomène de densité-dépendance a permis d'utiliser le modèle sur un horizon temporel supérieur à 30 ans dans l'étude de Roux *et al*. (2017).

1.3 Philosophie de modélisation du modèle MARGOT

Le modèle MARGOT (Wernsdörfer *et al*., 2012) est un modèle matriciel démographique déterministe structuré en classes de diamètre. Le modèle opère sur un partitionnement de la forêt française en strates, au sein desquelles **les effectifs d'arbres** sont agrégés en une distribution de diamètre et sont simulés à cette échelle (la notion d'individu et de peuplement disparaît par conséquent). Les paramètres de la dynamique forestière sont indépendamment estimés au sein de chaque state. **Par conséquent, les strates constituent les unités de modélisation du modèle MARGOT**. Ces unités ont été initialement explorées selon les anciennes limites administratives des régions françaises, la composition des forêts en essences, et leur structure verticale (Wernsdörfer *et al*., 2012). **Leur définition reste toutefois plastique et dépendante des objectifs**.

Le modèle MARGOT dépend de **paramètres démographiques moyens propres à chaque strate et classe de diamètre et constants dans le temps dans sa version de base**, traduisant la dynamique forestière (effectif de recrutement, taux de passage d'une classe de diamètre à une autre, taux de mortalité et taux de prélèvement dans chacune des classes de diamètre). **Le nombre et la largeur des classes de diamètre sont flexibles et reposent sur des compromis (Picard *et al*., 2010)**. Au contraire des autres paramètres qui sont des taux, le recrutement est décrit par l'effectif d'arbres étant passé entre deux pas de temps du modèle au-delà d'un diamètre de 7,5 cm à 1,30 m, qui constitue le seuil de recensement des arbres à l'IFN (**Figure II.1**). La raison tient à la difficulté de représentation de cet effectif relativement à l'état moyen des populations déjà recrutées dans chaque strate (Pignard, 1993). **La**

dernière classe de diamètre n'admet pas de limite supérieure, et est dénommée « classe ouverte ».

Les effectifs démographiques sont enfin **convertis en volume de bois par le biais de tarifs de cubage**.

Le temps est représenté de façon discrète, et implique la notion de matrice de transition. **L'approche est markovienne** (l'évolution de la forêt ne dépend que de l'état présent, et pas du passé), ce qui paraît raisonnable à cette échelle de modélisation et avec des placettes à caractère temporaire. Le pas de temps du modèle est également libre, mais est directement lié aux largeurs des classes de diamètre utilisée en tenant compte de l'hypothèse d'Usher (Picard *et al.*, 2010), ainsi qu'à la question de synchronisation spatio-temporelle des inventaires départementaux anciens.

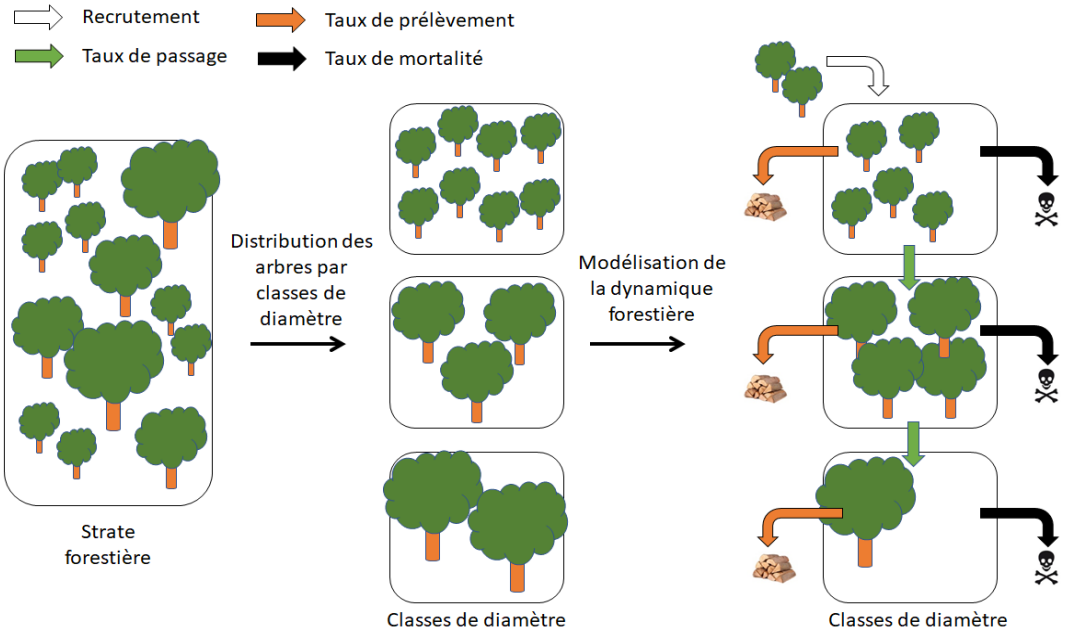


Figure II.1. **Schéma de présentation du modèle MARGOT pour une strate forestière.** Dans cette illustration, le modèle est structuré en trois classes de diamètre. Au contraire des taux de passage, de mortalité et de prélèvement qui sont des ratios, le recrutement est un effectif d'arbres absolu.

Même s'il peut être appliqué dans des contextes régionaux, le modèle MARGOT a vocation à simuler la forêt française métropolitaine dans toute sa diversité écologique, foncière et de pratique de gestion, notamment aux fins d'évaluations nationales des ressources. De par sa nature, le modèle a donc besoin de données représentatives de l'ensemble de la forêt française métropolitaine.

Les enquêtes d'IFN ont été initiées en 1961 en France, et fournissent des données sur l'ensemble des forêts françaises métropolitaines quel que soit le type de gestion appliquée aux forêts (ou l'absence de gestion), la catégorie juridique de propriété ou les conditions écologiques, la description des peuplements et les attributs dendrométriques des arbres. Les données fournies par ces enquêtes permettent d'évaluer l'état et l'évolution de la forêt française. En France métropolitaine, **seules les données d'IFN permettent de calibrer et initialiser le modèle MARGOT pour les ressources forestières françaises.**

1.4 Formalisme mathématique du modèle MARGOT

La formalisation mathématique du modèle MARGOT décrite ci-dessous correspond à celle présentée par Wernsdörfer *et al*. (2012). La distribution des effectifs d'arbres d'une strate s, $\boldsymbol{N}_s(t)$, se présente sous la forme d'un vecteur (vecteurs et matrices sont notés en gras) :

$$\boldsymbol{N}_s(t) = \begin{bmatrix} n_{s,1}(t) \\ \vdots \\ n_{s,k}(t) \\ \vdots \\ n_{s,kouv}(t) \end{bmatrix} \qquad \textbf{(II.1)}$$

où $n_{s,k}(t)$ est l'effectif des arbres dans chaque classe de diamètre k (où k = 1, … , $kouv$), et de chaque strate s, au temps t.

Sur un pas de temps du modèle, des fractions de l'effectif d'une classe de diamètre peuvent : 1) demeurer dans la classe de diamètre, 2) passer dans la classe de diamètre supérieure, 3) mourir ou 4) être prélevées. Il n'existe pas de taux de passage pour la classe de diamètre ouverte par définition. Cette dynamique forestière est représentée, indépendamment dans chaque strate par une matrice de transition de Markov constante dans le temps ($\boldsymbol{M_s}$) :

$$\boldsymbol{M_s} = \begin{bmatrix} 1 - TPA_{s,1\to2} - (TM_{s,1} + TPR_{s,1}) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ TPA_{s,1\to2} & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1 - TPA_{s,k\to k+1} - (TM_{s,k} + TPR_{s,k}) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & TPA_{s,k\to k+1} & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1 - (TM_{s,kouv} + TPR_{s,kouv}) \end{bmatrix}$$

(II.2)

où $TPA_{s,k\rightarrow k+1}$ est le taux de passage de la classe k vers la classe *k*+1, soit la proportion de l'effectif d'arbres passant d'une classe de diamètre k à une classe de diamètre k+1 pour une strate donnée s, $TM_{s,k}$ est le taux de mortalité pour une classe de diamètre k et une strate donnée s, et $TPR_{s,k}$ est le taux de prélèvement d'une classe de diamètre k pour une strate donnée s. Dans Wernsdörfer *et al.* (2012), $TM_{s,k}$ et $TPR_{s,k}$ sont indifférenciés. D'après cette matrice de transition, **les processus démographiques opèrent donc de façon simultanée** sur le pas de temps.

Dans chaque strate, le recrutement ($\boldsymbol{R_s}$) correspondant à l'effectif d'arbres $r_{s,1}$ dépassant 7,5 cm de diamètre lors d'un pas de temps du modèle et entrant uniquement dans la première classe de diamètre de chaque strate s :

$$\boldsymbol{R_s}(t) = \boldsymbol{R_s} = \begin{bmatrix} r_{s,1} \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \textbf{(II.3)}$$

Les effectifs d'arbres d'une strate donnée au temps $t + \Delta$ (Δ, pas de temps du modèle) sont prédits par l'équation suivante en fonction de ceux constatés au temps *t* :

$$\boldsymbol{N_s}(t + \Delta) = \boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s} * \boldsymbol{N_s}(t) \qquad \textbf{(II.4)}$$

Les effectifs d'arbres simulés sont convertis en volume de bois au temps t, $\boldsymbol{V_s}(t)$ (en m³), en les multipliant par les tarifs de cubage dédiés (le plus couramment en volume de tige à une découpe de 7 cm, ou « bois fort tige ») par le calcul suivant :

$$\boldsymbol{V_s}(t) = \boldsymbol{N_s}(t) * \overline{\boldsymbol{V_s}} \qquad \textbf{(II.5)}$$

où $\overline{\boldsymbol{V_s}}$ est le vecteur du volume moyen d'une tige d'une classe de diamètre k dans la strate s, **supposé constant du temps** et s'appliquant à chaque pas de temps t du modèle sur les effectifs d'arbres (après une simulation).

Les procédures d'estimation des paramètres démographiques du modèle (croissance (TPA), mortalité (TM), prélèvement (TPR) et recrutement ($\boldsymbol{R}$) sont détaillées dans **la partie III, section 2**.

1.5 Hypothèses du modèle MARGOT et discussion

Le modèle matriciel de Usher (1966, 1969) sur lequel est basé le modèle MARGOT repose sur plusieurs hypothèses (Favrichon, 1998 ; Picard *et al.*, 2003 ; Wernsdörfer *et al.*, 2012) :

- **Hypothèse des facteurs de partitionnement** : seuls les facteurs de partitionnement des forêts considérées ont un impact présumé sur la dynamique forestière. **Toutefois, l'ensemble des autres facteurs sous-jacents qui pourraient leur être corrélés sont implicitement pris en compte dans la dynamique** (par exemple, les conditions moyennes de fertilité à espèce et région donnée). « Implicite » ne signifie donc pas « négligé » ;

- **Hypothèse d'indépendance des strates** : les strates du domaine d'étude sont indépendantes, ainsi que la dynamique des populations d'arbres qui les composent. Cette hypothèse ne peut être violée que sur des temps suffisamment longs pour que change par exemple la composition dominante des points d'inventaire ;

- **Hypothèse d'équivalence des arbres d'une classe de diamètre** : chaque arbre d'une classe de diamètre donné dans une strate est supposé avoir un comportement moyen, indépendant de son contexte d'échantillonnage d'origine (cette hypothèse sera levée dans l'introduction de la densité-dépendance démographique) ;

- **Hypothèse de stationnarité :** l'ensemble des paramètres sont initialement considérés comme étant constants du temps, dans une logique d'utilisation initiale du modèle en projection sur une à quelques décennies ;

- **Hypothèse de Markov :** la dynamique d'un effectif d'arbres à l'instant $t + \Delta$ dépend uniquement de son état à l'instant *t* (dynamique « sans mémoire ») ;

- **Hypothèse de Usher :** aucun arbre ne peut régresser vers une classe de diamètre inférieure ou progresser de plus d'une classe de diamètre par pas de temps du modèle. Il s'agit d'une hypothèse simplificatrice de modélisation des paramètres démographiques (voir **partie III, section 2,** dédiée). Nous verrons que certains estimateurs des taux de passage la requièrent également.

S'agissant de l'hypothèse des facteurs de partitionnement, de nombreux facteurs influencent la dynamique forestière (essence, composition, structure végétale, densité, fertilité du sol, climat etc.), et il est impossible d'en tenir compte dans un modèle discrétisé du fait de la combinatoire des strates, dont la plupart seraient « vides », c'est-à-dire sans effectifs d'arbres dans des classes de diamètre, et avec des difficultés d'estimation des paramètres liées à de trop petits effectifs.

L'hypothèse d'indépendance des strates est erronée d'un point de vue biologique, des arbres provenant de strates différentes pouvant interagir les uns avec les autres dans certaines situations (par exemple une stratification en identité botanique d'individus évoluant dans des peuplements mélangés, pour lesquels des écarts de productivité ont été constatés (Liang *et al.,* 2007 ; Vilà *et al.,* 2007 ; Belote *et al.,* 2011). En revanche, elle est exacte s'agissant de facteurs de partition tels que le domaine géographique ou la propriété. Le modèle MARGOT n'est pas spatialisé et ne permet pas une prise en compte explicite de ces interactions entres les arbres. La représentation de flux inter-strates liés à l'évolution de la structure ou de la composition des points s'inscrit dans le très long terme, et pose la question de la connaissance et description des transitions forestières lentes (Bontemps *et al.,* 2020).

L'hypothèse de stationnarité est insuffisante aujourd'hui, car les forêts évoluent dans un contexte non-stationnaire (**partie I, section 1**). Roberts & Hruska (1986) ont directement testé l'hypothèse de stationnarité dans des forêts tempérées mixtes et équiennes sur les simulations d'un modèle matriciel, et concluent à la nécessité de prendre en compte l'évolution de la croissance et des effets de la compétition dans les simulations. Cette hypothèse contraint à utiliser le modèle sur des horizons temporels courts et moyens (10 à 30 ans). Néanmoins, cette hypothèse peut être dépassée par la prise en compte du climat et de ses changements, et par la prise en compte du phénomène de densité-dépendance dans les simulations du modèle.

L'hypothèse de Usher contraint les utilisateurs du modèle à choisir de manière réfléchie le nombre et la largeur des classes de diamètre, ainsi que le pas de temps du modèle (Picard *et al*., 2010). Ces derniers ont développé une méthode sur une espèce d'arbre tropicale permettant de déterminer de façon empirique la largeur et le nombre de classes de diamètre en minimisant la somme de l'erreur de distribution des effectifs et de l'erreur d'échantillonnage. Dans Wernsdörfer *et al*. (2012), le nombre et la largeur des classes de diamètre de MARGOT sont définis a priori à partir des classes de diamètre de l'IFN (14 classes de diamètres possibles par strate s'étalant sur échelle de 7,5 cm à 137,5 cm, de 10 cm de largeur chacune).

2 Les données d'inventaire forestier national français

2.1 Généralités

Le programme national d'inventaire forestier a été créé en 1958 (Bazire, 1984) sur ordonnance du Général de Gaulle, et a été initié en 1961 dans le département de la Gironde. En 2012, l'IFN (établissement se chargeant du programme national d'inventaire forestier) fusionne avec l'IGN. Il a pour mission de produire des informations de référence sur l'état des forêts françaises en superficie et volume, sur les flux de bois en forêt, leurs conditions de croissance écologiques, et sur leur diversité (Hervé *et al.*, 2014 ; IGN, 2018), indépendamment de la propriété. Dans cette thèse, nous étudierons les forêts dites « de production » (*i.e.* forêt dont le terrain permet la production de bois et dont rien n'empêche la production) selon l'acception de la définition internationale de la forêt (FAO, 2004), hors peupleraies, et qui représentent actuellement 2,7 milliards de m³ (soit 99% du stock des forêts de production) et 15,780 millions d'hectares (soit 94% de la surface de l'ensemble des forêts françaises).

Depuis la mise en place de l'IFN, l'échantillonnage de la forêt française se base sur des **placettes temporaires**, selon deux grandes méthodes d'inventaire successives (**Figure II.2)** :

- entre 1961 et 2004, les forêts de chaque département français étaient inventoriées de façon indépendante et non-synchrone, environ tous les 10 ans. Il s'agit de la méthode dite « ancienne méthode » ;
- depuis 2005, suite aux conséquences des tempêtes Lothar et Martin de 1999 ayant engendré des dégâts sur l'ensemble des forêts du territoire français, l'inventaire est devenu annuel sur la France entière. Il s'agit de la « nouvelle méthode ». Par ailleurs, la définition internationale des forêts (FAO, 2004) a été implémentée dans l'inventaire à cette occasion, même si un inventaire des bosquets (entre 0,05 et 0,5 ha se poursuit).

Les données d'ancienne et de nouvelle méthode d'inventaire permettent de reconstituer l'évolution de la forêt française en stock **sur un horizon temporel long (plus de 40 ans)** à travers la construction de séries temporelles (Bontemps *et al.*, 2020). L'estimation des paramètres démographiques du modèle MARGOT et les simulations du modèle à partir des données historiques d'inventaire permet de déterminer la capacité du modèle MARGOT à reconstituer la dynamique forestière française sur cet horizon temporel. **A ce titre, il est important de souligner que le modèle MARGOT n'a jamais été testé ou validé sur le temps long, pourtant permis par l'ancienneté des données d'inventaire.**

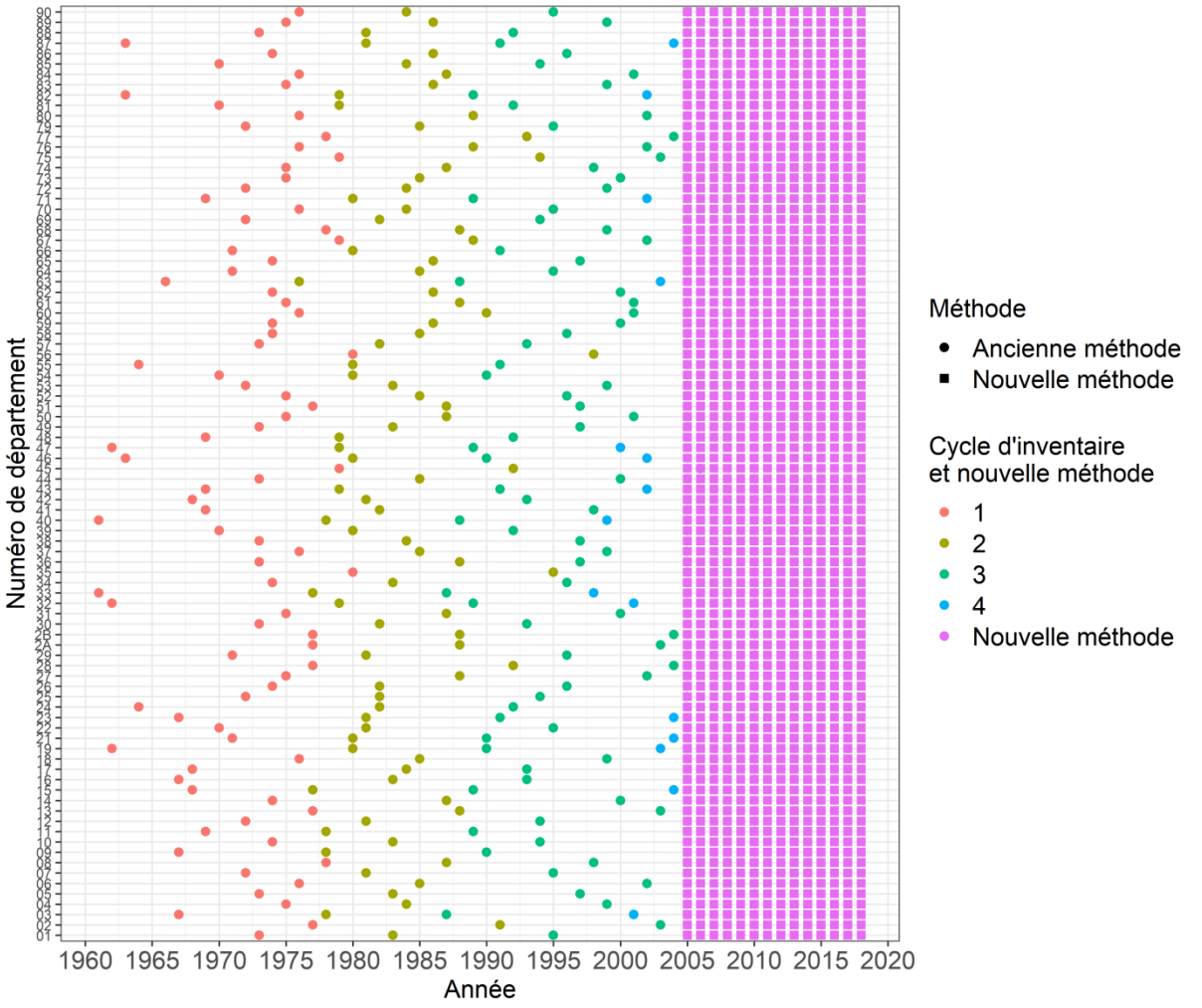


Figure II.2. Années d'inventaires des départements français et identification des deux méthodes de l'IFN et des cycles d'inventaires (1 à 4) de l'ancienne méthode.

2.2 L'organisation de l'inventaire en « ancienne méthode » (1961-2004)

On distingue jusqu'à 4 cycles d'inventaire par département (correspondant au nombre de campagnes d'inventaire réalisées sur un département) entre 1961 et 2004 (**Tableau II.1 ; Figure II.2**). Seuls les trois premiers cycles ont permis d'inventorier la France métropolitaine dans son ensemble.

Tableau II.1. Les différents cycles d'inventaires en ancienne méthode. Les départements de l'Ille-et-Vilaine et du Morbihan ont été inventoriés uniquement au premier et au deuxième cycle d'inventaire. Après 2004, et pendant l'implémentation de la nouvelle méthode, seul le Loiret a été inventorié et est considéré comme appartenant au troisième cycle d'inventaire. La base de données dite « paléodendro » correspond à des tableaux de résultats des

inventaires départementaux sur les enquêtes nationales de 1961 à 1971 (31 départements décrits). La base « Archéodendro » correspond aux données des enquêtes départementales de 1971 à 1979 (53 départements décrits). La base de données « dendro » correspond aux données des enquêtes départementales de 1976 à 2006 (199 départements décrits).

Cycle d'inventaire	**Période d'acquisition**	**Année moyenne**	**Nombre total de départements inventoriés**	**Base de données d'inventaire**		
				Paléodendro	Archéodendro	Dendro
Cycle 1	1961-1980	1972	90	X	X	X
Cycle 2	1976-1998	1984	90		X	X
Cycle 3	1987-2006	1996	88			X
Cycle 4	1998-2004	2001	15			X

L'ancienne méthode se déroulait en 3 phases d'inventaire (IFN, 1985 ; IFN 2004 ; **Figure II.3**):

- Première phase : échantillonnage systématique sur photographies aériennes, ayant pour but d'analyser les formations à inventorier, et de donner une première estimation de leur importance à la date des photos (superficies des forêts, landes, peupleraies etc.). Les photographies aériennes étaient principalement effectuées à une échelle de 1/17 000e. Une grille d'inventaire mise en coïncidence avec les photographies aériennes, afin qu'en moyenne un point représente 30 à 40 ha représentés par la photographie aérienne.

- Deuxième phase: échantillonnage au hasard de contrôle au sol afin d'actualiser, compléter et rectifier les résultats de l'interprétation photographique de la première phase et d'arrêter définitivement, à la date de l'inventaire, l'importance des formations inventoriées.

- Troisième phase : échantillonnage au sol en vue de mesurer, sur des unités de terrain, « les placettes », les différentes caractéristiques (nombre d'arbres, volumes, accroissements, dimensions, âges, etc.) des formations boisées et arborées inventoriées.

Les trois phases s'étalaient sur une durée d'environ trois à cinq ans par département.

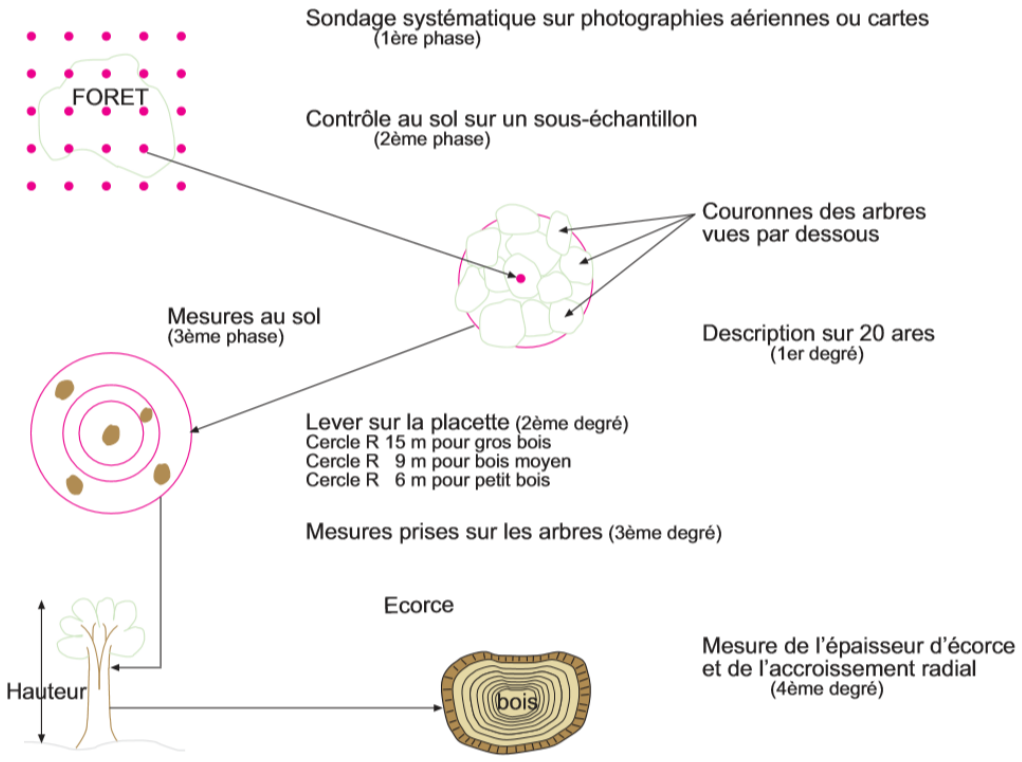


Figure II.3. Méthode d'échantillonnage de la forêt française en ancienne méthode (1961-2004) par l'IFN (figure issue de IFN, 2004). Le 1er degré correspond à la description de la formation boisée et de la station (structure, composition en essences, exploitabilité, topographie, sol, humus, flore, etc.). Le 2nd degré correspond au recensement des arbres forestiers. Le 3ème degré correspond à la description et aux mesures d'âges et des dimensions des arbres. Le 4ème degré correspond aux mesures radiales des arbres.

2.3 L'inventaire en « nouvelle méthode » (2005-)

Depuis 2005, l'ensemble du territoire métropolitain est couvert annuellement selon un plan d'échantillonnage systématique stratifié aléatoire, dont l'agrégation sur 5 ans est encore systématique. Cette méthode permet de produire des résultats annuels à l'échelle de la forêt française, ou par agrégation de données issues de cinq campagnes d'inventaire annuelles selon le principe de la fenêtre glissante, afin d'accroître la précision des estimations (IGN, 2018).

La grille initiale de sondage est à maille carrée de 1 km de côté (1 point tous les 10 km²). Chaque année, un dixième de la maille est parcouru pour construire dix échantillons annuels différents. Cette grille décennale est découpée en deux sous-grilles dont les fractions annuelles sont juxtaposées (IGN, 2018 ; **Figure II.4**). Le territoire est ainsi inventorié de façon uniforme dans l'espace et le temps. Chaque campagne annuelle d'inventaire comporte

environ 6000 points d'inventaire de deuxième phase, levés sur le terrain (Bontemps *et al.*, 2020).

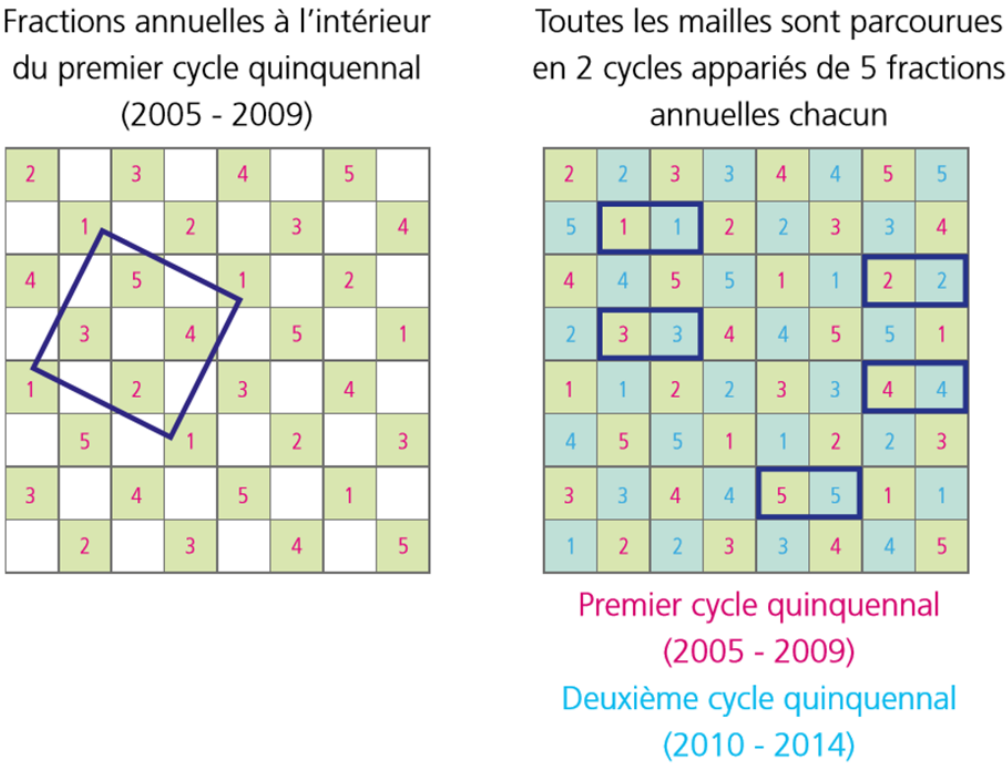


Figure II.4. Grille d'inventaire de l'IFN depuis 2005 (figure issue de IGN, 2018). Chaque numéro correspond à une fraction annuelle d'inventaire. La figure de gauche représente l'application d'une maille carrée de la grille d'inventaire décennale sur la première année du cycle quinquennal de la sous-grille. La figure de droite représente les deux sous-grilles quinquennales (en rouge et en bleu).

2.4 Levés de terrains

L'échantillonnage au sol se fait sur des placettes temporaires. Plus de 200 données sont collectées sur chaque placette (IGN, 2018). Elles sont organisées en quatre sous-placettes circulaires concentriques avec des rayons de 6, 9, 15 et 25 m (**Figure II.5**).

Les mesures sur le type de peuplement et sa composition se font dans la placette de 25 m de rayon. Les mesures dendrométriques sont prises dans les trois plus petites placettes, et exclusivement sur les arbres de plus de 7,5 cm de diamètre. Dans la placette ayant un rayon égal à 6 m, sont mesurés les arbres ayant un diamètre inférieur à 22,5 cm. Dans la placette ayant un rayon de 9 m, seuls les arbres dont le diamètre est compris entre 22,5 cm et

37,5cm vont être mesurés, et enfin dans la placette de 15 m de rayon vont être mesurés les arbres de plus de 37,5 cm.

Figure II.5. Types de données collectées par l'IFN selon la taille de la placette circulaire (IGN, 2018).

2.5 Données mobilisées pour le modèle MARGOT

2.5.1 Données principales utilisées

Sur chaque placette temporaire, des informations relatives à la propriété foncière, la structure et la composition du peuplement sont collectées. L'essence de l'arbre ou l'appartenance de l'arbre à un groupe d'essences est identifiée et la circonférence à 1,30 m est mesurée. En nouvelle méthode, les arbres sont ensuite ventilés par essence et par classe de diamètre (5 classes de diamètre au total utilisées par l'IFN), pour opérer des mesures

supplémentaires pour chaque arbre représentatif d'une classe de diamètre et d'une essence. Les valeurs obtenues sont par la suite appliquées à l'ensemble des arbres possédant les mêmes caractéristiques (essence et classe de diamètre) que l'arbre mesuré. En ancienne méthode, les mesures supplémentaires sont réalisées sur l'ensemble des arbres de la placette.

Parmi les mesures supplémentaires, on identifie la hauteur de l'arbre, ou encore l'accroissement radial (IR) cumulé de l'arbre sur 5, 10 ou N années (respectivement IR5, IR10 et IRN). La mesure de l'IR permet de connaître la croissance des arbres et leur taille passée. L'IR est mesuré directement sur le terrain à partir de la lecture de carottes prélevées perpendiculairement à l'axe du tronc par une tarière de Pressler. La longueur radiale des 5 derniers cernes (5 et 10 derniers cernes en ancienne méthode) est alors mesurée, à l'exclusion du cerne en cours de formation au moment de l'inventaire, avec une précision de $1/10^{e}$ de mm depuis la nouvelle méthode, et 1/2 mm en ancienne. A l'origine, les IR10 avaient pour objectif de couvrir la durée théorique entre deux cycles d'inventaires départementaux en ancienne méthode. Ils ont été mesurés jusqu'en 2007.

Le volume de référence utilisé dans cette thèse est le volume dit « bois fort tige », c'est-à-dire le volume sur écorce de la tige principale depuis le sol jusqu'à un diamètre fin bout de 7 cm. Ce volume est estimé pour chaque arbre à partir de tarifs de cubage développés par essence. En nouvelle méthode, ces tarifs de cubage sont estimés à partir de trois données relatives aux dimensions de l'arbre relevées sur les placettes d'inventaire (Morneau & Hervé, 2010 ; Morneau, 2016 ; **Figure II.6**). En ancienne méthode, les tarifs de cubages ont été élaborés à partir de milliers d'arbres mesurés dans chaque département et consistent en une régression déterminant le volume d'un arbre en fonction de son diamètre à 1,3 m et de sa hauteur (Manuel Chef d'Equipe, 1988). **Bien qu'il soit possible de mobiliser d'autres équations allométriques de volume (par exemple pour le volume total aérien), on s'en est tenu à ce volume conventionnel dans cette thèse.**

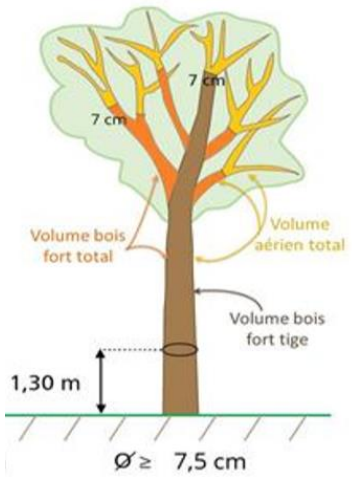


Figure II.6. Schéma du volume « bois fort tige » estimé par l'IGN (IGN, 2020).

En plus d'information sur les données d'arbres vivants, **les arbres prélevés et morts (mort sur pied, chablis, volis) sur une période rétrospective réputée être de 5 ans** au plus sont également relevés. La circonférence à la souche et celle à 1,30 m des arbres morts étaient relevés. A noter que les arbres morts puis prélevés sont considérés comme prélevés par l'IFN.

Cette méthode dite « rétrospective » s'est encore appliquée en nouvelle méthode, jusqu'à 2010. Depuis 2010, un retour sur les points de sondage visités 5 ans auparavant (placettes semi-permanentes) permet de mieux estimer les prélèvements de bois (IGN, 2018), **réputés sous-estimés en ancienne méthode (Pignard 1994, Bergeot 2007, Denardou 2019)**. La nouvelle estimation des prélèvements est par conséquent plus précise, car aucune estimation du temps depuis lequel l'arbre a été coupé n'est nécessaire. **L'évaluation de la croissance reste quant à elle fondée sur les carottes d'accroissement. La sous-estimation des prélèvements a été un point de vigilance majeur dans cette thèse.** Les données principalement utilisées sont résumées dans le **Tableau II.2.**

2.5.2 Données reconstituées pour les besoins de la thèse

2.5.2.1 Mesures dendrométriques

Certaines mesures dendrométriques ne sont pas disponibles sur l'ensemble des relevés des arbres morts ou sur certains arbres vivants. C'est le cas de la circonférence à 1,30 m et de l'épaisseur d'écorce. Les données manquantes sur la circonférence à 1,30 m ont donc été estimées au moyen d'équations reliant la circonférence à la souche et la circonférence à 1,30 m, ajustées pour chaque essence, à partir des relevés de circonférence à 1,30 m et à la souche des arbres vivants par l'équation suivante, issue d'un modèle de régression linéaire logarithmique :

$$c13 = f(c0) \; = \; c0^{b_0} * \; e^{b_1} * \; e^{(\frac{\sigma^2}{2})} \qquad \textbf{(II.6)}$$

où $c13$ est la circonférence à 1,30 m, $c0$ la circonférence à la souche où b_0 et b_1 sont des paramètres dépendant de l'essence et σ est l'erreur résiduelle du modèle dépendant de l'essence.

Les données manquantes sur l'épaisseur d'écorce (ec) sont obtenues de façon similaire via l'équation suivante :

$$ec = f(c13) \; = \; c13^{b'_0} * \; e^{b'_1} * \; e^{(\frac{\sigma'^2}{2})} \qquad \textbf{(II.7)}$$

où ec est l'épaisseur de l'écorce, $c13$ la circonférence à 1,30 m de la souche (en cm), b'_0et b'_1 sont des coefficients dépendant de l'essence et σ' est l'erreur de la régression dépendant de l'essence.

Tableau II.2 : Données utilisées pour le paramétrage et l'initialisation du modèle MARGOT.
[1] : le Noyer (essence précieuse non carottée) et les peupliers cultivés ont été exclu de l'étude.

Libellé	Niveau	Unité/Modalité	Définition
Accroissement radial sur 10 ans	Arbre	m	Accroissement radial moyen de l'arbre lors des 10 dernières années
Accroissement radial sur 5 ans	Arbre	m	Accroissement radial moyen de l'arbre lors des 5 dernières années
Circonférence à 1,30 m	Arbre	m	Circonférence d'arbre à 1,30 m au-dessus du niveau de base
Circonférence à la souche	Arbre	m	Circonference d'arbre à 0,10 m au-dessus du niveau de base
Coefficient de pondération de l'arbre	Arbre	–	Rapport de la surface d'extension de deuxieme phase du point à la surface de la placette de mesure de l'arbre
Ecorce	Arbre	m	Epaisseur d'écorce de l'arbre à 1,30 m du niveau de base
Essence	Arbre	70	Caractérise l'espèce ou le groupe d'espèces auquel appartient chaque arbre
Etat de végétation d'arbre	Arbre	5	Caractéristique nominale d'un arbre (vif, mort, prélevé, chablis et volis)
Volume	Arbre	m^3	Volume bois-fort tige
Département	Géographique	90	Numéro minéralogique de département administratif
Grande région écologique	Géographique	11	Regroupement des 86 sylvoécorégions en grande région écologique (Cavaignac, 2009)
Propriété	Géographique	3	Classes de propriété, obtenues par croisement cartographique
Sylvoécorégions	Géographique	86	Découpage géographique en 86 sylvoécorégions
Composition	Peuplement	4	Composition qui s'appuie sur le taux de couvert libre relatif (TCLR) des essences dans le peuplement recensable
Identifiant de site	Placette	_	Identifiant de la placette
Poids statistique du point	Placette	_	Poids statistique du point après échantillonnage

2.5.2.2 Les Grandes Régions ECOlogiques

Les GRECO correspondent à une partition du territoire français en 11 unités (Cavaignac, 2009), définies en fonction du contexte topographique (distingue les zones de montagne des zones de plaines), géologique, et enfin climatique (corrobore les zonages précédents et permet de distinguer des différences nord/sud ainsi que le gradient de continentalité est/ouest) (**Figure II.7** ; **Tableau II.3**).

Figure II.7. Localisation des Grandes Régions ECOlogiques (GRECO, carte issue de Denardou, 2019).

Tableau II.3. Grandes Régions ECOlogiques (GRECO ; IFN 2016). Les chiffres présentés dans le tableau correspondent aux campagnes d'inventaire forestier de 2014 à 2018 (agrégées).

Nom de la GRECO	GRECO	Surface forestière (x10^3 ha)	Stock de bois (x 10^6 m^3)	Productivité (m^3/ha/an)
Grand Ouest cristallin et océanique	A	680	120	6,1
Centre Nord semi-océanique	B	2 890	540	5,8
Grand Est semi-continental	C	2 180	420	5,4
Vosges	D	580	170	9,0
Jura	E	520	140	8,0
Sud-Ouest océanique	F	2 470	300	4,9
Massif Central	G	2 780	580	6,8
Alpes	H	1 270	230	4,1
Pyrénées	I	630	120	4,7
Méditerranée	J	1 360	80	1,7
Corse	K	400	40	2,2

Les données de l'ancienne méthode de l'IFN étaient acquises par département. Cependant, la limite des GRECO ne correspond pas aux limites départementales (**Figure II.8**). De plus, il n'existe pas systématiquement de coordonnées géographiques attribuées au point d'inventaire de l'ancienne méthode. Une étude réalisée par Denardou *et al*. (2019), a permis d'associer chaque département à une GRECO (**Figure II.8**).

Pour cela, une surface forestière moyenne entre 2005 et 2014 par département et par GRECO a été calculée. A partir de cette surface, la part de la surface forestière de chaque département par GRECO a été calculée.

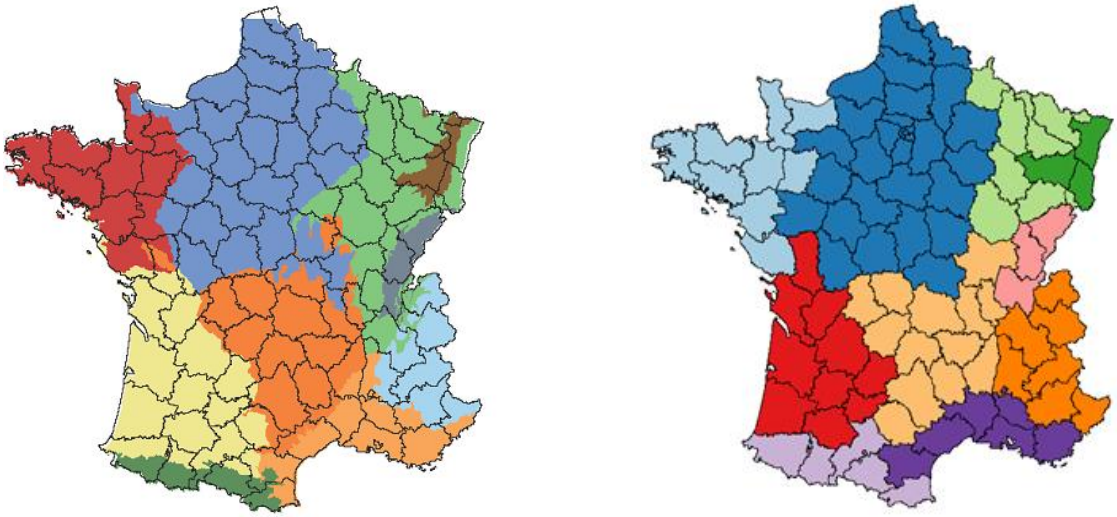


Figure II.8. Superposition initiale des GRECO et des départements (à gauche) et mise en correspondance finale (à droite), selon Denardou (2019).

2.6 Période d'étude et pas de temps du modèle MARGOT

2.6.1 Période d'étude (calibration et validation)

Seules les bases de données informatiques « archéodendro » et « dendro » (**Tableau II.1**) ont été utilisées dans cette thèse. La base de données « paléodendro » n'a pas été utilisée, car elle ne contient que des tableaux de résultats standards, et pas les informations au niveau des points d'inventaire. Parmi les données de l'ancienne méthode, le quatrième cycle d'inventaire n'a pas été utilisé car i) il concerne uniquement 15 départements sur les 90 possibles (**Tableau II.1**) ; ii) il est chevauchant avec le troisième cycle d'inventaire (**Tableau**

II.1) ; iii) il ne permet pas, contrairement au premier cycle d'inventaire, d'allonger l'horizon temporel sur lequel les simulations du modèle MARGOT vont être étudiées.

Pour allonger l'horizon temporel, **les données disponibles les plus récentes ont été utilisées** (données des campagnes d'inventaires allant de 2014 à 2018). Ces données ont été agrégées sur 5 ans en une année médiane correspondant à l'année 2016, afin d'augmenter la précision des données (Wernsdörfer *et al*., 2012).

L'horizon temporel étudié s'étend au maximum de 1971 à 2016, soit sur 45 ans (Figure II.9). Cependant, les données pour l'ensemble de la forêt française sont disponibles uniquement à partir de 1985. Par conséquent, l'étude des simulations du modèle MARGOT à l'échelle de la forêt française s'effectuera sur un horizon temporel de 31 ans.

2.6.2 Structure espace-temps de l'ancienne méthode et contraintes sur le développement de MARGOT (unités de modélisation et de simulation)

Le modèle MARGOT opère sur une partition de la forêt française en strates. **L'utilisation des données de l'ancienne méthode est très contraignante, car leur résolution départementale et leur asynchronisme imposent d'initier les simulations du modèle à l'échelle départementale, revenant à considérer le découpage de la France en départements comme un facteur de partitionnement additionnel**. Or, les départements ne correspondent à aucune réalité forestière et ne constituent donc pas un facteur de partitionnement pertinent.

L'utilisation de facteurs de partitionnement autres que les départements, peut amener à créer de strates couvrant un ou plusieurs départements. Dans ce dernier cas, l'ensemble des données de la strate ne sont pas disponibles au même instant, empêchant toute simulation.

Pour contourner ce problème, des **unités de simulation** croisant l'information strate et département ont été constituées. **Les paramètres de la dynamique forestière sont estimés à partir des strates (unités de modélisation), mais les simulations s'effectuent à l'échelle de l'unité de simulation** et débutent à la date où les données sont disponibles dans un département (**Figure II.9**).

2.6.3 Pas de temps de simulation

La mobilisation des données disponibles les plus récentes en nouvelle méthode nous permet de comparer les simulations avec des données empiriques datant de 2016. Les simulations

débutent par ailleurs entre 1971 et 1985 selon les départements (**Figure II.9**), et la quasi-périodicité des inventaires départementaux n'admet aucun plus petit commun dénominateur évident. Dans ce contexte, **seule l'utilisation d'un pas de temps annuel par le modèle MARGOT apparait raisonnable.** Les taux démographiques étant évalués sur 5 ans, une analyse spécifique de leur adaptation sera nécessaire.

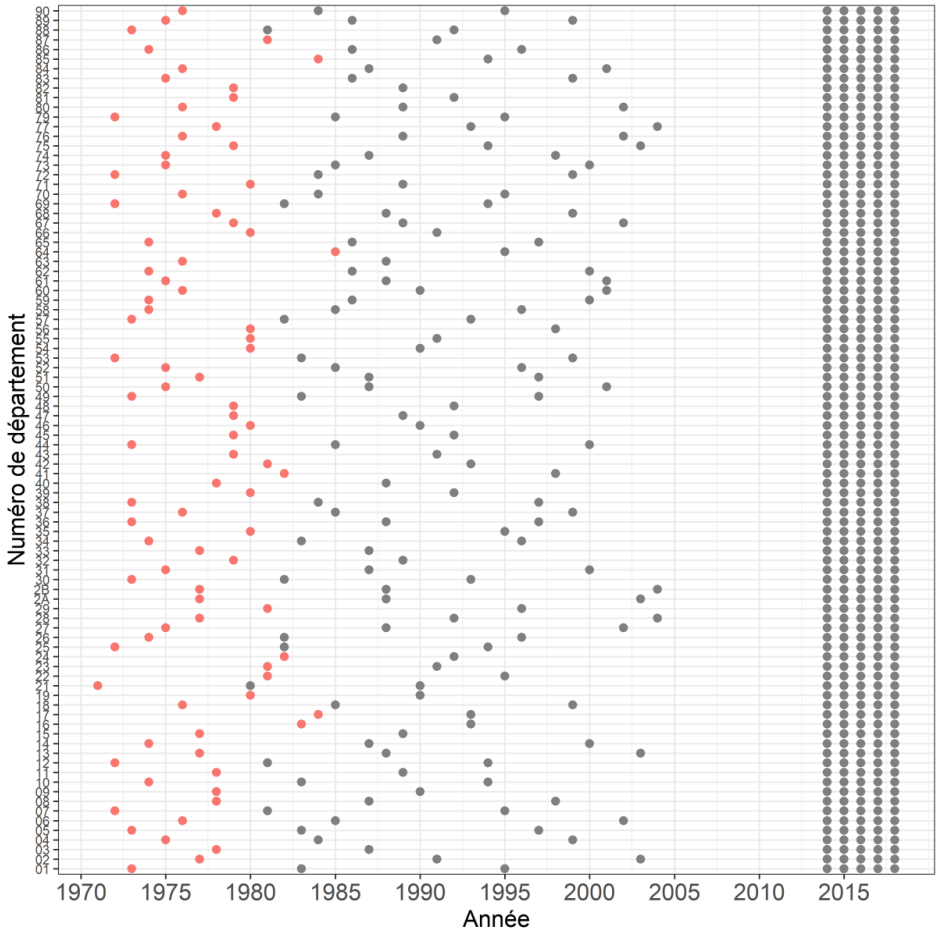


Figure II.9. Données d'inventaires utilisées (en rouge) pour calibrer et estimer les paramètres démographiques du modèle MARGOT dans une phase initiale des recherches, et pour construire les séries temporelles de stock de bois de la forêt française (en rouge et en gris), selon le département et l'année.

2.7 Construction des séries temporelles d'effectifs d'arbres et de stock de bois sur pied à différentes échelles hiérarchiques

Les séries temporelles permettent de suivre l'évolution d'une variable au fil du temps. Dans le cadre de la thèse, les séries temporelles sont construites pour comparer les données empiriques issues de l'IFN et les simulations du modèle MARGOT. Les séries temporelles

vont ainsi permettre d'évaluer et de valider les simulations du modèle MARGOT sur un horizon temporel de 31 ans au minimum.

Elles sont construites à partir des données d'ancienne méthode (1971-2004) et de nouvelle méthode (2016) d'inventaire (**Figure II.9**). Deux types de séries temporelles sont construits. Un premier traduisant l'évolution des stocks de bois et un second traduisant les évolutions des effectifs d'arbres dans la forêt française.

MARGOT opère sur un partitionnement de la forêt française en strates. Les séries temporelles peuvent donc être construites à différentes échelles hiérarchiques (allant de la strate à l'ensemble de la forêt française). Cependant, les données anciennes d'inventaire étaient acquises par département de manière asynchrone, et par conséquent l'ensemble des données d'une strate ne sont pas toujours disponibles à la même date. **Cette structure des données anciennes nous contraint :**

- **à utiliser des sous-strates (strates ventilées par départements, correspondant aux unités de simulation) comme base de construction des séries temporelles, car elles correspondent à l'échelle hiérarchique la plus fine disponible ;**

- **à interpoler les effectifs d'arbres et les stocks de bois entre les différents cycles d'inventaires des sous-strates pour construire des séries temporelles annuelles.**

Les séries temporelles ont été construites par interpolation linéaire (**Figure II.10**).

L'ensemble des séries temporelles des sous-strates constituant une strate permet d'obtenir la série temporelle d'une strate $V_s\ (ti, tf)$ (dans le cas d'une série temporelle du stock de bois) par sommation:

$$V_s\ (ti, tf) = \sum_{ss,s} V_{ss,s}(ti, tf) \qquad \textbf{(II.8)}$$

où $V_{ss,s}\ (ti, tf)$ est la série temporelle du volume de bois de la sous-strate ss de la strate s démarrant au temps ti et se terminant au temps tf. $\boldsymbol{tf}$ **correspond pour l'ensemble des séries temporelles à l'année 2016.**

Les séries temporelles des effectifs d'arbres ont été construites de façon similaire :

$$E_s\ (ti, tf) = \sum_{ss,s} E_{ss,s}(ti, tf) \qquad \textbf{(II.9)}$$

Où $E_s\ (ti, tf)$ est la série temporelle de l'effectif d'arbres d'une strate s démarrant au temps ti et se terminant au temps tf et $E_{ss,s}\ (ti, tf)$ est la série temporelle de l'effectif d'arbres des sous-strate ss de la strate s démarrant au temps ti et se terminant au temps tf.

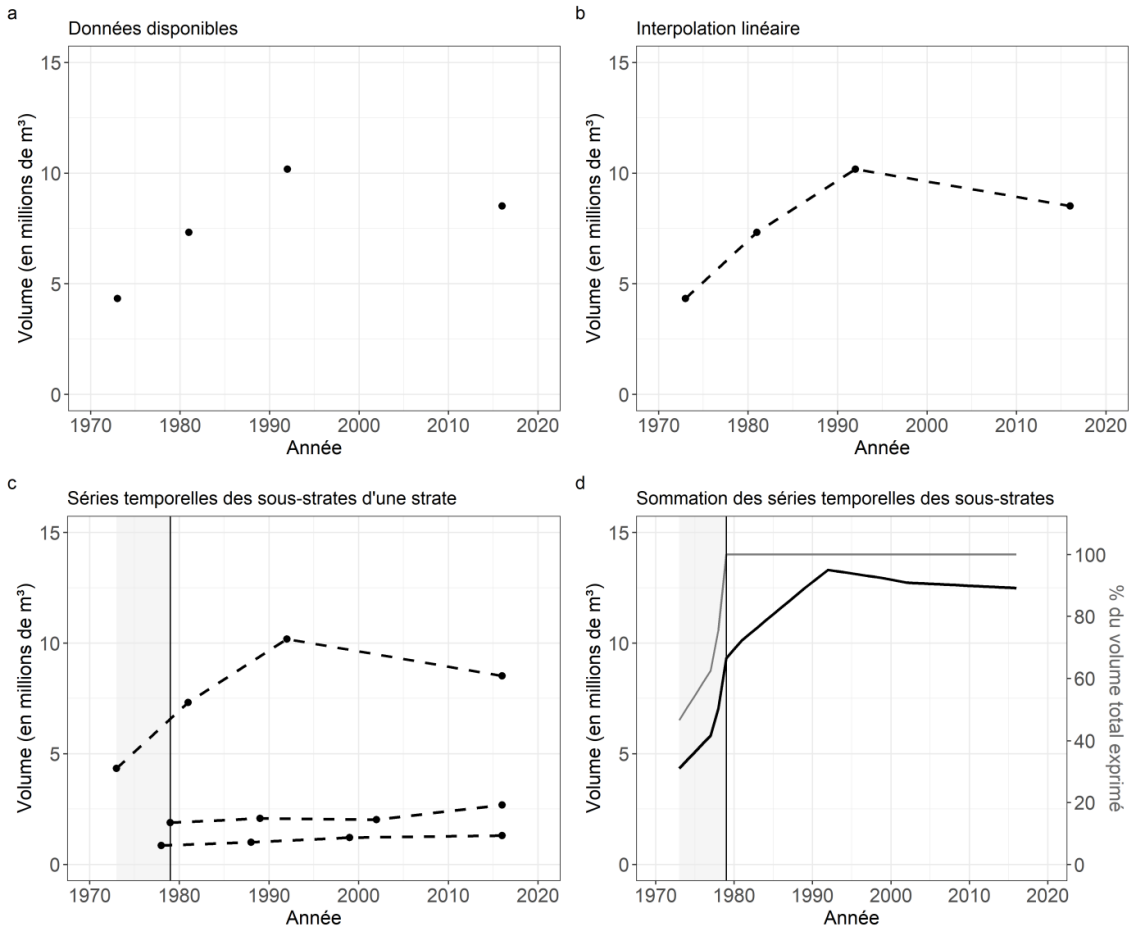


Figure II.10. Illustrations (a) : des données d'inventaire disponibles pour une sous-strate, (b) : de la construction d'une série temporelle de stock de bois d'une sous-strate par interpolation linéaire, (c) : de séries temporelles de stock de bois de l'ensemble des sous-strates constituant une strate (ici trois sous-strates de la strate « Epicéa commun dans les forêts privées des Vosges ») et (d) de la construction de la série temporelle de stock de bois d'une strate de la forêt française. La courbe grise du graphique d correspond à la part (en pourcentage) du volume de bois total exprimé dans la strate en fonction de l'année. La partie grisée des graphique c et d correspondent à la période où l'ensemble des données d'une strate n'est pas disponible. La ligne verticale des graphiques c et d correspond à l'année à partir de laquelle l'ensemble des données est disponible dans une strate.

La série temporelle de stock de bois de la forêt française (**Figure II.11**) est obtenue en sommant les séries temporelles des strates :

$$V_{ff}\ (ti, tf) = \ \sum_s V_s(ti, tf) \qquad \textbf{(II.10)}$$

où $V_{ff}\ (ti, tf)$ est la série temporelle du volume de bois de la forêt française démarrant au temps ti et se terminant au temps tf. Les séries temporelles des effectifs d'arbres sont construites de façon analogue.

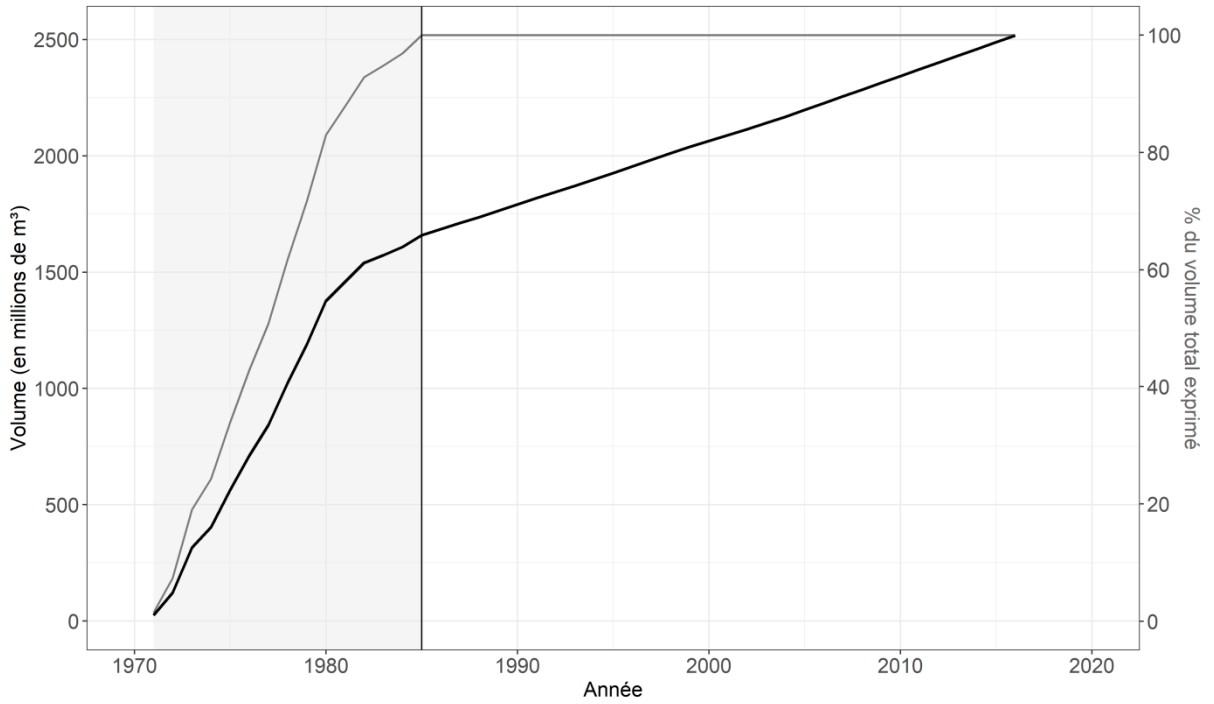


Figure II.11. Série temporelle du stock de bois de la forêt française à partir des données anciennes et récentes d'inventaire. La courbe grise correspond à la part (en pourcentage) du volume de bois total exprimé en fonction de l'année. La partie grisée correspond à la période où l'ensemble des données pour la forêt française n'est pas disponible. La ligne verticale représente l'année à partir de laquelle l'ensemble des données est disponible.

2.8 Distribution des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre

Les classes de diamètres sont décrites par deux paramètres : leur nombre et leur largeur (par exemple 10 classes de diamètre de 10 cm chacune). Au temps *t*, les effectifs d'arbres d'une strate sont distribués dans les classes de diamètre préalablement définies selon leur état de végétation (**Figure II.12**). La dernière classe de diamètre n'admet pas de limite supérieure, et est dénommée « classe ouverte ». Cette classe permet de ne pas surcharger le modèle en classes de diamètre peu informatives (0,24 % des arbres vifs ont un diamètre supérieur à 67,5 cm sur l'ensemble des données prises en compte). La définition de la classe de diamètre ouverte est fournie dans la **partie III, section 2.2.1**. La limite inférieure de la première classe est fixée à 7,5 cm, car cette valeur correspond au seuil de recensement des arbres par l'IFN.

Des classes de diamètre de largeurs irrégulières peuvent être également utilisées (*e.g*. Bollandsås *et al*., 2008). Dans la première analyse de sensibilité du modèle (voir **partie III, section 5**), **une comparaison des simulations avec des largeurs de classes de diamètre constantes et irrégulières a été effectuée**.

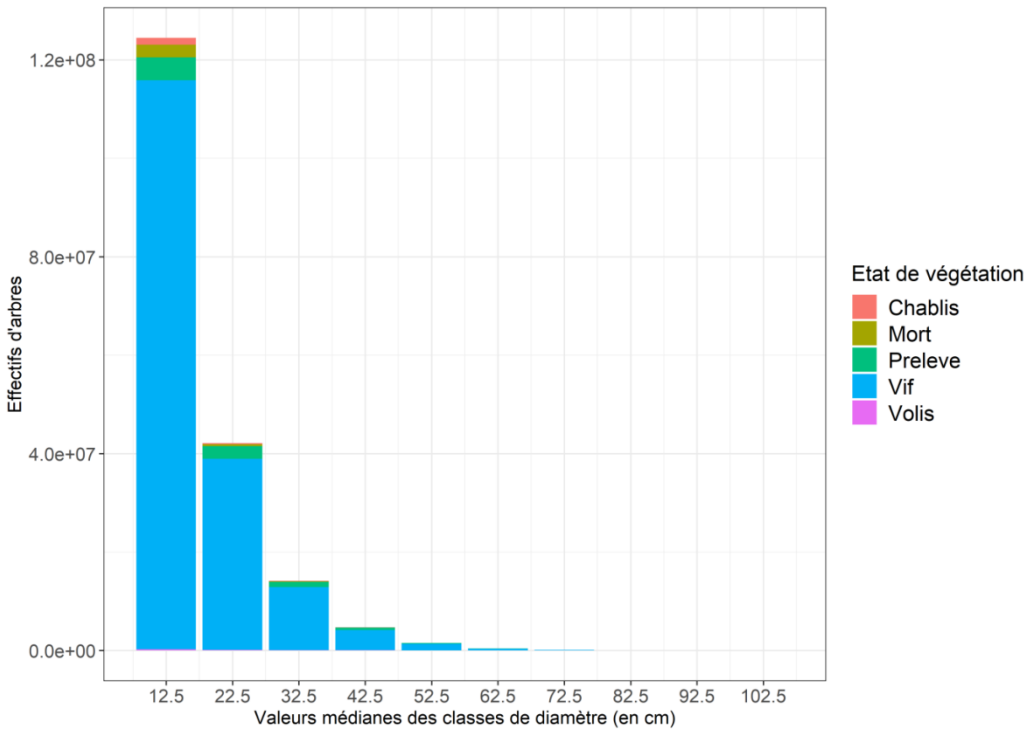


Figure II.12. Illustration de la distribution des effectifs d'arbres d'une strate (Epicéa commun dans les forêts privées des Vosges) par classes de diamètre (largeur de 10 cm) selon leur état de végétation.

Les arbres non vifs (arbres morts sur pied, chablis, volis et prélevés) étant relevés si la mort ou la coupe de l'arbre est intervenue depuis moins de 5 ans (**voir section 2.4.1**), les paramètres TM et TPR sont estimés à partir d'une distribution des effectifs d'arbres au temps t, mais correspondent en réalité à une estimation de la mortalité et des prélèvements entre t et $t-5$.

L'effectif d'arbres recrutés et le taux de passage TPA représentent des flux d'effectifs d'arbres entre les classes de diamètre. L'estimation de ces paramètres nécessite donc de connaître la distribution passée des arbres. La mesure d'IR permet de calculer la taille passée d'un arbre :

$$d_i\,(t-N) = \; d_i\,(t) - 2 * irN_i \qquad \textbf{(II.11)}$$

où $d_i\,(t-N)$ représente le diamètre d'un arbre vif i au temps $t-N$, $d_i\,(t)$ représente le diamètre mesuré au temps t de l'arbre vif i, et irN_i représente l'accroissement radial de l'arbre vif i mesuré sur N années.

La mesure d'IR permet donc de reconstituer la structure diamétrique passée de chaque strate, et par conséquent d'identifier les flux d'arbres entre les différentes classes de diamètre (**Figure II.13**).

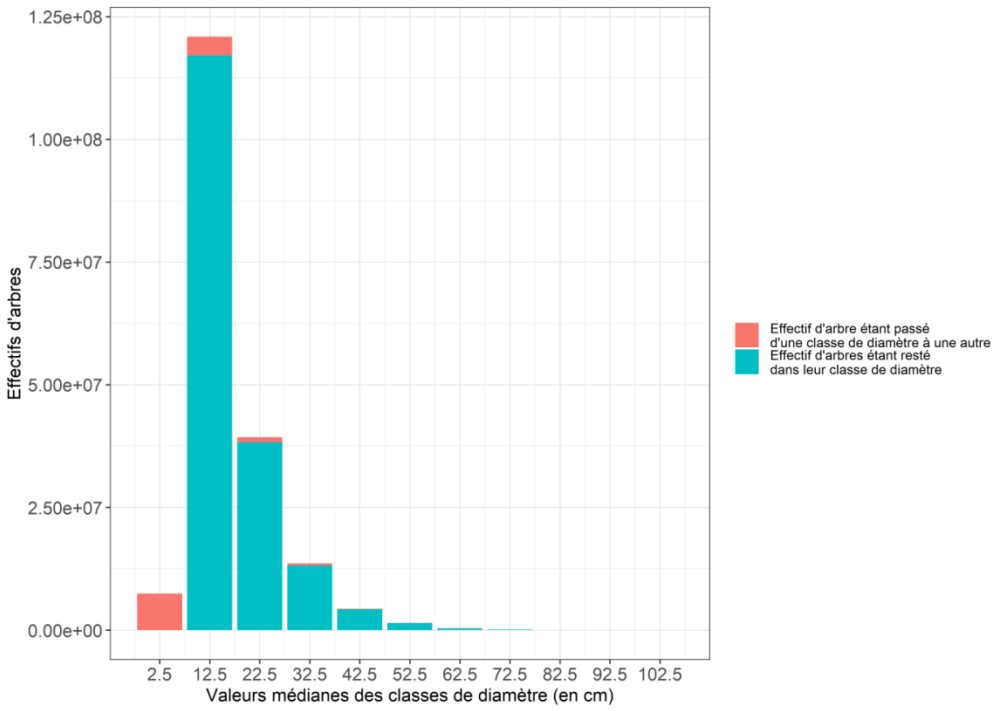


Figure II.13. Illustration du passage entre classes de diamètre (largeur de 10 cm) des effectifs d'arbres d'une strate (Epicéa commun dans les forêts privées des Vosges). L'effectif d'arbres observé dans la classe de diamètre d'une valeur médiane de 2,5 cm correspond à l'effectif d'arbres recrutés.

2.9 Accroissement radial et tarif de cubage

L'IR est une donnée essentielle permettant de quantifier la croissance des arbres vifs recensables (ayant un diamètre supérieur à 7,5 cm). Les arbres relevés dont l'état de végétation est décrit comme étant « chablis », « volis » et « prélevés » ne possèdent pas d'IR. Or, ces arbres sont réputés morts depuis 5 ans ou moins. Sous l'hypothèse de distribution uniforme, leur durée de vie est de 2,5 ans en moyenne avant l'inventaire.

Par conséquent, une valeur d'IR a été attribuée à ces arbres en calculant par strate et par classe de diamètre la moyenne de l'IR des arbres vifs possédant cette donnée. Cette valeur moyenne a ensuite été attribuée aux arbres chablis, volis et prélevés, et a été divisée par deux. Aucun arbre mort sur pied ne s'est vu attribuer une valeur d'accroissement radial (hypothèse de croissance nulle).

Le volume moyen d'un arbre d'une strate appartenant à une classe de diamètre et permettant de convertir les effectifs d'arbres en un stock de bois (en m^3), a été estimé à partir des équations volumiques de l'IFN définies par essence forestière (Morneau & Hervé, 2010 ; Morneau, 2016).

III. Nouvelles méthodes génériques pour la stratification, la paramétrisation et l'évaluation du modèle MARGOT

1 Partitionnement d'une forêt très hétérogène en entités homogènes et représentatives

1.1 Identification de facteurs de partitionnement

1.1.1 Une partition fondée sur la ventilation des stocks de volume de bois par espèce

Le partitionnement de la forêt française métropolitaine peut s'opérer, soit de façon intuitive sur la surface forestière (en ha), soit de façon moins triviale sur le stock de bois sur pied (en m^3). **Au cours de la thèse, le choix a été fait de travailler sur un partitionnement basé sur le stock de bois sur pied de la forêt française**, et ceci pour quatre raisons :

- le modèle de dynamique forestière MARGOT sur lequel se fonde la thèse, est un modèle démographique d'effectifs d'arbres structurés en taille, **déterminant directement le stock de bois sur pied**. Ainsi, on vise directement la variable d'intérêt ;

- **l'expansion forestière française du stock de bois de ces dernières décennies est un enjeu immédiat des simulations de ce modèle**, et elle s'explique principalement par l'augmentation de la densité des forêts (144 m^3/ha en 1990 contre 169 m^3/ha en 2015 ; Bontemps *et al.,* 2020) ;

- d'un point de vue descriptif, décrire la composition spécifique d'une surface ou d'un stock est très différent, car **une partition du le stock de bois sur pied peut s'appuyer sur les essences des arbres et définir des strates pures**, tandis qu'une partition basée sur la surface créera des strates à plusieurs essences due aux mélanges d'essences, qui sont très abondants dans la forêt française (au moins 50%, Morneau *et al.,* 2008) et moins aisés à modéliser;

- **de façon très critique, il a été démontré (Denardou, 2019) qu'il n'existe pas de continuité des compositions en essences relevées sur les couverts des placettes d'inventaire entre ancienne et nouvelle méthode, et ce malgré un protocole a priori commun. Il est donc fondamental de s'appuyer sur une variable la plus constante possible lorsque l'on intègre des données temporelles larges, et cela n'est permis qu'en considérant l'espèce individuelle relevée sur la population des arbres ;**

- enfin, il a été démontré (Bontemps *et al.,* 2019 ; Denardou, 2019) qu'**une partition des forêts ciblant le stock de bois est plus performante que lorsqu'elle est basée sur la composition des surfaces forestières**, ces dernières ayant une combinatoire élevée pas nécessairement en rapport avec la quantité de bois qu'elles représentent. **Il s'agit ici d'utiliser une forme de principe de Pareto, permettant de capturer un maximum du stock de bois des forêts en un minimum de strates explicites en espèces.**

Le principe de Pareto – couramment désigné par « principe 80/20 » – est un principe d'inégalité de répartition qui correspond à l'idée que l'essentiel d'un effet peut être obtenu par une part mineure des causes (Valade, 2011). **L'application de ce principe au partitionnement de la forêt française revient à dire qu'on peut rechercher à expliciter un minimum d'essences pour définir les strates, qui permet de couvrir la majeure partie du stock. Notamment, seulement 10 essences inventoriées par l'IFN, permettent de couvrir 75% du stock de bois de la forêt française** (**Tableau III.1**). Ainsi, le principe de Pareto a été appliqué dans l'établissement de la partition (présentée ci-dessous).

Tableau III.1. Pourcentages cumulés des 12 essences forestières les plus importantes en termes de stock de bois sur pied. Données estimés à partir des campagnes d'inventaire de 2007 à 2016.

Essences	Stock de bois (en millions de m³)	Pourcentage cumulé du stock de bois sur pied des essences les plus représentées
Chêne pédonculé	300	12%
Chêne rouvre	295	23%
Hêtre	275	34%
Sapin pectiné	195	42%
Épicéa commun	195	49%
Pin sylvestre	145	55%
Pin maritime	140	61%
Châtaignier	125	65%
Douglas	110	70%
Charme	105	74%
Chêne pubescent	105	78%
Frêne	100	82%
(…)	(…)	(…)
Total	**2 560**	**100%**

Il est à noter qu'une partition analysant la forêt française métropolitaine à partir de sa surface a été réalisée au Laboratoire d'Inventaire Forestier (Bontemps *et al*., 2019). La méthode de partitionnement du stock de bois de la forêt française emprunte ici une philosophie similaire à cette étude.

L'élaboration de la partition a été conçue à partir des données de l'IFN issues des inventaires de 2007 à 2016 (les années 2005-2006 étant évitées pour des causes de redressement excessif des statistiques, Jean-Christophe Hervé, communication personnelle). **Même si la partition se base sur la nouvelle méthode de l'IFN (inventaires de 2005 à aujourd'hui), elle reste applicable aux données de l'ancienne méthode de l'IFN (inventaires de 1961 à 2004)**.

1.1.2 Choix des facteurs de partition et première analyse

Il a été choisi de stratifier la forêt française en termes :

- **d'essences forestières,** permettent de distinguer les feuillus des résineux et les principales essences; **68 essences ou groupes d'essences** sont considérées par l'inventaire forestier national) ;

- **de contexte géologique, topographique et climatique** à travers les « grandes régions écologiques », ou GRECO, établies après un travail approfondi (au nombre de **11 GRECO**, Cavaignac, 2009) ;

- **de la catégorie juridique de propriété**, traduisant le type de politique ou la stratégie forestière ou encore la règlementation forestière à laquelle est soumise une forêt, avec notamment un écart marqué entre la mise en valeur par l'aménagement forestier (forêts publiques) ou par les plans simples de gestion (PSG ; forêts privées > 25 ha, Boutefeu, 2005).

3 types de catégorie juridique de propriété différents sont identifiés :

- Propriété privée : forêt des particuliers, ne relevant pas du régime forestier (représentant 75% du stock de bois total de la forêt française (IGN, 2017)), et soumise à un PSG non contraignant au plan de la gestion au-delà de 25 ha ;
- Propriété domaniale : forêt appartenant au domaine privé de l'Etat et relevant du régime forestier (représentant 9% du stock de bois total de la forêt française (IGN, 2017)) ;
- Autres forêts publiques : forêt relevant du régime forestier, essentiellement des communes, et des établissements publics (représentant 16% du stock de bois total de la forêt française (IGN, 2017)). La forêt communale non soumise au régime forestier à la date de l'inventaire forestier est par convention rapportée à la forêt privée.

Les strates sont des entités physiques représentant le stock de bois sur pied d'une essence forestière ventilé dans une GRECO et dans une catégorie juridique de propriété. Le nombre théorique de strates issues de ces 3 facteurs croisés est donc de 11 x 68 x 3, soit **plus de 2000 strates théoriques en ordre de grandeur**.

Si le stock de bois total de la forêt française est simplement ventilé selon ces trois facteurs de partitionnement, et compte tenu des strates « vides » (volume égal à zéro ; par exemple, le Douglas en forêt publique en Corse) **1157 strates sont non vides**.

Ce nombre de strates représente a priori **un effort important et déraisonnable de modélisation**, car il est nécessaire de paramétrer le modèle MARGOT sur chaque strate. De plus, **une distribution en J de l'importance des strates selon le volume de bois qu'elles représentent est identifiée** (**Figure III.1**), signifiant que l'ensemble des strates créées ne sont pas équivalentes en termes de représentativité de la forêt française.

Par conséquent, **une méthode de réduction de la dimensionnalité de cette partition s'impose**, et a été basée sur le principe de Pareto, afin d'expliciter la plus grande part du stock de bois total français en un minimum de strates, tout en conservant les trois facteurs de partitionnements identifiés.

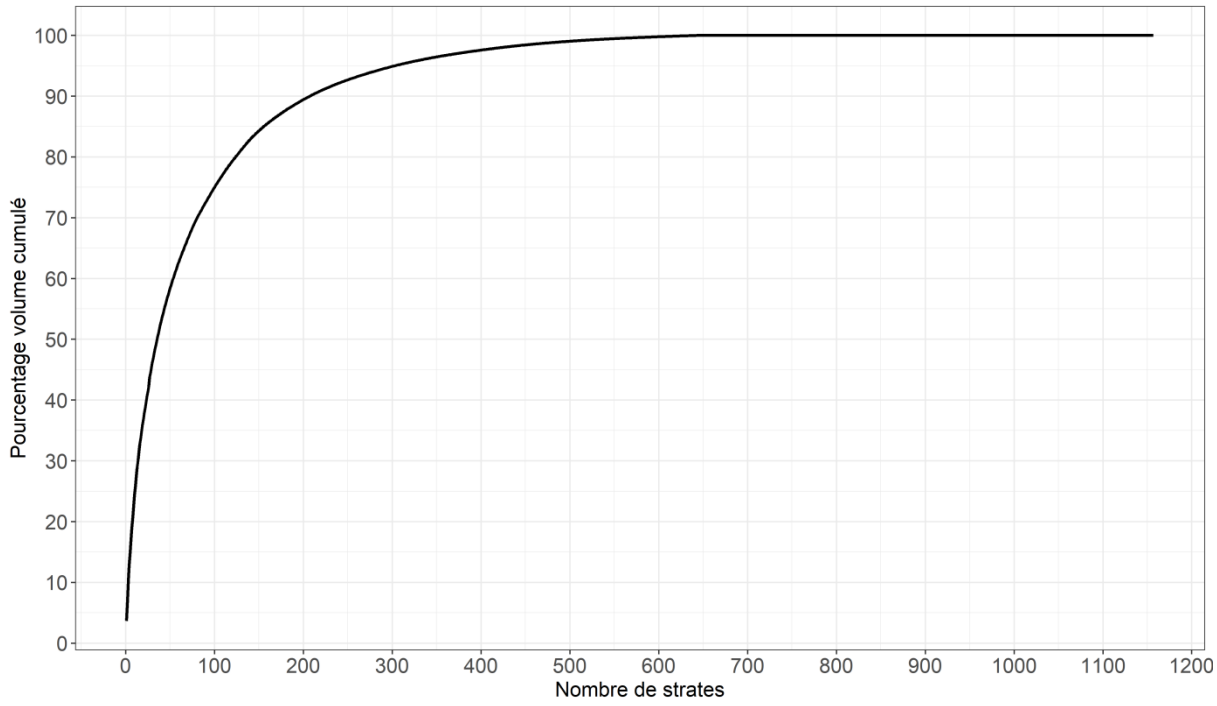


Figure III.1. Pourcentage cumulé du volume de bois des 1157 strates issues du croisement des essences, des GRECO et de la propriété foncière, rangées par ordre d'importance décroissant.

1.2 Réduction de la dimensionnalité de la partition

1.2.1 Réduction du nombre des essences par l'application d'un principe de type « Pareto », et regroupement des résidus

Ce principe a été appliqué au niveau de chaque GRECO, en identifiant un nombre minimal d'essences explicites permettant de couvrir le maximum de stock d'une GRECO, où **le minimum idéal de ce maximum est fixé à environ 2/3 du stock de volume de bois sur pied de la GRECO** (après des essais itératifs). A titre de comparaison, l'application d'une telle approche à des compositions dominantes des surfaces permettait rarement de dépasser 50-60 % (Bontemps *et al.,* 2019). Les essences dominantes sont identifiées au niveau de la GRECO à laquelle elles appartiennent (exemple de la GRECO « Méditerranée » en **Figure III.2 ; Tableau III.2**).

De façon complémentaire à ce premier principe, les essences plus marginales ne sont pas explicitées individuellement dans une GRECO, mais ont été **agrégées dans deux groupes génériques en fonction de leur composition : « Divers feuillus » et « Divers résineux »**, ce qui permet à la fois de réduire fortement la dimension de la partition, et de concevoir des strates d'une importance suffisante.

Cette méthode permet de ventiler le stock de bois de la forêt française sur **16 essences dominantes, pour un total de 64 hyper-strates essence x GRECO (Tableau III.2)**.

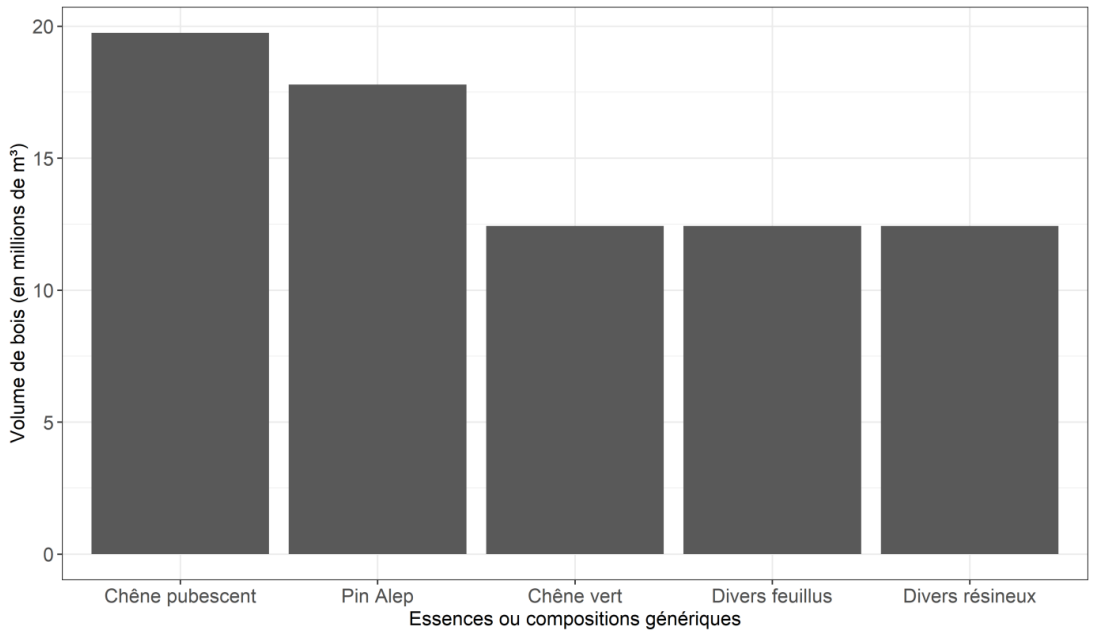


Figure III.2. Choix des essences dominantes et répartition des autres essences dans les groupes génériques dans la GRECO Méditerranéenne.

Tableau III.2. Récapitulatif des essences dominantes retenues par GRECO à l'issue de la deuxième étape de partitionnement de la forêt française. X : essence retenue. Les pourcentages entre parenthèses indiquent la part de stock de bois de l'essence au sein de la GRECO.

Essences	GRECO											Fréquence
	Grand Ouest cristallin et océanique	Centre Nord semi-océanique	Grand Est semi-continental	Vosges	Jura	Sud-Ouest océanique	Massif central	Alpes	Pyrénées	Méditerranée	Corse	
Hêtre (*Fagus sylvatica*)	X (8,1%)	X (5,5%)	X (14,3%)	X (19,3%)	X (17,4%)		X (10,8%)	X (14,3%)	X (29,9%)			8
Chêne pédonculé (*Quercus robur*)	X (21,1%)	X (20,1%)	X (13,7%)			X (18,2%)	X (10,7%)		X (6,5%)			6
Chêne rouvre (*Quercus petraea*)	X (12,5%)	X (26,4%)	X (18,9%)	X (9,8%)			X (7,2%)					5
Epicéa commun (*Picea abies*)			X (5,7%)	X (20,0%)	X (24,8%)		X (9,4%)	X (24,1%)				5
Sapin pectiné (*Abies alba*)				X (26,4%)	X (27,8%)		X (11,9%)	X (14,3%)	X (17,3%)			5
Châtaignier (*Castanea sativa*)	X (11,1 %)	X (4,6%)					X (7,9%)		X (6,5%)			4
Chêne pubescent (*Quercus pubescens*)						X (17,0%)			X (5,2%)	X (26,4%)		3
Frêne (*Fraxinus excelsior*)		X (5,4%)	X (7,3%)						X (5,7%)			3

Tableau III.2 (suite). Récapitulatif des essences dominantes retenues par GRECO à l'issue de la deuxième étape de partitionnement de la forêt française.
X : essence retenue. Les pourcentages entre parenthèses indiquent la part de stock de bois de l'essence au sein de la GRECO.

Essences	GRECO											Fréquence
	Grand Ouest cristallin et océanique	Centre Nord semi-océanique	Grand Est semi-continental	Vosges	Jura	Sud-Ouest océanique	Massif central	Alpes	Pyrénées	Méditerranée	Corse	
Pin maritime (*Pinus pinaster*)	X (9,3%)					X (32,7%)					X (20,6%)	3
Pin sylvestre (*Pinus sylvestris*)		X (4,8%)					X (9,0%)	X (16,0%)				3
Charme (*Carpinus betulus*)		X (7,2%)	X (11,9%)									2
Chêne vert (*Quercus ilex*)										X (16,6%)	X (28,9%)	2
Douglas (*Pseudotsuga menziesii*)	X (6,5%)						X (13,2%)					2
Epicéa de Sitka (*Picea sitchensis*)	X (6,0%)											1
Pin d'Alep (*Pinus halepensis*)										X (23,8%)		1
Pin laricio (*Pinus nigra*)											X (18,2%)	1

Cette seconde étape de discrétisation du stock de bois sur pied français conduit à un ensemble de **219 strates** (les 10 premières sont décrites au **Tableau III.3**).

Tableau III.3. Les dix strates les plus importantes en stock de bois issues de la seconde étape de partitionnement des forêts. Méthodologie du codage de la strate : « GRECO.Catégorie juridique de propriété.Essence ».

GRECO	Propriété	Essence dominante ou groupe générique	Code strate	Volume (en million de m^3)	Pourcentage du stock sur pied de la forêt française
Centre Nord semi-océanique	Forêts privées	Chêne rouvre	B.Pr.Chêne rouvre	93	3,64%
Centre Nord semi-océanique	Forêts privées	Chêne pédonculé	B.Pr.Chêne pédonculé	89	3,47%
Sud-Ouest océanique	Forêts privées	Pin maritime	F.Pr.Pin maritime	80	3,15%
Sud-Ouest océanique	Forêts privées	Divers Feuillus	F.Pr.Divers feuillus	75	2,95%
Centre Nord semi-océanique	Forêts privées	Divers Feuillus	B.Pr.Divers feuillus	75	2,94%
Massif central	Forêts privées	Divers Feuillus	G.Pr.Divers feuillus	70	2,74%
Massif central	Forêts privées	Douglas	G.Pr.Douglas	65	2,55%
Massif central	Forêts privées	Chêne pédonculé	G.Pr.Chêne pédonculé	56	2,20%
Grand Est semi-continental	Forêts privées	Divers Feuillus	C.Pr.Divers feuillus	54	2,10%
Massif central	Forêts privées	Sapin pectiné	G.Pr.Sapin pectiné	52	2,02%

Malgré l'hétérogénéité importante de la forêt française, ces 10 strates représentent à elles seules environ un quart du stock de bois total de la forêt française. Ces strates sont par ailleurs exclusivement privées, traduisant l'importance de ces forêts en France. Il est à noter que parmi les essences représentées dans le **Tableau III.3**, la majorité sont des essences gérées intensément (Chêne rouvre et pédonculé, Pin maritime et Douglas). La présence de 3 strates génériques démontre l'importance de la diversité des forêts en France avec une prévalence aux essences feuillues.

La réduction considérable du nombre de strates à l'issue de cette étape ne permet cependant pas de réduire totalement la distribution en J du stock de bois des strates observée dans l'étape 1 (Figure III.3), ni de diminuer totalement l'existence des strates

marginales. C'est par exemple le cas du Douglas dans le Massif Central, où il représente 2,55% du stock de bois français, soit environ 65 000 000 m^3 tandis que dans les autres forêts publiques, il ne représente que 0,17% du stock de bois sur pied français, soit environ 4 000 000 de m^3, et dans les forêts domaniales, seulement 0,11% du stock soit 2 800 000 m^3. **Il est donc nécessaire d'établir une stratégie permettant de cibler un volume minimal seuil pour l'identification d'une strate, conférant une résolution maximale au modèle, et permettant d'expliciter un pourcentage important du stock de la forêt française en un minimum de strates**.

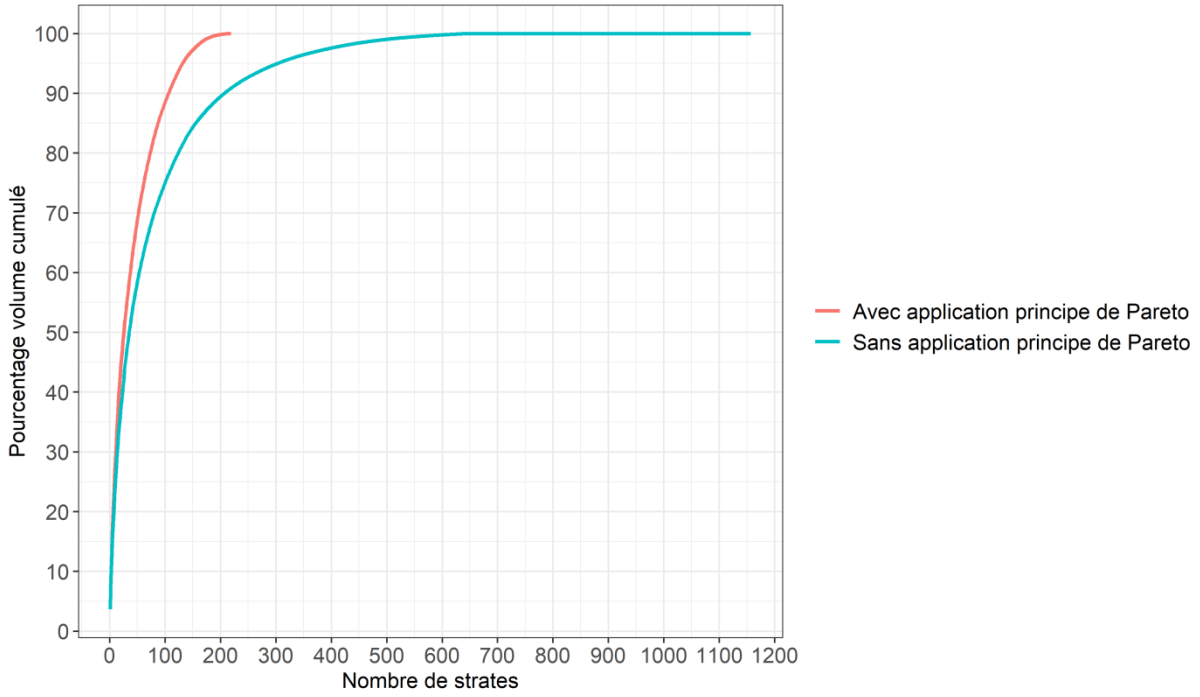


Figure III.3. Pourcentage cumulé du stock de bois des 219 strates (avec application du principe de Pareto) par rapport aux 1157 strates initiales (sans application du principe de Pareto). Les strates sont rangées par rang décroissant de stock.

1.2.2 Résolution maximale des strates prises en compte

L'introduction d'une résolution maximale au modèle permet pour n'importe quel seuil testé, de supprimer l'existence des strates marginales (**Figure 4**).

Etant donné que très peu de strates représentent plus de 1% du stock français (voir notamment le **Tableau III.1**), c'est à dire un volume de bois supérieur à 25 500 000 m^3 (23 strates), **trois seuils de résolution maximale « naturels »** analysés à partir du pourcentage du volume de chaque strate **ont été testés** (**Tableau III.4 ; Figure III.4**) : **0.50%, 0,33%, et 0,25%**.

Pour simuler la forêt française dans sa plus grande part, **les groupes génériques d'essences ne sont pas supprimés s'ils possèdent un volume inférieur au seuil de résolution choisi**. De même, certaines strates ont un volume de bois inférieur au seuil de résolution, mais très proche (par exemple le Hêtre dans les forêts des Vosges est en-dessous du seuil de résolution 0.25% de 150 000 m³). Il a été choisi d'arrondir les volumes seuils afin de prendre en compte ces strates.

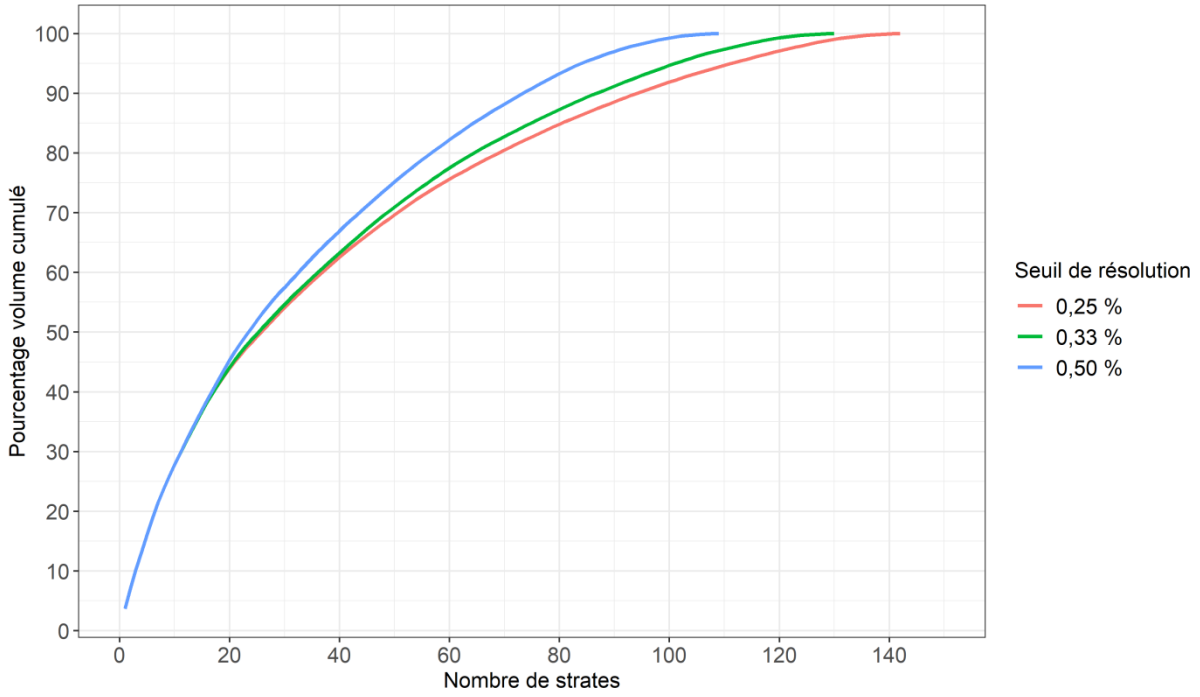


Figure III.4. Pourcentage cumulé du volume de bois des strates par rapport au volume total de la forêt française selon le seuil de résolution utilisé. Les strates sont ordonnées par ordre décroissant de stock.

D'après le **Tableau III.4**, on constate, avec une valeur de seuil de résolution qui augmente :

- une diminution du nombre de strates (dans un souci de réduction de dimension de la partition, cela est apprécié). Le nombre de strates décroit de façon très substantielle, étant divisé par deux entre l'absence de seuil et un seuil à 0,50 % et diminuant de 24 % (suppression de 33 strates) entre un seuil de 0,25 % et un seuil de 0,50 % démontrant l'impact important de ces seuils volumiques sur le nombre de strates ;
- une augmentation importante de la part du volume de bois sur pied couvert par des strates de groupes d'essences génériques « Divers Feuillus » et « Divers Résineux » ;
- une diminution du stock relatif couvert par des strates mono-essences.

Tableau III.4. Résultats des impacts des trois seuils de résolution en stock de bois sur la structure de la partition. Les seuils de résolution sont exprimés en % du stock total de bois de la forêt française.[1] : environ 6 millions de m³. [2] : environ 8,4 millions de m³. [3] : environ 12,4 millions de m³. [4] : groupes génériques « Divers Feuillus » et « Divers Résineux ».

GRECO	Seuil de résolution											
	Aucun			0,25%[1]			0,33%[2]			0,50%[3]		
	Nombre de strates	Part des strates à composition générique (en %)[4]	Part des essences dominantes (en %)	Nombre de strates	Part des strates à composition générique (en %)[4]	Part des essences dominantes (en %)	Nombre de strates	Part des strates à composition générique (en %)[4]	Part des essences dominantes (en %)	Nombre de strates	Part des strates à composition générique (en %)[4]	Part des essences dominantes (en %)
Grand Ouest cristallin et océanique	24	32	68	11	45	55	10	50	50	7	80	20
Centre Nord semi-océanique	27	26	74	19	29	71	16	33	67	15	35	65
Grand Est semi-continental	24	28	72	20	33	67	18	36	64	16	42	58
Vosges	18	25	75	15	33	67	14	37	63	10	60	40
Jura	14	30	70	12	33	67	12	33	67	8	68	32
Sud-Ouest océanique	15	32	68	9	37	63	9	37	63	9	37	63
Massif central	30	20	80	16	27	73	15	28	72	14	30	70
Alpes	18	31	69	14	36	64	13	40	60	10	63	37
Pyrénées	24	29	71	11	56	44	9	67	33	8	75	25
Méditerranée	15	33	67	9	46	54	9	46	54	8	58	42
Corse	10	32	68	6	60	41	5	74	26	4	100	0
Total	**219**	**27**	**73**	**142**	**34**	**66**	**130**	**36**	**64**	**109**	**46**	**54**

L'augmentation de la part relative incluse dans des strates de composition générique peut être a priori défavorable, car des essences aux stratégies de croissances différentes sont rassemblées dans ces groupes, ce qui peut réduire la capacité prédictive du modèle (puisque les paramètres démographiques sont estimés de façon moyenne). De plus, des essences dominantes entières peuvent se retrouver dans les groupes génériques (**Tableau III.5**). Il est important de noter par exemple la perte d'explicitation de l'Epicéa de Sitka dans le partitionnement des forêts pour les trois seuils de résolution testés. Néanmoins, cette essence est représentée uniquement dans la GRECO A (Grand Ouest cristallin et océanique) dans laquelle sa part de stock de bois est de 6 % seulement (**Tableau III.2**). Cela illustre l'impact des seuils de résolutions sur les essences et strates peu représentatives de la forêt française.

Afin d'éviter des pertes d'information trop importantes, il a été choisi d'utiliser la partition avec un seuil de résolution de 0,25 % dans le cadre de la thèse (soit 142 strates conservées, Tableau III.4).

Tableau III. 5. Effet des différents seuils de résolution en stock de bois des strates sur le nombre d'essences dominantes explicitées par GRECO.

GRECO	Nombre d'essences explicites	Perte d'essences explicitées		
		Seuil de résolution		
		0,25%	0,33%	0,50%
Grand Ouest cristallin et océanique	7	2	3	6
Centre Nord semi-océanique	7	0	0	0
Grand Est semi-continental	6	0	0	0
Vosges	4	0	0	1
Jura	3	0	0	1
Sud-Ouest océanique	3	0	0	0
Massif central	8	0	0	0
Alpes	4	0	0	0
Pyrénées	6	2	4	5
Méditerranée	3	0	0	1
Corse	3	1	2	3
Total	**54**	**5**	**9**	**17**

1.3 Prise en compte des contraintes d'échantillonnage en départements administratifs imposées par l'ancienne méthode d'inventaire (1961-2004)

1.3.1 Partition administrative de la France en départements : un facteur de partitionnement imposé par les données anciennes de l'IFN

Les strates de la partition peuvent recouvrir un ou plusieurs départements. Par exemple, la strate « D.Pr.Epicéa commun » (épicéa des forêts privées des Vosges) couvre les départements des Vosges, du Haut-Rhin et du Bas-Rhin. Or, **dans le cadre de la thèse, l'initialisation et le paramétrage du modèle MARGOT se basent sur les données de l'ancienne méthode** qui étaient acquises par département, de manière désynchronisées lors des différents cycles d'inventaire. Par conséquent, nous ne possédons pas à un instant *t* l'ensemble des données disponibles pour une strate **(voir partie II, section 2.5)**. **Cette structure des données nous contraint à considérer les départements français dans le partitionnement des forêts, alors même que les départements ne traduisent aucune réalité forestière, et sont à l'origine d'unités que l'on dénomme sous-strates**.

La ventilation du stock de bois des strates par département sur les données récentes utilisées (soit les données de la période 2014-2018, voir partie II, section 2.5), engendre la création de 1251 sous-strates (strates ventilées en département). Les sous-strates constituent les unités de simulation du modèle. Les paramètres du modèle MARGOT estimés à partir des strates (unités de modélisation) sont appliqués aux effectifs d'arbres des sous-strates lors des simulations.

Les séries temporelles de stock de bois et d'effectif d'arbres construites pour comparer les simulations de MARGOT et les données observées par l'IFN se construisent à l'échelle des sous-strates (voir partie II, section 2.6). Les séries temporelles en stock de bois des 1251 sous-strates ont donc été construites.

La ventilation supplémentaire des points d'inventaire selon ces sous-strates amène à des effectifs plus petits, qui peuvent causer des fluctuations d'échantillonnage erratiques entre cycles d'inventaire, hors de portée de la modélisation. Cette variabilité a donc été examinée, afin de procéder à une adaptation supplémentaire de la partition fondamentale, et notamment pour écarter des sous-strates trop petites. **Dans ce contexte, il ne s'agit plus de transférer une partie du volume total de bois vers des strates génériques, mais de tronquer le volume total, pour établir une référence modélisable, la plus proche possible de ce stock.**

1.3.2 Effet de la taille des sous-strates sur la fluctuation temporelle des stocks de bois appréhendés

1.3.2.1 Position du problème

Des fluctuations des séries temporelles ont été identifiées lors de la construction des séries temporelles de stock de bois des sous-strates (**Figure III.5**). Ces fluctuations avaient dans certains cas une origine naturelle. En effet, les tempêtes de 1999 et de 2009 ont causé plus de 190 millions de m³ de dégâts (IFN, 2003 & 2009), et certaines strates ont pu être fortement touchées. Toutefois, certaines fluctuations des séries temporelles identifiées étaient d'origine inconnue (par exemple liées à l'erreur d'échantillonnage de l'inventaire). Ces fluctuations, une fois cumulées sur une strate, peuvent faire fluctuer de manière érratique les séries temporelles des strates. Or, c'est à partir de ces séries temporelles que l'on souhaite valider le modèle.

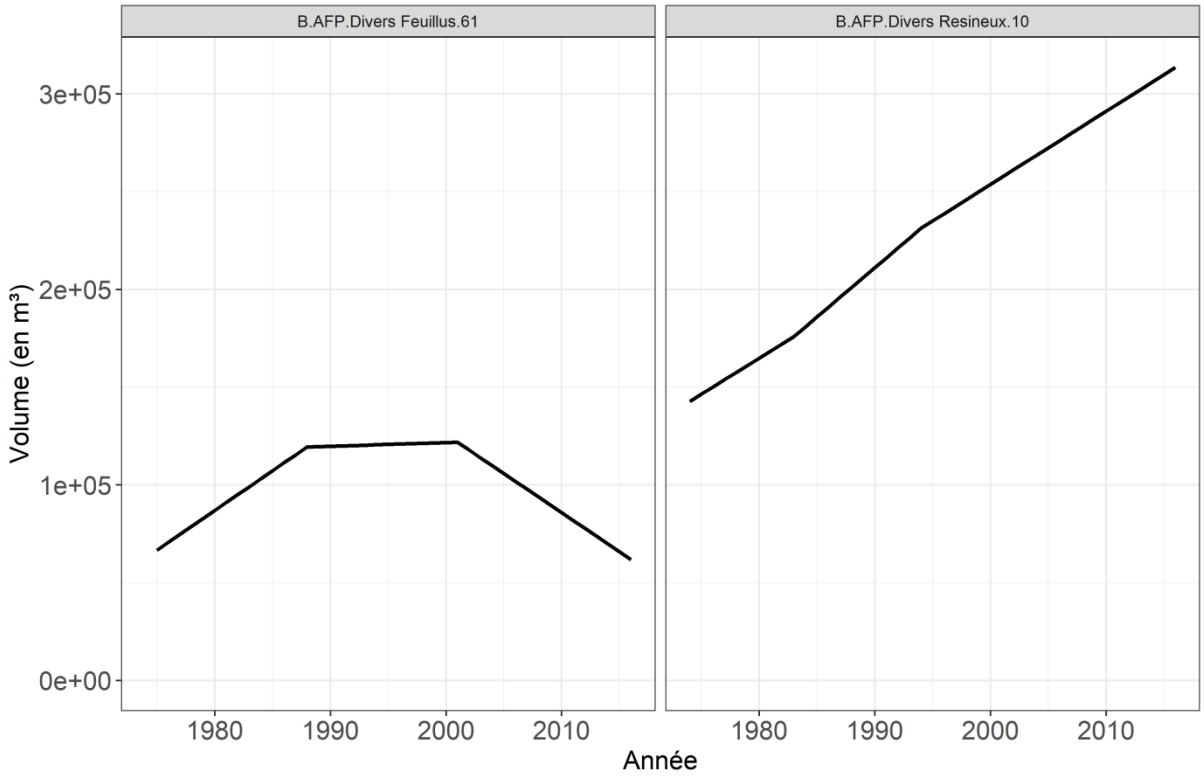


Figure III.5. Illustration de deux séries temporelles de volume de bois de sous-strates fluctuant au cours du temps sur 4 cycles d'inventaire successifs (ancienne et nouvelle méthode).

La ventilation du stock de bois des strates en sous-strates conduit en effet à des sous-strates de tailles très différentes (en moyenne une sous-strate contient 2 200 000 m³ de bois pour un écart-type de 2 800 000 m³). Or, plus une sous-strate est petite, plus le nombre de points d'inventaires permettant de la décrire est faible, et augmente l'incertitude d'échantillonnage.

1.3.2.2 Approche méthodologique et statistique

Pour tester cette hypothèse, une analyse de l'intensité de fluctuation temporelle des stocks dans les sous-strates a été menée. Cependant, le stock de bois de la forêt française augmentant rapidement (+31,2 millions de m³ par an ; SOEF, 2015 ; Denardou *et al.,* 2017), les séries temporelles sont tendancées. Ainsi, **le niveau de fluctuation temporelle des séries a été apprécié par un terme de variance résiduelle, après filtration de tendance linéaire estimée par régression**. Les erreurs résiduelles de ces modèles ont été introduites dans le calcul d'un coefficient de variation où la référence est le stock de bois moyen des sous-strates sur la période :

$$CV_{ss} = \frac{\sigma_{ss}}{\mu_{ss}} \quad \textbf{(III.1)}$$

où CV_{ss} est le coefficient de variation corrigé de la série temporelle d'une sous-strate ss, σ_{ss} est l'erreur résiduelle du modèle de régression linéaire de la série temporelle de la sous-strate ss et μ_{ss} est le stock de bois moyen de la série temporelle de la sous-strate ss.

Ce coefficient de variation a été relié à la moyenne du stock, μ_{ss}, afin de mettre en évidence une liaison statistique entre variabilité relative des stocks de bois et taille des sous-strates. Pour cela, un modèle de régression linéaire quadratique de la forme suivante a été ajusté :

$$CV = a + b * \mu + c * \mu^2 + \varepsilon \textbf{ (III.2)}$$

où CV est le coefficient de variation des séries temporelles de volume de bois, μ est le volume de bois moyen des séries temporelles des sous-strates, et a, b et c sont des coefficients estimés par la méthode des moindres carrés, et ε est l'erreur résiduelle.

Enfin, la nature hétérogène des sous-strates génériques (« Divers feuillus » et « Divers résineux ») a amené à les considérer également.

1.3.2.3 Résultats

La distribution des CV_{ss} est présentée dans la **Figure III.6**. On constate que les variations relatives sont importantes. Près de 10% des sous-strates ont un CV supérieur à 25 %, ce qui traduit une amplitude relative de 100% à un niveau de confiance de 95%. A l'inverse, 50% des sous-strates se cantonnent à un CV de l'ordre de 10%, qui correspond tout de même à

une amplitude de variation de 40% à un niveau de confiance de 95 %. La liaison entre le CV et le stock de bois moyen μ des sous-strates est analysée en **Figure III.7**, avec un focus plus particulier sur les volumes moyens compris entre 0 et 5 millions de m³ uniquement en **Figure III.8**.

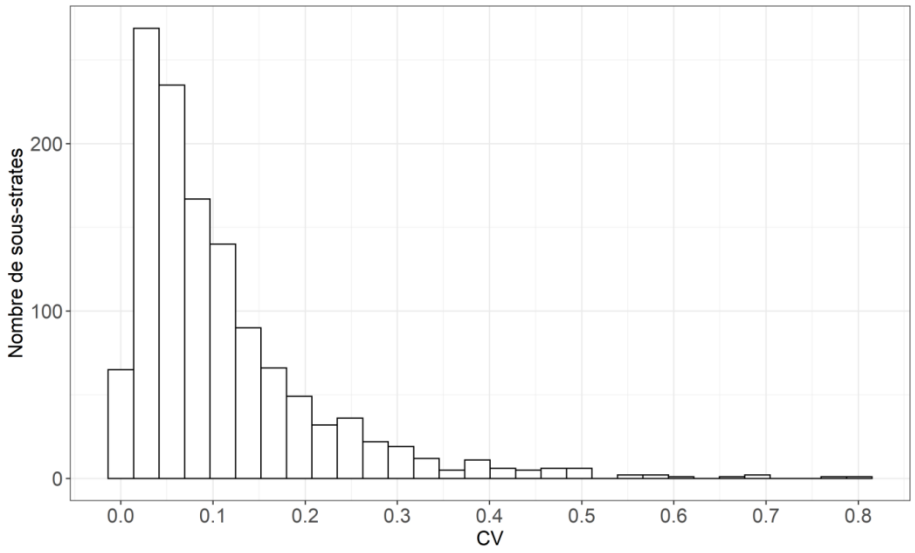


Figure III.6. Distribution des coefficients de variation corrigés (CV) des séries temporelles de volume de bois des sous-strates. Les sous-strates résultent de l'analyse en département administratif des strates. Avec un seuil de 0,25% appliqué pour l'identification des strates explicites ou génériques en composition, ces sous-strates sont au nombre de 1251.

Dans ces représentations, l'augmentation du CV avec la réduction du volume des sous-strates est nettement perceptible tout au long du gradient, et augmente fortement en deçà d'un seuil de 1 000 000 de m³ de bois. **L'effet d'échantillonnage dans ces fluctuations est donc démontré.**

S'agissant de la variabilité de ce constat entre sous-strates explicites en composition ou non, cette liaison a été analysée par des modèles séparés de régression reliant CV et μ.

La modélisation des coefficients de variation à l'aide d'un modèle linéaire quadratique pour les deux catégories de sous-strates génériques et les sous-strates à essence dominante permet d'affirmer que majoritairement les sous-strates génériques « Divers résineux » dont le stock de bois sur pied est faible ont des CV plus importants **(Figure III.9)**.

Ce modèle a été décliné par essences dominantes **(Annexe III.1)** et les résultats sont identiques à ceux opérés sur les strates génériques, avec un CV plus important quand le volume moyen des sous-strates est faible.

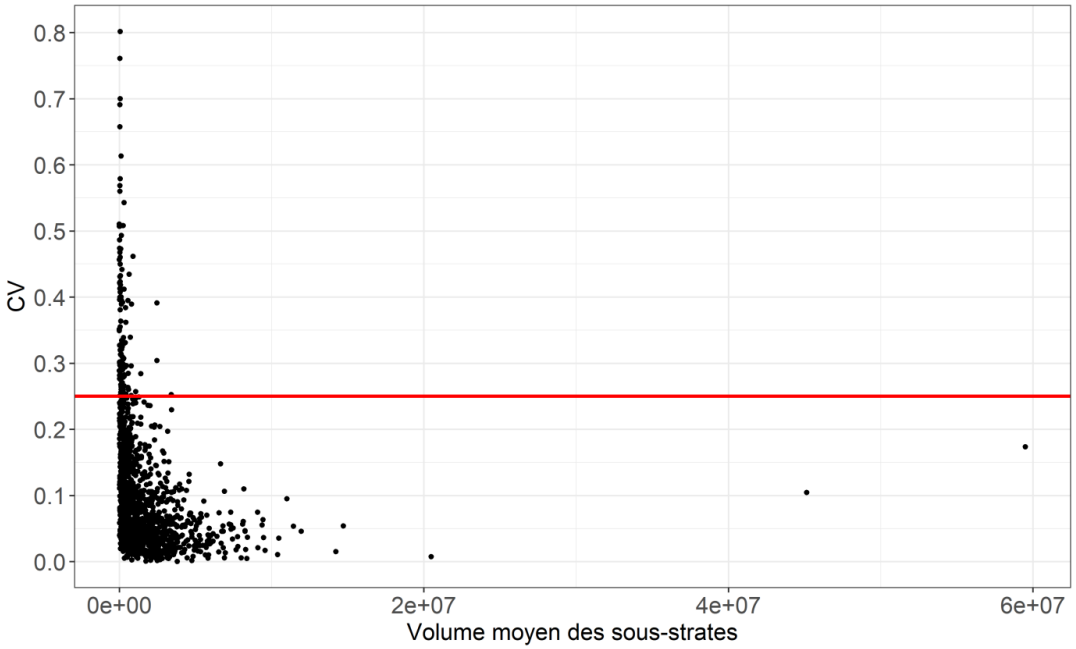


Figure III.7. Coefficients de variations (CV) en fonction des volumes moyens de bois sur pied des sous-strates (m^3). Les sous-strates les plus importantes en termes de volume moyen de bois sur pied correspondent au pin maritime dans la forêt landaise (département 33 et 44). L'importance relative de leurs coefficients de variation est essentiellement due aux dégâts des tempêtes de 1999 et de 2009.

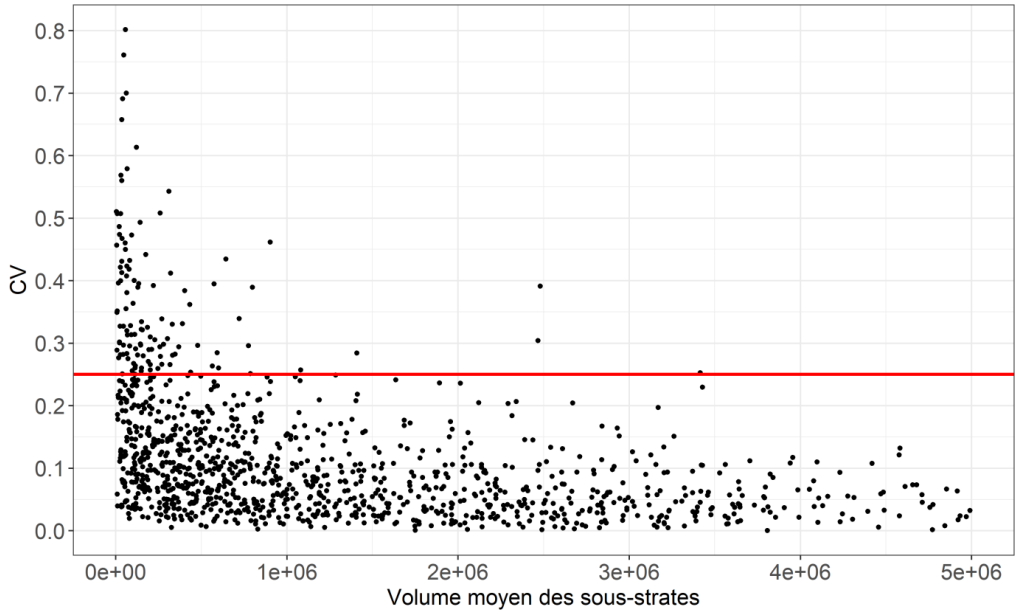


Figure III.8. Coefficients de variations (CV) en fonction des volumes moyens de bois sur pied des sous-strates ayant un volume moyen inférieur à 5 millions de m^3.

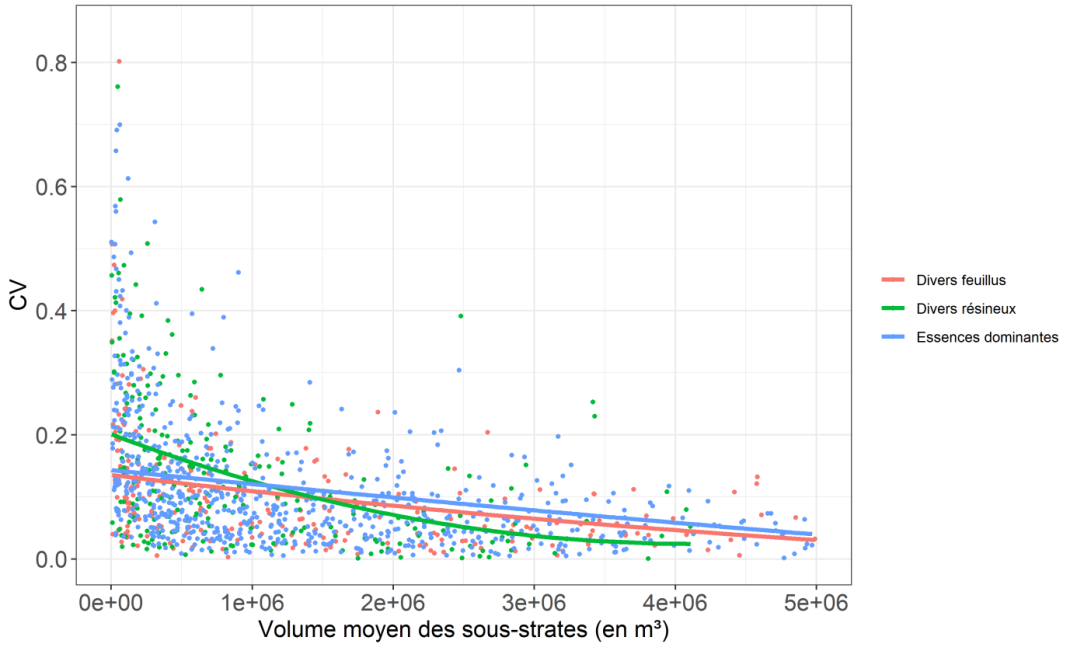


Figure III.9. Coefficients de variation (CV) en fonction des volumes moyens de bois sur pied des sous-strates en deçà de 5 millions de m³ et modélisation des CV en fonction du volume moyen des sous-strates génériques (« Divers Feuillus », « Divers Résineux ») et des sous-strates à essence dominante. L'augmentation du CV avec la réduction de taille des sous-strates est beaucoup plus manifeste pour les compositions génériques « divers résineux ».

1.3.2.4 Conclusions

Les fluctuations des séries temporelles des stocks de bois ont pour origine les perturbations, ou une incertitude d'échantillonnage généralement plus élevée avec la petite taille des sous-strates en termes de stock de bois sur pied.

Limiter ces fluctuations est un enjeu important, car les simulations du modèle sont initialisées à partir des sous-strates. Afin de limiter la part du stock de bois qui n'est pas appréciable de façon suffisamment stable, un seuil de troncature volumique permettant d'éliminer les sous-strates dont le volume est inférieur au volume de bois seuil choisi a donc été introduit.

1.3.3 Recherche d'un seuil d'élimination des sous-strates modélisées et impact sur le périmètre modélisable de la forêt française

1.3.3.1 Une première analyse

Nous avons établi une gamme-standard de volumes-seuils allant de 0 m³ à 5 000 000 de m³ avec un pas de 250 000 m³, ce qui nous a permis de mettre en évidence que les strates étaient impactées de façon très inégales lors de l'application d'un tel seuil aux sous-strates qui les composent (**Figure III.10**). En particulier, ce seuillage ne permet pas de distinguer les strates aux faibles volumes et celles ayant un volume important. Même si ces situations sont isolées, des strates possédant un stock de bois important peuvent ainsi perdre un volume de bois important, contrairement à de petites strates en termes de volumes qui vont être peu impactées par les seuils volumiques (**Figure III.10**).

Le choix du seuil volumique doit donc respecter deux critères :

- Avoir un faible impact sur les strates les plus représentatives de la forêt française
- Réduire au maximum le nombre de sous-strates représenté par un faible volume

1.3.3.2 Recherche d'un seuil de troncature fondé sur un compromis stock total – nombre de strates résiduelles

Pour déterminer l'impact des seuils de troncature sur les strates en fonction de leur importance, les strates ont été scindées en trois classes reposant sur une partition du volume total aux seuils de 25 % et 75 % (strates dominantes, strates intermédiaires et strates modestes, **Figure III.11**). Ces dernières ont été menées avec la gamme-standard de seuils de troncature explicitée au paragraphe précédent.

Une nouvelle fois, nous appliquons une forme du principe de Pareto aux strates de la forêt française. En effet, nous cherchons à expliciter le maximum du stock de bois de la forêt française en un minimum de strates et de sous-strates.

Puis, les seuils volumiques de troncature des sous-strates ont été appliqués. Ils révèlent que les strates possédant un stock de bois faible sont les plus impactées par l'application de seuils volumiques (**Figure III.12**).

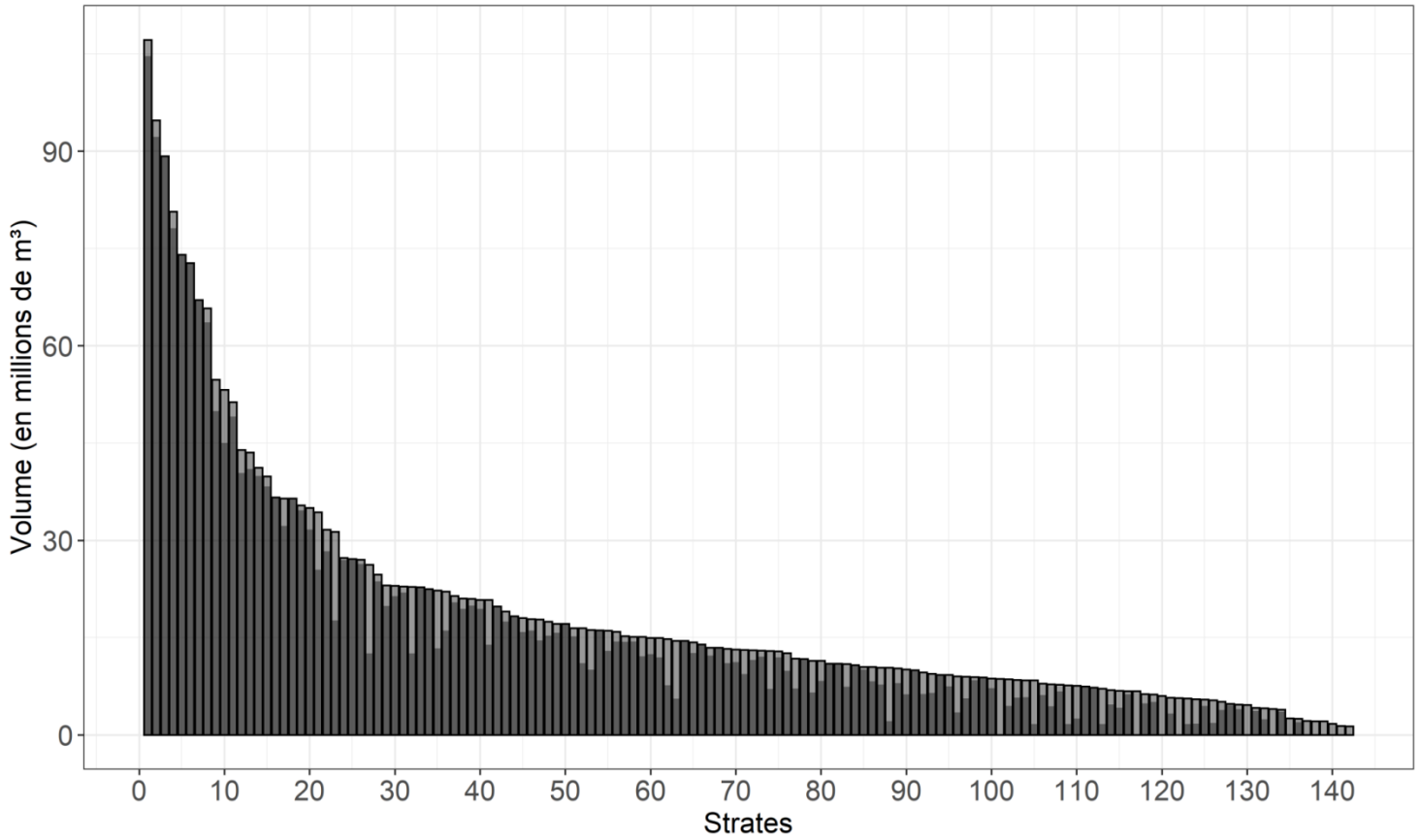


Figure III.10. Impact du seuil d'élimination des sous-strates à 1 500 000 m³ sur le stock de bois couvert initialement par les strates. Les parties grisées des barres verticales représentent le volume éliminé au sein d'une strate suite à l'application d'un seuil de troncature. Les sous-strates sont les intersections des strates avec les départements administratifs. Les strates ici analysées sont celles résultants d'un seuillage à 0,25% entre strates explicites en composition et strates de composition générique (**Tableau III.4**).

L'impact est visible dès l'application du second seuil volumique (500 000 m³). Les strates de taille moyenne sont aussi impactées très rapidement. Enfin, les strates dominantes semblent être insensibles à l'application des premiers seuils volumiques, mais l'on constate que la tendance change autour d'un point d'inflexion situé sur une valeur de seuil volumique d'environ 2 000 000 de m³ (**Figure III.12**). L'application d'un seuil volumique impacte fortement et très rapidement le nombre de sous-strates (**Figure III.13**), mettant en évidence un nombre élevé de sous-strates de petite taille.

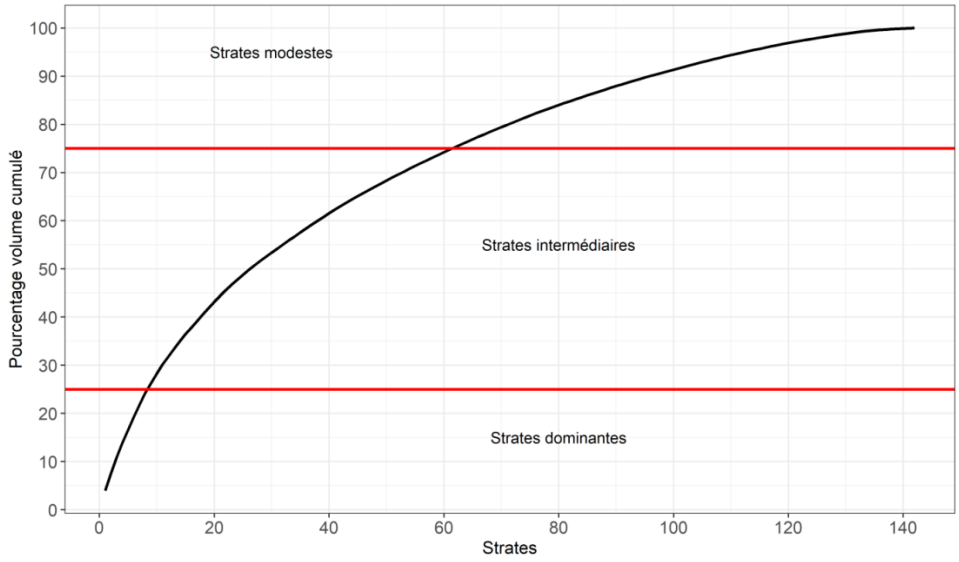


Figure III.11. Identification des ensembles de strates selon leur stock de bois.

La mise en place d'un seuil volumique de troncature de 2 000 000 de m³ ou au-delà n'est pas envisageable, car on y observe un point de rupture dans la représentativité des strates les plus importantes de la forêt française en termes de volume de bois.

Un choix conservatif, fondé sur un seuil volumique de troncature à 1 000 000 de m³ présente plusieurs avantages. Ce seuil de troncature permet :

- de **représenter 92 % du stock de bois de la forêt française avec 135 strates, c'est-à-dire en en éliminant seulement 7 strates ;**
- **d'éliminer 561 (près de 45%) sous-strates au volume moyen faible, principalement dans les strates de taille modeste (perte de 7,2 % de sous-strates des strates dominantes et 61,1 % dans les strates de tailles modestes) ;**
- **de représenter 99,4 % du volume des strates dominantes et d'éroder 18,4 % du volume représenté par des strates modestes** (**Tableau III.6**).

L'application d'un seuil volumique de troncature à 1 000 000 de m³ permet finalement d'éliminer les strates ayant peu d'intérêt pour la modélisation.

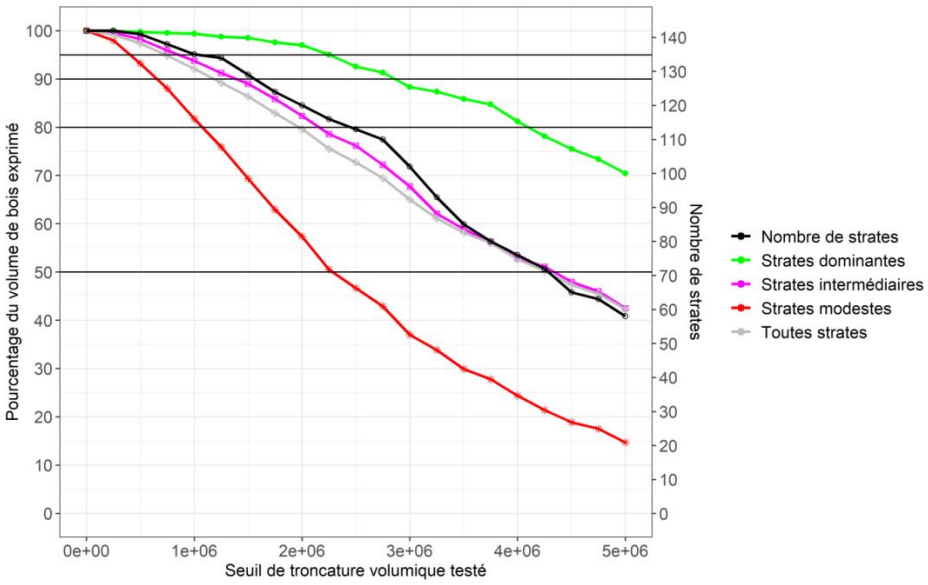


Figure III.12. Compromis entre seuil volumique d'élimination des sous-strates (en m^3) et part du stock de bois (%) appréhendée au niveau de la forêt française, au sein des trois catégories de strates. Vert, rose, rouge : Part du volume de bois de chaque catégorie de strates définies par leur contribution au volume total de la forêt française (**Figure III.11**). Gris : part du volume de bois de la forêt française. La référence est à 100 % pour une troncature nulle. Noir : nombre de strates dans la forêt française (l'élimination progressive des sous-strates amenant à l'élimination potentielle de strates).

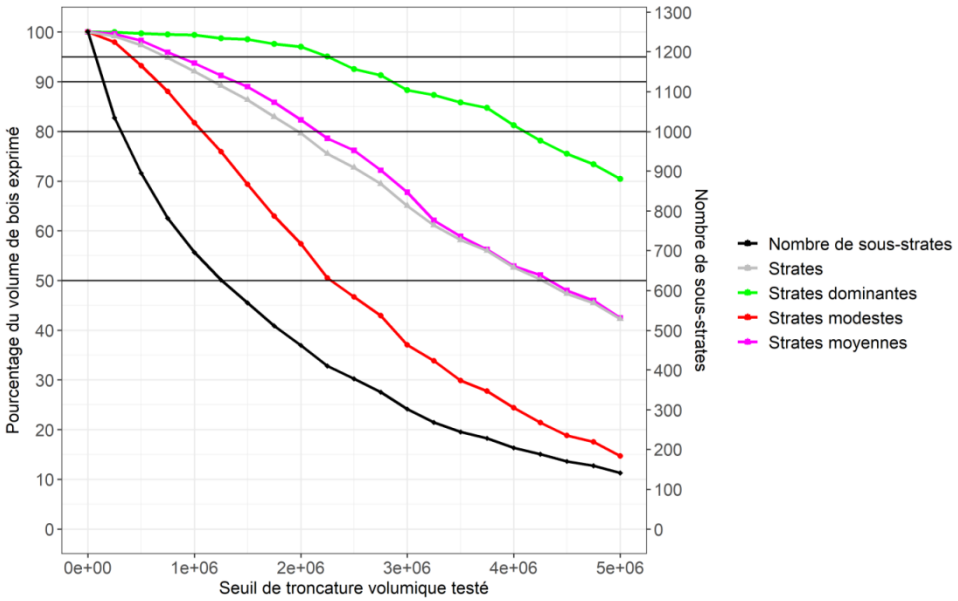


Figure III.13. Compromis entre seuil volumique d'élimination des sous-strates (en m^3) et part du stock de bois (%) appréhendée au niveau de la forêt française, au sein des trois catégories de strates. Vert, rose, rouge : Part du volume de bois de chaque catégorie de strates définies par leur contribution au volume total de la forêt française (**Figure III.11**). Gris : part du volume de bois de la forêt française. La référence est à 100 % pour une troncature nulle. Noir : nombre de sous-strates dans la forêt française.

Tableau III.6. Synoptique de l'impact des différents seuils volumiques de troncature d'omission des sous-strates sur le volume de bois total, le nombre de strates et de sous-strates de la forêt française et sur les différents groupes de strates.

Seuil volumique de troncature	Part du volume initial (en %)				Nombre de strates				Nombre de sous-strates			
	Forêt française	Strates dominantes	Strates moyennes	Strates modestes	Forêt française	Strates dominantes	Strates moyennes	Strates modestes	Forêt française	Sous-strates dominantes	Sous-strates moyennes	Sous-strates modestes
0	100	100	100	100	142	8	53	81	1251	125	540	586
250 000	99	100	100	98	142	8	53	81	1034	123	491	435
500 000	97	100	98	93	141	8	53	80	895	119	438	338
750 000	95	100	96	88	138	8	53	77	782	117	386	279
1 000 000	**92**	**99**	**94**	**82**	**135**	**8**	**53**	**74**	**696**	**116**	**351**	**229**
1 250 000	89	99	91	76	134	8	53	73	626	112	320	194
1 500 000	86	99	89	69	129	8	53	68	569	111	297	161
1 750 000	83	98	86	63	124	8	53	63	511	107	270	134
2 000 000	80	97	82	57	120	8	53	59	462	105	244	113
2 250 000	76	95	79	50	116	8	53	55	410	99	220	91
2 500 000	73	93	76	47	113	8	53	52	378	92	206	80
2 750 000	69	91	72	43	110	8	53	49	344	89	185	70
3 000 000	65	88	68	37	102	8	53	41	302	82	164	56
3 250 000	61	87	62	34	93	8	49	36	268	80	139	49
3 500 000	58	86	59	30	85	8	46	31	244	77	126	41
3 750 000	56	85	56	28	80	8	44	28	228	75	116	37
4 000 000	53	81	53	24	76	8	43	25	204	69	104	31
4 250 000	50	78	51	21	72	8	42	22	188	64	98	26
4 500 000	47	75	48	19	65	8	39	18	170	60	88	22
4 750 000	45	73	46	18	63	8	38	17	159	57	82	20
5 000 000	42	70	42	15	58	8	36	14	141	53	72	16

1.4 Synthèse et conclusions

L'ensemble des démarches présentées ci-dessus permet la construction d'une **partition représentative de l'hétérogénéité de la forêt française, explicitant jusqu'à 92% de son volume total**, et permettant de ne pas donner d'importance excessive à des compartiments trop affectés par la variabilité d'échantillonnage de l'inventaire statistique dans l'évaluation rétrospective du modèle MARGOT.

La méthodologie développée a été conçue pour reposer sur des critères quantitatifs et statistiques objectifs, à caractère générique. **Elle présente donc un potentiel applicatif à tout ensemble écologique hétérogène où la discrétisation du domaine, et la question de la représentativité statistique sont à considérer**. A ce titre, cela vaut pour d'autres ressources nationales, mais aussi pour une application à des échelles beaucoup plus fines (analyse d'un domaine régional par exemple). **Elle constitue à notre sens une étape de modélisation à part entière de ces modèles stratifiés à grande échelle**.

Cependant, la structure spatio-temporelle des inventaires départementaux (partie II, section 2.5), amène à des développements supplémentaires qui sont relatifs à la méthode de l'inventaire forestier national avant 2005. A ce titre, elle a un caractère spécifique qui, tout en amenant son lot de difficultés, peut être éludée dans la partition de domaines géographiques décrits par des plans d'échantillonnage plus systématiques. Par exemple, depuis la mise en œuvre de la nouvelle méthode d'inventaire, les démarches des **sections 1.1 et 1.2** sont suffisantes pour procéder à une partition du domaine.

A ce titre, et bien qu'on puisse s'interroger sur la possibilité théorique de prendre en compte directement la partition administrative dans la conception de départ (facteur de partitionnement à part entière), c'est bien ce découplage entre 1) réalité forestière et géographique d'une part, 2) effet technique du plan de sondage de l'inventaire d'autre part, qui ont amené à cette approche séquentielle, qui permet d'isoler approches spécifiques et génériques dans cette partition du territoire forestier.

Le bilan du partitionnement des forêts françaises est présenté dans le **Tableau III.7** et la **Figure III.14**. L'ensemble des strates utilisées dans la thèse sont présentées en **Annexe III.2**. La construction des séries temporelles tronquée engendre une différence entre le volume total et le volume de bois partitionné de la forêt française. Les simulations du modèle MARGOT seront comparées uniquement au volume de bois de la forêt française partitionnée.

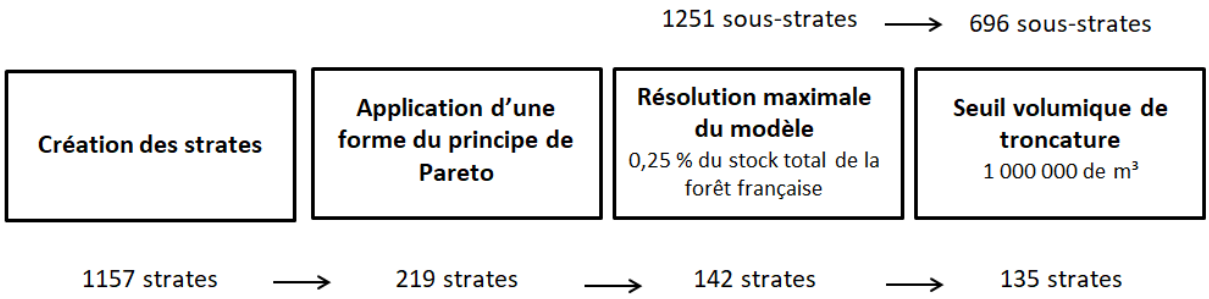


Figure III.14. Résumé des différentes étapes du partitionnement des forêts françaises et de leurs impacts sur le nombre de strates et de sous-strates.

Tableau III.7. Présentation des données stratifiées de la forêt française sur les données récentes d'IFN (2014-2018).

Domaine	Catégorie juridique de propriété explicitée	Essence explicitée	Nombre de strates	Nombres de sous-strates	Volume en m³ (Part du volume total)	Pourcentage du volume des strates à essences dominantes	Pourcentage du volume des strates génériques
Grand Ouest cristallin et océanique	Privée Domaniale	Châtaignier, Hêtre, Pin maritime, Chêne pédonculé, Chêne sessile, Divers feuillus, Divers résineux	8	38	89 000 000 (3,5 %)	57,9	42,1
Centre Nord semi-océanique	Privée Domaniale Autre forêt publique	Charme, Châtaignier, Frêne, Hêtre, Pin sylvestre, Chêne pédonculé, Chêne sessile, Divers feuillus, Divers résineux	18	163	511 000 000 (20,3 %)	68,3	31,7
Grand Est semi-continental	Privée Domaniale Autre forêt publique	Charme, Frêne, Hêtre, Epicéa commun, Chêne pédonculé, Chêne sessile	20	110	284 000 000 (11,3 %)	68,2	31,8
Vosges	Privée Domaniale Autre forêt publique	Sapin blanc, Hêtre, Epicéa commun, Chêne sessile, Divers feuillus, Divers résineux	15	40	164 000 000 (6,5 %)	59,7	40,3
Jura	Privée Domaniale Autre forêt publique	Hêtre, Epicéa commun, Sapin blanc, Divers feuillus, Divers résineux	11	29	169 000 000 (6,7 %)	57,4	42,6
Sud-Ouest océanique	Privée Domaniale Autre forêt publique	Chêne pédonculé, Chêne pubescent, Pin maritime, Divers feuillus, Divers résineux	7	39	256 000 000 (10,2%)	64,9	35,1

Tableau III.7 (suite). Présentation des données stratifiées de la forêt française sur les données récentes d'IFN (2014-2018).

Domaine	Catégorie juridique de propriété explicitée	Essence explicitée	Nombre de strates	Nombres de sous-strates	Volume en m³ (Part du volume total)	Pourcentage du volume des strates à essences dominantes	Pourcentage du volume des strates génériques
Massif central	Privée Domaniale Autre forêt publique	Sapin blanc, Châtaignier, Hêtre, Epicéa commun, Douglas, Pin sylvestre, Chêne pédonculé, Chêne sessile, Divers feuillus, Divers résineux	16	128	504 000 000 (20,0 %)	73,8	26,2
Alpes	Privée Domaniale Autre forêt publique	Sapin blanc, Hêtre, Epicéa commun, Pin sylvestre, Divers feuillus, Divers résineux	14	66	274 000 000 (10,9 %)	52,6	47,4
Pyrénées	Privée Domaniale Autre forêt publique	Sapin blanc, Châtaignier, Hêtre, Chêne pédonculé, Divers feuillus, Divers résineux	11	37	130 000 000 (5,1 %)	46,1	53,9
Méditerranée	Privée Domaniale Autre forêt publique	Pin d'Alep, Chêne vert, Chêne pubescent, Divers feuillus, Divers résineux	9	36	98 000 000 (3,9 %)	35,5	64,5
Corse	Privée Autre forêt publique	Pin maritime, Chêne vert, Divers feuillus, Divers résineux	6	10	41 000 000 (1,6 %)	41,9	58,1
Total	**3 types de propriétés**	**14 essences dominantes, 2 groupes génériques**	**135**	**696**	**2 519 000 000**	**62,8**	**37,2**

2 Estimation des taux démographiques du modèle MARGOT

2.1 Principes généraux de paramétrisation

Les paramètres du modèle MARGOT représentent les processus démographiques de la forêt (croissance, mortalité et recrutement), exprimés en taux relatifs aux effectifs des classes de diamètre.

Les paramètres démographiques sont estimés à partir des strates, qui constituent les unités de modélisation du modèle. Or, les strates peuvent couvrir un ou plusieurs départements (en moyenne une strate couvre 5,1 départements avec un écart-type de 3,9), dont la date d'inventaire diffère (voir **partie II**, **section 2.5**). Par conséquent, une approximation de datation des paramètres est opérée (date médiane des inventaires départementaux composant la strate).

Cette structure de date des inventaires départementaux anciens oblige à considérer un pas de temps annuel pour le modèle (voir **partie II**, **section 2.5**)**.**

Le modèle a été initialisé à partir d'une distribution des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre de 10 cm de largeur à partir de 7,5 cm de diamètre (seuil de recensement des arbres). Cette largeur de classes de diamètre a été choisie, car elle est proche de la largeur de 11,4 cm estimée par Picard *et al.* (2010) offrant un compromis entre l'erreur d'échantillonnage, le pas de temps du modèle et la différence entre la distribution discrète de la population individuelle et sa distribution continue. Il est néanmoins à noter que cette étude a été réalisée dans un contexte différent de celui des forêts françaises métropolitaines (forêts tropicales humides en Guyane française). De plus, dans son usage opérationnel, MARGOT utilise des classes de diamètre d'une largeur de 5 cm. Par conséquent, les deux largeurs de classes de diamètre ont été explorées.

2.2 Estimation des taux de mortalité et de prélèvement

Les taux démographiques de MARGOT sont estimés de façon fréquentiste, à partir de l'observation des flux associés dans les données d'inventaire d'une période de référence (partie II, section 2.6).

Les taux de mortalité ont été calculés à partir des données sur les arbres morts dans un temps présumé de 5 ans au maximum (mort sur pied, chablis et volis). Le calcul du taux est le suivant :

$$TM_{s,k}(t_{ref,s}) = \frac{n_{M,s,k}}{N_{s,k}\,(t_{ref,s})} * \frac{1}{5} \qquad \textbf{(III.3)}$$

où $n_{M,s,k}$ est l'effectif d'arbres morts, chablis et volis dans un temps passé présumé de 5 ans au maximum appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s, et $N_{s,k}$ est l'effectif total d'arbres observés à $t_{ref,s}$ dans la classe de diamètre de départ k dans une strate s. $t_{ref,s}$ désigne l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate. $TM_{s,k}$ est divisé par 5 afin d'obtenir un taux annualisé.

Les taux de prélèvement ont pu être estimés à partir des données sur les arbres prélevés. **Dans ce cas, il s'agit d'une estimation fondée sur les données, et pas d'une commande exogène de ces taux, cette façon de faire définit donc un scénario de type *business as usual* pour la période de référence** $t_{ref,s}$. Le calcul du taux est le suivant :

$$TPR_{s,k}(t_{ref,s}) = \frac{n_{PR,s,k}}{N_{s,k}\,(t_{ref,s})} * \frac{1}{5} \qquad \textbf{(III.4)}$$

où $n_{PR,s,k}$ est le nombre d'arbres prélevés dans un temps passé présumé de 5 ans au maximum appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s, et $N_{s,k}$ est l'effectif total d'arbres observés à $t_{ref,s}$ dans la classe de diamètre de départ k dans une strate s. $TPR_{s,k}$ est divisé par 5 afin d'obtenir un taux annualisé.

Les taux *TM* et *TPR* ont été divisés par 5 afin de les annualiser, et ne peuvent être supérieurs à 0,2. Mais il s'agit d'une approximation qui pourra être remise en question (voir 2.3 dans ce chapitre), notamment au moyen d'une approche de type « intérêts cumulés » sur 5 ans.

2.3 Estimation des taux de passage

Les taux de prélèvement (*TPR*) ont un statut particulier, puisqu'ils peuvent être une variable de commande (décisions de gestion en mode prospectif) ou une paramétrisation fondée sur les données (par exemple scénario *business as usual*).

Les taux de passage (*TPA*) du modèle d'une classe diamétrique à l'autre résultent de la croissance des arbres. Ils peuvent se traduire comme étant « la proportion d'arbres passant d'une classe de diamètre *k* à une classe de diamètre *k + 1* dans une strate *s* à chaque pas de temps du modèle ». La croissance est mesurée sur les arbres relevés « vifs », et imputée aux arbres « volis », « chablis » et « prélevés » (**partie II, section 2.8**).

L'estimation de la croissance s'effectue à partir de l'accroissement radial sur 5 ans (IR5). La soustraction de deux fois l'IR5 au diamètre de l'arbre mesuré à l'instant t permet de connaître le diamètre de l'arbre à l'instant $t-5$. Ce calcul permet aussi de déterminer la classe de diamètre à laquelle appartenait l'arbre au temps $t-5$, et d'identifier précisément les arbres ayant changé de classe de diamètre entre le temps t et le temps $t-5$ (**partie II, section 2.8**). L'IR5 a donc été ramené à un pas de temps annuel afin d'identifier les arbres ayant changé de classe de diamètre entre le temps t et le temps $t-1$. Le calcul des taux de passage est le suivant :

$$TPA_{s,k\to k+1}(t_{ref,s}) = \frac{n_{PA,s,k\to k+1}}{N_{s,k}(t_{ref,s}-1)} \qquad \textbf{(III.5)}$$

où $n_{PA,s,k\to k+1}$ est l'effectif d'arbres vifs, volis, chablis et prélevés appartenant à une classe de diamètre de départ k dans une strate s ayant changé de classe de diamètre entre $t-1$ et t (passage de la classe k à $k+1$), et $N_{s,k}(t_{ref,s}-1)$ est l'effectif total d'arbres observés au temps $t-1$ dans la classe de diamètre de départ k dans une strate s. $t_{ref,s}$ désigne l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate.

2.4 Effectifs de recrutement d'arbres jeunes

Comme pour l'estimation de la croissance, les effectifs de recrutement sont estimés à partir de l'IR5 (au préalable divisé par 5 pour estimer l'effectif de recrutement annuel). Ils correspondent aux effectifs d'arbres ayant franchi le seuil diamétrique de 7,5 cm (correspondant au seuil de recensement de l'IFN) entre $t-1$ et t dans une unité de modélisation, correspondant à une strate. L'estimation du recrutement $r_{s,1}$ dans la première classe de diamètre de chaque strate au temps t est décrite par l'équation suivante :

$$r_{s,1}(t_{ref,s}) = \sum n_{s,1} \qquad \textbf{(III.6)}$$

où $n_{s,1}$ est l'effectif d'arbres vifs, volis, chablis et prélevés appartenant à la première classe de diamètre d'une strate s et ayant passé le seuil de recensement diamétrique de l'inventaire (arbres ayant un diamètre supérieur à 7,5 cm).

Le recrutement possède un statut particulier dans le modèle MARGOT, car il représente un effectif absolu d'arbres et non pas un taux, du fait de l'absence de base immédiatement signifiante. Comme les simulations se font à partir des effectifs des unités de simulation, qui sont les sous-strates, il est donc primordial de connaître l'effectif d'arbres de départ de chaque unité de simulation, ainsi que l'effectif d'arbres recrutés.

Les effectifs d'arbres recrutés d'une strate ont donc été estimés dans chaque sous-strate. Cette méthode est décrite par l'équation suivante :

$$r_{s,ss,1}(t) = \sum n_{s,ss,1} \qquad \textbf{(III.7)}$$

où $r_{s,ss,1}$ est le recrutement estimé dans la première classe de diamètre d'une sous-strate ss appartenant à une strate s, et $n_{s,1}$ est l'effectif d'arbres vifs, volis, chablis et prélevés appartenant à la première classe de diamètre d'une sous-strate ss appartenant à une strate s et ayant passé le seuil de recensement diamétrique de l'inventaire (arbres ayant un diamètre supérieur à 7,5 cm).

2.5 Les taux de passage « aberrants »

Les effectifs d'arbres de certaines classes de diamètre peuvent être très faibles et conduire à une estimation extrême des taux de passage. Ces taux de passage « aberrants » sont identifiés lorsque la valeur du taux est très inférieure ou supérieure à la moyenne des autres taux au sein d'une même strate (**Tableau III.8**). Il peut aussi exister des taux de passage ayant des valeurs impossibles au sens biologique. Ce cas se produit si le taux de passage d'une classe de diamètre k vers $k+1$ est nul alors que les effectifs de la classe de diamètre $k+1$ ne sont pas nuls (**Tableau III.8**).

Différentes stratégies ont été mises en place pour diminuer et supprimer la présence des valeurs aberrantes de taux dans le paramétrage du modèle MARGOT.

Tableau III.8. Mise en évidence de taux de passage (*TPA*) aberrants au sein de la strate divers résineux dans les forêts privées du grand ouest cristallin et océanique (A.Pr.Divers résineux). [1] : Valeurs médianes des classes de diamètre de 10 cm de largeur. [2] : le taux est largement supérieur aux *TPA* des classes de diamètres adjacentes. [3] : les *TPA* sont nuls, mais on observe un effectif d'arbres dans les classes de diamètre supérieures. – : les *TPA* ne sont pas estimés dans la classe de diamètre ouverte.

Classes de diamètre[1]	Effectifs d'arbres	TPA
12,5	13 633 098	0,058
22,5	2 465 996	0,040
32,5	528 904	0,034
42,5	149 202	0,046
52,5	87 773	0,047
62,5	25 294	0,046
72,5	9 128	**0,129**[2]
82,5	2 255	**0,000**[3]
92,5	1 929	–

2.5.1 Définition d'une classe de diamètre ouverte à droite

L'identification d'une classe de diamètre finale dite « ouverte » à droite permet de réduire le risque d'obtenir des classes de diamètre contenant de trop faibles effectifs d'arbres, et de ne pas charger le modèle en classes de diamètre peu informatives.

Par ailleurs, certaines essences sont plus enclines à atteindre des diamètres importants, tandis que d'autres ne les atteindront jamais. Les conditions de croissance et les catégories juridiques de propriété impactent aussi la taille des arbres (**Annexe III.3**). **La définition des classes ouvertes a donc été raisonnée à l'échelle de la strate, qui dépend des essences**.

Pour définir ces classes ouvertes, les taux de passage ont été estimés sur l'ensemble des classes de diamètre de chacune des strates et de cycles d'inventaire. La plus grande classe de diamètre supérieure à taux de passage non nul à chaque cycle d'inventaire a été identifiée comme étant la classe de diamètre maximale d'une strate.

Les taux de passage n'étant par définition pas estimés dans la dernière classe de diamètre des strates, la classe de diamètre supérieure à la classe de diamètre maximale identifiée a été définie comme la classe ouverte.

Pour des classes de diamètre d'une largeur de 10 cm, la moyenne des classes ouvertes est de 62,5 (dont la limite inférieur correspond à 57,5 cm ; pour un écart-type de 1,1 classe). La classe de diamètre de 92,5 cm est la classe ouverte maximale identifiée et la classe de 32,5 cm classe ouverte minimale. Pour les classes de diamètre d'une largeur de 5 cm, la moyenne des classes ouvertes est de 65 cm (écart-type de 2,3 classes). La classe de diamètre 95 cm est la classe ouverte maximale identifiée (divers feuillus, chêne sessile et pédonculé et hêtre) et la classe de 35 cm classe ouverte minimale (divers résineux). Les plus petites classes ouvertes sont principalement identifiées dans les strates de composition ligneuse générique (divers feuillus et résineux, voir **section 1.2**). Les classes ouvertes dans chaque strate sont résumées en **Annexe III.3**.

2.5.2 Test statistique de détection des taux de passages aberrants

Un test statistique permettant d'identifier puis de supprimer **les taux de passage aberrants par valeur supérieure** a été mis en œuvre sur l'ensemble des strates. En revanche, les taux de prélèvement étant soumis à la gestion anthropique, il reste très difficile d'identifier des valeurs aberrantes (effets de seuil ou de rupture liés à des diamètres consigne en gestion ou filière de transformation). Les taux de mortalité aberrants ne seront pas non plus identifiables facilement, car la mortalité reste un phénomène peu connu (*e.g.* Taccoen *et al.,* 2020), et dépendant de multiples facteurs non contrôlés dans le modèle (perturbations, changement climatique, compétition, sénescence).

Ce test est un test itératif unilatéral d'exclusion de valeurs excessives, fondé sur une déviation par rapport à des étendues théoriques reposant sur l'hypothèse que les taux de passage au sein d'une même strate suivent une loi normale (Dixon, 1953) :

$$T_{(n-nmax,n)} = \frac{TPA_{nmax} - \overline{TPA_{n-nmax}}}{S_{n-nmax}} \quad \textbf{(III.8)}$$

$$\mathrm{H0}: TPA_{nmax} \leq \overline{TPA_{n-nmax}} + S_{n-nmax} * \mathrm{t}(0{,}95, \mathrm{n}-1) \quad \textbf{(III.9)}$$

$$\mathrm{H1}: TPA_{(nmax)} > \overline{TPA_{n-nmax}} + S_{n-nmax} * \mathrm{t}(0{,}95, \mathrm{n}-1) \quad \textbf{(III.10)}$$

Où TPA_{nmax} correspond à la valeur maximum observée dans l'échantillon des taux de passage successifs d'une strate donnée. $\overline{TPA_{n-nmax}}$ correspond à la moyenne de l'échantillon sans la valeur maximale de l'échantillon. S_{n-nmax} correspond à l'écart-type de l'échantillon sans la valeur maximale de l'échantillon. L'échantillon suit une loi de Student $\mathrm{T}(\mathrm{n}-1)$ à $\mathrm{n}-1$ de degrés de liberté (on estime l'écart-type).

Le niveau de confiance est fixé à 95%. Si l'équation **III.9** est vérifiée, l'hypothèse nulle est conservée (le taux n'est pas anormalement excessif), et réciproquement avec équation **III.10**. On réitère ce test successivement jusqu'à ce que l'hypothèse nulle soit conservée.

Dans le cas de classes de diamètre de 10 cm de largeur, 11 % de l'ensemble des *TPA* ont été supprimés, et 12 % dans le cas de classes de diamètre de 5 cm de largeur. On constate que le pourcentage de *TPA* aberrants est plus important dans les valeurs de classe de diamètre élevée (Tableau III.9), confirmant l'hypothèse que de faibles effectifs d'arbres peuvent engendrer des taux aberrants. Cependant, il existe des taux de passages aberrants dans l'ensemble des classes de diamètre, même s'ils ont un caractère souvent anecdotique. Les faibles effectifs d'arbres ne sont donc pas le seul facteur à l'origine des taux de passage excessifs.

Tableau III.9. Nombre et pourcentage de taux de passage aberrants observés dans les classes de diamètre d'une largeur de 5 cm et de 10 cm. [1] : Les classes ouvertes sont exclues, car il n'y existe pas d'estimation des *TPA*. [2] : valeurs médianes des classes de diamètre.

Largeur des classes de diamètre (en cm)	Classes de diamètre[1,2]	Nombre d'observations[1]	Nombre de taux aberrants détectés	Pourcentage de taux aberrants détectés
10	12,5	135	6	4,4
	22,5	135	9	6,7
	32,5	134	13	9,7
	42,5	113	15	13,3
	52,5	89	9	10,1
	62,5	48	13	27,1
	72,5	19	8	42,1
	82,5	6	1	16,7
5	10	135	14	10,4
	15	135	10	7,4
	20	135	5	3,7
	25	134	11	8,2
	30	134	15	11,2
	35	134	6	4,5
	40	131	16	12,2
	45	125	18	14,4
	50	108	19	17,6
	55	96	13	13,5
	60	80	8	10,0
	65	65	17	26,2
	70	56	25	44,6
	75	30	13	43,3
	80	17	8	47,1
	85	8	1	12,5
	90	1	0	0,0

2.6 Lissage des taux démographiques du modèle MARGOT

2.6.1.1 Principes

La suppression d'un taux de passage aberrant d'une classe de diamètre k au sein d'une strate s peut conduire à des classes de diamètre k sans taux de passage. **Par ailleurs, l'existence de taux de passage aberrants résiduels dans l'ensemble des classes de diamètre, ainsi que des fluctuations excessives des taux de mortalité et prélèvements (non présentés), nous ont amené à procéder à un « lissage » additionnel de l'ensemble des taux**

le long des classes de diamètre successives. Ce lissage est utilisé de façon privilégiée en interpolation, mais également aussi en extrapolation.

Une méthode de lissage statistique par régression locale pondérée, la « RLM » (*Robust Linear Model* ; Marazzi, 1993) a été appliquée pour lisser les taux démographiques le long des classes de diamètre et ainsi d'obtenir des résultats stables en présence ou en l'absence de données aberrantes (lissage des données). Cette méthode est une alternative à la régression linéaire des moindres carrés lorsque les données sont contaminées pas des observations aberrantes. Elle consiste à pondérer les observations en fonction de leur déviation (M-estimateur ou estimateur de Huber ; Huber, 1972).

2.6.1.2 Lissage des taux de passage

Deux modèles des *TPA* sont possibles. Dans le cas où deux uniques valeurs de *TPA* positives et non nulles sont disponibles dans une strate (2 strates située en Corse sur les 135 strates françaises), ils sont modélisés selon le modèle linéaire simple :

$$TPA_{s,k\to k+1} = a + b * K_s \qquad \textbf{(III.11)}$$

où $TPA_{s,k}$ est le taux de passage modélisé appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s, K_s est le rang numérique de la classe de diamètre dans une strate s, a et b sont des coefficients constants déterminés par la régression RLM.

S'il existe plus de deux valeurs positives non nulles des *TPA* dans une strate, on peut ajouter un terme quadratique. Les *TPA* de ces strates sont modélisés selon la formule suivante :

$$TPA_{s,k\to k+1} = a + b * K_s + c * K_s^2 \qquad \textbf{(III.12)}$$

Lors du lissage, des taux de passage négatifs peuvent apparaître en extrapolation, nécessaire si des taux de passage aberrants périphériques sont supprimés par le test de l'étape précédente. **Dans ce cas, nous avons imputé à ces classes de diamètre la valeur de la moyenne des *TPA* dans la strate.**

L'ensemble des étapes d'estimation des *TPA* est résumé dans la **Figure III.14**.

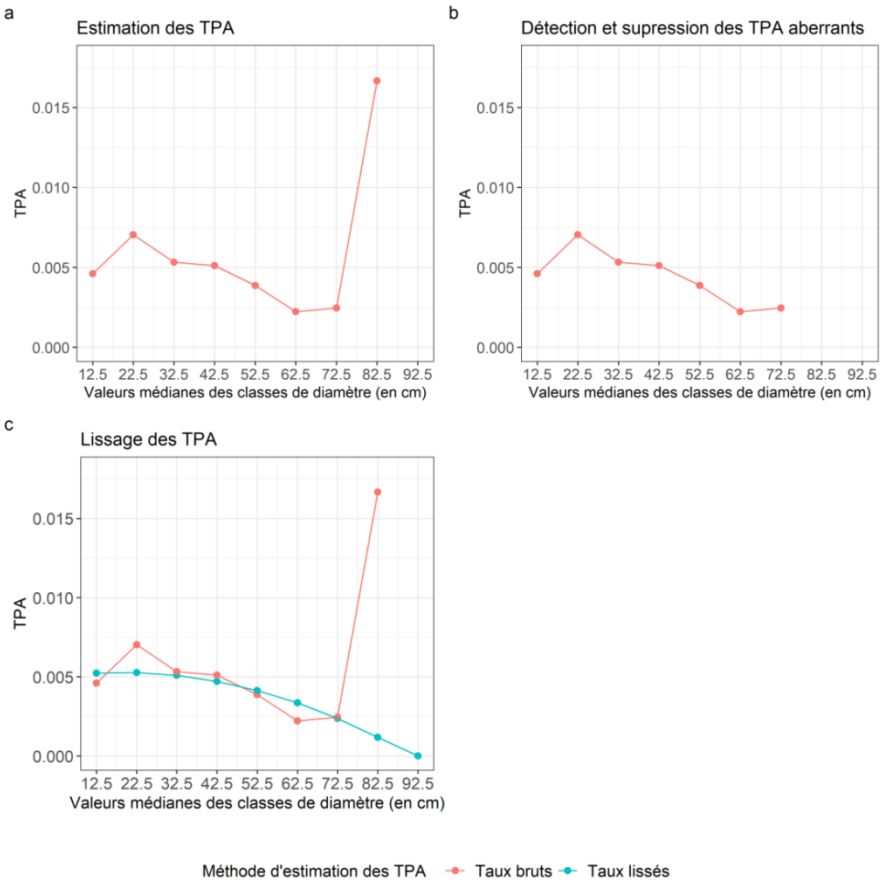


Figure III.14. Illustration de la méthode de lissage des taux de passage (*TPA*) du modèle MARGOT dans la strate : « forêts domaniales de chêne sessile du centre nord semi-océanique (strate B.D.Chêne sessile) ». Le lissage des taux de passage bruts (c) s'effectue après la suppression des taux de passages aberrants (b). Le taux de passage de la classe de diamètre ouverte (ici 92,5 cm) n'existe pas (a, b), mais est rendu nul sur ce graphique lors du lissage des taux de passage (c). Le taux de passage aberrant de la classe précédente est extrapôlé.

2.6.1.3 Lissage des taux de mortalité

L'observation des taux de mortalité par classe de diamètre a révélé que la mortalité est élevée dans les petites classes de diamètre et dans les grosses classes de diamètre. Par conséquent, afin de ne pas sous-estimer la mortalité dans l'une de ces catégories de classes de diamètre, seul un modèle avec un polynôme de second degré a été utilisé pour lisser les *TM* :

$$TM_{s,k} = a + b * K_s + c * K_s^2 \qquad \textbf{(III.13)}$$

où $TM_{s,k}$ est le taux de mortalité modélisé appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s, K_s est le rang numérique de la classe de diamètre dans une strate s.

L'utilisation d'une équation du second degré pour modéliser les *TM* a deux conséquences (**Figure III.15**) : 1) Une apparition de *TM* positifs non nuls dans les dernières classes de diamètre du fait de la courbure de la courbe, 2) l'apparition de *TM* négatifs.

Dans le premier cas, les *TM* modélisés ont été fixés à la valeur nulle si leur valeur avant la modélisation était nulle et s'ils étaient précédés d'un *TM* modélisé nul ou négatif. Le traitement du second cas intervient uniquement après le traitement du premier cas. Les *TM* modélisés négatifs sont fixés à la valeur nulle (Figure III.15).

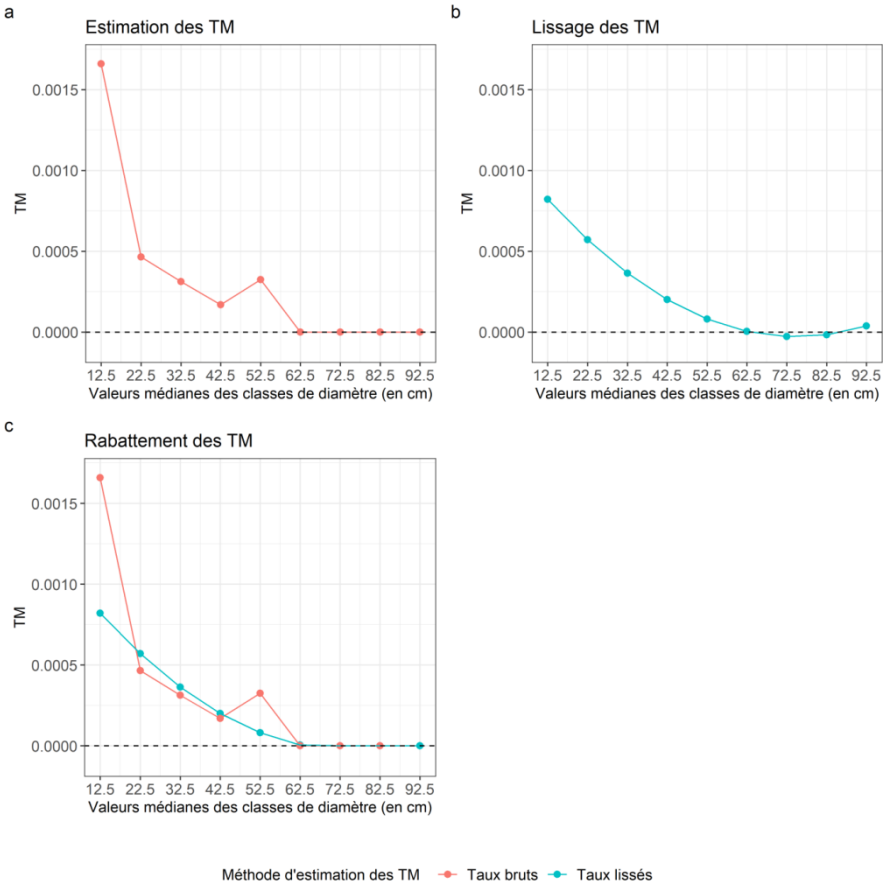


Figure III.15. Illustration de la méthode d'estimation des taux de mortalité (*TM*) du modèle MARGOT dans les forêts domaniales de chêne sessile du centre nord semi-océanique (strate B.D.Chêne sessile). Le rabattement des taux de passage lissés (c) s'effectuent sur les taux de mortalité lissés (b).

2.6.1.4 Lissage des taux de prélèvements

La valeur des *TPR* est parfois nulle dans certaines classes de diamètre d'une strate (**Figure III.16**). Lors de la modélisation de lissage des *TPR*, ces valeurs nulles peuvent entraîner une sous-estimation des *TPR* dans les autres classes de diamètre, **bien qu'ayant potentiellement une signification de gestion forestière**. Par conséquent, les *TPR* nuls ont dans un premier temps été écartés de la modélisation (**Figure III.16**).

Les *TPR* de chaque strate sont modélisés selon la formule suivante (**Figure III.16**) :

$$TPR_{s,k} = a + b * K_s + c * K_s^2 \qquad \textbf{(III.14)}$$

où $TPR_{s,k}$ est le taux de prélèvement modélisé appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s, K_s est le rang numérique de la classe de diamètre dans une strate s.

Les valeurs de *TPR* nulles, au préalable supprimées pour les besoins de la modélisation sont ensuite réintroduites (**Figure III.16**). Lors de la modélisation, des valeurs de *TPR* négatives peuvent enfin apparaître. Elles sont fixées à zéro.

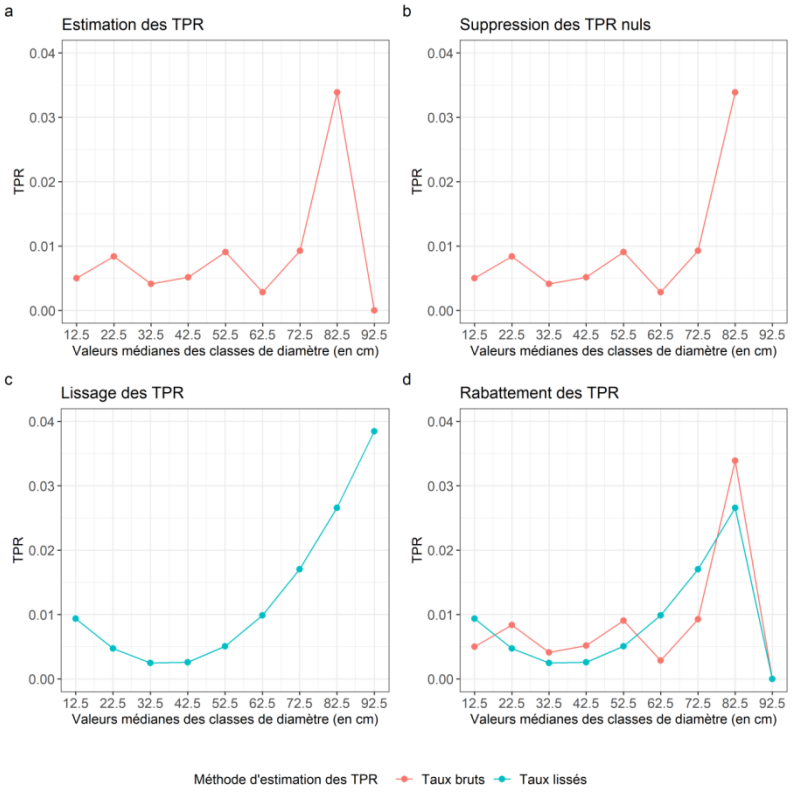


Figure III.16. Illustration de la méthode d'estimation des taux de prélèvement (*TPR*) du modèle MARGOT dans les forêts privées de divers feuillus des Alpes (strate H.Pr.Divers feuillus). Le lissage des taux de prélèvement bruts (c) intervient après la suppression des taux de prélèvement nuls (b). Le rabattement des taux de prélèvements (d) s'effectue sur les taux de prélèvement lissés (c).

2.7 Une première analyse des taux démographiques

La comparaison des différents taux démographiques distribués par classe de diamètre et par strate (**Figure III.17** et **Figure III.18**) révèle une différence de grandeur entre les *TM* et les deux autres taux. Les *TM* sont environ 10 fois inférieurs aux *TPR* et ne sont donc pas un processus démographique dominant dans la forêt française. Les moyennes des *TM* sont faibles pour une grande majorité de strates (**Figure III.18b**). Cependant certaines essences appartenant aux GRECO du sud-ouest océanique, du Massif Central et des Alpes présentent des *TM* moyens élevés, notamment les divers résineux, le pin sylvestre et l'épicéa commun.

Les moyennes par classe de diamètre des *TPA* lissés ont une trajectoire parabolique logique (optimum de croissance à une taille intermédiaire d'arbre individuel puis déclin ; **Figure III.17a** et **Figure III.17b**). Les moyennes des *TPA* des classes de diamètre d'une largeur de 5 cm sont supérieures aux moyennes des *TPA* estimés sur les classes de diamètre d'une largeur de 10 cm (**Figure III.17a** et **III.17b**). Ce résultat était attendu, car les flux des effectifs passant d'une classe de diamètre à une autre sont nécessairement supérieurs dans des classes de diamètre plus restreintes. Ce fait permet de s'interroger sur des phénomènes d'accélération dynamique des simulations, résultant de la structure des classes de diamètre, et sera examiné dans l'analyse de sensibilité de la **section 5** de cette partie.

La **Figure III.17a** et la **Figure III.17b** permettent de mesurer l'impact des méthodes de détection et de suppressions des *TPA* aberrants, car les moyennes des *TPA* bruts sont supérieures aux médianes des *TPA* lissés dans les classes de diamètre dont le diamètre médian est compris entre 62,5 cm et 82,5 cm. Ce résultat permet de cautionner les méthodes de détection et correction des *TPA* aberrants.

Les moyennes des *TPR* augmentent avec la taille des arbres (**Figure III.17e** et **Figure III.17f**). Les prélèvements en France sont majoritairement effectués sur les arbres de tailles importantes (0,67 m³/ha/an pour les arbres de 7,5 cm à 22,5 cm de diamètre, 1,56 m³/ha/an pour les arbres de 22,5 cm à 47,5 cm de diamètre, 0,56 m³/ha/an pour les arbres de 47,5 cm à 67,5 cm de diamètre et enfin 2,96 m³/ha/an pour les arbres de dont le diamètre est supérieur à 67,5 cm ; IGN, 2017), ce qui corrobore ces résultats sur les arbres de grandes tailles.

Les distributions des paramètres montrent une hétérogénéité importante des moyennes par strates des *TPA* (**Figure III.18a**). La diversité des moyennes des *TPA* observés entre les strates conforte la pertinence des facteurs de partition de la forêt française. Une strate se démarque par une moyenne de *TPA* supérieure à celles des autres strates (le douglas dans les forêts privées du Massif Central, G.Pr.Pm ; **Figure III.18a**). Le résultat sur le douglas corrobore avec les propriétés biologiques de cette essence forestière originaire d'Amérique du Nord, et qui a été introduite en France pour sa capacité d'adaptation et son excellente productivité (en moyenne son accroissement est de 15 m³/ha/an ; Ferron, 2014).

Les moyennes par strate des *TPR* (**Figure III.18c**) sont distribuées de façon plus homogène que les moyennes des *TPA* sur l'ensemble de la forêt française. Nous distinguons néanmoins des différences entre les GRECO, notamment entre les GRECO ayant une tradition de gestion ancienne (GRECO B, C, D, E, F et G) des régions dont la gestion forestière est plus récente (GRECO A), et des régions où les prélèvements sont plus difficiles à effectuer du fait des essences et de l'accessibilité physique des peuplements (GRECO I, J et K). La strate des pins maritimes des forêts privées de la forêt landaise (strate « F.Pr.Pp » sur la **Figure III.18c**) possèdent la moyenne de *TPR* la plus élevée. Le pin maritime étant dans cette région intensivement cultivé, ce résultat est cohérent.

2.8 Une approche alternative d'estimation des taux de passage

Pignard (1993) et Wernsdörfer *et al.* (2012) ont utilisé une méthode différente, alternative à l'approche « fréquentiste » que nous avons développée, pour estimer les *TPA*. Cette méthode ne tient pas compte des effectifs d'arbres réellement présents dans les classes de diamètre d'une strate, mais uniquement de l'accroissement radial moyen mesuré sur les arbres d'une classe de diamètre. Le *TPA* moyen s'estime de la façon suivante :

$$TPA_{s,k\rightarrow k+1}(moyen) = \frac{\overline{IR5_{s,k}}}{L_{s,k}} \qquad \textbf{(III.15)}$$

où $\overline{IR5_{s,k}}$ est l'accroissement radial moyen sur 5 ans ramené à un an (afin de rendre le *TPA* annuel), d'une classe de diamètre k dans une strate s, et $L_{s,k}$ est la largeur de la classe de diamètre k de la strate s.

Cette méthode sera également celle utilisée par le modèle Européen EFISCEN Space (Arets & Schelhaas, 2019).

Dans cette approche, on fait donc les hypothèses : 1) que tous les arbres sont équivalents du point de vue du rythme de croissance, et 2) que la fraction de ceux qui franchissent une classe de diamètre résulte implicitement de leur distribution uniforme au sein de la classe de diamètre (Annexe III.4). Ces hypothèses ne sont pas adpotées dans l'approche fréquentielle, où l'application de taux constants sur une période de simulation peut cependant négliger un éventuel caractère conjoncturel de leur estimation (conditions de site et distribution d'arbres au sein des classes de diamètre).

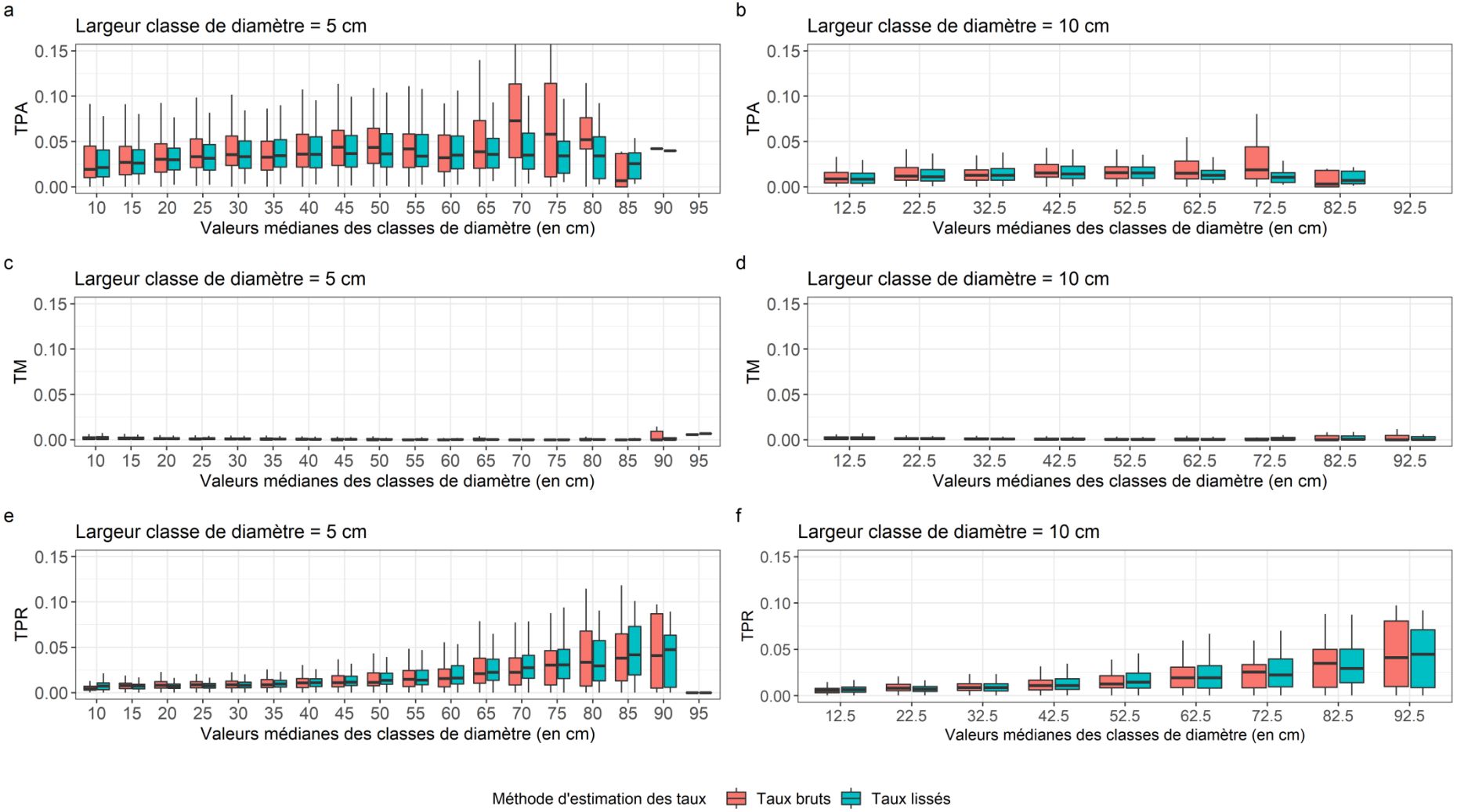


Figure III.17. Distribution des taux démographiques du modèle MARGOT de l'ensemble des 135 strates de la forêt française sur les classes de diamètre. Les taux de passage des classes de diamètres ouvertes n'existent pas. Les valeurs supérieures à 0,15 ne sont pas représentées.

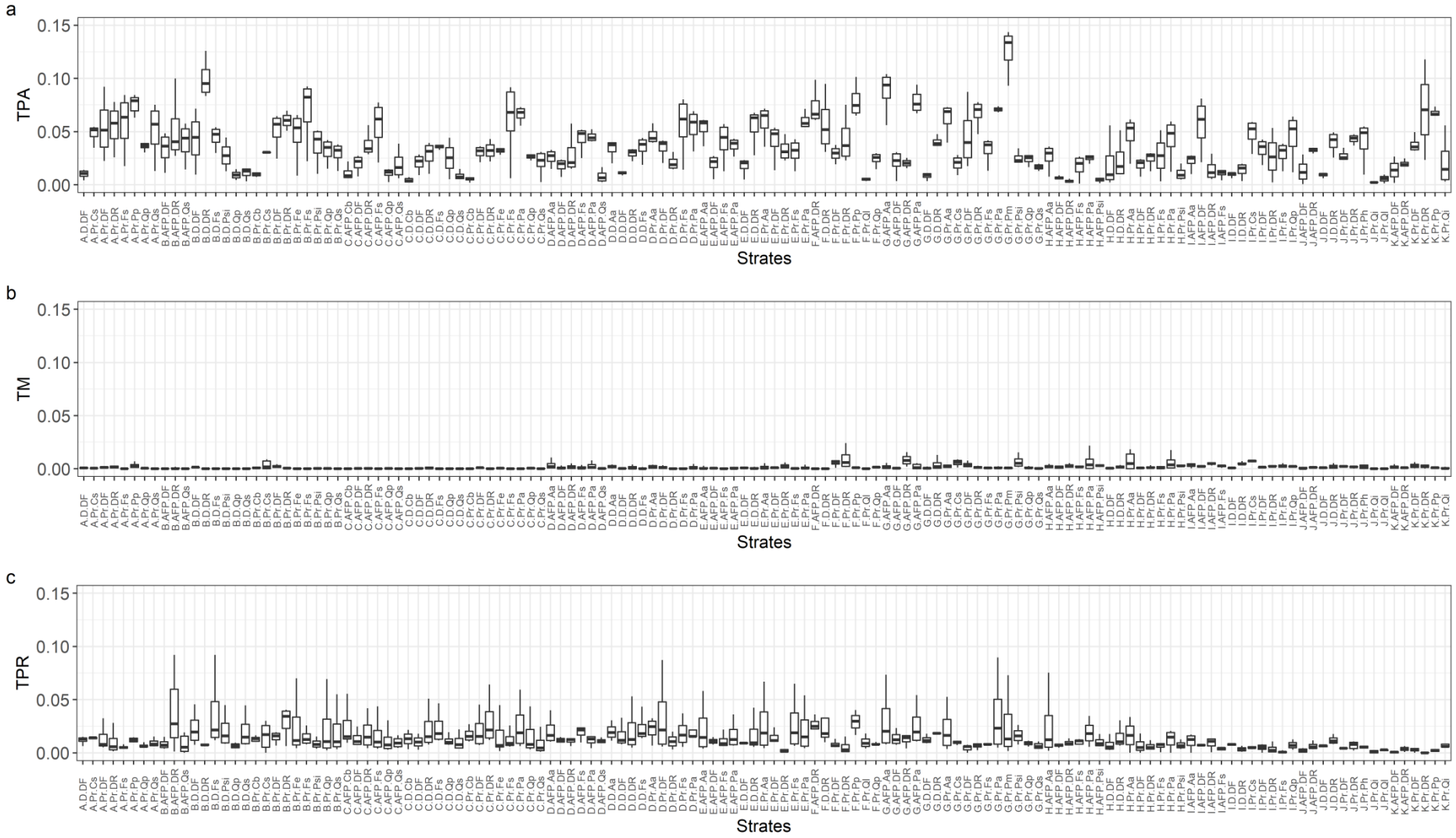


Figure III.18. Distribution des taux démographiques du modèle MARGOT de l'ensemble des classes de diamètre sur les 135 strates de la forêt française. Les taux ont été estimés à partir de classes de diamètre de 10 cm de largeur. Les abréviations utilisées pour les essences sont résumées en **Annexe III.5**.

La comparaison des moyennes par classes de diamètre des *TPA* fréquentiels et des *TPA* désignés comme « *TPA* moyens » dans la suite par souci de simplification (**Figure III.19**) permet de constater que **les *TPA* moyens ont une moyenne systématiquement supérieure à celle des *TPA* fréquentiels**. De plus, les *TPA* moyens ne saturent et ne diminuent pas avec l'augmentation du diamètre hormis dans les classes de gros diamètre. L**es simulations utilisant les *TPA* moyens présenteront donc des trajectoires plus tendues que les simulations utilisant les *TPA* fréquentiels à l'échelle de la forêt française.** En revanche, à l'échelle de la strate (**Figure III.20**), les *TPA* moyens ne sont pas systématiquement supérieurs aux *TPA* fréquentiels.

Afin de déterminer l'origine des différences entre les *TPA* moyens et les *TPA* fréquentiels, nous avons fait l'hypothèse que **la distribution des IR5 présente une asymétrie vers la droite au sein des strates, et qu'il est possible d'y trouver des valeurs extrêmes**. Pour tester cette hypothèse, nous avons estimé les « *TPA* médians » dans chaque classe de diamètre de l'ensemble des strates, fondés sur une médiane de l'IR5 par classe, par définition non sensible aux extrêmes :

$$TPA_{s,k\rightarrow k+1}(médian) = \frac{Méd(IR5)_{s,k}}{L_{s,k}} \qquad \textbf{(III.16)}$$

où $Méd(IR5)_{s,k}$ est la médiane de l'accroissement radial sur 5 ans ramené à un an (d'une classe de diamètre k dans une strate s).

La comparaison des moyennes par classes de diamètre des *TPA* fréquentiels, des *TPA* moyens et des *TPA* médians (Figure III.19) permet de conforter l'hypothèse précédemment émise, car les *TPA* médians sont systématiquement inférieurs aux *TPA* moyens.

Dans l'Annexe III.4, nous avons cherché à déterminer de façon théorique les conditions de positionnement des estimations respectives des *TPA* fréquentiels, médians ou moyens, selon différentes hypothèses de distribution de diamètre des arbres au sein des classes de diamètre et des IR5.

Ce travail a révélé :

- **que le *TPA* estimé de façon fréquentielle est l'estimateur sans biais de la proportion d'arbres passant d'une classe de diamètre à une autre**.

- que dans le cas d'une distribution symétrique quelconque des IR5 dans une classe de diamètre, et indépendante de la distribution des diamètres dans la classe, l'espérance des *TPA* fréquentiels coïncident avec les taux moyens et médians.

- **qu'une distribution asymétrique des IR5 (en moyenne à asymétrie droite, observée sur l'ensemble des données d'inventaire) entraîne une surestimation systématique des *TPA* par les *TPA* moyens. La méthode d'estimation des taux moyens utilisés par Pignard (1993) est donc biaisée.**

- qu'il n'était pas possible de positionner simplement les *TPA* fréquentiels avec les *TPA* médians, ces derniers étant moins biaisés que les *TPA* moyens. **Les conditions à vérifier pour observer des *TPA* fréquentiels inférieurs aux *TPA* médians ne sont pas impossibles, mais drastiques** (dans le cas de distributions composites des IR5). Cela interroge fortement sur les résultats observés dans la Figure **III.21**.

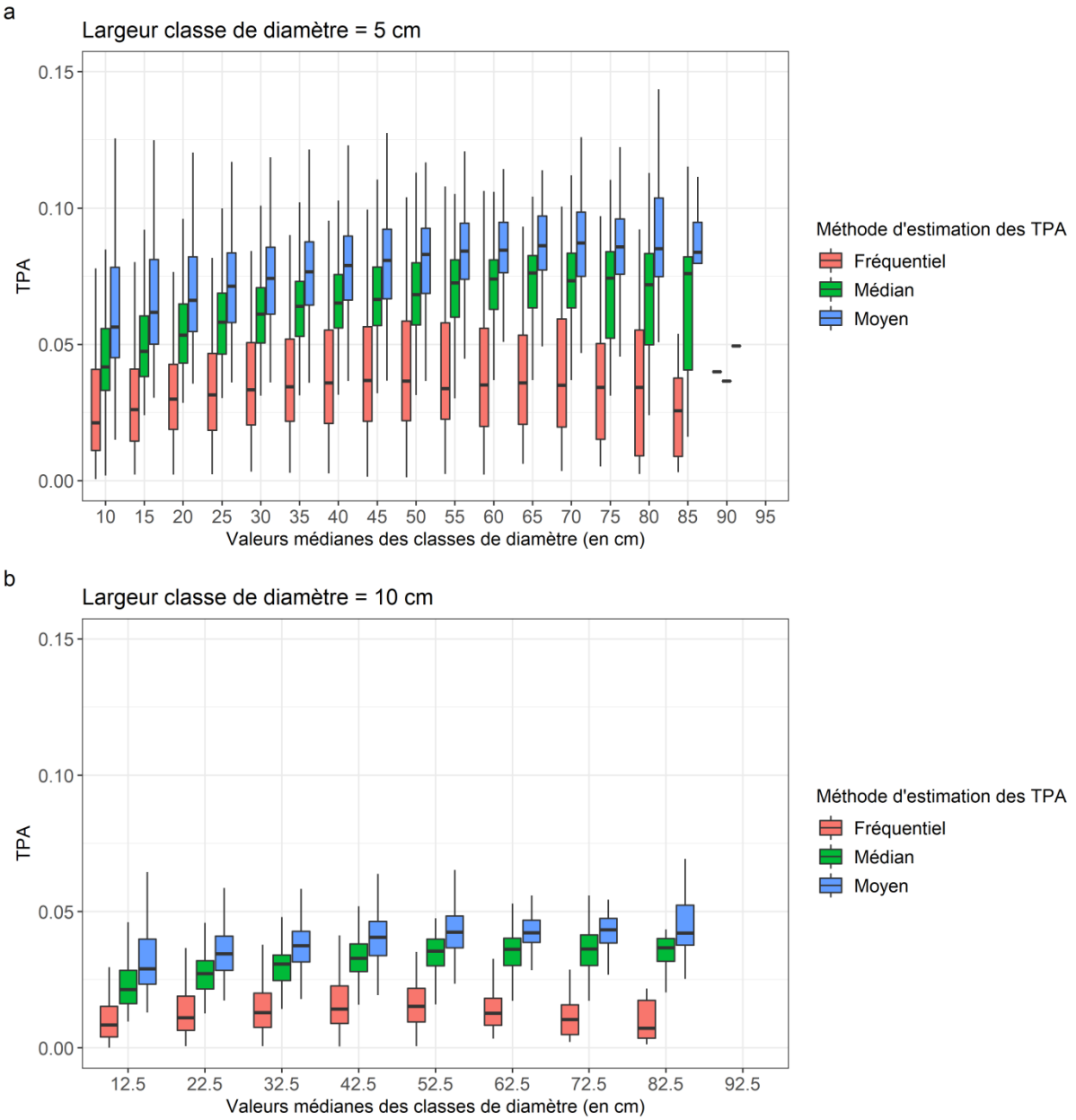


Figure III.19. Comparaisons des diagrammes de boîtes à moustache des taux de passages (*TPA*) fréquentiels, médians et moyens par classes de diamètre de l'ensemble des strates de la forêt française selon deux largeurs différentes de classes de diamètre (5 et 10 cm).

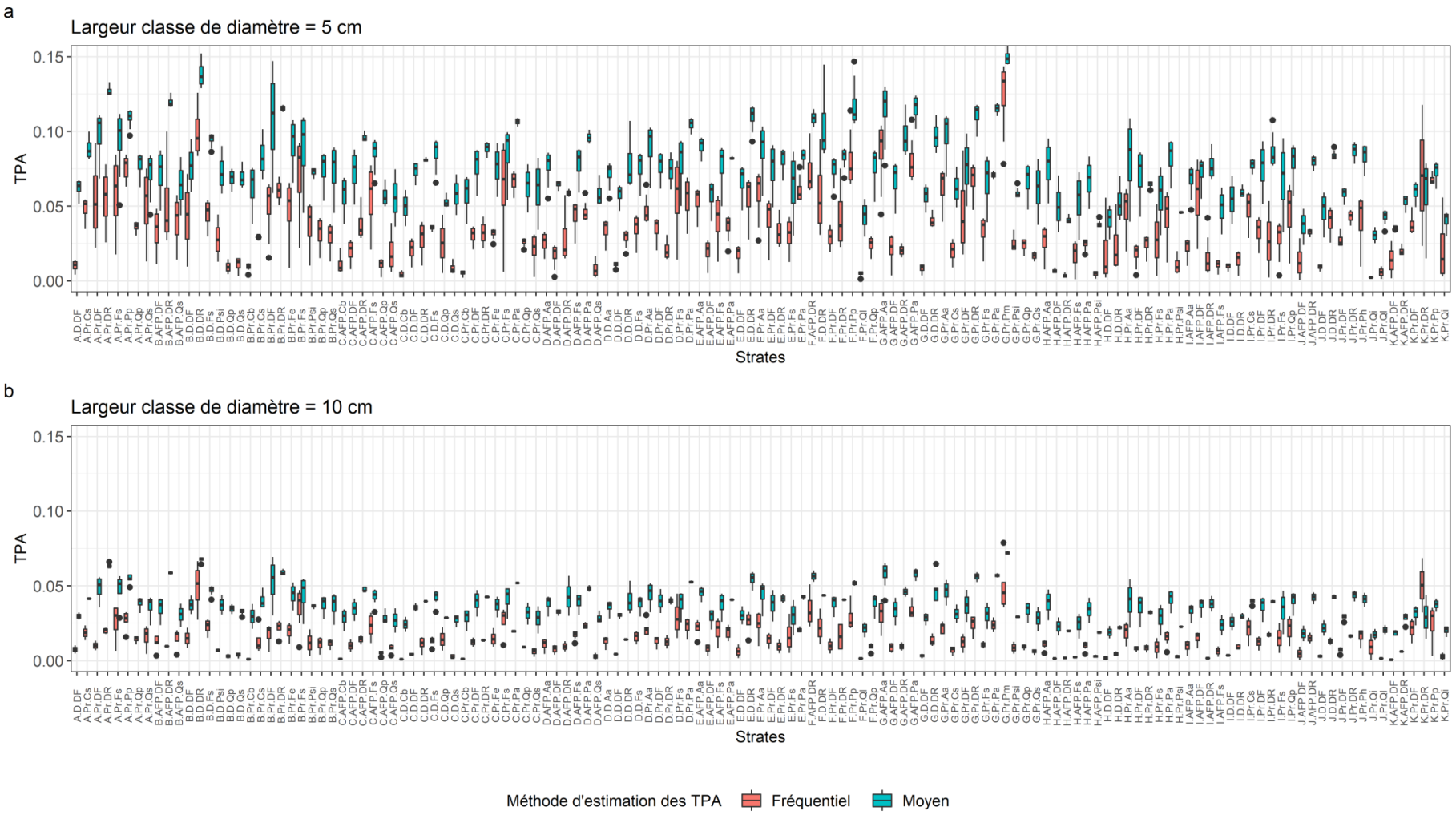


Figure III.20. Comparaisons des diagrammes de boîtes à moustache des taux démographiques du modèle MARGOT distribués sur l'ensemble des strates de la forêt française, selon la méthode d'estimation des taux (fréquentiel ou moyen). Les abréviations utilisées pour les essences sont résumées en **Annexe III.5**.

2.9 Recherche de biais de mesures possibles

Dans la **section 2.8** de cette partie, la comparaison des *TPA* fréquentiels, médians et moyens estimés à partir des données du premier et du second cycle d'inventaire ont mis en évidence une estimation systématiquement inférieure par les *TPA* fréquentiels par rapport aux taux médians et moyens.

Cependant, la même comparaison à partir des *TPA* fréquentiels, médians et moyens estimés sur le troisième cycle d'inventaire et les données de nouvelle méthode montre que cette sous-estimation est propre au cycle 1 et 2, même si elle est toujours présente pour les arbres d'importants diamètre dans les cycles supérieurs (**Figure III.21**). D'un point de vue technique, les mêmes fonctions de l'environnement R pour l'estimation des *TPA* sur les différents cycles d'inventaire sont appliquées aux données, ce qui exclut une potentielle erreur lors de l'estimation de leur estimation.

Par conséquent, des *TPA* fréquentiels systématiquement inférieurs aux *TPA* médians observée dans les cycles d'inventaire 1 et 2, voire du troisième cycle également (**Figure III.21**) semblent en théorie peu plausible et serait due à des changements de distributions des IR5 entre les cycles d'inventaire d'ancienne méthode et les cycles d'inventaire d'ancienne méthode et les données de la nouvelle méthode d'inventaire. **Ces changements dans les distributions d'IR5 pourraient avoir pour origine un changement de méthode dans leur mesure. En effet, en ancienne méthode, les IR5 étaient mesurés à l'aide d'un compas (au ½ mm), puis en 2007, une loupe avec support gradué a été introduite afin de les mesurer, avec une résolution au 10^{e} de mm**. Cependant, ce changement de méthodologie est intervenu après la fin du cycle 3, et n'explique donc pas les différences observés entre le cycle 1, 2 et le cycle 3. **Un travail reste donc à faire pour analyser et comprendre les changements survenus dans les distributions des IR5.**

Aucune conclusion étayée n'est donc disponible pour expliquer les différences observées entre les *TPA* fréquentiels et les *TPA* médians au premier et second cycle d'inventaire. Par conséquent, ces deux méthodes d'estimations des taux ont été conservées dans la suite de la thèse. Les *TPA* moyens ont également été conservés, afin de mesurer l'impact du biais dans leur estimation sur les simulations du modèle.

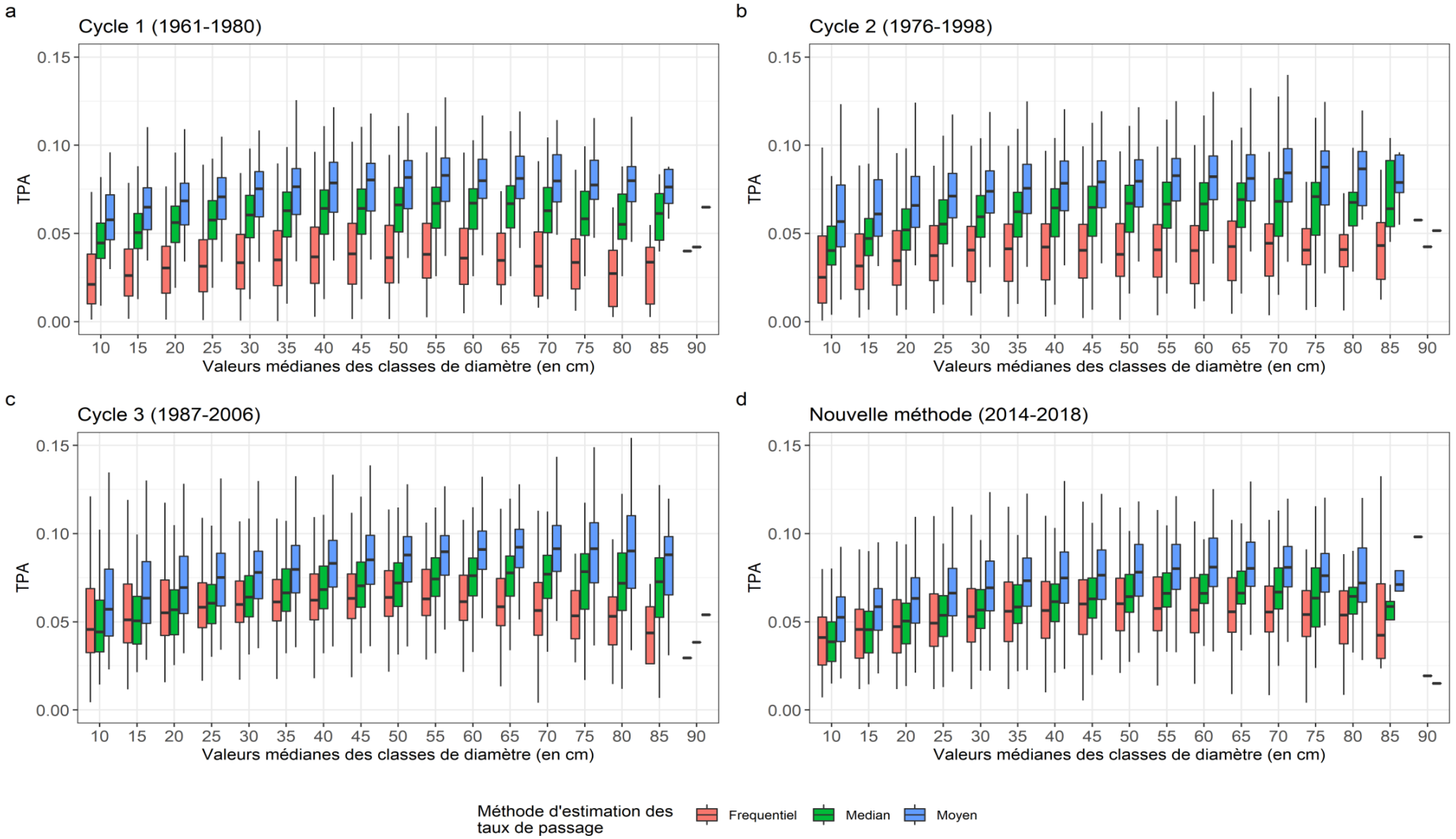


Figure III.21. Comparaisons des distributions des taux de passage (*TPA*) fréquentiels, médians et moyens par classes de diamètre de l'ensemble des strates de la forêt française selon les différents cycles d'inventaires des données d'ancienne méthode et selon les données de nouvelle méthode avec des classes de diamètre de 5 cm de largeur.

2.10 Modélisation du recrutement : une exploration pragmatique fondée sur des hypothèses écologiques

2.10.1 Hypothèses de modélisation

Le recrutement est très hétérogène entre les strates (le recrutement moyen est de 11 000 000 tiges avec un écart-type de 30 000 000 tiges), **et n'a jusqu'à présent jamais été formulé sous une autre forme que celle d'un effectif empirique constaté**. Cependant, Pignard (1993) fait l'hypothèse théorique d'une dépendance négative du recrutement au capital, en précisant toutefois que « cette hypothèse n'a aucun fondement théorique ou biologique ».

➔ **Il ne serait cependant pas inintéressant de rechercher une forme de dépendance de cet effectif de recrutement aux effectifs en place, avec des hypothèses théoriques, et une recherche empirique par modélisation.**

Une première hypothèse théorique serait **la continuité temporelle de l'effectif de recrutement**. Un effectif de recrutement important à un temps *t*, peut aussi l'être au temps suivant (**hypothèse H1**).

Nous pouvons aussi émettre l'hypothèse que l'effectif de recrutement est dépendant de la gestion forestière pratiquée au sein d'une strate. Une forêt de taille importante pouvant s'expliquer par une gestion forestière active, notamment en s'exprimant par de nombreuses plantations, l'effectif de recrutement est alors dépendant de cette gestion (**hypothèse H2**).

Une seconde hypothèse serait que **l'effectif de recrutement est dépendant de l'effectif d'arbres adultes pouvant potentiellement favoriser la régénération, avec une dépendance positive des effectifs de recrutement aux effectifs d'arbres de tailles importantes** (**hypothèse H3**).

Ces premières hypothèses ont des effets attendus positifs sur l'effectif de recrutement. En l'absence de régulation liée à des variables de commande (prélèvements) ou de compétition, ces hypothèses pourraient induire une inflation non régulée des effectifs lors de la simulation sur un temps long.

Une troisième hypothèse serait d'admettre **qu'un effectif d'arbres important de tailles intermédiaires engendre un couvert forestier dense limitant l'accès à la lumière aux jeunes arbres et ainsi de créer une dépendance négative des effectifs de recrutement aux effectifs d'arbres de tailles intermédiaires** (**hypothèse H4**).

2.10.2 Essai de modélisation

Une tentative de modélisation des effectifs d'arbres recrutés a été entreprise pour l'ensemble des strates. Trois modèles présentés ont été construits à partir des classes de diamètre de 5 cm de largeur.

La première tentative a consisté à modéliser le recrutement en fonction de l'effectif d'arbres de la première classe de diamètre (H1, H2). L'importante hétéroscédasticité observée entre ces deux variables (**Figure III.22a**) nous a amenés à une exploration en échelle logarithmique (**Figure III.22b**). Cette échelle a permis **de révéler une relation linéaire très claire entre ces deux séries d'effectifs**.

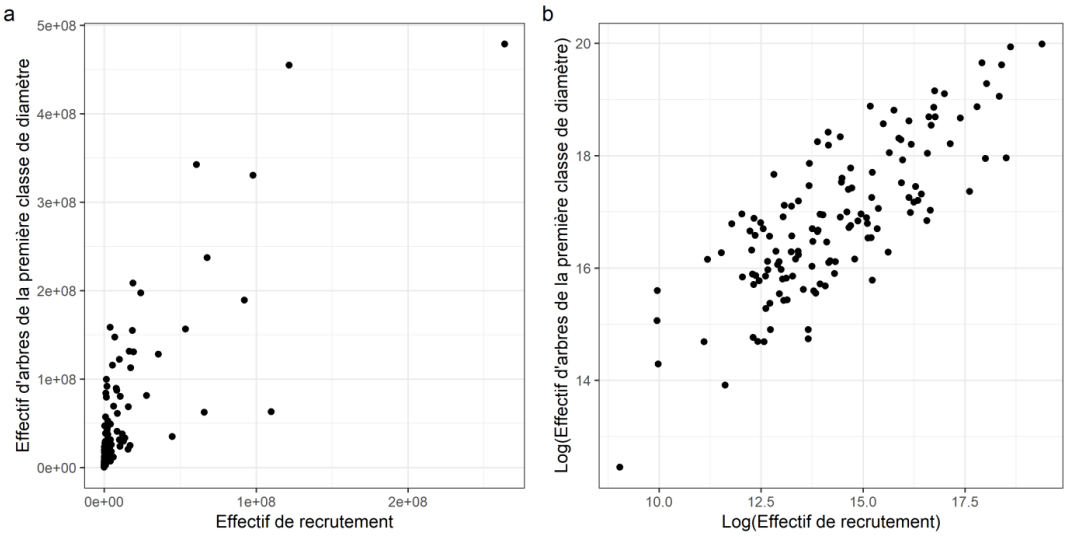


Figure III.22. Effectif des effectifs d'arbres de la première classe de diamètre en fonction des effectifs de recrutement des strates dans le plan absolu (a) et logarithmique (b).

Ce premier modèle s'écrit de la manière suivante :

$$Modèle\ 1 \rightarrow \log(r_1) = a + b * \log(\mathrm{N}_1) \qquad \textbf{(III.17)}$$

où r_1 est l'effectif d'arbres recrutés dans la première classe de diamètre et N_1 est l'effectif d'arbres de la première classe de diamètre (correspondant à des arbres dont le diamètre médian est de 10 cm), a est l'ordonnée à l'origine et b la valeur de la pente, estimés par la régression linéaire.

La seconde tentative a consisté à modéliser le recrutement en fonction de l'effectif d'arbres de la première ainsi que des effectifs d'arbres de la classe de diamètre ouverte (H3) de l'ensemble des strates afin de tester les hypothèses **H1, H2** et **H3** :

$$Modèle\ 2 \rightarrow \log(r_1) = a + b * \log(\mathrm{N}_1) + c * \log(N_{kouv}) \qquad \textbf{(III.18)}$$

où N_{kouv} est l'effectif d'arbres de la classe de diamètre ouverte et c est un coefficient estimé par la régression linéaire.

Le modèle 3 vise à tester les hypothèses **H1, H2, H3** et **H4**. L'effectif d'arbres potentiellement compétitif à l'égard des effectifs de recrutement est supposé être celui appartenant à la médiane de l'ensemble des classes de diamètre d'une strate, soit la sixième classe de diamètre (correspondant à des arbres dont le diamètre médian est de 35 cm). Ce modèle a été testé en considérant uniquement les strates ayant au minimum 7 classes de diamètre (dont la classe de diamètre ouverte, soit 131 strates sur 135). Le modèle 3 s'écrit de la manière suivante :

$$Modèle\ 3 \rightarrow \log(r_1) = a + b * \log(\mathrm{N}_1) + c * \log(N_{kouv}) + d * \log(N_6) \qquad \textbf{(III.19)}$$

où N_6 est l'effectif d'arbres de la sixième classe de diamètre (correspondant à des arbres dont le diamètre médian est de 35 cm) et d est un coefficient estimé par la régression linéaire.

Les résultats du modèle 1 et 2 sur l'ensemble des strates sont repris dans le **Tableau III.10,** ainsi que les résultats du modèle 1, 2 et 3 sur les 131 strates ayant au minimum 7 classes de diamètre**.**

Tableau III.10. Performances et comparaisons des modèles testés pour la modélisation des effectifs de recrutement. RSE : Erreur résiduelle (effectif). AIC : critère d'information d'Akaike.

Nombres de strates testées	Modèles	R^2	RSE	Significativité	AIC	Coefficient b	Coefficient c	Coefficient d
135	Modèle 1	0,6	207	–	447	1,12	–	–
	Modèle 2	0,61	202	p < 0,1 (.)	446	1,14	-0,19	–
131	Modèle 1	0,63	189	–	426	1,16	–	–
	Modèle 2	0,65	184	p < 0,1 (.)	424	1,18	-0,2	–
	Modèle 3	0,66	174	p < 0,01 (**)	419	1,03	-0,23	0,34

Le modèle 2 apporte une amélioration peu significative au modèle 1 (**Tableau III.10**). Cette amélioration est cependant modeste au regard du R^2 (**Tableau III.10**). C'est également le cas pour le modèle 3 qui apporte une amélioration significative, mais légère aux modèles 1 et 2

(**Tableau III.10**). Les performances des trois modèles sont très raisonnables. De plus, les résidus sont correctement distribués (**Figure III.23**).

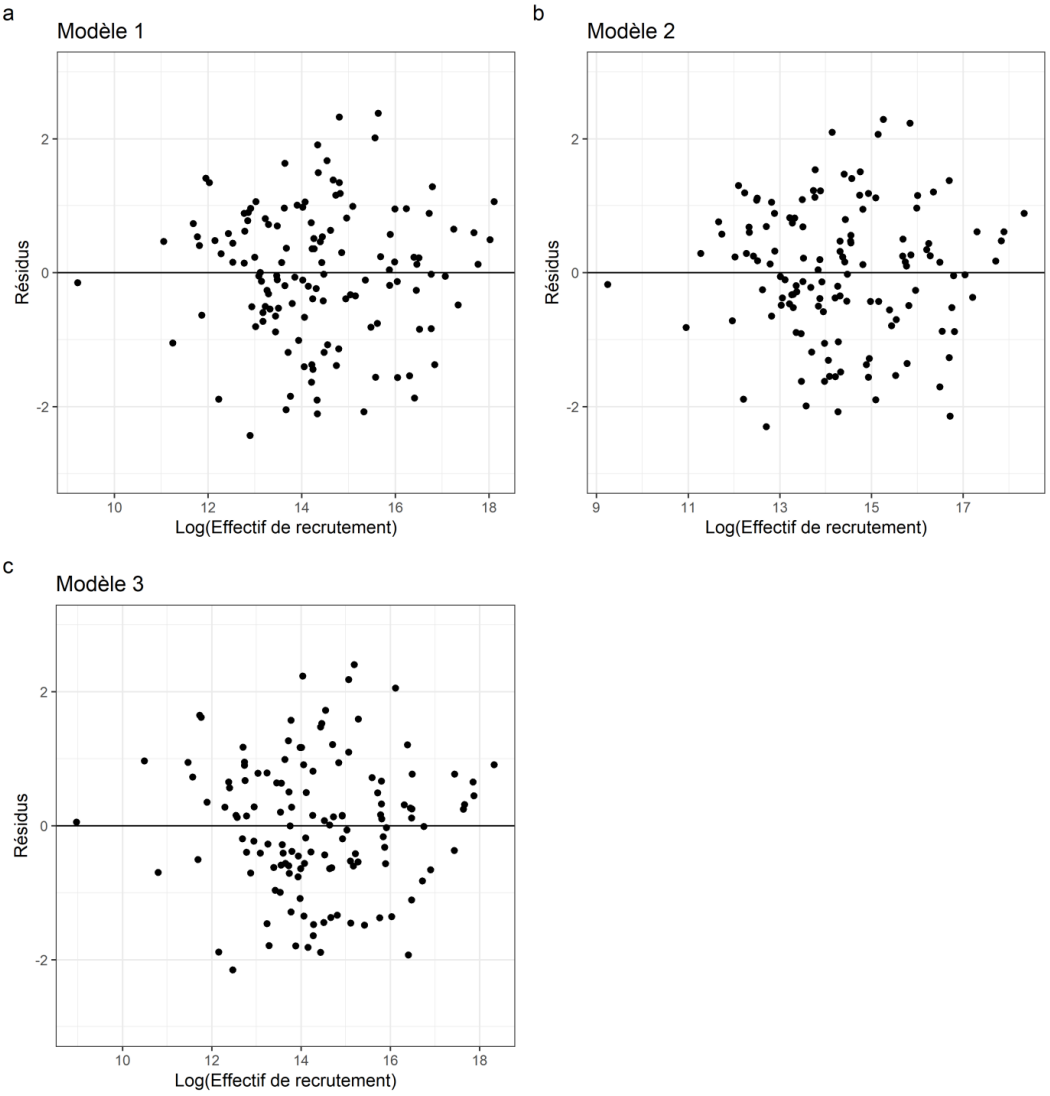


Figure III.23. Distributions des résidus pour les 3 modèles testés sur les 131 strates représentées au minimum par 7 classes de diamètre (limite inférieure à 42,5 cm de diamètre).

Les résultats des trois modèles confortent l'idée que les effectifs d'arbres de la strate dans la première classe de diamètre sont associés de manière positive à l'effectif de recrutement (**H1, H2**). Les résultats du modèle 3, dont le R^2 est supérieur aux modèles précédents (**Tableau III.10**), **invalident l'hypothèse de régénération** (**H3**), car l'effet des arbres supposés la favoriser est négatif. Cette dépendance négative pourrait être due à l'absence

d'exploitation forestière ou à une exploitation forestière retardée car la régénération ne s'effectue pas.

L'effectif d'arbres de la sixième classe de diamètre a un effet positif sur l'effectif de recrutement, mais à une intensité moindre que l'effectif de la première classe de diamètre (**Tableau III.10**). **Ce résultat a pour conséquence d'invalider l'hypothèse de la compétition (H4) par les effectifs d'arbres de la sixième classe de diamètre**. Ce résultat pourrait être dû à une exploitation forestière visant à limiter le couvert forestier des arbres de tailles intermédiaires, et ainsi limiter la compétition sur les jeunes arbres. Il serait donc intéressant d'effectuer un travail similaire en distinguant les forêts denses des forêts peu denses.

L'hypothèse de dépendance négative du capital d'arbre sur l'effectif de recrutement supposée par Pignard (1993) est donc en partie fausse. Néanmoins, il est intéressant de pouvoir modéliser le recrutement à partir des effectifs d'arbres distribués en classe de diamètre au sein de strates de la forêt française.

L'effectif de recrutement se modélise de façon très performante (R^2 > 60 %, **Figure III.23, Tableau III.10**) bien qu'il soit très hétérogène (pour rappel, le recrutement moyen est de 11 000 000 de tiges avec un écart-type de 30 000 000 de tiges). **Toutefois, dans le cadre de cette thèse aucun des modèles testés ci-dessus n'a été introduit dans MARGOT**.

3 Un nouveau formalisme mathématique pour MARGOT

3.1 Préambule

Jusqu'à présent, le modèle MARGOT a été écrit sous une forme unique, donnée par la formule **II.4** qui est rappellé ici :

$$\boldsymbol{N_s}(t+\Delta) = \boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s} * \boldsymbol{N_s}(t)$$

où $\boldsymbol{N_s}(t)$ est la distribution en classes de diamètre des effectifs d'arbres de la strate s au temps t, $\boldsymbol{R_s}$ est l'effectif de recrutement dans la première classe, $\boldsymbol{M_s}$ la matrice de transition et Δ est le pas de temps du modèle qui est égal à 1 dans le cadre de cette thèse.

Or, la procédure d'estimation des taux démographiques montre que ces derniers 1) ne sont pas tous établis sur la même base de calcul, remettant en cause l'hypothèse de simultanéité d'effet des taux (voir **formule II.2**, structure de la matrice de transition), 2) les taux de mortalité et prélèvement sont évaluables de façon intégrée sur 5 ans, là où le pas de temps du modèle est annuel, posant la question de l'annualisation des taux (**partie III**, **section 2**). Enfin, nous suggérons dans la partie précédente que le recrutement pourrait s'écrire sous une forme dépendante aux effectifs d'arbres déjà recrutés. Même si cette dernière option n'a pas été évaluée davantage dans cette thèse, l'écriture du modèle peut être revisitée. L'impact de cette reformalisation du modèle sur les simulations peut être évalué à part entière, de façon séquentielle ou simultanée, dans une analyse de sensibilité du modèle.

3.2 Processus de dynamique forestière simultanés ou séquentiels dans la matrice de transition du modèle

3.2.1 Séparation des processus de croissance et de mortalité/prélèvements

L'écriture de la matrice de transition ($\boldsymbol{M_s}$) présentée dans la **partie II, section 1.4** repose sur l'hypothèse que les taux démographiques du modèle MARGOT (*TPA*, *TM* et *TPR*) opèrent simultanément lors d'un pas de temps du modèle. En d'autres termes, la croissance, la mortalité et les prélèvements d'une classe de diamètre s'appliquent tout trois à chaque pas de temps du modèle sur un effectif d'arbres commun.

Cependant, les taux de passage (*TPA*) sont estimés en fonction de la croissance entre $t-1$ et t, c'est-à-dire par la croissance passée des arbres, sur la base des arbres présents dans les classes avant ce pas de temps ($N_{s,k}(t_{ref,s}-1)$). Les taux de mortalité (*TM*) et de prélèvement (*TPR*) sont quant à eux estimés sur la base d'arbres présents dans la classe k au

temps t ($N_{s,k}(t_{ref,s})$). L'effectif d'arbres ayant transité de la classe de diamètre $k-1$ vers la classe k, entre $t-1$ et t, est donc pris en compte dans l'estimation des autres taux (*TM* et du *TPR*). **Leur estimation est alors réalisée uniquement après que la croissance soit intervenue. Par conséquent, les taux ne doivent pas opérer de façon simultanée, mais de manière successive aux taux de passage sur chaque pas de temps du modèle**. La croissance intervenant dans un premier temps, **puis la mortalité et les prélèvements de façon présumée simultanée**.

Au plan mathématique, cela signifie que les termes additifs des taux démographiques figurés dans la matrice de transition initiale sont invalides.

On doit alors écrire chaque terme comme un produit de complémentaires aux taux démographiques. Par exemple le terme diagonal de rang *k*, quelconque,

$$1 - TPA_{s,k\to k+1} - (TM_{s,k} + TPR_{s,k}) \qquad \textbf{(III.22)}$$

doit devenir :

$$\left(1 - TM_{s,k} + TPR_{s,k}\right) * \left(1 - TPA_{s,k\to k+1}\right) \qquad \textbf{(III.23)}$$

où $TPA_{s,k\to k+1}$ est le taux de passage de la classe k vers la classe *k*+1, soit la proportion de l'effectif d'arbres passant d'une classe de diamètre k à une classe de diamètre k+1 pour une strate donnée s, $TM_{s,k}$ est le taux de mortalité pour une classe de diamètre k et une strate donnée s, et $TPR_{s,k}$ est le taux de prélèvement d'une classe de diamètre k pour une strate donnée s.

Cela conduit à écrire la matrice de transition initiale en deux matrices multiplicatives, séparant ces groupes de taux.

Une première matrice de transition constante traduit la croissance (qualifiée de « positive », notée $\boldsymbol{M_s^+}$) :

$$\boldsymbol{M_s^+} = \begin{bmatrix} 1 - TPA_{s,1\to 2} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ TPA_{s,1\to 2} & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \ddots & 1 - TPA_{s,k\to k+1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & TPA_{s,k\to k+1} & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1 \end{bmatrix} \qquad \textbf{(III.24)}$$

Une seconde matrice de transition constante et diagonale traduit les termes démographiques négatifs (notée $\boldsymbol{M_s^-}$) c'est-à-dire les processus de mortalité et les prélèvements :

$$\boldsymbol{M_s^-} = \begin{bmatrix} 1-(TM_{s,1}+TPR_{s,1}) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1-(TM_{s,k}+TPR_{s,k}) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1-(TM_{s,kouv}+TPR_{s,kouv}) \end{bmatrix}$$

(**III.25**)

Le modèle s'écrit alors :

$$\boldsymbol{N_s}(t+1) = \boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s^-} * \boldsymbol{M_s^+} * \boldsymbol{N_s}(t) \qquad \textbf{(III.26)}$$

où $\boldsymbol{R_s}$ est le vecteur de l'effectif d'arbres recrutés.

3.2.2 Temporalité du recrutement

Au même titre que la croissance, les effectifs d'arbres recrutés sont en réalité estimés entre $t-1$ et t. Par conséquent, l'effectif d'arbres recrutés contribue à l'estimation les taux de mortalité et de prélèvement (ils peuvent mourir ou être prélevés).

Par ailleurs, le recrutement ne peut intervenir avant la croissance dans les autres classes de diamètre, car dans le cas contraire, une part de l'effectif d'arbres recrutés lors d'une simulation pourrait transiter de la première classe de diamètre à la deuxième, et ainsi transiter par deux fois (une fois lors du recrutement, une seconde lors du passage de la première à la seconde classe de diamètre). Or, d'une part on se place dans un cadre où l'hypothèse d'Usher (1966) prévaut. D'autre part, cela présenterait un risque de biais « d'accélération » excessive de la dynamique dans les simulations du modèle. Les effectifs d'arbres d'une strate donnée au temps *t+1* sont alors prédits par l'équation suivante :

$$\boldsymbol{N_s}(t+1) = \boldsymbol{M_s^-} * (\boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s^+} * \boldsymbol{N_s}(t)) \qquad \textbf{(III.27)}$$

Les trois expressions du modèle ont fait l'objet d'une analyse de sensibilité dans la partie suivante de la thèse (section 5).

3.3 L'annualisation des taux de prélèvement et de mortalité

3.3.1 Formulation alternative

La structure des données anciennes d'inventaire impose l'utilisation d'un pas de temps annuel dans les simulations du modèle MARGOT (voir **partie II, section 2.5**). Cependant, les taux de mortalité et de prélèvement de MARGOT sont estimés au temps t à partir des effectifs d'arbres morts et prélevés relevés entre le temps $t-5$ et le temps t (voir **partie III, section 2**). Ces taux traduisent une mortalité et un prélèvement estimés sur 5 ans. Ces deux familles de taux doivent être annualisées.

Wernsdörfer *et al.* (2012) utilisent également un pas de temps annuel au cours des simulations du modèle MARGOT. Dans cette analyse, les taux sont rendus annuels par simple division par 5 (voir **partie III, section 2**), et en admettant l'hypothèse que le nombre d'arbres morts et prélevés sur la période de 5 ans est constant.

Cependant, ces taux sont estimés au temps t et correspondent à l'effectif d'arbres morts et prélevés au temps $t-4$, $t-3$, $t-2$ et $t-1$ etc., dont la base de calcul diffère par conséquent au cours du temps. Par conséquent, **ces taux peuvent être annualisés plus finement en recourant à la formule dite des « taux cumulés », reliant les taux synthétiques observés dans les données (sur 5 ans) aux taux théoriques annuels et inobservables**. Dans cette approche, on ne fait cependant pas intervenir les variations interannuelles d'effectifs liées au terme de croissance, par souci de simplification. Pour les taux de mortalité, on a ainsi :

$$(1-\frac{n_{M,s,k}}{N_{s,k}}) = \left(1-\ TM_{s,k}\left(t_{ref,s}\right)\right)^5 \qquad \textbf{(III.28)}$$

où $n_{M,s,k}$ est l'effectif d'arbres morts, chablis et volis appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s sur une période de 5 ans, $N_{s,k}$ est l'effectif total d'arbres observés à t dans la classe de diamètre de départ k dans une strate s, le ratio $\frac{n_{M,s,k}}{N_{s,k}}$ correspond au taux de mortalité initial observé sur 5 ans et $TM_{s,k}$ est le taux théorique annuel non observable. $t_{ref,s}$ désigne l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate.

Soit :

$$TM_{s,k}\left(t_{ref,s}\right) = 1-(1-\frac{n_{M,s,k}}{N_{s,k}})^{\frac{1}{5}} \qquad \textbf{(III.29)}$$

Les *TPR* sont estimés de la même manière :

$$TPR_{s,k}\left(t_{ref,s}\right) = 1 - (1 - \frac{n_{PR,s,k}}{N_{s,k}})^{\frac{1}{5}} \qquad \textbf{(III.30)}$$

où $n_{PR,s,k}$ est le nombre d'arbres prélevés appartenant à une classe de diamètre k dans une strate s, et $N_{s,k}$ est l'effectif total d'arbres observés à t dans la classe de diamètre de départ k dans une strate s, le ratio $\frac{n_{PR,s,k}}{N_{s,k}}$ correspond au taux de prélèvement initial observé sur 5 ans. $t_{ref,s}$ désigne l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate.

Ces taux sont supérieurs à ceux estimés par l'approximation moyenne, ce qui est démontré de façon théorique dans l'Annexe III.6.

3.3.2 Une première évaluation des conséquences

La comparaison des *TPR* et des *TM* par classe de diamètre selon la méthode de calcul a été opérée d'une façon très synthétique, toutes strates confondues (**Figure III.24** ; **Figure III.25**).

Elle laisse a priori présager d'un impact faible du changement de méthodologie sur les simulations du modèle. Toutefois, on constate logiquement que la formule des taux cumulés amène à une estimation systématiquement légèrement supérieure à la formule linéaire antérieure. Cette nouvelle formulation devrait en conséquence réduire la vitesse de progression des effectifs et volumes de bois simulés par le modèle.

3.4 Synthèse et conclusions

L'écriture séquentielle des effets des taux démographiques fait l'objet dans la partie suivante de la thèse (section 5) d'une analyse de sensibilité. Les trois expressions du modèle (formule II.4, III.26 et III.27) seront analysées. Dans la suite de la thèse, l'expression III.27 sera systématiquement utilisé quel que soit les résultats de l'analyse de sensibilité.

Bien que connaissant le potentiel effet accélérateur des taux cumulés, les *TM* et les *TPR* seront systématiquement estimés dans la suite de la thèse par la formule des taux cumulés.

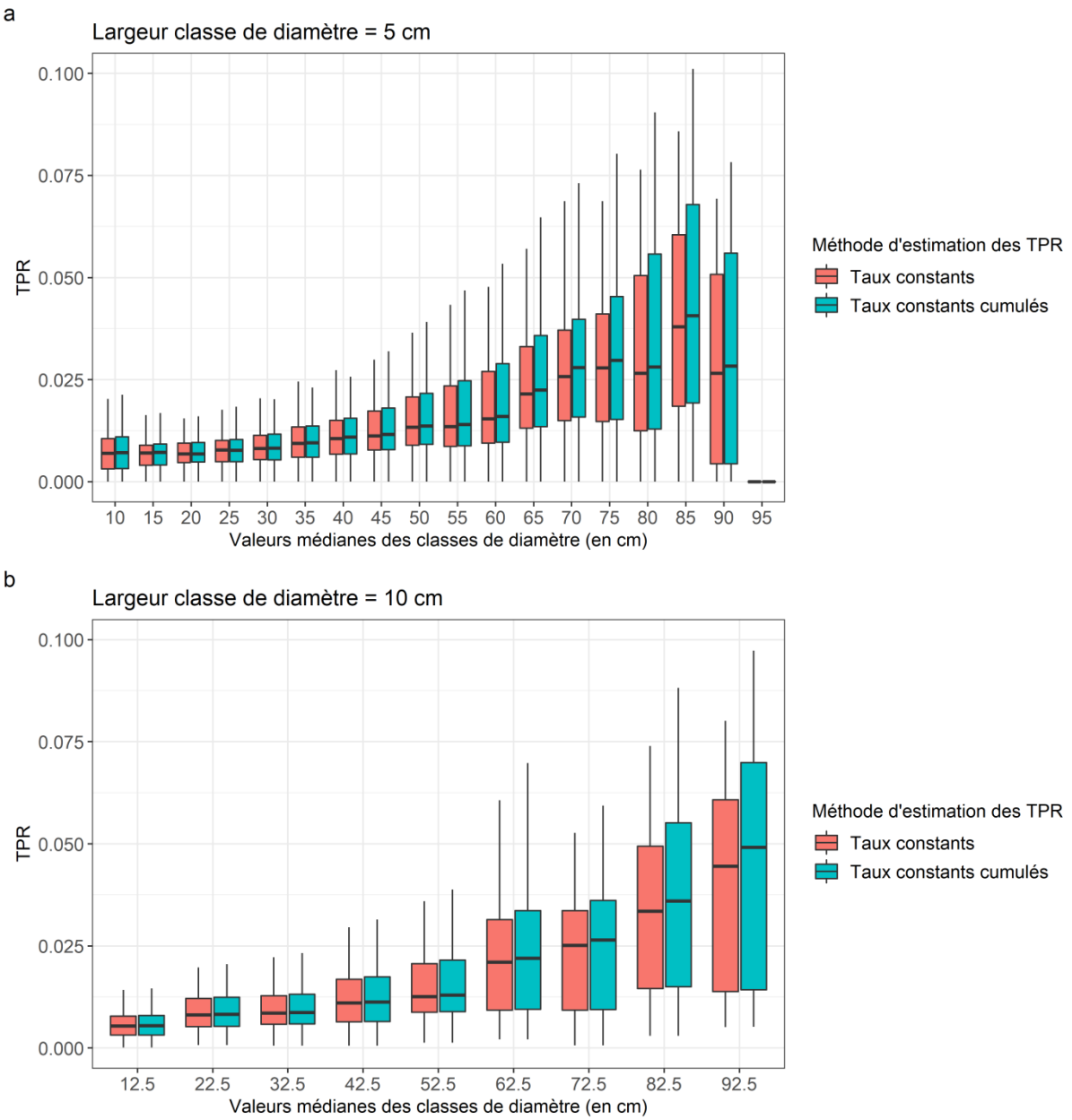


Figure III.24. Comparaison des distributions des taux de prélèvements (*TPR*) moyens par classes de diamètre selon les deux méthodes d'estimation des taux (approximation moyenne et « intérêt cumulé ») sur l'ensemble des strates de la forêt française.

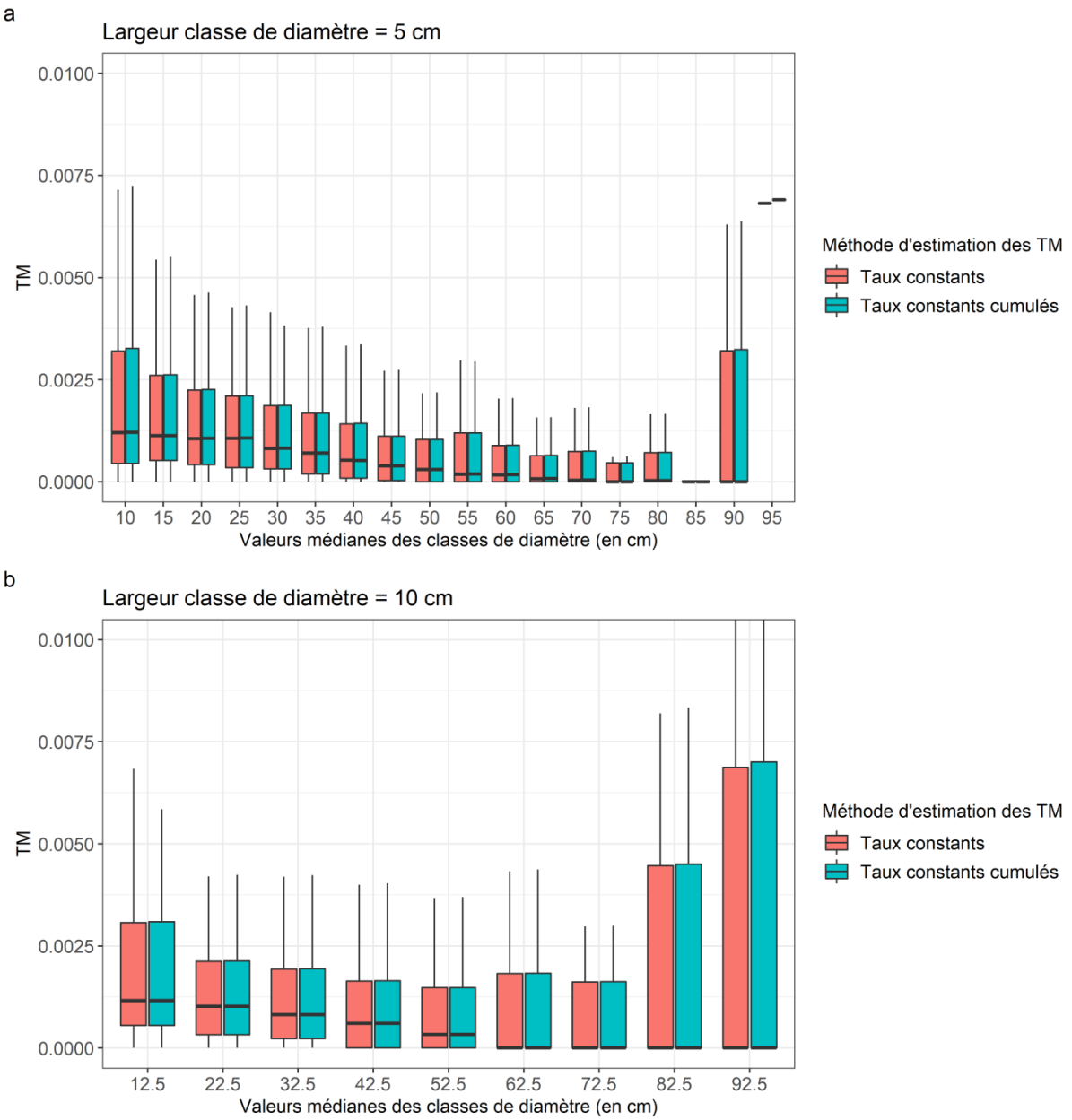


Figure III.25. Comparaison des distributions des taux de mortalité (*TM*) moyens par classes de diamètre selon les deux méthodes d'estimation des taux sur l'ensemble des strates de la forêt française.

4 Critères d'évaluation des capacités prédictives du modèle MARGOT

4.1 Principes généraux

4.1.1 Bases d'évaluation

MARGOT simule primitivement des effectifs d'arbres distribués en classes de diamètre sur un partitionnement en strate de la forêt française. Cette capacité doit être évaluée. Les effectifs d'arbres sont par ailleurs convertis en volume de bois (en m^3) agrégés selon les classes de diamètre au terme d'une simulation. La capacité du modèle à prédire l'évolution du stock de bois de la forêt française en décrivant sa dynamique forestière nécessite donc également d'être évaluée.

Deux types d'évaluations peuvent donc être effectués. Le premier porte sur la comparaison des simulations de MARGOT avec des séries temporelles historiques d'effectifs d'arbres construits à partir des données d'inventaire à différentes échelles hiérarchiques (**voir partie II, section 2.6**). Cette évaluation détermine la capacité du modèle MARGOT à restituer le stock de bois de la forêt française sur la période historique et récente (1971-2016).

Le second type d'évaluation consiste à comparer des simulations de MARGOT avec une autre simulation, préalablement définie comme simulation de référence, afin de déterminer l'impact des développements apportés au modèle sur ses simulations. Cette méthode d'évaluation relative permettra d'effectuer des analyses d'incertitude et de sensibilité du modèle. Les simulations à évaluer s'étaleront sur une période minimale de 31 ans entre 1971 et 2016.

Les simulations du modèle MARGOT sont évaluées selon trois principaux critères (**Figure III.26**) :

- **Le premier critère est la précision du modèle** pour la prédiction des effectifs d'arbres et des stocks de bois de la forêt française observée à partir des séries temporelles (Tedeschi, 2006). **Ce critère est mesuré par l'erreur absolue d'une simulation du modèle** (Vanclay & Skovsgaard, 1997).

- **Le second critère d'évaluation est la justesse des simulations.** Comme le critère de précision, la justesse évalue le modèle sur les différences entre les valeurs observées et les valeurs simulées, et détermine le sens de ces différences (Tedeschi, 2006). **Ce critère est mesuré en estimant le biais absolu du modèle.**

- Enfin, une simulation à l'échelle de la forêt française est obtenue en agrégeant les simulations réalisées à l'échelle de la strate, avec des performances qui peuvent différer selon la strate simulée. Une évaluation inter-strate des simulations est donc nécessaire. Cette analyse des simulations permettra d'évaluer le modèle selon **le critère de la fidélité du modèle**, qui traduit si les valeurs individuelles prédites par MARGOT sont proches (Tedeschi, 2006 ; **Figure III.26**). **Ce critère est estimé en estimant et en analysant la distribution des erreurs et des biais inter-strates.**

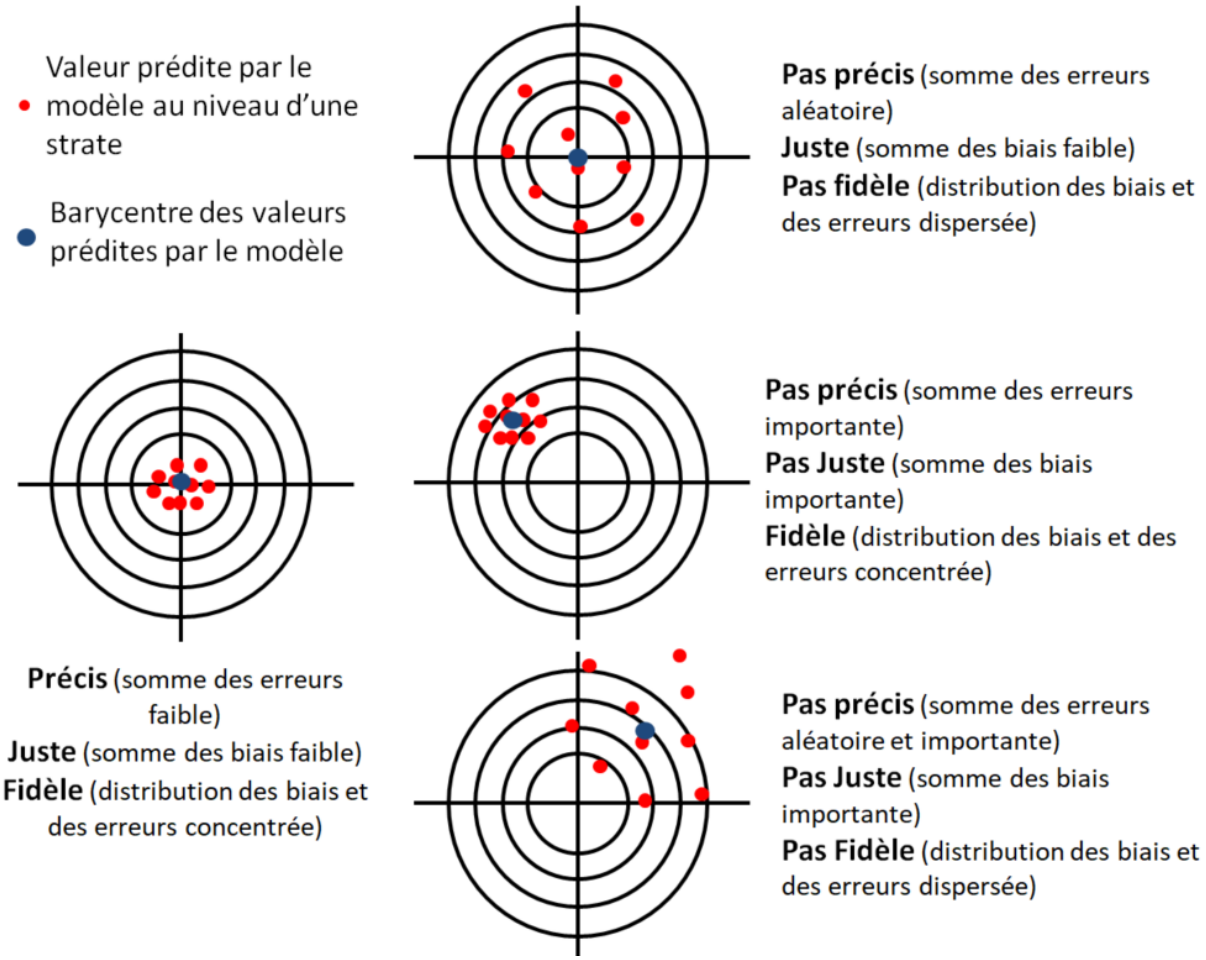


Figure III.26. Schématisation des critères d'évaluation du modèle MARGOT. Le centre de la cible représente une observation dite de référence « visée » par les simulations.

4.1.2 Corrections dimensionnelles et temporelles des indicateurs

Les strates possèdent cependant des effectifs d'arbres et des stocks de bois différents (en moyenne une strate est composée de 19 000 000 m³ avec un écart-type de 21 000 000 m³). Afin d'effectuer une évaluation équitable entre les simulations des strates, **il est nécessaire de tenir compte de ces différences de taille, en effectuant une normalisation taille-**

dépendante des erreurs et des biais (Bennett *et al.,* 2013). La fidélité est alors évaluée en estimant et en comparant les biais et erreurs relatifs des simulations au niveau strate.

De plus, les données historiques d'inventaire étant désynchronisées dans l'espace et le temps, la durée d'une simulation diffère d'une strate à une autre (en moyenne une simulation à l'échelle de la strate s'étale sur 36,5 ans avec un écart-type de 2,5 ans). **Une normalisation des erreurs et des biais relatifs durée-dépendante doit être une nouvelle fois effectuée, afin de comparer les simulations inter-strates sur la même durée de simulation** (**notion de renormalisation en « période commune »**).

4.2 Evaluation des simulations du modèle à différentes échelles hiérarchiques

Les simulations s'effectuent à l'échelle des sous-strates (intersection des strates et des départements) qui constituent les unités de simulation. Leur agrégation à différentes échelles hiérarchiques permet d'obtenir des séries de simulations allant de la strate à la forêt française. L'analyse des simulations à ces différentes échelles hiérarchiques permet d'affiner l'évaluation du modèle. Cependant, **dans le cadre de la thèse, les simulations seront évaluées uniquement à l'échelle des strates et au niveau de la forêt française (ventilée ou non par classes de diamètre à ces deux échelles).**

L'analyse des simulations agrégées sur les classes de diamètre au niveau de la strate ou à une échelle hiérarchique supérieure peut se faire à partir des effectifs d'arbres ou à partir des volumes de bois. L'analyse des simulations par effectifs d'arbres est nécessaire, car ils constituent la variable primaire de sortie de MARGOT. L'analyse des simulations après la conversion en volume de bois est également nécessaire, car c'est cette donnée qui est utilisée et communiquée lors d'une utilisation opérationnelle de MARGOT.

L'analyse des simulations agrégées sur les classes de diamètre au niveau de la strate ou à une échelle hiérarchique supérieure s'effectuera sur les effectifs d'arbres. Ces analyses permettront entre autres de déterminer si MARGOT simule une dynamique forestière rapide ou lente.

Les simulations agrégées sur les classes de diamètre ne seront pas analysées à partir des volumes de bois, car les tarifs de cubages définis dans la **partie II, section 2.8,** permettant la conversion des effectifs d'arbres par classes de diamètre en volume de bois sont dépendants de la strate. Une analyse du volume par classe de diamètre pourrait alors se retrouver potentiellement entachée d'une incertitude lors d'une analyse inter-strate. L'analyse du volume s'effectuera à l'échelle de la France entière et à l'échelle de la strate individuelle.

4.3 Evaluation des simulations sur les volumes de bois

4.3.1 Représentation graphique des simulations de MARGOT

Le premier type d'indicateur des performances du modèle MARGOT est une évaluation visuelle graphique, à l'échelle hiérarchique utilisée, d'une ou plusieurs simulations du modèle par rapport à la série temporelle de stock de bois de référence construites à partie des données historiques et récentes de l'IFN auxquelles sont comparées les simulations (**Figure III.27**). Cet indicateur visuel permet d'évaluer le modèle sur les critères de précision et de justesse.

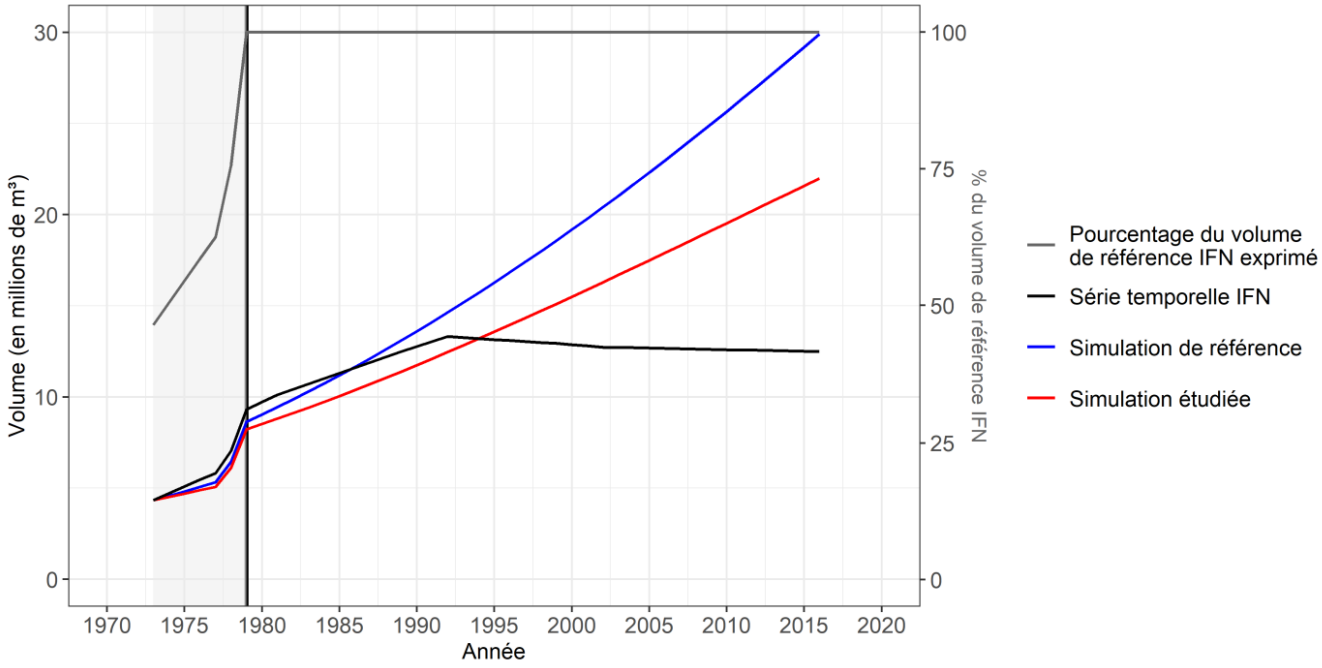


Figure III.27. Représentation graphique comparant une simulation du modèle MARGOT d'une strate à une simulation de référence et à une série temporelle d'observations. La partie grisée du graphique correspond à la période où l'on ne couvre pas l'ensemble des sous-strates par des données d'observation. La ligne verticale indique la date à laquelle l'ensemble des données de la strate est disponible.

4.3.2 Calcul d'une erreur et d'un biais au niveau de la strate

Le biais indique si les simulations surestiment ou sous-estiment les valeurs observées. Plus la valeur du biais est proche de zéro, moins les simulations surestiment ou sous-estiment ces valeurs. L'estimation du biais se fait selon l'équation suivante :

$$BV_s(t) = \sum_{s,ss} V_{M,s,ss}(t) - V_{s,ss}(t) \qquad \textbf{(III.31)}$$

où BV_s est le biais d'une simulation d'une strate s sur à la date t, $V_{M,s,ss}$ est le volume de bois simulé par le modèle MARGOT dans une sous-strate ss (unité de simulation fondamentale) appartenant à une strate s, à la date t, et $V_{s,ss}$ est le volume de bois observé d'une sous-strate ss à la date t.

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) permet de résumer la dispersion des différences entre les valeurs prédites et les valeurs observées en une valeur unique (Bennett *et al.*, 2013). Plus la valeur du RMSE est proche de zéro, plus l'ajustement entre les valeurs prédites et observées est proche, plus la précision du modèle est élevée. La RMSE est estimée selon la formule suivante:

$$RMSEV_s(t) = \sqrt{\sum_{s,ss}(V_{M,s,ss}(t) - V_{s,ss}(t))^2} \qquad \textbf{(III.32)}$$

où $RMSEV_s$ est l'erreur quadratique moyenne d'une simulation d'une strate s à la date t, $V_{M,s,ss}$ est le volume de bois simulé par le modèle MARGOT dans une sous-strate ss à la date t_f, et $V_{s,ss}$ est le volume de bois observé d'une sous-strate ss à la date t.

Les durées de simulation des sous-strates au sein d'une strate n'étant pas identiques (voir **partie II, section 2.6**), deux périodes différentes peuvent alors être définies sur une série temporelle et sur une simulation au niveau d'une strate (**Figure III.28**). La période initiale correspond à la durée pendant laquelle l'ensemble des données d'une strate n'est pas disponible. Cette période s'étale pour l'ensemble des strates de 1971 à 1984 (avec 1980 comme année médiane). La **période commune** correspond à la durée où l'ensemble des données d'une strate est disponible. **L'année ou débute cette période commune est notée t_c**. Les simulations et les séries temporelles des strates ne vont pas au-delà de **l'année 2016, qui correspond à l'année finale notée t_f. Dans cette thèse, on évalue les simulations du modèle sur la période commune (t_c, t_f).**

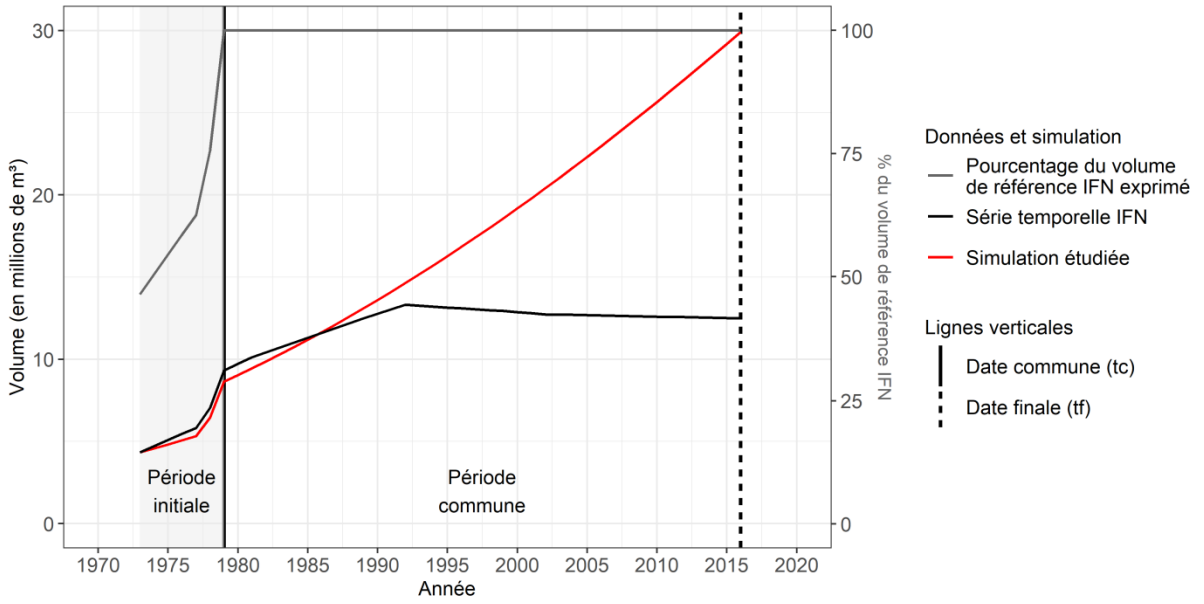


Figure III.28. Illustration des deux périodes concernées par une simulation du modèle MARGOT au niveau d'une strate.

4.3.3 Calcul d'une erreur et d'un biais au niveau de la strate en période commune

Les simulations des sous-strates débutant à l'année où leurs données sont disponibles (t_0), il existe déjà une erreur et un biais à la date t_c issue des simulations sur la période initiale (t_0, t_c) dont les biais et erreurs doivent être corrigés. De plus, les simulations des strates étant issues de l'agrégation des simulations des sous-strates, nous avons déterminé que le biais et l'erreur d'une simulation au niveau de la strate étaient la somme des biais et des erreurs des simulations au niveau des sous-strates sur la période commune (**Annexe III.7**). **Ainsi le biais absolu de la période commune (t_c, t_f) d'une strate** s'estime selon l'équation suivante :

$$BV_s(t_c, t_f) = BV_s(t_f) - BV_s(t_c) \qquad \textbf{(III.33)}$$

où $BV_s(t_c, t_f)$ est le biais absolu au niveau de la strate s d'une simulation sur la période commune (t_c, t_f), $B_s(t_f)$ est le biais absolu d'une strate à la date finale t_f d'une simulation, $BV_s(t_c)$ est le biais absolu d'une strate à la date commune tc d'une simulation.

Un développement semblable a été effectué pour l'estimation de l'erreur quadratique moyenne à l'échelle de la strate (**Annexe III.7**). **L'erreur absolue de la période commune d'une strate s'estime selon l'équation suivante :**

$$RMSEV_s(t_c, t_f) = RMSEV_s(t_f) - RMSEV_s(t_c) - 2 * \sum_{s,ss}(BV_{s,ss}(t_c, t_f) * BV_{s,ss}(t_c)) \quad \textbf{(III.34)}$$

où $RMSEV_s(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue d'une simulation sur la période commune (t_c, t_f) de la strate s, $RMSEV_s(t_f)$ est l'erreur absolue d'une strate à la date finale t_f d'une simulation, $RMSE_s(t_c)$ est l'erreur absolue d'une strate à la date commune t_c d'une simulation, $BV_{ss}(t_c, t_f)$ est le biais absolu d'une simulation au niveau d'une sous-strate ss sur la période commune et $BV_{ss}(t_c)$ est le biais absolu d'une sous-strate à la date commune d'une simulation (**à noter que l'on reconnait finalement ici la formule de la variance d'une somme de variables non indépendantes).**

4.3.4 Evaluation du modèle sur un ensemble particulier de strates

Les simulations de MARGOT à une échelle hiérarchique supérieure à celle de la strate sont obtenues par sommation. En prenant l'exemple de la forêt française, le biais absolu de la simulation est estimé selon l'équation suivante :

$$BV_F(t_c, t_f) = \sum_s BV_s(t_c, t_f) \quad \textbf{(III.35)}$$

où BV_F est le biais absolu d'une simulation à l'échelle de la forêt française F sur la période commune (t_c, t_f) et BV_s est le biais absolu d'une simulation d'une strate s sur la période commune.

L'erreur absolue des simulations sur le domaine de la forêt française est estimée selon l'équation suivante :

$$RMSEV_F(t_c, t_f) = \sqrt{\sum_s {RMSEV_s}^2(t_c, t_f)} \quad \textbf{(III.36)}$$

où $RMSEV_F$ est l'erreur absolue d'une simulation à l'échelle de la forêt française F sur la période commune (t_c, t_f) et $RMSEV_s$ est l'erreur absolue d'une simulation d'une strate s sur la période commune. **Cette formule résulte de l'independance entre les strates**.

4.3.5 Biais et erreurs normalisés pour l'analyse de distributions inter-strate

La comparaison de la distribution des biais et des erreurs inter-strates permet d'évaluer les simulations de MARGOT sur le critère de la fidélité. L'estimation des biais et des erreurs relatives permettra de comparer de manière équilibrée les simulations des strates quel que soit leur importance.

Le biais relatif d'une strate est estimé selon l'équation suivante :

$$BVR_s(t_c, t_f) = \frac{BV_s(t_c,t_f)}{V_s(t_c)} \qquad \textbf{(III.37)}$$

où $BVR_s(t_c, t_f)$ est le biais relatif de la strate s sur la période commune (t_c, t_f), $BV_s(t_c, t_f)$ est le biais absolu de la strate s sur la période commune (t_c, t_f), et $V_s(t_f)$ est le volume de bois de la strate s à la date initiale commune t_c.

L'erreur relative d'une strate est estimée selon l'équation suivante :

$$RRMSEV_s(t_c, t_f) = \frac{RMSEV_s(t_c,t_f)}{V_s(t_c)} \qquad \textbf{(III.38)}$$

où $RRMSEV_s(t_c, t_f)$ est l'erreur relative de la strate s sur la période commune (t_c, t_f), $RMSEV_s(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue de la strate s sur la période commune (t_c, t_f), et V_s est le volume de bois de la strate s à la date commune t_c.

La distribution des biais et les erreurs relatives des strates est ensuite analysée graphiquement à partir d'un histogramme (**Figure III.29**). **Mais elle peut encore être résumée en produisant la moyenne et l'écart-type de ces erreurs relatives.**

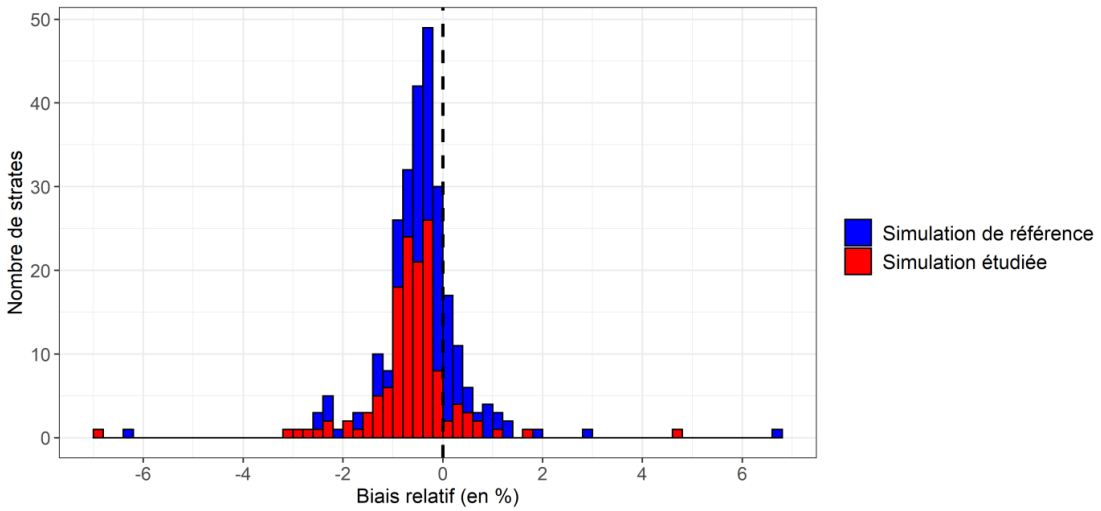


Figure III.29. Illustration des distributions de biais relatifs de deux simulations différentes réalisée au niveau d'une strate. La ligne verticale en pointillé représente un biais relatif nul.

4.4 Evaluation des simulations du modèle sur les effectifs d'arbres par classe de diamètre

Une différence majeure de ce type d'évaluation par rapport à la précédente est celle de la structuration en classes de diamètre des effectifs.

4.4.1 Représentation graphique des simulations du modèle MARGOT

Comme pour l'évaluation des simulations de volume, le premier type d'indicateur des performances du modèle MARGOT est une évaluation visuelle graphique d'une ou plusieurs simulations du modèle et les valeurs de références (série temporelle) à une échelle hiérarchique donnée, avec une ventilation par classe de diamètre (**Figure III.30**). Cet indicateur visuel permet d'évaluer le modèle sur les critères de précision et de justesse.

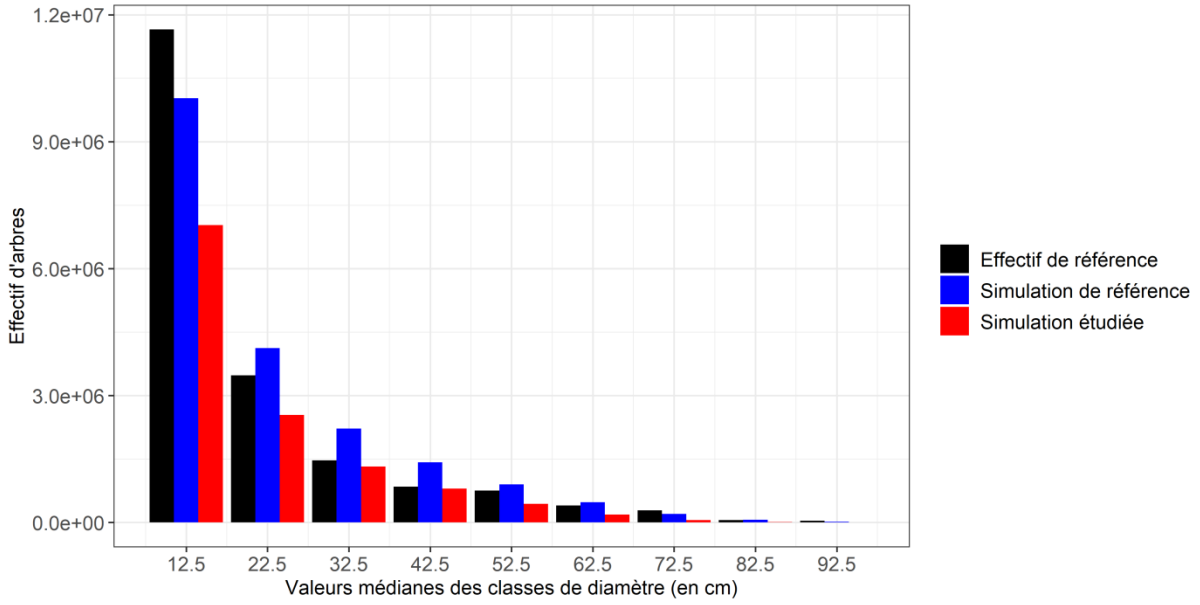


Figure III.30. Illustration d'une représentation graphique comparant une simulation du modèle MARGOT par classes de diamètre à l'échelle de la forêt française avec une simulation de référence et les valeurs observées à une date donnée.

4.4.2 Calcul d'une erreur et d'un biais au niveau des classes de diamètre de la strate

L'erreur absolue et le biais absolu des simulations de MARGOT s'estiment comme précédemment pour le volume, mais les deux critères sont estimés pour chaque classe de

diamètre de la strate. Le biais absolu des effectifs d'arbres d'une classe de diamètre s'estime selon l'équation suivante :

$$BN_{s,k}(t) = \sum_{s,ss,k}(N_{M,s,ss,k}(t) - N_{s,ss,k}(t)) = \sum_{s,ss,k} BN_{s,ss,k}(t) \qquad \textbf{(III.39)}$$

où $BN_{s,k}(t)$ est le biais absolu à une date t de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s, $N_{M,s,ss,k}(t)$ est l'effectif d'arbres issu de la simulation de MARGOT (M pour modèle) de la classe de diamètre k de la sous-strate ss dans une strate s à une date t, $N_{s,ss,k}(t)$ est l'effectif d'arbres observé au temps t de la classe de diamètre k de la sous-strate ss, et $BN_{s,ss,k}(t)$est le biais absolu à une date t de l'effectif d'arbres de la classe de diamètre k appartenant à une sous-strate ss.

L'erreur absolue de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre s'estime selon l'équation suivante :

$$RMSEN_{s,k}(t) = \sqrt{\sum_{s,ss,k}(N_{M,s,ss,k}(t) - N_{s,ss,k}(t))^2} \qquad \textbf{(III.40)}$$

où $RMSEN_{s,k}(t)$ est l'erreur absolue à une date t de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s, $N_{M,ss,k}(t)$ est l'effectif d'arbres issu de la simulation de la classe de diamètre k de la sous-strate ss à une date t, et $N_{ss,k}(t)$ est l'effectif d'arbres observé au temps t de la classe de diamètre k de la sous-strate ss.

4.4.3 Calcul d'une erreur et d'un biais d'une classe de diamètre appartenant à une strate en période commune

Le problème de la désynchronisation des données se pose aussi pour l'évaluation des simulations par classes de diamètre. Par conséquent, les biais et les erreurs ont été estimés au niveau de la strate uniquement sur la période commune. Nous avons déterminé que le biais sur la période commune correspondait à l'équation suivante (**Annexe III.7**) :

$$BN_{s,k}(t_c, t_f) = BN_{s,k}(t_f) - BN_{s,k}(t_c) \qquad \textbf{(III.41)}$$

où $BN_{s,k}(t_c, t_f)$ est le biais absolu sur la période commune (t_c, t_f) de l'effectif d'arbres simulé d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s, $BN_{s,k}(t_f)$ est le biais absolu de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s à la date finale t_f de la simulation, $BN_{s,k}(t_c)$ est le biais absolu de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s à la date commune t_c de la simulation.

La même vérification a été effectuée pour l'estimation de l'erreur absolue à l'échelle de la strate (voir **Annexe III.7**) :

$$RMSEN_{s,k}(t_c, t_f) = RMSEN_{s,k}(t_f) - RMSEN_{s,k}(t_c) - 2 * \sum_{s,ss,k}(BN_{s,ss,k}(t_c, t_f) * BN_{s,ss,k}(t_c)) \quad \textbf{(III.42)}$$

où $RMSEN_{s,k}(t_c, t_f)$ est l'erreur quadratique moyenne des effectifs, estimée sur la période commune (t_c, t_f) sur une classe de diamètre k appartenant à une strate s, $RMSEN_{s,k}(t_f)$ est l'erreur absolue de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s à la date finale t_f de la simulation, $RMSEN_{s,k}(t_c)$ est l'erreur absolue de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s à la date commune t_c de la simulation, $BN_{s,ss,k}(t_c, t_f)$ est le biais absolu sur la période commune (t_c, t_f) de l'effectif d'arbres de la classe de diamètre k appartenant à une sous-strate ss, et $BN_{s,ss,k}(t_c)$ est le biais absolu à la date commune t_c de l'effectif d'arbres de la classe de diamètre k appartenant à une sous-strate ss.

4.4.4 Evaluation du modèle sur un ensemble particulier de strates

Les simulations par classe de diamètre de MARGOT à une échelle hiérarchique supérieure à celle de la strate étant obtenues par sommation et par classe de diamètre, le biais absolu de la simulation par classe de diamètre est estimé selon l'équation suivante (nous avons pris ici l'exemple de la forêt française) :

$$BN_{F,k}(t_c, t_f) = \sum_{s,k} BN_{s,k}(t_c, t_f) \quad \textbf{(III.43)}$$

où $BN_F(t_c, t_f)$ est le biais absolu de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k à l'échelle de la forêt française F sur la période commune (t_c, t_f) et $BN_{s,k}(t_c, t_f)$ est le biais absolu de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s sur la période commune (t_c, t_f).

L'erreur absolue des simulations par classe de diamètre est estimée selon l'équation suivante :

$$RMSEN_{F,k}(t_c, t_f) = \sqrt{\sum_{s,k} RMSEN_{s,k}^2(t_c, t_f)} \quad \textbf{(III.44)}$$

où $RMSEN_F(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k à l'échelle de la forêt française F sur la période commune (t_c, t_f) et $RMSEN_{s,k}(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue de l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s sur la période commune (t_c, t_f).

4.5 Biais et erreurs normalisés pour l'analyse de distributions inter-strate

La comparaison de la distribution des biais et des erreurs inter-strates permet d'évaluer les simulations de MARGOT sur le critère de la fidélité. Cette évaluation exige de normaliser les biais et les erreurs des simulations des strates (voir **Annexe III.7**). L'estimation des biais et des erreurs relatives permettra de comparer de manière équitable les simulations des strates quel que soit leur importance.

Le biais relatif d'une strate au niveau d'une classe de diamètre est estimé selon l'équation suivante :

$$BRN_{s,k}(t_c, t_f) = \frac{BN_{s,k}(t_c,t_f)}{N_{s,k}(t_c)} \qquad \textbf{(III.45)}$$

où $BN_{s,k}(t_c, t_f)$ est le biais absolu d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s sur la période commune (t_c, t_f), et $N_{s,k}(t_c)$ est l'effectif d'arbres observé de la classe de diamètre k appartenant à une strate s à la date commune t_c.

L'erreur relative d'une strate au niveau d'une classe de diamètre est estimée selon l'équation suivante :

$$RRMSEN_{s,k}(t_c, t_f) = \frac{RMSEN_{s,k}(t_c,t_f)}{N_{s,k}(t_c)} \qquad \textbf{(III.46)}$$

où $RRMSEN_{s,k}(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue d'une classe de diamètre k appartenant à une strate s sur la période commune (t_c, t_f), et $N_{s,k}(t_c)$ est l'effectif d'arbres observé de la classe de diamètre k appartenant à une strate s à la date commune t_c.

Les distributions de biais et d'erreurs relatives sont ensuite comparées graphiquement (**Figure III.31**). **Mais elles peuvent aussi être résumées en produisant la moyenne et l'écart-type de ces erreurs relatives.**

4.6 Synthèse et conclusions

Les critères d'évaluation décrits et développés permettent de déterminer les impacts des différents développements apportés au modèle.

Les données utilisées pour calibrer, développer et évaluer le modèle sont les mêmes. Ce choix de méthodologie implique que les performances du modèle seront probablement surestimées, car il a été développé à partir des données qui servent de support d'évaluation rétrospective (Bennett *et al.,* 2013).

Seules deux échelles hiérarchiques sont utilisées dans la thèse pour l'évaluation des performances du modèle MARGOT. Cependant, les facteurs de partitionnement utilisés pour stratifier la forêt française (essence forestière, GRECO, catégorie juridique de propriété) permettraient d'analyser les simulations à de plus nombreuses échelles hiérarchiques et ainsi affiner l'évaluation du modèle, par exemple en déterminant si une essence forestière présente des biais et des erreurs relatives plus importantes qu'une autre essence.

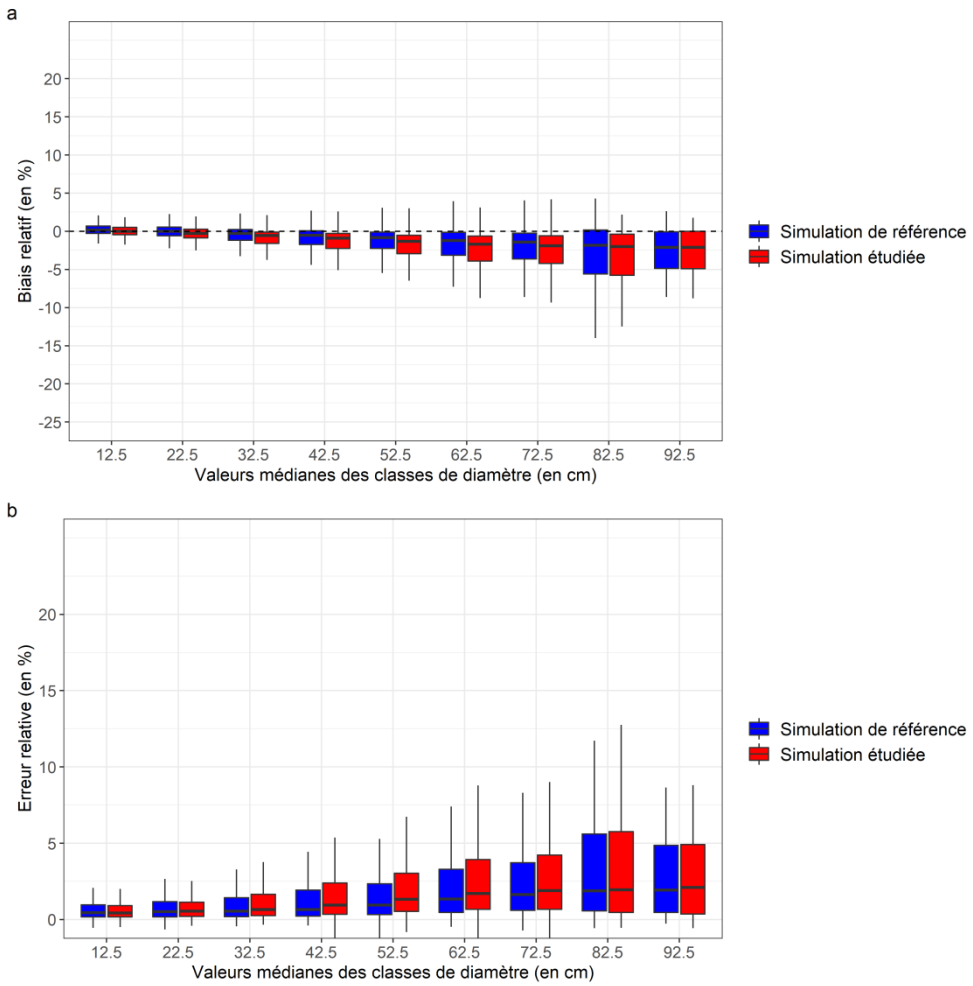


Figure III.31. Illustration de diagrammes en boîte à moustache des distributions des biais (a) et des erreurs (b) relatives de deux simulations effectuées au niveau d'une strate. La ligne horizontale en pointillé sur le graphique (**a**) correspond à un biais relatif nul.

La méthodologie développée dans cette thèse pour évaluer les performances de MARGOT est très attachée à la structure des données de l'ancienne méthode d'inventaire forestier français. Cette méthode est peu générique et elle ne sera pas conservée dans son intégralité pour une utilisation du modèle initialisé sur les données de la nouvelle

méthode d'inventaire, car celles-ci sont disponibles sur l'ensemble de la forêt française à une résolution annuelle. **Cependant, elle a été nécessaire à mettre en place afin d'évaluer les performances du modèle à partir de séries temporelles longues, ce qui n'aurait pas été le cas à partir des données de la nouvelle méthode d'inventaire (2005-2019 à ce jour)**.

Cette méthodologie est également originale du fait de l'analyse des simulations à un niveau inter-strate, nécessitant des critères d'évaluation normalisés afin de comparer des entités plus ou moins représentatives de la ressource simulée. Cet aspect est générique et pourrait être appliqué aux modèles démographiques en classes de diamètre.

5 Une première analyse de sensibilité des simulations de MARGOT

5.1 Principes

Dans cette première analyse de sensibilité, **l'objectif n'est pas de mesurer les performances des simulations du modèle par rapport à l'évolution du stock de bois observée de la forêt française. En effet, les données des prélèvements avec lesquelles sont calibrés les *TPR* du modèle sont sous-estimées d'un ordre de grandeur allant de 20 à 30 % (Pignard, 1994) et jusque 54 à 58 % (Denardou, 2019).** De plus, les paramètres du modèle sont constants au cours d'une simulation (hypothèse de stationnarité) ; or nous avons mis en évidence dans la **partie I, section 1,** que cette hypothèse n'est pas tenable sur des durées de simulations longues (supérieures à 30 ans). Une seconde analyse de sensibilité sera effectuée sur les *TPR* dans la **partie VI** à partir d'une version de MARGOT n'admettant pas l'hypothèse de stationnarité, afin de déterminer l'influence des *TPR* sur les simulations du modèle et d'estimer par modélisation un niveau d'erreur des prélèvements dans les données d'ancienne méthode.

La présente analyse de sensibilité a pour objectif de mesurer l'importance relative des développements préalablement apportés à MARGOT sur le stock de bois et les effectifs d'arbres par classes de diamètre simulés par le modèle, au travers de 5 analyses résumées dans le **Tableau III.13 (section 5.4)**. L'impact de ces développements est mesuré en comparant les simulations de MARGOT, comprenant ou non les développements effectués, aux séries temporelles de stock de bois et d'effectifs d'arbres ventilés par classes de diamètre, utilisées comme référence.

L'analyse de sensibilité présentée ici est dite « locale » selon la définition donnée par Cacuci *et al.* (2005), car elle étudie l'impact individuel de chacun des développements apportés précédemment à MARGOT. Une analyse dite « globale » pour mesurer les impacts couplés des différents développements apportés au modèle sur les simulations n'a pas été effectué dans cette partie. Nous différencions l'analyse de sensibilité de l'analyse d'incertitude selon la définition fournie par Cariboni *et al.* (2007) et Tomlin (2013). L'analyse de sensibilité a pour objectif d'explorer les relations entre les paramètres d'entrée d'un modèle et ses simulations. L'analyse d'incertitude étudie comment notre manque de connaissances des données d'entrée du modèle se propage dans ses simulations.

5.2 Analyse de l'impact des développements du modèle sur les simulations

Au cours de cette analyse, le modèle a été initialisé avec des classes de diamètre de 10 cm de largeur. Les *TPA* fréquentiels ont été utilisés pour réaliser ces simulations (**partie III, section 2.3)**. Les simulations sont réalisées sur l'ensemble de la forêt française au cours d'une période maximale de 45 ans (1971-2016).

5.2.1 Analyse de sensibilité sur les différentes expressions du modèle

L'expression mathématique du modèle a été modifiée i) pour tenir compte de l'application séquentielle des taux dans la matrice de transition du modèle en accord avec leur estimation (voir **section 3.1.1**), ii) pour prendre en compte de manière correcte le moment d'intervention du recrutement dans les simulations (voir **section 3.1.2**). Ces étapes de développement ont générés 2 nouvelles expressions du modèle en plus de l'expression initiale :

- Expression A (expression initiale) :
$$\boldsymbol{N_s}(t+1) = \boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s} * \boldsymbol{N_s}(t)$$
- Expression B (expression intermédiaire) :
$$\boldsymbol{N_s}(t+1) = \boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s^-} * \boldsymbol{M_s^+} * \boldsymbol{N_s}(t)$$
- Expression C (expression finale) :
$$\boldsymbol{N_s}(t+1) = \boldsymbol{M_s^-} * (\boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s^+} * \boldsymbol{N_s}(t))$$

L'expression C est a priori la seule expression « correcte » du modèle. Cependant une analyse des simulations selon les trois expressions est réalisée. La synthèse des résultats de cette analyse sont résumés dans le **Tableau III.13**.

A l'échelle de la forêt française, les différences sur le stock de bois entre les trois expressions du modèle sont à peine perceptibles (**Figure III.32a**). Les simulations avec les expressions A et B sont moins biaisées négativement que les simulations utilisant l'expression C (**Tableau III.11**). Par conséquent, les expressions A et B accélèrent les simulations par rapport à l'expression C, mais cette accélération est très légère, car la différence entre le biais absolu des expressions A et C est de 7 %. A l'échelle de la strate, l'impact des différentes expressions du modèle est encore plus faible (la différence de la moyenne du biais relatif entre l'expression A et C est de 1,6 %, **Tableau III.11**). On constate également que les erreurs du modèle utilisant l'expression C sont légèrement plus faibles que celles des autres expressions (**Tableau III.11**).

L'analyse des biais moyens des effectifs d'arbres par classes de diamètre démontrent une nouvelle fois le faible impact des différentes expressions du modèle utilisées dans les simulations (**Figure III.33a**).

L'ordre d'application des paramètres démographiques n'est donc pas un élément impactant fortement les simulations. Sa prise en compte de manière correcte conduit à une décélération de la dynamique forestière simulée par MARGOT.

Tableau III.11. Biais et erreur des simulations selon différentes expressions (formulations) et différentes méthodes de paramétrisations du modèle MARGOT. Les différents types de taux testés ici avec l'expression C du modèle sont définis dans la section 3. Les taux constants et les taux constants cumulés font référence à l'annualisation des taux de mortalité et de prélèvement. Les taux bruts et les taux lissés font référence à la méthode de lissage des taux du modèle et à la suppression des valeurs aberrantes des taux de passage.

Modèles	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
Expression A	-304	-44,76	127,82	488	54,42	93,11
Expression B	-322	-45,94	127,46	486	54,41	93,40
Expression C	-328	-46,32	127,12	485	54,36	93,24
Taux constants	-300	-44,87	126,96	487	54,21	92,63
Taux constants cumulés	-328	-46,32	127,12	485	54,36	93,24
Taux bruts	-301	-45,01	123,05	496	54,34	90,29
Taux lissés	-328	-46,32	127,12	485	54,36	93,24

5.2.2 Analyses de sensibilité sur la méthode d'annualisation des *TM* et des *TPR*

Deux méthodes étaient possibles afin d'annualiser ces taux, l'une consistant à diviser par 5 les *TM* et les *TPR*, et l'autre consistant à recourir à la formule dite des « taux cumulés » (**section 3.3**). Une première évaluation des deux méthodes d'annualisation des taux avaient mise en évidence une faible augmentation moyenne des *TM* et *TPR* cumulés par rapport aux *TM* et *TPR* non cumulés. Ainsi, l'hypothèse selon laquelle les taux cumulés ont un effet de décélération sur les simulations a été posée.

La méthode d'annualisation des taux cumulés entraîne une décélération des simulations (**Figure III.32b**, **Tableau III.11**). A l'échelle de la forêt française, la différence entre les 2 méthodes d'annualisation des *TM* et des *TPR* est **cependant faible** (la différence entre le biais absolu des deux méthodes est de 8,5 %, **Tableau III.11**, **Figure III.32b**). A l'échelle de la strate, l'impact des différentes expressions du modèle est également faible (la différence de la moyenne du biais relatif entre les deux méthodes est de 1,5 %, **Tableau III.11**).

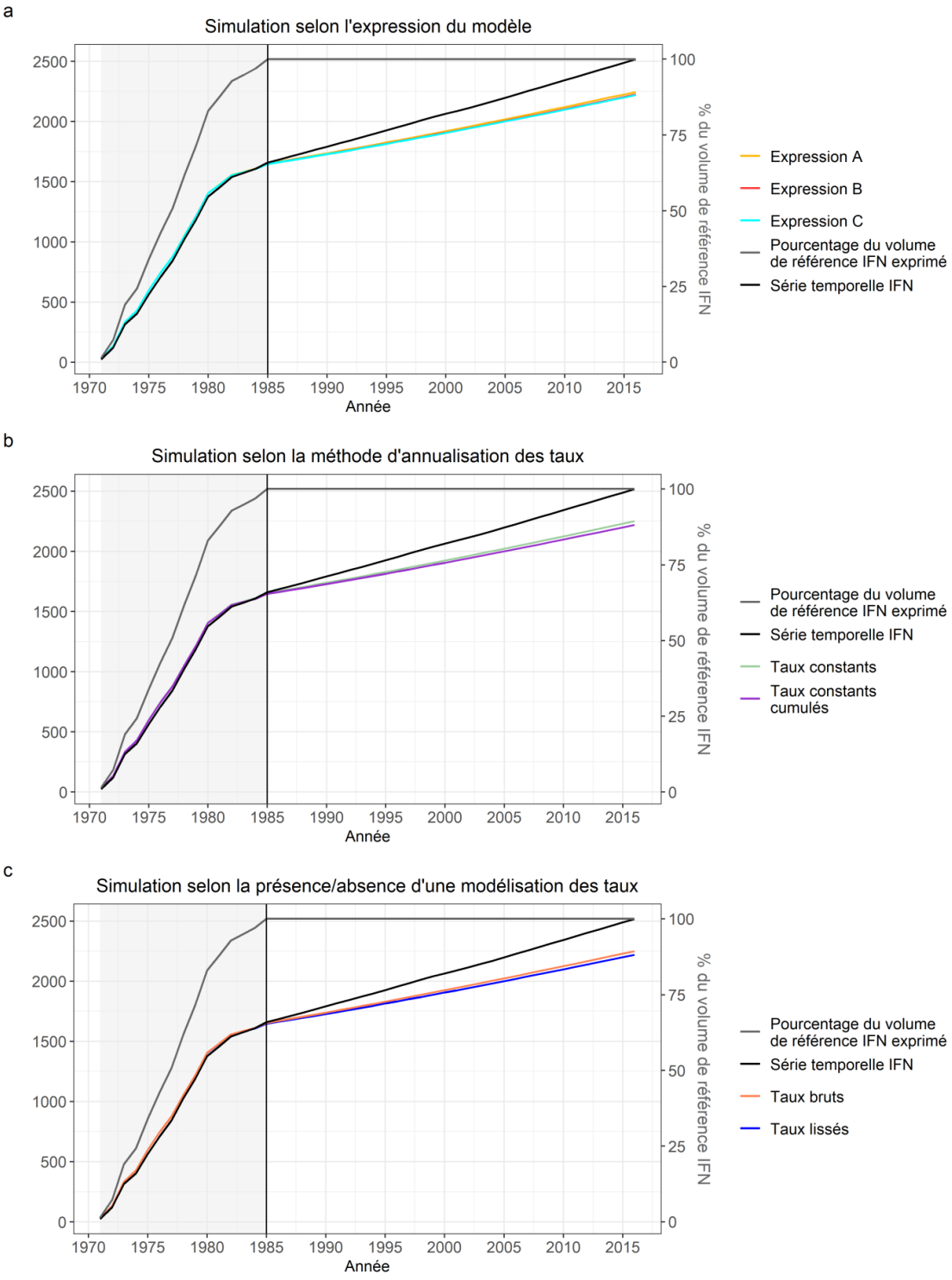


Figure III.32. Simulations comparées du stock de bois des forêts françaises du modèle MARGOT selon différentes expressions (formulations) et différentes méthodes de paramétrisations du modèle MARGOT. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles. Les taux constants et les taux constants cumulés font référence à l'annualisation des taux de mortalité et de prélèvement. Les taux bruts et les taux lissés font référence à la méthode de lissage des taux du modèle et à la suppression des valeurs aberrantes des taux de passage.

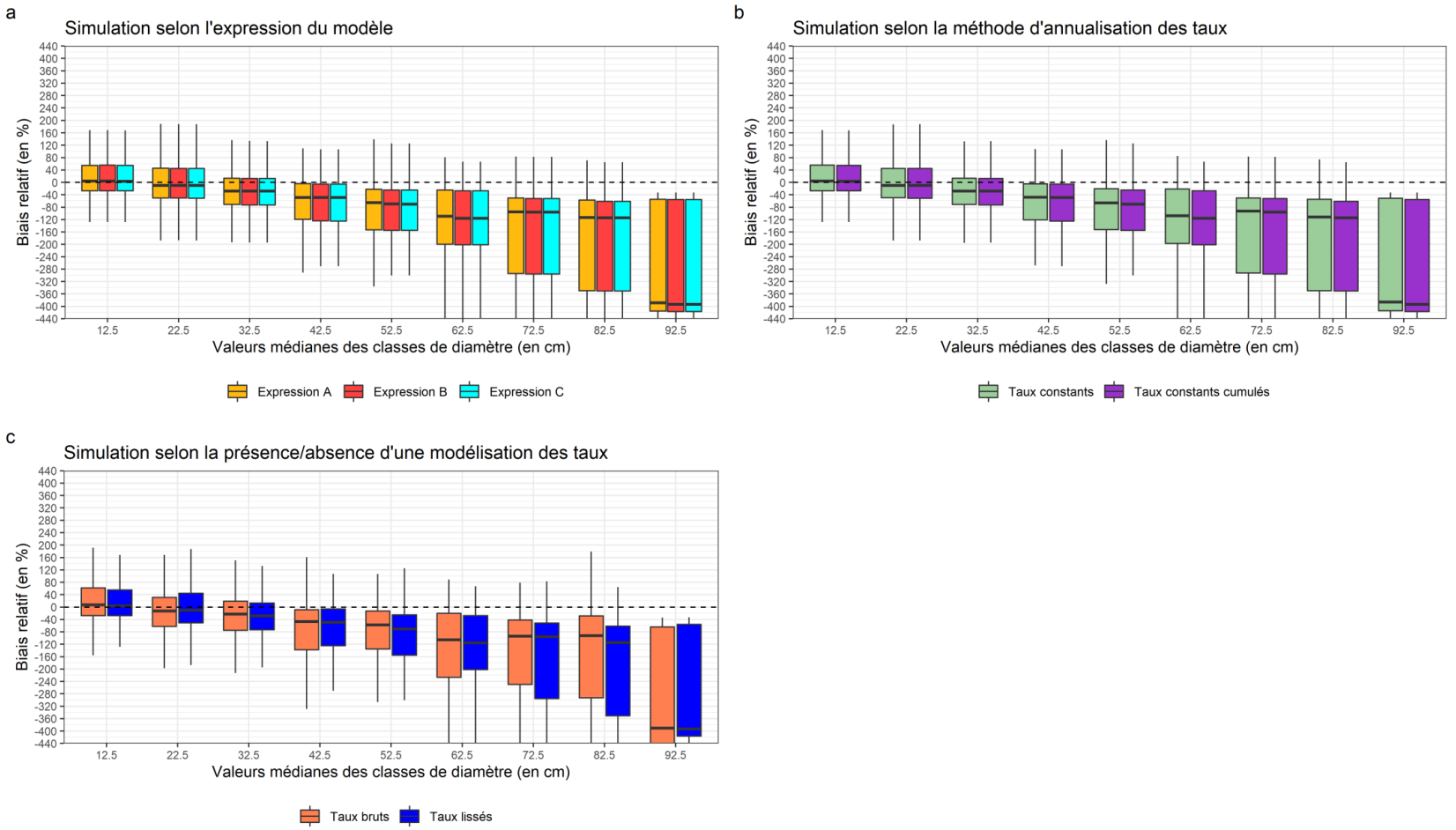


Figure III.33. Comparaison des distributions des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates issus des simulations du modèle MARGOT selon différentes expressions (formulations) et différentes méthodes de paramétrisations du modèle MARGOT. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées. Les taux constants et les taux constants cumulés font référence à l'annualisation des taux de mortalité et de prélèvement. Les taux bruts et les taux lissés font référence à la méthode de lissage des taux du modèle et à la suppression des valeurs aberrantes des taux de passage.

Les biais relatifs des effectifs d'arbres ventilés par classe de diamètre démontre et illustre le faible impact de la méthode d'annualisation des *TM* et des *TPR* sur les simulations (**Figure III.33b**).

Ces résultats sont donc en accord avec l'augmentation moyenne observée des taux cumulés dans la section 3.2.2 par rapport aux taux simplement divisés par 5.

5.2.3 Effet sur les simulations du modèle de la modélisation des taux et de la suppression des taux de passage aberrants

Un test statistique permettant de supprimer les *TPA* aberrants par valeur supérieure ainsi qu'une méthode de lissage statistique des taux ont été introduits (voir **section 2.2**). L'impact de ces deux traitements a été mesuré sur les simulations du modèle.

Les simulations utilisant des taux bruts sont moins biaisées négativement que les simulations utilisant des taux lissés (**Figure III.32c, Tableau III.11**). Les différences entre les deux simulations utilisant des taux bruts et des taux lissés sont néanmoins faibles à l'échelle de la forêt française (la différence entre le biais absolu des deux méthodes est de 8,2 %, **Tableau III.11, Figure III.32c**). A l'échelle de la strate, l'effet du lissage des taux est également faible (la différence de la moyenne du biais relatif entre les deux méthodes est de 1,3 %, **Tableau III.11**). Le lissage des taux et le test de détection des *TPA* aberrants permettent de légèrement diminuer l'erreur absolue des simulations (diminution de 2,2 %, **Tableau III.11**). Cependant cette diminution n'est pas constatée à l'échelle des strates (**Tableau III.11**).

Les biais relatifs des effectifs d'arbres ventilés par classe de diamètre illustrent également le faible impact de la méthode de lissage des taux et du test de détection des *TPA* aberrants sur les simulations (**Figure III.33c**). Cependant, la moyenne du biais relatif des simulations utilisant les taux bruts est systématiquement supérieure à celle des biais relatifs des simulations utilisant des taux lissés, hormis dans la seconde classe de diamètre (**Figure III.33c**).

Le lissage des taux et le test de détection des *TPA* aberrants entraînent donc une décélération des simulations. La méthode de suppression des *TPA* aberrants entraîne irrémédiablement une diminution de la moyenne des *TPA* dans une strate. Cette baisse des *TPA* peut donc être à l'origine de la baisse des trajactoires des simulations constatées par rapport aux simulations utilisant des taux bruts. Elle peut être également due au lissage des *TM* et des *TPR* dont le résultat moyen serait une augmentation de ces deux taux.

5.3 Analyse de sensibilité sur les classes de diamètre et sur la méthode d'estimation des taux de passage

Les effectifs d'arbres appartenant à une strate peuvent être distribués dans des classes de diamètre de différentes largeurs. Dans cette analyse de sensibilité, l'effet de 3 largeurs de classes de diamètre sur les simulations du modèle a été testé :

- **Largeur de classe de diamètre 5 cm** (LCD = 5 cm)
- **Largeur de classe de diamètre 10 cm** (LCD = 10 cm)
- **Largeur de classe de diamètre hybride**, de 5 cm (pour les arbres d'un diamètre de 7,5 à 47,5 cm correspondant aux petits et moyens bois (nomenclature IFN) dont la valeur de classes de diamètre va de 1 à 8) puis une largeur de classe de diamètre de 10 cm (pour les arbres ayant un diamètre supérieur ou égal à 47,5 cm correspondant aux gros et très gros bois et dont la valeur des classes de diamètre va de 9 à 13) (LCD 5 et 10 cm)

Les taux sont estimés pour LCD = 5 cm et LCD = 10 cm et ensuite imputés à LCD 5 et 10 cm selon la classe de diamètre coïncidente. L'utilisation de classes de diamètre irrégulières (LCD 5 et 10 cm) permet d'utiliser des valeurs de taux plus robustes dans les valeurs de classes de diamètre élevées, car les effectifs d'arbres y sont moins importants. Elle permet également d'affiner les estimations des taux du modèle dans les classes de diamètre inférieures où les effectifs d'arbres sont importants.

Une faible largeur de classes de diamètre entraine une augmentation du nombre de classes de diamètre à franchir par les effectifs d'arbres, et par conséquent augmente la probabilité de détecter un effectif d'arbres ayant transités d'une classe à une autre dans le cas des *TPA* fréquentiels. On peut donc admettre comme hypothèse qu'une largeur de classes de diamètre faible entraîne une accélération de la dynamique forestière simulée. Toutefois, ce processus n'influence pas les *TPA* moyens et médians, car ils ne s'estiment pas sur la base d'un effectif d'arbres.

Par conséquent, l'impact des trois méthodes d'estimation des *TPA* (*TPA* fréquentiels, moyens et médians) a également été mesuré sur les simulations du modèle selon les trois largeurs de classes de diamètre testées. Cette analyse de sensibilité permettra d'invalider ou de valider l'hypothèse faite dans la **section 2.8**, qui admettait que les *TPA* moyens et médians conduisent systématiquement à une accélération du modèle par rapport aux *TPA* fréquentiels.

5.3.1 Analyse sur le stock de bois

Les différences entre les méthodes d'estimation des *TPA*, en particulier entre les *TPA* moyens et médians d'une part, et les *TPA* fréquentiels d'autre part, sont particulièrement élevées (**Figure III.34**, **Tableau III.12**). En effet, pour les simulations LCD = 10 cm, la différence entre le biais absolu des TPA fréquentiels et des *TPA* médians est de 1,343 milliard de m³ et de 2,4 milliards de m³ entre les *TPA* fréquentiels et moyens (**Tableau III.12**). Au niveau des biais relatifs, ces écarts sont également élevés puisqu'ils sont de 98 % entre les *TPA* fréquentiels et médians, et de 170 % entre les *TPA* fréquentiels et moyens. L'hypothèse selon laquelle les *TPA* médians et moyens entrainent une forte accélération du modèle par rapport aux *TPA* fréquentiels est donc validée.

Les simulations du modèle sont donc très sensibles à la méthode d'estimation des taux. La méthode « fréquentielle » d'estimation des *TPA* ralentie considérablement la dynamique forestière par rapport aux *TPA* médians et moyens. Ce résultat était attendu, car dans la section 2.8 il a été mis en évidence que les *TPA* fréquentiels estimés à partir des données du premier et second cycle d'inventaire étaient systématiquement inférieurs par rapport aux *TPA* médians et moyens.

Les différences entre les *TPA* moyens et médians sont également très élevées (différence de 1,090 milliard de m³ pour les simulations avec LCD = 10 cm, **Tableau III.12, Figure III.34**). **L'asymétrie vers la droite des distributions des IR5 impactent donc également considérablement les simulations du modèle.**

Les effets de la largeur des classes de diamètre ne sont pas identiques selon la méthode d'estimation des *TPA*. Pour les *TPA* fréquentiels, le modèle accélère lorsque les classes de diamètre sont faibles, car le biais absolu et relatif sont plus faible dans ces classes de diamètre (différence de 74 millions de m³ entre les biais absolu de LCD = 5 cm et LCD = 10 cm et différence de 4,8 % entre les biais relatifs de LCD = 5 cm et LCD = 10 cm, **Tableau III.12**), ce qui corrobore l'hypothèse selon laquelle **de petites largeurs de classes de diamètre permettent aux *TPA* fréquentiels d'estimer une part plus importante d'effectifs d'arbres ayant transités d'une classe de diamètre à une autre**. Ce résultat est confirmé par l'utilisation des simulations LCD = 5 et 10 cm dont les biais sont intermédiaires entre ceux des simulations LCD = 5 cm et LCD = 10 cm (**Tableau III.12**).

Cependant, les simulations entre LCD = 5 cm et LCD = 10 cm se chevauchent et sont difficilement discernable graphiquement au terme de la période de simulation (**Figure III.34**). Pourtant, l'écart entre les biais absolus des simulations LCD = 5 cm et LCD = 10 cm sont importants (74 millions de m³, soit 23 % du biais absolu, **Tableau III.12**). Cette différence est due à la méthode d'estimation des biais et des erreurs sur la période de simulation (t_c, t_f) qui induit un réajustement des simulations avec les séries temporelles au temps commun t_c (voir **section 4.3**). **Ce résultat démontre néanmoins qu'il existe une inertie différente des**

simulations selon la largeur des classes de diamètre. Les simulations LCD = 5 cm sont dans un premier temps moins rapides que les simulations LCD = 10 cm, puis dans un second temps elles deviennent plus rapides que LCD = 10 cm (**Figure III.34**). Ce phénomène peut être dû à une maturation des ressources forestières simulées. En effet, les effectifs d'arbres au début d'une simulation se situent dans des classes de diamètre où les *TPA* sont faibles, puis au fil de la simulation atteignent des classes de diamètre dans lesquelles les *TPA* sont plus élevés, entrainant une accélération des simulations. Cela signifie que **la durée de simulation peut conditionner l'utilisation d'une largeur de classe de diamètre pour les *TPA* fréquentiels,** car plus la simulation est longue, plus les simulations LCD = 5 cm peuvent accélérer. Cependant, ce phénomène impacte que faiblement les simulations sur une période de 40 ans.

Contrairement aux *TPA* fréquentiels, les simulations LCD = 5 et 10 cm des *TPA* moyens et médians sont les moins « rapides » des simulations, même si elles restent très proches des simulations LCD = 5 cm (**Tableau III.12**), tandis que les LCD = 10 cm sont les simulations les plus rapides (**Tableau III.12** et **Figure III.34**). Ainsi, un nombre élevé de classes de diamètre semble constituer un frein aux simulations utilisant des *TPA* moyens et médians. Mais cette explication est insuffisante, car les simulations LCD = 5 et 10 cm sont légèrement inférieures aux simulations LCD = 5 cm suggérant un lien plus complexe entre la largeur des classes de diamètre et la dynamique forestière.

Les effets des changements de largeurs de classes de diamètre sont beaucoup plus marqués pour les simulations utilisant des *TPA* moyens et médians que pour les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels (**Tableau III.12**, **Figure III.34**). **Les *TPA* moyens et médians sont donc beaucoup plus sensibles à la largeur des classes de diamètre que les *TPA* fréquentiels**. Ce résultat est logique, car leur méthode d'estimation est dépendant de la largeur des classes de diamètre. Leur utilisation nécessite donc impérativement de déterminer au préalable la largeur de classes de diamètre avec lesquelles ils seront le plus performant dans les simulations.

5.3.2 Analyse sur les effectifs d'arbres

Selon la méthode d'estimation des *TPA*, les effectifs d'arbres de la première classe de diamètre sont soient non biaisés (dans le cas des *TPA* fréquentiels), soit biaisés négativement (dans le cas des *TPA* médians et moyens, **Figure III.35**). Ce biais est plus important pour les *TPA* moyens. Les valeurs des *TPA* moyens étant plus élevées que celles des *TPA* fréquentiels et médians (voir **section 2.4**), on peut en déduire qu'un *TPA* trop élevé dans la première classe de diamètre entraînera systématiquement un biais négatif plus important des effectifs dans cette classe si les effectifs d'arbres recrutés sont trop faibles pour compenser la transition des effectifs d'arbres de la première à la second classe de diamètre.

Tableau III.12. Biais et erreurs du modèle MARGOT selon différentes méthodes d'estimation des *TPA* et différentes largeurs de classes de diamètre. LCD 10 cm : largeur de classe de diamètre de 10 cm. LCD = 5 cm : largeur de classe de diamètre de 5 cm. LCD = 5 et 10 cm : largeur de classe de diamètre de 5 cm puis de 10 cm.

Versions du modèle	Biais absolu (en million de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en million de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
Taux fréquentiels (LCD = 10 cm)	-328	-46,32	127,12	485	54,36	93,24
Taux fréquentiels (LCD = 5 cm)	-254	-41,48	133,16	490	55,12	96,10
Taux fréquentiels (LCD = 5 et 10 cm)	-263	-42,32	133,53	491	55,44	96,45
Taux médians (LCD = 10 cm)	1015	51,44	161,69	689	65,19	92,16
Taux médians (LCD = 5 cm)	807	28,75	157,88	619	60,88	97,45
Taux médians (LCD = 5 et 10 cm)	797	26,75	157,71	616	60,05	98,36
Taux moyens (LCD = 10 cm)	2105	124,56	213,40	1071	89,54	131,66
Taux moyens (LCD = 5 cm)	1570	86,06	179,23	856	76,39	111,46
Taux moyens (LCD = 5 et 10 cm)	1563	83,60	180,59	856	75,09	113,22

On constate un biais négatif systématique des *TPA* fréquentiels sur les effectifs d'arbres dont le diamètre médian est supérieur à 25 cm (**Figure III.35**). De plus, ce biais négatif augmente au fil des classes de diamètre au-delà de 25 cm (**Figure III.35**). Les simulations LCD = 5 cm limitent néanmoins ce biais négatif dans les classes de diamètre élevées, car ce modèle permet de prendre en compte une proportion totale d'arbres ayant transités d'une classe de diamètre à une autre plus importante que les autres largeurs de classes de diamètre. **Une fine largeur de classe de diamètre permet d'accélérer les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels.**

Malgré le fait que les *TPA* médians surestiment le stock de bois total (**Figure III.34**), ils sous-estiment les effectifs d'arbres dans les grosses classes de diamètre et dans la première classe de diamètre (**Figure III.35**). Néanmoins, la surestimation des effectifs d'arbres est très importante pour les simulations utilisant des *TPA* médians et moyens à partir d'un diamètre médian supérieur à 15 cm (**Figure III.35**), et compense amplement le biais négatif dans les grosses classes de diamètre.

Toutefois, le biais négatif dans les grosses classes de diamètre n'intervient pas au même diamètre selon la largeur utilisée. En effet, le biais négatif des effectifs intervient à partir d'un diamètre médian de 65 cm pour les simulations LCD = 5 cm, et à partir seulement d'un diamètre médian de 92,5 cm pour les simulations LCD = 10 cm. **Ce résultat montre que les simulations LCD = 10 cm sont plus rapides que les simulations LCD = 5 cm pour les *TPA* médians et moyens.**

Les biais relatifs et absolus sur les volumes (**Tableau III.12**) démontrent que les simulations **LCD = 5 et 10 cm** sont les moins rapides pour les *TPA* médians et moyens. Pourtant, le biais négatif des effectifs d'arbres semblent plus importantes dans les simulations LCD = 5 cm que dans les simulations LCD = 5 et 10 cm (**Figure III.35**). Il est donc difficile de conclure sur l'utilisation des LCD = 5 et 10 cm sur les stocks de bois.

Toutefois, ces analyses ont démontrés qu'une importante largeur des classes de diamètre accélère la dynamique forestière lorsque des *TPA* moyens et médians sont utilisés dans les simulations.

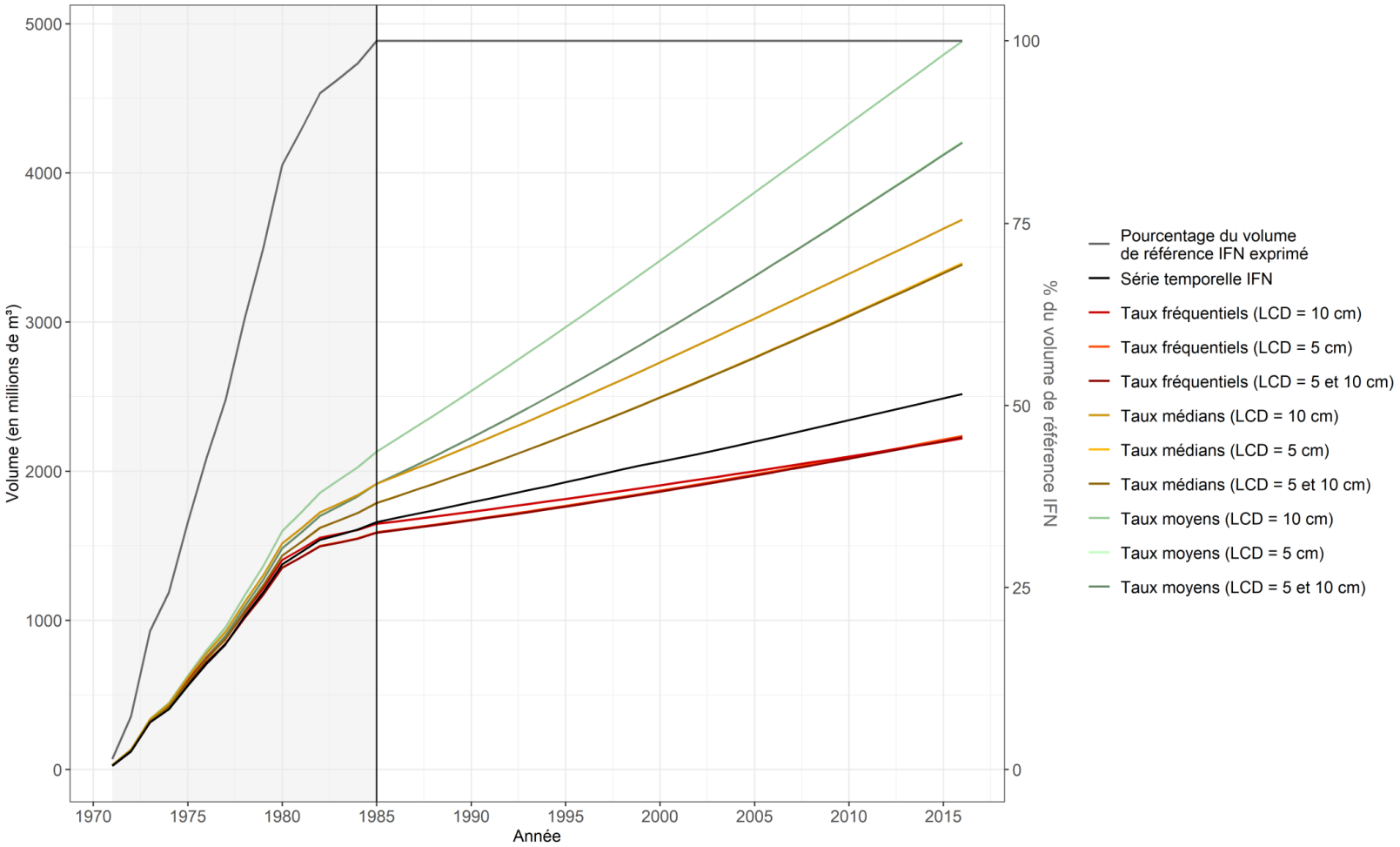


Figure III.34. Simulations comparées du stock de bois des forêts françaises du modèle MARGOT selon différentes méthodes d'estimations des *TPA* et de largeur de classes de diamètre. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles.

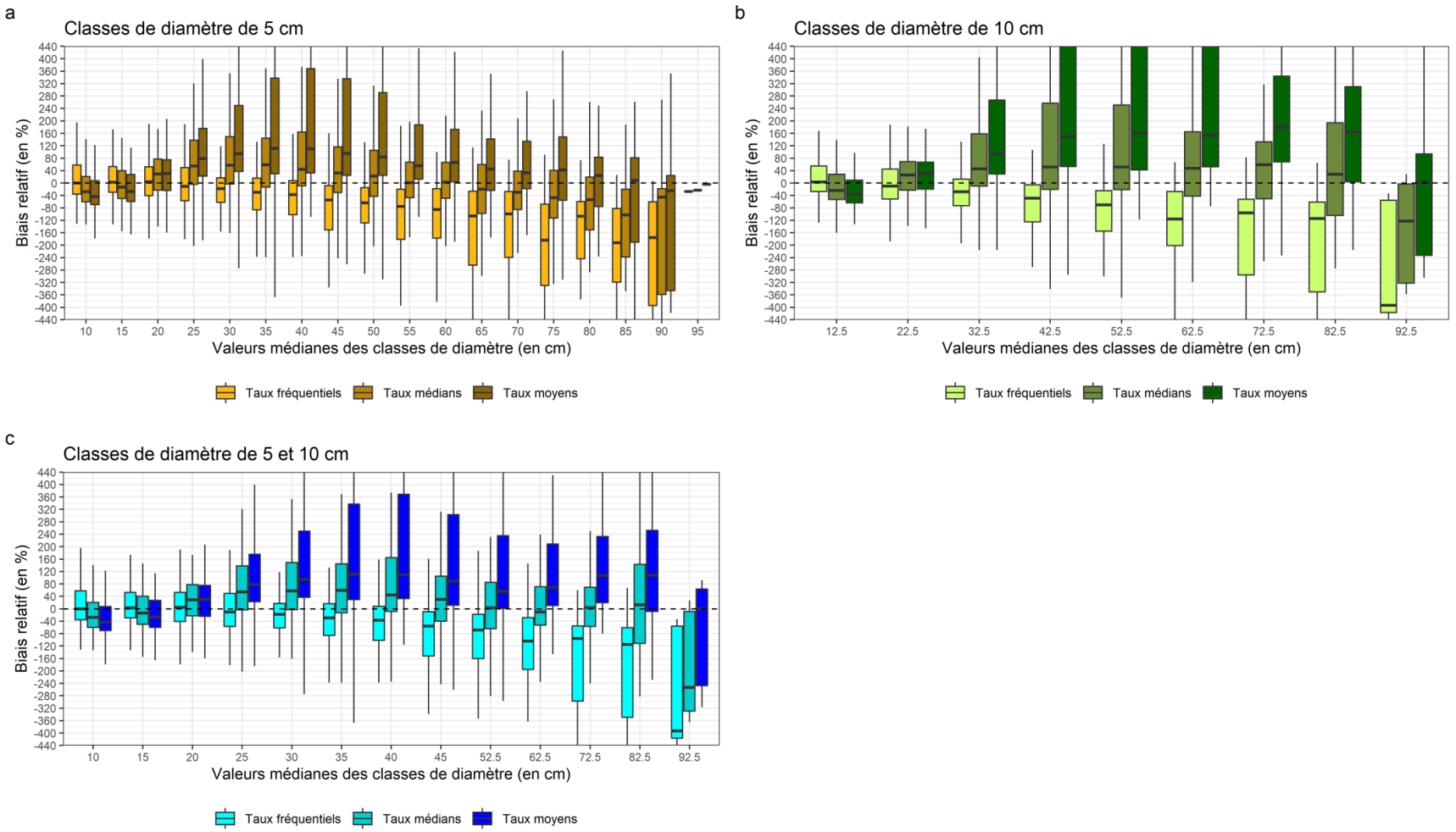


Figure III.35. Comparaison des distributions des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates issus des simulations du modèle MARGOT selon différentes largeurs de classes de diamètre et méthodes d'estimations des *TPA*. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées.

5.4 Synthèse et conclusions

Les différents développements effectués sur le modèle conduisent systématiquement à un ralentissement de la dynamique forestière simulée (**section 5.1**). Individuellement, ces ralentissements sont relativement faibles. Cependant, les impacts conjoints des différents développements du modèle pourraient être analysés au travers d'une analyse de sensibilité globale.

Les apports au modèle ne suffisent pas pour corriger le biais négatif du modèle par rapport au stock de bois de la forêt française (-328 millions de m^3). **De plus, la sous-estimation des prélèvements dans les données servant à initialiser et paramétrer MARGOT n'est pas prise en compte dans ces simulations et peuvent laisser à penser que le modèle utilisant des *TPA* fréquentiels est peu performant et ne parvient pas à retranscrire l'expansion forestière française**. Les *TPA* médians et moyens entrainent quant à eux une surestimation du stock de bois de la forêt française et semble donc plus performants que les *TPA* fréquentiels, en tenant compte de la sous-estimation des prélèvements.

Cependant, la mise en évidence de la forte sensibilité du modèle à la donnée de l'accroissement radial et notamment à son augmentation sur la période précédant l'initialisation du modèle, démontre une nouvelle fois l'absolue nécessité de passer outre l'hypothèse de stationnarité admise actuellement par le modèle MARGOT, et de prendre en compte les changements des processus de dynamique forestière dans les simulations du modèle. La prise en compte de ses changements pourrait amener à un biais négligeable du stock de bois. **C'est pour cette raison que les *TPA* fréquentiels sont conservés dans la suite de la thèse, de même que les *TPA* médians et moyens. L'expression C, les taux cumulés (*TPR* et *TM*), et les taux lissés sont également conservés dans la suite de la thèse.**

Dans le cas des *TPA* fréquentiels, une fine largeur des classes de diamètre entraîne une accélération de la dynamique forestière simulée. L'inverse est constaté dans le cas des *TPA* moyens et médians (une fine largeur de classes de diamètre engendre un effet de frein sur la dynamique forestière alors que l'utilisation d'une largeur de classes de diamètre élevée permet une simulation plus rapide de la dynamique forestière).

Tableau III.13. Présentation et synthèse de la première analyse de sensibilité des simulations du modèle MARGOT.

Facteurs étudiés	Modalités	Hypothèses	Résultats	Conclusions générales
Expression du modèle	Expression A Expression B Expression C	– A et B accélèrent la dynamique forestière simulée par rapport à C	– Faibles impacts des différentes expressions sur les simulations – Hypothèse validée (A plus "rapide" que B, A et B plus "rapides" que C)	L'application simultanée ou successive des taux démographiques aux effectifs d'arbres et le moment de l'application des effectifs d'arbres recrutés impactent peu les simulations
Annualisation des *TPR* et des *TM*	Taux constants Taux constants cumulés	L'utilisation des *TM* et *TPR* cumulés conduisent à une décélération de la dynamique simulée	– Décélération de la dynamique – Impact relativement faible	Le nombre d'arbres morts et prélevés sur une période de 5 ans est approximativement constant
Lissage des taux et suppressions des *TPA* aberrants	Taux lissés (+ suppression des *TPA* aberrants) Taux bruts	Le lissage des taux entraîne une décélération de la dynamique simulée	– Faible impact de la présence ou de l'absence du lissage des taux et de la suppression des *TPA* aberrants sur les simulations – Hypothèse validée (décélération de la dynamique)	– Impact faible des taux aberrants sur les simulations – Limitation de l'impact des taux aberrants sur les simulations par la méthode de modélisation des taux et de suppression des *TPA* aberrants
Largeur des classes de diamètre et méthode d'estimation des TPA	5 cm - *TPA* fréquentiels, moyens et médians 10 cm - *TPA* fréquentiels, moyens et médians 5 puis 10 cm - *TPA* fréquentiels, moyens et médians	– Une faible largeur des classes de diamètre accélère la dynamique simulée – Les *TPA* moyens et médians accélèrent la dynamique par rapport aux TPA fréquentiels	– Une faible largeur des classes de diamètre entraîne une faible accélération de la dynamique dans les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels – Une importante largeur de classes de diamètre entraîne une très forte accélération de la dynamique dans les simulations utilisant des *TPA* moyens et médians – La dynamique dans les simulations utilisant des *TPA* moyens est plus rapide que celles utilisant des *TPA* médians – La dynamique dans les simulations utilisant des *TPA* moyens et médians est plus "rapide" que celle des simulations utilisant des *TPA* fréquentiels	– MARGOT est très sensible aux différentes méthodes d'estimations des *TPA* – Les *TPA* moyens et médians sont très sensibles à la largeur des classes de diamètre car leur estimation est basée dessus – Les asymétries vers la droite des distributions des IR5 impactent fortement les *TPA* moyens – Une faible largeur de classes de diamètre permet d'estimer une part plus importante de l'effectif d'arbres ayant transité d'une classe de diamètre à une autre
Accroissement radial utilisé (**Annexe III.8**)	Accroissement radial sur 5 ans (IR5) Accroissement radial sur 10 ans (IR10)	L'utilisation des IR10 entraîne une décélération de la dynamique simulée par rapport à l'utilisation des IR5	– Très fort impact de la donnée d'accroissement radial sur les simulations – Décélération de la dynamique dans le cas d'une utilisation des IR10	Augmentation sur une courte période de la croissance dans les forêts françaises

IV. Mesure et propagation de l'incertitude d'échantillonnage de l'inventaire forestier national français sur les paramètres de MARGOT

Préambule

Les modèles de dynamique forestière à grande-échelle ne tiennent pas compte dans leur simulation de l'incertitude d'échantillonnage des données d'inventaire (Barreiro *et al.,* 2016). Pourtant, Fortin *et al*. (2015) ont démontré que l'incertitude d'échantillonnage de données de type IFN sur une région d'Espagne constituait une part majeure des incertitudes dans les simulations de tels modèles (au moins 60 %). Ainsi, la mesure de la propagation des incertitudes dans les simulations de ces modèles constitue un enjeu considérable (Barreiro *et al.,* 2016).

Dans cette partie et au travers d'un article scientifique en préparation, **une méthode spécialement conçue pour mesurer l'influence de l'incertitude d'échantillonnage des données d'inventaire forestier français sur les paramètres du modèle MARGOT est présentée**. Cette méthode a permis de mesurer la propagation de ces incertitudes dans les simulations du modèle.

Avertissement. La prise en compte simultanée de cette incertitude sur l'initialisation du modèle (effectifs initiaux) n'a pas été prise en compte dans le cadre de la thèse et peut donner un caractère optimiste aux incertitudes modélisées et quantifiées.

Le *supplementary material* de cette partie est présentée en **Annexe IV.**

Propagating sampling uncertainty of forest inventory data into model parameters and simulations of the large-scale forest dynamic model 'MARGOT'

Timothée AUDINOT[1, 2], Holger WERNSDÖRFER[2], Gilles LE MOGUÉDEC[3], Jean-Daniel BONTEMPS[1]

[1] IGN, Laboratory of Forest Inventory, 14 rue Girardet, 54000 Nancy, France

[2] Université de Lorraine, AgroParisTech, INRAE, SILVA, F-54000, Nancy, France

[3] AMAP, Université Montpellier, IRD, INRAE, CIRAD, CNRS, Montpellier, France

timothee.audinot@ign.fr

holger.wernsdorfer@agroparistech.fr

Jean-Daniel.Bontemps@ign.fr

Abstract

Forests are non-stationary in Europe. This feature is amplified by impacts of climate change, and recent forest strategies. While large-scale forest models are crucial to project forest resources in such uncertain contexts, simulation uncertainty as arising from sampling errors in forest inventories used in calibration largely remains unaccounted for, prohibiting model precision assessment in such contexts.

The aim of this study was therefore to quantify the influence of sampling uncertainty in the French NFI on the parameters of the large-scale stratified forest demographic matrix model MARGOT, including error propagation to model simulations at both regional and country scales.

Model parameter uncertainty was estimated from a bootstrap resampling method applied to NFI plots of each stratum constituting the national forest resource. For the different model parameters (transition, recruitment, mortality, felling) distributions were approximated from the samples; standard-deviations were modeled as functions of parameter estimates and bootstrap resampling rates; and correlations were quantified. Historical time series of forest growing stock over 40 years were compared with model simulations and their uncertainties.

Parameters were found to best fit Gaussian distributions. Models for parameter standard-deviations had high R^2 (0.99). Inventory plots number was found to significantly influence growing stock simulation uncertainty. Accounting for parameter covariance structure in model simulations increased simulations dispersion at stratum scale by around +100%, reflecting the frequency of negative correlations between growth rates and mortality/felling rates. Simulation dispersion was found lower than the model bias, by a factor 5 at country scale.

Simulation uncertainty was found to be of lower magnitude than both growing stock trends and model bias, indicating that these models are relevant to address non-stationary forest contexts. Reducing bias in such models by more realistic inclusion of demographic processes arises as a priority.

Keywords

National forest inventory / forest dynamic / forest model / uncertainty / forest policy / matrix simulation model

1 Introduction

Forests are essential ecosystems that cover 31% of Earth's terrestrial surface area, are home to the largest share of terrestrial biodiversity (FAO and UNEP, 2020), contribute to terrestrial biogeochemical cycles (Likens et al., 2013) and sequester greenhouse gas (Pan et al., 2011). Forests also play an important role in economy. In 2010, 522 million m^3 of wood were harvested from European forests (including 475 million m^3 of roundwood; Forest Europe 2015). Their modelling at large scale, in view of quantifying future C stocks and fluxes and wood supply to the forest sector, has hence turned essential (Barreiro et al. 2016).

In Europe, forests show an areal expansion resulting from the "forest transition" processes (Mather et al. 1992), mainly due to the abandonment of agricultural land (Keenleyside and Tucker 2010). European forests demonstrate an even rapid increase in volume of the growing stock (Forest Europe 2015, Bontemps et al. 2020 in France, Egnell et al. 2011 for Sweden; Henttonen et al. 2017 for Finland) resulting in a densification of forests (Bontemps et al. 2020; Rautiainen et al. 2011), arising from fellings rates beeing lower than forest growth rates (in 2010, the fellings rates represented 70.5% of the increment of European forests; SOEF 2015).

These forest changes are taking place in a context of climate change (Jones et al. 2012), that modifies forest growth, mortality and regeneration processes (Taccoen et al. 2019; Ols et al. 2020), and is related to increased frequency and intensity of forest disturbances (Seidl et al. 2017). Issues of independence from fossil fuels and development of a "green economy" has further fostered the bioeconomy strategy initiative (EU commission 2018), intended to stimulate material, chemical and energy substitution by renewable biological resources (McCormick and Kautto 2013). In France, the national low carbon strategy is hence committed to achieving carbon neutrality in 2050 and to increasing the share of renewable energy by 27% in 2030 (Ministry of Ecological Transition 2020).

All these factors make the context of forest dynamics highly uncertain and non-stationary. Accordingly, model explorations of futures forest resources must be able to quantify the uncertainty inherent to the simulation of non-stationary dynamics (Barreiro et al. 2016 and 2017), in order to finally assess whether large-scale simulation models are effective tools for projecting such forest changes (Barreiro et al. 2016 and 2017).

Several large-scale forest dynamic models have been developed in Europe (Barreiro et al. 2016 and 2017; Linkevicius et al. 2019) in order to assist forest policy and strategies development. These models are mainly based on NFIs (Barreiro et al. 2017), which provide data on the status and evolution of forests at regional and national scales (Tomppo et al. 2010). Despite the large number of these models in Europe, several are used in an operational way. For instance, the MELA model (Siitonen et al. 1996, Redsven et al. 2013) used for the Finnish forests to assess the impact of management and climate scenarios on future wood availability (Kärkkaïnen et al. 2008). More recently in France, the MARGOT model (Wernsdörfer et al. 2012) was used to simulate alternative management climate scenarios' impacts on the carbon sink of the French forests by 2050 (Roux et al. 2020).

Large-scale models have been evaluated by comparing their simulations to observed NFI-data (e.g. Thürig and Schelhaas 2006); by sensitivity analysis (e.g. Wernsdörfer et al. (2012) analyzed model simulations according to the forests' stratification factors used); or by measuring parameter uncertainty from the model residual variance (Thürig et al. 2005). However, very few large-scale models perform full sensitivity analyzes (Barreiro et al. 2016), and none of these take into account the propagation of sampling uncertainty in model simulations, which is, however, crucial to model utility (Van Oijen 2017). These uncertainties may originate from the data available to parameterize and initialize the model (sampling methofs and errors), methods of parameter estimation, and the structure of the model (Van Oijen 2017). When models are based on statistical data such as NFI data, we would expect the

sampling error to have a predominant contribution on measurement or model errors, as found by Fortin et al. (2015) for the Catalonia region (60 % of the total uncertainty).

The MARGOT model is worth of investigations in this respect, as French forests are highly non-stationary, and also the most heterogeneous ones in Europe, covering 13 out of 14 forest types (Barbati et al. 2014). Hence, French forests can be considered as a field of study that is representative of a large range of forests in Europe. In addition, the French NFI started as early as 1961, providing relatively long time series for model evaluation.

The objective of this study was to quantify and propagate the sampling plot uncertainty arising from French NFI data into model simulations by estimating parameter distributions of the MARGOT model, to and assess their influence over a 40-year time series of the growing stock. In this study, associated uncertainties in initial tree population sizes were not quantified.

2 Material and methods

2.1 French NFI data

The French NFI was established in 1958 to assess the status and trends of forest resources (Hervé et al. 2014, IGN 2018). Between 1961 and 2004, the French NFI was based on temporary plots sampled around every 10 years at the "department" administrative unit (*dau*, NUTS-3 unit of the European Community) and asynchronously between *dau*. In 2005, NFI sampling of the French forest has turned annual and systematic across space (Bontemps et al. 2020), owing to sampling in a systematic grid every year. Using historical (until 2004) and recent (from 2005 onwards) NFI data allows to build times series of aboveground stem growing stock in metropolitan production forests (*sensu* forest definition of the FAO, 2005).

Only data after 1971 were used, since data before 1971 are not digitized. The first data available from each *dau* were used to initialize and parametrize the MARGOT model, which corresponded to a time interval of 14 years between 1971 and 1985 (**Supplementary Material 1**). Historical (1971-2004) and recent NFI data from 2014-2018, aggregated into a median year of 2016 in order to increase the data precision (IGN 2018), were used to build time series of growing stock by linear interpolation (**Supplementary Material 1**).

Measurements performed on temporary field plots include tree diameter at 1.3m height and their radial increment over 5 years, assumed tree status change over the past 5 years (from living to dead or harvested) and tree species (**Supplementary Material 2**).

Of note, between 1961 and 2004, fellings are assumed to have been underestimated by a factor of about 20-30% (Pignard 1994, Bergeot 2007) or 50-60% (Denardou 2019) according to the study.

2.2 Description of the MARGOT model

2.2.1 Model overview

MARGOT (MAtrix model of forest Resource, Growth and dynamics On the Territory scale) is a deterministic demographic and size-structured matrix model, whose assumptions are presented in Wernsdörfer et al. (2012). MARGOT is parameterized on a discrete partitioning of French forests across which NFI plots are split, and simulates the tree diameter distribution within each part, called stratum. The last diameter class admits no upper limit, and is termed "open class". Strata are assumed to be independent. To date, MARGOT has been based on constant mean demographic rate parameters over time, estimated for each diameter class of a stratum (transition rate (TR) from one diameter class to another, mortality rate (MR) and felling rate (FR), plus a recruitment flux as number of trees growing into the first diameter

class). Parameter estimations are described in **Supplementary Material 3**. The number of trees per diameter class is converted into growing stock using volume equations.

2.2.2 Mathematical formulation

The diameter distribution of the number of trees in a stratum $\boldsymbol{N}_s(t)$ is described in vector form:

$$\boldsymbol{N}_s(t) = \begin{bmatrix} n_{s,1}(t) \\ \vdots \\ n_{s,k}(t) \\ \vdots \\ n_{s,kopen}(t) \end{bmatrix} \qquad \textbf{(1)}$$

where $n_{s,k}(t)$ = number of trees in stratum s in diameter class k at time t, where k = 1, …, $kopen$, and $kopen$ denotes the open diameter class.

Over a time-step of the model, a fraction of the number of trees in a diameter class can: 1) remain in the diameter class, 2) move up to the next higher diameter class, 3) die or 4) be harvested. Growth-driven transition rates for the open diameter class do not exist by definition.

Forest dynamic is thus represented in each stratum by two Markov transition matrices that are constant over time. A first transition matrix reflects growth ($\boldsymbol{M}_s^+$):

$$\boldsymbol{M}_s^+ = \begin{bmatrix} 1 - TR_{s,1\to2} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ TR_{s,1\to2} & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \ddots & 1 - TR_{s,k\to k+1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & TR_{s,k\to k+1} & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1 \end{bmatrix} \qquad \textbf{(2)}$$

where $TR_{s,k\to k+1}$ are the transition rates from a diameter class k to the next diameter class k+1, i.e. the proportion of the number of trees moving from a diameter class k to diameter class k+1 in a stratum s during one time step. $TR_{s,k\to k+1}$ estimation is presented in (Eq. 1) in **Supplementary Materials 3**.

A second transition matrix ($\boldsymbol{M_s^-}$) reflects the negative demographic terms (mortality and felling) and is diagonal:

$$\boldsymbol{M_s^-} = \begin{bmatrix} 1-(MR_{s,1}+FR_{s,1}) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1-(MR_{s,k}+FR_{s,k}) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1-(MR_{s,kopen}+FR_{s,kopen}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$MR_{s,k}$ is the mortality rate in diameter class k of a stratum s, and $FR_{s,k}$ is the felling rate in diameter class k of a stratum s. $MR_{s,k}$ and $FR_{s,k}$ estimations are presented in Eq. 2 and Eq. 3 of **Supplementary Materials 3,** respectively.

In each stratum, the recruitment ($\boldsymbol{R_s}$, presented in Eq.4 in **Supplementary Materials 3**) is the number of trees exceeding 7.5 cm in diameter during a time-step of the model, and reaching the first diameter class only:

$$\boldsymbol{R_s}(t) = \boldsymbol{R_s} = \begin{bmatrix} R_{s,1} \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \textbf{(4)}$$

The tree diameter distribution, $\boldsymbol{N_s}$ (t+1), of a given stratum s at $t+1$ (1-year model time-step as justified below) is predicted by the following equation based on the one seen at time t, $\boldsymbol{N_s}$ (t):

$$\boldsymbol{N_s}(t+1) = \boldsymbol{M_s^-} * (\boldsymbol{R_s} + \boldsymbol{M_s^+} * \boldsymbol{N_s}(t)) \qquad \textbf{(5)}$$

Note that this is an advanced model formulation compared to the basic one in Wernsdörfer et al. (2012), in order to better account for the sequence of the different componenets of forest dynamics (growth, recruitment, mortality and felling) as reflected in the NFI data.

Once the demographic projections have been carried out, the numbers of simulated trees are converted into volume (in m^3):

$$\boldsymbol{v_s}(t) = \boldsymbol{N_s}(t) * \overline{\boldsymbol{v_s}} \qquad \textbf{(6)}$$

where $\boldsymbol{v_s}(t)$ gives the total volume per diameter class in stratum *s* at time *t*, and $\overline{\boldsymbol{v_s}}$ the mean individual stem volume per diameter class in stratum s, assumed to be time constant.

2.2.3 Forest partitioning

Partitioning of forest resources implies the aggregation of NFI data into homogeneous strata. This allows both to limit the sampling error and to account for driving factors of forest dynamics when it comes to resource projections (Wernsdörfer et al. 2012). Here, a partitioning of the growing stock was conducted using the principles from Bontemps et al. (2019), based on inventory plots from recent annual NFI data (2007-2016) according to: (i) forest trees species, (ii) large ecological regions, so-called GRECO as a biogeographical partitioning of French forests into 11 categories (Cavaignac 2009, Denardou et al. 2019, **Supplementary Material 4**), (iii) ownership categories as subjected to distinct regulation frameworks (private forests, state-owned forests and other public forests owned primarily by municipalities and public institutions). The resulting number of strata was reduced by distinguishing individual species when exceeding 1,000,000 m^3 only, the other strata being grouped into generic strata of broadleaves or conifers. The asynchronous sampling between *dau* before 2005 required to define intersections of *dau* and strata, so-called substrata, as simulation units, where too small substrata were discarded. The final partitioning included 135 strata covering 92% of the total growing stock and >1100 inventory plots per stratum on average (SD of >1200 plots, Supplementary Material 4), and 700 sub-strata of >200 inventory plots on average (SD of 150 plots).

2.2.4 Model time step and width of diameter classes

In general, the number and width of diameter classes rely on tradeoffs between the model time step, the sample error and the difference between discrete distribution of individual population in the matrix model and its continuous counterpart (Picard et al. 2010). In this study, the width of the diameter classes was set to 10 cm. An open-diameter class was defined for each stratum (see **Supplementary Materials 5**), and was on average the 6^{th} one (SD 1.4). Inventory data used for model initialization and parameterization are presented in **Supplementary Material 5**.

The notion of transition matrix implies a discrete time step. The historical NFI data structure (asynchronous sampling) imposed an annual time step for synchronization of simulations across strata.

2.3 Bootstrap resampling method for assessing model parameter uncertainty

The leading principle of the present approach was to infer uncertainty in model parameters, namely their standard-deviations, distributions and cross-correlations, by implementing a bootstrap method of sample replication (Efron, 1979). Since tree population structure over one forest plot is strongly controlled by local forest dynamic and management, NFI plots of a stratum, not trees, formed the primary sampling units of the resampling process. Resampling also assumes a sampling rate (noted α) that will condition parameter variability, and makes it different from the targeted variability at $\alpha = 1$, used for routine parameterization, for which one single NFI sample was available by definition. For this reason, resampling was repeated over a standard range of the sampling rate in order to provide a modelling baseline from which to extrapolate parameter sampling-errors to $\alpha = 1$. It also allowed detecting under

which threshold of the sampling rate parameter estimates started to deviate from reference estimates (**Fig. 1**). Sampling with replacement was performed.

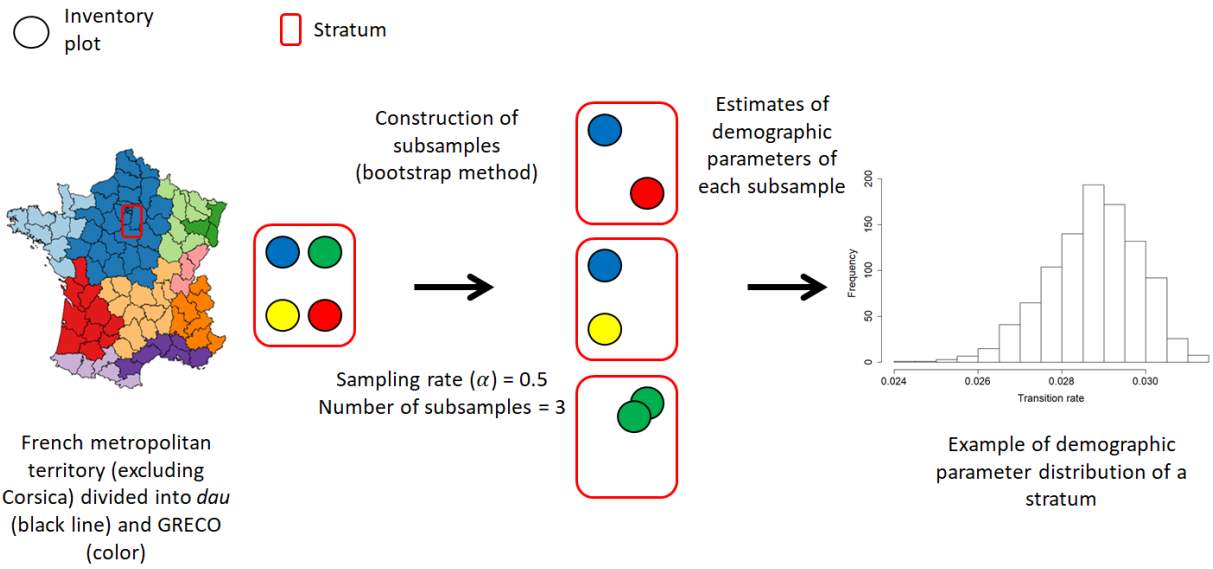


Fig 1. Random sampling method used to get parameters distributions of MARGOT. The process is illustrated for a bootstrap sampling rate of α = 0.5, and was repeated for a standard range of the sampling rate for extrapolation to α = 1 (variability at current NFI-based sample size used for parameter estimation).

The number of sampling units in a subsample was determined from:

$$n_{subsample} = \alpha * n_s \qquad (7)$$

where $n_{subsample}$ is subsample size and n_S is the number of sampling units (inventory plots) of a stratum *s*, i.e. in the original NFI sample.

A standard range of the sampling rate (α) was constituted for all strata (α = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 and 0.95). In order to assess the appropriate number of bootstrap samples requested for each sampling rate, three reference strata were selected, including two strata of extreme initial NFI plot number (21/9113 plots, respectively termed Minstratum and

Maxstratum), and one random additional one (121 plots, termed Ranstratum, see **Supplementary Material 6**). In each one, a standard range of 7 bootstrap sample sizes was explored (100, 250, 500, 1000, 2500, 5000 and 10000).

Unlike demographic rates, recruitment was estimated as a number of trees. Therefore, recruitment varied with resampling, but also trivially according to the value of the sampling rate (**Supplementary Material 7**). In order to compare recruitment between different sampling rates, recruitment values were divided by α.

2.4 Parameter variability inference and modelling from bootstrap samples

2.4.1 Probability laws of parameter distributions

A Kolmogorv-Smirnov test (Birnbaum and Tingey 1951) was performed on parameter distributions to determine which of the following reference distributions best fitted the data across the standard range of sampling rate:

- Gaussian distribution ($X \sim N(\mu, \sigma^2)$) as a reference distribution for average rates and recruitment;
- Gamma distribution ($X \sim Gamma(k, \theta)$) as a first simple option to account for possible asymmetry in parameter distributions;
- Continuous uniform distribution ($X \sim U(a, b)$) as a reference distribution between maximum and minimum in parameter distributions.

Percentages of fits to each of these distributions at each sampling rate were computed and analysed.

2.4.2 Parameter sampling error modelling

Sampling errors were computed for all parameters and sampling rates in all strata. In order to both extrapolate these sampling errors to $\alpha = 1$, and to be able to predict them for future average parameter sets (e.g. at another historical time period), these errors were modelled by linear regression against parameter averages, sampling rates and diameter classes. Modelled distributions (based on reference distribution choice and sampling-errors) were compared against empirical distributions from the bootstrap process.

2.4.3 Variance-covariance matrix of parameter

Variance-covariance matrices of parameter sets were estimated in all strata. In view of the unrealistic effort of covariances modelling, these were estimated only at the sampling rate at which best distribution fits were obtained. Their influence in simulations was assessed from a simple sensitivity analysis where either diagonal correlation matrices (based on section 2.4.2) or these reference covariance matrices were compared.

As an exploratory approach, 1,000 parameter sets were sampled from the reference distributions using MASS package on the R software (Venables and Ripley, 2002). The approach was repeated with/without a/any covariance structure.

The associated model simulations allowed assessing variability in total growing stock at the end year of simulation (2016), at both strata and country scales. In view of stratum size variability (mean of 11,000,000 m^3 and standard deviation of 14,000,000 m^3**, Supplementary Material 4**), coefficients of variation (*CV*) of final growing stocks were computed.

Strata where further gathered into 4 quartiles with respect to their initial size associated with the number of inventory plots, and into 3 groups with respect to their initial number of parameters associated with the number of diameter classes (**Table 1**). This allowed exploring uncertainty dependences on these factors.

Table 1. Description of quartiles of strata distributed according to their number of inventory plots and of groups of strata distributed according to their number of diameter classes. Modest group: strata having 3 to 5 diameter classes. Norm group: strata having 6 to 7 diameter classes. Large group: strata having more than 7 diameter classes.

		Mean number of inventory plots	Standard deviation of the number of inventory plots	Mean number of diameter classes	Standard deviation of the number of diameter classes	Number of strata
Inventory plot quartiles	1	266	121	5.4	1.4	34
	2	572	83	5.7	1.1	33
	3	967	173	6.3	1.2	34
	4	2 663	1 673	6.7	1.5	34
Diameter class groups	Modest group	709	896	3.9	0.2	22
	Norm group	805	541	5.6	0.5	65
	Large group	1 738	1 765	7.6	0.7	48

2.5 Propagation of parameter uncertainty in MARGOT simulations

Simulations were performed at a sub-strata scale (strata split by *dau*) and were analyzed on a strata scale starting from the date when data from all of the *daus* of a stratum were available.

At strata scale, 1,000 sets of model parameters were randomly assembled to perform 1,000 simulations with/without a/any covariance structure (see section 2.4.2). These simulations at strata scale (i.e. a total of 135,000 simulations) were aggregated to obtain 1,000 simulations at the country scale.

3 Results

3.1 Bootstrap initialization

Analysis of parameter distributions in the three reference strata (Minstratum, Maxstratum and Ranstratum, **Supplementary Material 5**) showed the highest *CV* for the low sampling resolution values and for the mortality parameter (**Fig 2**), the latter being consistent with the rarity of mortality events and the effect of small sample size. *CV* of other demographic rates were relatively close across reference strata (**Fig 2**). On these 3 strata, Minstratum showed higher *CV* than the other two strata on all parameters except MR, for which the highest *CV* was found for the Maxstratum (**Fig 2**).

CV converged very quickly, as a function of the number of bootstrap subsamples, in most cases between 1,000 and 2,500 subsamples (**Fig 2**). Therefore, bootstrap samples were fixed at 1,000 replicates for all strata and parameters in the study.

3.2 General analysis of parameter distributions

Means of demographic rates were found greater with a smaller sampling rate (**Supplementary Material 8**), while standard-deviations logically contracted with a higher sampling rate (**Supplementary Material 8**). However, means and interquartile of TR and recruitment were found constant across the standard range of sampling rate, while FR and MR means were more variable (**Supplementary Material 8**). Since tree mortality or harvest were much rarer events than growth (transition from one class to another), the stronger influence of sample size on rates of these events compared to growth and recruitment parameters appeared logical.

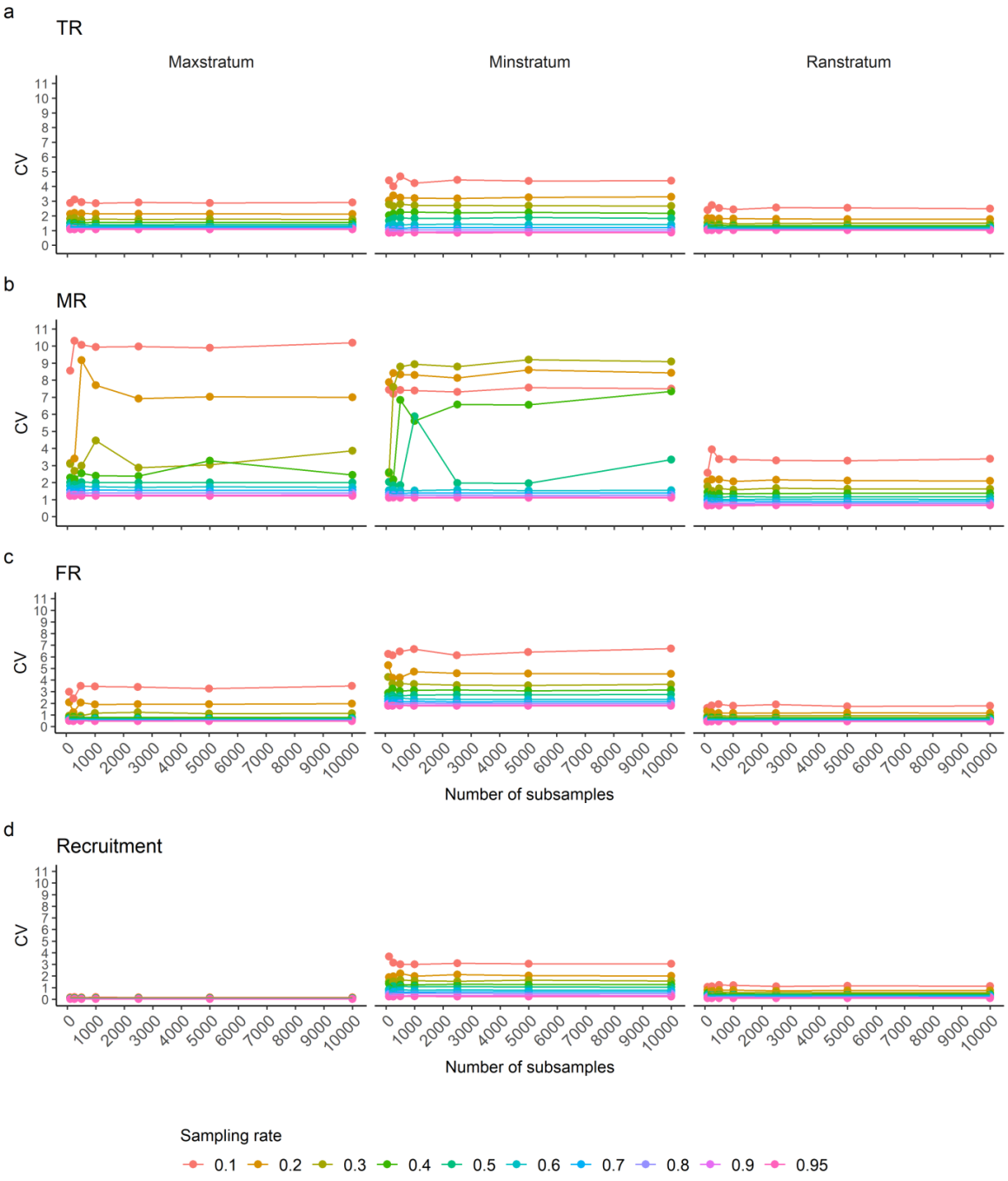


Fig 2. Coefficient of variation (*CV*) of the distributions of demographic parameters depending on the number of subsamples and the sampling rate. Maxstratum: various broadleaves in private forests of central France. Minstratum: various conifers in private forests of Corsica. Ranstratum: various broadleaves in state-owned forests of Brittany. FR: felling rate. MR: mortality rate. TR: transition rate.

Standard-deviations of TR and FR increased with the diameter class and decreased with the sampling rate ($p < 10^{-10}$ in both cases and $R^2 = 0.19$ for TR and 0.16 for FR), showing the influence of sample size on bootstrap distribution stability. Standard-deviations of recruitment also decreased with sampling rate ($p < 10^{-10}$ and $R^2 = 0.18$).

3.3 Probability laws for parameter distributions

Kolmogorov-Smirnov tests showed that demographic parameter distributions much more frequently fitted a Gaussian distribution than another one (**Fig. 3**). Moreover, the share of parameter distributions respecting Gaussian or Gamma distributions greatly varied across the standard range of the sampling rate, and showed an optimum response curve, associated to a strong reduction in bootstrap sample variability at high sampling rates. Parameter distributions never fitted a uniform distribution (**Fig. 3**).

Often, parameter distributions fitting to a gamma law were skewed to the left (towards the lowest values of the sampling rate, **Fig. 3**). Bootstrap parameter distributions at low sampling rate often showed skewness.

The bootstrap distributions of recruitment showed an optimum response for a sampling rate equal to 0.5 for both Gaussian and Gamma distributions, and showed strong reduction in bootstrap sample variability at high sampling rates (**Fig. 3**). The share of recruitment distributions (approximately 14 %) fitting a uniform distribution was constant across sampling rates 0.1-0.9, and increased at a sampling rate of 0.95 (22 %, **Fig. 3**).

The proportion of distributions of FR and recruitment following a gamma distribution was greater than for the MR and TR parameters, sometimes even exceeding 50% (**Fig. 3**). These distributions were therefore more often asymmetric at low sampling rate for TR, and around 0.5 for recruitment.

In view of these results, a Gaussian distribution was adopted as a reference for model simulations. The largest share of distributions fitting the Gaussian distribution was found at a sampling rate of 0.5 for MR and recruitment and at a sampling rate of 0.6 for TR and FR (**Fig. 3**). However, the fraction of FR and TR distributions following a Gaussian distribution was very close between sampling rates of 0.5 and 0.6. Therefore, a sampling rate of 0.5 was retained for reference variance-covariance matrices estimation.

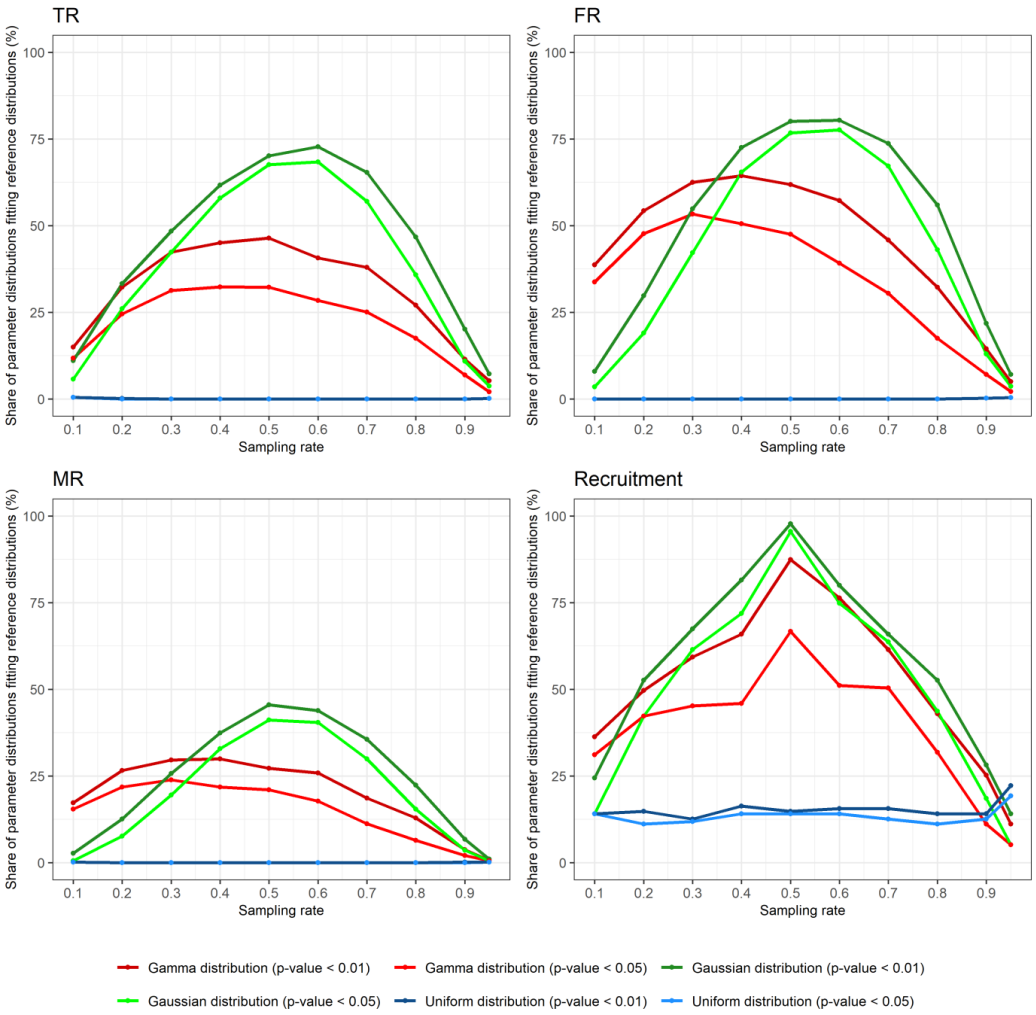


Fig 3. Percentage of MARGOT parameters' distributions fitting to the normal, gamma and uniform distributions according to the sampling rate used. TR: transition rate. MR: mortality rate. FR: felling rate.

3.4 Modelling of parameter standard-deviations

3.4.1 Demographics rates

Four nested linear regression models were tested. Data were restricted to sampling rates between 0.5 and 0.9, a range were distributions were more stable (**Supplementary Material 9**). In a first base model, parameter standard-deviations were analyzed against parameter averages. In order to control for the heteroscedasticity observed in this relationship, models were fitted on a logarithmic scale:

$$Model\ 1 \rightarrow \log(\sigma) = a + b * \log(\mu) + \varepsilon \qquad (8)$$

where σ and μ were the standard-deviations (resampling errors) and means of parameters, respectively, a and b were the model coefficients and $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

This model showed high R^2 for the three rates (0.99 for TR, 0.98 for MR and 0.96 for FR; **Table 2**). However, some biases were observed with the sampling rate and across diameter classes. Therefore, a second model included sampling rate (α) as a predictor:

$$Model\ 2 \rightarrow \log(\sigma) = a + b * \log(\mu) + c * \alpha + \varepsilon \quad (9)$$

This model (Table 2) performed significantly than Model 1 ($p < 10^{-10}$ in both cases). A residual structure with the diameter class (treated as a factor) yielded a third model to be tested:

$$Model\ 3.1 \rightarrow \log(\sigma) = a + b * \log(\mu) + c * \alpha + k + \varepsilon \qquad (10)$$

where k is a rank variable for diameter classes.

This third model again significantly differed from the second one ($p < 10^{-10}$). It allowed correcting diameter class relared bias. Accuracy of *Model* 3 with the different predictors is presented in **Supplementary Material 9**.

Table 2. Performance of standard-deviation models of demographic parameters. RSS: Residual sum of squares. AIC: Akaike information criterion. *P value*: significance of model comparisons from ANOVA test.

Parameter of MARGOT	Model	R^2	RSS	*P value (F-test)*	AIC
TR	Model 1	0.99	1507	–	6789
	Model 2	0.99	1023	$< 10^{-10}$	5515
	Model 3.1	0.99	656	$< 10^{-10}$	4055
MR	Model 1	0.98	1471	–	6333
	Model 2	0.98	1039	$< 10^{-10}$	5306
	Model 3.1	0.99	532	$< 10^{-10}$	3347
FR	Model 1	0.96	1692	–	7882
	Model 2	0.98	1109	$< 10^{-10}$	6209
	Model 3.1	0.99	763	$< 10^{-10}$	4740
Recruitment	Model 1	0.99	125	–	781
	Model 2	0.99	27	$< 10^{-10}$	-253
	Model 3.2	0.99	25	$< 10^{-10}$	-303

3.4.2 Recruitment

Modelling on a logarithmic scale and sampling rates between 0.5 and 0.9 were also applied for recruitment. Recruitment being estimated only for the first diameter class, both *Model* 1 and *Model* 2 presented in the previous section were tested. Their performances are presented in **Table 2** and in **Supplementary Material 9.** However, a strong positive bias was observed with sampling rate in both models.

Therefore, a new model was tested:

$$Model\ 3.2 \rightarrow \log(\sigma) = a + b * \log(\mu) + c * \alpha + d * \alpha^2 + \varepsilon \qquad (11)$$

where σ are standard deviations of recruitment distributions, μ is mean of recruitment distributions and α is the sampling rate. a, b, c and d are the model coefficients and $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

This model performed significantly better than the first model ($p < 10^{-10}$), and succeeded in correcting for the bias. Accuracy from $Model$ 3.2 according to means distributions, sampling rates and strata are presented in **Supplementary Material 9**.

3.4.3 Variance covariance matrix

The variance-covariance matrices were estimated across parameter distributions of all strata at a sampling resolution of 0.5 (section 2.4.3). The covariance structure was found to be weak for all the strata. The strongest correlation was positive and found between the same parameters of adjacent diameter classes. Weak negative correlations were observed between TR/MR and TR/FR in several strata. Correlation matrices in **Fig. 4** illustrate these findings on the three reference strata (Maxstratum, Minstratum and Ranstratum, section 3.3).

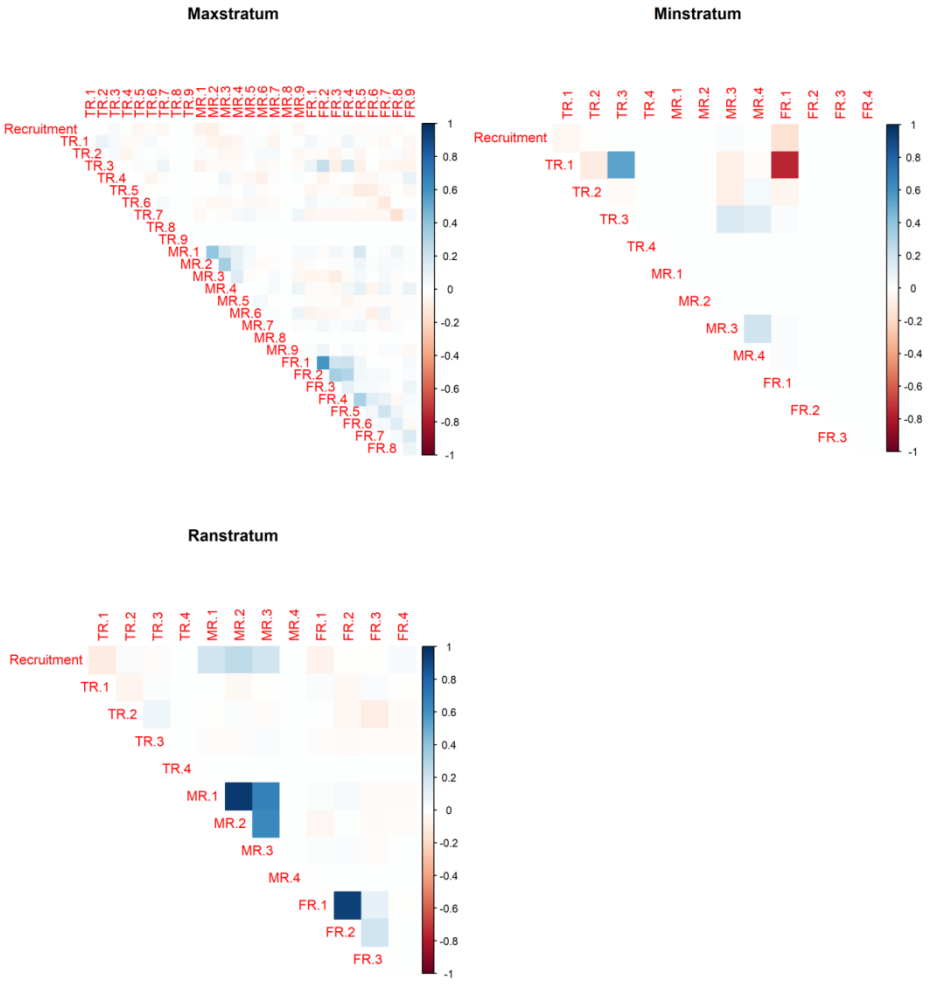


Fig 4. Correlation matrices of MARGOT parameters according to 3 strata. Maxstratum: various broadleaves in private forests of central France. Minstratum: various conifers in private forests of Corsica. Ranstratum: various broadleaves in state-owned forests of Brittany. TR: transition rate. MR: mortality rate. FR: felling rate. The numbers on abscissa and ordinate are the numerical values of diameter classes (e.g. MR.3 means mortality rate of the third diameter class).

3.5 Propagation of parameter uncertainty in MARGOT simulations

3.5.1 Propagation of parameter uncertainty in simulations

Simulations of the three reference strata (Maxstratum, Ranstratum and Minstratum) are illustrated in **Fig. 5**, and at country scale in **Fig. 6**. Propagation of parameter uncertainty in model simulations showed a linear increase of uncertainty over the simulation period, in line with the multiplicative structure of the model.

Growing stock increased by +27.7 million m³/year over the 1985-2016 period (period in which inventory data is available for the whole stratum) at country scale. MARGOT simulated an increase between +19.0 million m³/year and +17.4 million m³/year (corrseponding to upper and lower quantiles, respectively, in simulations with covariance structure, **Fig. 6a**) over the same period at country scale. MARGOT was able to replicate growing stock trend across the country, but severely underestimated it.

Simulation dispersions (represented by *CV*) at country scale in 2016 were 0.7/0.5 % with/without covariance structure and standards deviations were 14.5/10.5 million of m³, while model biases were -288/-287 million m³ (NFI observation compared to the mean of simulations, **Fig. 6**). Therefore, the propagation of parameter uncertainty at country scale over a 40-years simulation period was 5/7 (with/without covariance structure) times less than the model bias.

Means of simulation dispersion at strata scale in 2016 were 6.0/2.8% with/without covariance structure and means of standards deviations were 0.81/0.48 million m³ (**Fig. 7**), while means of model biases were -2.1 million m³ with and without covariance structure (with a standard deviation of 13.3 million m³; NFI observations compared to the means of simulations at strata scale).

3.5.2 Correlation matrix influence on simulation uncertainty

Despite the weakness of correlations between model parameters (section 2.4), inclusion of covariance in the propagation of parameter uncertainty increased significantly the simulations dispersions ($p < 10^{-10}$, **Fig. 7**, **Fig. 8**), in logical accordance with the negative correlations between TR/MR and TR/FR parameters that have adverse demographic effects, and therefore amplify the intrinsic parameter uncertainty.

Simulation dispersion was also significantly less important in strata with more initial inventory plots ($p < 10^{-8}$ and < 0.05 with/without any covariance structure between the 1st and 2nd quartiles, **Fig. 8a**). Moreover, taking the covariance matrix into account impacted mostly on strata with few inventory plots ($p < 10^{-7}$ and $< 10^{-9}$ for the 1st and 2nd quartiles respectively, **Fig. 8a**). Since extreme strata were considered here, an outcome is therefore that the magnitude of uncertainty in simulations was directly influenced by the range of strata size, the latter depending on how forest partitioning was defined and how many plots the NFI can provide. This also gives a posterior rationale for the aggregation of small strata into broader generic ones (**Supplementary Material 4** and section 2.2.2).

3.5.3 Diameter class number effect

Simulation dispersion changed significantly in strata with more than 7 diameter classes ($p < 0.05$ with covariance structure and non-significant without covariance structure when comparing large and modest groups in **Fig. 8b**), and inclusion of covariance structure increased the simulation dispersion within groups of diameter class ($p < 10^{-10}$). These results indicated that the number of parameters influenced the simulation dispersion. However, simulation dispersion changed little with the number of diameter classes within a stratum (changes were not statistically significant with/without any covariance structure, **Fig. 8b**). Moreover, strata in the large groups with many diameter classes also corresponded to a high

mean number of inventory plots (1738, **Table 1**), which also resulted in lower simulation dispersion (**Fig. 8a**). Therefore, the influences of parameter number and stratum size on simulation uncertainty could not be clearly seperated.

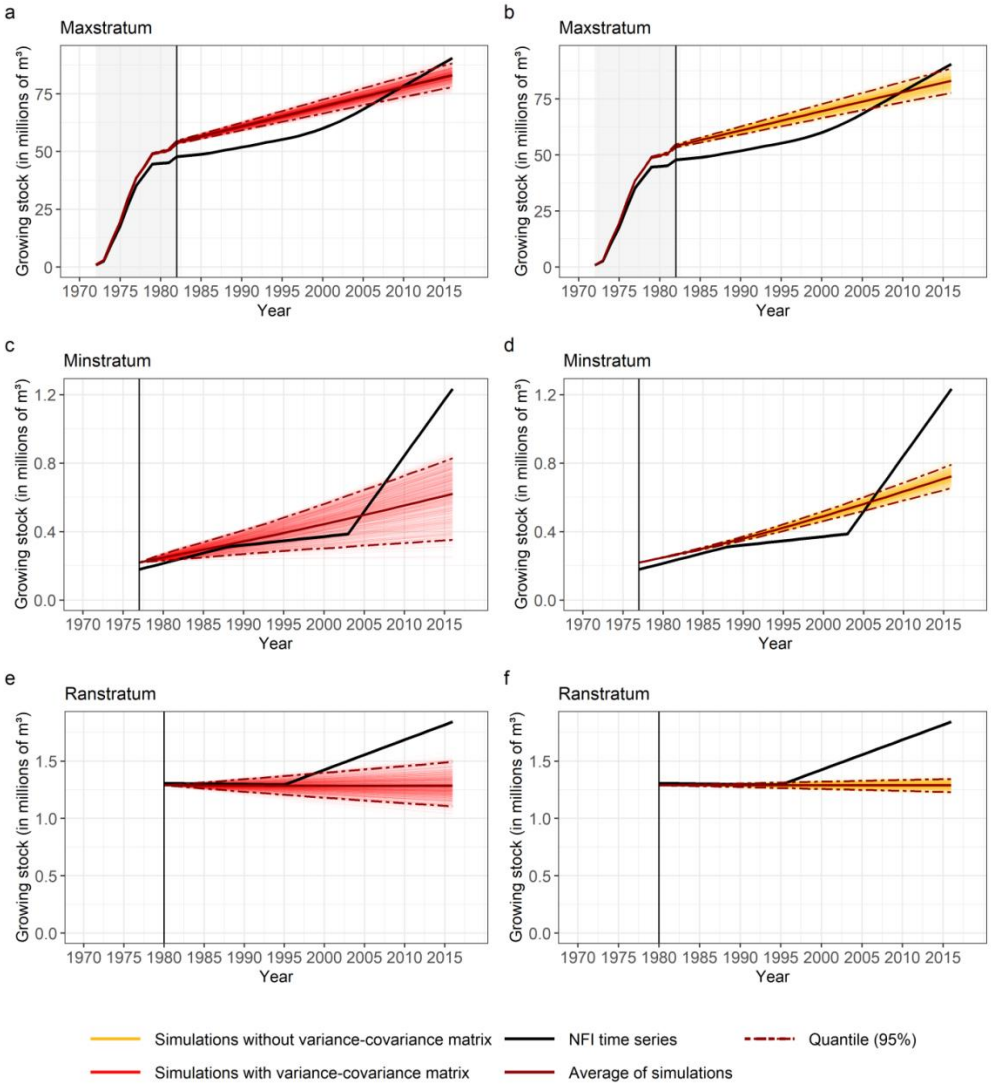


Fig 5. Propagation of parameter uncertainty in MARGOT simulations at strata scale with/without any covariance structure. The shaded rectangle corresponds to years for which NFI data for the whole of the French forest are not available. Vertical black line indicates form which year onwards inventory data is available for the whole stratum. Maxstratum: various broadleaves in private forests of central France. Minstratum: various conifers in private forests of Corsica. Ranstratum: various broadleaves in state-owned forests of Brittany.

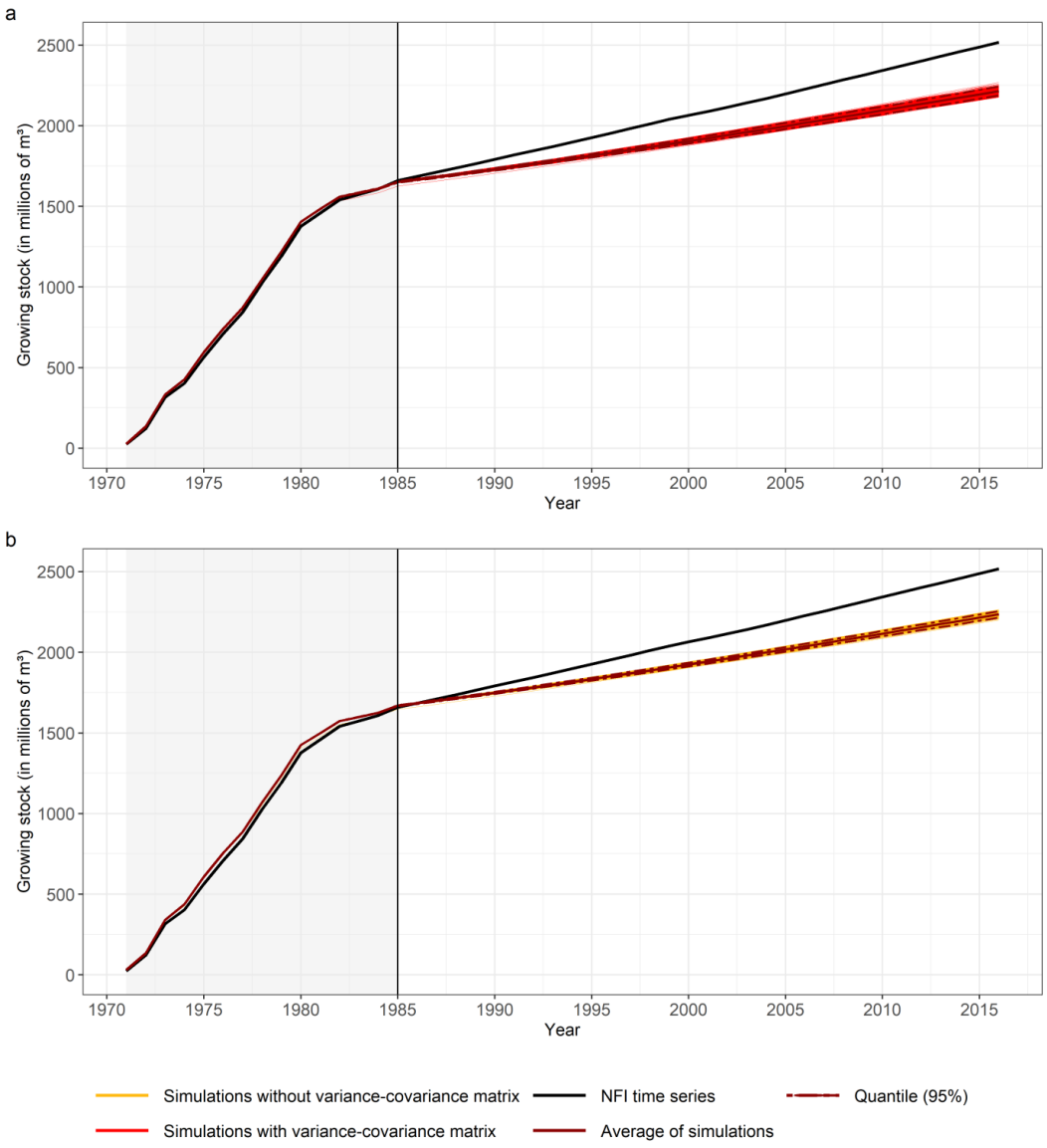


Fig 6. Propagation of parameter uncertainty in MARGOT simulations at country scale over a 40 years simulation period with (a)/without any (b) covariance structure**.** The shaded rectangle corresponds to years for which NFI data for the whole of the French forest are not available. Vertical black line indicates from which year onwards inventory data is available for the whole of the French forest.

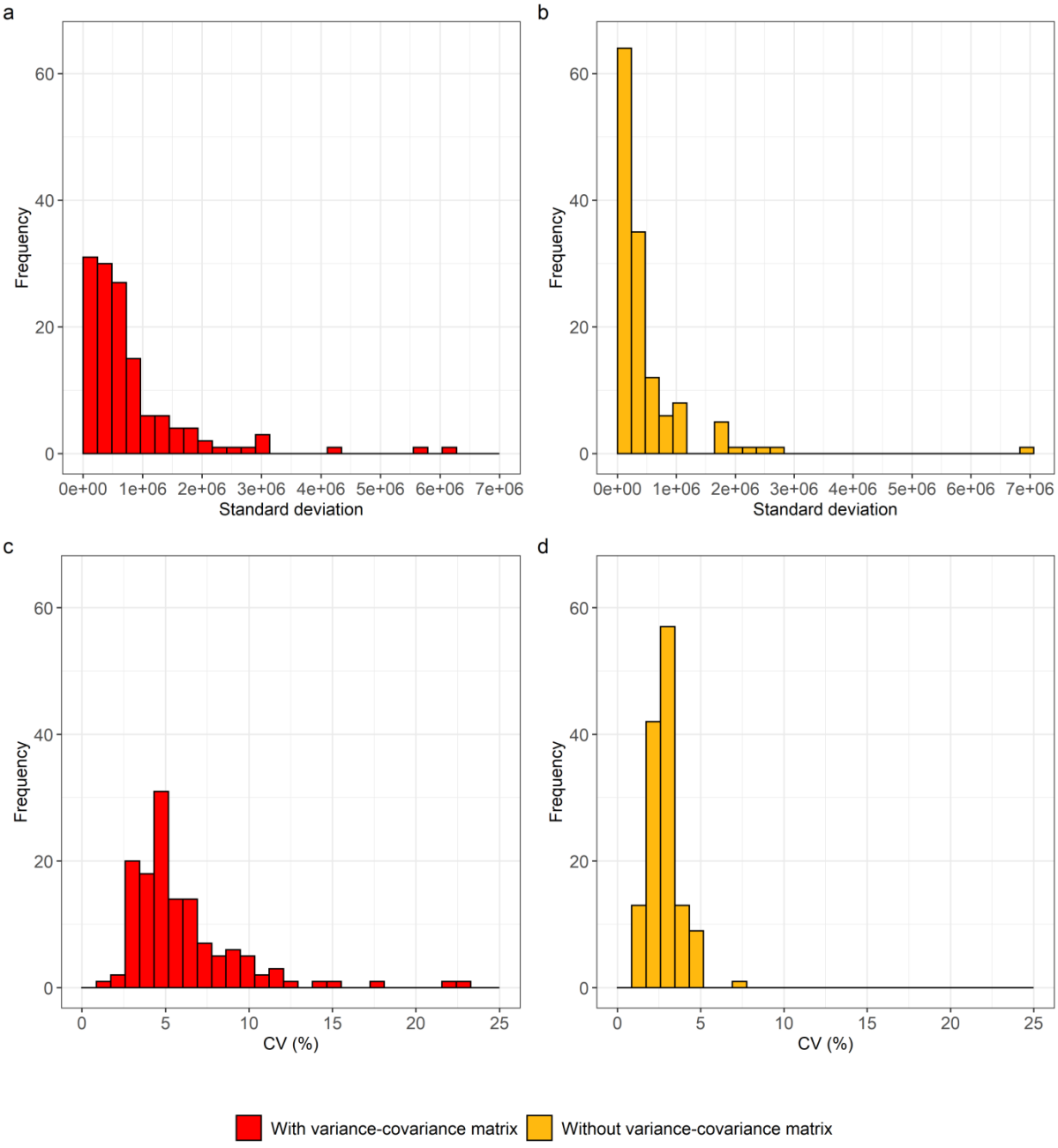


Fig 7. Distributions of standard-deviations (a, b) and coefficients of variation (*CV*; c, d) measuring the propagation of parameters uncertainty in MARGOT simulations at strata scale with/without any covariance structure.

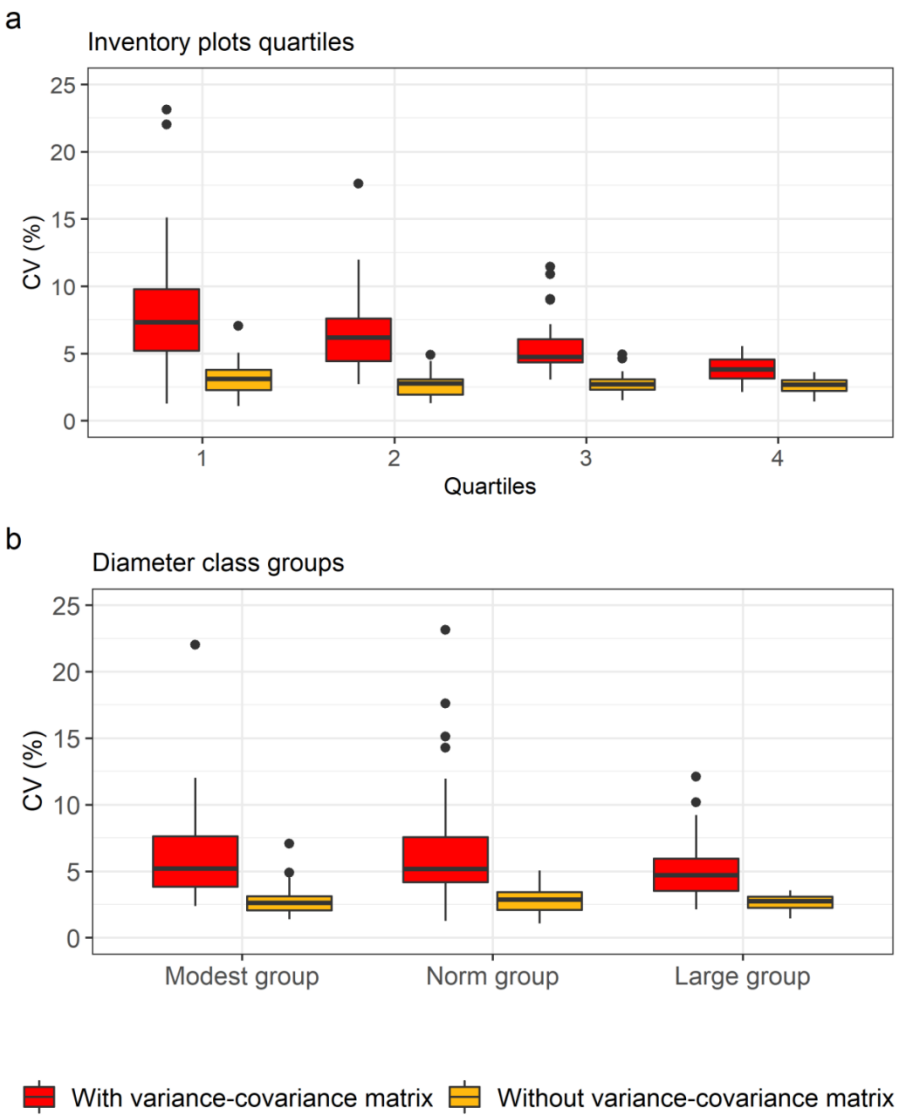


Fig 8. Assessment of dispersion (*CV*) of MARGOT projections according to the number of inventory plots (a) and the number of diameter classes (b) in a stratum, with/without any covariance structure**.** Black points are outliers. Modest group: strata having 3 to 5 diameter classes. Norm group: strata having 6 to 7 diameter classes. Large group: strata having more than 7 diameter classes.

4 Discussion

In this study, a bootstrap resampling method of inventory plots of the French NFI were used to quantify uncertainty in demographic parameters (transition rate, mortality rate, felling rate and recruitment) of the large-scale forest dynamic model MARGOT. Uncertainties of parameters were then propagated in MARGOT simulations at forest strata and country scales in order to measure simulation dispersion.

4.1 Initialization and parameterization of MARGOT

The size of the strata on which MARGOT operated was very variable (with a standard-deviation of 14,000,000 m³ for a mean of 11,000,000 m³, **Supplementary Material 4**). The number of inventory plots in each stratum was also very variable (with a standard-deviation of 1,253 inventory plots for a mean of 1,121 inventory plots, **Supplementary Material 4**). Simulation dispersion was found larger when the number of inventory plots in a stratum was low (**Fig. 8a**), which showed the influence of the number of inventory plots on parameter uncertainty. There was therefore a trade-off between the model number of forest strata reflecting driving factors of forest dynamics (Wernsdörfer et al. 2012), and simulation precision related to parameter uncertainty (a higher number of inventory plots per stratum implied a lower number of strata). Therefore, we argue that priority must be given to an optimal partitioning of the forest resource under study.

Diameter class width was set at 10 cm, close to the value determined by Picard et al. (2010) on tropical trees (11.4 cm) when the time step was 2 years. This diameter class' width was based on a compromise between sample error and the difference between discrete distribution of individual population in the matrix model and its continuous counterpart (Picard et al. 2010). In other words, smaller classes reduce bias, but increase uncertainty due to a smaller

sample size per class, and vice versa. However, a low value for width of diameter classes allows increasing the trees proportion that passes from one class to another one, among the total number of trees in a stratum. We can therefore hypothesize that diameter classes with smaller width would allow to increase forest dynamic in MARGOT simulations and reduce the underestimation (-288 million m^3) in comparison with NFI data time series. It would therefore be interesting to test whether the compromise between the uncertainty of parameters and model bias would be more balanced if diameter class width was reduced.

4.2 Bootstrap initialization

The three strata used to determine the number of bootstrap subsamples represented generic groups of tree species, not individual species (**Supplementary Material 4**). Yet, dynamics among species dynamics within these generic groups may be different and therefore increase instability of parameter distributions. Using other strata may therefore show different results in determining the number of bootstrap subsamples.

We chose to produce 1,000 subsamples of each parameter of a stratum. However, for three strata used, convergence threshold of *CV* (of the distributions of demographic parameters) was between 1,000 and 2,500 subsamples, and rather at 2,500 subsamples for some sampling rates in Minstratum (**Fig. 2**). Thus, it would have been more cautious to estimate the parameter distributions from 2,500 subsamples. Yet, using parameter distributions from 1,000 subsamples allowed saving computation time, and overall *CV* obtained with more subsamples was close, so that we would not expect clearly different results using 2,500 subsamples.

CV did not seem to be influenced by the number of inventory plots in a stratum (**Fig. 2**). However, *CV* in Ranstratum (comprising 120 inventory plots) converged faster than those in Maxstratum and Minstratum (comprising respectively 9,113 and 21 inventory plots). Yet, the

difficulty encountered in Minstratum in stabilizing implies that it depends on the stratum. Bootstrap sample number may therefore be optimized for each stratum in the future.

In Maxstratum and Minstratum, *CV* of FR and MR parameters converged less quickly than that of the other parameters (**Fig. 2**). The number of inventory plots was therefore not the single factor influencing stability of parameter distributions. Given the greater parameter uncertainty found at lower sampling rates (**Fig. 2**) and the small magnitude of mortality and felling rates, we may assume that dead and felled trees were far from being evenly distributed between inventory plots. Accordingly, means of MR and FR were less stable than for other demographic parameters (**Supplementary Material 9**).

4.3 Approximated probability laws for parameter distributions

The use of different sampling rates to construct subsamples also allowed enquiring which kind of probability laws the parameter distributions may fit.

FR and recruitment distributions most frequently fitted a gamma law (approximately 50% and 65% respectively) compared to MR and TR (**Fig. 3**). An uneven distribution of the number of harvested trees among inventory plots in a stratum may explain such asymmetric distributions. There were too few dead trees to observe this phenomenon (**Supplementary Material 5**), but the gamma law was still prominent in sampling rates below 0.2 for MR (**Fig. 3**).

Recruitment may also show a strong variability across plots. However, means of recruitment distributions were very stable between the different sampling rates (**Supplementary Material 8**). In addition, a significant fraction of recruitment distributions fitted a uniform law (14%, **Fig. 3**).

4.4 Parameter distributions and measurement of uncertainties

The use of different sampling sizes to get parameter distributions showed that stratum size has a strong role in parameter estimation (**Supplementary Material 8**).

The variance-covariance matrices were estimated from a single sampling rate (0.5), and covariance between parameter distributions was not modeled, unlike the standard-deviations, as it appered out of practical reach (maximum 351 models). Therefore, covariance use when sampling rate was 1 ($\alpha = 1$) was an approximation that yet gave a greater chance of capturing its influence.

Correlations between parameter distributions were generally small. Yet, correlations between forest dynamic processes are well established, including a negative correlation between growth and mortality (Zhu et al. 2017), and a positive correlation between growth and fellings. Accordingly, we observed some negative correlations between TR and MR, but also between TR and FR (**Fig. 4**) were negative as well. But the latter negative correlations finds root in that with more trees harvested, the number of trees that can potentially transit from one diameter class to another decreases. As an explanation for the weakness of parameter correlations, stratum-based partitioning of vast forest territories represent forest ensembles by far larger than management units of homogeneous forests. Thus, correlations between demographic parameters may be much less discernible beyond a certain spatial scale. Correlation analysis between stratum size and correlation strength would provide first indications in this respect.

4.5 Propagation of parameters uncertainties in simulations

Thousand parameter sets were sampled from the Gaussian distributions in order to measure simulations dispersion. However, there were 4.14×10^{10} possible combinations of the 4

parameters. It was therefore possible that with only 1,000 simulations the propagation of parameter uncertainty was greatly underestimated.

Despite the weak correlations between MARGOT parameters, taking into account the covariance structure in simulations increased the simulations dispersion by a factor of 2 ($p < 10^{-10}$, **Fig 5**, **Fig. 6**, **Fig. 7**, **Fig. 8**). Therefore, a large number of parameters in a large-scale model will generate greater uncertainty, and stresses the need for compact models of forest dynamic.

Also, in spite of propagation of parameter uncertainty in simulations, the model was able to simulate the expansion of the French forest growing stock (Bontemps et al. 2020), yet underestimated it by 288 million m³ at the country scale (**Fig. 5**, **Fig. 6**). In addition, increasing trend in growing stock at country scale over 1985-2016 period observed by the NFI data (+27,7 million m³/year) was not included in the range simulated by MARGOT (between +17,4 and +19,0 million m³/year).

MARGOT so far assumes that demographic parameters are constant over time (Wernsdörfer et al. 2012). However, the growing conditions and hence dynamics of French forests change according to tree species and regions (Charru et al. 2017, Ols et al. 2020). Consequently, taking into account this non-stationarity of the French forests resource in MARGOT is a priority for model development. Of note, using MARGOT model with non-constant parameters stresses the need to predict uncertainty of the parameters each time they change during a model simulation.

Moreover, fellings in historical NFI data are underestimated by about 20/60% (Bergeot 2007, Denardou 2019), which accentuates the bias observed in **Fig. 5** and **Fig. 6**. Therefore, simulations dispersion being 5 times less than the bias of the model at country scale, reducing sampling uncertainty seems not to be a priority for the development of MARGOT, and possibly for other large-scale forest models as well.

Conclusions

- Resampling of inventory plots that are at the basis of the MARGOT model allowed obtaining the distributions of MARGOT demographic parameters (transition rate, mortality rate, recruitment and felling rate). These distributions mostly fitted a Gaussian distribution.
- Parameter uncertainty (standard-deviation) was modeled as a function of parameter average and diameter classes with high goodness of fit, providing a tangible basis for parameter uncertainty propagation in contexts where parameters will change.
- Simulation dispersion decreased with an increasing number of sampling units within a forest stratum, stressing the need for aggregation of sampling units into a limited number of homogeneous strata.
- Parameter covariance structure was found to slightly increase simulation uncertainty, in accordance with well-known correlations of forest dynamic processes.
- The method implemented to estimate sampling uncertainty of NFI data in large-scale forest model can be applied to any plot-network based forest dynamics model.
- Simulation uncertainty over 40 years was low compared to model bias. Bias reduction thus forms a priority to be addressed in model development, and may be reached when the non-stationary context of forest dynamics will be better taken into account.

Acknowledgements

We are particularly grateful to Claire Bastick and Antoine Colin (IGN) for their contribution to methodology.

Funding

This study was part of the PhD project of T. Audinot funded by the French national institute of geographic and forest-related information (Institut National de l'Information Géographique et Forestière, IGN). The Laboratory of Forest Inventory and UMR SILVA are supported by grants overseen by the French National Research Agency (ANR) as part of the "Investissements d'Avenir" program (ANR-11-LABX-0002-01, Lab of Excellence ARBRE).

References

Barbati, A., Marchetti, M., Chirici, G. and Corona, P., 2014. European forest types and forest Europe SFM indicators: tools for monitoring progress on forest biodiversity conservation. *Forest Ecology and Management*, *321*, pp.145-157.

Barreiro, S., Schelhaas, M.J., Kändler, G., Antón-Fernández, C., Colin, A., Bontemps, J.D., Alberdi, I., Condés, S., Dumitru, M., Ferezliev, A. and Fischer, C., 2016. Overview of methods and tools for evaluating future woody biomass availability in European countries. *Annals of Forest Science*, *73*(4), pp.823-837.

Barreiro, S., Schelhaas, M.J., McRoberts, R.E. and Kändler, G. eds., 2017. *Forest inventory-based projection Systems for Wood and Biomass Availability*, *29*. Springer.

Bergeot, F., 2007. Estimation du prélèvement en forêt par l'Inventaire forestier national – Historique. Document interne. IFN.

Birnbaum, Z.W. and Tingey, F.H., 1951. One-sided confidence contours for probability distribution functions. *Annals of Mathematical Statistics*, *22*(4), pp.592-596.

Bontemps, J.D., Denardou, A., Hervé, J.C., Bir, J. and Dupouey, J.L., 2020. Unprecedented pluri-decennial increase in the growing stock of French forests is persistent and dominated by private broadleaved forests. *Annals of Forest Science*, *77*(4), pp.1-20.

Cavaignac, S., 2009. – Les sylvoécorégions (SER) de France métropolitaine. Etude de définition. Inventaire Forestier National, Nogent-sur-Vernisson.

Charru, M., Seynave, I., Hervé, J.C., Bertrand, R. and Bontemps, J.D., 2017. Recent growth changes in Western European forests are driven by climate warming and structured across tree species climatic habitats. *Annals of Forest Science*, *74*(2), pp.1-34.

Denardou-Tisserand, A., 2019. *Changements du stock de bois sur pied des forêts françaises: description, analyse et simulation sur des horizons temporels pluri-décennal (1975-2015) et séculaire à partir des données de l'inventaire forestier national et de statistiques anciennes* (Doctoral dissertation, Université de Lorraine).

Efron, B., 1979. Computers and the theory of statistics: thinking the unthinkable. *SIAM review*, *21*(4), pp.460-480.

Egnell, G., Laudon, H. and Rosvall, O., 2011. Perspectives on the potential contribution of Swedish forests to renewable energy targets in Europe. *Forests*, *2*(2), pp.578-589.

European commission, 2018. A sustainable bioeconomy for Europe: strengthening the connection between economy, society and the environment. https://ec.europa.eu/research/bioeconomy/pdf/ec_bioeconomy_strategy_2018.pdf

FAO. 2005. *Global forest resource assessment update 2005: terms and definitions*. Rome: Forest Resource Assessment Programme, 2004.

Fortin, M., Robert, N. and Manso, R., 2016. Uncertainty assessment of large-scale forest growth predictions based on a transition-matrix model in Catalonia. *Annals of Forest Science*, *73*(4), pp.871-883.

Henttonen, H.M., Nöjd, P. and Mäkinen, H., 2017. Environment-induced growth changes in the Finnish forests during 1971–2010–An analysis based on National Forest Inventory. *Forest Ecology and Management*, *386*, pp.22-36.

Hervé, J.C., Wurpillot, S., Vidal, C. and Roman-Amat, B., 2014. L'inventaire des ressources forestières en France: un nouveau regard sur de nouvelles forêts. *Revue forestière française*, *66*(3), pp.247-260.

Jones, H.P., Hole, D.G. and Zavaleta, E.S., 2012. Harnessing nature to help people adapt to climate change. *Nature Climate Change*, *2*(7), pp.504-509.

Keenleyside, C., Tucker, G. and McConville, A., 2010. Farmland Abandonment in the EU: an Assessment of Trends and Prospects. *Institute for European Environmental Policy, London*.

Likens, G.E., 2013. *Biogeochemistry of a forested ecosystem*. Springer Science & Business Media.

Linkevičius, E., Borges, J.G., Doyle, M., Pülzl, H., Nordström, E.M., Vacik, H., Brukas, V., Biber, P., Teder, M., Kaimre, P. and Synek, M., 2019. Linking forest policy issues and decision support tools in Europe. *Forest Policy and Economics*, *103*, pp.4-16.

Mather, A.S., 1992. The forest transition. *Area*, pp.367-379.

McCormick, K. et Kautto, N., 2013. The bioeconomy in Europe: An overview. *Sustainability*, *5*(6), pp.2589-2608.

Ministry of Ecological Transition, 2020. Stratégie nationale bas-carbone. https://www.ecologie.gouv.fr/strategie-nationale-bas-carbone-snbc

Ols, C., Hervé, J.C. and Bontemps, J.D., 2020. Recent growth trends of conifers across Western Europe are controlled by thermal and water constraints and favored by forest heterogeneity. *Science of The Total Environment*, *742*.

Pan, Y., Birdsey, R.A., Fang, J., Houghton, R., Kauppi, P.E., Kurz, W.A., Phillips, O.L., Shvidenko, A., Lewis, S.L., Canadell, J.G. and Ciais, P., 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, *333*(6045), pp.988-993.

Picard, N., Ouédraogo, D. and Bar-Hen, A., 2010. Choosing classes for size projection matrix models. *Ecological Modelling*, *221*(19), pp.2270-2279.

Pignard, G., 1994. Estimation des prélèvements de bois dans la forêt française; approche forestière de l'autoconsommation. Inventaire forestier national IFN : Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie Ademe.

Rautiainen, A., Wernick, I., Waggoner, P.E., Ausubel, J.H. and Kauppi, P.E., 2011. A national and international analysis of changing forest density. *PLoS one*, *6*(5).

Roux, A., Colin, A., Dhôte, J.F. and Schmitt, B., 2020. Filière forêt-bois et atténuation du changement (p. 172). Editions Quae.

Siitonen, M., Härkönen, K., Hirvelä, H., Jämsä, J., Kilpeläinen, H., Salminen, O. and Teuri, M., 1996. *MELA handbook*. Metsäntutkimuslaitos.

Seidl, R., Thom, D., Kautz, M., Martin-Benito, D., Peltoniemi, M., Vacchiano, G., Wild, J., Ascoli, D., Petr, M., Honkaniemi, J. and Lexer, M.J., 2017. Forest disturbances under climate change. *Nature climate change*, *7*(6), pp.395-402.

Siitonen, M., Härkönen, K., Hirvelä, H., Jämsä, J., Kilpeläinen, H., Salminen, O. and Teuri, M., 1996. *MELA handbook*. Metsäntutkimuslaitos.

SOEF, Europe, F. and Unece, F.A.O., 2015. State of Europe's forests 2015.

Taccoen, A., Piedallu, C., Seynave, I., Perez, V., Gégout-Petit, A., Nageleisen, L.M., Bontemps, J.D. and Gégout, J.C., 2019. Background mortality drivers of European tree species: climate change matters. *Proceedings of the Royal Society B*, *286*(1900).

Thürig, E., Kaufmann, E., Frisullo, R. and Bugmannc, H., 2005. Evaluation of the growth function of an empirical forest scenario model. *Forest Ecology and Management*, *204*(1), pp.53-68.

Thürig, E. and Schelhaas, M.J., 2006. Evaluation of a large-scale forest scenario model in heterogeneous forests: a case study for Switzerland. *Canadian Journal of Forest Research*, *36*(3), pp.671-683.

Tomppo, E., Gschwantner, T., Lawrence, M., McRoberts, R.E., Gabler, K., Schadauer, K., Vidal, C., Lanz, A., Ståhl, G. and Cienciala, E., 2010. National forest inventories. *Pathways for Common Reporting. European Science Foundation*, *1*, pp.541-553.

Van Oijen, M., 2017. Bayesian methods for quantifying and reducing uncertainty and error in forest models. *Current Forestry Reports*, *3*(4), pp.269-280.

Venables, W.N. and Ripley, B.D., 2002. Random and mixed effects. In *Modern applied statistics with S* (pp. 271-300). Springer, New York, NY.

Wernsdörfer, H., Colin, A., Bontemps, J.D., Chevalier, H., Pignard, G., Caurla, S., Leban, J.M., Hervé, J.C. and Fournier, M., 2012. Large-scale dynamics of a heterogeneous forest resource are driven jointly by geographically varying growth conditions, tree species composition and stand structure. *Annals of Forest Science*, *69*(7), pp.829-844.

Zhu, Y., Hogan, J.A., Cai, H., Xun, Y., Jiang, F. and Jin, G., 2017. Biotic and abiotic drivers of the tree growth and mortality trade-off in an old-growth temperate forest. *Forest Ecology and Management*, *404*, pp.354-360.

V. Dynamique temporelle des paramètres démographiques du modèle

1 Préambule

Dans la version actuelle du modèle, les processus démographiques et les prélèvements sont stationnaires par hypothèse (paramètres démographiques constants). Comme nous l'avons développé **dans la partie I (section 1), l'hypothèse de stationnarité est largement invalide aux horizons temporels cibles du modèle**, et le restreint à des horizons courts et moyens (10 à 30 ans).

L'utilisation de données historiques et récentes d'inventaire permet précisément d'estimer les paramètres démographiques à différentes dates sur une période maximale de 45 ans allant de 1971 à 2016, permettant de mettre en évidence le caractère dynamique des paramètres démographiques du modèle.

2 Mise en évidence de la non-stationnarité des processus démographiques de dynamique forestière

2.1 Estimation des paramètres démographiques à différentes dates

Les paramètres sont estimés à partir des données des trois premiers cycles d'inventaires de l'ancienne méthode, et à de la nouvelle méthode (2014-2018) considérée comme un « cycle supplémentaire » (**Figure V.1**). Le quatrième cycle d'inventaire de l'ancienne méthode n'est pas utilisé, car il ne concerne que 15 départements français sur les 90 possibles (voir **partie II, section 2.5**). Les données du premier cycle d'inventaire ne concernent pas l'ensemble du territoire métropolitain (59 départements ont été inventoriés), et deux départements appartenant à une même GRECO n'ont pas été inventoriés au troisième cycle (**Tableau V.1**). Par conséquent, les paramètres démographiques n'ont pas pu être estimés sur l'ensemble des strates aux trois cycles d'inventaire d'ancienne méthode (**Tableau V.1**). Ils ont été estimés sur les données du deuxième et du troisième cycle d'inventaire en ancienne méthode et sur les donées de la nouvelle méthode d'inventaire (**Tableau V.1**).

La comparaison des paramètres estimés à différentes dates montre des variations de ces paramètres dans le temps (**Figure V.2** pour les effectifs d'arbres recrutés**, Figure V.3** pour les taux).

Tableau V.1. Données disponibles dans les trois premiers cycles d'inventaire et en nouvelle méthode d'inventaire (2014-2018). Les départements de l'Ille-et-Vilaine et du Morbihan ont été inventoriés en ancienne méthode uniquement au premier et au deuxième cycle d'inventaire. [1] : exprimé en quantile (niveau de confiance fixé à 95%).

Cycles d'inventaire	Nombre de strates	Nombre de départements inventoriés	Nombre de sous-strates	Nombre de points d'inventaire	Nombre d'arbres relevés	Année minimale[1]	Année maximale[1]	Année médiane
Cycle 1	124	59	455	56 560	735 967	1972	1979	1975
Cycle 2	135	90	696	89 459	1 266 277	1976	1993	1983
Cycle 3	133	88	683	84 884	1 212 978	1987	2003	1994
Nouvelle méthode (2014-2018)	135	90	696	29 429	338 881	2014	2018	2016

Le recrutement diminue entre le premier et le troisième cycle d'inventaire, mais augmente fortement entre les données historiques et récentes (**Figure V.2**). Au contraire, on observe une **augmentation de la croissance sur l'ensemble des classes de diamètre**, notamment entre le deuxième et le troisième cycle d'inventaire (**Figure V.3**). On constate également **une importante augmentation de la mortalité au cours du temps sur l'ensemble des classes de diamètre**, particulièrement marquée entre les données d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode d'inventaire (**Figure V.3**).

Les prélèvements **sont également non constants**, mais leur interprétation est difficile à effectuer entre les données historiques et récentes, les prélèvements étant sous-estimés d'un ordre de 20-30% (Pignard 1994 ; Bergeot 2007) ou de 54-58 % (Denardou, 2019) dans les données d'ancienne méthode selon les études. Néanmoins, les taux de prélèvement diminuent entre les cycles d'ancienne méthode sur l'ensemble des classes de diamètre (**Figure V.3**).

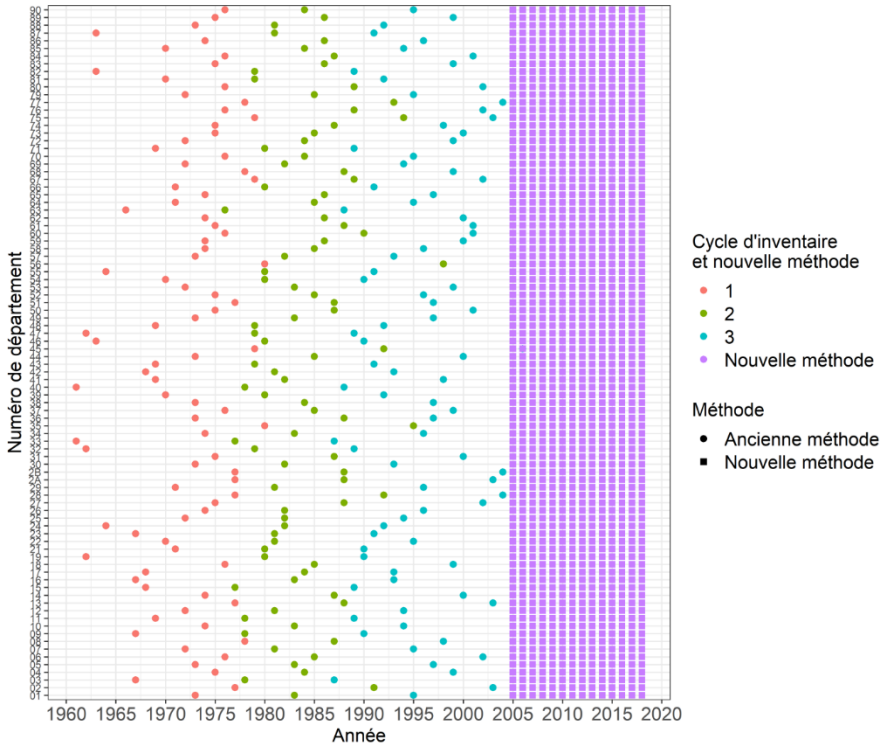


Figure V.1. Données d'inventaires utilisées pour estimer les paramètres démographiques du modèle MARGOT à différentes dates. Ce graphique met en valeur les différents cycles d'inventaire d'ancienne méthode utilisés dans cette partie pour paramétrer le modèle.

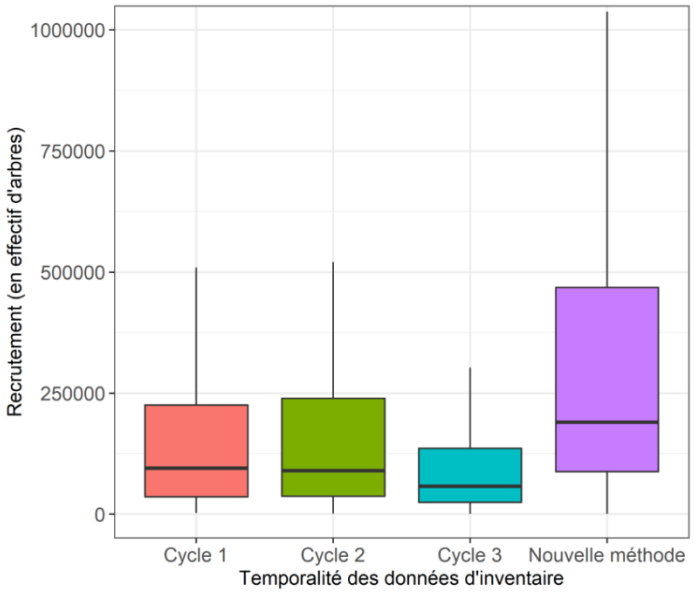


Figure V.2. Comparaison des diagrammes en boîte à moustache des effectifs d'arbres recrutés de MARGOT estimés à différentes périodes dans les différentes strates (135 au total). Ces effectifs tiennent compte des poids statistiques des points d'inventaire.

2.2 Significativité des variations des paramètres démographiques

Des tests statistiques (ANOVA) ont été implémentés afin de déterminer si les variations des paramètres démographiques constatées au cours du temps sont significatives. Les variations ont été analysées sur une ventilation des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre de largeur de 5 cm, car cela permet d'analyser cette variation plus finement à partir d'un échantillon de taux démographiques plus important. Le premier cycle d'inventaire n'a pas été utilisé dans cette analyse, car seules les données de 66 % des départements y sont disponibles (**Tableau V.1**).

Les taux sont estimés par classe de diamètre et leurs valeurs varient fortement. Par conséquent, le premier modèle d'analyse de variance fait l'hypothèse que les taux démographiques varient selon le cycle d'inventaire et la classe de diamètre sur lesquels ils sont estimés :

$$Taux = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{cyc,k} + \varepsilon \qquad \textbf{(V.1)}$$

où $Taux$ est l'estimation des *TPA*, *TM* ou *TPR*, μ est l'ordonnée à l'origine, α est l'effet du cycle d'inventaire utilisé pour estimer les processus de dynamique forestière (cyc représente les cycles d'ancienne méthode 2 et 3 et les données de la nouvelle méthode), β est l'effet de la classe de diamètre (k représente les classes de diamètre), $\gamma_{cyc,k}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et de la classe de diamètre, et ε est le terme résiduel aléatoire, par hypothèse $\varepsilon \sim N(0, \sigma)$ pour l'inférence.

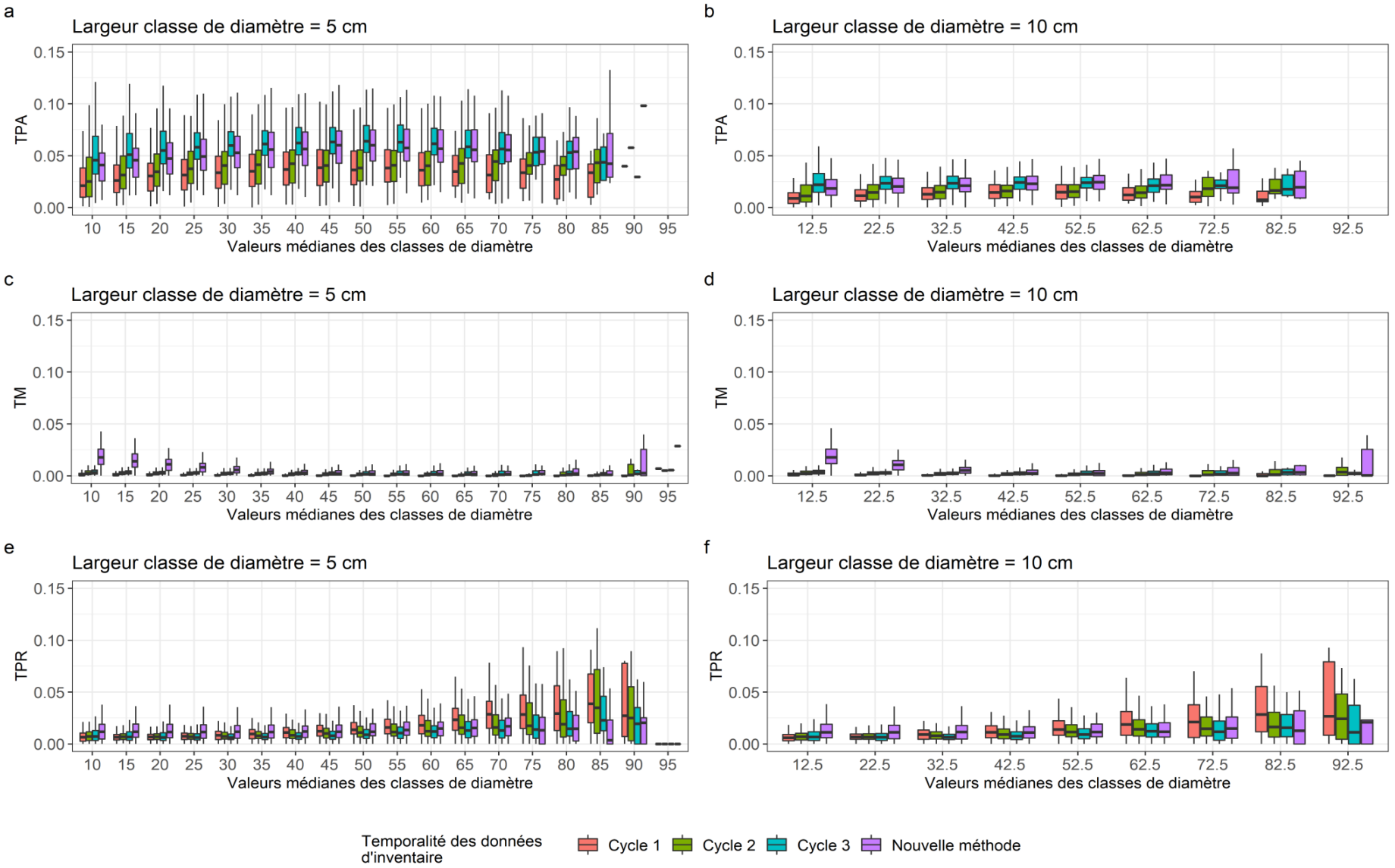


Figure V.3. Comparaison des distributions des taux démographiques de MARGOT par classes de diamètre estimés à différentes périodes et dans les différentes strates (135 au total), et pour des classes de diamètres de largeurs de 5 cm (graphes a, c et e) et de 10 cm (graphes b, d et f).

Le recrutement est estimé à partir d'une unique classe de diamètre, par conséquent, le modèle fait seulement l'hypothèse que le recrutement varie selon le cycle d'inventaire dans lequel on se trouve :

$$Recrutement = \mu + \alpha_{cyc} + \varepsilon \qquad \textbf{(V.2)}$$

où $Recrutement$ est l'estimation des effectifs d'arbres recrutés dans la première classe de diamètre.

Les résultats de ces modèles statistiques sont repris dans le **Tableau V.2**.

Tableau V.2. **Tests (ANOVA, Eq. V.1 et V.2) de la significativité des variations temporelles des paramètres démographiques de MARGOT, en tenant compte de possibles effets de la classe de diamètre et de l'interaction entre les deux. Pour les *TPA*, trois méthodes d'estimation sont distinguées (*TPA* médians, fréquentiels ou moyens).** RSE : erreur-standard résiduelle. NS : Non significatif. Cycle : représente les cycles d'ancienne méthode 2 et 3 et les données de la nouvelle méthode (2014-2018).

Paramètre démographique	Effets	R^2	RSE	*Statistique F*	*Probabilité critique*
***TPA* fréquentiel**	Cycle			270,7	$< 10^{-10}$
	Classe de diamètre	0,13	0,025	6,6	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Classe de diamètre)			0,8	NS
***TPA* médian**	Cycle			51,6	$< 10^{-10}$
	Classe de diamètre	0,13	0,022	34,1	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Classe de diamètre)			0,7	NS
***TPA* moyen**	Cycle			53	$< 10^{-10}$
	Classe de diamètre	0,13	0,024	33,3	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Classe de diamètre)			0,6	NS
TM	Cycle			424,6	$< 10^{-10}$
	Classe de diamètre	0,31	0,006	37,2	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Classe de diamètre)			22,7	$< 10^{-10}$
TPR	Cycle			60,2	$< 10^{-10}$
	Classe de diamètre	0,16	0,011	36,2	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Classe de diamètre)			6,4	$< 10^{-10}$
Recrutement	Cycle	0,05	3 285 000	10,74	$< 10^{-4}$

Les *TPA*, quel que soit leur méthode d'estimation, **varient significativement en fonction du cycle d'inventaire sur lequel ils sont estimés** (**Tableau V.2**). L'effet des classes de diamètre est aussi très significatif ($p < 10^{-10}$) démontrant les différences existant entre les classes de

diamètre. L'interaction entre l'effet des classes de diamètre et celui du cycle d'inventaire est non significative. Le sens de **la variation de l'ensemble des *TPA* est donc relativement homogène sur l'ensemble des classes de diamètre**.

Cet effet cycle est également significatif pour les *TM* et *TPR*. En revanche, pour les *TM* et les *TPR*, les interactions entre les effets cycle et classe de diamètre sont hautement significatifs, comme les effets de premier ordre. Le recrutement est également influencé significativement par le cycle d'inventaire. **Pour chacun des taux, c'est l'effet cycle qui présente la significativité la plus marquée (statistique F), devant la classe de diamètre.**

Néanmoins, les faibles valeurs de R^2 des modèles testés indiquent que d'autres facteurs influencent la variation des paramètres démographiques. Ainsi, deux autres modèles ont été testés, faisant l'hypothèse que les paramètres démographiques varient au cours du temps **selon l'essence forestière étudiée** (Taccoen *et al.,* 2019 ; Charru *et al.,* 2020) ou encore la GRECO sur laquelle ils ont été estimés :

$$paramètre = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{ess} + \delta_{cyc,ess} + \varepsilon \qquad \textbf{(V.3)}$$

où $paramètre$ est l'estimation des *TPA*, *TM*, *TPR* ou du recrutement, μ est l'ordonnée à l'origine, α est l'effet du cycle d'inventaire utilisé pour estimer les processus de dynamique forestière (cyc représente les cycles d'ancienne méthode 2 et 3 et les données de la nouvelle méthode), γ_{ess} est l'effet de l'essence, $\delta_{cyc,ess}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et l'essence de l'arbre et ε est le terme résiduel aléatoire ;

et,

$$paramètre = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{greco} + \delta_{cyc,greco} + \varepsilon \qquad \textbf{(V.4)}$$

où γ_{greco} est l'effet de la GRECO, $\delta_{cyc,greco}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et la GRECO, et ε est le terme résiduel aléatoire.

Les résultats de ces modèles sont repris en **Annexe V.1** et **V.2**. **Les effets du cycle d'inventaire, de l'essence et de la GRECO sont significatifs. L'interaction entre l'essence d'arbre et le cycle d'inventaire, ainsi qu'entre les GRECO et le cycle d'inventaire sont significatives pour l'ensemble des paramètres démographiques, hormis pour les effectifs de recrutement**. Cela signifie que les taux démographiques du modèle varient significativement en fonction du cycle d'inventaire et de l'essence forestière ainsi qu'en fonction de la GRECO.

Ce résultat **démontre par ailleurs l'intérêt de stratifier la forêt française selon les GRECO et l'essence forestière (partie III, section 1.1)**, car les paramètres démographiques diffèrent significativement en fonction de l'essence des arbres ou du groupe d'essences des arbres ainsi que selon la GRECO, même si il est à noter que les R^2 restent faibles.

3 Intensité de la variation des paramètres démographiques

3.1 Méthode

Une quantification des changements des paramètres démographiques selon la date à laquelle ils ont été estimés a été effectuée. Le cycle 1 d'ancienne méthode n'est pas utilisé dans cette analyse (**Tableau V.1**).

Pour quantifier ces changements de façon relative, le modèle a été reformulé de façon multiplicative :

$$\ln(paramètre) = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \varepsilon \qquad \textbf{(V.5)}$$

On a alors :

$$paramètre = e^{\mu} * e^{\alpha_{cyc}} * e^{\beta_k} * e^{\frac{\sigma^2}{2}} \qquad \textbf{(V.6)}$$

où σ est l'erreur-standard résiduelle du modèle.

Ainsi, la tendance relative est la même quelle que soit la classe de diamètre. En effet :

$$\text{Effet cycle} = e^{\alpha_{cyc}} = \ln\left(\frac{paramètre}{e^{\mu} * e^{\beta_k} * e^{\frac{\sigma^2}{2}}}\right) \qquad \textbf{(V.7)}$$

où $Effet\ cycle$ est la tendance relative des taux entre les différents cycles d'inventaire.

L'évolution est donc moyenne, multiplicative et mesurée conditionnellement à toute classe de diamètre. Le cycle de référence est le second cycle d'inventaire. C'est à partir de ce cycle que sont mesurées les tendances des taux.

Pour mesurer les changements des effectifs de recrutement, le modèle (**V.2**) a été conservé, car l'effectif d'arbres recruté est estimé uniquement dans la première classe de diamètre.

3.2 Tendances à l'échelle de la forêt française

Les paramètres démographiques estimés sur l'ensemble de la forêt française ont évolué rapidement et fortement sur un horizon temporel relativement court (33 ans entre l'année médiane du second cycle d'inventaire et celle des données de la nouvelle méthode et 11 ans entre l'année médiane du second cycle et celle du troisième cycle d'inventaire, **Figure V.4**). **Le *TM* a ainsi augmenté de +75 % entre le second et le troisième cycle d'inventaire, puis de +196 % entre le troisième cycle d'inventaire et les données de nouvelle méthode,**

concédant ainsi une augmentation de +272 % sur environ 33 ans, tandis que les *TPA* fréquentiels ont augmenté de +55 % sur cette même période (**Figure V.4**).

L'augmentation des *TPA* fréquentiels entre le second et le troisième cycle d'inventaire (+79%) est beaucoup plus importante que l'augmentation des *TPA* médians et moyens sur la même période (respectivement +15 % et +7 %). Les changements de « croissance démographique » représentée par les *TPA* fréquentiels est donc d'intensité plus importante que la « croissance dendrométrique » représentée par les *TPA* médians et moyens. Cependant, la diminution entre le troisième cycle et les données de nouvelle méthode est d'ordre comparable entre les *TPA* fréquentiels (-19 %), les *TPA* médians (-14 %) et les *TPA* moyens (-12 %).

Les effectifs d'arbres recrutés présentent des changements opposés à ceux des *TPA* (**Figure V.4**). **Entre le second et le troisième cycle d'inventaire, on observe une diminution de ces effectifs (-53 %), puis une augmentation entre le troisième cycle et les données de la nouvelle méthode (+74 %, Figure V.4**). Ces résultats sont cependant à manier avec précaution, car le R^2 de ce modèle est très faible (0,05, **Tableau V.3**) tandis que l'erreur résiduelle standard est très élevée (3 285 000 arbres recrutés, **Tableau V.3**).

Enfin, les *TPR* ont diminué entre le second et le troisième cycle avant d'augmenter en nouvelle méthode. L'évolution entre les second et troisième cycles pourrait s'expliquer par le fait que les volumes de prélèvements ont pu rester constants en France tandis que la forêt française était en expansion de stock, entraînant inexorablement une diminution des *TPR*, par exemple pour la raison d'inexploitabilité des forêts récentes. Il est aussi intéressant de noter que les *TPR* estimés sur les données de la nouvelle méthode sont supérieurs environ de +35 % aux *TPR* estimés sur le second cycle d'inventaire et de +48 % aux *TPR* estimés sur le troisième cycle d'inventaire. **Ces valeurs sont relativement proches de la sous-estimation des prélèvements en ancienne méthode d'inventaire qui était alors évaluée à environ 20-30 % (Pignard 1994) et entre 54 et 58 % (Denardou, 2019), mais il est difficile de tirer une conclusion sur les *TPR* à ce stade au vu de leur évolution sur la période historique (1971-2004, Figure V.4).**

Ces résultats obtenus à l'échelle des forêts françaises démontrent que les paramètres démographiques de MARGOT peuvent varier fortement au cours du temps, démontrant la non-stationnarité des processus démographiques à grande-échelle, et suggérant aussi un rôle possible de l'échantillonnage des forêts.

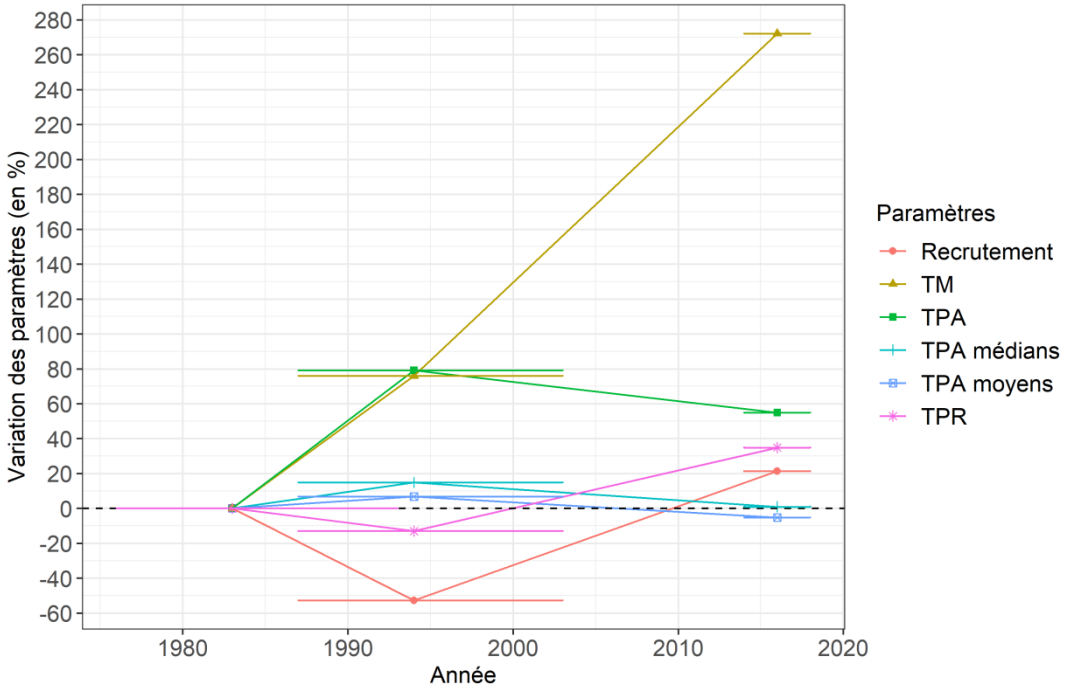


Figure V.4. Tendances relatives des taux démographiques entre les différents cycles d'inventaires à l'échelle de la forêt française. Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

3.3 Tendances absolues à l'échelle des essences forestières et interprétations

Dans la suite des mesures des changements historiques, seuls les *TPA* et les *TM* seront étudiés de façon plus fine, car les *TPR* sont difficiles à interpréter du fait de leur sous-estimation dans les données d'inventaires d'ancienne méthode et les effectifs de recrutement sont quant à eux trop imprécis (**Tableau V.2**).

Le modèle (**V.5**) a été appliqué aux *TPA* et les *TM* estimés sur les essences et des groupes d'essences d'arbres (**partie III, section 1**), afin de quantifier les changements des *TPA* et des *TM* de manière plus précise.

La mortalité augmente considérablement aussi bien pour les essences feuillues (Figure V.5) que les essences résineuses (Figure V.6). Cette hausse de la mortalité est en moyenne de +580 % chez les feuillus et de +196 % chez les résineux à la date de la nouvelle méthode (**Figure V.5** ; **Figure V.6**).

Tableau V.3. Résumés des modèles statistiques permettant de quantifier les changements historiques des paramètres démographiques. Pour les *TPA*, trois méthodes d'estimation sont distinguées (*TPA* médians, fréquentiels ou moyens). L'ordonnée à l'origine correspond au deuxième cycle d'inventaire. NS : non significatif. RSE : erreur résiduelle standard du modèle.

Paramètre démographique	Temporalité des données d'inventaires	RSE	R^2	Estimation effet cycle	Probabilité critique
	Ordonnée à l'origine			1	$< 10^{-10}$
TPA fréquentiels	Cycle 3	0,58	0,18	1,79	$< 10^{-10}$
	Nouvelle méthode			1,55	$< 10^{-10}$
	Ordonnée à l'origine			1	$< 10^{-10}$
TPA médians	Cycle 3	0,41	0,14	1,15	$< 10^{-10}$
	Nouvelle méthode			1,01	NS
	Ordonnée à l'origine			1	$< 10^{-10}$
TPA moyens	Cycle 3	0,31	0,16	1,07	$< 10^{-8}$
	Nouvelle méthode			0,95	$< 10^{-5}$
	Ordonnée à l'origine			1	$< 10^{-10}$
TPR	Cycle 3	0,78	0,18	0,87	$< 10^{-6}$
	Nouvelle méthode			1,35	$< 10^{-10}$
	Ordonnée à l'origine			1	$< 10^{-10}$
TM	Cycle 3	1,38	0,21	1,76	$< 10^{-10}$
	Nouvelle méthode			3,72	$< 10^{-10}$
	Ordonnée à l'origine			1 068 000	< 0,001
Recrutement	Cycle 3	3 285 000	0,05	-505 000	< 0,01
	Nouvelle méthode			1 300 000	NS

Cette augmentation de la mortalité s'accompagne également d'une **augmentation de la croissance** (en moyenne les *TPA* fréquentiels ont augmenté de +107 % chez les feuillus et de +24 % chez les résineux jusqu'à l'année médiane des données de la nouvelle méthode). Par exemple, la mortalité du chêne pubescent a augmenté de +1592 % sur l'ensemble de la période étudiée, mais dans un même temps sa croissance a augmenté de +402 % sur la même période (**Figure V.5c**). Il est à noter que les ordres de grandeur de progression des *TPA* fréquentiels sont très supérieurs à ceux issues de la littérature sur les changements de productivité (Bontemps *et al.,* 2009 ; Charru *et al.,* 2017).

Cependant, deux essences font exception, notamment le douglas qui connaît une forte augmentation de sa mortalité sur l'ensemble de la période (+153 %), tandis que sa croissance diminue (-31 % pour les *TPA* médians, **Figure V.6c**), ainsi que le pin maritime (augmentation de +363 % de la mortalité et diminution de -28 % des *TPA* médians, **Figure**

V.6e). Le douglas a été introduit en France dès le début du XXe siècle, puis massivement durant la seconde moitié du XX^{ème} siècle avec le programme de boisement du Fonds Forestier National (FFN), notamment grâce à sa capacité d'adaptation et son excellente productivité (en moyenne son accroissement est de 15 m³/ha/an ; Ferron, 2014). Ces tendances négatives de croissance ont également été observées sur la période récente pour ces deux essences (Ols *et al.,* 2020). Ols *et al*. (2020) émettent l'hypothèse que ces tendances négatives seraient dues aux changements de température et de pluviométrie. Une autre hypothèse pourrait également attribuer **la baisse de croissance de ces arbres à l'augmentation de la densité et de l'âge dans ces peuplements.** Il peut cependant être considéré que ce dernier effet est contrôlé dans le modèle par un effet de la classe de diamètre.

Le châtaignier présente aussi un comportement atypique (**Figure V.5h**) avec une diminution de sa mortalité entre le second et le troisième cycle d'inventaire (-25 %), avant que celle-ci ne raugmente fortement (+149 %) entre le troisième cycle et les données de la nouvelle méthode. Par ailleurs, les *TPA* médians et moyens diminuent sur l'ensemble de la période étudiée pour cette essence (respectivement -19 et -14 %). Le frêne (**Figure V.5g**) connaît également une très forte augmentation du *TM* sur l'ensemble de la période étudiée (+934 %), tandis que les *TPA* fréquentiels augmentent très peu sur la même période (+1,9 %), quand les *TPA* médians et moyens diminuent (respectivement -26 et -16 %). **Ces deux essences sont particulièrement touchées par des agents pathogènes** (chalarose du frêne et le chancre du châtaignier ; McKinney *et al.,* 2011 ; Rol, 1949) ce qui pourrait expliquer ces changements de mortalité.

La croissance du pin sylvestre augmente sur la période étudiée si on tient compte des TPA médians (+51 %, **Figure V.6d**), mais diminue si l'on tient compte des TPA moyens (-9 %, **Figure V.6d**). Le pin sylvestre est également l'unique essence parmi celles étudiées à connaître une diminution de la mortalité sur cette même période (-32 %, **Figure V.6d**). Les modèles explicitant la variation des *TPA* et des *TM* du pin sylvestre possèdent des R^2 faibles ce qui pourraient en partie expliqué ces résultats (le R^2 pour le *TM* vaut 0,04, et vaut 0,20, 0,15 et 0,07 pour respectivement les *TPA* fréquentiels, les *TPA* médians et les *TPA* moyens, **Annexe V.3**).

Par similitude au constat opéré à l'échelle de la forêt française, **l'augmentation des *TPA* fréquentiels entre le second et le troisième cycle d'inventaire est systématiquement supérieure aux variations des *TPA* médians et moyens** (**Figure V.5** et **Figure V.6,** en moyenne les *TPA* fréquentiels augmentent de +95 % avec un écart type de 102 %, tandis que les *TPA* médians et moyens augmentent respectivement de +12 % et de +5 % avec des écart-types de 20 % et 9 %).

Le chêne vert (**Figure V.5d**) et le pin maritime (**Figure V.6e**) présentent néanmoins des tendances contradictoires entre les différents *TPA*. La lecture des IR5 chez le chêne vert est particulièrement difficile (IGN, 2021), ce qui pourrait expliquer ces résultats (forte

divergence entre usage de l'IR5 moyen ou médian de la strate x classe de diamètre, versus IR5 individuel, de lecture erratique). Les modèles du pin maritime présentent des R^2 faibles (0,08 pour les *TPA* fréquentiels, 0,15 pour les *TPA* moyens et 0,20 pour les *TPA* médians, **Annexe V.3**), ce qui pourrait expliquer que les *TPA* soient contradictoires pour cette essence, mais c'est également le cas pour d'autres essences d'arbres ou groupes d'essences d'arbres (épicéa, divers résineux).

Une augmentation des *TPA* entre le second et le troisième cycle d'inventaire est toujours accompagnée d'une diminution de la croissance par la suite (diminution moyenne de -24 % pour les *TPA* fréquentiels, de -15 % pour les *TPA* médians et de -14 % pour les *TPA* moyens entre le troisième cycle et la nouvelle méthode), exceptée pour les *TPA* fréquentiels du chêne vert et du chêne pédonculé (qui augmente respectivement de +20 % et de +3 % entre le troisième cycle d'inventaire et les données de la nouvelle méthode).

Les performances des modèles permettant de quantifier la variation des *TPA* et des *TM* sont très variables selon l'essence d'arbre et le taux démographique étudié (**Annexe V.3**). Les valeurs de R^2 des *TPA* des pins maritime et sylvestre, de l'Epicéa commun et des groupes d'essences d'arbres génériques (divers feuillus et résineux) sont par exemple relativement faibles (inférieur à 0,20, **Annexe V.3**), alors qu'elles sont assez élevées dans d'autres cas (supérieur à 0,90 pour le Chêne pubescent et le Douglas par exemple).

Les changements historiques à l'échelle des GRECO n'ont pas été interprétés, car les performances des modèles n'étaient pas assez importantes (**Annexe V.4, Annexe V.5**).

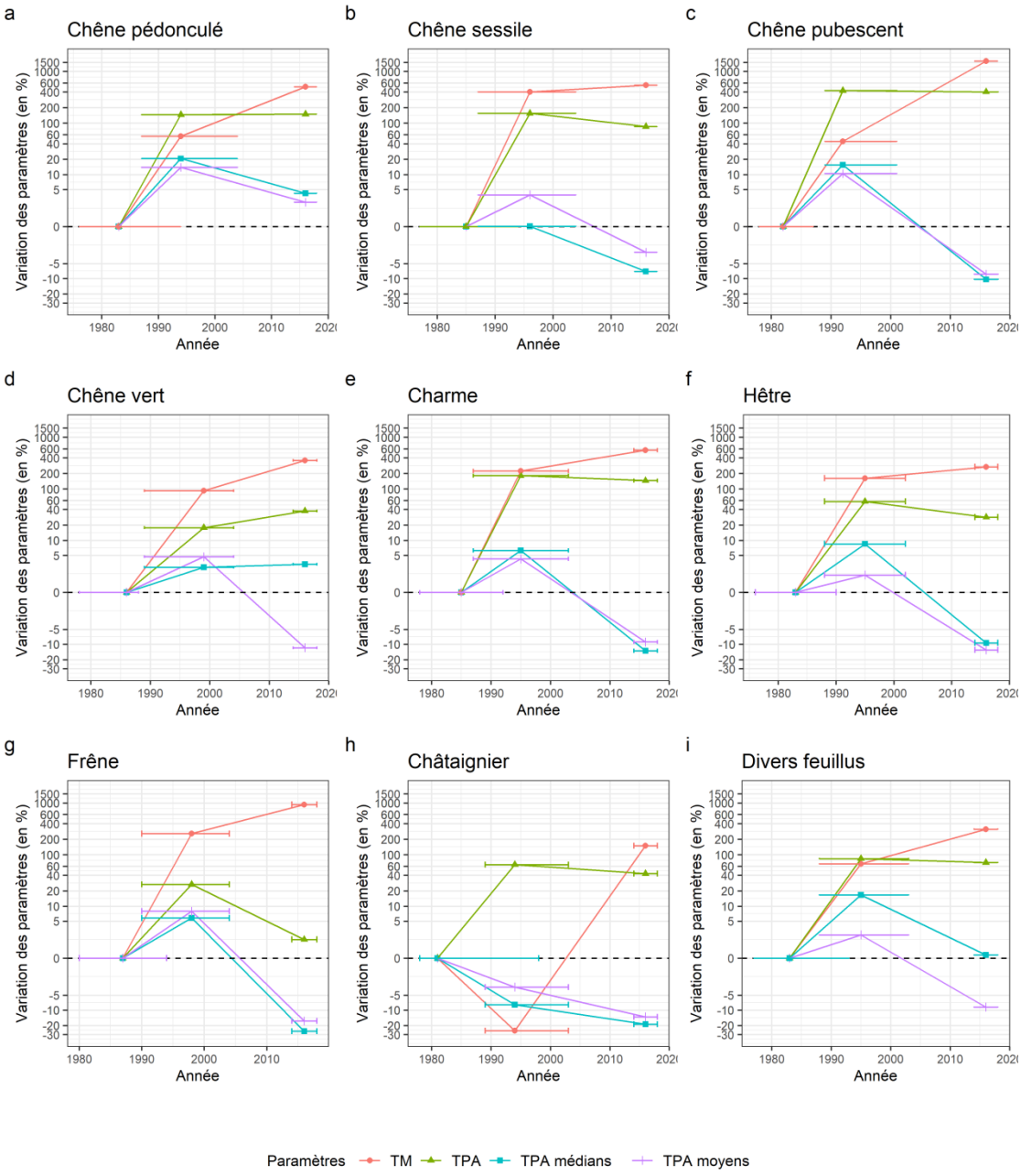


Figure V.5. Changements historiques des taux de passage (*TPA*, fréquentiels, médians et moyens) et des taux de mortalité (*TM*) estimées à l'échelle des essences d'arbres feuillues. Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

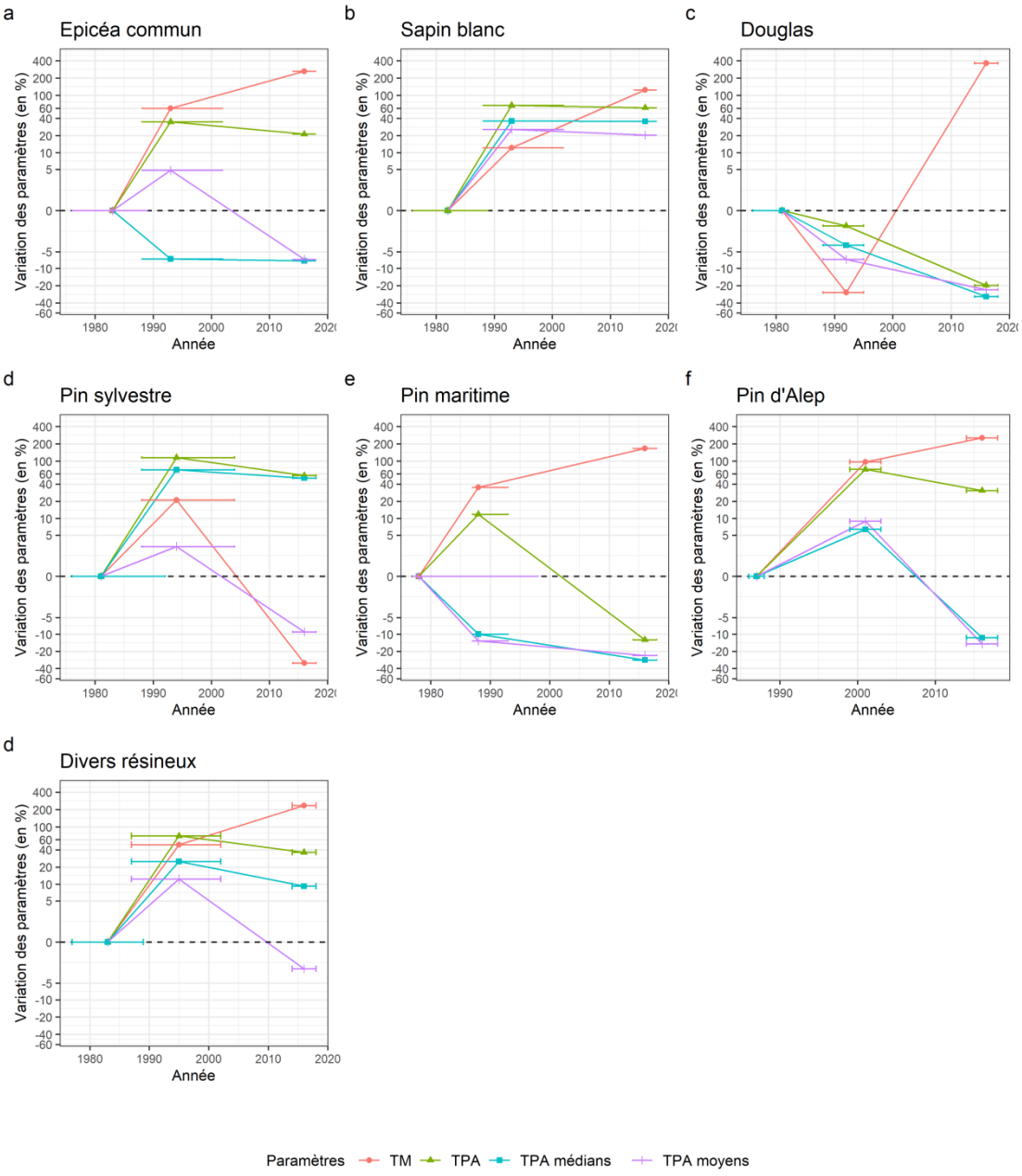


Figure V.6. Changements historiques des taux de passage (*TPA*, fréquentiels, médians et moyens) et des taux de mortalité (*TM*) estimées à l'échelle des essences d'arbres résineuses. Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

3.4 Simulations avec des paramètres démographiques dynamiques

On fait ici l'hypothèse que ces variations temporelles reflètent des changements historiques dans les paramètres, puisque les variations constatées apparaissent logiques au regard des phénomènes déjà constatés (changements de croissance, bioagresseurs, augmentation de la mortalité). On teste leur influence relativement à des simulations à paramètres constants, dans une version de modèle désignée comme « MARGOT - Matrice dynamique » (« MARGOT - Matrice constante »).

Dans un premier temps, les deux versions de MARGOT (matrice constante et matrice dynamique) utilisant des *TPA* fréquentiels seront comparées, afin de mesurer l'impact de la variation des paramètres de MARGOT sur ses simulations. Dans un second temps, une analyse de sensibilité sera conduite en comparant les simulations du modèle MARGOT-Matrice dynamique utilisant les trois méthodes d'estimations des *TPA* (fréquentiel, médian et moyen).

3.4.1 Intégration des paramètres démographiques dynamiques dans les simulations

Les paramètres démographiques estimés sur les différents cycles d'inventaire ont été interpolés linéairement annuellement. Les simulations s'effectuant à l'échelle des sous-strates (strates ventilées par département), elles ne débutent pas à la même date pour l'ensemble d'une strate. Il est alors nécessaire d'effectuer cette interpolation à l'échelle des sous-strates. Les paramètres sont estimés au temps $t_{ref,s}$ qui désigne l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate, puis interpolés entre les cycles d'inventaires successifs à l'échelle des sous-strates (**Figure V.7**).

Par exemple, la strate de l'Epicéa commun des forêts privées des Vosges recouvre 3 départements, dont les premières données disponibles sont en 1973, 1978 et 1979 (données du cycle 1), **Figure V.8**) Par conséquent, à une même date donnée, les valeurs des paramètres démographiques diffèrent entre les sous-strates au sein d'une strate (**Figure V.7, Figure V.8**). Cette méthodologie a été employée du fait de la structure espace-temps des données d'IFN.

Les *TPA*, les *TM* et le recrutement sont interpolés sur l'ensemble des différentes périodes dans lesquelles ils ont été estimés (premier, second, troisième cycle d'inventaire et donnée de la nouvelle méthode d'inventaire). Les *TPR* présentent un cas particulier, car les prélèvements sont réputés être sous-estimés dans les données d'ancienne méthode, mais pas en nouvelle méthode. **Par conséquent, les *TPR* ont été interpolés uniquement jusqu'au troisième cycle d'inventaire, puis prolongés de façon constante jusqu'à 2016.**

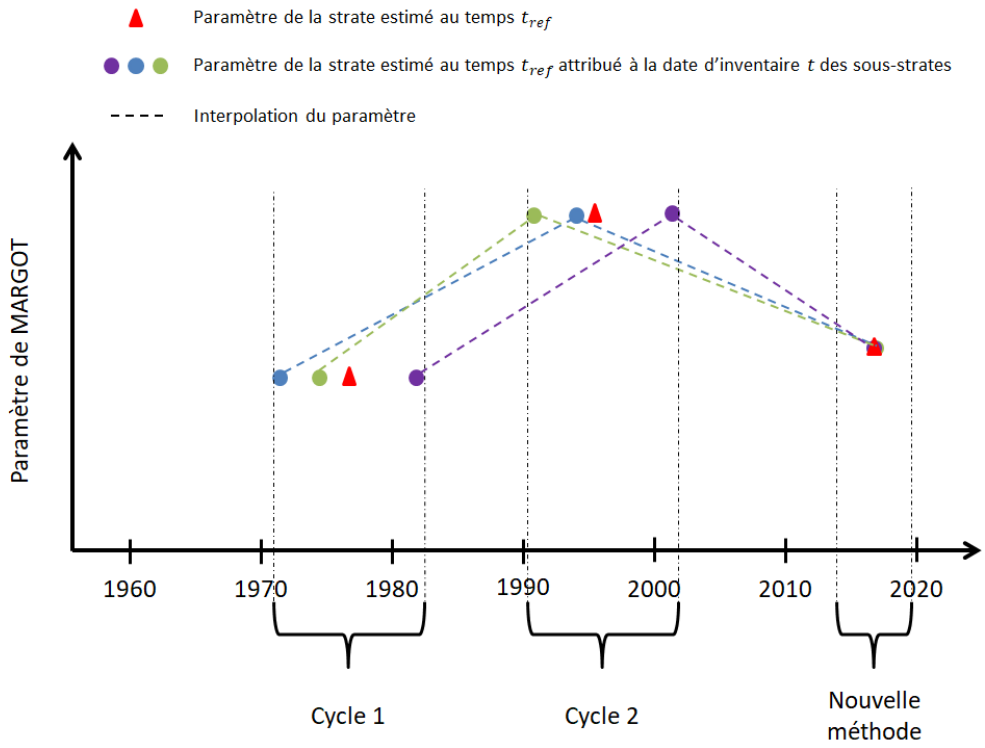


Figure V.7. Schéma de la méthode d'interpolation des paramètres de MARGOT - Matrice dynamique à l'échelle des sous-strates, exemple d'une strate. t_{ref} désigne l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle.

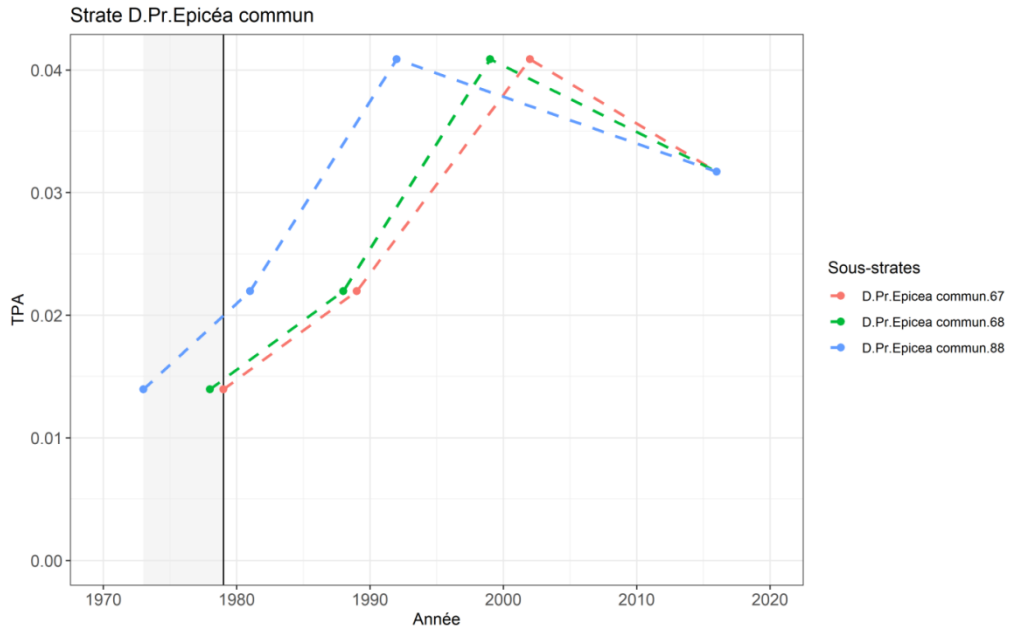


Figure V.8. Interpolation des taux de passage à l'échelle des sous-strates, exemple de la première classe de diamètre de l'Epicéa commun des forêts privées des Vosges (départements 67, 68 et 88). La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la strate.

3.4.2 Comparaison des simulations à paramètres dynamiques et constants

3.4.2.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois

L'actualisation des paramètres démographiques du modèle MARGOT - Matrice dynamique à chaque pas de temps du modèle impacte fortement les simulations, aussi bien de manière quantitative que qualitative, **car le modèle à paramètres constants sous-estime l'évolution du stock de bois de la forêt française tandis que le modèle à paramètres dynamiques le surestime** (**Tableau V.4**, **Figure V.8**), sachant que les prélèvements sont sous-estimés dans les données d'ancienne méthode. Il existe une différence de plus de 660 millions de m³ entre les biais absolus des deux versions du modèle (**Tableau V.4**).

Le biais relatif moyen diminue considérablement dans la version du modèle à paramètres dynamiques (pour les simulations avec des classes de diamètre de 5, 10 et de 5 et 10 cm de largeur, le biais relatif moyen diminue respectivement de 35, 39 et 33 %, **Tableau V.4**). **Par conséquent, le modèle à paramètres dynamiques augmente fortement la justesse du modèle à l'échelle de la strate, mais la diminue à l'échelle de la forêt française**. L'écart-type du biais relatif moyen diminue aussi indiquant que le modèle à paramètres dynamiques est plus fidèle que le modèle à paramètres constants (**Tableau V.4**).

L'erreur absolue augmente entre le modèle à paramètres constants et le modèle à paramètres dynamiques, impliquant une diminution de la précision des simulations du modèle à paramètres dynamiques. Cependant, la baisse des erreurs relatives moyennes entre le modèle à paramètres constants et le modèle à paramètres dynamiques (pour les simulations avec des classes de diamètre de 5, 10 et de 5 et 10 cm de largeur, l'erreur relative moyenne diminue respectivement de 7,4, 8,2 et 7,6 %, **Tableau V.4**), ainsi que la diminution des écart-types des erreurs relatives moyenne démontre que **le modèle à paramètres dynamiques est plus précis que le modèle à paramètres constants à l'échelle de la strate.**

Comme pour les modèles à paramètres constants, le modèle à paramètres dynamiques utilisant des classes de diamètre d'une largeur de 10 cm surestime moins fortement les stocks de bois que le modèle utilisant des classes de diamètre de 5 cm. Cependant, c'est le modèle à paramètres dynamiques utilisant des classes de diamètre irrégulières qui est le plus proche du stock observé (**Tableau V.4**). **Ainsi, à l'échelle de la forêt française, le modèle à paramètres dynamiques utilisant des classes de diamètre irrégulières est le moins biaisé, tandis que le modèle utilisant des classes de diamètre de 10 cm est le plus précis.**

A l'échelle des strates, le modèle à paramètres dynamiques utilisant des classes de diamètre de 10 cm est le plus exact et le plus fidèle, tandis que le modèle utilisant une classe de diamètre de 5 cm de largeur est le modèle le plus juste.

Néanmoins, ces différences sont de second ordre par rapport aux différences entre les simulations de MARGOT – Matrice constante et MARGOT – Matrice dynamique.

Tableau V.4. Biais et erreur des simulations à paramètres dynamiques et constants du modèle MARGOT - Matrice constante et MARGOT - Matrice dynamique (à paramètres dynamiques historiques) sur le stock de bois en fonction de la largeur de classe de diamètre utilisée.

Largeur classes de diamètre	Versions modèles	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
10 cm	MARGOT-Matrice constante	-328,07	-46,32	127,12	485,04	54,36	93,24
	MARGOT-Matrice dynamique	416,55	-6,89	94,44	523,14	46,15	57,23
5 cm	MARGOT-Matrice constante	-254,19	-41,48	133,16	489,89	55,12	96,1
	MARGOT-Matrice dynamique	430,82	-6,82	98,58	546,04	47,74	59,2
5 et 10 cm	MARGOT-Matrice constante	-263,15	-42,32	133,53	491,16	55,44	96,45
	MARGOT-Matrice dynamique	411,13	-9,21	99,01	542,69	47,88	59,43

3.4.2.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres ventilés par classes de diamètre

Qualitativement, les mêmes résultats sont observés entre les simulations des modèles à paramètres dynamiques selon la largeur de classes de diamètre utilisée (**Figure V.9**). **En effet, on observe une sous-estimation des effectifs dans les premières classes de diamètre, puis une surestimation dans les classes intermédiaires, et enfin une sous-estimation dans les dernières classes de diamètre**.

L'hypothèse peut être posée que le modèle accélère le passage des arbres d'une classe à une autre dans les petites classes de diamètre, expliquant cette sous-estimation dans les premières classes de diamètre, mais n'accélère pas assez dans les classes de diamètres intermédiaires, expliquant la surestimation des effectifs dans ces classes de diamètre. Ce « manque de vitesse » entraîne une sous-estimation des effectifs d'arbres dans les grosses classes de diamètre. La baisse du recrutement entre le premier et le troisième cycle

d'inventaire (**Figure V.2**) peut aussi être à l'origine de la sous-estimation des effectifs dans les premières classes de diamètre.

Cependant, la sous-estimation des effectifs d'arbres est bien plus conséquente dans les simulations de la version du modèle à paramètres constants. Ainsi, la version du modèle à paramètres dynamiques accélère la dynamique forestière comparée à celle à paramètres constants (**Figure V.9**), ce qui est logique au regard de l'évolution des TPA. Enfin, on peut mettre en avant que **le modèle à matrice dynamique est bien plus performant que le modèle à matrice constante.**

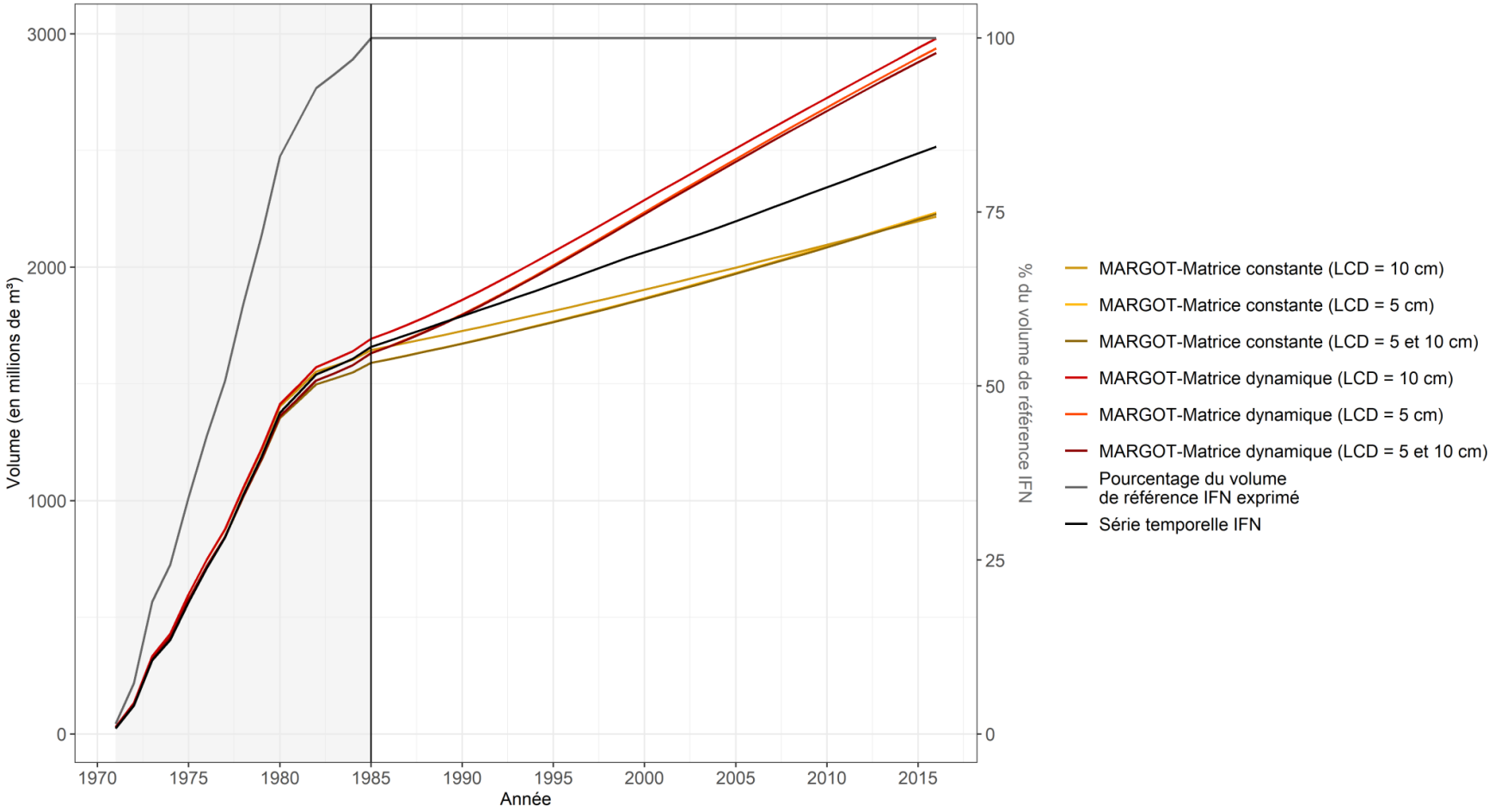


Figure V.8. Simulations comparées du stock de bois des forêts françaises avec les modèles à paramètres dynamiques et constants selon différentes largeurs de classes de diamètre (LCD = largeur de classes de diamètre de 5 cm et LCD = largeur de classes de diamètre de 10 cm, LCD = largeur de classes de diamètre de 5 et 10 cm). La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles.

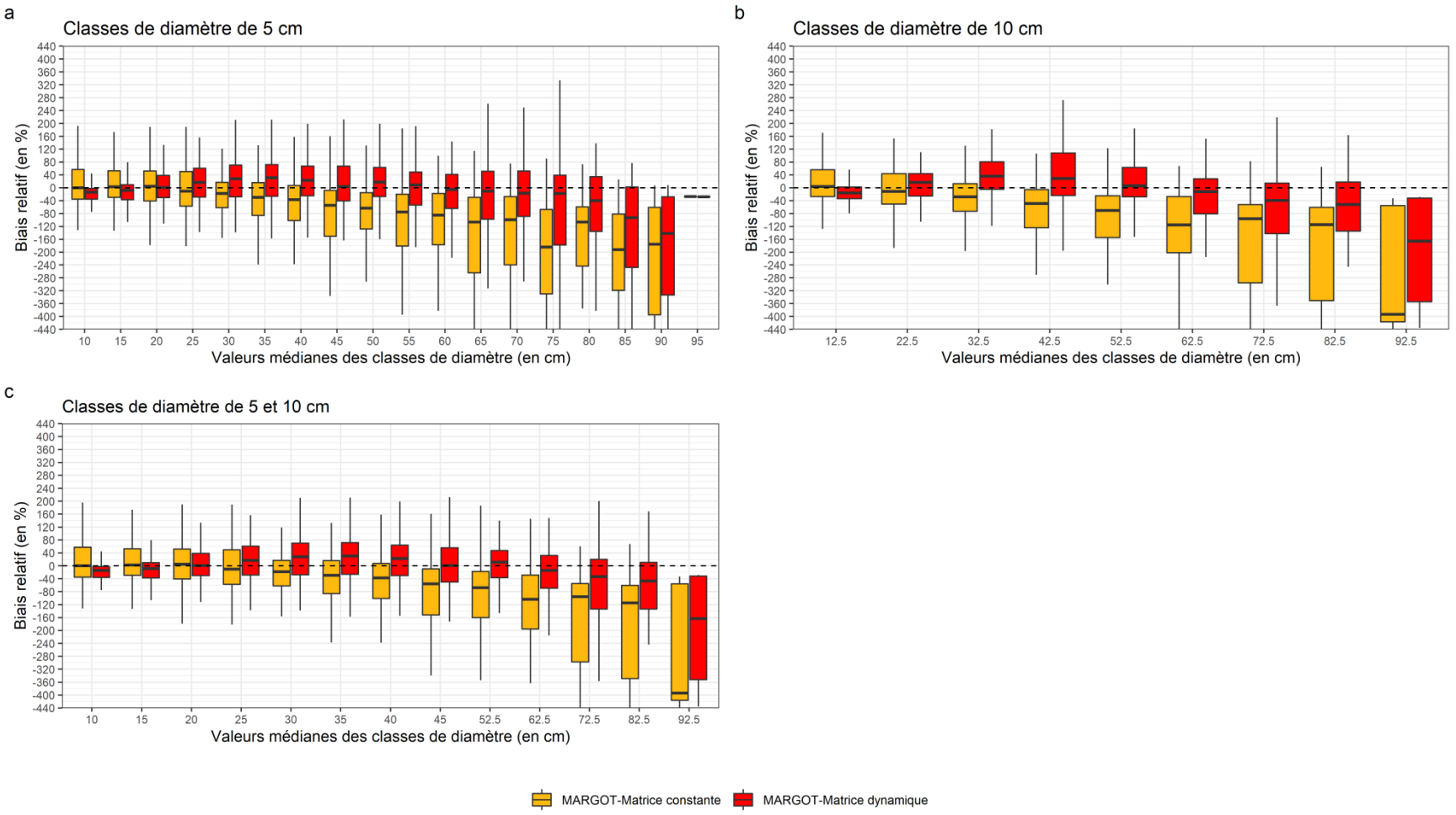


Figure V.9. Distribution des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates de la forêt française issus des simulations à paramètres historiques dynamiques et constants. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées.

3.4.3 Simulations à paramètres dynamiques en fonction de la méthode d'estimation des taux de passage

3.4.3.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois

Malgré le fait que les *TPA* médians et moyens ont varié beaucoup moins que les *TPA* fréquentiels sur la période étudiée, la prise en compte de leur variation dans les simulations du modèle conduit à une surestimation très forte du stock de bois par rapport au stock observé et aux simulations des modèles utilisant des *TPA* fréquentiels (**Figure V.9, Tableau V.5**).

Contrairement au modèle utilisant des *TPA* fréquentiels avec une largeur de classes de diamètre de 10 cm, **les modèles aux *TPA* médians et moyens avec une largeur de classe de diamètre de 10 cm surestiment bien plus fortement le stock de bois que les modèles utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm et de 5/10 cm** (**Figure V.9, Tableau V.5**). On constate également que la variation des processus de dynamique forestière impacte bien plus faiblement les *TPA* médians et moyens que les *TPA* fréquentiels et cet impact est par ailleurs négatif contrairement aux *TPA* fréquentiels (pour rappel, les biais absolus sur le stock de bois des *TPA* médians et moyens pour une largeur de classe de diamètre de 10 cm étaient respectivement égal à +1015 millions de m³ et +2105 millions de m³). Ce résultat est néanmoins pertinent au vu l'intensité moindre des tendances observées des *TPA* médians et moyens sur la France sur les essences forestières (**Figure V.4**, **Figure V.5**, **Figure V.6**). La baisse du biais absolu positif s'explique par le fait que la variation des *TPA* médians et moyens en nouvelle méthode par rapport au second cycle d'inventaire est soit nul (pour les *TPA* médians), soit négatif (pour les *TPA* moyens, **Figure V.4**, **Figure V.5**, **Figure V.6**).

L'écart-type du biais relatif et de l'erreur relative inter-strate du modèle utilisant des *TPA* moyens est plus important que les modèles utilisant des *TPA* médians et fréquentiels (**Tableau V.5**). Le modèle utilisant des *TPA* moyens est donc moins précis, moins fidèle et moins juste que les autres modèles. Le modèle utilisant des *TPA* médians est moins juste, car il surestime plus fortement le stock de bois, mais il est proche du modèle utilisant des *TPA* fréquentiels en termes de fidélité et d'exactitude, car la moyenne et l'écart-type des erreurs relatives ainsi que l'écart-type des biais relatifs sont très proches entre les deux modèles (**Tableau V.5**).

Tableau V.5. Biais et erreurs des simulations du modèle MARGOT - Matrice dynamique sur le stock de bois en fonction de la largeur de classe de diamètre utilisée et la méthode d'estimation des taux de passage (*TPA*).

Largeur classes de diamètre	Méthode d'estimation des *TPA*	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
10 cm	*TPA* fréquentiels	417	-6,89	94,4	523	46,1	57,2
	TPA médians	972	36,59	102,5	620	50,5	53,8
	TPA moyens	1 921	94,11	125,8	990	70,3	61,1
5 cm	*TPA* fréquentiels	431	-6,82	98,6	546	47,7	59,2
	TPA médians	768	15,12	99,7	601	47,6	57,1
	TPA moyens	1 513	65,16	112,8	851	59,6	57,1
5 et 10 cm	*TPA* fréquentiels	411	-9,21	99,0	543	47,9	59,4
	TPA médians	765	13,42	99,7	601	47,7	56,8
	TPA moyens	1 503	61,86	114,4	852	59,4	56,5

3.4.3.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres ventilés par classes de diamètre

Malgré le fait que l'ensemble des simulations testées surestiment le stock de bois observé (**Tableau V.5**), les effectifs d'arbres peuvent être sous-estimés dans certaines classes de diamètre (**Figure V.11**). En effet, les effectifs d'arbres des premières classes de diamètre sont sous-estimés pour l'ensemble des simulations en moyenne de -20 %, et les simulations utilisant des *TPA* médians et fréquentiels sous-estiment également les effectifs d'arbres dans les valeurs de classes élevées (**Figure V.11**). **Ces résultats démontrent que la dynamique forestière est plus rapide dans les simulations utilisant les *TPA* moyens ou les *TPA* médians que dans les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels**.

On constate également que plus la largeur des classes de diamètre est importante, plus les biais sont importants dans les simulations utilisant des *TPA* médians et des *TPA* moyens (**Figure V.11**). **Par conséquent, l'emploi de classes de diamètre de grande largeur accélère la dynamique forestière dans ces simulations**, et l'utilisation d'un grand nombre de classes de diamètre, avec une largeur plus faible, ralentit cette dynamique. **Les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels sont moins impactées par la largeur des classes de diamètre que les autres simulations (Figure V.11), car leur estimation ne fait pas intervenir directement la largeur des classes de diamètre.**

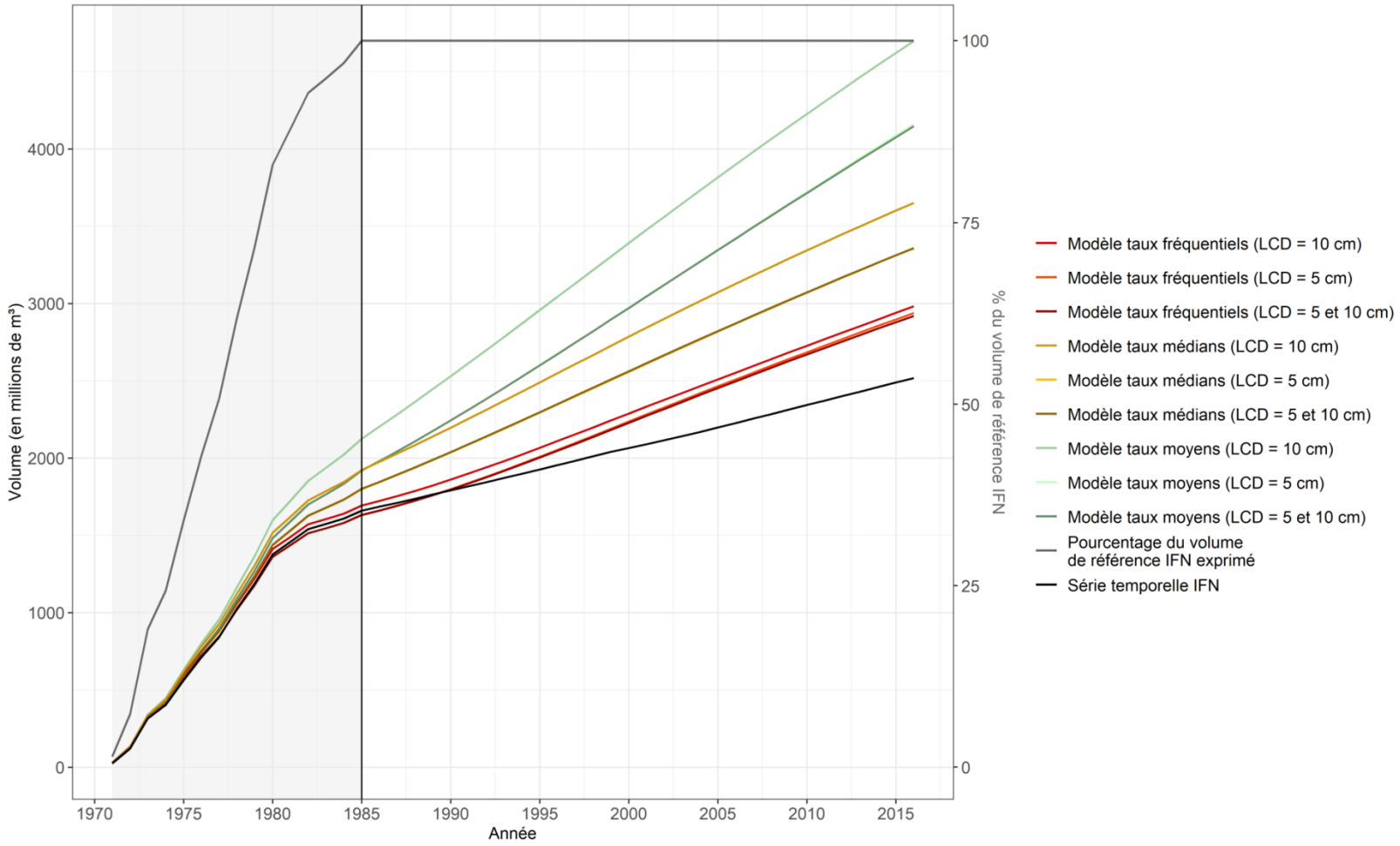


Figure V.10. Simulations à paramètres dynamiques selon différentes largeurs de classes de diamètre et différentes estimations des taux de passage (*TPA*). La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles.

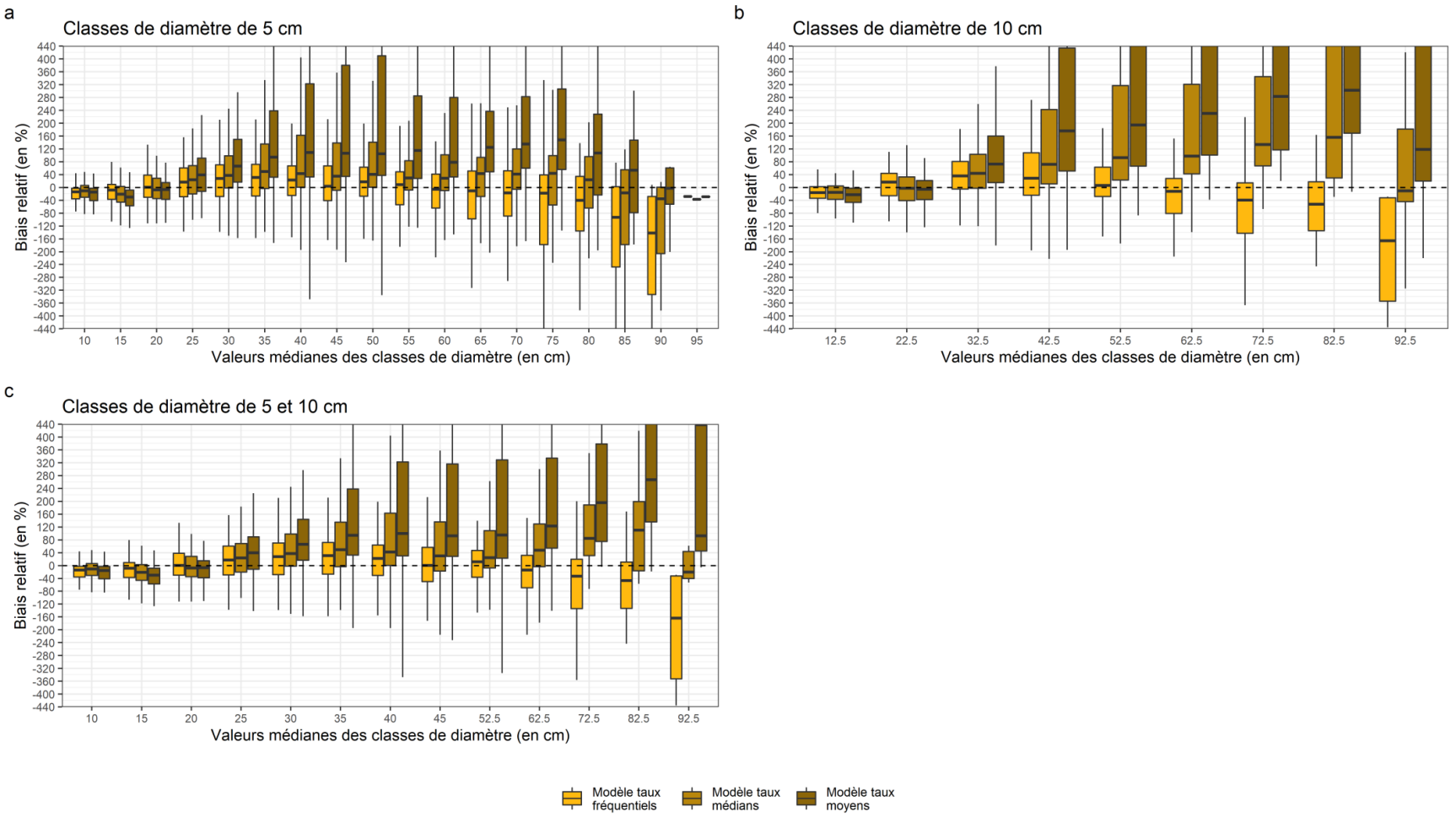


Figure V.11. Distributions des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates de la forêt française issus des simulations dynamiques selon les différentes estimations des taux de passages (*TPA*) du modèle. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées.

4 Analyse de sensibilité des taux de prélèvements

4.1 Préambule

La surestimation des simulations à paramètres dynamiques des stocks de bois malgré l'utilisation des paramètres démographiques historiques observés met en évidence un problème lié au modèle ou à une donnée utilisée par le modèle. En effet, la prise en compte de paramètres démographiques historiques devrait permettre au modèle MARGOT - Matrice dynamique de simuler correctement la dynamique forestière française observée, dans l'hypothèse où le modèle serait très performant. La sous-estimation des prélèvements dans les données d'ancienne méthode peut être à l'origine de cette surestimation constatée sur l'ensemble des simulations à paramètres dynamiques. **Cette section est donc un préalable dédié à une ré-estimation appropriée des taux de prélèvements historiques.**

4.2 Position du problème

Un flux d'arbres ou de bois est quantifié sur un intervalle de temps donné, amenant très généralement à disposer d'observations régulières et permanentes pour le quantifier. L'inventaire français a historiquement reposé sur des placettes temporaires, obligeant à estimer les flux d'arbres de façon rétrospective et indirecte. Si pour la croissance, l'information a un caractère objectif (carottes de bois IR5 sur 5 ans dénombrables), et si le constat du prélèvement (souches) et de la mortalité (arbres morts sur pied) ne pose pas de difficulté, c'est bien sa datation qui est subjective.

Le protocole d'inventaire en nouvelle méthode (2005) repose toujours sur un inventaire à placettes temporaires, renouvelées chaque année sur l'ensemble du territoire métropolitain. Cependant, un retour sur les placettes d'inventaires cinq ans après le premier levé est opéré depuis 2010 (placettes semi-permanentes), afin de quantifier exactement les flux, et en tout premier lieu les flux de prélèvement.

Plusieurs études ont en effet mis en évidence que la datation des souches d'arbres avait entraîné une sous-estimation des volumes prélevés à la période couverte par l'ancienne méthode, de l'ordre de plusieurs dizaines de % (Pignard, 1994 ; Bergeot, 2007 ; Denardou, 2019). Les prélèvements en ancienne méthode étant trop biaisés, il est indispensable de les estimer par une autre méthode (Denardou, 2019).

Dans cette partie, une analyse de sensibilité est en conséquence réalisée en appliquant des coefficients correctifs moyens aux taux de prélèvements de MARGOT - Matrice dynamique estimés sur les données d'ancienne méthode d'inventaire. Les valeurs de ces coefficients

correctifs moyens ont été définies selon les estimations du niveau d'erreur sur les prélèvements dans les sur l'ensemble de la forêt française issues de la littérature. **L'objectif est d'identifier un premier coefficient correctif moyen pouvant être appliqué aux taux de prélèvements du modèle, et permettant aux simulations de décrire plus fidèlement l'expansion en stock de bois et en effectif d'arbres de la forêt française sur la période de référence**.

Bien que les données sur la mortalité soient également potentiellement erronées dans les données de l'ancienne méthode d'inventaire, il n'existe pas dans la littérature une estimation du niveau d'erreur sur ces données. Elle reste réputée bien moindre (Jean-Christophe Hervé, comm. pers.). De plus, les taux de prélèvements sont en moyenne 10 fois plus élevés que les taux de mortalité (**partie III, section 2.3**). Par prudence, seule une analyse de sensibilité des prélèvements a donc été effectuée dans cette partie.

4.2.1 Sous-estimation des volumes prélevés en ancienne méthode d'inventaire

Les volumes prélevés en éclaircies, coupes d'amélioration et assimilées étaient estimés en mesurant des souches présumées vieilles de moins de 5 ans, présentes sur les placettes d'inventaires. Un essai de mesure des volumes prélevés en coupe rase ou définitive a également pu être tenté sur la période séparant deux inventaires successifs par examen des photographies aériennes (IFN, 1985). **Ces méthodes étaient les seules possibles pour un sondage temporaire.**

Elles ont entraîné une sous-estimation systématique des volumes prélevés, essentiellement due à la subjectivité de datation des souches d'arbres (prélevés il y a plus ou moins 5 ans, Pignard, 1994). En 1983, cette sous-estimation a été mise en évidence en estimant les prélèvements à partir d'un principe de conservation de volume à des inventaires successifs (comparaisons des données d'inventaires du premier et du second cycle ; Bergeot, 2007). Cette méthode appelée « méthode du bilan » ou « comparaison d'inventaires » consiste à considérer que le volume de bois au deuxième inventaire est égal à celui du premier inventaire, augmenté de l'accroissement en volume de bois entre les deux inventaires et diminué des volumes prélevés entre les deux inventaires (en ayant auparavant déduit la mortalité et l'accroissement en volume de bois ; Bergeot, 2007). Cette analyse a permis de mettre en évidence **une erreur relative moyenne de 20 à 30 % au niveau départemental** (Pignard, 1994 ; Bergeot, 2007).

En 2019, Denardou a comparé le nombre de tiges prélevées entre l'ancienne et la nouvelle méthode d'inventaire. Cette analyse a permis de mettre en évidence **une sous-évaluation des prélèvements de 58 % dans les données d'ancienne méthode par rapport aux prélèvements de la nouvelle méthode** (estimés à partir des placettes semi-permanentes, après 2010) **sur l'ensemble de la forêt française**, avec toutefois une importante variabilité des résultats selon l'appartenance des arbres à une GRECO et à un type de propriété. Dans la

même étude, une analyse similaire a été conduite **en comparant les flux de surface terrière entre les données d'ancienne méthode et celle de nouvelle méthode à partir d'une « méthode du bilan ».** Cette seconde analyse a permis de mettre en évidence **une sous-estimation de 54 % des prélèvements dans les données de l'ancienne méthode d'inventaire sur l'ensemble de la forêt française, très proche de l'estimation précédente.**

L'objectif de l'analyse présentée ici sera de déterminer la possibilité de définir une valeur de coefficient correctif optimale unique des *TPR* sur l'ensemble de la forêt française par modélisation, à partir des estimations du biais sur les prélèvements présentés dans la littérature.

4.2.2 Application de coefficients correctifs moyens aux taux de prélèvement

4.2.2.1 Méthode

L'ajustement des prélèvements consiste à appliquer aux *TPR* de MARGOT - Matrice dynamique **un coefficient correctif multiplicatif** permettant d'augmenter ou de diminuer ces taux sur l'ensemble des classes de diamètre des strates de la forêt française. **On fait donc l'hypothèse que l'erreur sur ces prélèvements s'assimile à un taux.** Cette hypothèse neutre permet de conserver la structuration diamétrique des taux de prélèvement d'origine. Les valeurs des coefficients correctifs ont été définies selon les estimations du niveau d'erreur des prélèvements en ancienne méthode d'inventaire issues de la littérature (Pignard, 1994 ; Denardou, 2019). Elles sont appliquées aux *TPR* de la façon suivante :

$$TPRC_{s,k} = TPR_{s,k} * coef \qquad \textbf{(V.8)}$$

où $TPRC_{s,k}$ est le taux de prélèvements corrigé d'une strate s dans une classe de diamètre k, $TPR_{s,k}$ est le taux de prélèvements d'une strate s dans une classe de diamètre k, et $coef$ est la valeur du coefficient correctif appliquée aux taux de prélèvements de MARGOT - Matrice dynamique.

Une méthode corrective additive permettrait d'obtenir des augmentations des *TPR* égales et supérieures à 100 %, ce qui n'est pas possible avec la méthode d'ajustement multiplicative, dont la correction tend asymptotiquement vers une sous-estimation de 100%, en effet :

$$\frac{TPRC_{s,k} - TPR_{s,k}}{TPRC_{s,k}} = \frac{(coef - 1)}{coef} \rightarrow 1 \text{ quand } coef \rightarrow +\infty \qquad \textbf{(V.8)}$$

Cependant, la méthode additive n'a pas été testée dans cette analyse de sensibilité, car en l'employant, l'hypothèse de la présence systématique de prélèvement sur l'ensemble des strates et des classes de diamètre de la forêt française devrait être admise.

Quatre valeurs de coefficients correctifs moyens ont été utilisées (0,5, 1,5, 2 et 2,5 correspondant respectivement à une surestimation des prélèvements de 100 %, puis à une

sous-estimation des prélèvements de respectivement -33 %, -50 % et -60 %). Une valeur conduisant à une diminution des *TPR* a été testée à titre de contrôle, et parce que Pignard (1994) fournit une estimation de l'erreur relative moyenne, et non pas d'un biais, ce qui n'exclut pas l'hypothèse d'une sous-estimation des prélèvements sur la forêt française, même si elle paraît hautement improbable.

Les paramètres historiques dynamiques du modèle MARGOT - Matrice dynamique sont utilisés, et trois largeurs de classes de diamètre ont été utilisées (5 cm, 10 cm, et 5 puis 10 cm, voir **partie III, section 5.2**). Cependant, les simulations utilisant une largeur de classes de diamètre de 5 cm sont mises en avant, car elles présentent de meilleures performances que les simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 10 cm présentées en **Annexe V.6**. **Les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels, médians et moyens sont testées**.

Cinq simulations sont analysées en appliquant aux *TPR* de MARGOT - Matrice dynamique les 4 valeurs de coefficient correctif testées, et la simulation de référence (*TPR* non corrigés). Dans cette partie, les analyses portent sur le stock de bois à l'échelle de la forêt française uniquement. L'impact des coefficients correctifs a également été étudié sur les effectifs d'arbres, et notamment sur la dynamique simulée par le modèle en observant les biais relatifs moyens par classe de diamètre.

4.2.3 Analyse de sensibilité sur des taux de prélèvements ajustés

4.2.3.1 Analyse de l'erreur et du biais absolus en utilisant des TPA médians

A l'échelle de la forêt française, l'ajustement des *TPR* du modèle MARGOT - Matrice dynamique impacte fortement les simulations du modèle (**Figure V.12**). Selon la valeur du coefficient correctif appliqué aux *TPR*, le modèle sous-estime ou surestime le stock de bois de la forêt française. Les différences entre les erreurs et les biais absolus des simulations sur lesquelles un coefficient correctif de valeur 0,5 et 2,5 a été appliqué aux *TPR* sont respectivement de 280 millions de m³, et de 1,560 milliard de m³ (pour une largeur de classes de diamètre de 5 cm, **Figure V.12**). **Le modèle est donc très sensible aux *TPR***. **Les erreurs et les biais absolus du modèle sont minimaux lors d'une application d'un coefficient correctif de valeur 2** pour les largeurs de classes de diamètre de 5 cm et 5 puis 10 cm, et supérieur à 2 pour une largeur de 10 cm des classes de diamètre (**Figure V.13**). **D'après les simulations, les prélèvements seraient alors sous-estimés entre 50 et 60 % en ancienne méthode d'inventaire. Ces valeurs d'ajustement des *TPR* sont proches de l'estimation du niveau d'erreur des prélèvements estimé par Denardou (2019).**

4.2.3.2 Analyse de l'erreur et du biais absolus en utilisant des TPA moyens

Malgré les différentes valeurs des coefficients correctifs appliqués aux *TPR*, les simulations utilisant des *TPA* moyens surestiment systématiquement le stock de bois à l'échelle de la forêt française (**Figure V.12**), ce qui est cohérent avec le caractère potentiellement sur-estimé de cette métrique. Par ailleurs, l'impact des coefficients correctifs est plus important dans les simulations utilisant des *TPA* moyens que dans celles utilisant des *TPA* médians. En effet, la différence entre les erreurs des simulations absolues des simulations sur lesquelles des coefficients correctifs de valeurs 0,5 et 2,5 ont été appliqués aux *TPR* est de 553 millions de m³, tandis que la différence entre les biais absolus des simulations sur lesquelles les mêmes coefficients correctifs ont été appliqués est de 1,960 milliard de m³ (pour une largeur de classes de diamètre de 5 cm, **Figure V.12**). Ce résultat est pertinent, car les simulations utilisant des *TPA* moyens simulent une expansion du stock de bois de la forêt française plus importante que celles utilisant des *TPA* médians. Les *TPR* étant des taux, leur impact augmente lorsque les effectifs d'arbres dans les classes de diamètre augmentent.

Cependant, dans ces simulations aucune valeur de coefficient correctif issue de la littérature appliquée aux *TPR* ne permet aux simulations de décrire l'évolution du stock de bois observée de la forêt française.

4.2.3.3 Analyse de l'erreur et du biais absolus en utilisant des TPA fréquentiels

A l'échelle de la forêt française, l'application du correctif moyen d'une valeur de 1,5 permet aux simulations utilisant des *TPA* fréquentiels d'être plus performantes (**Figure V.12, Figure V.13**). **D'après ces simulations, les prélèvements seraient alors sous-estimés d'environ 30 % en ancienne méthode d'inventaire. Ces valeurs d'ajustement des *TPR* sont proches de l'estimation du niveau d'erreur des prélèvements estimé par Pignard (1994)** et sont donc en légère contradiction avec les simulations utilisant des *TPA* médians (voir ci-dessus). Cependant, dans la **partie II, section 2.5**, nous avons mis en évidence une sous-estimation systématique des *TPA* fréquentiels dans le premier et second cycle d'inventaire forestier par rapport aux *TPA* médians et moyens. Par ailleurs, nous avons mis en évidence dans cette partie les importantes variations positives peu plausibles des *TPA* fréquentiels entre le second et le troisième cycle d'inventaire. Par conséquent, l'estimation d'un coefficient correctif moyen des TPR à partir des simulations utilisant des *TPA* fréquentiels n'est pas fiable.

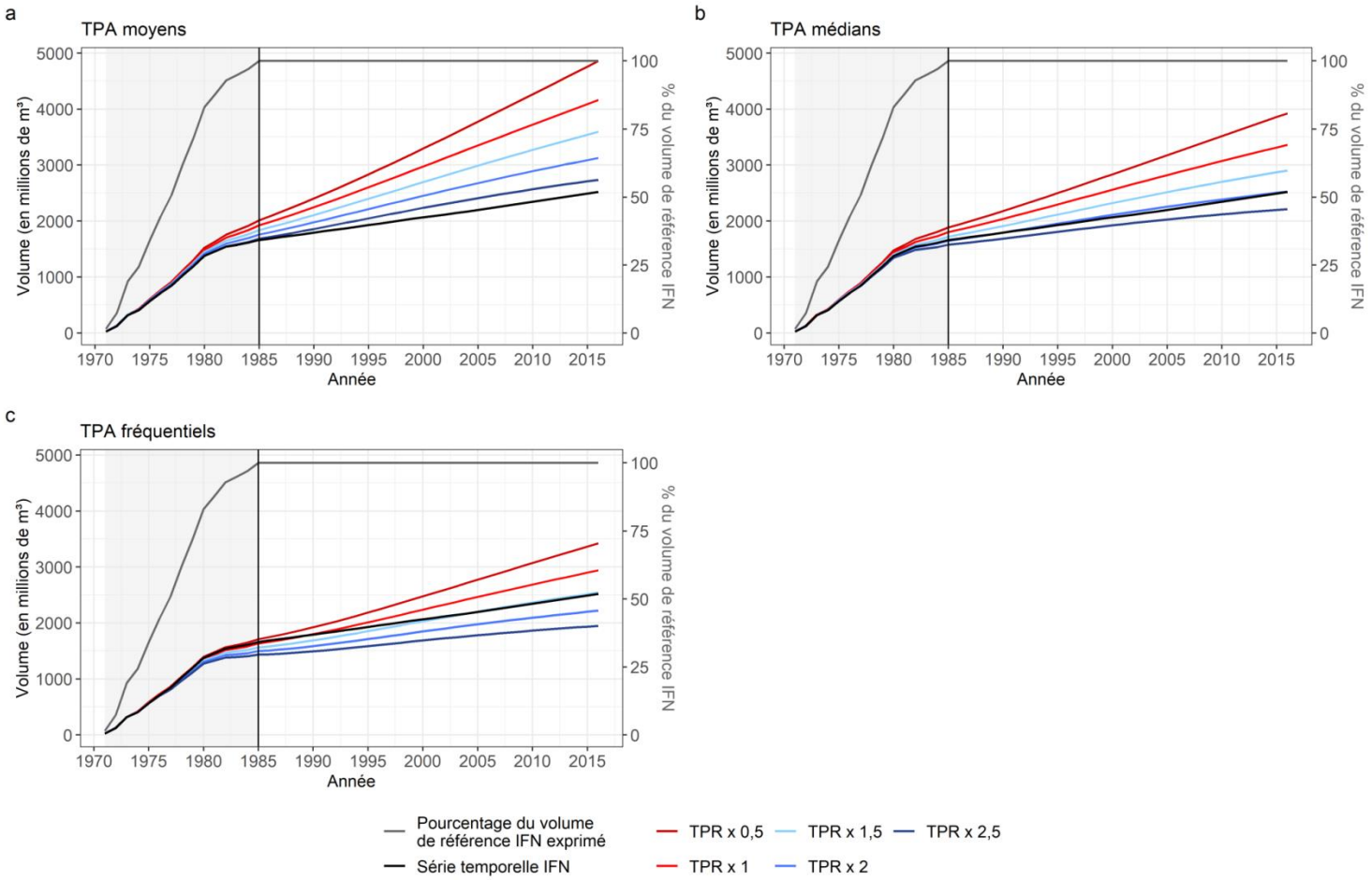


Figure V.12. Analyse de sensibilité de l'évolution du stock de bois de la forêt française selon différents niveaux de coefficients correctifs moyens (un seul pour toutes les strates) appliqués aux taux de prélèvement du modèle MARGOT - Matrice dynamique (à paramètres dynamiques historiques), en utilisant des taux de passage moyens (a), des taux de passage médians (b), des taux de passage fréquentiels (c), et une largeur de classe de diamètre de 5 cm. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles. TPR : taux de prélèvement. TPA : taux de passage.

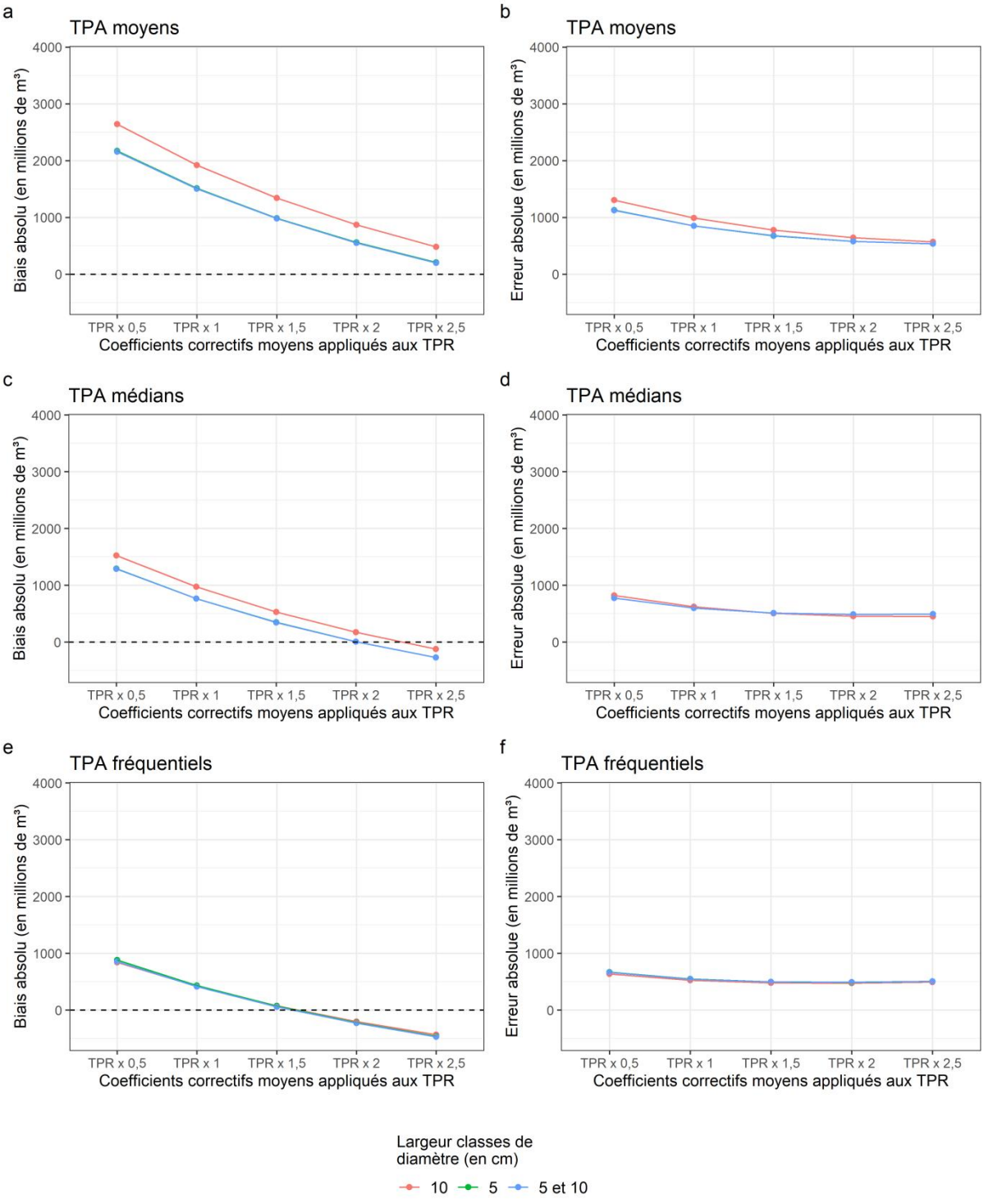


Figure V.13. Biais et erreur des simulations à paramètres dynamiques du modèle MARGOT - Matrice dynamique sur le stock de bois en fonction du coefficient correctif moyen appliqué aux taux de prélèvements du modèle et selon la largeur des classes de diamètre, en utilisant des taux de passage moyens (a et b), des taux de passage médians (c et d) et des taux de passage fréquentiels (e et f). Les résultats des simulations utilisant une classe de diamètre de 5 cm ne sont pas toujours visibles (a, b, c et d), car ils sont confondus avec les erreurs et les biais des simulations utilisant des largeurs de classe de diamètre de 5 cm puis 10 cm. TPR : taux de prélèvement. TPA : taux de passage.

4.2.4 Analyse du biais relatifs sur les effectifs d'arbres

Sur l'ensemble des simulations (coefficient correctif moyen de 0,5 à 2,5 ; *TPA* moyens, médians et fréquentiels), les effectifs d'arbres sont sous-estimés systématiquement dans les deux premières classes de diamètre (**Figure V.14**). De plus, les biais relatifs sont moins impactés par l'application des coefficients correctifs dans ces classes que dans les classes de diamètre plus élevées. En effet, les *TPR* sont très faibles dans la première classe de diamètre et beaucoup y sont nuls en ancienne méthode (la moyenne des *TPR* dans la première classe de diamètre en ancienne méthode est de 0,008 avec un écart-type de 0,004 tandis qu'elle est de 0,014 en nouvelle méthode avec un écart type de 0,010).

La sous-estimation des effectifs dans la première classe de diamètre peut s'expliquer par un effet combiné d'une augmentation forte de la mortalité dans cette classe de diamètre (voir **partie V, section 3**), par un faible effectif de recrutement (l'effectif d'arbres recrutés diminue au cours des cycles de l'ancienne méthode, voir **partie V, section 3**), mais aussi par des *TPA* élevés qui pourraient accélérer de manière trop importante la dynamique forestière. Cette dernière hypothèse peut être vérifiée : les biais relatifs négatifs sur les effectifs d'arbres dans les simulations utilisant des *TPA* moyens sont plus importants que ceux des simulations à *TPA* médians dans les deux premières classes de diamètre (**Figure V.14**). Or, les *TPA* moyens sont plus élevés que les *TPA* médians (voir **partie III**, **section 2.8**) et entraîne une dynamique plus rapide, ce qui validerait cette hypothèse.

En fonction de la classe de diamètre, le coefficient correctif optimal n'est pas identique (**Figure VI.3**). En effet sur les *TPA* médians, le coefficient correctif d'une valeur de 2 appliqué aux *TPR* permet de limiter la surestimation des effectifs d'arbres dont le diamètre médian est situé entre 25 et 50 cm, tandis que le coefficient correctif d'une valeur de 1,5 permet quant à lui de limiter la surestimation sur les effectifs d'arbres dont le diamètre médian est compris entre 55 cm et 75 cm. L'application des coefficients correctifs ralentit donc la dynamique forestière, car les différences des biais relatifs sur les effectifs des différentes simulations s'accentuent au fil des classes de diamètre (**Figure V.14**).

Par conséquent, une correction de +33 à +50 % des *TPR* (coefficients correctifs moyens de valeur 1,5 et 2) dans les simulations utilisant les *TPA* médians permettent de limiter le biais dans une majorité de classes de diamètre et en particulier dans les classes de diamètre intermédiaires (Figure V.14).

Dans les simulations utilisant des *TPA* moyens, l'application des coefficients correctifs de valeurs 2 et 2,5 sont ceux qui permettent au mieux de limiter la surestimation des effectifs d'arbres, hormis dans les classes de diamètre dont le diamètre médian est compris entre 35 et 45 cm, car même une application d'un coefficient correctifs de 2,5 semble être insuffisant pour supprimer la surestimation des effectifs d'arbres (**Figure V.14**). Pour les simulations utilisant des *TPA* fréquentiels, l'abscence d'application et l'application d'un coefficient

correctif moyen de 1,5 permet de limiter la surestimation des effectifs d'arbres. A partir d'un diamètre médian de 55 cm environ, les effectifs d'arbres sont systématiquement sous-estimés si un coefficent correctif supérieur à 1 est appliqué (**Figure V.14**).

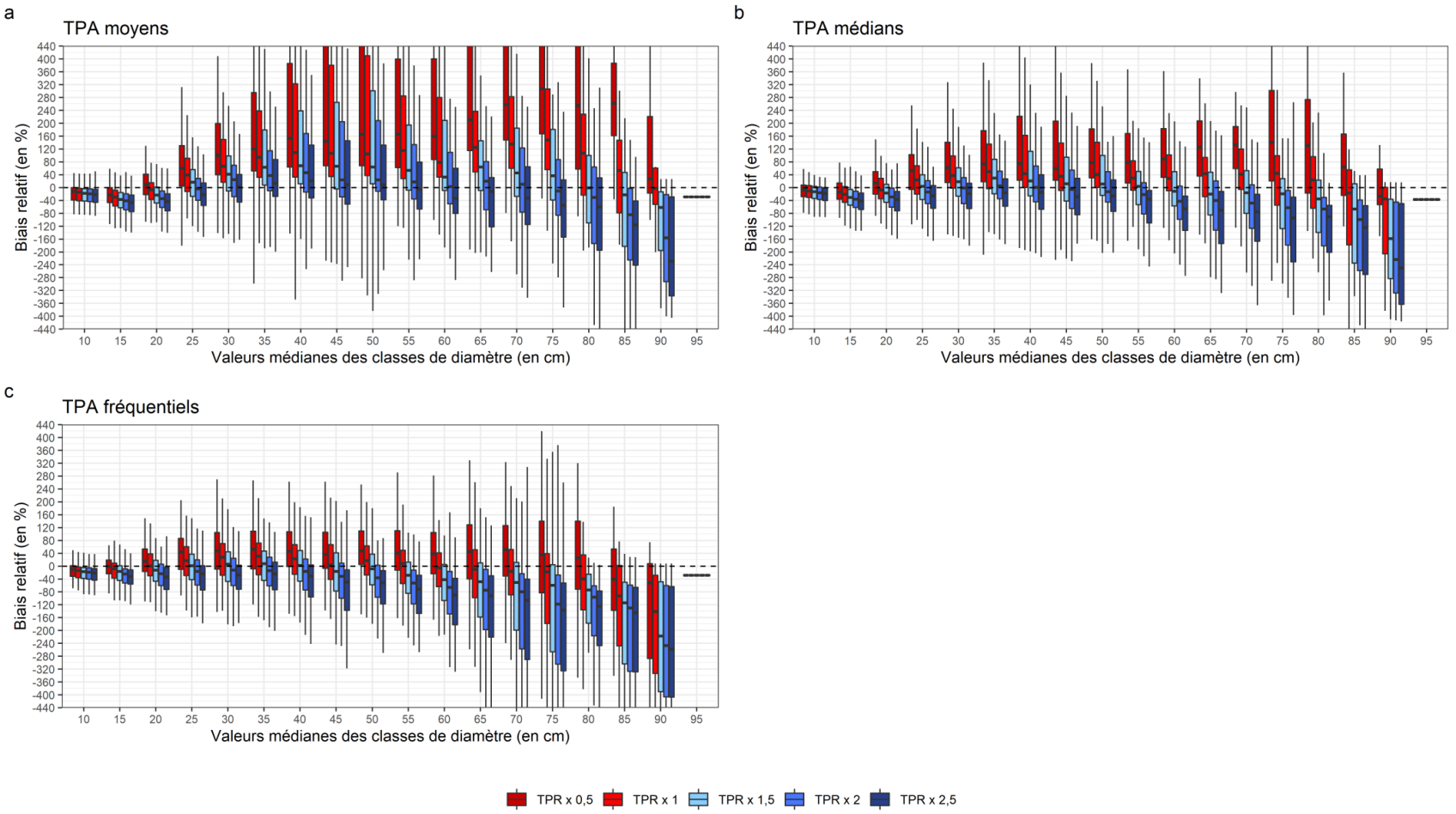


Figure V.14. Distribution des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre (d'une largeur de 5 cm) selon les différents ajustements des *TPR,* issus des simulations dynamiques de la forêt française utilisant des *TPA* moyens (a) et médians (b) . Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées dans un souci de lisibilité de l'essentiel. TPR : taux de prélèvement. TPA : taux de passage.

5 Synthèse et conclusions

5.1 Sur le caractère dynamique des paramètres de MARGOT

Les résultats obtenus mettent en exergue le caractère dynamique des paramètres de dynamique forestière. Ils démontrent l'invalidité de l'hypothèse de stationnarité déjà discuté par Wernsdörfer *et al.* (2012), et permettent par ailleurs de quantifier l'impact de cette non-stationnarité. Plusieurs hypothèses ou travaux de la litérature permettent de conforter ces observations.

Ce caractère dynamique concerne l'ensemble des essences forestières étudiées, mais des contrastes existent entre elles, même si les tendances générales sont semblables. L'augmentation très importante de la mortalité observée sur l'ensemble des essences forestière a également été décrite dans la littérature. En effet, Van Mantgem & Stephenson (2007) ont constatés une augmentation significative des taux de mortalité sur la période 1983 à 2004 en Californie sur des sapins et des pins. Cette augmentation était de l'ordre de +3 à +10 % par an et était causée principalement par l'augmentation des phénomènes de sécheresses. En France, la hausse des températures et la baisse des précipitions sont également des facteurs expliquant la hausse de la mortalité des arbres dans la forêt, même si l'augmentation de la mortalité n'affecte pas de manière égale toutes les essences (Taccoen *et al.,* 2019). Un effet de l'augmentation du phénomène de densité-dépendance dans les forêts françaises pourrait également être à l'origine de cette forte hausse de la mortalité. **Cependant, malgré une hausse très importante de la mortalité constatée à l'échelle de la forêt française et sur l'ensemble des essences forestières, celle-ci impacte modestement les simulations en comparaison à l'impact de l'augmentation de la croissance (pour rappel, la mortalité est relativement plus faible que les *TPA* et les *TPR*, partie III, section 2.7)**.

Les variations récentes de la croissance en France ont aussi été décrites dans la littérature, notamment par Charru *et al.* (2017) et Ols *et al.* (2020). Les causes des changements de croissance observées sont essentiellement dues aux effets du changement climatique (augmentation des températures et baisse des précipitations), mais fluctuent en fonction du contexte écologique et géographique dans lequel évoluent les arbres. **L'intensité des changements des *TPA* moyens et des *TPA* médians observées dans cette thèse est plus proche des changements constatés dans les papiers précédemment cités que les changements des *TPA* fréquentiels**. De plus, sur une période d'environ 10 ans (entre le second et le troisième cycle d'inventaire), les *TPA* fréquentiels augmentent sur l'ensemble

des forêts françaises d'environ +60 %, tandis que l'augmentation des *TPA* médians est beaucoup plus modérée (+15 % environ).

Le caractère dynamique des paramètres démographiques **impacte très fortement les simulations du modèle**. **En effet, sur une période relativement courte de simulation à l'échelle de la forêt française (31 ans), le caractère dynamique des paramètres démographique a fait basculer les simulations d'une sous-estimation du stock de bois de la forêt française à une surestimation,** et a conduit le modèle MARGOT - Matrice dynamique à estimer plus de 660 millions de m³ de bois sur la France entière par rapport au stock observé. **Cette observation est une base fortement prometteuse dans un contexte où l'on sait par ailleurs que les taux de prélèvement sont sous-estimés.**

Dans la **partie II, section 2.5**, nous avons mis en évidence une sous-estimation systématique des *TPA* fréquentiels dans le premier et second cycle d'inventaire forestier par rapport aux *TPA* médians et moyens. Cette sous-estimation n'est pas ou peu présente entre les *TPA* fréquentiels et les *TPA* médians et moyens estimés sur les données du troisième cycle d'inventaire et celles de la nouvelle méthode. Il a été également démontré que dans le cas d'une distribution symétrique quelconque bornée des IR, l'espérance des *TPA* fréquentiels est équivalente à celle des *TPA* médians et moyens (**Annexe III.4**).

Par conséquent, les importantes variations positives peu plausibles des *TPA* fréquentiels entre le second et le troisième cycle d'inventaire et les différences des variations entre *TPA* fréquentiels et *TPA* médians corroborent l'existence d'une erreur sur les *TPA* fréquentiels estimés à partir des données du premier et du second cycle d'inventaire. De plus, lors de l'analyse de sensibilité sur les prélèvements, il a été démontré que l'application d'un coefficient coorectif moyen positif entraînait une importante sous-estimation des effectifs d'arbres dans les classes de diamètre supérieures à 50 cm (**Figure VI.3**) Les hypothèses quant à la source de l'erreur des *TPA* fréquentiels sont énumérées dans la **partie II, section 2.5**. **Dans la suite de la thèse, les *TPA* fréquentiels ne seront donc plus utilisés dans les simulations de MARGOT. Seuls les *TPA* médians et moyens seront conservées afin de pouvoir évaluer les simulations du modèle sur un temps long.**

Le modèle MARGOT ayant pour objectif de projeter les ressources de bois dans le futur, il est impératif de passer outre l'hypothèse de stationnarité admise actuellement par le modèle MARGOT. **La suite des travaux de thèse va donc avoir pour objectif de développer le modèle MARGOT afin que les paramètres démographiques deviennent dynamiques en tenant compte des facteurs à l'origine de la non-stationnarité de ces paramètres, c'est-à-dire les effets du changement climatique, ainsi que l'augmentation du phénomène de densité-dépendance que connaît actuellement la forêt française.**

5.2 Une sous-estimation des prélèvements en ancienne méthode confirmée par modélisation

L'analyse de sensibilité des taux de prélèvement a confirmé par modélisation une sous-estimation des prélèvements à la période couverte par l'ancienne méthode qui avait déjà été suspectée, puis démontrée par des méthodes de bilan (Denardou, 2019). Les simulations utilisant des *TPA* médians ont permis de mettre en évidence une sous-estimation entre 50 % et 60 % des prélèvements à l'échelle de la forêt française (selon la largeur des classes de diamètre utilisée lors des simulations) et majoritairement entre 33 % et 50 %, et entre 50 % et 60 %, sur les effectifs d'arbres selon les classes de diamètre pour respectivement des largeurs de classes de diamètre de 5 cm et 10 cm. **Obtenus par une méthode différente, ces résultats sont donc proches des estimations du niveau d'erreur des prélèvements dans Pignard (1994) et dans Denardou (2019). C'est donc une troisième confirmation par une méthode différente (méthode du bilan, comparaison aux flux de bois en nouvelle méthode, ici méthode du modèle) de cette sous-estimation.**

L'hypothèse d'une surestimation des prélèvements a été définitivement écartée à l'échelle de la forêt française, car l'application du coefficient correctif d'une valeur de 0,5, permettant d'augmenter les *TPR* de 100 %, ne permet pas de décrire l'expansion de stock de bois observée sur la période de référence.

Pour une largeur de classe de diamètre de 5 cm, deux coefficients correctifs moyens permettent de supprimer les biais positifs sur les effectifs d'arbres (1,5 et 2, **Figure VI.3**), et un sur le stock (2, **Figure VI.1**), tandis que les coefficients d'une valeur de 2 et 2,5 pour les largeurs de classe de diamètre de 10 cm (**Annexe V.6**) permettent de supprimer les biais sur les effectifs, et le coefficient correctif d'une valeur de 2,5 permet de corriger quant à lui le biais sur le stock de bois (**Figure VI.2**). Par conséquent, à ce stade il n'est pas possible d'identifier avec précision un coefficient correctif moyen optimal pour l'ensemble des strates.

➔ **Les coefficients correctifs moyens de valeur 1,5, 2 et 2,5 seront conservés dans la suite des travaux de thèse.**

Les classes de diamètre irrégulières ne seront également pas conservées dans la suite, car les résultats sont très proches de ceux des simulations utilisant des classes de diamètre d'une largeur de 5 cm alors que leur mise en place est plus complexe d'un point de vue technique (intégration dans l'environnement R du modèle).

➔ **Seules les simulations utilisant de façon homogène soit une largeur de classe de diamètre de 5 cm, soit de 10 cm, seront conservées.**

Dans la **partie III, section 5**, nous avons démontré que les *TPA* moyens conduisaient à une forte augmentation du passage des effectifs d'arbres d'une classe de diamètre à une autre.

Dans la présente partie et sur les simulations utilisant des *TPA* moyens, nous n'avons pas réussi à identifier un coefficient correctif moyen issu de la Littérature permettant de supprimer la surestimation du stock de bois (**Figure VI.1a**), ainsi que celle des effectifs d'arbres dans les classes de diamètre intermédiaires (de 35 à 45 cm de diamètre médian**,** **Figure VI.3**). De plus, dans la **partie III, section 2.9**, nous avions mis en évidence que les *TPA* moyens étaient biaisés.

➔ **Par conséquent, dans la suite de la thèse, les simulations utilisant des *TPA* moyens ne seront plus utilisées.**

Cependant, dans les deux types de simulation (simulations utilisant des *TPA* médians ou moyens), les effectifs d'arbres ayant un important diamètre sont sous-estimés. Cette sous-estimation est due à un ralentissement de la dynamique forestière causée par la hausse des taux de prélèvements dans les classes de diamètre inférieures. Mais ce résultat peut également suggérer que la sous-estimation des prélèvements n'est pas identique selon la taille des arbres, voire qu'elle a conduit à des surestimations des prélèvements, notamment dans les populations de diamètre élevé. En effet, la vitesse de décomposition des souches ayant un diamètre important est plus faible comparée à celle d'arbres de plus petit diamètre (Melin *et al.,* 2009 ; MacMillan, 1988). Du fait d'une sous-estimation de l'âge des souches de bois de gros diamètre, ces souches ont pu avoir une probabilité plus importante d'être inventoriées en ancienne méthode que celles de plus petit diamètre.

Denardou (2019) avait fourni deux chiffres de la sous-estimation sur l'ensemble de la forêt française, mais l'étude avait également mis en avant des différences fortes selon l'appartenance d'un arbre à une GRECO et à un type de propriété. Pignard (1994) avait quant à lui conduit son analyse par département et identifié des disparités entre eux. Le niveau d'erreur sur les prélèvements en ancienne méthode n'est donc pas commun à l'ensemble de la forêt française. En tant que perspective, une analyse de l'ajustement des prélèvements par strate, par département et par classes de diamètre doit donc être réalisée, alors que nous nous contentons avec des coefficients globaux dans le cadre de cette thèse. Il existe également une différence marquée entre feuillus et résineux, liée à une vitesse de décomposition différentielle des bois de ces deux classes botaniques (**Figure VI.4**).

Ces résultats soulignent une nouvelle fois la difficulté de l'utilisation des données d'inventaire d'ancienne méthode et la nécessité d'une utilisation raisonnée du modèle si des études prospectives à partir de ces données étaient envisagées.

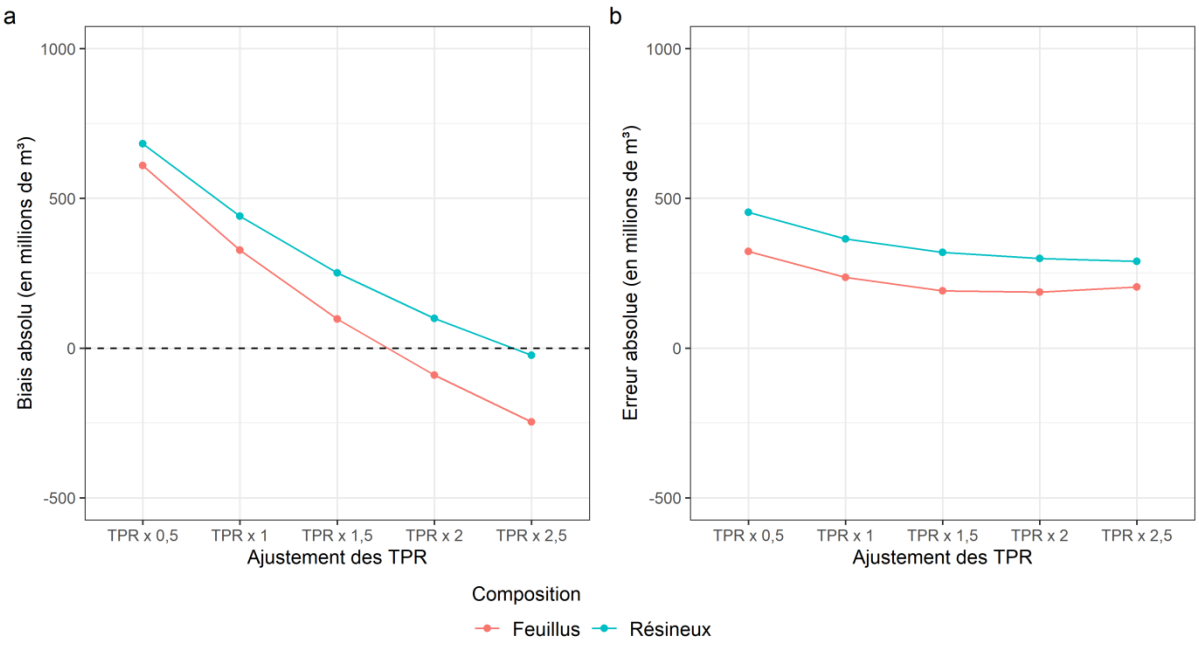


Figure VI.4. Biais (a) et erreur (b) des simulations à paramètres dynamiques du modèle MARGOT - Matrice dynamique sur le stock de bois en fonction du coefficient correctif moyen appliqué aux taux de prélèvements du modèle et selon la composition de la strate (Feuillus/Résineux), en utilisant des taux de passage (*TPA*) médians et une largeur de 5 cm des classes de diamètre. *TPR* : taux de prélèvement.

VI. Prise en compte du climat dans le modèle MARGOT à partir de forçages du modèle fonctionnel CASTANEA

1 Introduction

Les forêts sont soumises à des changements climatiques sans précédent (Jones *et al.,* 2012) qui modifient la capacité de croissance des forêts (Kauppi *et al.,* 2014 ; Pretzsch *et al.,* 2014) et les processus de mortalité (Taccoen *et al.,* 2019). Ces changements sont également observés dans la forêt française et nuancés par régions écologiques et par essences d'arbres (Charru *et al.,* 2017 ; Ols *et al.,* 2020). Dans la **partie V**, nous avons mis en évidence sur une période historique allant de 1971 à 2016 la variation temporelle des paramètres démographiques qui peut refléter les changements environnementaux et leur impact fort sur la dynamique forestière française. Par conséquent, il est impératif de tenir compte des changements climatiques dans les simulations de la dynamique forestière à moyen et à long terme (plus de 30 ans).

Cette partie de la thèse s'inscrit dans le projet de recherche MOPROF-CC (MOdélisation de la PROduction des Forêts Françaises dans le contexte du Changement Climatique, Ademe-IGN). Ce projet part du constat que les forêts françaises sont soumises à l'accroissement du CO_2 atmosphérique et aux changements climatiques dont la dynamique s'accentue au cours des dernières décennies, avec des conséquences incertaines (voir **partie I, section 1**). Il a pour objectif de développer et mettre en relation des modèles pour évaluer les possibilités d'adaptation des forêts françaises aux changements climatiques en interaction avec la gestion forestière.

Pour aller au-delà d'une approche empirique de la relation entre climat et dynamique forestière (Seynave *et al.* 2005 ; Charru, 2012 ; Bontemps & Bouriaud, 2014), le recours à un modèle fondé sur une approche fonctionnelle est apparu comme une perspective à tester. Dans le cadre du projet, le modèle CASTANEA (Dufrêne *et al.,* 2005) a été choisi pour être hybridé au modèle MARGOT. Les variables de sortie du modèle CASTANEA (productivité notamment) ont été utilisées comme forçage d'entrée dans le modèle MARGOT. Cette « hybridation » partielle entre les deux modèles permet d'intégrer des forçages climatiques à base fonctionnelle dans les simulations du modèle MARGOT.

2 Le modèle fonctionnel CASTANEA

2.1 Choix du modèle CASTANEA

Le modèle CASTANEA a été considéré pour différentes raisons :

- CASTANEA simule des peuplements de la forêt française en partie à partir des données de l'inventaire forestier national (ancienne et nouvelle méthode d'inventaire) ;
- CASTANEA simule les flux en CO_2 et en eau qui sont des facteurs fondamentaux à la croissance des arbres ;
- Les effets de la température et de la lumière sur la croissance des arbres sont également pris en compte. Ceci permet de projeter la croissance lorsque les facteurs climatiques évoluent ;
- CASTANEA est capable de simuler avec précision la productivité intra-annuelle et inter-annuelle de peuplements appartenant à différents écotypes forestiers européens (Delpierre *et al.,* 2012) ;
- CASTANEA simule la productivité de peuplements purs et équiens, ce qui facilite l'extraction d'un signal environnemental non oblitéré par des effets d'interaction entre espèces ou de structure complexe de peuplements ;
- **la productivité simulée par CASTANEA n'est pas densité-dépendante et l'effet de la gestion y est modéré voire faible (Guillemot *et al.,* 2014), amenant une variabilité interannuelle de la productivité dépendant uniquement de changements environnementaux.** Cependant, la version CASTANEA-SSM (Guillemot *et al.,* 2014) tient compte du phénomène de densité-dépendance dans ses simulations, ainsi que de la gestion forestière. Nous avons souhaité ne pas considérer cette version, pour disposer d'un signal d'entrée environnemental – biologique exclusif, étant donné que la prise en compte de la densité-dépendance dans MARGOT a été développée par ailleurs (**partie VII**) ;
- CASTANEA se différencie du modèle GO+ (Moreaux *et al.,* 2020), qui est également développé dans le contexte français métropolitain et dont les variations de croissance simulées ont été intégrées au modèle MARGOT dans l'étude de Roux *et al.* (2017), car il est capable de simuler la croissance d'un nombre plus important d'essences forestières.

2.2 Structure du modèle CASTANEA

Le modèle CASTANEA (Dufrêne *et al.,* 2005, Guillemot *et al.,* 2017) simule la productivité intra-annuelle de peuplements forestiers mono-spécifiques équiennes (composé d'arbres d'une seule espèce et ayant sensiblement le même âge). Plus précisément, CASTANEA simule les flux de carbone et d'eau entre un peuplement forestier, l'atmosphère et le sol ainsi que l'allocation des ressources carbonées dans 4 types de compartiments d'un arbre moyen représentatif du peuplement forestier étudié (*i.e*. le feuillage, la biomasse ligneuse (comprenant la tige, les branches et les racines de tailles importantes), les racines fines et les réserves glucidiques de l'arbre ; **Figure VI.1**). La variabilité entre les arbres n'est donc pas prise en compte dans le modèle CASTANEA (modèle de type « *big-leaf* »). De plus, **l'allocation en carbone dans les différents compartiments de l'arbre moyen est essence et âge-dépendante.**

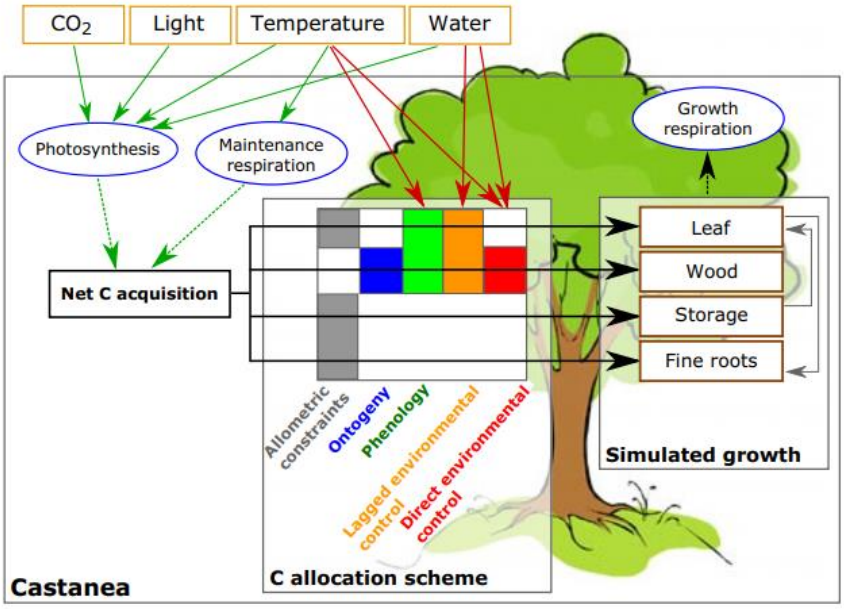


Figure VI.1. Schéma de l'allocation du carbone dans les différents compartiments de l'arbre (issu de Guillemot *et al.,* 2017). Flèches vertes : effets environnementaux sur l'acquisition de carbone. Flèches rouges : effets environnementaux sur l'allocation du carbone. Flèches noires : répartition du carbone dans les différents compartiments de l'arbre.

L'horizon temporel de validité du modèle est de quelques décennies. Deux échelles de temps sont utilisées dans les simulations de CASTANEA. Une échelle de temps horaire pour simuler la photosynthèse, l'évapotranspiration, la respiration de maintenance et la respiration de croissance (correspondant à la respiration autotrophique). Différents sous-

modèles de photosynthèse et d'interception de la lumière par la canopée du peuplement sont implémentés dans CASTANEA et sont dépendants d'une stratification verticale du peuplement.

A l'échelle de temps journalier, les variables d'états du modèle sont simulées telles que la phénologie et la teneur en eau du sol. La croissance des différents compartiments de l'arbre est également estimée quotidiennement. Elle est représentée par la productivité primaire nette (NPP, correspondant à la photosynthèse déduite des termes de respiration) et est allouée aux compartiments de l'arbre (allocation) à la fin de chaque journée. Cette répartition est déterminée quotidiennement par l'ontogénie, la phénologie spécifique aux compartiments de l'arbre et les effets environnementaux (**Figure VI.1**).

La canopée possède une capacité de stockage d'eau (**Figure VI.2**). Les précipitations permettent de recharger ce stock, tandis que l'évaporation et le drainage diminuent ce stock. Le sol forestier constitue également une réserve d'eau simulée par un modèle de bilan hydrique. Ce modèle subdivise le sol en trois compartiments verticaux. La teneur en eau de chaque compartiment est estimée quotidiennement comme étant la différence des intrants (eau non captée par la canopée) et les extrants (évaporation, transpiration et drainage). La photosynthèse est impactée par les teneurs en eau du sol et de la canopée (**Figure VI.1**).

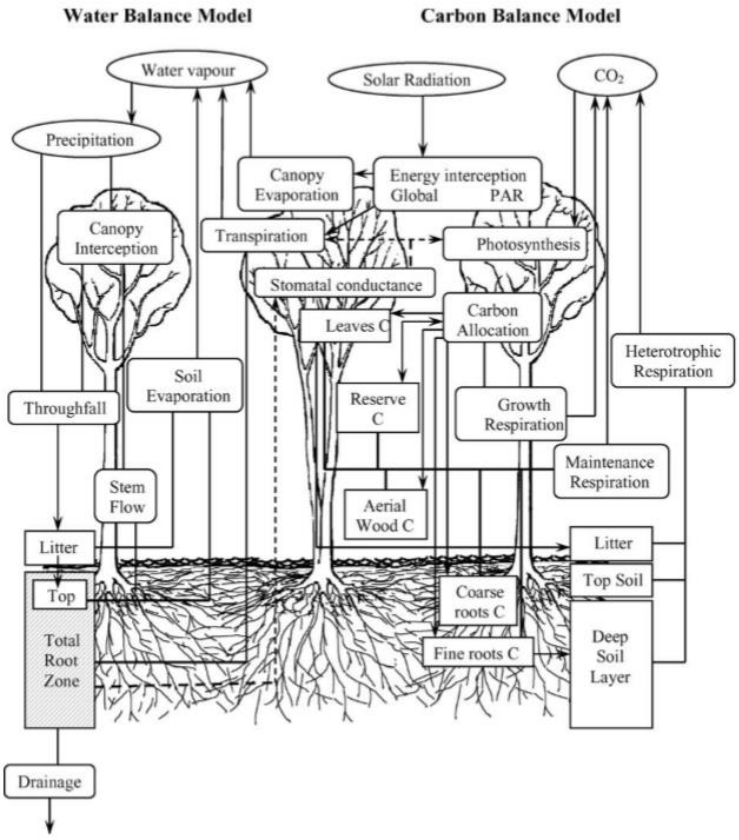


Figure VI.2. Schéma du fonctionnement du modèle CASTENEA. Ce schéma est issu de Dufrêne *et al.* (2005).

Le modèle CASTANEA a été évalué sur 5 essences forestières (épicéa commun, hêtre, chênes rouvre, pédonculé et vert, pin sylvestre ; Dufrêne *et al.,* 2005 ; Guillemot *et al.,* 2017 ; Delpierre, 2009), mais est également capable de simuler le pin maritime et le chêne pubescent, et est employé à l'échelle régionale.

2.3 Structure du modèle CASTANEA-SSM

Dans la version de base de CASTANEA, la variabilité entre individus n'est pas prise en compte car les simulations concernent uniquement le comportement d'un arbre moyen au sein d'un peuplement forestier. Cette représentation d'un peuplement dans CASTANEA constitue un verrou, car cela ne permet pas de représenter la gestion forestière dans les simulations du modèle. En 2014, Guillemot *et al*. ont intégré dans CASTANEA la dynamique démographique et de croissance du modèle Fagacées (Le Moguédec & Dhôte, 2011), afin de passer outre ce verrou (dans une version dénommée CASTANEA-SSM ; Guillemot *et al.,* 2014). L'accroissement en biomasse issu de CASTANEA est d'abord converti en accroissement en volume. Le module SSM (*Stand Structure Module*) de CASTANEA permet de distribuer l'accroissement en volume simulé de l'arbre moyen à chaque arbre individuel du peuplement forestier simulé sur la base de d'une relation taille-croissance (Deleuze *et al.,* 2004).

CASTANEA-SSM est donc capable d'intégrer le phénomène de densité-dépendance sur la dynamique forestière. Un indice de densité (le RDI, *Relative Density Index* correspondant au rapport entre le nombre de tiges observées et le nombre de tiges maximales avant mortalité pour un diamètre quadratique moyen donné d'un peuplement, Reineke 1933) est attribué à chaque peuplement forestier simulé. Au cours d'une simulation et à chaque pas de temps annuel du modèle, une mortalité naturelle intervient si la valeur du RDI excède 1. Le RDI est mis à jour annuellement.

La gestion forestière dans CASTANEA-SSM est introduite en considérant un RDI initial du peuplement forestier simulé et un RDI cible. Autour de cette trajectoire de RDI, une bande de variation est définie qui déclenche les éclaircies périodiquement et détermine la réduction de la densité (avec la croissance le RDI atteint la limite supérieur de la bande, ce qui déclanche sa réduction jusqu'à la bande inférieure, et ainsi de suite). La distribution des arbres selon leur diamètre est également impactée par la gestion forestière selon un sous-modèle issu de Bellassen *et al.* (2010) permettant d'attribuer une probabilité d'être prélevé à chaque arbre ventilé par classe de diamètre au sein du peuplement simulé. Ces probabilités sont définies selon différents scénarios de gestion forestière.

3 Hybridation du modèle CASTANEA et du modèle MARGOT

3.1 Définition d'un sous-ensemble de la forêt française

Le modèle MARGOT a pour objectif de simuler la dynamique de la forêt française tandis que le modèle CASTANEA est paramétré pour simuler la productivité de certaines essences cibles d'arbres.

Dans le cadre de cette hybridation, 5 essences forestières couvertes par le modèle CASTANEA ont été considérées pour étudier l'impact des changements environnementaux sur leur dynamique : les espèces feuillues de **chênes sessile, chêne pédonculé** et de **hêtre**, et les espèces résineuses d'**épicéa** et de **pin sylvestre**. Ces essences permettent d'envisager des comparaisons opportunes, et de tester des hypothèses telles que la meilleure résilience souvent avancée des chênes sur le hêtre face au changement climatique (Geßler *et al.,* 2007), la meilleure résilience des essences feuillues sur les essences résineuses (Vitasse *et al.,* 2019), enfin la comparaison entre le pin sylvestre et l'épicéa commun qui sont deux essences présentant des changements de croissance antagonistes sur la période récente (baisse de la croissance pour l'épicéa et augmentation de la croissance pour le pin sur la période 2006-2016 ; Ols *et al.,* 2020).

L'utilisation de ces 5 essences d'arbres dans l'hybridation des modèles CASTANEA et MARGOT nécessite de définir un nouveau domaine d'étude.

La méthode de stratification de la forêt française appliquée pour définir ce sous-ensemble de la forêt française est identique à celle présentée dans la **partie III (section 1)**, en stratifiant notamment par essences et GRECO. CASTANEA ne simulant pas les groupes génériques d'essences d'arbres, les strates génériques ont été écartées de cette analyse (au total, 18 strates représentant 1,4 % du volume total de la forêt française). Ainsi, ce sous-ensemble forestier représente **34,5 % du volume de bois total de la forêt française avec 41 strates (dont le volume moyen est de 23 millions de m³ et l'écart-type de 21 millions de m³) et 252 sous-strates (Tableau VI.1).** Ce sous-ensemble ne couvre pas l'ensemble des GRECO (les GRECO A, J et K ne sont pas représentées, **Tableau VI.1**). Les strates de ce sous-ensemble forestier sont présentées en **Annexe VI.1**. Les données relatives au nombre de départements, de strates et de sous-strates en fonction des cycles d'inventaires dans le sous-ensemble forestier sont fournis dans le **Tableau VI.2**.

Tableau VI.1. Domaine d'étude pour l'hybridation MARGOT-CASTANEA : présentation des données stratifiées de la forêt française sur les données récentes d'IFN (2014-2018).

GRECO	Catégorie juridique de propriété	Essence explicitée	Nombre de strates	Nombres de sous-strates	Volume en m³ (Part du volume simulé)	Part du volume total (en %)
Centre Nord semi-océanique	Privée Domaniale Autre forêt publique	Hêtre, Pin sylvestre, Chêne pédonculé, Chêne sessile	7	78	282 000 000 (29,9 %)	10,3
Grand Est semi-continental	Privée Domaniale Autre forêt publique	Hêtre, Epicéa commun, Chêne pédonculé, Chêne sessile	9	53	147 000 000 (15,5 %)	5,4
Vosges	Privée Domaniale Autre forêt publique	Hêtre, Epicéa commun, Chêne sessile	6	17	60 000 000 (6,4 %)	2,2
Jura	Privée Autre forêt publique	Hêtre, Epicéa commun	4	12	64 000 000 (6,8 %)	2,4
Sud-Ouest océanique	Privée	Chêne pédonculé	1	10	44 000 000 (4,7 %)	1,6
Massif central	Privée Autre forêt publique	Hêtre, Epicéa commun, Pin sylvestre, Chêne pédonculé, Chêne sessile	6	53	211 000 000 (22,4 %)	7,7
Alpes	Privée Autre forêt publique	Hêtre, Epicéa commun, Pin sylvestre	5	19	93 000 000 (9,8 %)	3,4
Pyrénées	Privée Autre forêt publique	Hêtre, Chêne pédonculé	3	10	42 000 000 (4,5 %)	1,5
Total	3 types de propriétés	5 essences dominantes	41	252	944 000 000	34,5

Tableau VI.2. Présentation des données du sous-ensemble forestier dans les trois premiers cycles d'inventaires en ancienne méthode et de la nouvelle méthode d'inventaire (2014-2018). [1] : décrit les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires.

Cycles d'inventaire	Nombre de strates	Nombre de départements inventoriés	Nombre de sous-strates	Nombre de points d'inventaire	Nombre d'arbres relevés	Année minimale[1]	Année maximale[1]	Année médiane
Cycle 1	40	43	167	28889	229635	1971	1979	1975
Cycle 2	41	69	252	46118	412864	1976	1992	1982
Cycle 3	41	69	252	43975	374114	1987	2003	1994
Nouvelle méthode	41	69	252	15132	96513	2014	2018	2016

3.2 Initialisation du modèle CASTANEA sur la période passée (1960-2017)

3.2.1 Filtrage des données d'inventaire

Le modèle CASTANEA est initialisé à partir des données IFN ancienne et nouvelle méthode issues du sous-ensemble forestier préalablement défini (**Tableaux VI.1, Tableau VI.2**). CASTANEA prend en compte exclusivement les peuplements monospécifiques équiennes. Par conséquent, un filtrage des points d'inventaires est réalisé selon différentes modalités :

- les points d'inventaires dont l'essence étudiée représente plus de 70 % de la surface terrière et 70 % de la densité totale (estimé selon le nombre de tiges à l'hectare) ;
- seuls les arbres appartenant à la strate verticale dominante du point d'inventaire (arbres dominants en hauteur) sont conservés ;
- les points d'inventaire dans lesquels la classe d'âge de l'essence cible est inférieure à 20 ans ou supérieure à 300 ans sont écartés.

3.2.2 Données climatiques (Analyse climatique SAFRAN)

Les données SAFRAN[1] constituent les données climatiques utilisées par le modèle CASTANEA dans ses simulations. Ces données couvrent le territoire français métropolitain sur une grille carrée de 8 km de résolution (**Figure VI.4**) sur une projection Lambert-II étendue fondée sur les observations météorologiques de Météo-France (Le Moigne, 2002). Cette résolution spatiale offre un bon compromis pour la prise en compte du climat dans des conditions stationnelles et climatiques locales. **Elle est par ailleurs pertinentes pour l'inventaire**

[1] **Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Adaptés à la Nivologie**

forestier français dont la résolution d'échantillonnage de la grille est d'un point tous les 10 km chaque année.

Les données SAFRAN sont fournies à une résolution temporelle horaire et décrivent la température, le vent, l'humidité relative, la quantité des précipitations, les rayonnements atmosphériques et solaire incident ainsi que la nébulosité totale (Vidal *et al.,* 2010). Les conditions climatiques de chaque point d'inventaire IFN utilisé par le modèle CASTANEA sont supposées correspondre à celles de la cellule de la maille SAFRAN dans laquelle le point d'inventaire se situe.

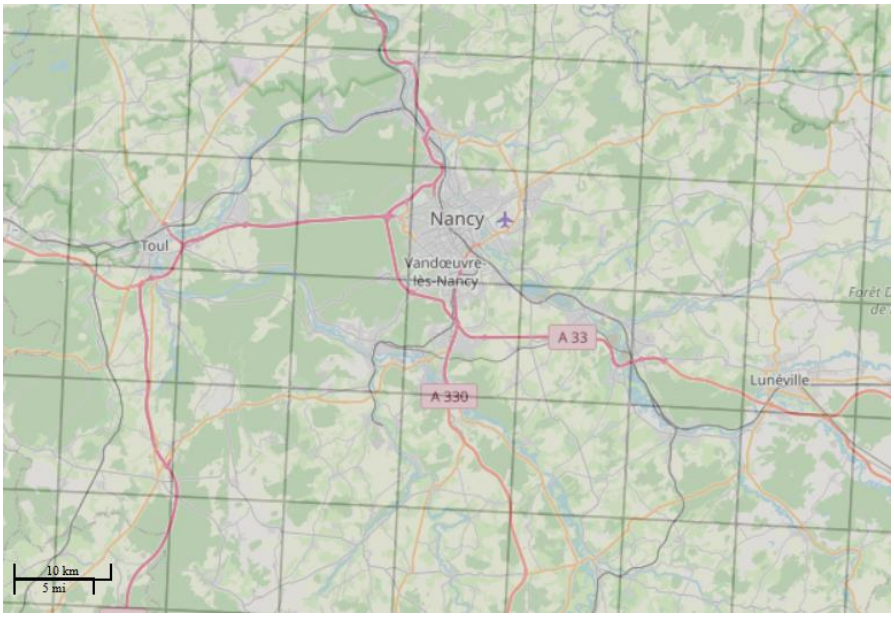


Figure VI.4. Illustration des mailles SAFRAN (64 km² chacune) sur une partie du territoire français (INRAE, 2021).

3.2.3 Sorties du modèle CASTANEA pour l'hybridation

Nous considérons ici l'accroissement en biomasse aérienne annuelle ligneuse simulé par CASTANEA. Les simulations sont opérées au niveau de chaque point d'inventaire, assimilé à un peuplement forestier, sur une période historique allant de 1960 à 2017. **En effet, lors d'une simulation, la biomasse et l'âge du peuplement sont réinitialisés tous les 10 ans afin de filtrer l'effet du vieillissement du peuplement dans les simulations, et de conserver le signal dû aux changements environnementaux**. Ces réinitialisations ont lieu en 1970, 1980, 1990, 2000 et 2010.

Les simulations sont déclinées selon 2 familles de scénarios utilisant des quantités atmosphériques différentes de CO_2 afin de séparer son impact et celui des seuls changements climatiques sur les simulations des deux modèles. En effet, le CO_2 atmosphérique conduit à une fermeture stomatique qui limite l'évapotranspiration du couvert, et cet effet est considéré comme probablement excessif par ses développeurs. Les deux scénarios sont les suivants :

- CO_2 évoluant tout au long de la simulation pour reproduire l'augmentation du CO_2 sur la période de simulation
- CO_2 fixé à 321 ppm (teneur en C02 atmosphérique dans les années 1960)

Les simulations s'effectuant sur la période passée (1960-2017), seules les données climatiques observées au cours de cette période ont été utilisées. Aucun scénario climatique n'a donc été analysé.

Enfin, il est à noter que l'ensemble des simulations de CASTANEA ont été réalisées par l'équipe d'Eric Dufrêne au laboratoire Ecologie, Systématique et Evolution (ESE) à l'université Paris-Saclay.

3.3 Modificateurs de croissance

L'hybridation entre CASTANEA et MARGOT s'effectue par la définition de « modificateurs » de croissance établis à partir des simulations de la version CASTANEA du modèle (gestion non incluse).

Le principe général est d'établir un ratio entre productivité courante d'une année donnée, et productivité de référence, toutes choses à l'exclusion du climat égales par ailleurs. Ce ratio vient modifier multiplicativement les taux de passage de MARGOT. Les modificateurs sont définis et stratifiés par classe de diamètre.

3.3.1 Définition des modificateurs de croissance

Avec CASTANEA, les modificateurs de croissance sont d'abord estimés sur chaque point d'inventaire. Les équations allométriques de la version CASTANEA-SSM sont utilisées afin de convertir l'accroissement en biomasse aérienne en accroissement en diamètre. Cela permet d'attribuer un diamètre moyen au point d'inventaire simulé et de stratifier les modificateurs de croissance établis au niveau des points, par classe de diamètre sur les strates. L'hypothèse admise est que les arbres du point d'inventaire simulé ont des diamètres égaux dans les peuplements homogènes ciblés.

Malgré l'utilisation de composantes de la version CASTANEA-SSM, la densité-dépendance et la gestion forestière ne sont pas prises en compte dans les simulations. Elles font l'objet de développements de MARGOT présentées dans la partie VIII.

La période de référence correspond à une période de dix ans allant de 1960 à 1969, afin de limiter l'influence des années particulières. Les modificateurs de croissance correspondent au ratio entre l'accroissement en biomasse aérienne ligneuse d'une année par rapport à l'accroissement en biomasse aérienne moyen annuel estimé sur la période de référence issue des simulations du modèle, au niveau du point. Ils se calculent selon l'équation suivante :

$$Mod_{pi,k,sCO2}(t) = \frac{BA_{pi,k,sCO_2}(t)}{BA_{pi,k,sCO_2}(tref)} \qquad \textbf{(VI.1)}$$

où $Mod_{pi,k,sCO2}(t)$ correspond au modificateur de croissance estimé sur un point d'inventaire pi à une année t dans une classe de diamètre k selon une quantité en CO_2 atmosphérique défini par le scénario sCO_2, $BA_{pi,k,sCO_2}(t)$ correspond à l'accroissement en biomasse aérienne estimé à une année t, et $BA_{pi,k,sCO_2}(tref)$ correspond à l'accroissement en biomasse aérienne moyen annuel estimé sur la période de référence $tref$ (1960-1969).

3.3.2 Intégration des modificateurs de croissance dans le modèle MARGOT

MARGOT opère sur un partitionnement de la forêt française en strates (définies selon l'appartenance d'un arbre à une essence, à une GRECO et à un type de propriété, **Tableau VI.1**). **Les modificateurs de croissance ont donc été agrégés selon l'appartenance du point d'inventaire sur lequel ils sont estimés à une GRECO et à une essence d'arbre. L'interaction GRECO x essence d'arbre est appelée hyper-strate. Le type de propriété n'entre pas en compte dans l'estimation des modificateurs,** car les modificateurs de croissance ont été estimés uniquement à partir de points d'inventaire dont la gestion forestière est similaire (peuplements monospécifiques équiens). Cependant, dans la version du modèle MARGOT hybridé au modèle CASTANEA, le type de propriété reste un facteur de partitionnement utilisé dans l'estimation des paramètres de MARGOT. L'agrégation par classes de diamètre au sein d'une strate est définie de la façon suivante :

$$Mod_{hs,k,sCO_2}(t) = \frac{1}{N_{pi_{hs,k}}} \Sigma_{pi_{hs,k}} Mod_{pi,k,sCO_2}(t) \qquad \textbf{(VI.2)}$$

où hs correspond à une hyper-strate (intersection d'une GRECO et d'une essence), k correspond à une classe de diamètre, $sCO2$ désigne les familles de scénarios de teneur en CO_2 atmosphérique et $N_{pi_{hs,k}}$ correspond au nombre de points d'inventaire dans une classe de diamètre appartenant à une hyper-strate.

Le modificateur de croissance étant un ratio, il peut être appliqué aux *TPA* du modèle MARGOT selon l'équation suivante :

$$TPA_{s,k,sCO_2}(t) = TPA_{s,k,sCO_2}(tref) * Mod_{hs,k,sCO_2}(t) \qquad \textbf{(VI.3)}$$

où $TPA_{s,k,sCO_2}(t)$ est le taux de passage modifié à une année t dans une classe de diamètre k appartenant à une strate s, $TPA_{s,k,sCO_2}(tref)$ est le taux de passage estimé sur l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate s sur lequel les modificateurs de croissance sont ceux définis au niveau de l'hyperstrate.

L'ensemble des étapes permettant d'estimer les estimateurs de croissance est résumé dans la **Figure VI.5**.

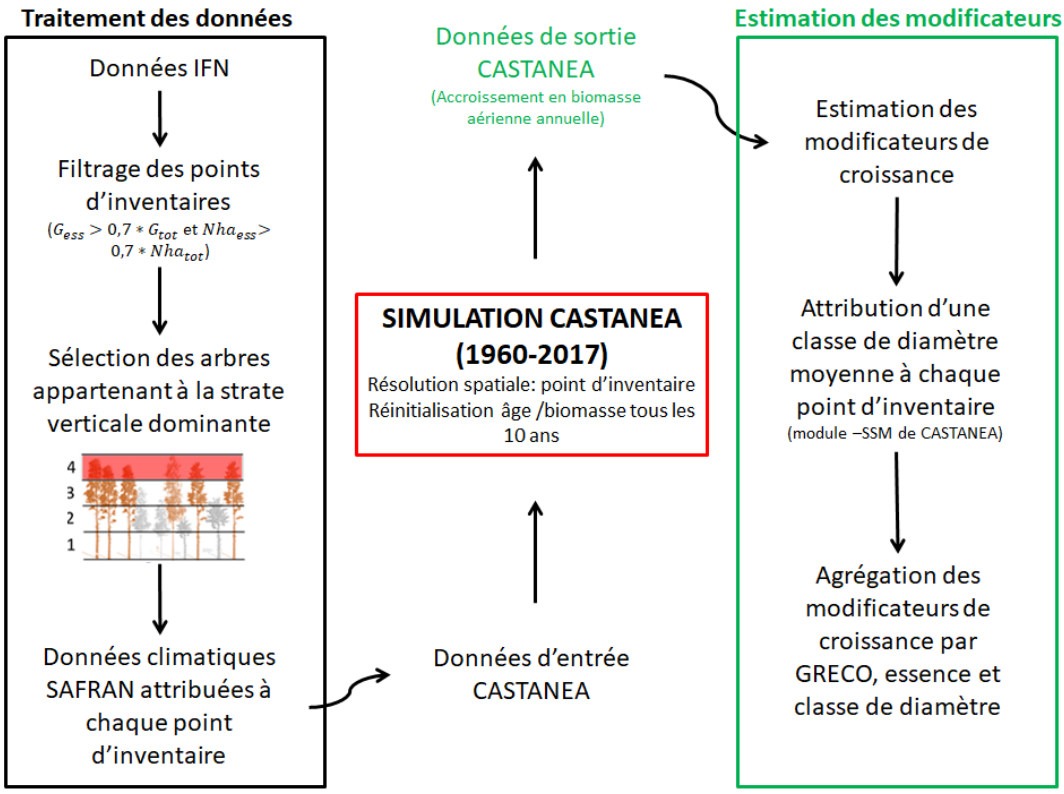


Figure VI.5. Schéma des étapes d'estimation par simulation des modificateurs climatiques par le modèle CASTANEA. G_{ess} est la surface terrière d'une essence cible sur un point d'inventaire. G_{tot} est la surface terrière totale du point d'inventaire. Nha_{ess} est la part du nombre de tige par hectare de l'essence cible. Nha_{tot} est le nombre total de tiges par hectare.

4 Analyse des modificateurs de croissance

4.1 Une première analyse visuelle des modificateurs de croissance

Il est à noter que l'analyse des modificateurs de croissance présentée dans cette section a été réalisée par nos soins au laboratoire d'inventaire forestier (LIF).

Les modificateurs de croissance issus des simulations du modèle CASTANEA sont illustés en **Figure VI.6. Ils présentent de fortes variations interannuelles**, allant au minimum de -70 % de la croissance estimée sur la période de référence (1960-1969, pour du Hêtre dans les Alpes), à +130 % (pour du Hêtre dans les Pyrénées). **Ces oscillations ne révèlent pas de structure temporelle marquée** (notion d'autocorrélation), et suggèrent plutôt que le terme climatique annuel domine la formation de la NPP dans CASTANEA. L'agrégation temporelle (de l'heure à l'année) puis spatiale peut ici jouer un rôle.

Ils révèlent aussi un très fort parallélisme de trajectoires entre classes de diamètre, suggérant **une très faible interaction entre stade de développement et réponse environnementale** (bien qu'on puisse détecter par exemple une réactivité supérieure des jeunes peuplements, **Figure VI.6**). Intuitivement, cette absence d'interaction évidente se comprend bien par la nature des modificateurs définis comme des ratios, qui permettent d'addimensionnaliser la composante environnementale.

Les modificateurs sous scénario à CO_2 évolutif sont en moyenne supérieurs à la croissance estimée sur la période de référence (+6 % en moyenne, pour un écart-type de 24 %, **Figure VI.7**), **tandis que les modificateurs à CO_2 fixé ont une moyenne inférieure à la croissance estimée sur la période de référence** (-4 % en moyenne, pour un écart-type de 21 %, **Figure VI.7**). **Cela suggère un rôle marqué de ce facteur, qui n'est pas climatique, dans la structuration des tendances temporelles issues de CASTANEA, reflétées dans ces modificateurs**.

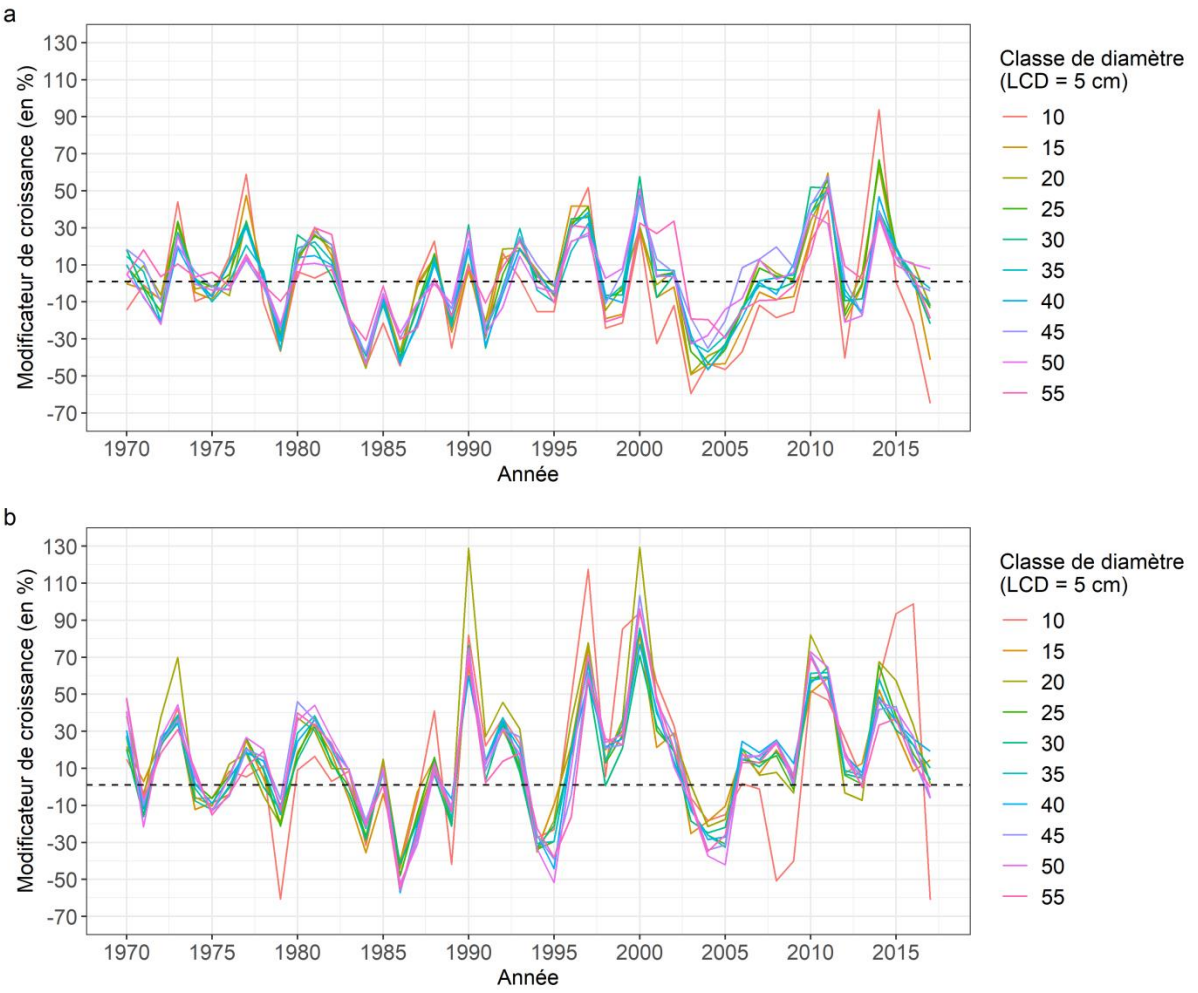


Figure VI.6. Modificateurs de croissance du Hêtre dans les Alpes (a) et dans les Pyrénées (b) sous le scénario à CO_2 évolutif, estimés sur la période 1970-2017, et ventilés par classes de diamètre d'une largeur de 5 cm (LCD = 5 cm).

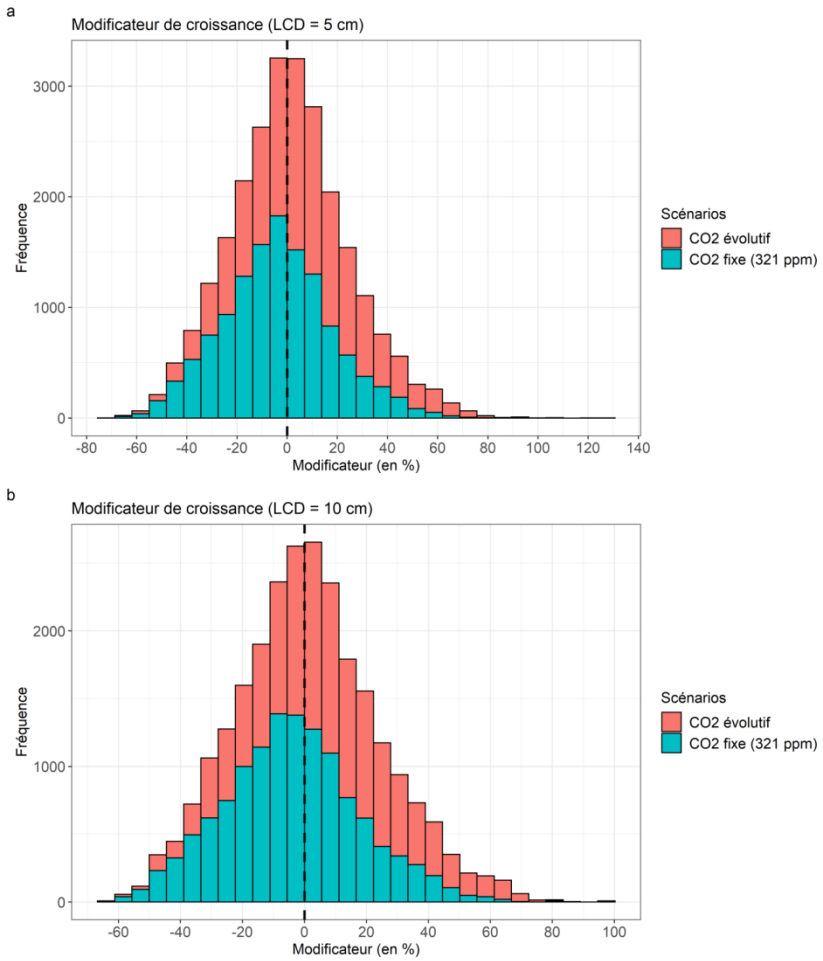


Figure VI.7. Distribution des modificateurs estimés sur le sous-ensemble de la forêt française selon les deux scénarios de CO_2 et la largeur des classes de diamètre (LCD) utilisé. Les strates et les classes de diamètre sont confondues dans cette représentation.

4.2 Analyse statistique des modificateurs de croissance

4.2.1 Objectif et contexte

Les modificateurs de croissance diffèrent en théorie selon la classe de diamètre, l'essence forestière, la GRECO, et le scénario de teneur en CO_2. **Cependant, les modificateurs sont issus d'un ratio qui pourrait réduire ou annuler l'influence de certains facteurs sur les modificateurs**. **La logique d'agrégation temporelle (à l'année dans CASTANEA) et spatiale (modificateur en hyper-strate) peut aussi contribuer à en gommer l'influence.**

Dans ce context, une analyse de variance systématique a été entreprise (ANOVA), afin de tester la significativité de chacune de ces variables qualitatives sur les modificateurs. Des classes de diamètre de largeur de 5 cm ont été considérées. Les modèles ont été testés pour

les deux familles de scénarios en CO_2. Les résultats de l'analyse sont présentés en **Tableau VI.3**.

4.2.2 Modèles d'analyse de variance

Le premier modèle d'analyse de variance fait l'hypothèse que les modificateurs varient selon l'année et la classe de diamètre sur lesquels ils sont estimés :

$$\boldsymbol{Mod\text{è}le\ 1 \rightarrow Mod_{sCO_2}(t) = \mu + \alpha_t + \beta_k + \gamma_{t,k} + \varepsilon} \qquad \textbf{(VI.4)}$$

où Mod_{sCO_2} sont les modificateurs de croissance issue des simulations du modèle CASTANEA selon un scénario de teneur en CO_2 atmosphérique, μ est l'ordonnée à l'origine, α_t est l'effet de l'année sur laquelle sont estimés les modificateurs ($annee$ représente les années sur la période 1970-2017), β_k est l'effet de la classe de diamètre (k représente les classes de diamètre), $\gamma_{t,k}$ est l'interaction entre l'effet de l'année et de la classe de diamètre et ε est le terme résiduel aléatoire, par hypothèse $\varepsilon \sim N(0, \sigma)$ pour l'inférence.

L'interaction entre l'effet de l'année et de la classe de diamètre est étudiée afin d'identifier si les changements environnementaux (climat, éventuellement CO_2) sur la période étudiée impactent les peuplements différentiellement selon leur diamètre.

Les modèles d'analyse de variance suivants sont à deux variables, et testent l'hypothèse que les modificateurs varient selon l'année et les autres facteurs (étudiés un par un avec l'année) : essence forestière, GRECO, hyper-strate (stratification des GRECO et des essences forestières), scénario de teneur en CO_2 :

$$\boldsymbol{Mod\text{è}le\ 2 \rightarrow Mod_{sCO_2} = \mu + \alpha_t + \beta_k + \gamma_{ess} + \delta_{t,ess} + \varepsilon} \qquad \textbf{(VI.5)}$$

où γ_{ess} est l'effet de l'essence, $\delta_{t,ess}$ est l'interaction entre l'effet de l'année et de l'essence de l'arbre.

et,

$$\boldsymbol{Mod\text{è}le\ 3 \rightarrow Mod_{sCO_2} = \mu + \alpha_t + \beta_k + \gamma_{GRECO} + \delta_{t,GRECO} + \varepsilon} \qquad \textbf{(VI.6)}$$

où γ_{GRECO} est l'effet de la GRECO, $\delta_{t,GRECO}$ est l'interaction entre l'effet de l'année et de la GRECO.

et,

$$\boldsymbol{Mod\text{è}le\ 4 \rightarrow Mod_{sCO_2} = \mu + \alpha_t + \beta_k + \gamma_{hs} + \delta_{t,hs} + \varepsilon} \qquad \textbf{(VI.7)}$$

où γ_{hs} est l'effet de l'hyper-strate testée directement (c'est-à-dire l'interaction entre essence et GRECO), $\delta_{t,hs}$ est l'interaction entre l'effet de l'année et de l'hyper-strate.

et,

$$\boldsymbol{Mod\text{è}le\ 5 \rightarrow Mod = \mu + \alpha_t + \beta_k + \gamma_{sCO_2} + \delta_{t,sCO_2} + \varepsilon} \qquad \textbf{(VI.8)}$$

où Mod sont les modificateurs de croissance issue des simulations du modèle CASTANEA, γ_{SCO2} est l'effet du scénario de teneur en CO_2, δ_{t,sCO_2} est l'interaction entre l'effet de l'année et du scénario de teneur en CO_2.

Les résultats de ces analyses de variance sont repris dans le **Tableau VI.3**.

Les analyses confirment :

- que l'effet de l'année est très significatif. Mais il s'agit ici cependant d'un test de l'effet annuel, et pas d'une quelconque tendance temporelle (effet linéaire d'une analyse ANCOVA).
- que les modificateurs varient **dans une moindre mesure** en fonction de la classe de diamètre ($p < 0,01$, **Tableau VI.3** ; pour rappel dans le modèle MARGOT l'effet classe de diamètre était plus prononcé ($p < 10^{-10}$ pour l'ensemble des taux démographiques sur une période maximale allant de 1976 à 2016, voir **partie V)**), l'interaction n'est par alleurs pas significative, comme on pouvait le pressentir initialement (**Figure VI.6**).
- que les modificateurs varient significativement en fonction de l'essence étudiée, de la GRECO puis de l'hyper-strate sur lesquelles ils sont estimés ($p < 10^{-10}$ pour les trois variables qualitatives analysées une par une avec l'année, **Tableau VI.3**). Cependant, l'interaction augmente progressivement avec ces termes, et la plus forte observée est celle entre l'année et les hyper-strates ($p < 10^{-6}$ et $p < 10^{-8}$ pour respectivement les modificateurs issues du scénario dont le CO_2 varie sur la période d'étude et pour les modificateurs issus du scénario où le CO_2 est constant), ce qui démontre une nouvelle fois l'intérêt à stratifier les forêts selon les essences dans les GRECO. Le chêne sessile dans la GRECO B présente l'effet positif le plus important, tandis que le hêtre dans la GRECO C présente l'effet négatif le plus important, dans le cas du scénario à CO_2 variable.
- le scénario de CO_2 a de loin le niveau de statistique F le plus élevé de tous les facteurs, traduisant son caractère très structurant. L'interaction est elle-même très forte, indiquant une interaction entre niveau de CO_2 et effet des variables climatiques ($p < 10^{-10}$, **Tableau VI.3**). L'analyse des modificateurs estimés à CO_2 stable avec les modèles 1-4 montre que l'effet des classes de diamètre sur les modificateurs n'est pas significatif, tandis que l'effet de l'année est moins intense que pour le scénario à CO2 évolutif ($p < 10^{-5}$ contre $p < 10^{-10}$, **Tableau VI.3**). Ces résultats démontrent le fort impact du CO_2 (avec un effet positif) sur les changements de croissance simulé par CASTANEA et qui est présumé excessif par ses auteurs (Eric Dufrêne, comm. pers.).

A noter par ailleurs qu'une analyse visant à identifier la présence d'effets « mémoire » dans la séquence des modificateurs a été réalisée et a mis en évidence une absence d'autocorrélation temporelle (AR1), hormis pour le Hêtre dans la GRECO B (+0,34, $p < 0,05$).

Tableau VI.3. **Effets de différents facteurs sur les modificateurs de croissance selon les modèles 1 à 4 (Eq. VI.4 à VI.7) selon les deux scénarios en teneur en CO_2, et selon le modèle 5 (Eq. VI.8), à l'échelle du sous-ensemble de la forêt française.** RSE : erreur résiduelle standard du modèle. NS : Non significatif. Statistique F : résultat du test de Fisher.

Scénario en teneur en CO_2	**Modèles**	**Effets**	**R^2**	**RSE (en %)**	***Statistique F***	***Probabilité critique***
CO_2 évolutif	Modèle 1	Année			796,3	$< 10^{-10}$
		Classe de diamètre	0,07	0,23	7,3	< 0,01
		(Année * classe de diamètre)			0,4	NS
	Modèle 2	Année			802,7	$< 10^{-10}$
		Essence	0,07	0,23	22,3	$< 10^{-10}$
		(Année * essence)			2,7	< 0,05
	Modèle 3	Année			807,1	$< 10^{-10}$
		GRECO	0,08	0,23	19,8	$< 10^{-10}$
		(Année * GRECO)			4,5	$< 10^{-4}$
	Modèle 4	Année			817	$< 10^{-10}$
		Hyper-strate	0,09	0,23	11,9	$< 10^{-10}$
		(Année * hyper-strate)			3,2	$< 10^{-6}$
CO_2 fixé	Modèle 1	Année			21,5	$< 10^{-5}$
		Classe de diamètre	0,002	0,22	0,5	NS
		(Année * classe de diamètre)			0,8	NS
	Modèle 2	Année			22,0	$< 10^{-5}$
		Essence	0,03	0,22	65,5	$< 10^{-10}$
		(Année * essence)			3,1	< 0,05
	Modèle 3	Année			22,0	$< 10^{-5}$
		GRECO	0,03	0,22	33,5	$< 10^{-10}$
		(Année * GRECO)			5,9	$< 10^{-6}$
	Modèle 4	Année			22,6	$< 10^{-5}$
		Hyper-strate	0,05	0,21	24,0	$< 10^{-10}$
		(Année * hyper-strate)			3,7	$< 10^{-8}$
CO_2 évolutif et CO_2 fixé	Modèle 5	Année			561,8	$< 10^{-10}$
		Scénario teneur en CO_2	0,08	0,23	1132,7	$< 10^{-10}$
		(Année * Scénario teneur en CO_2)			300,4	$< 10^{-10}$

5 Comparaison des variations temporelles des taux de passage de MARGOT, de l'accroissement radial et des modificateurs issus de CASTANEA

5.1 Méthode

L'objectif de cette analyse est de déterminer si les modificateurs de croissance issus des simulations de CASTANEA (et selon les deux scénarios en CO_2) sont proches des variations temporelles des *TPA* du modèle MARGOT d'un point de vue qualitatif et quantitatif.

Une quantification comparative des changements des modificateurs, des taux de passage et des accroissements radiaux (IR5) a été réalisée de façon similaire à la **partie V**.

L'accroissement radial a été ajouté à cette analyse, car cela permet de comparer les variations de la croissance basées sur des observations (IR5), et estimées à partir de simulations d'un modèle fonctionnel (modificateurs) et les taux de croissance d'un modèle empirique (*TPA* médians). Les modificateurs issus de CASTANEA représentent une « croissance en biomasse ligneuse », tandis que l'IR5 et les *TPA* médians représentent une « croissance dendrométrique radiale » à 1,30m de hauteur.

Les variations des *TPA* et des IR5 ont été analysées sur une ventilation des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre de largeur de 5 cm. Les paramètres estimés à partir des données du premier cycle d'inventaire d'ancienne méthode (Cycle 1) n'ont pas été utilisées dans cette analyse (**Tableau VI.2**). Les effectifs d'arbres appartenant à des classes de diamètre supérieures à 57,5 cm ont été supprimés, car les modificateurs de croissance ne sont pas disponibles pour des diamètres supérieurs (par manque de données suffisantes après les filtres effectués par les utilisateurs de CASTANEA et la limite de simulation à partir de 300 ans).

La mesure de l'évolution relative des *TPA* médians est estimée à partir du modèle présenté dans la **partie V**, qui correspond à un effet multiplicatif du temps, rappelé ici :

$$\ln(TPA) = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \varepsilon \qquad \textbf{(VI.9)}$$

où TPA est l'estimation des *TPA* médians, μ est l'ordonnée à l'origine, α_{cyc} est l'effet du cycle d'inventaire utilisé pour estimer les processus de dynamique forestière (cyc représente les cycles d'ancienne méthode 2 et 3 et les données de la nouvelle méthode), β_k est l'effet de la classe de diamètre (k représente les classes de diamètre), et ε est le terme résiduel aléatoire, par hypothèse $\varepsilon \sim N(0, \sigma)$ pour l'inférence.

Les IR5 ont également fait l'objet d'une analyse des facteurs sur lesquels ils varient (**Annexe VI.2**). Comme pour les *TPA* et les modificateurs, ils varient significativement en fonction de la classe de diamètre ($p < 10^{-10}$**, Annexe VI.2**). Par conséquent, un modèle similaire aux *TPA* pour estimer leur évolution absolue est utilisé :

$$\ln(IR5) = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \varepsilon \qquad \textbf{(VI.10)}$$

où $IR5$ est la donnée d'inventaire sur les accroissements radiaux des arbres mesurés sur 5 ans.

Les modificateurs de croissance sont estimés annuellement sur la période 1970-2017. Pour effectuer une comparaison équivalente entre la variation des *TPA* médians et celle des IR5, les modificateurs ont été moyennés sur les années médianes des cycles d'inventaire par hyper-strate (**Tableau VI.2**). Les modificateurs étant estimés jusqu'en 2017, nous avons fait l'approximation que l'année médiane correspondait à 2016.

Les modificateurs varient significativement en fonction de la classe de diamètre ($p < 0,01$ exclusivement pour les modificateurs à CO_2 évolutif**, Tableau VI.3)**. Par conséquent, un modèle similaire aux *TPA* et aux IR5 pour estimer leur évolution absolue est utilisé **pour les deux scénarios de CO_2 :**

$$\ln(Mod_{hs}) = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \varepsilon \qquad \textbf{(VI.11)}$$

où Mod_{hs} est le modificateur de croissance issu des simulations du modèle CASTANEA.

5.2 Variations temporelles à l'échelle des hyper-strates

5.2.1 Hyper-strates d'épicéa commun

Les variations des *TPA* médians, de l'IR5 et des **modificateurs à CO_2 fixé** décrivent une diminution de la croissance de l'épicéa commun dans la GRECO C du même ordre de grandeur (**Figure VI.8a**). Les modificateurs de croissance à CO_2 évolutif dans la GRECO C varient très peu. Dans la GRECO D, les variations des *TPA* médians, de l'IR5 et des modificateurs à CO_2 évolutif sont qualitativement identique (augmentation de la croissance entre le second et le troisième cycle, puis diminution de la croissance), mais d'intensité différente (**Figure VI.8b**)**.** Sur l'ensemble des autres hyper-strates, les modicateurs à CO_2 évolutif augmentent entre les deux périodes (**Figure VI.8**). Le même patron est observé dans une mesure moindre sur les variations de l'IR5 uniquement dans la GRECO E (**Figure VI.8c**).

D'autre part, les modificateurs à CO_2 fixé augmentent entre le second et le troisième cycle d'inventaire dans les GRECO E et H (**Figure VI.8c** ; **Figure VI.8e**), et présentent une variation opposée dans la GRECO G (**Figure VI.8d**). Hormis les variations de l'IR5 dans la GRECO H, ni les variations des *TPA* médians, ni celles de l'IR5 ne correspondent à celles mesurées des modificateurs sur les deux périodes, ce qui interroge.

Charru *et al.* (2014) décrivent une augmentation de la croissance de l'épicéa commun de 19 % dans la GRECO H, de 21 % dans la GRECO E et de 71 % dans la GRECO G sur la période passée (1980-2005). D'autre part, sur l'ensemble des régions montagneuses sur la période 1980-2007, Charru *et al.* (2017) décrivent une augmentation de la croissance de cette essence de l'ordre de 42 %. Ces résultats sont en accord avec les variations mesurées de l'IR5 dans la GRECO E entre le second et le troisième cycle d'inventaire, mais contradictoire dans les autres GRECO. Cependant, elles sont en accord avec les variations mesurées des modificateurs de croissance issus du scénario à CO_2 évolutif.

Ces résultats sont néanmoins à interpréter avec précaution, car les variations mesurées des modificateurs, des IR5 et des *TPA* médians sont comparées sur une période non similaire à celle étudiée par Charru *et al.* (2014, 2020 ; période allant de 1980 à 2007 au maximum). De plus, nous savons qu'une baisse de la croissance a eu lieu entre le troisième cycle d'inventaire et les données de la nouvelle méthode.

En effet, sur la période récente (2006-2016), Ols *et al.* (2020) décrivent une diminution de la croissance de l'épicéa commun dans les régions montagneuses (GRECO D, G et H), et une diminution de 30 % dans les plaines du Nord (correspondant aux GRECO B et C). Ce résultat est commun aux changements mesurés des IR5, des *TPA* médians et des modificateurs à CO_2 fixé (hormis dans la GRECO G). Les modificateurs à CO_2 évolutif présentent une augmentation de la croissance entre le second cycle d'inventaire et les données de la nouvelle méthode, hormis dans la GRECO D (**Figure VI.8**), ce qui est en contradiction avec les autres tendances observées par Ols *et al*. (2020).

Ces résultats doivent être interpréter avec précaution, mais ils montrent que **les tendances positives sur la période récente des modificateurs de croissance à CO_2 évolutif sont difficilement interprétables. La prise en compte de l'augmentation de la teneur en CO_2 atmosphérique sur la période d'étude par le modèle CASTANEA entraînerait donc potentiellement une surestimation de la croissance de l'épicéa commun**.

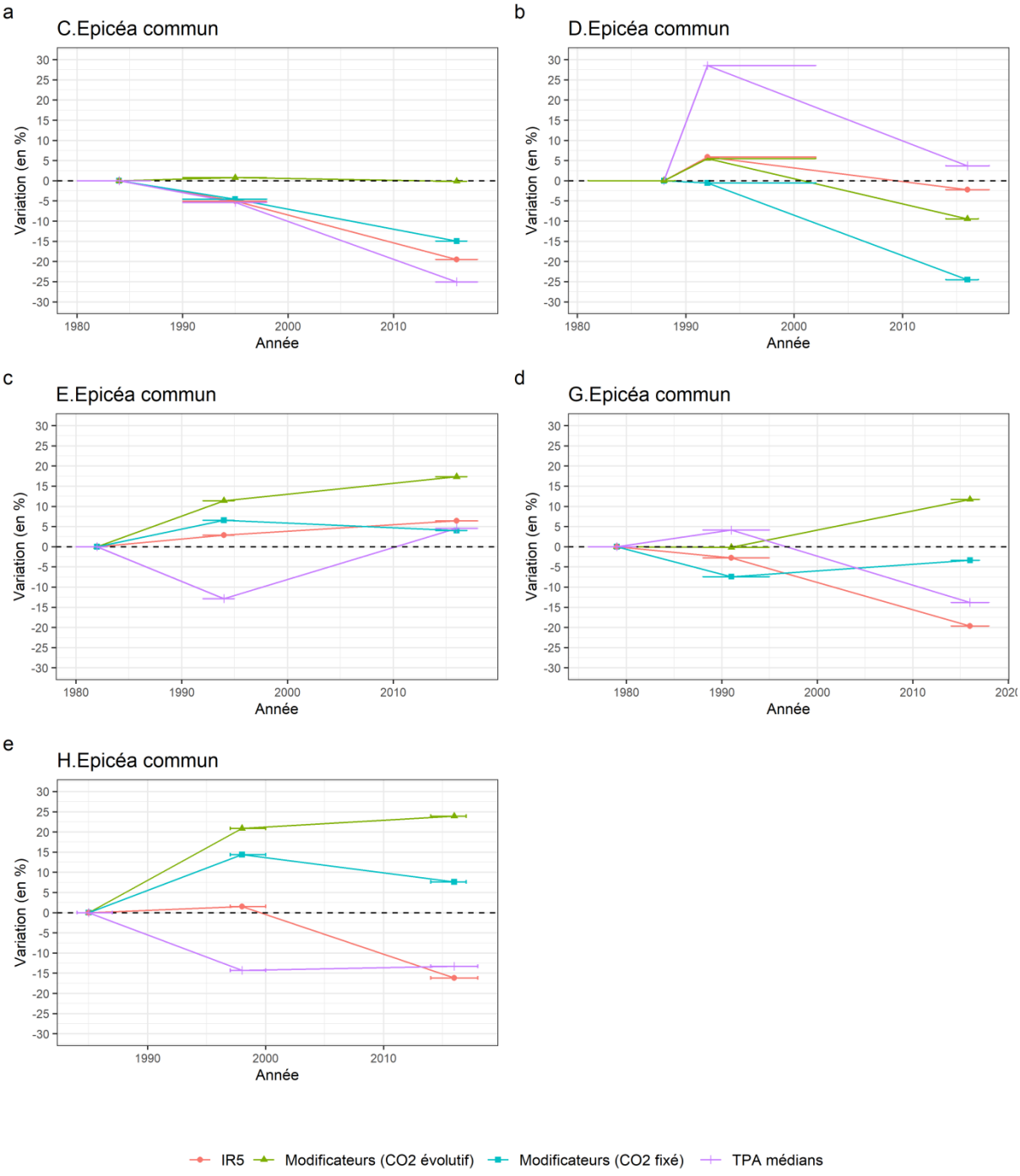


Figure VI.8. Mesures des changements des taux de passage (*TPA*) médians, de l'accroissement radial sur 5 ans (IR5) et des modificateurs de croissance estimés à l'échelle des hyper-strates sur l'épicéa commun (a : GRECO C, b : GRECO D, c : GRECO E, d : GRECO G, e : GRECO H). Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

5.2.2 Hyper-strates de chêne sessile et de chêne pédonculé

Il est difficile d'interpréter les variations sur les chênes tant les tendances sont variées, même si un patron général se dégage, notamment avec un optimum de croissance au troisième cycle d'inventaire (**Figure VI.9**, **Figure VI.10**). Par ailleurs, il est possible de distinguer un schéma général dans les variations des IR5. En effet, on observe dans l'ensemble des hyper-strates, hormis celle du chêne pédonculé dans la GRECO I, une hausse des IR5 entre le second et le troisième cycle d'inventaire, puis une baisse (ou une variation d'intensité égale) des IR5 entre le troisième cycle d'inventaire et les données de nouvelle méthode (**Figure VI.9**, **Figure VI.10**).

Ces faits sont remarquablement proches de ceux décrits dans la littérature française dédiée aux changements de croissance des chênes (Bontemps *et al.,* 2013 ; Charru *et al.,* 2017), avec une inflexion assez récente de la croissance qui fait suite à une augmentation pluri-décennale.

Dans ce contexte, **l'observation des variations parfaitement opposées entre les modificateurs d'une part (à CO_2 fixé et évolutif), et celles des IR5 et des *TPA* médians d'autre part, pour le chêne pédonculé dans la GRECO F et I est frappante (Figure VI.9c**, **Figure VI.9e**).

Ces fortes divergences questionnent l'utilisation des modificateurs de croissance. Une post-sélection des strates dont les tendances entre les modificateurs, les données d'inventaire et les paramètres du modèle MARGOT sont similaires ou proches peut être envisagée.

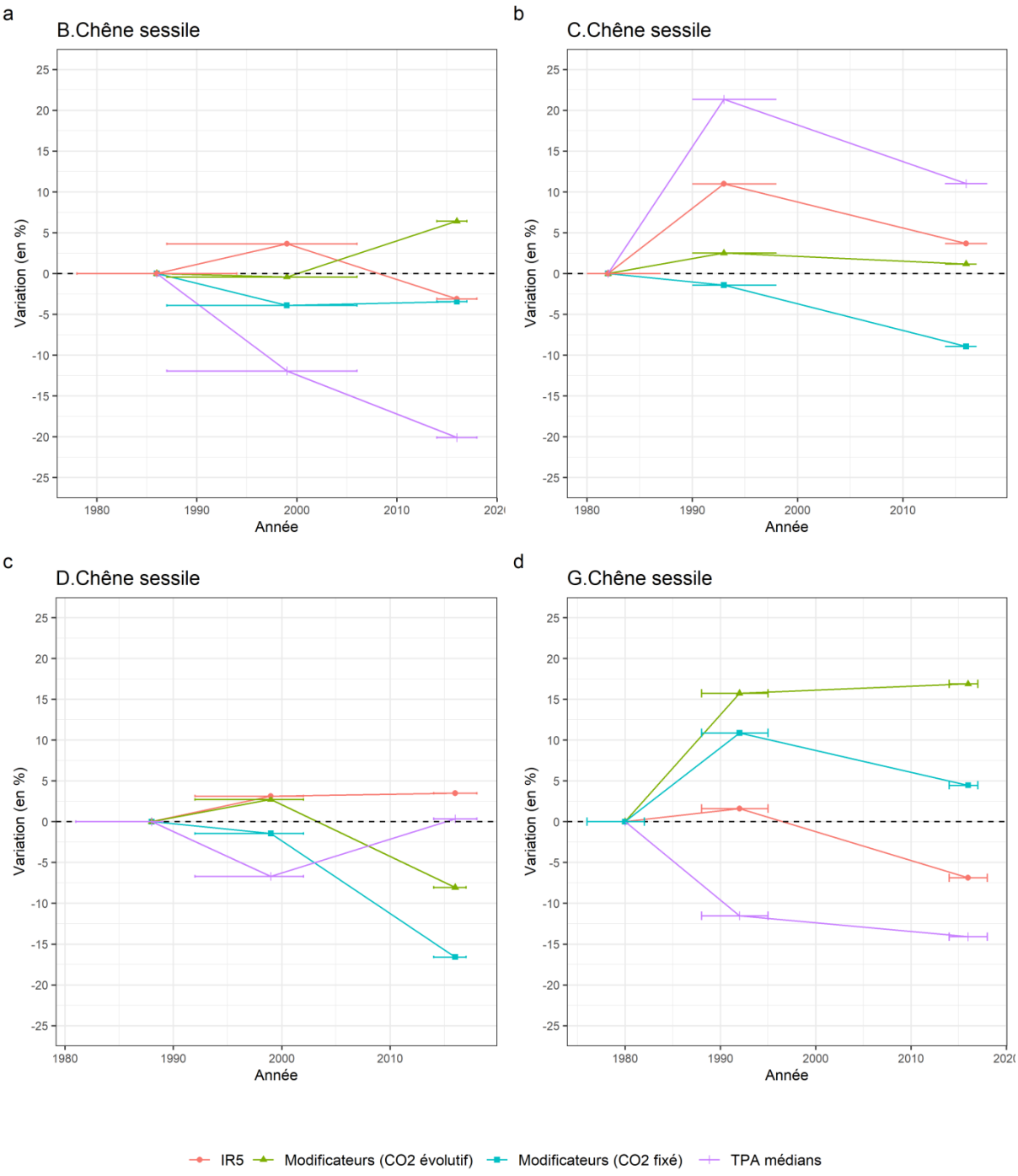


Figure VI.9. Mesures des changements des taux de passage (*TPA*) médians, de l'accroissement radial sur 5 ans (IR5) et des modificateurs de croissance, estimés à l'échelle des hyper-strates sur le chêne sessile (a : GRECO B, b : GRECO C, c : GRECO D, d : GRECO G). Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

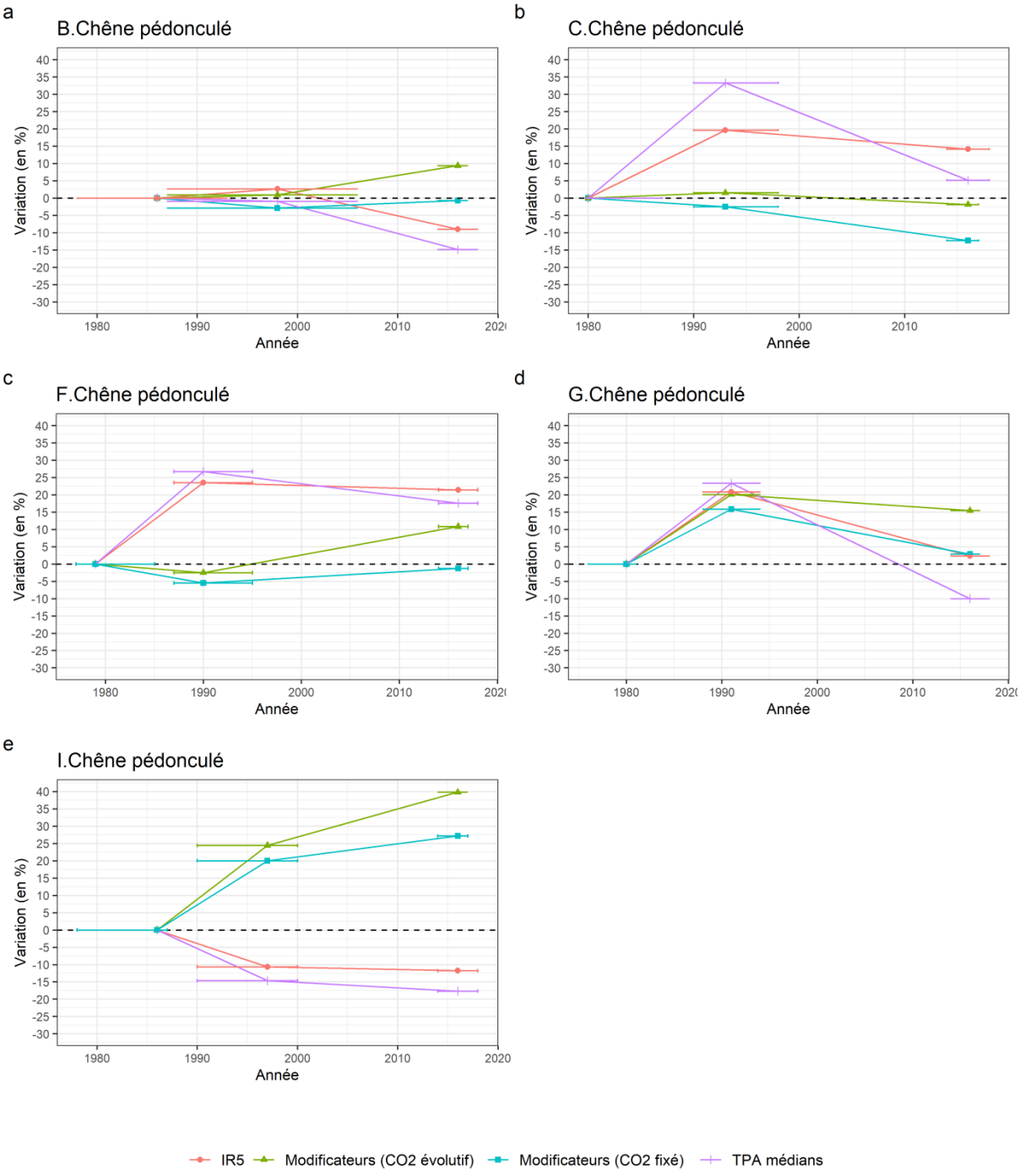


Figure VI.10. Mesures des changements des taux de passage (*TPA*) médians, de l'accroissement radial sur 5 ans (IR5) et des modificateurs de croissance, estimés à l'échelle des hyper-strates sur le chêne pédonculé (a : GRECO B, b : GRECO C, c : GRECO F, d : GRECO G, e : GRECO I). Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

5.2.3 Hyper-strates avec du pin sylvestre

Pour le pin sylvestre, les variations des modificateurs issus des deux scénarios de CO_2 semblent être plus proches de celles identifiées dans la littérature (augmentation de la croissance du Pin sylvestre sur la période 2006-2016 de +3,3 % dans les GRECO B et C, +19,8 % dans la GRECO G et +67,4 % dans la GRECO H, Ols *et al.* 2020) que pour les autres essences. Hormis, dans la GRECO H, les tendances des *TPA* médians et des IR5 sont négatives, tandis que celles des modificateurs sont positives (**Figure VI.11**).

Les modificateurs de croissance issus des deux scénarios de teneur en CO_2 ont des tendances similaires (**Figure VII.11**). Ainsi, les modificateurs de croissance semblent être moins sensibles à la teneur en CO_2 pour le Pin sylvestre que pour l'Epicéa commun.

5.2.4 Hyper-strates de hêtre

Les différences entre les variations des modificateurs issus des deux scénarios de CO_2, des IR5 et celles des *TPA* médians pour le hêtre sont majoritairement d'ordre quantitatif. On constate dans la plupart des hyper-strates une hausse des variations entre le second cycle d'inventaire et le troisième cycle d'inventaire, puis une baisse des variations entre le troisième cycle et les données nouvelle méthode (**Figure VI.12**). **On constate de plus un contraste marqué entre des situations où l'accord entre modificateurs de CASTANEA et *TPA* médian est excellent, et celles où la différence est marquée** (l'accord est par exemple excellent dans la GRECO D (**Figure VI.12c**), mais très contrasté dans la GRECO E (**Figure VI.12d**)), ce qui interroge à nouveau fortement.

L'augmentation de la croissance du hêtre en France sur la période passée est bien décrite (Badeau *et al.,* 1996 ; Bontemps *et al.,* 2013 ; Charru *et al.,* 2017). Sur une période historique longue (1990-2000), la croissance du hêtre aurait augmentée de 50 % à 160 % selon la région étudiée (Badeau *et al.,* 1996) et de 50 % en France (Bontemps *et al.,* 2013). Sur la période allant de 1980 à 2007, cette augmentation de la croissance a été estimé à 5 % (Charru *et al.,* 2017). Ces résultats corroborent les variations de croissance mesurées sur le hêtre (**Figure VI.12**), même si des disparités sont mises en évidence, notamment avec une diminution de l'IR5 et des TPA médians sur l'ensemble de la période étudiée dans la GRECO E et H (**Figure VI.12d ; Figure VI.12f**).

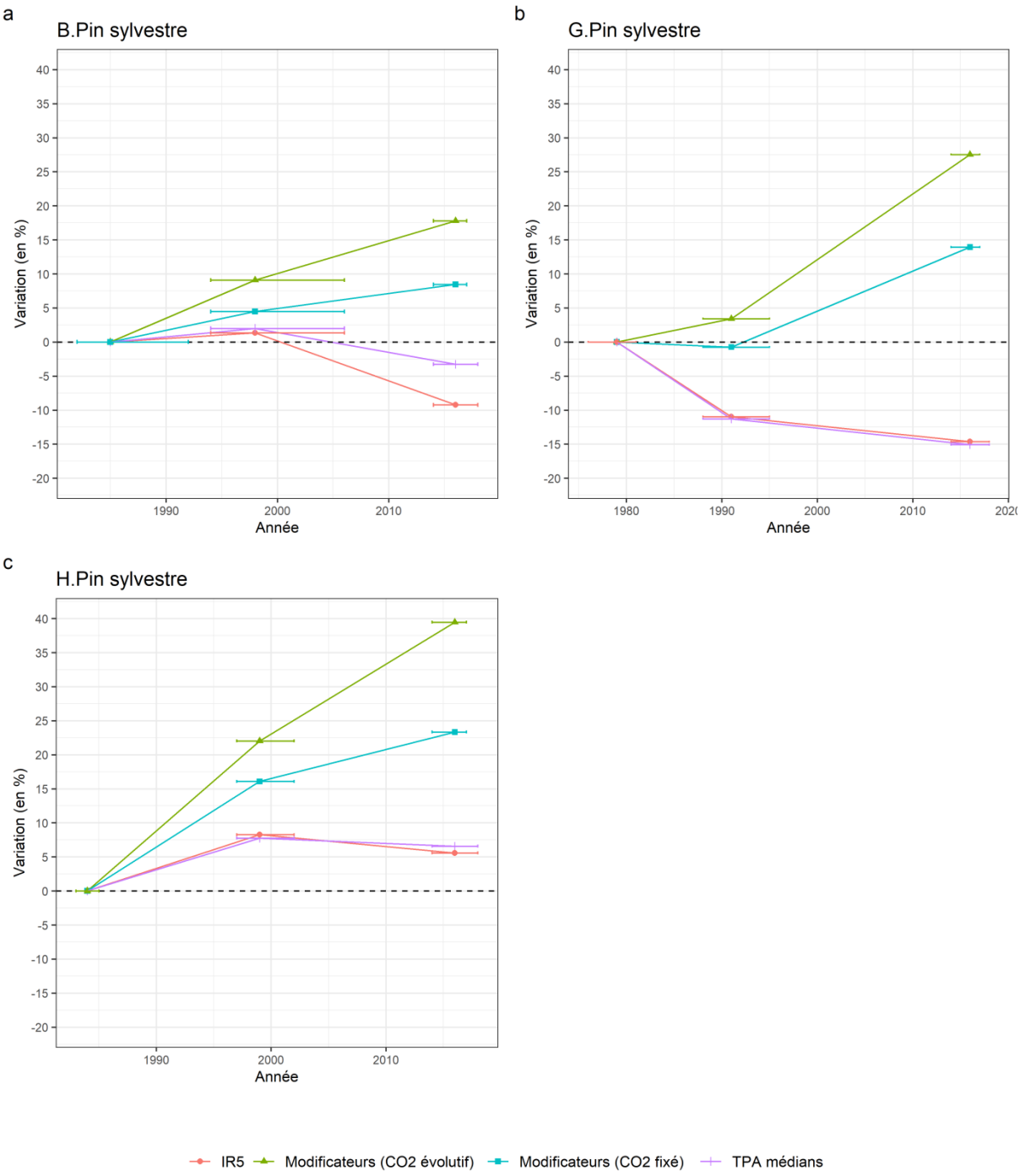


Figure VI.11. Mesures des changements des taux de passage (*TPA*) médians, de l'accroissement radial (IR) et des modificateurs de croissance, estimés à l'échelle des hyper-strates sur le pin sylvestre (a : GRECO B, b : GRECO G, c : GRECO H). Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

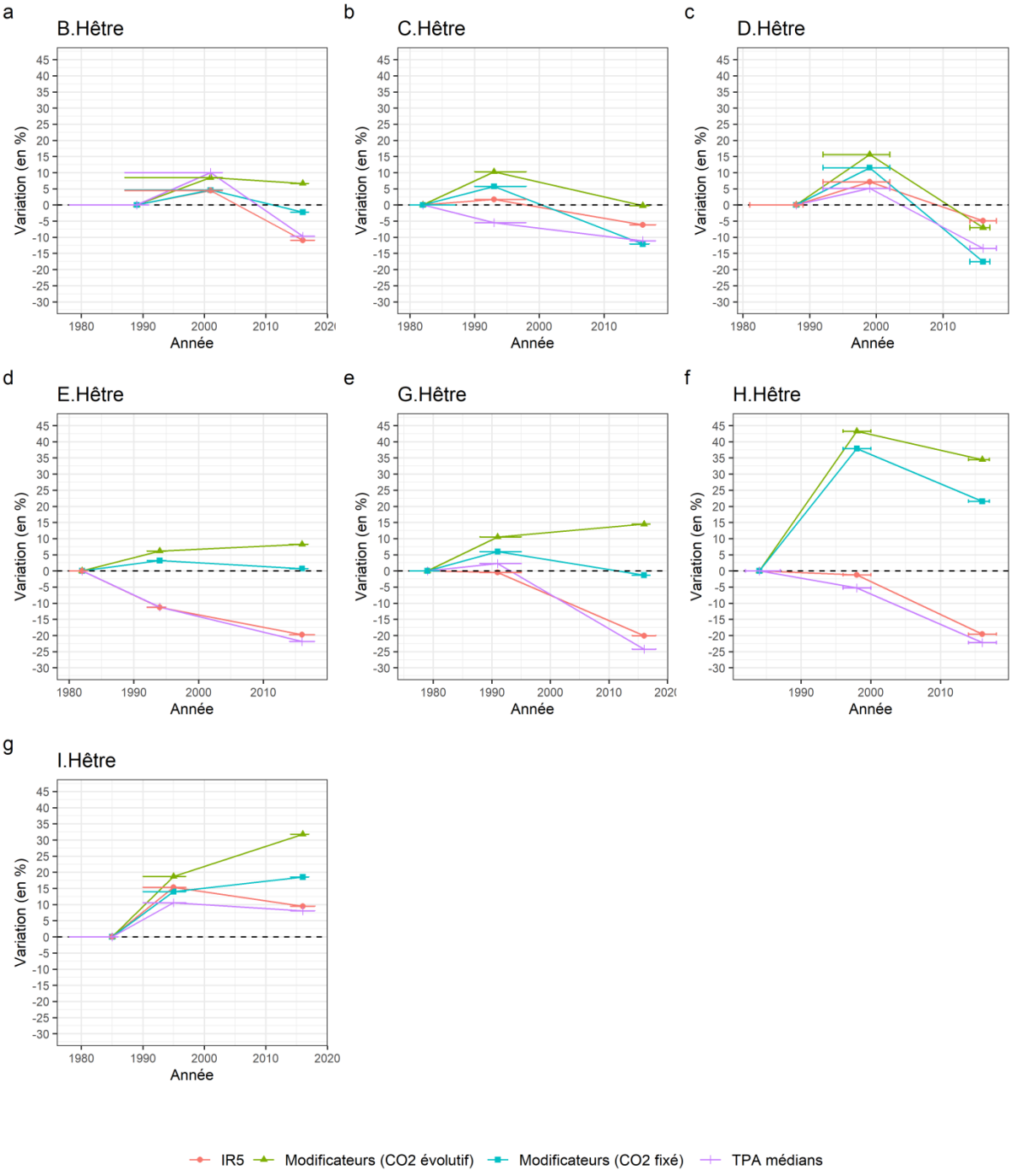


Figure VI.12. Mesures des changements des taux de passage (*TPA*) médians de l'accroissement radial (IR) et des modificateurs de croissance, estimés à l'échelle des hyper-strates sur le Hêtre (a : GRECO B, b : GRECO C, c : GRECO D, d : GRECO E, e : GRECO G, f : GRECO H, g : GRECO I). Les barres horizontales représentent les quantiles à 95 % des durées des cycles d'inventaires. Les points correspondent à l'année médiane des cycles d'inventaires d'ancienne méthode et de la nouvelle méthode. La ligne horizontale noire en pointillée délimite les tendances négatives des tendances positives.

5.2.5 Une première synthèse

La comparaison des variations entre les *TPA* médian, les IR5 et les modificateurs de croissance met en évidence des divergences entre l'intensité de ces variations, mais également des divergences qualitatives entre elles. Ces divergences concernent majoritairement les variations des modificateurs avec celles d'accroissement radial et de *TPA* médians, mais aussi les variations des IR5 et celles des *TPA* médians (en particulier dans les hyper-strates dont l'essence principale est le chêne sessile, **Figure VI.9**). Cependant, il est important de noter l'existence de variations similaires entre les modificateurs de croissance, les données d'inventaires (IR5), et les *TPA* médians.

A partir de ces analyses, même si l'objectif n'est pas de déterminer quelles essences forestières se sont le mieux adaptées aux changements climatiques sur la période passée, il est toutefois à noter que l'épicéa commun et le hêtre semblent être moins tolérants à ces changements que les chênes et le pin sylvestre. Ces résultats sont semblables à ceux publiés dans la littérature (Geßler *et al.* (2007) pour la meilleure résilience du chêne face au hêtre, Ols *et al.* (2020) pour la chute de la croissance de l'épicéa commun et l'augmentation de celle du pin sylvestre).

Au plan technique, la forte disparité et la faiblesse de la concordance qualitative et quantitative entre observations historiques et simulations climatiques dans de nombreux cas interpelle fortement. Cela amène à s'interroger sur plusieurs points : 1) dans quelle mesure les tendances observées ne reflètent-elles pas des artefacts d'inventaire ? (cependant la concordance avec la littérature d'études contrôlées est cohérente avec elles), 2) dans quelle mesure certains facteurs environnementaux majeurs forçant la productivité sont-ils éludés par CASTANEA ? (par exemple tendances dans les dépôts azotés ; Bontemps *et al.,* 2011 ; Kahle *et al.,* 2008 ; ou encore celles dans la lumière diffuse à la période du *global dimming* ; Mercado *et al.,* 2009), 3) au plan méthodologique, dans quelle mesure les processus d'agrégation spatiale et temporelle des modificateurs simulés sur les points de sondage, ou les processus de simplification des peuplements dans les simulations de CASTANEA, ne pré-emptent pas une comparaison qui ferait sens ? Au plan opérationnel, ces disparités sur une période historique ne permettent pas d'atteindre une confiance maximale dans les applications prospectives de simulation d'un tel schéma d'hybridation.

6 Comparaisons historiques des simulations à paramètres dynamiques et des simulations intégrant des forçages climatiques issus de l'hybridation

6.1 Plan de simulation

Dans un premier temps, des simulations du modèle MARGOT dans sa version « matrice constante » et « matrice dynamique » (**partie V**) seront effectuées, afin de déterminer si ces simulations présentent un schéma et des performances similaires que celles effectuées sur l'ensemble de la forêt française. Ces premières simulations permettront également de déterminer si la prise en compte du caractère dynamique des paramètres de MARGOT permet d'améliorer les performances du modèle sur le sous-ensemble forestier, comme c'est le cas sur l'ensemble de la forêt française.

Dans un second temps, une analyse de sensibilité sur les *TPR* du modèle dans sa version « matrice dynamique » sera effectuée, afin de déterminer si le niveau d'erreur des prélèvements dans les données appartenant à la période couverte par l'ancienne méthode d'inventaire est équivalent à celui observé sur l'ensemble de la forêt française.

Dans un troisième temps, les simulations de la version du modèle MARGOT hybridée au modèle CASTANEA (désormais appelé « MARGOT-CC – Matrice dynamique ») selon les deux scénarios en teneur en CO_2 seront comparées. Dans la version MARGOT-CC – Matrice dynamique, les *TPA* surlesquels seront appliqués les modificateurs issus de CASTANEA sont estimés à partir des données les plus anciennes disponibles par département. Les *TPR*, les *TM* et les effectifs d'arbres recrutés ont été interpolés entre les différents cycles d'inventaires selon la méthode décrite dans la **partie V** et sont par conséquent dynamiques. Les simulations de MARGOT-CC – Matrice dynamique seront également comparées aux simulations du modèle dans sa version « matrice constante » et « matrice dynamique ». Cette comparaison permettra de déterminer i) : quel scénario en teneur en CO_2 permet au modèle d'être le plus performant, ii) : si les performances du modèle hybridé sont meilleures que celles du modèle ne prenant pas en compte le caractère dynamique des paramètres (MARGOT-Matrice constante) ou celles les prenant en compte (MARGOT-Matrice dynamique).

Enfin, dans un quatrième temps, une analyse de sensibilité sera effectuée sur les *TPR* de MARGOT-CC – Matrice dynamique, afin de déterminer une valeur de coefficient correctif moyen à partir de ses simulations, et de mesurer les performances du modèle après correction de l'erreur sur les prélèvements. La valeur alors identifée sera comparée à celle estimée précédemment à partir des simulations du modèle à « matrice dynamique ».

L'ensemble des versions du modèle présentées ci-dessous utilisent des *TPA* médians. L'ensemble des séries de simulations étudiées sont résumées dans le **Tableau VI.4.**

Tableau VI.4. Description des simulations réalisées et analysées dans la partie VII. *TPR* : taux de prélèvement.

Série de simulation	Versions modèle	Largeur des classes de diamètre	Coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR*	Objectifs principaux
1	MARGOT – Matrice constante MARGOT – Matrice dynamique	5 et 10 cm	Aucun	Mesurer les performances de MARGOT sur le sous-ensemble forestier Mesurer la prise en compte du caractère dynamique des paramètres de MARGOT sur les performances du modèle sur le sous-ensemble forestier
2	MARGOT – Matrice dynamique	5 et 10 cm	0,5 1,5 2 2,5	Identifier le coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR* permettant au modèle de restituer de manière performante la dynamique du sous-ensemble forestier
3	MARGOT – Matrice constante MARGOT – Matrice dynamique MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif) MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	5 et 10 cm	Aucun	Mesurer l'apport de l'hybridation de MARGOT et de CASTANEA sur les performances du modèle Comparer les performances du modèle hybridé selon les deux scénarios en teneur en CO_2 appliqué
4	MARGOT – Matrice dynamique MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif) MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	5 et 10 cm	1,5 2 2,5	Identifier le coefficient correctif moyen permettant au modèle hybridé de restituer de manière performante la dynamique du sous-ensemble forestier Comparer les performances du modèle hybridé au modèle non hybridé après application d'un coefficient correctif aux *TPR* des deux modèles

6.2 Contrôle des simulations à paramètres constants et dynamiques sur le sous-ensemble forestier

Sur le sous-ensemble de la forêt française, les simulations ont les mêmes trajectoires que sur l'ensemble de la forêt française (quand les *TPA* médians sont utilisés, voir **partie V, section 3.4.3**). En effet, on constate une surestimation du stock de bois de la forêt française (**Figure VI.13**). La simulation à paramètres dynamiques historiques entraîne dans un premier temps une accélération de la dynamique forestière simulée par rapport à la simulation à paramètres constants, avant de marquer une décélération sur la fin de la période de simulation (**Figure VI.13**).

La constance des résultats entre les simulations sur la forêt française et celle sur le sous-ensemble de la forêt française indique que l'échantillon du sous-ensemble forestier a une dynamique proche de celle de l'ensemble la forêt française.

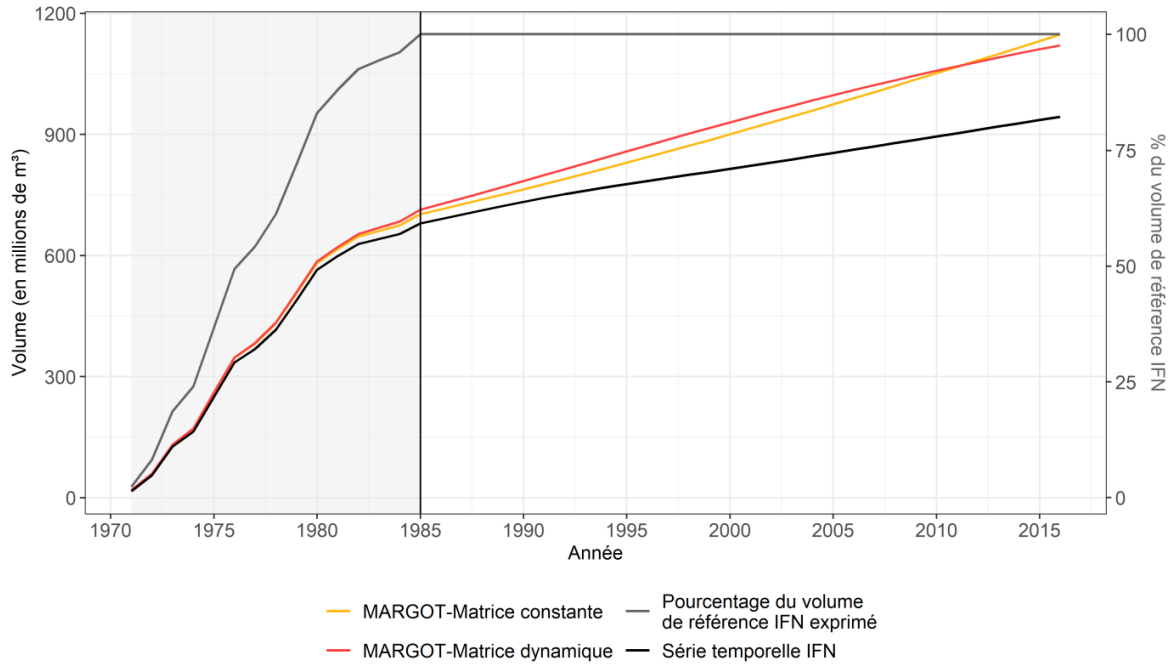


Figure VI.13. Simulations comparées du stock de bois du sous-ensemble forestier « CASTANEA » du modèle MARGOT – Matrice constante et MARGOT – Matrice dynamique (à paramètres historiques dynamiques) pour des classes de diamètre de 5 cm de largeur. La partie grisée correspond aux années auxquelles toutes les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur le sous-ensemble de la forêt française. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle du sous-ensemble de la forêt français sont disponibles.

Des coefficients correctifs moyens ont également été testés à nouveau sur les *TPR*, selon la méthode développée dans la **partie V**. Des résultats proches, mais pas identiques aux précédents « ajustements » effectués à l'échelle de la forêt française ont été constatés (**Figure VI.14**). La valeur du coefficient correctif optimum est comprise entre 1,5 et 2 selon la largeur de classe de diamètre utilisée sur le sous-ensemble forestier (**Figure VI.14**), ce qui est plus faible que sur l'ensemble de la forêt française (pour rappel, cette valeur était comprise entre 2 et 2,5). **Ces valeurs sont néanmoins proches du niveau d'erreur sur les prélèvements en ancienne méthode estimé par Pignard (1994) et Denardou (2019).**

Cependant, les différences de résultats constatés entre l'ajustement des prélèvements sur l'ensemble de la forêt française et sur le sous-ensemble forestier confirment l'hétérogénéité du niveau d'erreur des prélèvements et démontrent une nouvelle fois la nécessité qu'il y aurait de réaliser un ajustement à l'échelle de la strate, voire à l'échelle du département, car l'ajustement des *TPR* par un coefficient correctif moyen est trop grossier.

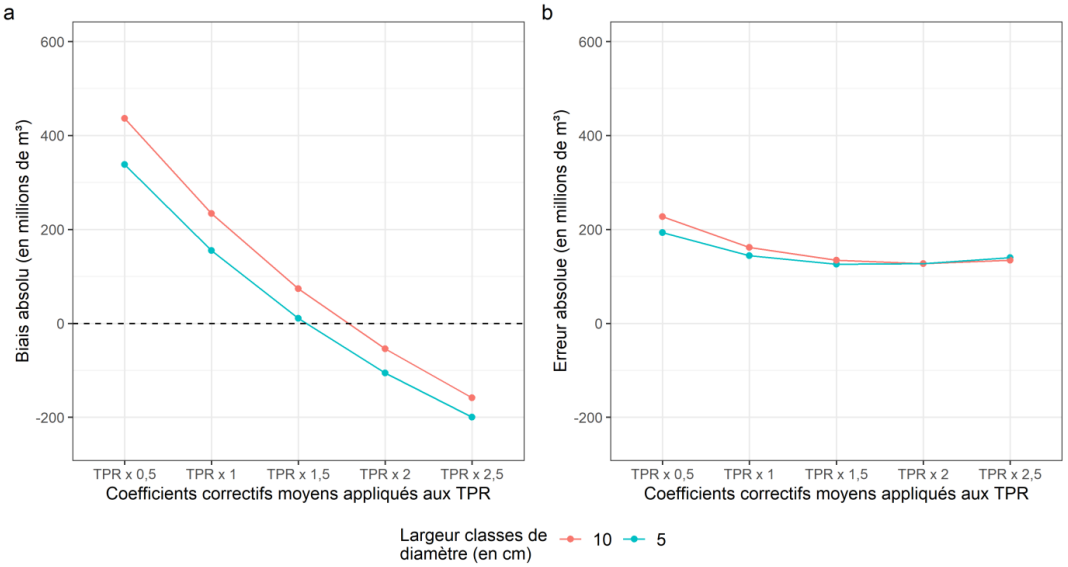


Figure VI.14. Biais et erreur absolus des simulations du modèle MARGOT – Matrice dynamique (à paramètres dynamiques historiques) utilisant des taux de passage médians sur le stock de bois en fonction de la valeur du coefficient correctif moyen appliqué aux taux de prélèvements (*TPR*), et piur deux largeurs de classes de diamètre.

6.3 Analyse des simulations intégrant les modificateurs de croissance

Les modificateurs de croissance ont été appliqués aux *TPA* médians de MARGOT – Matrice dynamique, estimés sur l'année de référence médiane des inventaires départementaux dans une strate. Les autres paramètres du modèle n'intégrant pas de forçages climatiques (*TM*,

TPR, recrutement), ils sont rendus dynamiques au cours d'une simulation en s'appuyant sur les données d'ancienne et de nouvelle méthode d'inventaire (utilisation des paramètres dynamiques historiques, voir **partie V**). Les *TPR* sont appliqués sans coefficient correctif dans un premier temps.

6.3.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois

L'application des modificateurs de croissance sur les différentes largeurs de classes de diamètre ne change pas l'effet constaté dans la **partie III**, à savoir que les classes de largeur de 5 cm entraînent une décélération de la dynamique forestière simulée par rapport aux lasses de 10 cm de largeur (**Figure VI.15**, **Tableau VI.5**).

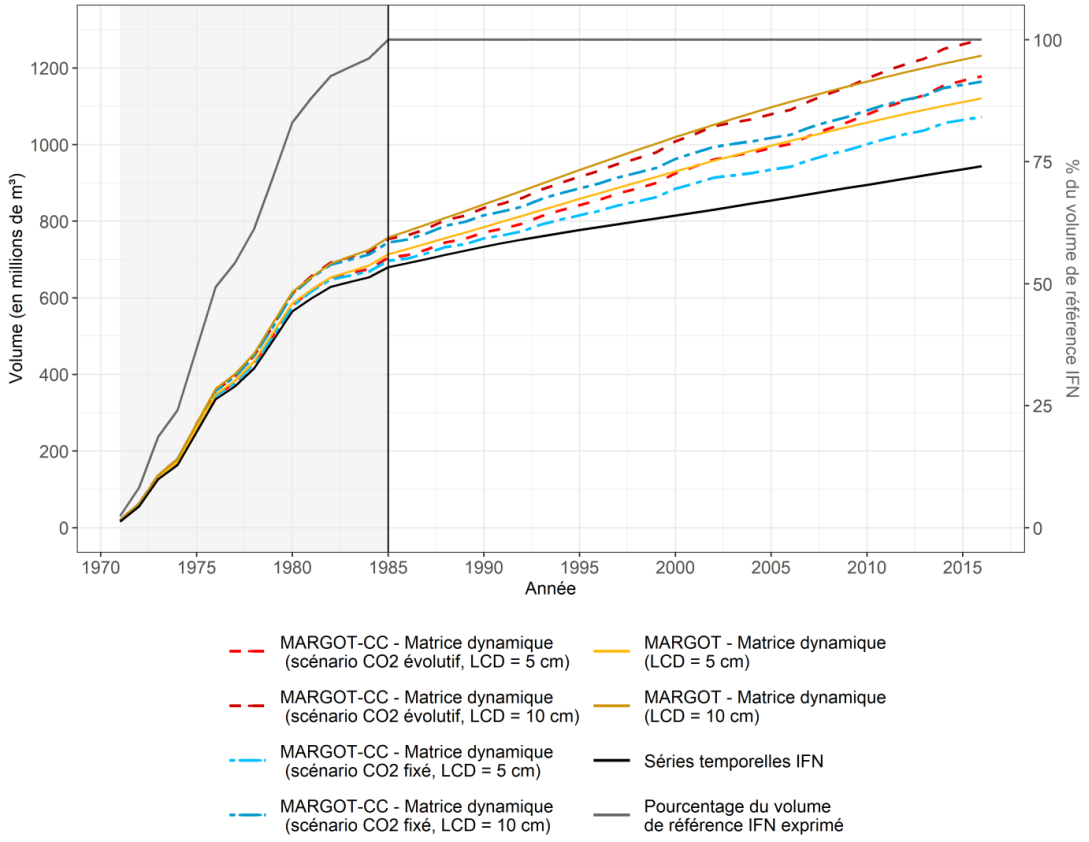


Figure VI.15. Simulations comparées du stock de bois du sous-ensemble forestier avec le modèle à paramètres dynamiques historiques, forçages climatiques à CO_2 fixé et CO_2 évolutif (modificateurs des *TPA* médians), pour deux largeurs de classes de diamètre (LCD = 5 cm et LCD = 10 cm). La partie grisée correspond aux années auxquelles toutes les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur le sous-ensemble forestier français. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle du sous-ensemble forestier français sont disponibles. *TPA* = taux de passage.

L'application des modificateurs sur les *TPA* médians permet de reproduire l'expansion du stock simulé par les *TPA* médians dynamiques (**Figure VI.15**). Cependant, les simulations à CO_2 évolutif sont proches des simulations à paramètres constants en particulier pour celles utilisant une largeur de classes de diamètre de 10 cm, notamment en termes de biais absolus (+276 millions de m³ pour les deux simulations, **Tableau VI.5**). Néanmoins, les erreurs absolue et relative, ainsi que le biais relatif moyen de la simulation à modificateur CO_2 évolutif, sont inférieurs aux simulations à paramètres constants (**Tableau VI.5**). Les simulations avec des modificateurs à CO_2 évolutif permettent donc de prendre en compte la décélération des simulations à paramètres dynamiques mais dans une moindre mesure. Ce résultat démontre que **les changements historiques pris en compte dans les simulations à paramètres dynamiques représentent de façon plus fidèle l'évolution du stock du sous-ensemble forestier que les changements de croissances simulés par le modèle CASTANEA**. **Par ailleurs, l'inclusion du forçage par le CO_2 semble plus réaliste qu'en son absence.**

Néanmoins, les simulations utilisant les modificateurs issus du scénario à CO_2 fixé sont plus performantes que les simulations à paramètres dynamiques historiques, car elles présentent un biais absolu et relatif, ainsi qu'une erreur absolue et relative inférieurs aux autres simulations (**Tableau VII.5**). **La prise en compte des modificateurs issus du scénario à CO_2 fixé permet donc au modèle MARGOT-CC – Matrice dynamique d'être plus exact et plus juste. A noter que ces résultats ne prennent pas en compte l'erreur sur le niveau des prélèvements en acienne méthode et pourraient donc changer.**

6.3.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres par classes de diamètre

L'application des modificateurs à CO_2 évolutif aux *TPA* entraîne une surestimation des effectifs d'arbres par rapport aux simulations à paramètres dynamiques historiques à partir des classes de diamètre dont le diamètre médian est supérieur à 25 cm. Cette surestimation des effectifs d'arbres augmente au fil des classes de diamètre. **L'application des modificateurs à CO_2 évolutif sur les *TPA* estimés entraîne donc une accélération de la dynamique forestière simulée par rapport aux simulations à paramètres dynamiques historiques.**

Les biais relatifs sur les effectifs d'arbres des simulations à CO_2 fixé sont inférieurs aux biais des simulations à paramètres constants pour des diamètres médians allant de 10 cm à 40 cm, puis deviennent supérieurs dans les classes de diamètre dont le diamètre médian est supérieur à 50 cm (**Figure VI.16**). **Les simulations à CO_2 fixé accélèrent donc la dynamique forestière simulée dans les classes de diamètre supérieures, tandis qu'elles la décélèrent dans les premières classes de diamètre par rapport aux simulations à paramètres constants.**

La prise en compte de l'évolution passée du CO_2 dans les modificateurs entraîne une accélération de la dynamique forestière simulée. Les changements climatiques seuls peuvent quant à eux entraîner une accélération, mais également une décélération de la dynamique forestière simulée par MARGOT-CC – Matrice dynamique selon les classes de diamètre.

Tableau VI.5. Biais et erreurs des simulations du modèle MARGOT sur le stock de bois du sous-ensemble forestier en fonction de la largeur de classe de diamètre utilisée et pour 4 scénarios : paramètres constants, paramètres dynamiques historiques, CO_2 fixé et CO_2 évolutif (pour ces deux derniers scénarios : taux de passage avec modificateurs, valeurs dynamiques historiques pour les autres paramètres démographiques).

Largeur classe de diamètre (en cm)	Versions modèles	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
10	MARGOT – Matrice constante	276	46,75	134,93	196	46,77	70,67
	MARGOT – Matrice dynamique	234	33,85	83,9	162	35,49	37,27
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	170	22,7	72,44	149	33,38	31,43
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	276	41,84	79,02	176	38,57	35,67
5	MARGOT – Matrice constante	186	31,23	110,95	153	36,55	52,76
	MARGOT – Matrice dynamique	155	19,56	74,86	144	32,47	32,58
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	112	13,71	65,06	128	28,91	26,96
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	215	32,31	74,8	149	32,9	32,23

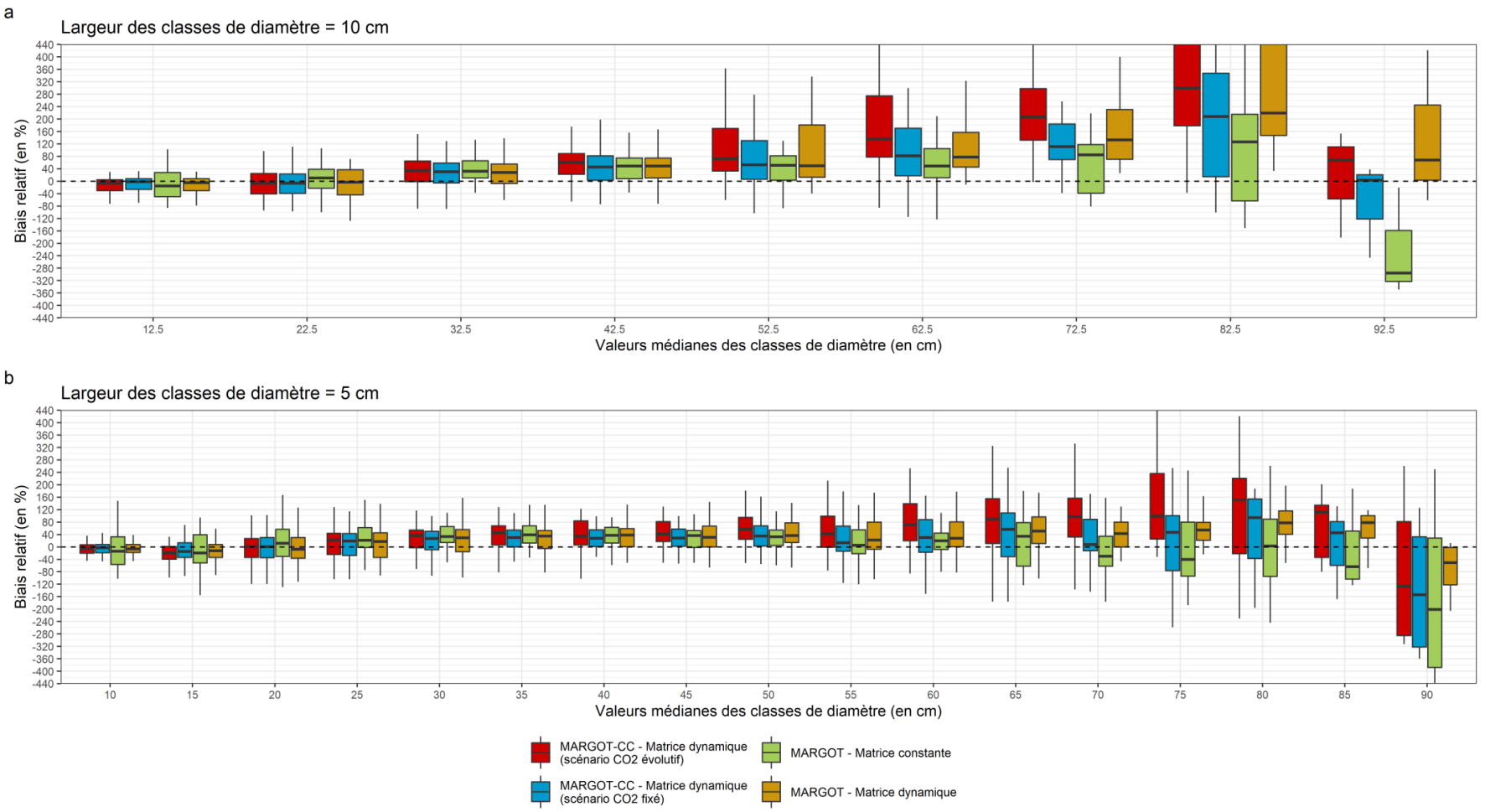


Figure VI.16. Distribution des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates du sous-ensemble forestier en utilisant des classes de diamètre de 10 cm (a) ou de 5 cm (b) de largeur, selon différents scénarios : parmètres constants ou dynamiques, forçages climatiques à CO_2 fixé ou évolutif. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées.

6.4 Application des coefficients correctifs moyens aux taux de prélèvement sur les simulations intégrant les modificateurs de croissance

Des coefficients correctifs moyens ont été appliqués aux *TPR* selon la méthode décrite dans la **partie V**. Trois valeurs de coefficients correctifs moyens ont été appliqués aux *TPR* (1,5, 2 et 2,5), en accord avec les résultats de la **partie VI**, et en adéquation avec les estimations du niveau d'erreur des prélèvements dans les données d'ancienne méthode d'inventaire issues de la littérature (Pignard, 1994 ; Denardou, 2019).

6.4.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois

L'application d'un coefficient correctif d'une valeur de 1,5 (soit une sous-estimation des prélèvements d'environ 30 %) permet de limiter la surestimation du stock de bois du sous-ensemble forestier sur les simulations à CO_2 évolutifs et à paramètres dynamqiues historiques, et même de passer d'une surestimation du stock de bois à une sous-estimation pour la simulations à CO_2 fixé (**Figure VI.17** ;pour une largeur de classe de diamètre de 5 cm) qui possède un biais absolu négatif (-23 millions de m³, **Tableau VI.6**). La moyenne des biais relatifs diminue également quand la largeur de classes de diamètre est de 5 cm par rapport aux simulations utilisant une largeur de classes de diamètre de 10 cm, confirmant une nouvelle fois l'effet de « freinage » de cette largeur de classes de diamètre sur les simulations utilisant des *TPA* médians (**Tableau VI.6**).

La sous-estimation des prélèvements sur le sous-ensemble forestier ne corresond donc pas à l'estimation faite par Denardou (2019 ; pour rappel, la sous-estimation des prélèvements entre l'ancienne et la nouvelle méthode dans cette étude avait été évaluée entre 54 % et 58 % au niveau national selon deux méthodes différentes), mais semble être plus proche du niveau d'erreur estimé par Pignard en 1994 (qui était de 20 à 30 % selon les départements).

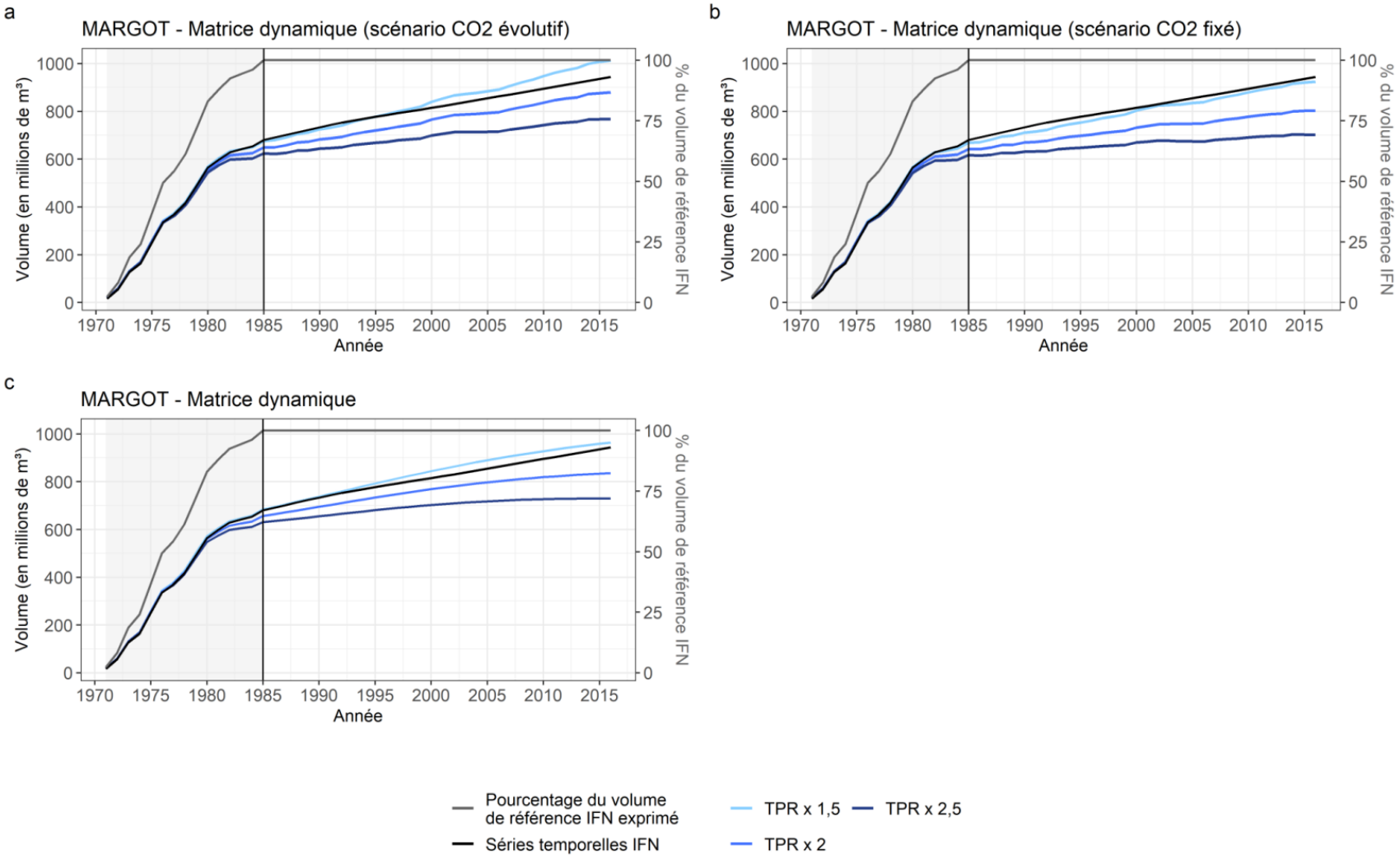


Figure VI.17. Simulations comparées du stock de bois du sous-ensemble forestier avec le modèle ayant intégré des forçages climatiques selon un scénario où la teneur en CO_2 atmosphérique est évolutive sur la période étudiée (a) et un scénario où la teneur en CO_2 atmosphérique est fixée (b), et celui n'ayant pas intégré les forçages climatiques de CASTANEA, mais utilisant les paramètres historiques dynamiques (c) selon différents coefficents correctifs moyens appliqués aux tuax de prélèvement et pour une largeur de 5 cm de classe de diamètre. La partie grisée correspond aux années auxquelles toutes les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur le sous-ensemble forestier français. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle sous-ensemble forestier français sont disponibles.

Les erreurs absolues et relatives des simulations à CO_2 évolutif (pour une largeur de classe de diamètre de 5 cm) sont légèrement inférieures aux erreurs des simulations à paramètres dynamiques historiques (3 millions de m³ sur l'erreur absolue et 1,2 % sur l'erreur relative moyenne, **Tableau VI.6**), indiquant une meilleure exactitude et une meilleure fidélité des simulations à CO_2 évolutif lorsqu'un coefficient correctif moyen appliqués aux *TPR* de 1,5. Ce résultat montre que les modificateurs de croissance appliqués aux *TPA* médians représentent plus fidèlement les changements de croissance que la prise en compte des changements des *TPA* médians historiques dans les simulations. Néanmoins, l'amélioration de ces performances est relativement faible au regard des valeurs élevées de l'erreur absolue (123 millions de m³, **Tableau VI.6**) et de l'erreur relative moyenne (27,92 %, **Tableau VI.6**) pour la simulation à CO_2 évolutif.

La différence entre les biais absolus ainsi qu'entre les erreurs absolues des simulations à CO_2 évolutif ayant une largeur de classes de diamètre de 5 cm et une largeur de classes de diamètre de 10 cm est respectivement de 51 millions de m³ et de 18 millions de m³, et pour les simulations à paramètres dynamiques historiques ces différences sont respectivement de 63 millions de m³ et de 8 millions de m³. Une largeur de classes de diamètre de 5 cm permet donc au modèle d'être plus performant dans les deux types de simulations. Cependant, l'impact de la largeur de classe de diamètre n'est pas similaire sur la justesse et l'exactitude du modèle.

L'application d'un coefficient correctif de 1,5 sur les simulations à CO_2 fixé permet de résoudre la surestimation du stock de bois (Figure VI.17), et permet également d'améliorer les performances du modèle sur les critères de fidélité et d'exactitude par rapport aux simulations à paramètres dynamiques historiques (diminution de 10 millions de m³ de l'erreur absolue et diminution de la moyenne des erreurs relatives et de l'écart-type de l'erreur relative, **Tableau VI.6**).

Les performances des simulations de MARGOT – Matrice dynamique sont très proches de celles des deux versions du modèle hybridé, voire même supérieures (**Tableau VI.6**). Ce résultat pourrait être due aux divergences entre les tendances mesurées des *TPA* et des modificateurs de CASTANEA sur la période de simulation. Dans ce cas, les variations temporelles du processus de croissance observées dans les données d'inventaire seraient plus fidèles que celles simulées par CASTANEA.

Tableau VI.6. Biais et erreurs des simulations du modèle MARGOT sur le stock de bois en fonction de la largeur de classe de diamètre utilisée, de la valeur d'ajustement des *TPR* et des versions du modèle : paramètres dynamiques historiques, *TPA* avec modificateurs à CO2 évolutif ou fixé (valeurs historiques dynamiques pour les autres paramètres démographiques).

Largeur classe de diamètre (en cm)	Versions modèle	Coefficients correctifs des *TPR*	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
10	MARGOT – Matrice dynamique	1,5	74	3,75	70,76	134	30,04	28,90
		2	-54	-19,84	65,24	127	28,78	28,55
		2,5	-159	-38,58	63,89	134	30,24	31,58
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	1,5	114	11,74	71,12	141	31,53	30,33
		2	-16	-12,09	68,12	127	28,78	30,82
		2,5	-123	-31,22	67,55	130	29,28	33,48
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	1,5	25	-4,11	68,26	129	29,13	30,16
		2	-92	-25,36	67,26	124	28,27	32,89
		2,5	-123	-31,22	67,55	130	29,28	33,48
5	MARGOT – Matrice dynamique	1,5	11	-7,28	67,42	126	29,11	29,14
		2	-106	-28,44	64,73	127	29,38	30,65
		2,5	-200	-45,33	64,49	140	31,84	33,55
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	1,5	63	3,73	65,05	123	27,92	26,77
		2	-59	-18,86	60,8	118	27,03	27,66
		2,5	-159	-36,95	59,72	128	28,87	30,79
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	1,5	-23	-11,63	59,99	116	26,64	26,35
		2	-133	-31,67	58,74	120	27,42	29,82
		2,5	-222	-47,72	59,36	135	30,54	33,29

6.4.2 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres

Le coefficient correctif permettant de limiter la surestimation des effectifs d'arbres dans les classes de diamètre varie selon la largeur de la classe de diamètre utilisée dans les simulations et de la classe de diamètre dans laquelle est mesuré le biais (**Figure VI.18**)**.** Pour une largeur de classe de diamètre de 10 cm, la valeur d'ajustement optimale des *TPR* dans les classes dont le diamètre médian est supérieur à 32,5 cm, est égal à 2 (**Figure VI.18b**). Dans les deux premières classes de diamètre ainsi que dans la dernière classe de diamètre,

les effectifs d'arbres sont majoritairement sous-estimés (**Figure VI.18c**). La sous-estimation des effectifs d'arbres ayant des diamètres supérieurs à 72,5 cm impacte faiblement la dynamique forestière simulée (faible effectif). Les mêmes résultats sont observés pour les simulations utilisant des classes de diamètre de 5 cm de largeur (**Figure VI.18c**, **Figure VI.18d**). Cependant, l'application d'un coefficient correctif d'une valeur de 1,5 est la plus optimale, car la sous-estimation des effectifs y est plus faible sur l'ensemble des simulations testées (**Figure VI.18c**).

Au-delà d'un diamètre médian de 30 cm, les biais relatifs des simulations à CO_2 évolutif sont supérieurs à ceux des simulations à paramètres dynamiques historiques (**Figure VI.18**). L'apport des modificateurs à CO_2 évolutif entraîne une dynamique plus rapide, ce qui permet notamment de limiter la sous-estimation des effectifs d'arbres dans les classes de diamètres de 5 cm de largeur (**Figure VI.18c, Figure VI.18d**). Les simulations à CO_2 fixé et à paramètres dynamiques historiques montrent des biais relatifs très proches sur l'ensemble des classes de diamètre (**Figure VI.18**).

Finalement, les combinaisons de paramétrisation les plus optimales pour la prédiction reposent ici sur : 1) des classes de diamètre de 5 cm, 2) des taux de passage dynamiques, historiques ou sous hypothèse de forçage climatique et au CO_2 atmosphérique, 3) un coefficient de correction des taux de prélèvement de 1,5 (taux sous estimés de 30%). Ces choix sont a posteriori réalistes et cohérents.

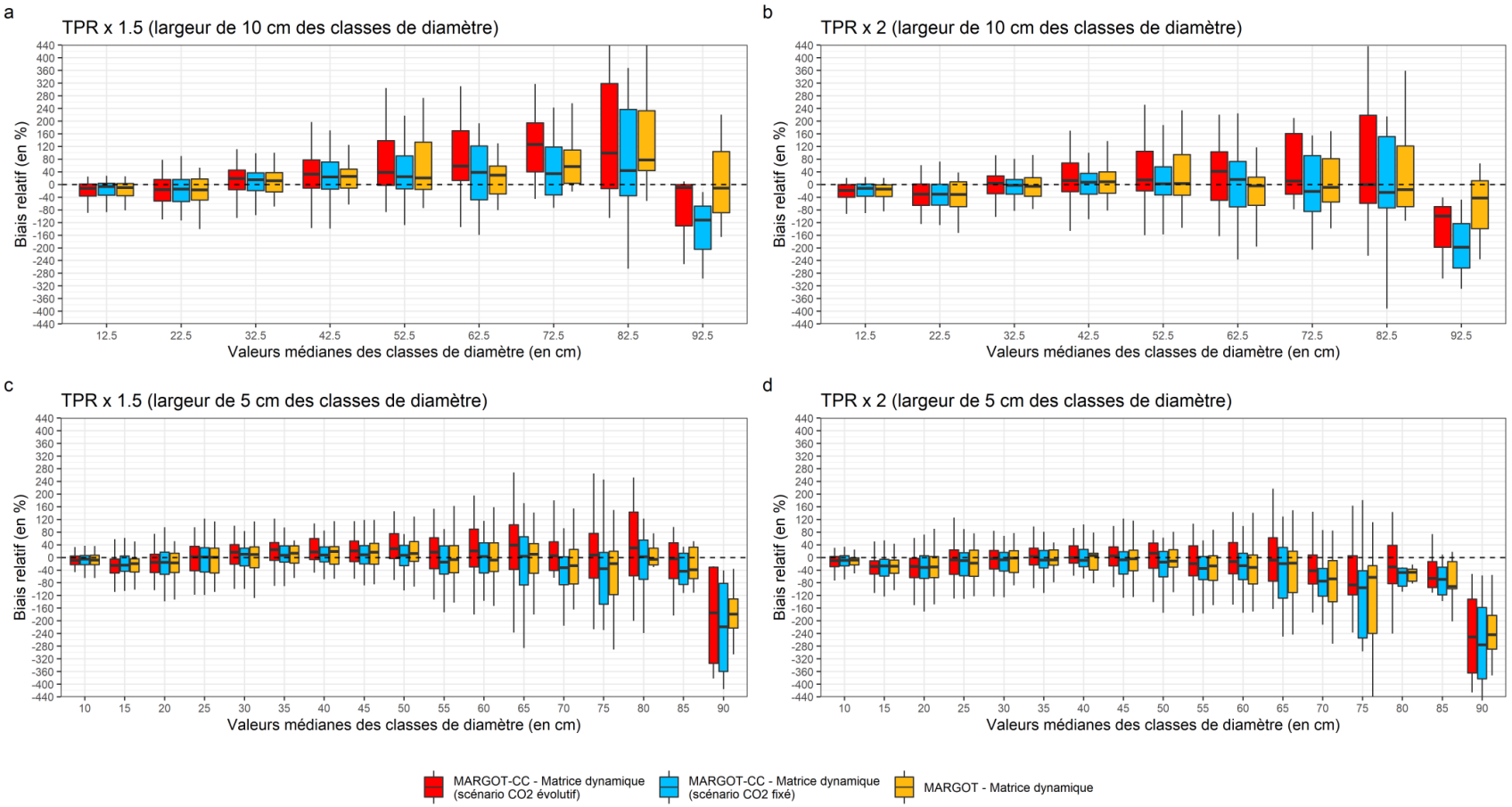


Figure VI.18. Distribution des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates du sous-ensemble forestier issus des simulations à paramètres dynamiques selon différents forçages climatiques intégrés. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées. L'application d'un coefficient correctif moyen égal à 2,5 n'est également pas représentée.

7 Synthèse et conclusions

- Une méthode d''introduction de forçages climatiques de la productivité à base fonctionnelle est proposée. Elle repose sur le transport depuis le modèle Castanea d'agrégations de variables de sorties relatives, les modificateurs.

- Les modificateurs de croissance issus des simulations du modèle CASTANEA sur la période 1970-2017 présentent des tendances d'intensité proches aux tendances des accroissements radiaux des arbres et des taux de passages médians sur la même période.

- Des divergences entre tendances des modificateurs de croissance, des accroissements radiaux et des *TPA* médians ont été mises en évidence à l'échelle des hyper-strates. Ces divergences peuvent être en partie dues à une sensibilité trop importante du modèle CASTANEA à l'augmentation de la teneur atmosphérique en CO_2 (effet de réduction de l'évapotranspiration ; Eric Dufrêne, comm. pers.) entraînant une hausse de la croissance à l'échelle du sous-ensemble forestier sur la période historique, mais également une réduction de la sensibilité des modificateurs de croissance lors du processus d'agrégation des modificateurs par hyper-strates. Une analyse statistique comparée aux deux niveaux, strates et séries de peuplement (modificateurs moyennés à de plus petites échelles que les hyper-strates) devra être réalisée, car ces divergences peuvent conduire à diminuer l'exactitude du modèle, et à ne pas représenter correctement les changements climatiques dans le modèle MARGOT.

- L'application des modificateurs de croissance aux *TPA* médians permet d'augmenter la fidélité et l'exactitude des simulations, en particulier les modificateurs issus du scénario à CO_2 fixé, même si l'amélioration de ces critères est faible au regard des performances de l'ensemble des simulations sur le sous-ensemble forestier.

- L'analyse de sensibilité sur les *TPR* a révélé qu'une application d'un coefficient correctif de valeur 1,5 permettait aux simulations d'atteindre un biais négligeable sur le stock de bois. Cette estimation est en-deçà de celle réalisée au niveau de l'ensemble de la forêt française (pour rappel, l'application des coefficients correctifs de valeurs 2 et 2,5 selon la largeur des classes de diamètre utilisées permettait de supprimer la sous-estimation du stock de bois, voir **partie VI**). Dans la suite des travaux de thèse, les coefficients correctifs moyens de valeur 1,5, et 2 seront utilisés sur le sous-ensemble forestier.

- La démarche d'hybridation entre un modèle empirique et un modèle fonctionnel présentée ci-dessus est de plus en plus fréquemment utilisée dans les modèles à grande-échelle (Matala *et al.,* 2005 ; Roux *et al.,* 2017 ; Subramanian *et al.,* 2019). Le terme d'hybridation n'est cependant pas toujours employé, et peut-être remplacé par le terme de « couplage » de modèles (*e.g.* Eggers *et al.,* 2008), de lien entre modèles (Subramanian *et al.,* 2019) ou encore de combinaison de modèles (Härkönen *et al.,* 2019). Néanmoins, seule l'hybridation du modèle à grande échelle empirique MOTTI (Siitonen *et al.,* 1996 ; Redsven *et al.,* 2013) et du modèle peuplement fonctionnel FinnFor (Kellomäki & Väisänen, 1997) a fait l'objet d'une évaluation approfondie (comparaisons des simulations des deux modèles les unes par rapport aux autres et également par rapport à des données historiques ; comparaisons du modèle hybride avec les données historiques, analyse de sensibilité du modèle hybride…etc.) au travers de trois publications (Matala *et al.,* 2003 ; Matala *et al.,* 2005 ; Matala *et al.,* 2006). Les auteurs de ces études avaient noté que les sorties des deux modèles (acrroissement en volume) concordaient pour les trois essences étudiées (pin sylvestre, bouleau et épicéa), mais des différences existaient, en particulier dans le cas de l'épicéa, et aussi selon la gestion appliquée lors de l'initialisation des deux modèles sur les peuplements simulés.

- Reyer *et al.* (2016) ont démontré qu'il existait un impact très important des incertitudes dans les simulations de modèles fonctionnels et concluent qu'une quantification de ces incertitudes était un objectif majeur dans l'étude de l'impact du changement climatique sur les forêts. Une analyse des incertitudes qu'engendrent ces hybridations de modèles est donc nécessaire. Une démarche de propagation d'erreurs, telle que nous l'avons initiée dans la **partie IV**, pourrait être élargie à ce système hybridé.

VII. Introduction de la densité-dépendance dans le modèle MARGOT

1 Contexte et démarche

L'intégration d'une démographie densité-dépendante dans MARGOT vise à tenir compte de l'influence de l'augmentation de la densité de stock de bois de la forêt française (SOEF, 2015 ; Denardou, 2019), ou de toute évolution future de ses stocks, sur les processus démographiques (croissance, mortalité, recrutement) du modèle. Cette intégration doit ainsi permettre de rendre MARGOT sensible à un changement (augmentation, diminution) de la densité de stock lors de la simulation de scénarios de prélèvements, dans les gammes de densité où la dynamique forestière lui est sensible.

Le choix est fait d'exprimer la densité de stock de bois sur une échelle relative, représentée par un indice de densité. Puisque le modèle représente des dynamiques d'effectifs par classes de diamètre, il se prête bien au choix de l'indice de densité relative (RDI ; Reineke, 1933 ; voir Charru *et al.* (2012) pour une application aux données de l'inventaire forestier français) qui exprime, pour un diamètre moyen donné (le diamètre quadratique moyen, *Dg*), le rapport du nombre d'arbres courant d'un « peuplement » au nombre d'arbres maximal qui serait observé en situation limite de mortalité massive, ou « auto-éclaircie » (Reineke, 1933), le modèle sous-jacent étant une allométrie entre cette densité maximale et le *Dg*.

Par ailleurs, puisque le modèle est discrétisé (strates, classes de diamètre), le choix d'une discrétisation de classes de densité s'impose naturellement, conduisant à une sur-stratification des strates initiales où une seule dynamique est à l'œuvre, c'est-à-dire une stratification des familles de paramètres démographiques en classes de densité. **En revanche une différence majeure avec les développements présentés jusqu'à présent tient au fait que ces nouvelles entités, strates x densité, ne sont pas a priori étanches à des flux d'effectifs d'arbres**.

La notion de densité se rapporte à une surface. Dans les données d'inventaire, une surface forestière est associée à chaque point d'inventaire. Il n'existe pas d'estimation de la surface forestière à une échelle plus fine que celle des points d'inventaire. **La densité sera donc estimée sur les points d'inventaires, alors apparentés à des peuplements forestiers**. Selon leur densité, ils transiteront d'une classe de densité à une autre au sein d'une strate, avec des paramètres associés qui pourront varier pendant la simulation.

Une première étape vise à attribuer un indice de densité (RDI) à chaque point d'inventaire de notre jeu de données. Une fois discrétisé en classe de densité, l'indice de densité attribué à chaque point d'inventaire permettra de les ventiler au sein de strates, classes de diamètre et classes de densité, constituant ainsi les « strates x densité » à partir desquelles les paramètres du modèle seront estimés au cours **d'une seconde étape**. **La troisième étape** aura pour objectif de définir une méthodologie permettant d'actualiser la densité au cours d'une simulation du modèle. **Dans une quatrième étape**, des simulations comparatives entre la version de MARGOT sans densité-dépendance et celle tenant compte de la densité

dépendance permettra de mesurer l'impact de l'introduction du phénomène de densité-dépendance dans les simulations. **Enfin, la dernière étape** de ce travail consistera à rendre densité-dépendant la version de MARGOT intégrant les forçages climatiques issus de CASTANEA (voir **partie VI**)**.**

2 Evolution de la structure du modèle Margot

2.1 Etablissement d'un indice de densité et de classes de densité au sein des strates

2.1.1 Diamètre quadratique moyen

Le diamètre quadratique moyen (Dg) est une estimation du diamètre de l'arbre de surface terrière moyenne dans un peuplement (Pretzsch, 2009). Pour établir les allométries d'auto-éclaircie, le diamètre quadratique moyen est estimé dans chaque point d'inventaire de la façon suivante :

$$Dg = \sqrt{\frac{\Sigma(D^2 * w)}{\Sigma w}} \qquad \textbf{(VII.1)}$$

Où Dg est le diamètre quadratique moyen du point d'inventaire pondéré du poids statistique de chaque arbre, D est le diamètre d'un arbre et *w* est son poids statistique dans un point d'inventaire (ramené à la surface de 1 hectare), et les sommes sont effectuées sur l'ensemble des arbres du point de sondage.

Sur chaque point d'inventaire est également calculé le nombre de tiges par hectare (Nha) selon la formule suivante :

$$Nha = \Sigma w \qquad \textbf{(VII.2)}$$

2.1.2 Ajustement de l'allométrie d'auto-éclaircie

Le Dg reflète la stature physique moyenne des arbres du point d'inventaire. Néanmoins, le seuil de recensement des arbres de l'IFN se situant à 7,5 cm de diamètre, il peut conduire à une sous-estimation de la densité effective d'arbres dans le point d'inventaire pour les petits diamètres (partie de l'effectif non recensée), empêcher l'identification des points d'inventaire en situation d'auto-éclaircie, et biaiser négativement le coefficient d'allométrie (Charru *et al.,* 2012). Par prudence, les points d'inventaire dont le Dg est inférieur à 15 cm ont été écartés de cet ajustement, comme il est précisé dans Charru *et al.* (2012). Pour l'ensemble des strates, les points d'inventaires dont le Dg est supérieur à 97,5 cm ont été supprimés, car les arbres d'un diamètre supérieur à 97,5 cm dans les simulations de MARGOT ne sont pas pris en compte. Il existe cependant très peu de points d'inventaire ayant un Dg supérieur à 97,5 cm (0,10 % des points d'inventaire). Une situation de sous-

échantillonnage des gros bois dans les placettes de l'inventaire est également possible (Charru *et al.,* 2012).

Des allométries d'auto-éclaircie ont été ajustées au niveau de l'intersection GRECO x composition. La composition est décrite en 4 modalités permettant de distinguer l'importance relative des arbres d'essences feuillues et résineuses sur un point d'inventaire (purement feuillus, mixte à feuillus prépondérants, mixte à conifères prépondérants et purement conifères). L'échelle de la GRECO x composition a été choisie, d'une part car la prise en compte du type de propriété dans la construction des allométries pourrait engendrer des biais (moindre situation d'auto-éclaircie en forêt publique), et d'autre part cela permet d'attribuer un indice de densité générique aux points d'inventaires, sans distinction des essences.

Les allométries d'auto-éclaircie ont pu être estimées sur des points d'inventaire hétérogènes et homogènes en essence et en taille. Si le concept d'auto-éclaircie (Reineke, 1933) a été défini sur des peuplements purs et équiens, de telles allométries ont aussi été ajustées avec succès sur des peuplements mixtes et inéquiennes (*e.g.* Sterba & Monserud 1993).

Elles ont été ajustées à partir de la technique de régression 'SFA' (Stochastic Frontier Analysis ; Aigner *et al.,* 1977) qui consiste à ajuster la limite maximale (ou « frontière ») d'une variable prédite, conditionnellement à l'effet d'un ou plusieurs prédicteurs. Les courbes d'auto-éclaircie sont estimées à partir des équations suivantes :

$$ln(Nha_{max}) = a + b * ln(Dg) + (v - u) \qquad \textbf{(VII.3)}$$

$$ln(Nha_{max}) = a + b * ln(Dg) + c * (\ln(Dg))^2 + (v - u) \qquad \textbf{(VII.4)}$$

où Nha_{max} est l'effectif d'arbres par hectare maximal théorique dans les points d'inventaire, Dg est le diamètre quadratique moyen des points d'inventaire, a, b, c, sont des paramètres du modèle et v et u les termes d'erreurs dont la modélisation probabiliste permet de restituer une « loi du maximum ». La composante d'erreur u est positive et modélisée comme le côté droit de la troncature à la médiane d'une distribution normale $N(\mu, \sigma_u^2)$, mais u peut prendre des valeurs positives ou négatives (distribution modale ou monotone). La deuxième composante d'erreur v est supposée normale avec une moyenne nulle et une variance constante σ_v^2 , petite devant σ_u^2. A noter que dans le cas de l'**Eq. VII.4**, il ne s'agit plus, à proprement parler, d'une allométrie.

Les modèles ont été estimés par maximum de vraisemblance en utilisant le package « frontier » (Coelli & Henningsen, 2013) sous le logiciel R.

Les allométries d'auto-éclaircies ajustées diffèrent entre les GRECO x composition. Dans le plan d'auto-éclaircie, les distributions des effectifs d'arbres limites en fonction du Dg peuvent avoir une forme linéaire, ou convexe, ce qui a justifié le recours à l'**équation VII.4**. Les limites d'auto-éclaircies sont illustrées pour la GRECO B dans la **Figure VII.1.**

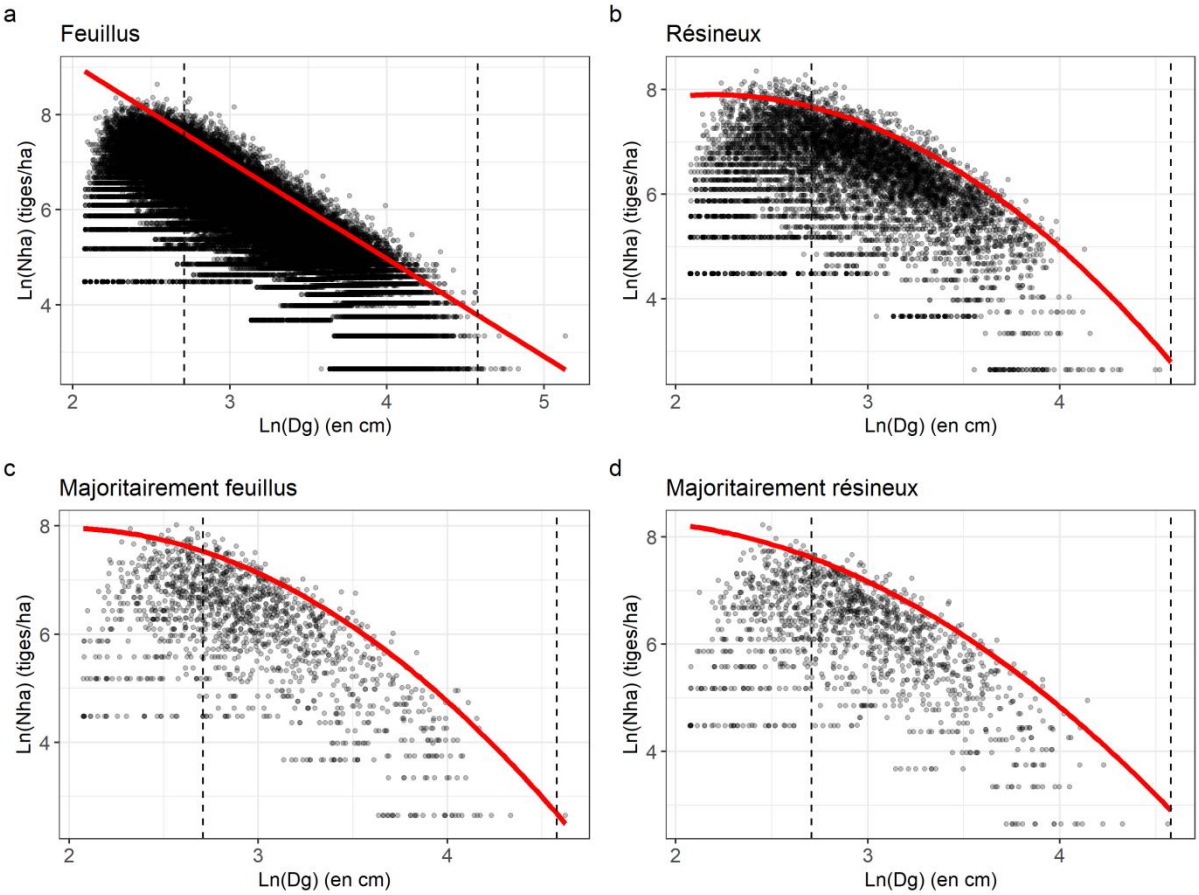


Figure VII.1. Limites d'auto-éclaircies ajustées sur les points d'inventaire de la GRECO B selon leur composition. L'espace entre les deux barres verticales hachurées représente les points d'inventaires utilisés pour estimer les limites d'auto-éclaircies.

2.1.3 Calcul d'un indice RDI sur chacun des points d'inventaire

L'indice de densité est défini par le RDI (Relative Density Index), théoriquement compris entre 0 et 1 (l'existence du terme σ_v^2 indique d'emblée qu'il pourra être dépassé, il s'agit d'un maximum « moyen »), et qui se calcule de la manière suivante sur chaque point d'inventaire en fonction de l'allométrie d'auto-éclaircie retenue :

$$RDI = \frac{Nha}{Nha_{max}} = \frac{Nha}{\exp(a) * Dg^b} \qquad \textbf{(VII.5)}$$

ou :

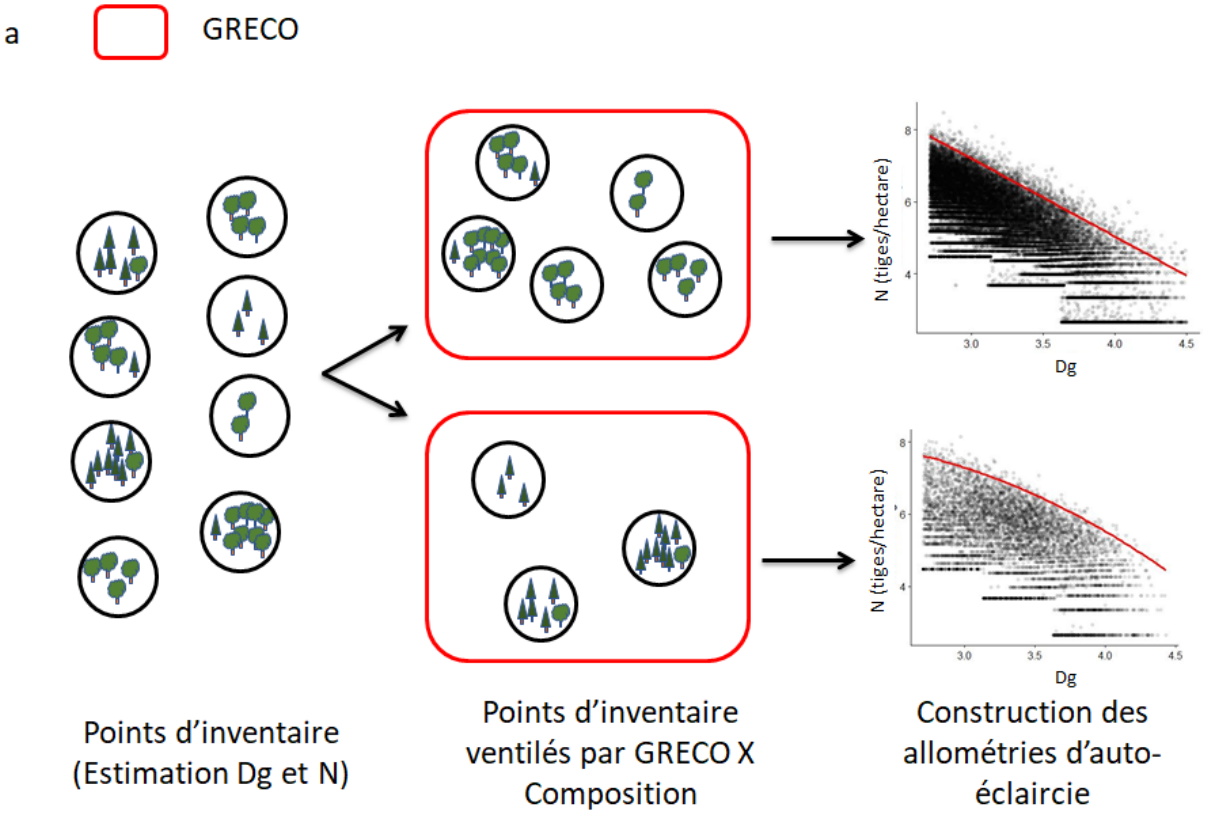
$$RDI = \frac{Nha}{Nha_{max}} = \frac{Nha}{\exp(a) * Dg^b * \exp(\ln(Dg)^2 * c)} \qquad \textbf{(VII.6)}$$

où N est l'effectif d'arbres observé d'un point d'inventaire, Nha_{max} est l'effectif d'arbres maximal théorique, a, b et c sont des paramètres estimés par la régression linéaire SFA.

2.1.4 Définition des classes de densité au sein des strates de la forêt française

Les strates issues du partitionnement de la forêt française sont constituées d'un nombre de points d'inventaire qui varie en fonction de la strate (il est compris entre 21 et 9113, et est en moyenne de 1100 points). Chaque point d'inventaire possède sa propre valeur de RDI.

Conformément au principe de sur-stratification des strates en densité (sous-strates), les effectifs de points d'inventaire de chaque strate sont ventilés en *n* classes de densité, *n* étant un nombre à définir, puis ceux des arbres correspondants en classes de diamètre (le nombre de classes de diamètre varie selon leur largeur, et selon la strate). **De ce fait, on choisit donc de modéliser la dynamique de *n* distributions diamétriques plutôt que d'une seule au sein de chaque strate, qui ne sont cependant pas indépendantes** (**Figure VII.2**).



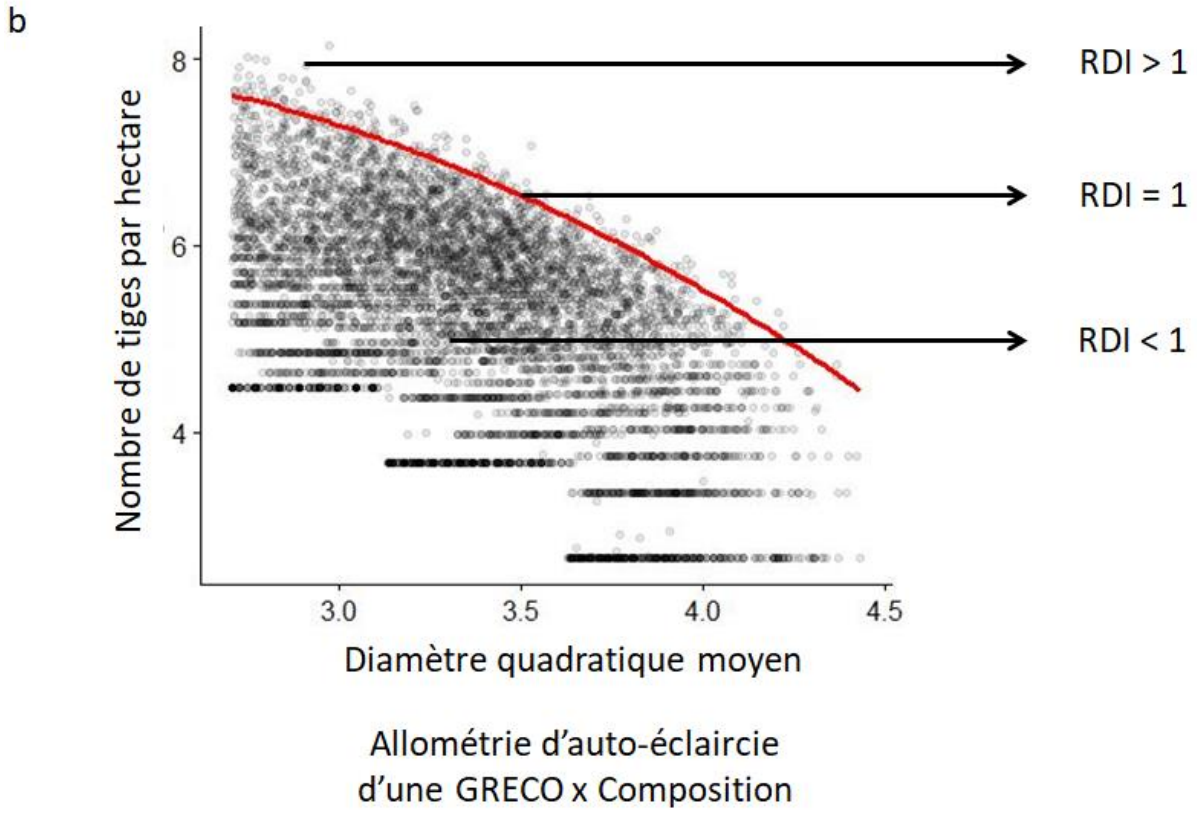


Figure VII.2. Schémas (a) de la méthode d'estimation de l'indice de densité RDI ; (b) des intervalles de valeur d'un RDI au niveau du point.

Le nombre et la nature des classes de densité doivent être raisonnés, sachant que nous avons mis en évidence (**partie IV)** que l'incertitude d'estimation des paramètres augmente quand le nombre de points d'inventaire sur lesquels sont estimés ces paramètres diminue. Par ailleurs, un nombre très raisonnable de classes peut déjà structurer fortement l'estimation des taux démographiques, puisque ces taux n'ont pas de raison de varier fortement dans des peuplements ouverts (RDI < 0,5 par exemple). **Par conséquent, et pour un premier développement de modélisation, le nombre de classes de densité par strate a été fixé à trois.**

La largeur des classes de densité a été définie de façon itérative pour permettre une homogénéité relative de répartition des points d'inventaires par classes de densité sur l'ensemble de la forêt française. Par souci de simplicité, les mêmes classes ont été définies pour l'ensemble des strates : une classe dont le RDI est strictement inférieur à 0,50, une classe où le RDI est compris entre 0,50 et 0,75 et enfin une classe où le RDI est supérieur ou égal à 0,75. L'approche retenue des données utilisées (42 % dans la classe de densité la plus faible, 30 % dans la seconde classe de densité et 28 % dans la classe de densité la plus forte).

La sur-stratification de la strate en une intersection **strate x classe de densité constitue la nouvelle unité de modélisation du modèle MARGOT** (qu'on identifie par la suite comme MARGOT-DD, pour densité-dépendant) dans lesquelles sont estimés des familles de paramètres du modèle. L'identification des unités de modélisation est schématisée en **Figure VII.3**.

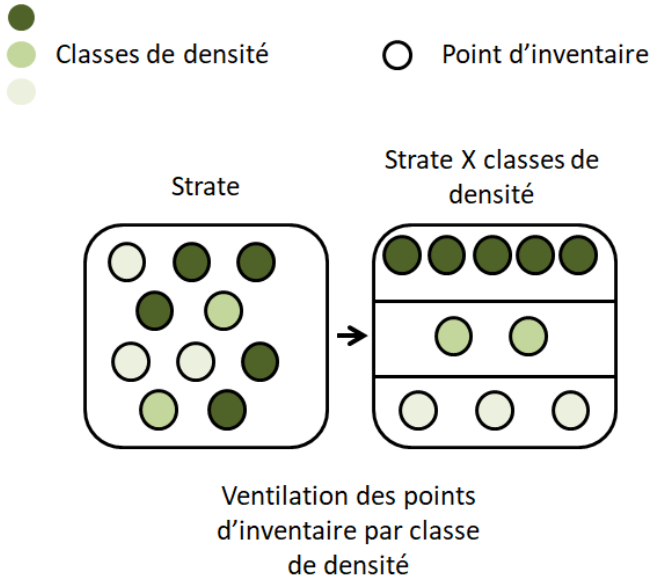


Figure VII.3. Schéma de la création des unités de modélisation dans le modèle MARGOT-DD.

2.2 Analyse des paramètres du modèle estimés par classes de densité

Les RDI moyens sur les cycles 1, 2, 3 d'inventaire et sur la période récente (2014-2018) sont respectivement de 0,56, 0,60, 0,65 et 0,70 (**Figure VII.4, Annexe VII.1**). Ces valeurs de densité correspondent à des forêts relativement denses et démontrent une augmentation de la densité moyenne des forêts sur une période de 4 décennies. Malgré cette augmentation, certaines strates ont connu une baisse de densité traduisant une probable intensification des prélèvements (par exemple, le RDI du chêne pédonculé dans les forêts domaniales du grand est de 0,85 au premier cycle d'inventaire, et est de 0,71 sur les données de la nouvelle méthode, **Annexe VII.1**).

Par ailleurs, des points d'inventaires présentent un RDI supérieur à 1,5. Leur origine est logique, car la méthode d'ajustement SFA permet une estimation du maximum dans un « voisinage » extrême des points, mais pourrait également provenir d'une sous-estimation de la limite d'auto-éclaircie lors de l'ajustement des allométries (**Figure VII.4**). Cependant,

ces points sont très peu nombreux puisqu'ils représentent seulement 0,3 % des points d'inventaire du jeu de données.

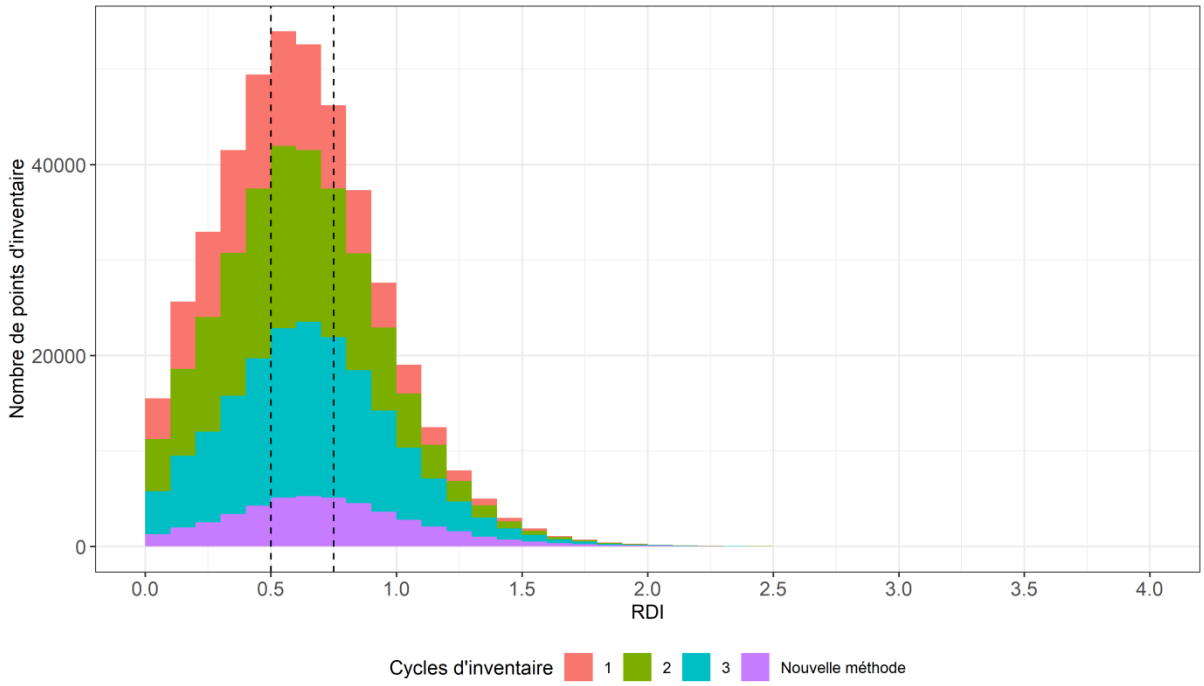


Figure VII.4. Distribution du RDI des points d'inventaires sur l'ensemble de la forêt française selon les cycles d'inventaire.

L'ensemble des paramètres du modèle ont été estimés au niveau des strates x densité selon les méthodes présentées dans la **partie III** (lissage des *TPA*, *TM* et des *TPR* et test de détection des valeurs aberrantes des *TPA*).

Sur les effectifs de recrutement, le même étagement est observé par classe de densité sur les cycles d'inventaire d'ancienne méthode, mais pas sur la période récente (**Figure VII.5**). Cela suggère que le recrutement a été préférentiellement plus élevé dans des forêts peu denses, ce qui apparaît logique (renouvellement de forêts). La faiblesse de ce lien à une période très récente peu traduire le déficit de renouvellement posterieur à la tempête de 1999 (arrêt du programme de boisement du FFN notamment, et peut-être aussi des difficultés nouvelles de régénération des forêts). Dans ce contexte, le lien avec les modèles de recrutement développés dans la **partie III (section 2.10)** n'est pas immédiat (lesquels avaient mis en évidence les effets positifs des effectifs de différentes classes de diamètre sur le flux de recrutement).

Les *TPA* élevés dans la classe de densité faible et les *TPA* plus faibles dans la classe de densité élevée mettent en évidence les effets de la densité-dépendance sur la croissance (**Figure**

VII.6a). Néanmoins, ce phénomène n'est pas commun à l'ensemble des classes de diamètre, car l'étagement de la croissance par classe de densité n'est plus évident à partir d'un diamètre médian d'environ 65-70 cm, d'impact faible sur la dynamique forestière.

Le phénomène de densité-dépendance s'observe moins aisément sur les *TPR* (**Figure VII.6b**, **Figure VII.6c**). La structuration des *TPR* par classe de densité est difficilement interprétable, car ils peuvent être forts dans les classes à densité faible (position de la cause et de la conséquence). Dans le cas contraire, il peut y avoir des prélèvements sur des classes à densité élevées, car le peuplement est arrivé à maturation et est exploité.

Le phénomène de densité-dépendance s'observe sur la mortalité, car les *TM* sont importants sur l'ensemble des classes de diamètre dans la classe de densité élevée, et plus faibles dans la classe de densité basse, avec une forme de réponse en U tout à fait remarquable sur le gradient de classes de diamètre (**Figure VII.6c**). La forte mortalité dans les premières classes de diamètre peut s'expliquer par une concurrence importante entre les individus, qui s'estompe ensuite dans les classes de diamètre intermédiaires car la concurrence devient moins importante. La mortalité augmente à nouveau dans les classes de diamètre élevées, car ces arbres plus âgés ont une sensibilité accrue aux perturbations biotique et abiotique.

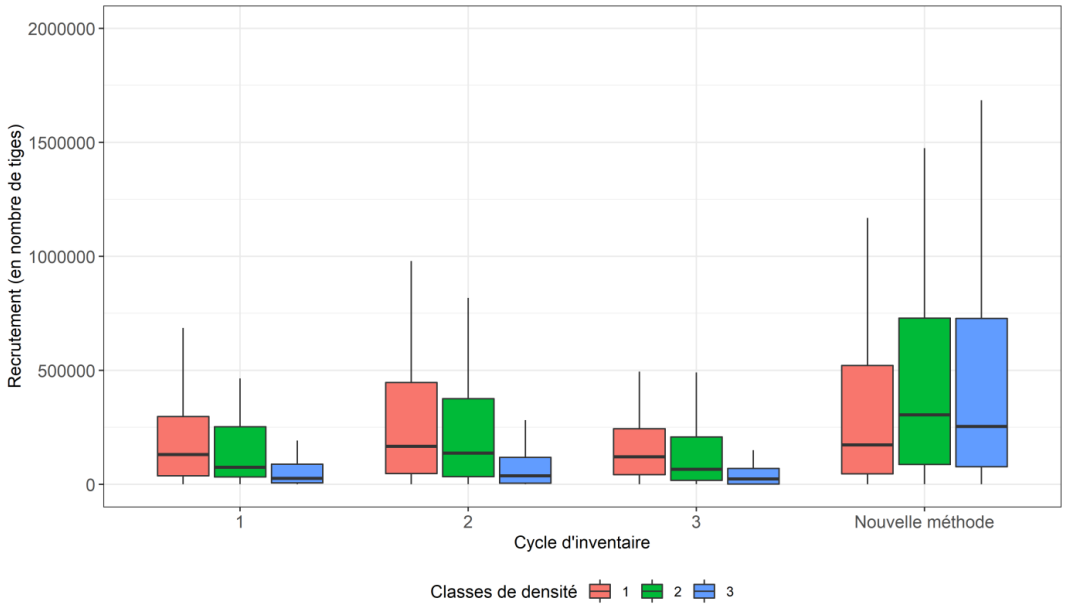


Figure VII.5. Comparaisons des distributions des effectifs d'arbres recrutés entre classes de densité par cycles d'inventaire et estimés sur l'ensemble des strates de la forêt française. La classe de densité 1 correspond à une densité faible (RDI < 0,50), la classe de densité 2 à une densité modérée (0,50 ≤ RDI < 0 ,75) et la classe de densité 3 à une forte densité (RDI ≥ 0,75).

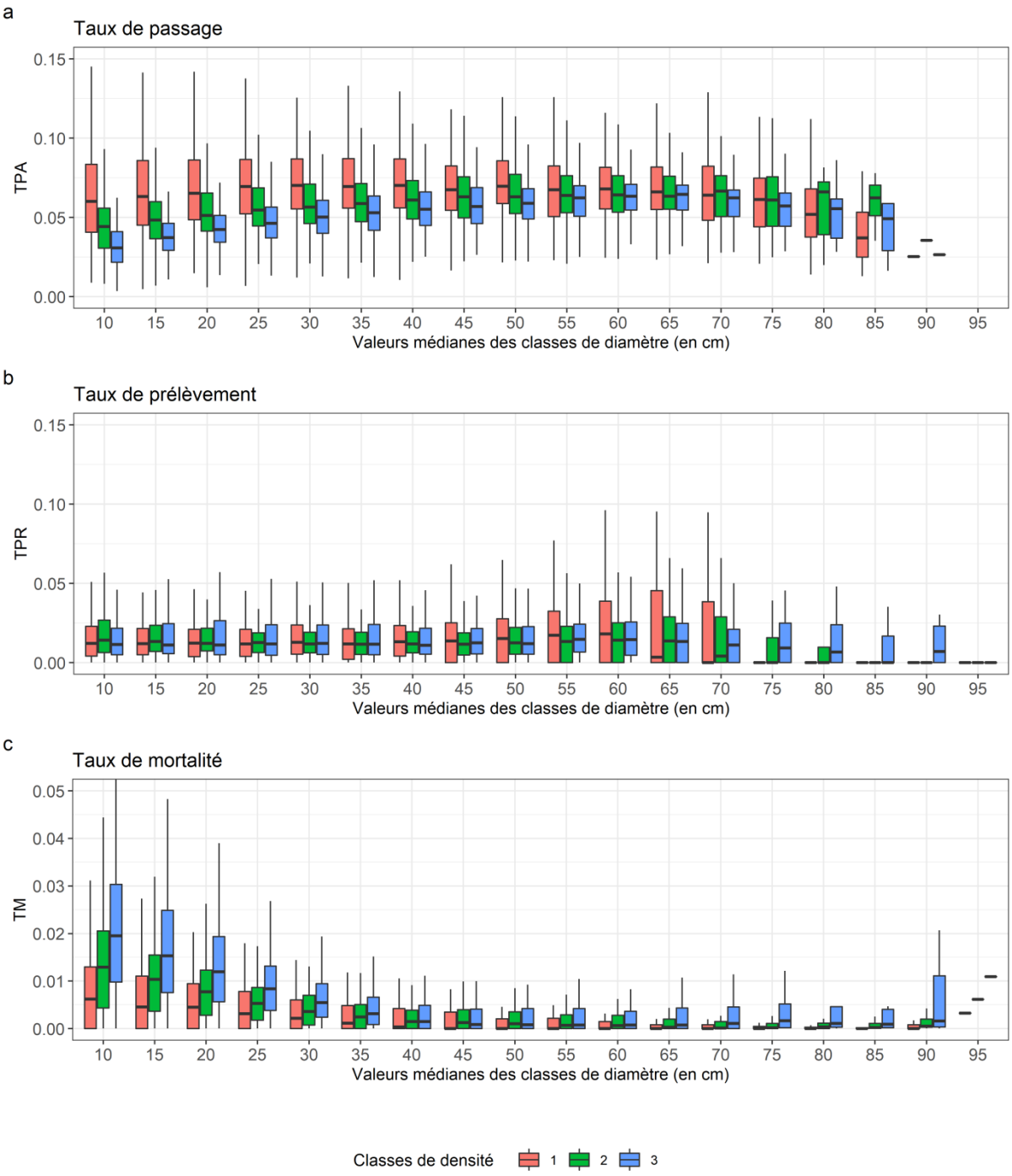


Figure VII.6. Comparaison des distributions des taux de passage (a), des taux de prélèvements (b) et des taux de mortalité (c) par classes de diamètre (d'une largeur de 5 cm) et de densité estimés sur l'ensemble des strates de la forêt française à partir des données de la nouvelle méthode d'inventaire (2014-2018). TPA : taux de passage. TPR : taux de prélèvement. TM : taux de mortalité. La classe de densité 1 correspond à une densité faible (RDI < 0,50), la classe de densité 2 à une densité modérée (0,50 ≤ RDI < 0 ,75) et la classe de densité 3 à une forte densité (RDI ≥ 0,75).

2.3 Introduction d'une notion de « peuplement »

2.3.1 Pourquoi introduire une notion de « peuplement » ?

La densité du peuplement (RDI) est une notion appliquée aux points d'inventaire. Au cours du temps, la densité d'un point d'inventaire peut varier sous l'impulsion de différents facteurs démographiques, au point de pouvoir franchir les seuils des classes de densité d'une strate, conduisant à opérer un flux de points entre sous-strates. **Il est donc nécessaire de rendre l'indice de densité dynamique au cours des simulations du modèle MARGOT-DD, et de conserver une notion d'entité sur laquelle calculer et actualiser une densité**.

Dans cette thèse, nous avons posé que les points d'inventaire eux-mêmes définissent précisément les entités sur lesquelles actualiser l'indice de densité et examiner les transits entre unités de modélisation strate x densité.

2.3.2 Propriétés des peuplements

Scission des points d'inventaire originaux. Un point d'inventaire peut comporter des arbres d'essences et de tailles différentes. Les arbres d'essences différentes d'un même point d'inventaire sont donc en pratique ventilés dans des strates différentes associés à d'autres strates. Par conséquent, la surface d'un point d'inventaire peut être associée à plusieurs strates, de sorte qu'elles ne vérifient pas la propriété de sommation sur le domaine. On doit garder à l'esprit que ces surfaces sont celles « sur lesquelles il existe au moins un arbre de l'essence ou groupe d'essence représenté par la strate ». Néanmoins, ce sont bien les surfaces associées au point d'inventaire qui seront considérées dans l'actualisation de la densité.

Variables d'état immédiates des points d'inventaire. La densité (RDI), le diamètre quadratique moyen (*Dg*), et les effectifs d'arbres par hectares (*Nha*) sont des variables d'état mises à jour au cours des simulations à partir de **la simulation primitive des effectifs N** dont elles se déduisent.

Surface d'un point d'inventaire. Chaque point d'inventaire est représentatif d'une surface. Le calcul de la surface d'un point d'inventaire est le suivant :

$$Surf_{pi} = \frac{1}{\sum pi_{stratif}} * Surf_{stratif} \qquad \textbf{(VII.7)}$$

Où $Surf_{pi}$ est la surface forestière que représente le point d'inventaire pi, $pi_{stratif}$ est le poids statistique du point d'inventaire *i* appartenant à une strate de sondage de l'inventaire et $Surf_{stratif}$ est la surface forestière de cette strate de sondage (attention, il ne s'agit plus des strates du modèle MARGOT, mais des strates d'échantillonnage utilisées par l'IFN).

Les variables d'états continues que sont *Nha*, *Dg*, et RDI des points d'inventaire permettent de cartographier de façon visuelle la dynamique des forêts d'une strate. Le modèle MARGOT-DD permet ainsi de représenter l'état de densité et de maturité de la forêt française.

2.4 Modélisation dynamique de la densité des peuplements

2.4.1 Unités de modélisation

Les unités de modélisation dans le modèle MARGOT-DD **correspondent maintenant aux strates issues du partitionnement de la forêt française ventilées en classes de densité (strate x densité)**. Les paramètres du modèle s'estiment à ce niveau. Les matrices de transition s'écrivent de la même façon, mais sont désormais indexées par la densité (voir **partie III, section 3**) :

$$\boldsymbol{M_{sd}^{+}} = \begin{bmatrix} 1 - TPA_{sd,1\to2} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ TPA_{sd,1\to2} & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \ddots & 1 - TPA_{sd,k\to k+1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & TPA_{sd,k\to k+1} & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1 \end{bmatrix} \quad \textbf{(VII.8)}$$

où $\boldsymbol{M_{sd}^{+}}$ est la matrice de transition traduisant la croissance, $TPA_{sd,k\to k+1}$ est le taux de passage de la classe k vers la classe k+1, soit la proportion de l'effectif d'arbres passant d'une classe de diamètre k à une classe de diamètre k+1 pour une strate x densité donnée sd.

La seconde matrice de transition traduit les termes démographiques négatifs (notée $\boldsymbol{M_{sd}^{-}}$) d'une strate x densité sd :

$$\boldsymbol{M_{sd}^{-}} = \begin{bmatrix} 1-(TM_{sd,1}+TPR_{sd,1}) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1-(TM_{sd,k}+TPR_{sd,k}) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & 1-(TM_{sd,kouv}+TPR_{sd,kouv}) \end{bmatrix}$$

(VII.9)

où $TM_{sd,k}$ est le taux de mortalité pour une classe de diamètre k et une strate x densité donnée sd, et $TPR_{sd,k}$ est le taux de prélèvement d'une classe de diamètre k pour une strate x densité donnée sd, et $kouv$ et la dernière classe de diamètre, ouverte à droite.

2.4.2 Unités de simulation

Les unités de simulation représentent la distribution d'arbres atomique simulée. Dans le modèle non densité-dépendant, l'unité de simulation correspond à l'intersection entre une strate et un département (appelée « sous-strate »). Dans le modèle MARGOT-DD, les unités de simulation correspondent donc désormais aux fractions de points d'inventaire d'une strate x densité. En effet, plusieurs essences d'arbres peuvent être relevées sur un point d'inventaire. Ces points d'inventaires sont alors expliciter dans plusieurs strates x densités.

2.5 Modélisation de la dynamique forestière

2.5.1.1 Adaptation de la formulation de MARGOT à l'intégration de la densité-dépendance

Les effectifs d'arbres d'une strate x densité donnée au temps $t+1$ sont prédits en fonction de ceux constatés au temps t dans le modèle MARGOT-DD par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{N_{sd}}(t+1) &= \boldsymbol{M_{sd}^{-}} * \left(\boldsymbol{R_{sd}} + \boldsymbol{M_{sd}^{+}} * \boldsymbol{N_{sd}}(t)\right) \\ &= \boldsymbol{M_{sd}^{-}} * \left(\sum \boldsymbol{R_{pi,sd}}\,(t) + \boldsymbol{M_{sd}^{+}} * \sum \boldsymbol{N_{pi,sd}}\,(t)\right) \\ &= \sum(\boldsymbol{M_{sd}^{-}} * \left(\boldsymbol{R_{pi,sd}}(t) + \boldsymbol{M_{sd}^{+}} * \boldsymbol{N_{pi,sd}}(t)\right)) \end{aligned} \qquad \textbf{(VII.10)}$$

Dans cette approche, l'identification du point d'inventaire comme peuplement conduit à une équivalence entre application du modèle au niveau strate x densité, et au niveau du peuplement. Une question émergente est cependant celle de la désagrégation du recrutement au niveau du peuplement.

Dans un premier développement, le recrutement estimé au niveau d'une strate x densité a été ventilé sur les fractions des points d'inventaire comportant au moins un arbre de la strate x densité étudiée, proportionnellement au poids statistique de chaque point d'inventaire, et proportionnellement à l'effectif d'arbres appartenant à une strate x densité sur le point d'inventaire. Une première estimation du recrutement par point d'inventaire est décrite par les deux équations suivantes :

$$\boldsymbol{r}int_{pi,sd}(t) = \frac{\boldsymbol{r}_{sd}(t)}{\sum pi_{sd}} * \frac{N_{pi,sd}(t)}{N_{pi}(t)} * pi \qquad \textbf{(VII.11)}$$

Où $\boldsymbol{r}int_{pi,sd}(t)$ est l'effectif d'arbres recrutés intermédiaire dans la première classe de diamètre et estimé sur un point d'inventaire pi d'une strate x densité sd au temps t, $\boldsymbol{r}_{sd}(t)$ est l'effectif d'arbres recrutés dans la première classe de diamètre estimé sur une strate x densité sd au temps t, $\sum pi_{sd}$ est la somme des poids statistiques des points d'inventaire constituant la strate x densité sd, et pi est le poids statistiques du point d'inventaire. $N_{pi,sd}(t)$ désigne l'effectif d'arbres appartenant à une strate x densité sd présente sur le point d'inventaire pi. $N_{pi}(t)$ est l'effectif d'arbres total présente sur le point d'inventaire pi.

Cette première estimation ne permet pas de distribuer en totalité l'effectif d'arbres recrutés estimés dans une strate x densité. Afin d'éviter une sous-estimation du recrutement dans les simulations, les effectifs d'arbres recrutés non distribués ont été ventilés sur les fractions des points d'inventaire comportant au moins un arbre de la strate x densité proportionnellement au poids statistique de chacun de ces points d'inventaire. Ces deux étapes sont réalisées de la façon suivante :

$$\boldsymbol{r}nd_{sd}(t) = \boldsymbol{r}_{sd}(t) - \sum \boldsymbol{r}int_{pi,sd}(t) \qquad \textbf{(VII.12)}$$

puis,

$$\boldsymbol{r}_{pi,sd}(t) = \frac{\boldsymbol{r}nd_{sd}(t)}{\sum pi_{sd}} * pi + \boldsymbol{r}_{pi,sd}(t) \qquad \textbf{(VII.13)}$$

où $\boldsymbol{r}nd_{sd}(t)$ est l'effectif d'arbres recrutés non distribué dans la première classe de diamètre sur un point d'inventaire pi dans une strate x densité sd au temps t, et $\boldsymbol{r}_{pi,sd}(t)$ est l'effectif d'arbres recrutés dans la première classe de diamètre sur un point d'inventaire pi dans la strate x densité sd au temps t.

2.5.1.2 *Actualisation de la dynamique de la surface, de la densité des points d'inventaires et des flux de peuplements entre classes de densité.*

Au temps initial, nous possédons pour chaque point d'inventaire une information sur leur distribution d'effectifs d'arbres par hectare, leur *Dg* et leur RDI.

Au cours d'une simulation, l'information à caractère continu sur le diamètre individuel des arbres simulés est perdue, du fait d'une modélisation discrète. Les effectifs d'arbres simulés restant distribués par classe de diamètre, on peut faire **l'approximation que le diamètre de chaque arbre d'une classe de diamètre est égal au diamètre médian de la classe de diamètre**.

De plus, les points d'inventaires sont scindés sur plusieurs strates x classes de densité. Il convient alors d'assembler et de sommer les effectifs d'arbres par classes de diamètre des fractions d'un même point d'inventaire afin d'estimer les variables d'états (*Dg*, *Nha*) sur l'ensemble du point d'inventaire (**Figure VII.7**). L'information sur la composition du point d'inventaire ayant été conservée, il est possible d'estimer le RDI, et donc une classe de densité pour tout point d'inventaire.

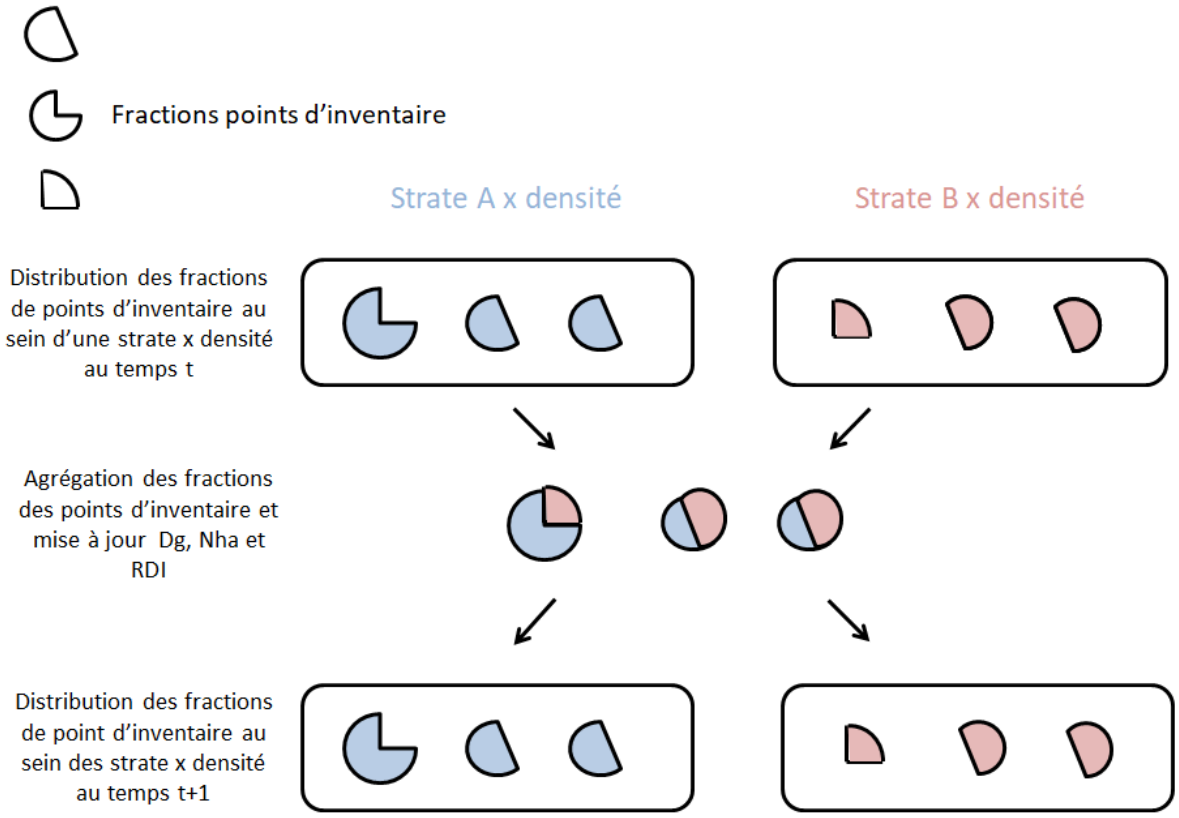


Figure VII.7. Schéma d'un pas de temps d'une mise à jour de l'indice de de densité sur trois points d'inventaire dans MARGOT-DD.

Afin de déterminer le nombre de tige par hectare (Nha) des points d'inventaire au cours d'une simulation, les effectifs d'arbres des points d'inventaire sont au préalable pondérés par leur surface par l'équation suivante :

$$Nha_{pi,pond}(t) = \frac{\sum(N_{pi,sd,k}\,(t))}{Surf_{pi,sd}(t)} \qquad \textbf{(VII.14)}$$

où $N_{pi,pond}$ est l'effectif d'arbres pondéré au temps t par la surface du point d'inventaire appartenant à une strate x densité $Surf_{pi,sd}$ est la surface du point d'inventaire, et $N_{pi,sd,k}$ est l'effectif d'arbres d'une classe de diamètre k dans un point d'inventaire appartenant à une strate x densité.

Le diamètre quadratique moyen s'écrit selon l'équation suivante :

$$Dg_{pi,sd}(t) = \sqrt{\frac{\sum(Dmed^2_{pi,sd,k}(t) * Nha_{pi,sd,pond}(t))}{Nha_{pi,sd,pond}\,(t)}} \qquad \textbf{(VII.15)}$$

où $Dg_{pi,sd}$ est le diamètre quadratique moyen d'un point d'inventaire, $Dmed_{pi,sd,k}$ sont les diamètres médians des effectifs d'arbres dans un point d'inventaire.

Les équations de mise à jour des estimations du RDI au sein des points d'inventaire sont identiques aux équations (**VII.5**) et (**VII.6**).

En fonction de la valeur de RDI calculée, une nouvelle classe de densité peut être attribuée à un point d'inventaire. 3 possibilités existent pour un point d'inventaire : i) de passer d'une classe de densité d à une classe de densité d-1 ; ii) de passer d'une classe de densité d à une classe de densité d+1 ; iii) de rester dans la même classe de densité. Les classes de densité au sein d'une strate sont donc poreuses, et laissent la possibilité à un point d'inventaire de passer au cours de la simulation d'une classe de densité à une autre, auquel cas une autre famille de paramètres démographiques lui est appliquée (**Figure VII.8**).

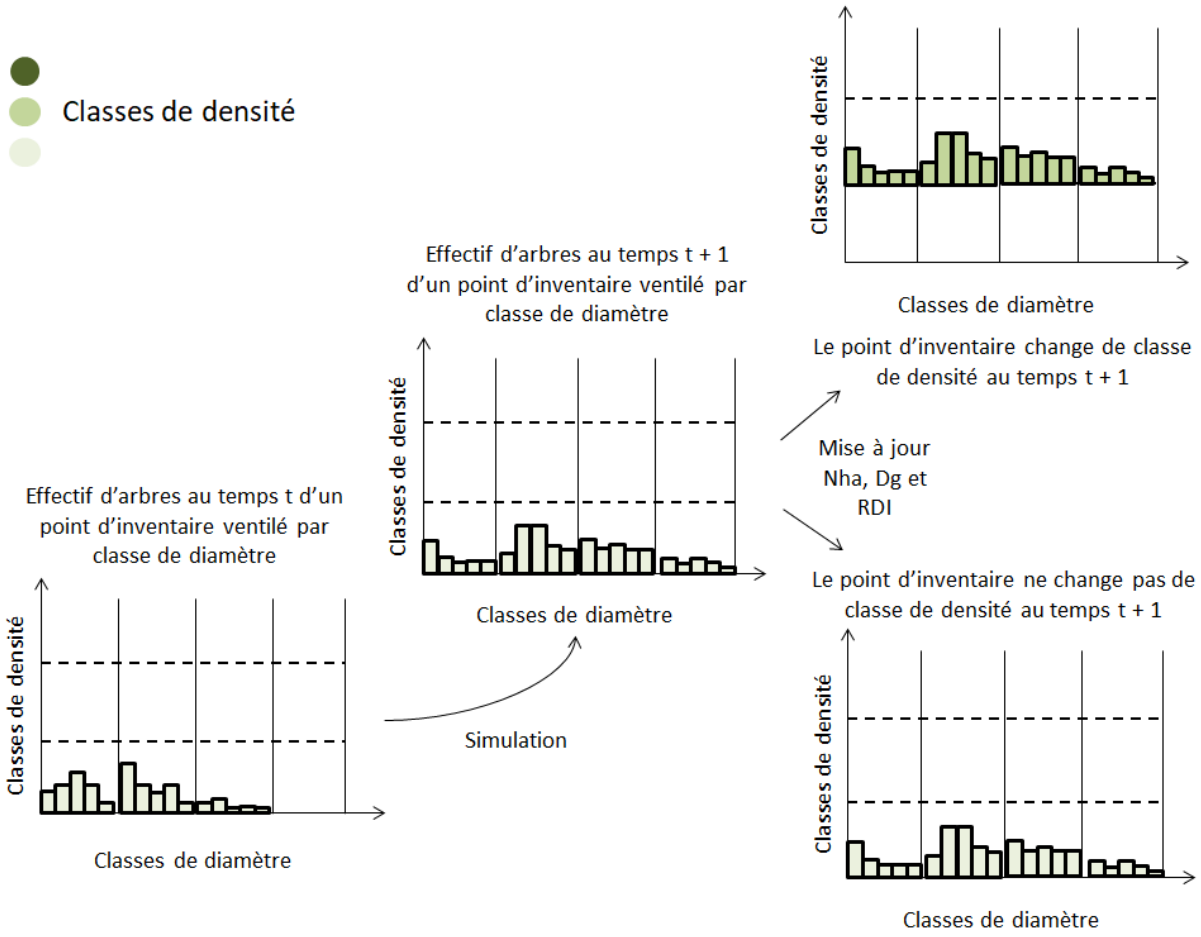


Figure VII.8. Schéma d'un pas de temps d'une simulation de l'effectif d'arbres d'un peuplement par le modèle MARGOT-DD. Les barres noires verticales délimitent les classes de diamètre. Les barres noires hachurées et horizontales délimitent les classes de densité.

3 Simulations

3.1 Plan et conditions de simulations

Les variations des paramètres démographiques du modèle MARGOT invalident l'hypothèse de constance de paramétrisation du modèle (voir **partie V**). Pour cela, une actualisation des paramètres démographiques au cours d'une simulation est nécessaire.

Les paramètres démographiques du modèle sont mis à jour à partir des données d'ancienne et de la nouvelle méthode selon la méthode décrite dans la **partie V,** c'est-à-dire que la même méthode d'interpolation linéaire a été effectuée, mais au niveau des sous-strates x densité (intersection d'une strate, d'un département et d'une classe de densité).

Au cours d'une simulation et à chaque pas de temps du modèle, les paramètres démographiques estimés au temps *t* dans une sous-strate sont remplacés par les paramètres estimés au temps *t + 1*.

Les *TPA*, les *TM* et le recrutement sont interpolés sur l'ensemble des différentes périodes dans lesquelles ils ont été estimés (premier, second, troisième cycle d'inventaire et donnée de la nouvelle méthode d'inventaire). **Les *TPR* ont été interpolés uniquement entre le premier et le troisième cycle d'inventaire, puis prolongés de façon constante jusqu'à 2016 en raison de leur cas particulier (voir partie V).**

La simulation s'effectue sur la même période que le modèle non densité-dépendant (1971-2016). Afin de mesurer l'apport de la densité-dépendance dans les simulations, les performances du modèle à restituer le stock de bois sur pied et les effectifs d'arbres par classes de diamètre seront analysées et confrontées aux performances du modèle sans densité-dépendance. **Une analyse de l'évolution de la densité des strates entre le temps initial et le temps final de la simulation sera également effectuée.**

Dans cette section, deux séries de simulations ont été analysées. Dans un premier temps, les simulations de MARGOT – Matrice dynamique ont été mises en comparaison avec celles du modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique sur l'ensemble de la forêt française sans application d'un coefficient correctif moyen, afin de mesurer l'apport de la densité-dépendance sur les performances du modèle. Cette première série de simulation est ensuite accompagnée d'une analyse de sensibilité sur les *TPR.* La densité-dépendance et l'application de coefficients correctifs sur les prélèvements pouvant avoir le même effet sur les simulations (baisse de la trajectoire des simulations), les simulations ont été effectués sans et avec application d'un coefficient correctif moyen pour éviter toute confusion d'effets.

Les prélèvements dans les simulations ont été ajustés selon trois facteurs déterminés dans la **partie V** de la thèse (facteur 1,5, 2 et 2,5). Le coefficient correctif d'une valeur de 2,5 a été conservé dans ces simulations. Ces facteurs ont été appliqués sur les *TPR* des strates x densités de la manière suivante :

$$TPRC_{sd,k}(t) = TPR_{sd,k}(t) * coef \qquad \textbf{(VII.16)}$$

Où $TPRC_{sd,k}(t)$ est le taux de prélèvement corrigé d'une strate x densité au temps t, $TPR_{sd,k}(t)$ est le taux de prélèvement d'une strate x densité au temps t, et $coef$ est la valeur du coefficient correctif moyen appliqué aux $TPR_{sd,k}$ (ces valeurs sont 1,5, 2 et 2,5).

Dans un second temps, les modificateurs de croissance issus des simulations du modèle CASTANEA (voir **partie VII**) seront intégrés dans les simulations de MARGOT-DD (ci-après désigné sous le nom de MARGOT-DDCC). **On rappelle ici que l'absence d'explicitation de la densité dans CASTANEA, les rend a priori applicables de façon pragmatique aux différentes classes de densité du modèle MARGOT.**

Pour cela, les modificateurs de croissance sont appliqués aux *TPA* de chaque strate x densité de la façon suivante :

$$TPA_{\ sd,k,sCO_2}(t) = TPA_{sd,k,sCO_2}(tref) * Mod_{hs,k,sCO_2}(t) \qquad \textbf{(VII.17)}$$

où $TPA\ (t)$ est le taux de passage à une année t et $TPA_{sd,k,sco2}(tref)$ est le taux de passage estimé sur l'année de référence médiane des inventaires départementaux d'un cycle dans une strate x densité sd sur lequel le modificateur de croissance Mod_{hs,k,sCO_2} estimé à pour une hyper-strate hs (pour rappel correspondant à l'intersection d'une GRECO x essence), pour une classe de diamètre k et pour un scénario de CO_2 $sco2$ au temps t.

Dans cette série de simulation, les performances des modèles MARGOT – Matrice dynamique, MARGOT-DD – Matrice dynamique, MARGOT-CC – Matrice dynamique et MARGOT-DDCC – Matrice dynamique seront analysées et comparées sur le sous-ensemble forestier français identifié dans la **partie VII.** Une analyse de sensibilité des *TPR* a également été effectuée dans cette série de simulations. **Seules les simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm ont été analysées dans cette série de simulation**, car celles-ci présentaient de meilleures performances des simulations du modèle sur l'ensemble de la forêt française (voir **section 3**).

L'ensemble des séries de simulations étudiées sont résumées dans le **Tableau VII.1.**

Tableau VII.1. Description des simulations réalisées et analysées dans la partie VIII. *TPR* : taux de prélèvement.

Série de simulation	Versions modèle	Largeur des classes de diamètre	Coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR*	Domaine d'étude	Objectifs principaux
1	MARGOT – Matrice dynamique MARGOT-DD – Matrice dynamique	5 et 10 cm	Aucun 1,5 2 2,5	Forêt française	Mesurer et comparer les performances du modèle densité-dépendant au modèle non densité-dépendant Identifier un coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR* permettant au modèle densité-dépendant de restituer de manière performante la dynamique de la forêt française
2	MARGOT – Matrice dynamique MARGOT-DD – Matrice dynamique MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO2 évolutif) MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO2 fixé) MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO2 évolutif) MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO2 fixé)	5 cm	Aucun 1,5 2	Sous-ensemble forestier français	Mesurer et comparer les performances des modèles étudiés Identifier un coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR* à l'ensemble des modèles étudiés de restituer de manière performante la dynamique du sous-ensemble forestier

3.2 Comparaison des simulations de MARGOT – Matrice dynamique et de MARGOT-DD – Matrice dynamique (densité-dépendant)

3.2.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois total sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

La prise en compte de la densité-dépendance permet de diminuer considérablement le biais positif absolu et le biais relatif moyen (Tableau VII.2). La prise en compte de la densification des forêts entraîne donc un ralentissement du modèle (Figure VII.9). Avec une largeur de classe de diamètre de 10 cm, les biais absolu et relatif de MARGOT-DD sont inférieurs aux biais de MARGOT dynamique (baisse de 269 millions de m³ du biais absolu et de 32,5 % du biais relatif moyen, **Tableau VII.2**), et il en est de même avec les simulations utilisant une largeur de classe de 5 cm (baisse de 292 millions de m³ du biais absolu et de 26,0 % du biais relatif moyen, **Tableau VII.2**).

Tableau VII.2. Biais et erreurs des simulations à paramètres dynamiques et constants du modèle MARGOT sur le stock de bois en fonction de la largeur de classe de diamètre utilisée.

Largeur des classes de diamètre	Versions modèle	Coefficient correctif appliqué au taux de prélèvement	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
10 cm	MARGOT – Matrice dynamique	Aucun	972	36,59	102,47	620	50,53	53,79
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	Aucun	703	4,11	106,55	583	48,5	71,32
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	1,5	326	-21,27	106,83	509	46,73	76,13
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	2	37	-40,7	108,38	483	48,21	80,76
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	2,5	-189	-55,96	110,23	481	50,97	84,51
5 cm	MARGOT – Matrice dynamique	Aucun	768	15,12	99,67	601	47,59	57,06
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	Aucun	476	-10,87	106,38	520	46,81	79,14
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	1,5	134	-34,13	107,6	468	46,58	84,24
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	2	-128	-52	109,76	461	49,03	88,78
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	2,5	-334	-65,85	111,5	470	52,21	92,04

La prise en compte de la densité-dépendance entraîne également une augmentation de la précision du modèle, car l'erreur absolue et relative des simulations diminue lors de sa prise en compte (**Tableau VII.2**). Pour une largeur de classes de diamètre de 10 cm et une largeur de classe de diamètre de 5 cm nous avons respectivement une diminution de l'erreur absolue de 37 millions de m³ et de 81 millions de m³, tandis que l'erreur relative diminue de 2,0 % et de 0,8 %. **L'impact de la densité-dépendance est alors plus important sur le biais du modèle que sur son erreur. Elle impacte donc de façon plus importante la justesse du modèle que sa précision.**

La comparaison des biais absolus au niveau des strates permet d'affirmer que MARGOT-DD améliore la fidélité des simulations (**Figure VII.10**). Pour les simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm la moyenne des biais absolus au niveau des strates est de 3,5 millions de m³ (pour un écart-type de 21,9 millions de m³) pour le modèle MARGOT-DD

dynamique, et de 5,7 millions de m³ (pour un écart-type de 26,8 millions de m³) dans MARGOT dynamique. Pour les simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm la moyenne des erreurs absolues au niveau des strates est de 3,9 millions de m³ (pour un écart-type de 11,7 millions de m³) pour le modèle MARGOT-DD dynamique et est de 4,4 millions de m³ (pour un écart-type de 15,5 millions de m³) dans MARGOT dynamique.

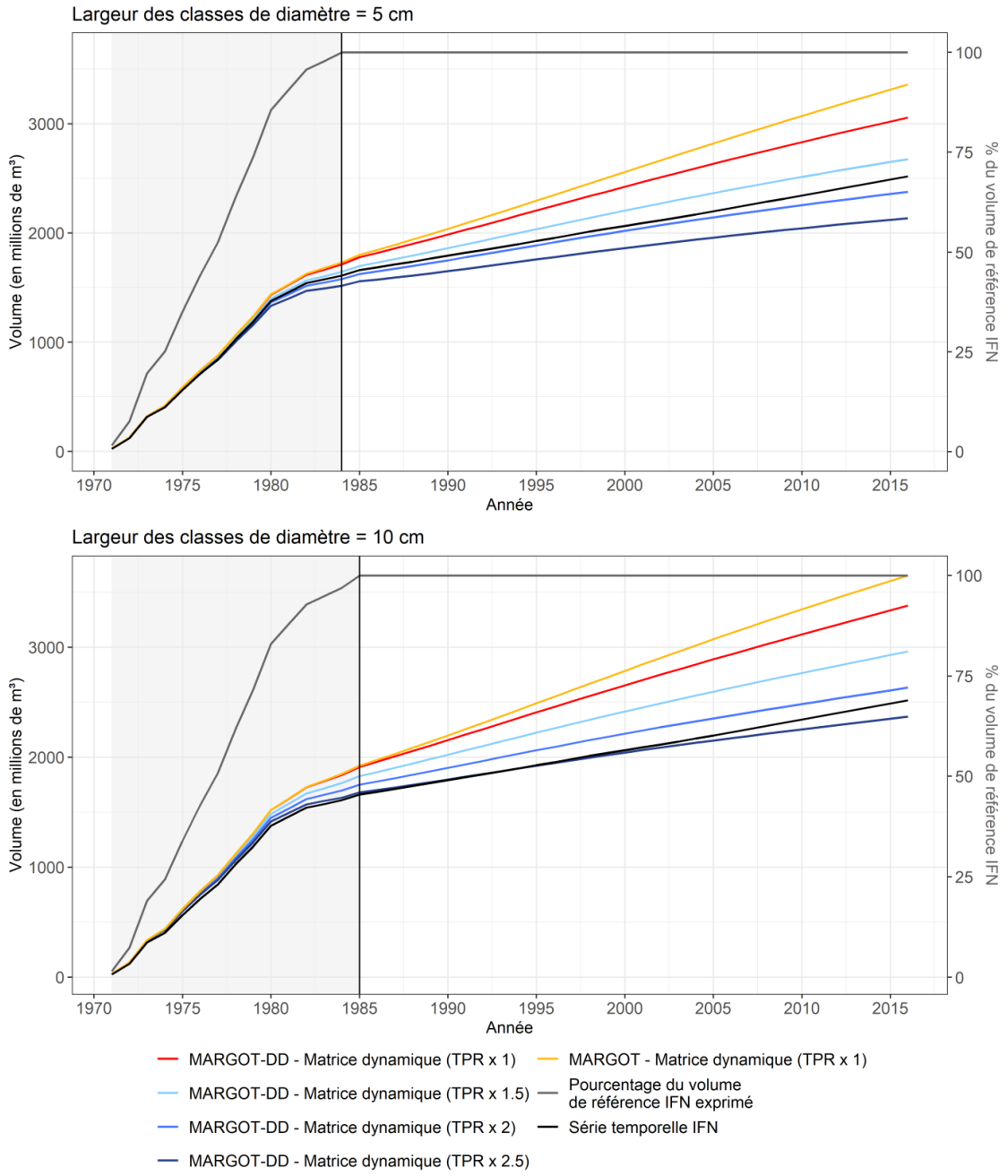


Figure VII.9. Simulations comparées du stock de bois des forêts françaises des modèles MARGOT – Matrice dynamique/MARGOT-DD – Matrice dynamique selon différentes largeurs de classes de diamètre. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles. TPR : taux de prélèvement.

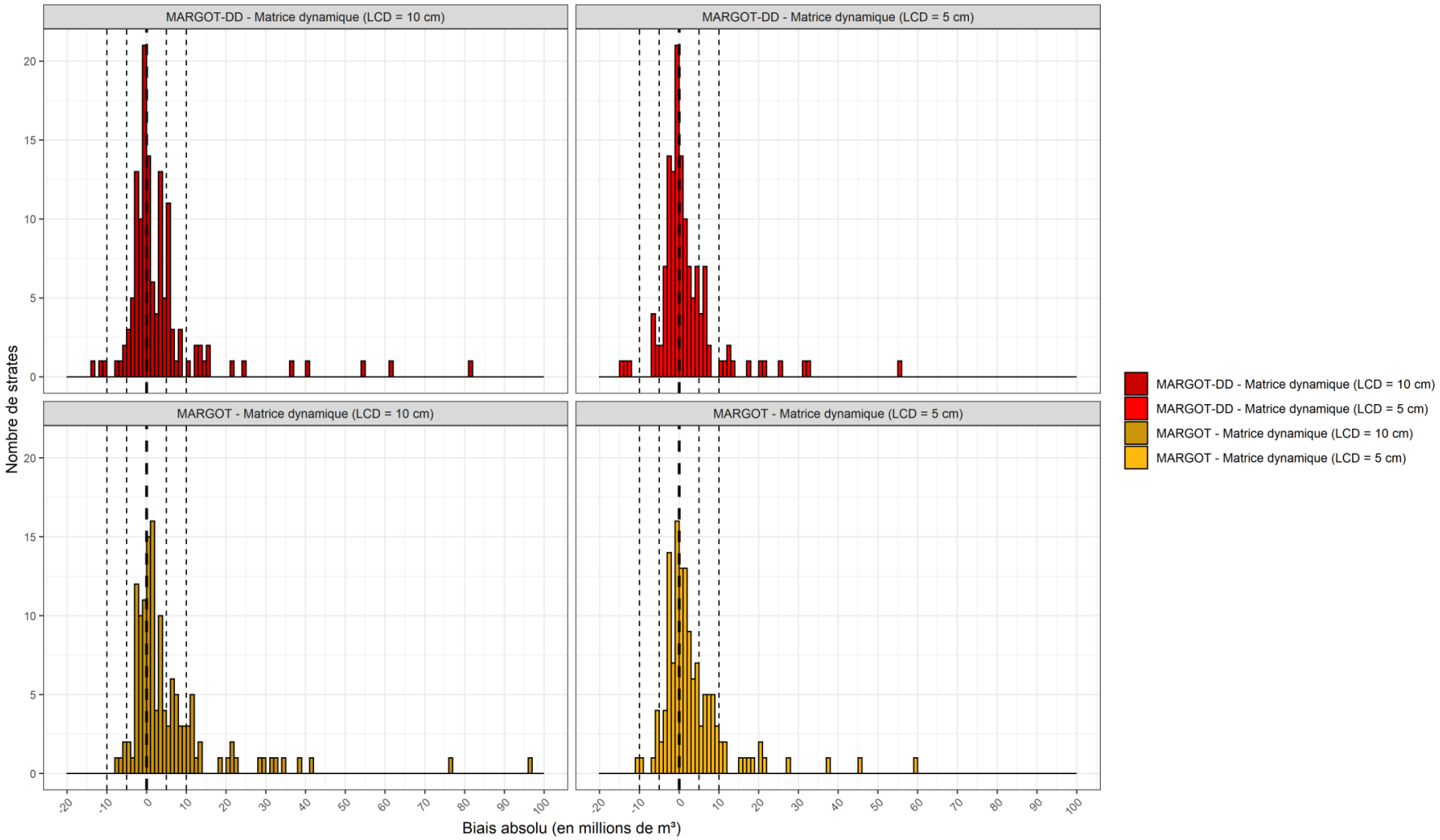


Figure VII.10. Comparaisons de la distribution des biais absolus au niveau des 135 strates de la forêt française entre les simulations du modèle MARGOT – Matrice dynamique et du modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique et selon deux largeurs de classes de diamètre testées. LCD = 5 cm : classes de diamètre de 5 cm de largeur. LCD = 10 cm : classes de diamètre de 10 cm de largeur.

3.2.2 Evaluation des simulations sur le stock de bois total avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

L'application des coefficients correctifs sur les *TPR* permet de diminuer fortement le biais absolu et l'erreur absolue des simulations de MARGOT-DD – Matrice dynamique (**Tableau VII.2**). L'application d'un coefficient correctif supérieur et égal à 2 entraîne une sous-estimation du stock de bois à l'échelle de la forêt française dans les simulations utilisant des classes de diamètre de 5 cm, et de 2,5 pour les classes de diamètre de 10 cm de largeur (**Tableau VII.2, Figure VII.9**). Les performances du modèle utilisant des classes de diamètre de 5 cm sont supérieures. De ces constats, on peut donc en déduire que les prélèvements seraient sous-estimés d'une valeur moyenne comprise entre 30 et 50 %.

Cependant, il est important de noter la présence d'une strate qui contribue amplement à augmenter le biais et l'erreur absolue sur l'ensemble de la forêt française (la strate du Pin maritime dans les forêts privées du grand ouest océanique, « F.Pr.Pin maritime »). En effet, après l'application d'un coefficient correctif d'une valeur de 1,5, le biais absolu de cette strate est de +177 millions de m³ et l'erreur absolue est de +115 millions de m³. Le biais absolu de cette strate est par conséquent supérieur au biais absolu total des simulations (pour rappel, le biais absolu y est de +134 millions de m³, **Tableau VII.2**). Ainsi, sans cette strate, on peut en déduire que l'application d'un coefficient correctif d'une valeur de 1,5 est trop important, car elle entraîne une sous-estimation de -43 millions de m³. L'application d'un coefficient correctif inférieur à 1,5 est donc plus probable, et est proche de l'estimation de la sous-estimation des prélèvements faite par Pignard (20 et 30 %).

Les performances très mauvaises du modèle sur la strate « F.Pr.Pin maritime » sont en partie dues à la non-prise en compte des tempêtes de 1999 et de 2009 dans les simulations du modèle qui ont entraîné une baisse importante du stock de bois dans cette strate sur la période de simulation (**Figure VII.11**).

Au niveau inter-strate (sans tenir compte de la strate « F.Pr.Pin maritime ») et après application d'un coefficient correctif d'une valeur de 1,5, le biais absolu moyen est de -0,3 millions de m³ (soit une baisse de 2,29 millions de m³ par rapport aux simulations sans aucun coefficient correctif, **Figure VII.12**), avec un écart-type de 7 millions de m³ (soit une baisse de 1,3 millions de m³ par rapport aux simulations sans aucun coefficient correctif), et montre que l'erreur absolue moyenne est de 2,6 millions de m³ (soit une baisse de 0,24 millions de m³ par rapport aux simulations sans aucun coefficient correctif, **Figure VII.12**) pour un écart-type de 2,3 millions de m³ (soit une baisse de 0,36 millions de m³ par rapport aux simulations sans aucun coefficient correctif). Ainsi, **l'application d'un coefficient correctif d'une valeur de 1,5 sur le modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique permet d'augmenter la justesse, la précision et la fidélité du modèle.**

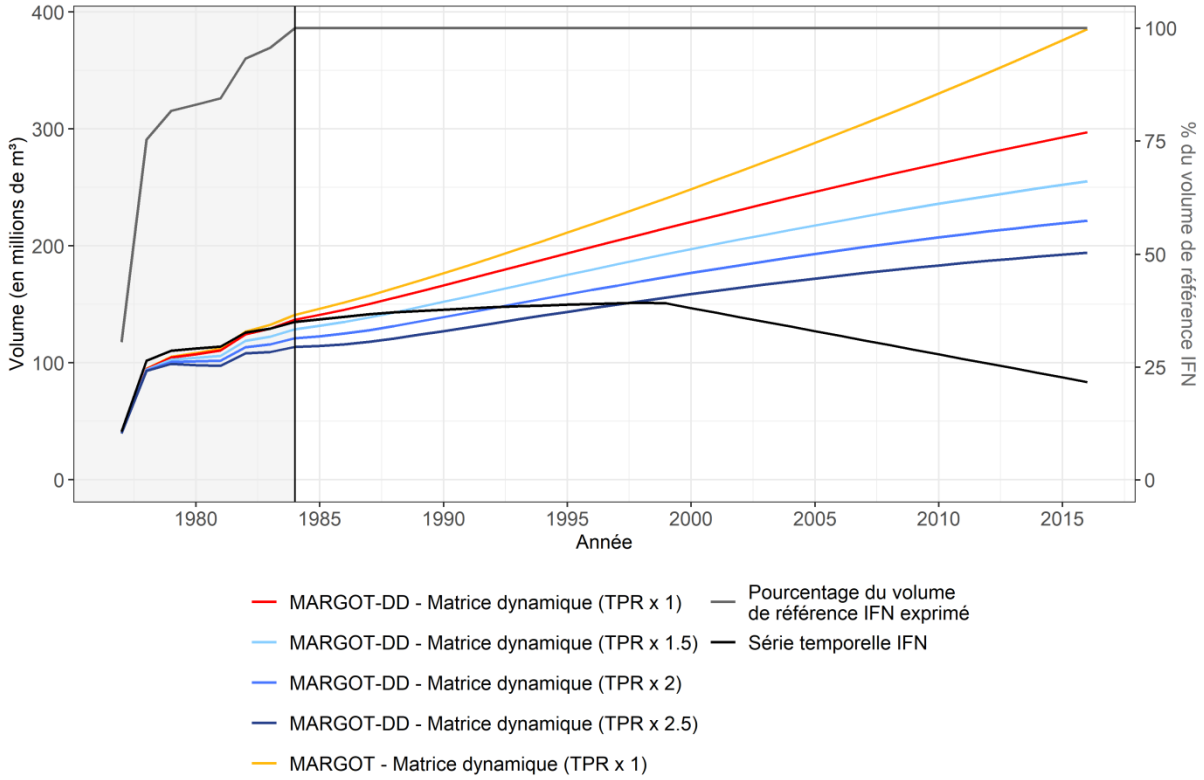


Figure VII.11. Simulations comparées du stock de bois du pin maritime dans les forêts privées d'Aquitaine (GRECO F) des modèles MARGOT – Matrice dynamique/MARGOT-DD – Matrice dynamique et selon différentes valeurs de coefficients correctifs moyens appliqués aux taux de prélèvements. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la strate. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la strate sont disponibles. TPR : taux de prélèvement.

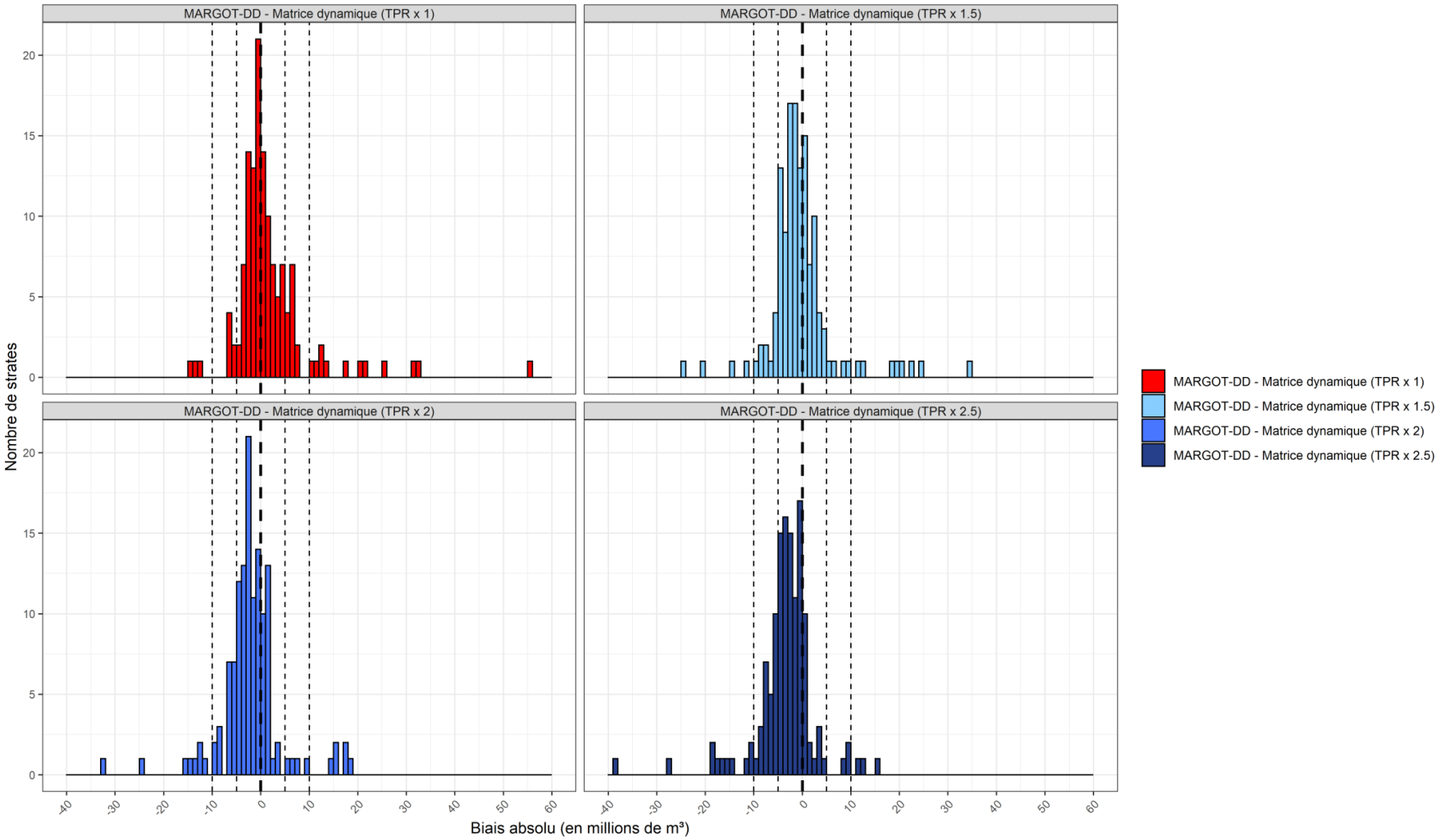


Figure VII.12. Distributions des biais absolus au niveau de 134 strates de la forêt française selon différentes applications d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement. La strate du pin maritime dans les forêts privées d'Aquitaine (GRECO C) n'est pas représenté sur cette figure (voir ci-dessus). TPR : taux de prélèvement.

3.2.3 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres et conséquence sur les stocks de bois sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

L'analyse des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre met en évidence une sous-estimation systématique des effectifs d'arbres sur l'ensemble des classes de diamètre (**Figure VII.13**). **Ces résultats indiquent que MARGOT-DD – Matrice dynamique ralentit la dynamique forestière moyenne par rapport au modèle MARGOT – Matrice dynamique dans les simulations.**

La sous-estimation accrue des effectifs d'arbres dans les petites classes de diamètre est due à un phénomène de densification au cours d'une simulation (en moyenne au niveau inter-strate, le RDI est passé de 0,56 au temps initial à 0,82 au temps final, tandis que le *Dg* moyen est passé de 22,6 cm au temps initial à 26,8 cm au temps final ; **Figure VII.14**, **Figure VII.15, Annexe VII.2**). En effet, la densification de la forêt française au cours d'une simulation amène les points d'inventaire à passer d'une classe de densité à une autre. Les effectifs de recrutement sont plus faibles dans les classes de densité élevées, ce qui entraîne donc une diminution du recrutement au cours d'une simulation (hormis dans les données de nouvelle méthode où les effectifs de recrutement sont plus élevés dans les classes de densités élevées, **Figure VII.6**). Ce résultat est important, car ce phénomène s'observe sur une durée de période de simulation de 41 ans et pourrait entraîner une chute des stocks de bois simulés si l'horizon temporel était plus important.

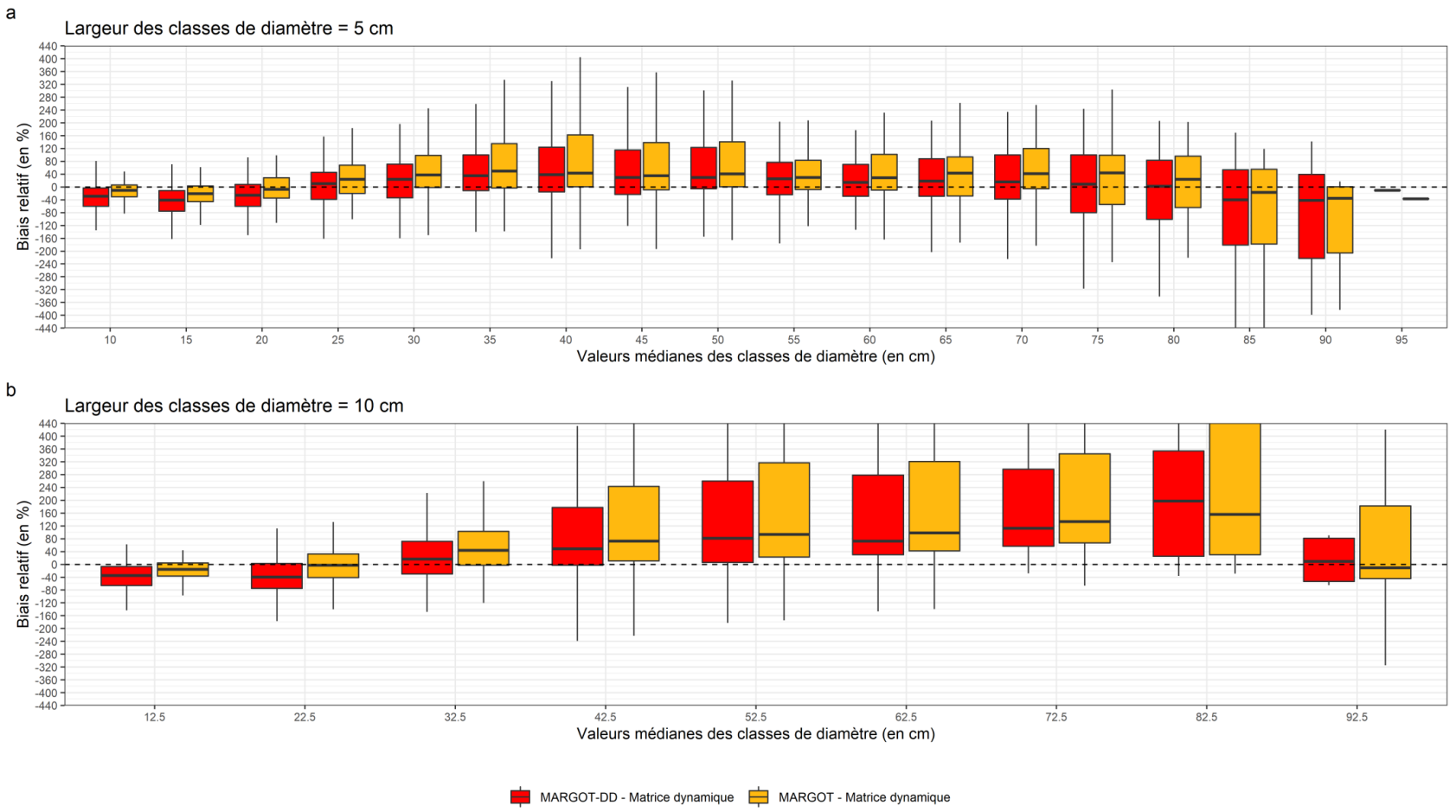


Figure VII.13. Diagramme en boîte à moustache des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates de la forêt française issus des simulations du modèle MARGOT – Matrice dynamique et MARGOT-DD – Matrice dynamique selon une largeur de classes de diamètre de 5 cm (a) et de 10 cm (b). Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs présentant des biais relatifs inférieurs à -440 % et supérieurs à +440% ne sont pas représentées sur ce graphique.

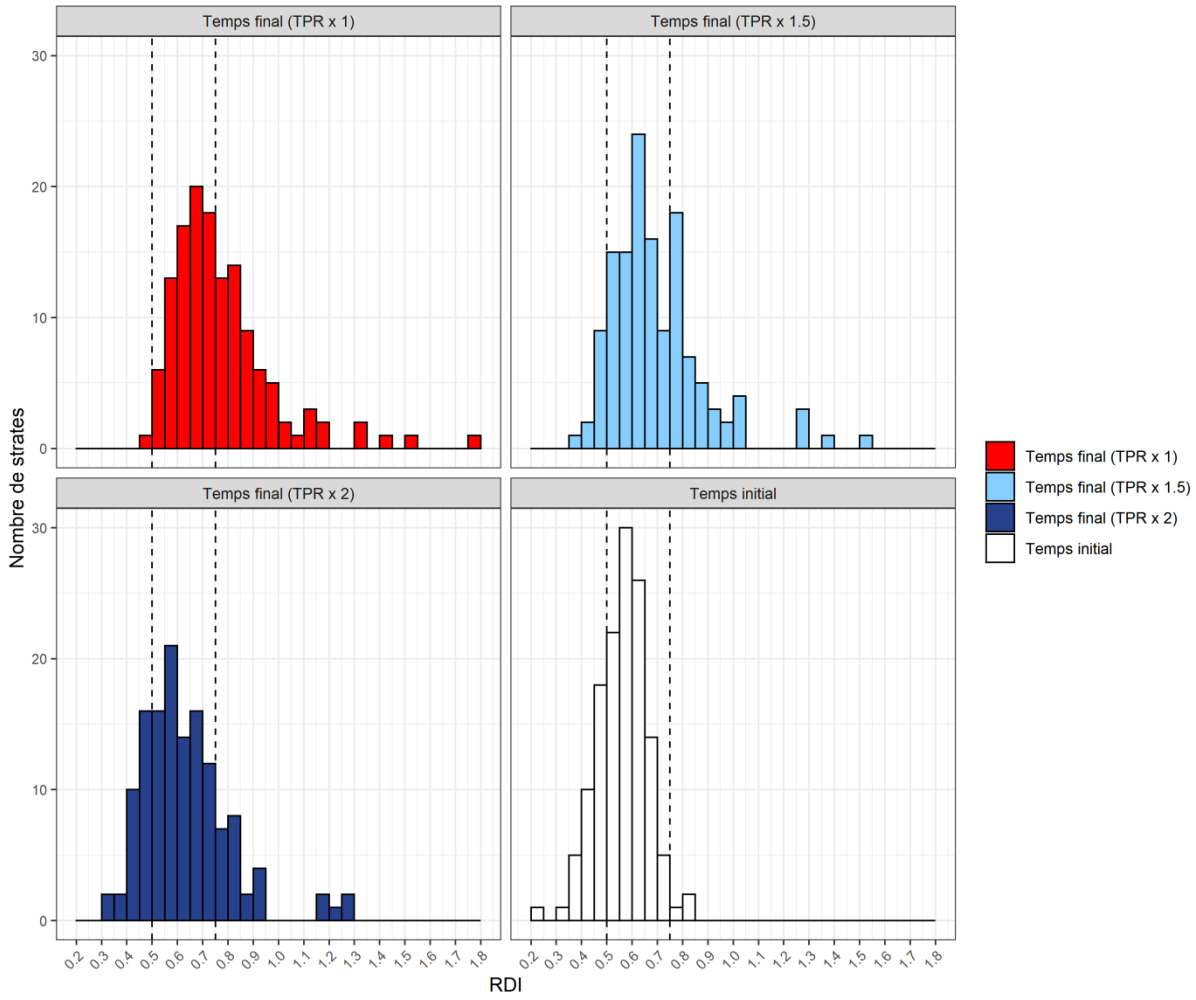


Figure VII.14. Comparaisons de la distribution des valeurs de RDI sur les 135 strates de la forêt française utilisées dans le modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique avec et sans coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR*. TPR : taux de prélèvement. Le temps initial correspond à la date à laquelle l'ensemble des données d'une strate sont disponibles. Le temps final correspond à la fin d'une simulation, c'est-à-dire à l'année 2016.

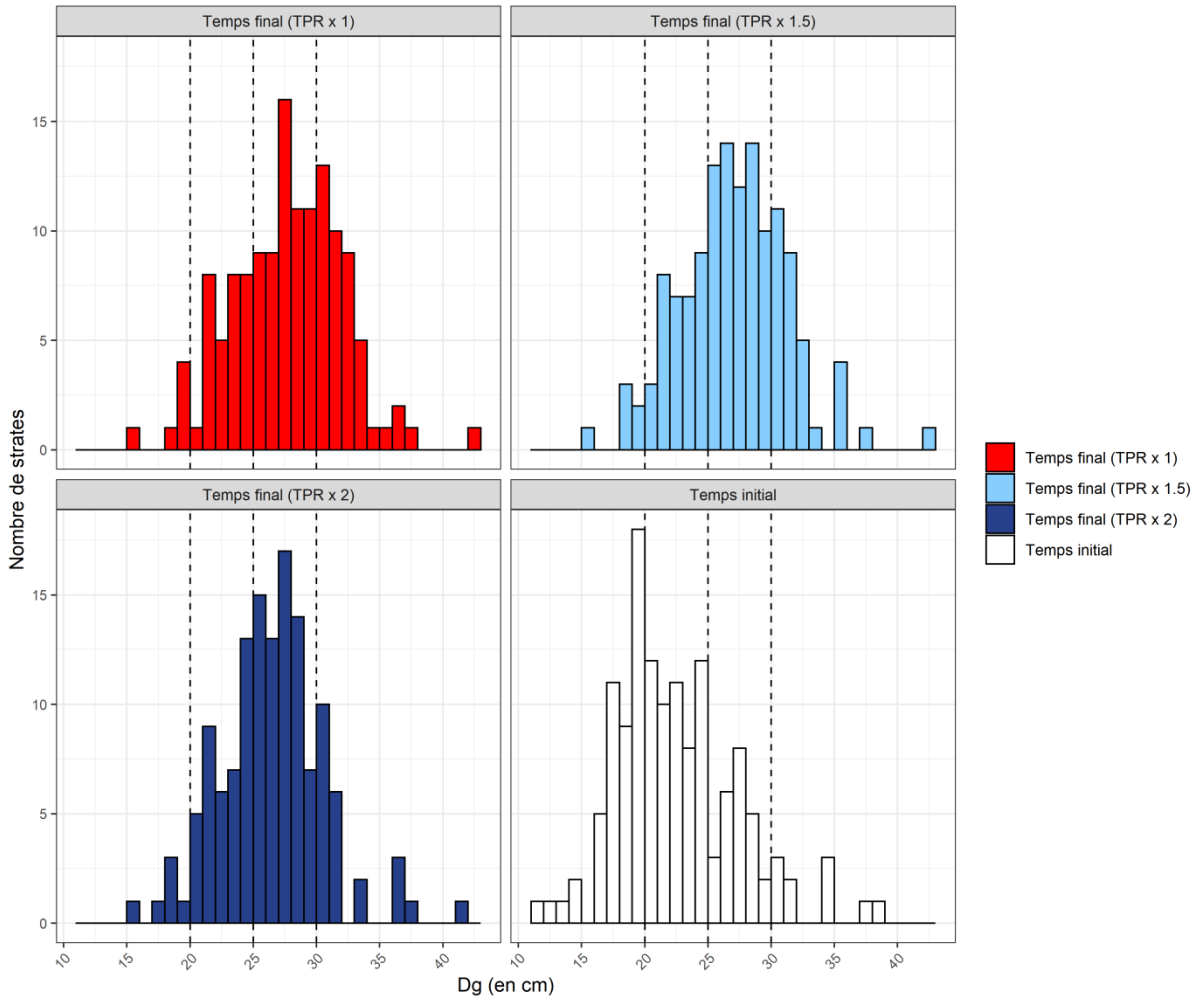


Figure VII.15. Comparaisons de la distribution des valeurs du diamètre quadratique moyen (Dg) sur les 135 strates de la forêt française utilisées dans le modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique avec et sans coefficient correctif moyen appliqué aux *TPR*. TPR : taux de prélèvement. Le temps initial correspond à la date à laquelle l'ensemble des données d'une strate sont disponibles. Le temps final correspond à la fin d'une simulation, c'est-à-dire à l'année 2016.

3.2.4 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres par classes de diamètre et conséquence sur les stocks de bois avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

L'impact des coefficients correctifs des *TPR* est d'autant plus important que les arbres ont un diamètre élevé (**Figure VII.16**). Par conséquent, la sous-estimation des effectifs d'arbres dans les premières valeurs de classes de diamètre est peu amplifiée (diamètre inférieur à 25 cm). Les coefficients correctifs moyens des *TPR* entraînent également une sous-estimation des effectifs d'arbres dans les valeurs de classes de diamètre élevées (**Figure VII.16**). Enfin, ils

entraînent une diminution de la densification de la forêt française au cours d'une simulation (**Figure VII.14** ; **Figure VII.15 ; Annexe VII.2).**

Cette sous-estimation intervient plus tôt dans les simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm (à partir d'un diamètre médian de 60 cm lors de l'application d'un coefficient correctif de 1,5) que dans celle utilisant une largeur de classe de diamètre de 10 cm (à parti d'un diamètre médian de 92,5 cm lors de l'application d'un coefficient correctif de 1,5).

Ce résultat confirme que même dans le cas de la densité-dépendance, les simulations à classes de diamètre de 10 cm de largeur sont plus rapides qu'à 5 cm de largeur. Cela peut signifier que la prise en compte de la densité-dépendance n'atténue pas totalement cet artéfact technique.

➔ **Ces résultats permettent de conclure que le coefficient correctif moyen permettant au modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique de restituer de manière performante la dynamique forestière sur l'ensemble de la forêt française est celui égal à 1,5, correspondant à une sous-estimation des prélèvements dans les données d'ancienne méthode d'environ 30 % à l'échelle de la forêt française. Par conséquent, nous retrouvons par modélisation l'estimation du niveau d'erreur des prélèvements effectuée par Pignard en 1994 (Pignard, 1994).**

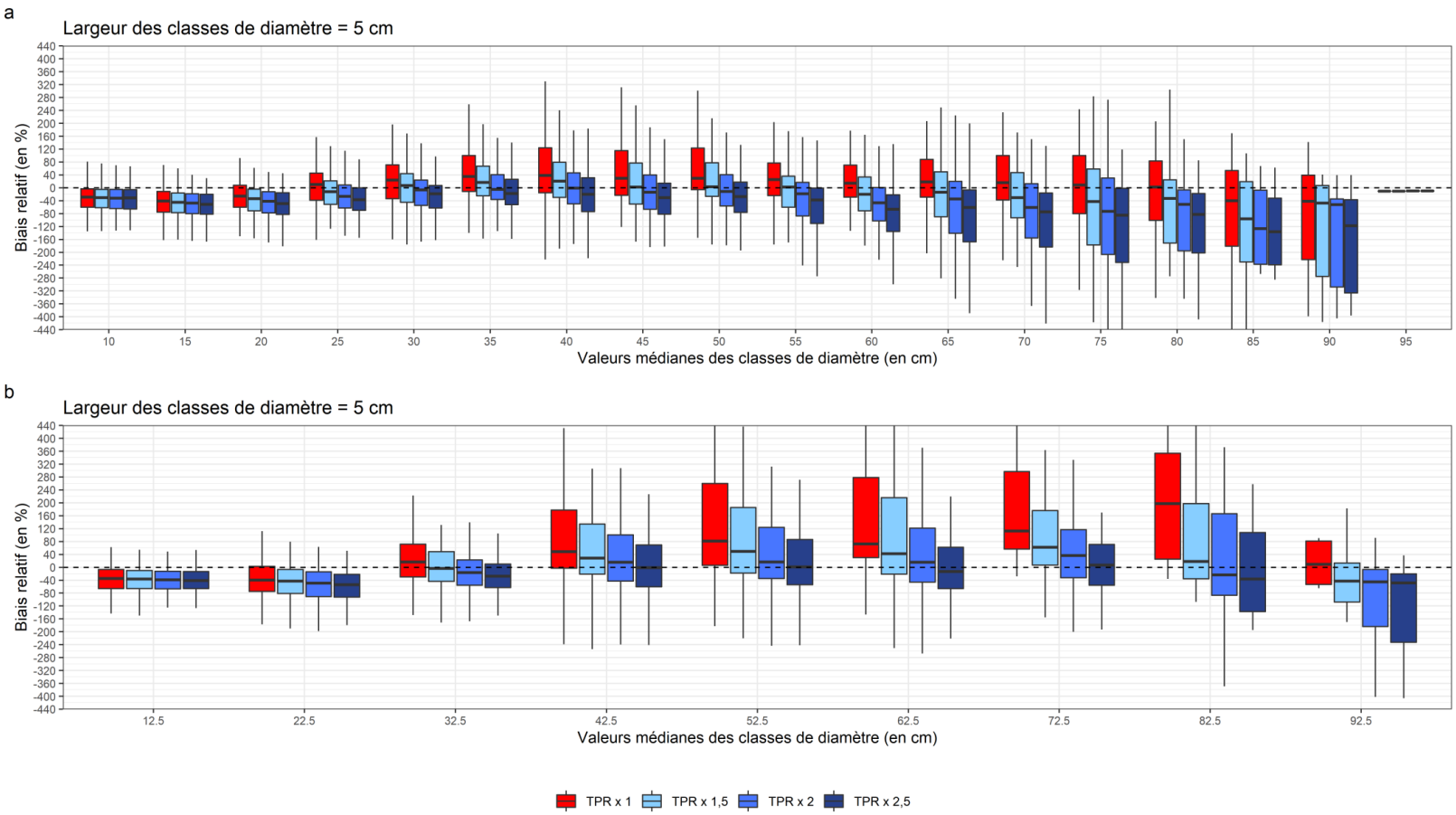


Figure VII.16. Distribution des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates de la forêt française issus des simulations du modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique selon différentes valeurs de coefficient correctifs des taux de prélèvements et selon une largeur de classes de diamètre de 5 cm (a) et de 10 cm (b). TPR : taux de prélèvement. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs présentant des biais relatifs inférieurs à -440 % et supérieurs à +440% ne sont pas représentées sur ce graphique.

3.3 Application des modificateurs de croissance dans le modèle MARGOT-DDCC

3.3.1 Evaluation des simulations sur le stock de bois total sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

Sur le sous-ensemble forestier étudié (voir **partie VI**), les effets de la prise en compte de la densité-dépendance sur les performances du modèle sont les mêmes que ceux sur l'ensemble de la forêt française. L'introduction de la densité-dépendance entraîne une baisse du biais absolu et relatif (diminution du biais absolu de 85 millions de m³, et diminution de 20,9 % de la moyenne du biais relatif, **Tableau VII.3, Figure VII.17**), ainsi qu'une diminution plus modérée de l'erreur absolue et relative (baisse de 16 millions de m³ de l'erreur absolue, et diminution de 3,8 % de l'erreur relative moyenne, **Tableau VII.3, Figure VII.17**). **Le modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique est plus performant que MARGOT – Matrice dynamique sur les 3 critères de performances mesurés dans le sous-ensemble forestier.** Cette forte diminution de la surestimation du stock par le modèle est due à une densification du sous-ensemble forestier au cours d'une simulation. En effet, le RDI moyen initial était de 0,58 et est de 0,62 à la fin de la simulation pour le scénario à CO_2 évolutif et de 0,61 pour le scénario à CO_2 fixé (**Figure VII.18**).

La densité-dépendance dans MARGOT-CCDD – Matrice dynamique entraîne également une baisse de la surestimation du stock de bois quel que soit le scénario utilisé (**Figure VII.17**). Toutefois, la prise en compte de la densité-dépendance dans le scénario au CO_2 évolutif entraîne une plus importante baisse du biais absolu (-134 millions de m3, **Tableau VII.3**) comparée à celle utilisant le scénario au CO_2 fixé (-106 millions de m3, **Tableau VII.3**). Ce résultat est pertinent, car plus le modèle simule une augmentation du stock rapide à surface constante, plus l'effet de la densité-dépendance est important. Le modèle utilisant un scénario CO_2 évolutif possède à la fin de la simulation un RDI moyen de 0,62 (avec un écart-type de 0,08), tandis que le modèle utilisant le scénario au CO_2 fixé a un RDI moyen de 0,61 (avec un écart-type de 0,07, **Figure VII.18**), tandis que le *Dg* moyen est de 28,7 cm et de 28,4 cm (pour des écart-types de 3,4 cm, **Figure VII.19**). Le modèle à CO_2 évolutif s'est donc densifié de manière très légèrement plus importante que le modèle à CO_2 fixé ce qui explique l'effet de la densité-dépendance accrue dans le scénario à CO_2 évolutif.

Tableau VII.3. Biais et erreurs des simulations des différentes versions du modèle MARGOT sur le stock de bois en fonction de la largeur de classe de diamètre utilisée. MARGOT – Matrice dynamique : modèle MARGOT à paramètre dynamiques. MARGOT-DD – Matrice dynamique : modèle MARGOT à paramètre dynamiques prenant en compte la densité-dépendance. MARGOT-DDCC – Matrice dynamique : modèle MARGOT à paramètre dynamiques prenant en compte la densité-dépendance et les modificateurs de croissance issus des simulations du modèle CASTANEA selon deux scénarios.

Versions modèle	Coefficients correctifs des *TPR*	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
MARGOT – Matrice dynamique	Aucun	155	19,56	74,86	144	32,47	32,58
MARGOT-DD – Matrice dynamique	Aucun	70	-1,31	63,59	128	28,65	29,16
MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	Aucun	215	32,31	74,8	149	32,9	32,23
MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	Aucun	112	13,71	65,06	128	28,91	26,96
MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	Aucun	81	2,52	69,65	128	29,89	34,09
MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	Aucun	6	-10,31	68,15	120	28,74	33,24
MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	1,5	-38	-19,48	69,4	119	29,08	34,7
MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	1,5	-101	-29,95	68,98	119	29,34	35,55
MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO_2 évolutif)	2	-128	-35,95	70,17	122	30,3	37,05
MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO_2 fixé)	2	-182	-44,63	70,06	127	31,21	38,44

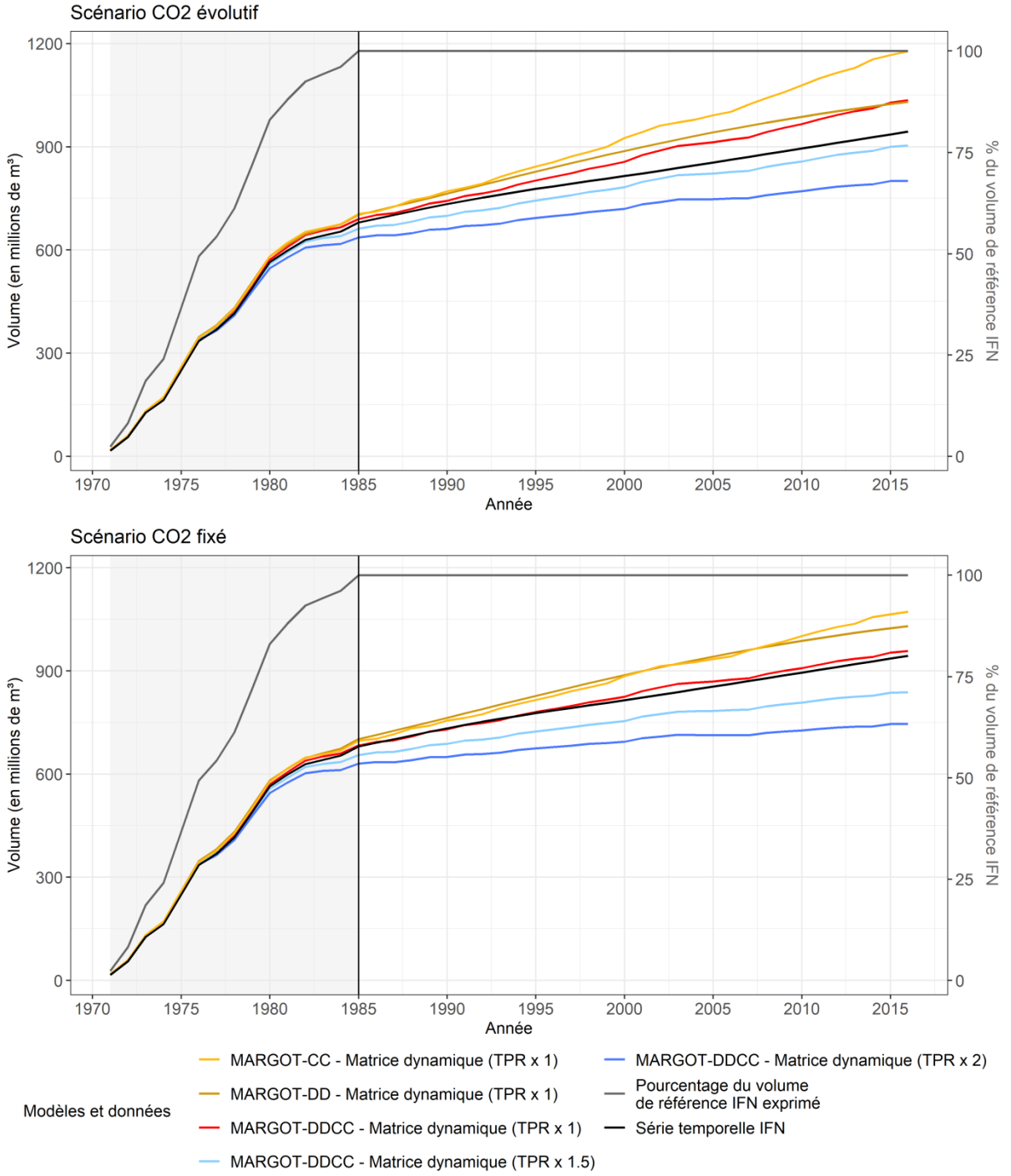


Figure VII.17. Simulations comparées du stock de bois des forêts françaises avec les modèles MARGOT-CC – Matrice dynamique, MARGOT-DD – Matrice dynamique et MARGOT-DDCC – Matrice dynamique selon différentes valeurs de coefficients correctifs appliqués aux taux de prélèvement. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble du sous-ensemble forestier. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle du sous-ensemble forestier sont disponibles. TPR : taux de prélèvement.

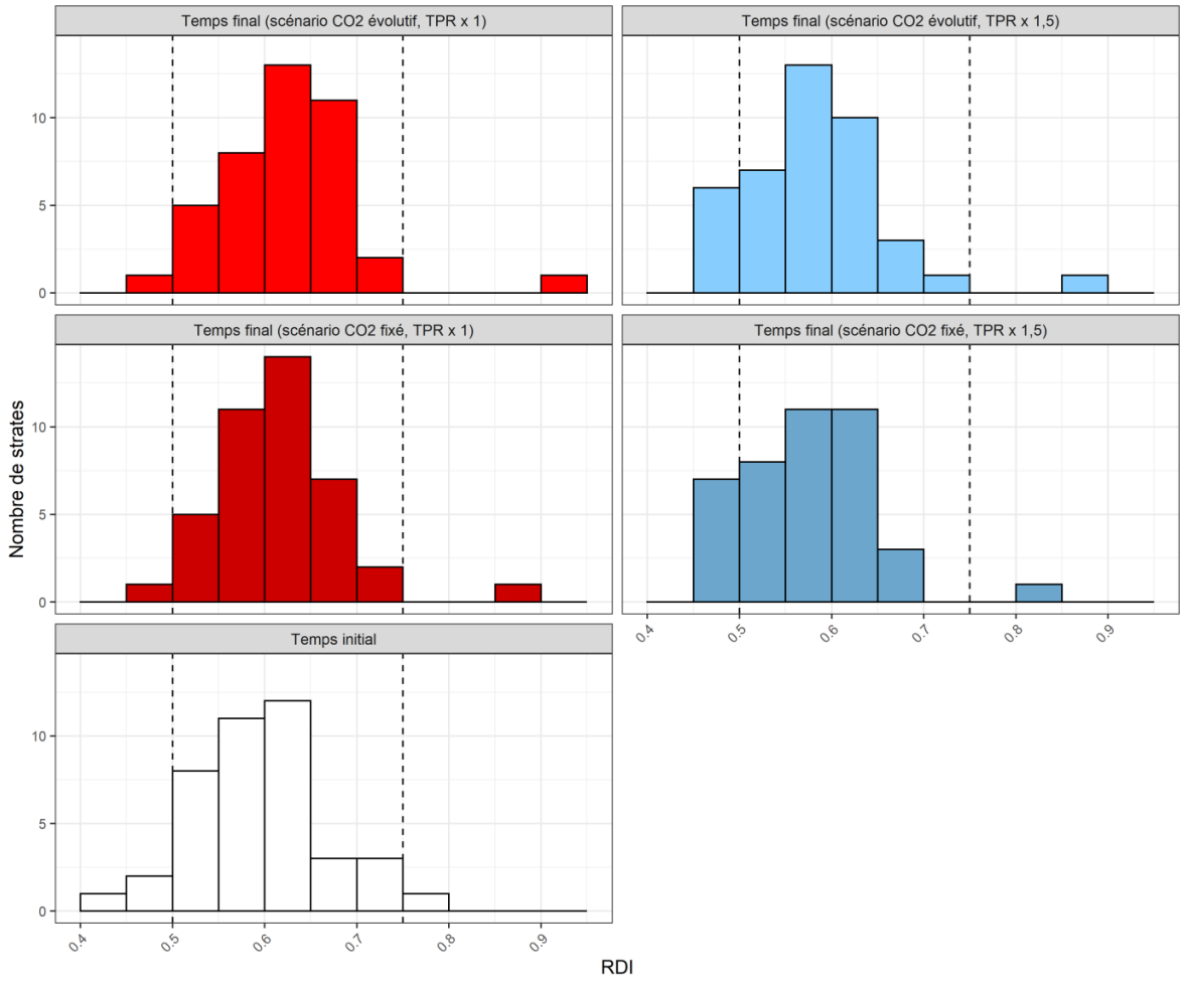


Figure VII.18. Comparaisons de la distribution des valeurs de RDI sur les 41 strates du sous-ensemble forestier entre les simulations du modèle MARGOT-DDCC – Matrice dynamique selon différentes valeurs de coefficients correctifs appliqués aux taux de prélèvements et selon les deux scénarios en teneur en CO_2. TPR : taux de prélèvement. Le temps initial correspond à la date à laquelle l'ensemble des données d'une strate sont disponibles. Le temps final correspond à la fin d'une simulation, c'est-à-dire à l'année 2016.

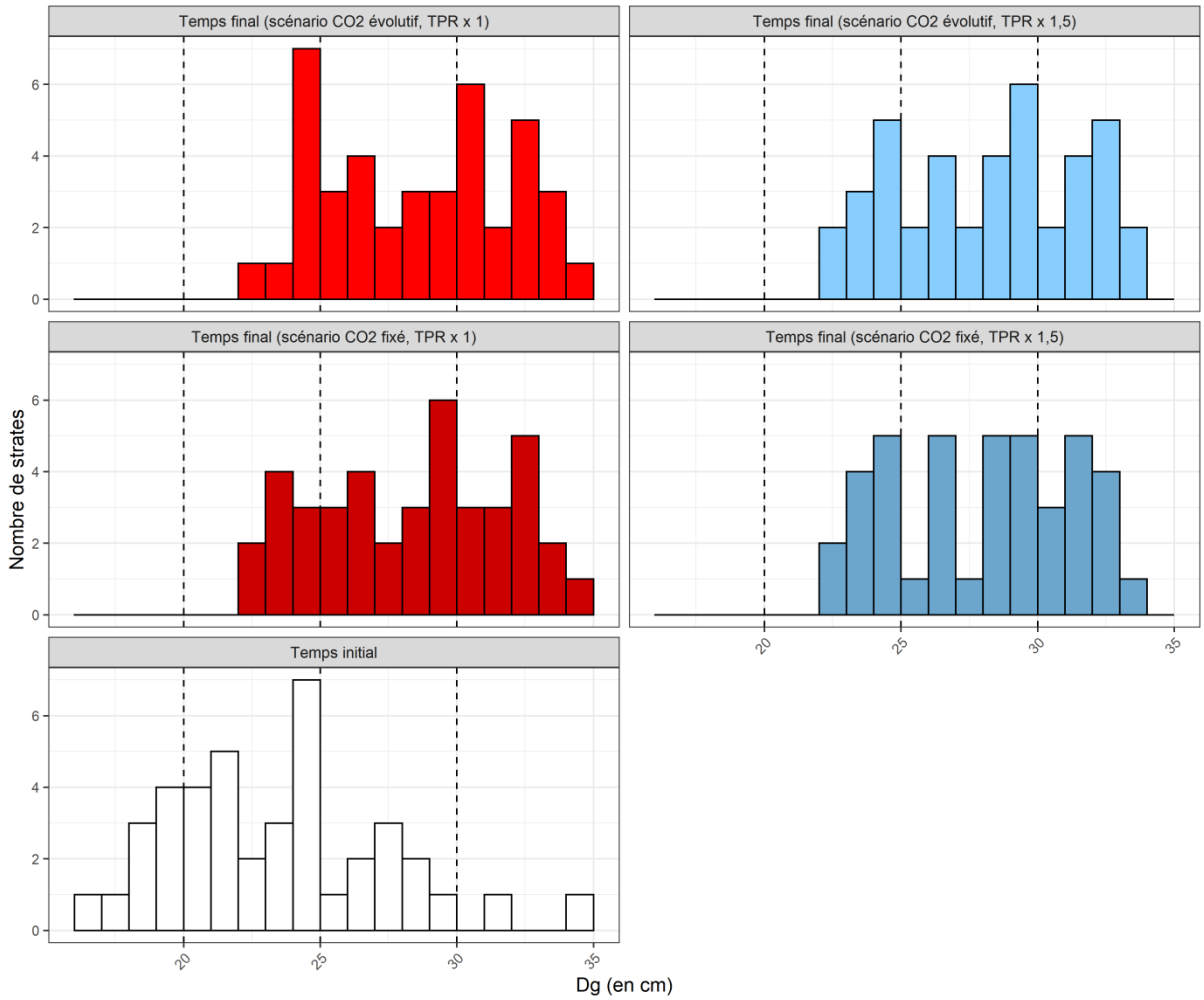


Figure VII.19. Comparaisons de la distribution des valeurs du diamètre quadratique moyen (*Dg*) sur les 41 strates du sous-ensemble forestier entre les simulations du modèle MARGOT-DDCC – Matrice dynamique selon différentes valeurs de coefficients correctifs appliqués aux taux de prélèvements et selon les deux scénarios en teneur en CO_2. TPR : taux de prélèvement. Le temps initial correspond à la date à laquelle l'ensemble des données d'une strate sont disponibles. Le temps final correspond à la fin d'une simulation, c'est-à-dire à l'année 2016.

3.3.2 Evaluation des simulations sur le stock de bois total avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

L'application des coefficients correctifs sur les *TPR* du sous-ensemble forestier diminue fortement le biais absolu et l'erreur absolue des simulations de MARGOT-DDCC – Matrice dynamique, et dans les deux scénarios de CO_2, le modèle passe d'une surestimation du stock de bois à une sous-estimation (**Tableau VII.3, Figure VII.17**). L'application d'un coefficient correctif supérieur à 1,5 aux *TPR* semble donc trop important, et la sous-estimation des

prélèvements sur le sous-ensemble forestier, comme sur l'ensemble de la forêt française doit être plus proche des estimations réalisées par Pignard en 1994, c'est-à-dire une sous-estimation de l'ordre de 20 à 30 % des prélèvements.

Après l'application d'un coefficient correctif moyen d'une valeur de 1,5, la moyenne du biais absolu au niveau inter-strate dans le cas du scénario à CO_2 évolutif est plus proche de zéro (-0,92 millions de m³) que sans application d'un coefficient correctif (1,98 millions de m³, avec des écarts-types égaux de 5,88 millions de m³), tandis que la moyenne des erreurs absolues est plus faible (2,91 millions de m³) que sans application d'un coefficient correctif (3,12 millions de m³, avec des écart-types respectif de 1,88 millions de m³ et 2,16 millions de m³, **Figure VII.20**).

Des valeurs plus importantes des coefficients correctifs entraînent une sous-estimation plus importante du stock de bois. Dans le cas du scénario à CO_2 fixé, on passe ainsi d'un biais absolu moyen de 0,15 millions de m³ sans coefficient correctif à un biais moyen de -2,45 millions de m³ avec un coefficient correctif de 1,5), avec une légère diminution de l'erreur moyenne (passage d'une erreur moyenne de 2,93 millions de m³ sans coefficient correctif à une erreur moyenne de 2,91 millions de m³ avec un coefficient correctif de 1,5, **Figure VII.20**).

➔ **Le scénario à CO_2 évolutif est donc plus performant que le scénario à CO_2 fixé après l'application d'un coefficient correctif moyen des *TPR* d'une valeur de 1,5. Dans le cas d'un scénario à CO2 fixé, il ne semble pas nécessaire de corriger les prélèvements, ce qui constitue une indication du caractère biaisé negativement des modificateurs.**

L'application d'un coefficient correctif moyen d'une valeur de 1,5 dans le cas des simulations CO_2 évolutif n'entraîne pas une augmentation de la densité par rapport au temps initial (le RDI vaut 0,58 au temps initial et au temps final dans la simulation sur l'ensemble des strates du sous-ensemble forestier, **Figure VII.18**). Pour les simulations au CO_2 fixé, l'application d'un coefficient correctif moyen entraîne même une légère diminution de la densité à la fin de la simulation par rapport au temps initial (-0,01 de RDI, **Figure VII.18, Annexe VII.3**). Cependant, le *Dg* moyen augmente dans les deux simulations (+5 cm dans le scénario au CO_2 évolutif et +4,7 cm dans le scénario au CO_2 fixé, **Figure VII.19, Annexe VII.3**), démontrant ainsi qu'il existe tout de même une maturation des forêts du sous-ensemble forestier.

Cependant, l'estimation du RDI et du *Dg* dans les données d'inventaire montre que la moyenne du RDI au temps final pour les strates du sous-ensemble forestier est de 0,72 et le *Dg* de 26,2 soit une augmentation respective de +0,14 de +2,9 cm (**Annexe VII.1**). Ainsi les simulations surestime l'augmentation du *Dg*, mais sous-estime celle de la densité. Cela peut être dû en partie à une sous-estimation importante des effectifs d'arbres dans les premières classes de diamètre, car ces effectifs peuvent être amenés à diminuer le *Dg* moyen.

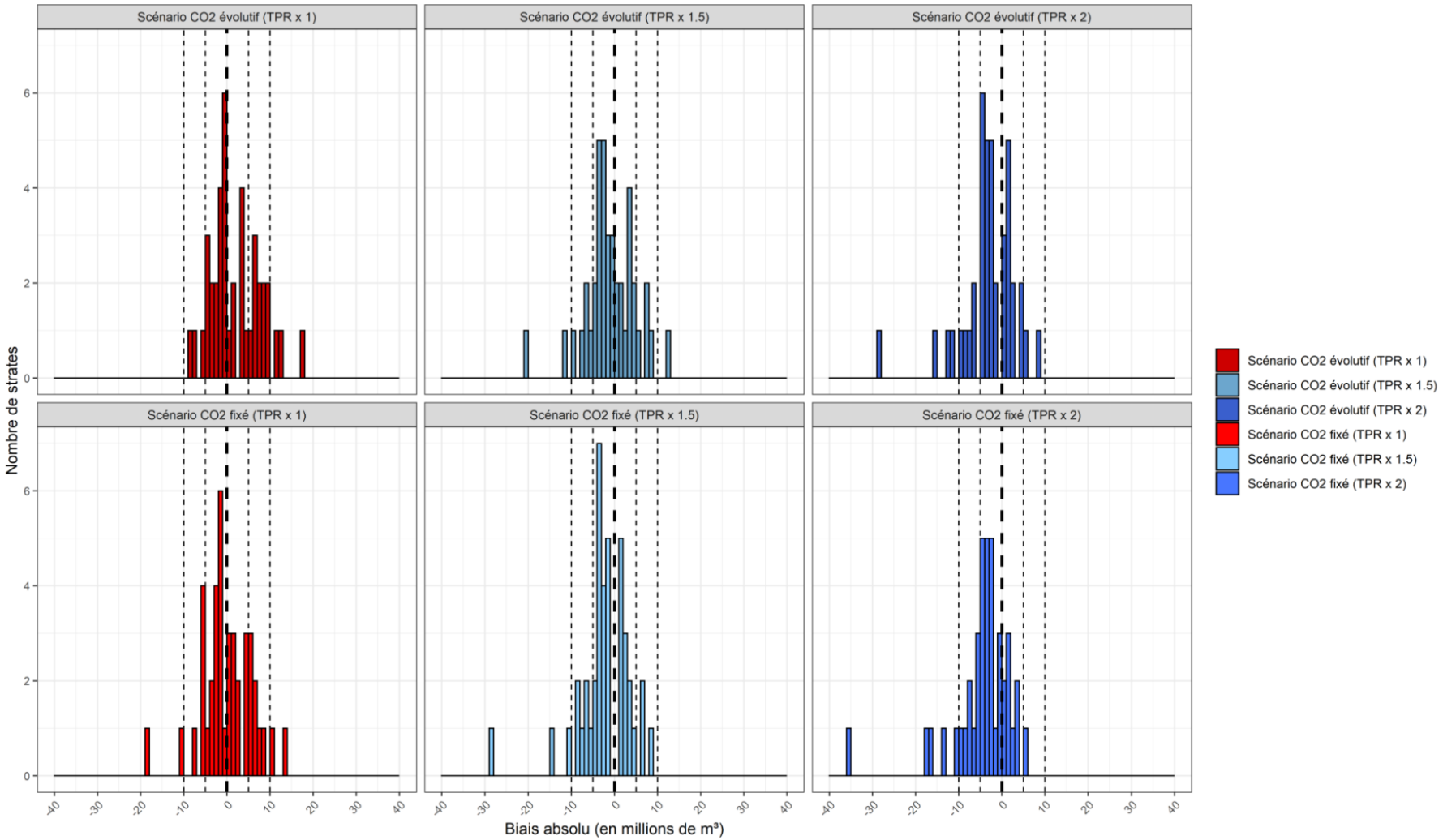


Figure VII.20. Comparaisons des distributions des biais absolus au niveau de 41 strates du sous-ensemble forestier selon différentes applications d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement et selon les deux scénarios en teneurs en CO_2 testés. TPR : taux de prélèvement.

3.3.3 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres sans application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

La prise en compte de la densité-dépendance entraîne une importante diminution des biais positifs sur l'ensemble des classes de diamètre par rapport au modèle sans densité-dépendance (**Figure VII.21**). **Ainsi, comme pour l'ensemble de la forêt française, la prise en compte de la densité-dépendance sur le sous-ensemble forestier entraîne un ralentissement de la dynamique forestière simulée.**

Les biais relatifs sur les effectifs d'arbres ventilés par classes de diamètre dans le sous-ensemble forestier sont similaires à ceux observés sur l'ensemble de la forêt de la forêt française. En effet, les effectifs d'arbres sont systématiquement sous-estimés dans les premières valeurs de classes de diamètre (effectifs d'arbres dont le diamètre est inférieur à 25 cm, **Figure VII.21**). Dans le sous-ensemble forestier, cette sous-estimation des effectifs dans les petites classes de diamètres peut être attribuée à une légère augmentation du RDI (+0,04 dans le cas du scénario à CO_2 évolutif et +0,02 dans le cas du scénario à CO_2 fixé). Cependant, cette augmentation moyenne de la densité reste faible. La sur-stratification des strates en strate x classes de densité pourrait donc entraîner une sous-estimation des effectifs d'arbres recrutés dans MARGOT-DD – Matrice dynamique et MARGOT-DDCC – Matrice dynamique.

L'application des modificateurs de croissance par rapport au modèle densité-dépendant sans modificateur entraîne majoritairement une diminution des biais lorsqu'ils sont issus du scénario au CO_2 fixé, et une augmentation des biais quand ils sont issus du scénario au CO_2 évolutif (**Figure VII.21**).

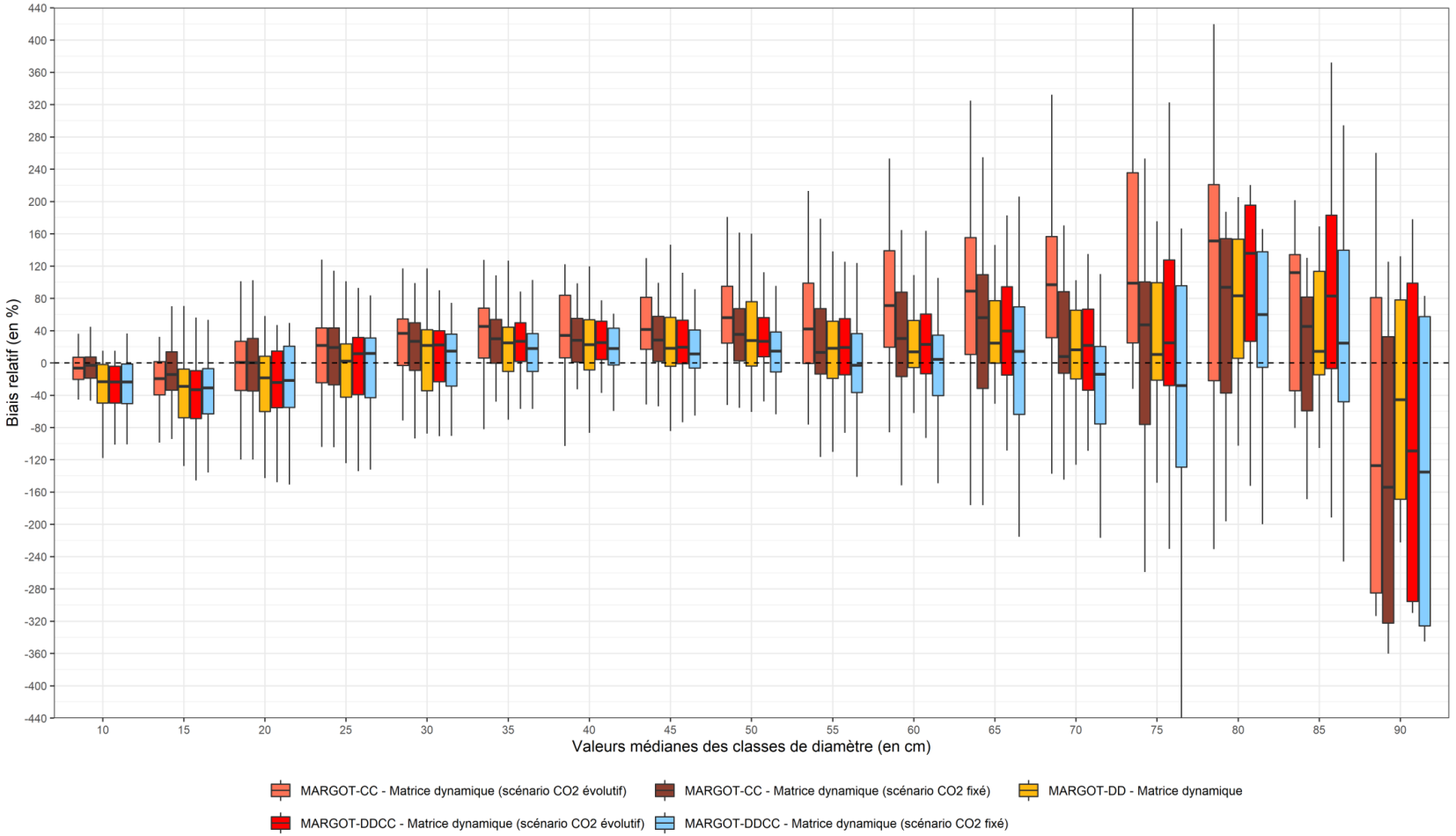


Figure VII.21. Diagramme en boîte à moustache des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates du sous-ensemble forestier issus des différentes versions du modèle. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs présentant des biais relatifs inférieurs à -440 % et supérieurs à +440% ne sont pas représentées sur ce graphique.

3.3.4 Evaluation des simulations sur les effectifs d'arbres avec application d'un coefficient correctif moyen sur les taux de prélèvement

L'application des coefficients correctifs entrainent un ralentissement de la dynamique forestière moyenne simulée (**Figure VII.22**). Un coefficient correctif d'une valeur de 2 semble trop important, car il engendre une sous-estimation des effectifs d'arbres sur une majorité de classes de diamètre quel que soit le scénario utilisé (**Figure VII.22**).

L'application d'un facteur 1,5 sur les *TPR* dans les simulations du scénario au CO_2 évolutif permet de supprimer le biais positif dans les classes dont le diamètre médian est compris entre 25 cm et 65 cm (**Figure VII.22**), tandis que dans les simulations du scénario au CO_2 fixé, ce coefficient permet également de supprimer le biais positif dans les classes de diamètre allant de 25 cm de diamètre médian à 50 cm (**Figure VII.22**). Dans les classes dont le diamètre médian est compris entre 55 et 75 cm, les effectifs d'arbres sons sous-estimés. Par conséquent, les simulations utilisant le scénario CO_2 évolutif simulent une dynamique forestière plus rapide que celle utilisant le scénario à CO_2 fixé. **Les simulations utilisant le scénario au CO_2 évolutif semblent donc être plus performantes que celles utilisant le scénario au CO_2 fixé.**

L'application des coefficients correctifs engendrent une faible diminution du biais négatif dans les classes de diamètre dont le diamètre médian est inférieur à 25 cm (**Figure VII.22**), ce qui révèle que dans le sous-ensemble forestier, comme sur l'ensemble de la forêt française, les prélèvements sont faibles dans ces classes. Dans les classes de diamètre dont le diamètre médian est supérieur à 70 cm, les biais sur les effectifs d'arbres deviennent erratiques et ne permettent pas d'identifier un patron clair (**Figure VII.22**).

➔ **Ces résultats permettent de conclure que le coefficient correctif moyen permettant au modèle MARGOT-DDCC – Matrice dynamique de restituer de manière performante la dynamique forestière sur le sous-ensemble forestier est celui égal à 1,5, correspondant à l'estimation réalisée à l'échelle de la forêt française. Attention, ces résultats ne permettent pas d'affirmer que ce niveau de sous-estimation des prélèvements identifié est commun à l'ensemble des contextes forestiers français. Une analyse des coefficients correctifs par strates reste nécessaire. Néanmoins, ces résultats à l'échelle du sous-ensemble forestier et à l'échelle de la forêt française sont cohérents entre eux ce qui augmente leur fiabilité.**

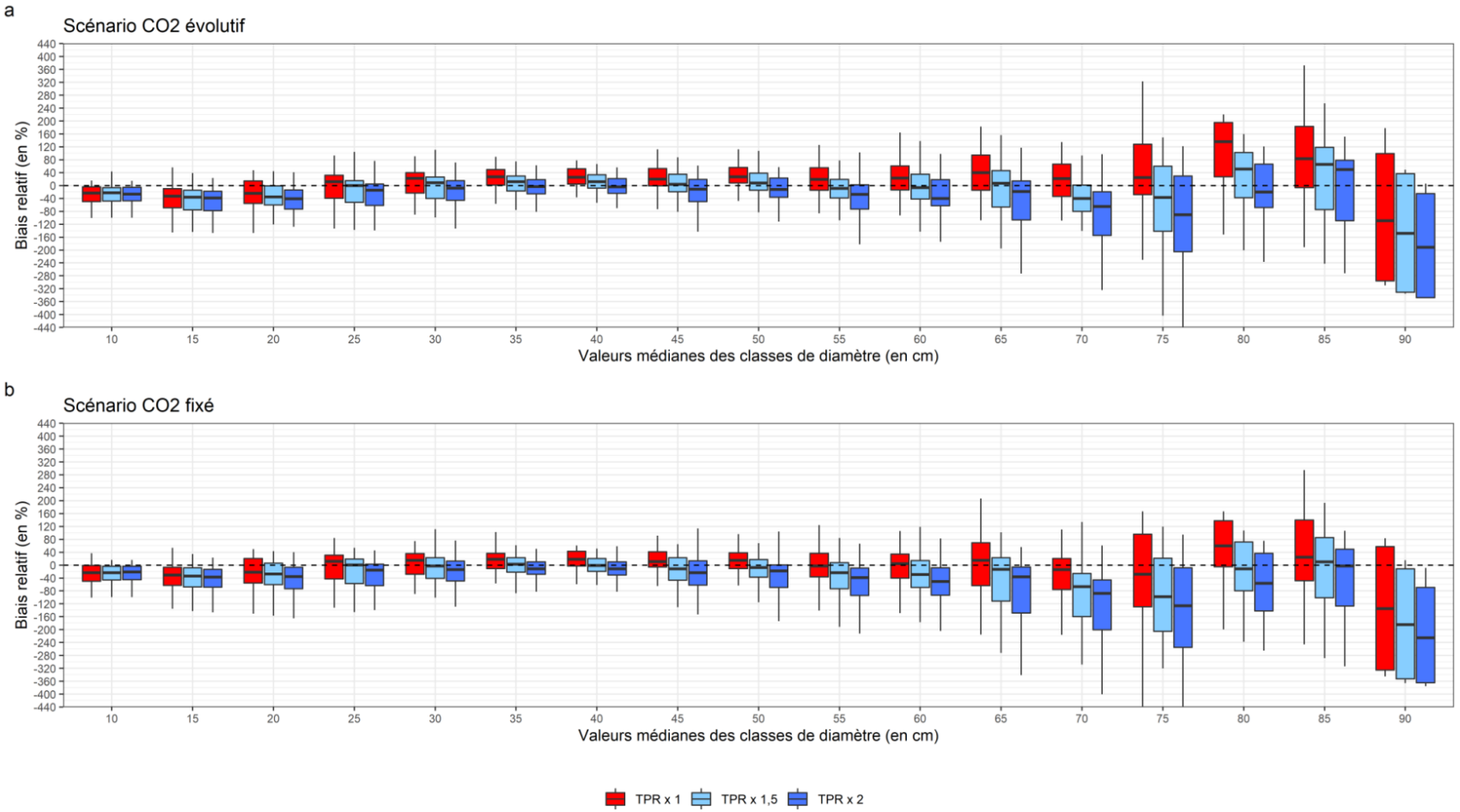


Figure VII.22. Diagramme en boîte à moustache des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates du sous-ensemble forestier issus des différentes valeurs des coefficients correctifs appliqués aux taux de prélèvements et selon les deux scénarios en teneur en CO_2 testés. TPR : taux de prélèvement. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs présentant des biais relatifs inférieurs à -440 % et supérieurs à +440% ne sont pas représentées sur ce graphique.

4 Synthèse et conclusion

La densité-dépendance est abordée ici sous une forme parcimonieuse, et qui respecte la logique discrète du modèle d'origine : 1) discrétisation de classes de densité au sein des strates, 2) familles de paramètres démographiques stratifiés en densité, 3) réintroduction d'une entité de peuplement pour l'actualisation dynamique de la densité, en premier lieu considérée de façon simple en la centrant sur les points d'inventaire.

L'ajustement de l'indice de densité, fondé sur les grands types de composition, se révèle tangible à cette échelle. La paramétrisation démographique par classes de densité est opérante, révélant une structuration attendue avec les niveaux de densité. La progression de l'indice de densité inter-strates des forêts françaises, et celle du diamètre moyen, de l'ordre de 0,1-0,2 unités RDI, et de 5 cm en *Dg* moyen, est réaliste sur une période de quelques décennies, et suggère que l'assemblage de cette composante de densité-dépendance au modèle MARGOT dans sa nouvelle version de recherche, est robuste et réaliste.

La prise en compte de la densité-dépendance dans MARGOT-DD – Matrice dynamique et MARGOT-DDCC – Matrice dynamique conduit à un ralentissement de la dynamique forestière moyenne simulée. Elle conduit également à une augmentation de l'ensemble des critères de performances des simulations, c'est-à-dire une augmentation de la justesse, de la précision et de la fidélité du modèle sur le stock de bois simulé. Par conséquent, au travers ces résultats nous mettons en évidence, à la fois le progrès constaté en modélisation, mais aussi l'effet de la densité-dépendance sur la dynamique forestière française au cours de la période 1971-2016 (avec une augmentation du RDI de +0,22 et une augmentation du *Dg* de +3,7 cm après l'application d'un coefficient correctif moyen d'une valeur de 1,5 sur les *TPR* dans les simulations de MARGOT-DD – Matrice dynamique).

L'analyse de sensibilité sur les taux de prélèvement révèle que l'application d'un coefficient correctif moyen d'une valeur de 1,5, voire une valeur inférieure (mais non testée ici) permet au modèle de reproduire plus justement, plus précisément et plus fidèlement la dynamique forestière sur la période étudiée. Cette valeur correspond à une sous-estimation des prélèvements dans les données d'ancienne méthode de l'ordre de 33 %, ce qui est proche du niveau d'erreur estimé par Pignard (qui était de 20 à 30 % selon les départements).

MARGOT-DDCC – Matrice dynamique sur le sous-ensemble forestier et après application d'un coefficient correctif moyen d'une valeur de 1,5 aux taux de prélèvements simule avec les deux scénarios testés une augmentation forte du *Dg* (+5,0 cm avec le scénario au CO_2 évolutif et +4,7 cm avec le scénario au CO_2 fixé), mais une densité constante (dans le cas du scénario au CO_2 évolutif), voir une baisse de la (-0,01 avec le scénario à CO_2 fixé). Malgré ces résultats, les simulations montrent un ralentissement de la dynamique forestière moyenne

simulée par rapport à la version du modèle ne prenant pas en compte la densité-dépendance. Les classes de densité dans le sous-ensemble forestier pourraient être trop restrictives et ainsi ne pas permettre aux strates de se densifier. Différentes limites de classes de densité pourraient donc être testées dans une analyse de sensibilité.

La sous-estimation des effectifs d'arbres dans les premières classes de diamètre interpelle. Sur des simulations à un horizon temporel plus long que celui testé (31 ans au minimum), cette sous-estimation pourrait conduire à une chute progressive du stock de bois simulé. Une version du modèle où le recrutement est modélisé selon les effectifs d'arbres dans les classes de diamètres de l'unité de simulation (**voir partie III, section 2.6**) pourrait être comparée à la version utilisant exclusivement des effectifs d'arbres recrutés observés.

L'application des différents modificateurs issus du modèle CASTANEA dans les simulations de MARGOT-DDCC – Matrice dynamique sur le sous-ensemble forestier met en évidence que la prise en compte des changements en CO_2 dans les simulations de CASTANEA permet d'améliorer les performances des simulations du modèle par rapport au modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique et par rapport au modèle MARGOT-DDCC – Matrice dynamique ne prenant pas en compte les changements en CO_2. Ce résultat nous amène à reconsidérer nos conclusions de la **partie VI** (pour rappel, nous avions conclu que la prise en compte des changements en CO_2 entraînait une diminution des performances du modèle par rapport au modèle n'intégrant pas de forçages climatiques et la version du modèle ayant intégré des forçages climatiques sans changement en teneur en CO_2). **La prise en compte des changements climatiques au travers l'hybridation entre le modèle MARGOT-DD et CASTANEA permet de retranscrire plus justement, plus précisément et plus fidèlement la dynamique forestière sur le sous-ensemble forestier étudié. Cependant, le forçage par le CO_2 pourrait masquer l'effet d'autres facteurs environnementaux à l'œuvre.**

5 Perspectives

Les points d'inventaire ont été utilisés dans cette version de MARGOT-DD – Matrice dynamique comme entité de peuplement. Cette méthode a deux principaux défauts. Premièrement les temps de simulations sont longs. Deuxièmement, les effectifs d'arbres inventoriés sont faibles sur chaque point d'inventaire (à l'échelle de la forêt française il y a en moyenne 14 arbres inventoriés par point d'inventaire avec un écart-type de 12 arbres, **Annexe VII.4**), ce qui peut provoquer des variations excessives et discrétisées des densités et des variations d'effectifs trop saltatoires quand le poids statistique des points est intégré. **Une agrégation des points d'inventaires a été abordée dans cette thèse (non présentée), et reste pressentie dans un développement futur, afin de définir des peuplements suffisamment représentatifs en effectif d'arbres, par agrégation de points d'inventaire partageant des propriétés communes de densité et de diamètre moyen (Figure VII.23)**. Le verrou reste de gérer les peuplements de mélange non aisément rattachables à une strate. Cependant, un type d'approximation tout à fait similaire est opéré dans la recherche d'une dynamique moyenne de strates à composition générique, sans que cela ait révélé des qualités prédictives moindres.

Par exemple, dans le cas où l'on utilise des classes diamètre de 10 cm de largeur, si trois points d'inventaire possèdent des *Dg* respectivement de 19 cm, 24 cm et 22 cm au sein d'une même classe de densité (15-25), **ils seront agrégés en un peuplement virtuel. Toutefois, son *Dg*, ainsi que son RDI, peuvent rester continus au cours de la dynamique, et être mis à jour comme tel.** Ces peuplements sont dits « virtuels », car ils ne sont pas continus dans l'espace, bien qu'une surface forestière puisse leur être associée. La surface forestière d'un peuplement virtuel correspond à la somme des surfaces représentées statistiquement par les points d'inventaire dans lesquels se trouve l'essence forestière (ou le groupe d'essences) décrite par la strate correspondante.

A ce titre, les peuplements virtuels forment des entités de transit d'effectif entre les strates x densité, et constitueraient des unités de simulation.

Cette méthodologie n'a pas été appliquée dans la thèse, car un point d'inventaire peut contenir un ou plusieurs arbres appartenant à des strates différentes (51 % des points d'inventaires sur l'ensemble des données utilisées possèdent des arbres appartenant au moins à deux strates différentes, et en moyenne un point d'inventaire est représenté sur 2,03 strates avec un écart-type de 0,53). Dès lors que plusieurs arbres sont présents sur un point d'inventaire, il n'est pas possible d'actualiser un indice de densité sur les peuplements virtuels, car la surface associée au peuplement virtuel d'une strate pour actualiser l'indice de densité ne comprend pas l'ensemble des arbres réellement présents sur cette surface (entraînant une sous-estimation de la densité).

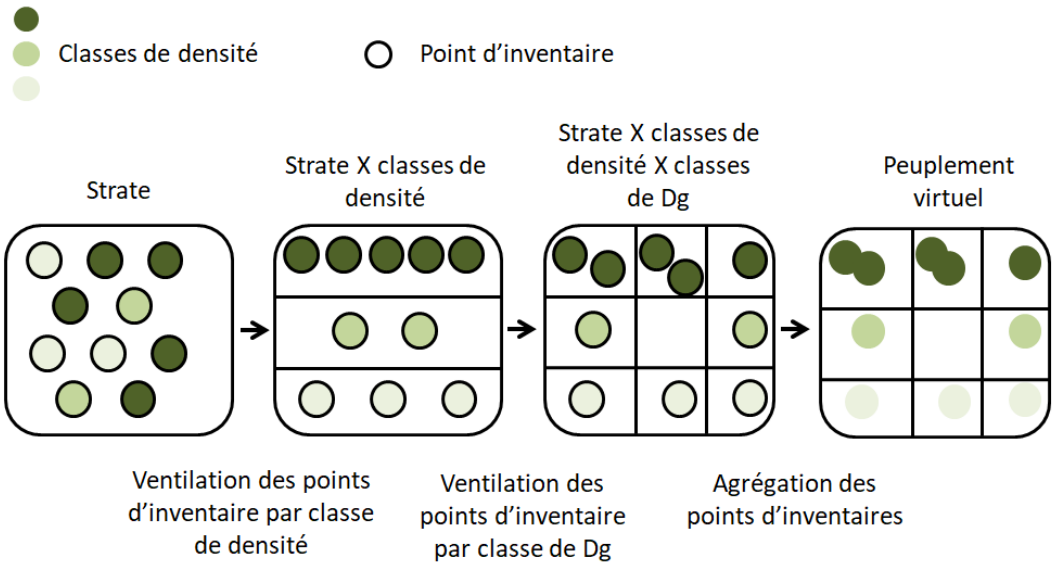


Figure VII.23. Schéma de définition des peuplements virtuels.

Néanmoins, il serait possible d'utiliser la part des points d'inventaires dits « purs » (avec une seule essence d'arbre représentée, soit 49 % des points d'inventaire) pour tester cette méthodologie et la comparer avec celle utilisée dans la thèse. De plus, certaines strates seraient idéales pour tester de façon aisée les deux versions du modèle MARGOT-DD – Matrice dynamique, car elles possèdent une majorité de points d'inventaires purs (comme le pin maritime dans les forêts privées du grand ouest océanique, ou le Douglas dans les forêts privées du Massif central). La simplification opérée sur les strates génériques l'autorise également.

VIII. Conclusions et perspectives

1 Rappel du contexte et des objectifs de la thèse

La révolution industrielle dans les pays développés a inversé la dynamique des forêts européennes, en les faisant passer à une dynamique de croissance des surfaces et des stocks. Cette dynamique en V a été nommée « transition forestière » par Mather (1992). La forêt française est la huitième expansion mondiale en termes de surface forestière et l'expansion la plus forte en termes de stock de bois sur pied (SOEF, 2015 ; Bontemps *et al.,* 2020 ; Denardou, 2019). Les forêts françaises ont aussi la particularité d'être les plus hétérogènes d'Europe, 13 écotypes forestiers européens étant présents en France sur les 14 existants en Europe (Barbati *et al.,* 2014).

Cette dynamique d'expansion a lieu dans un contexte de changement climatique qui a une double influence sur la dynamique forestière : il modifie les processus de croissance et de mortalité (Charru *et al.,* 2017 ; Ols *et al.,* 2020 ; Taccoen *et al.,* 2019) ; et d'autre part, il peut entraîner des changements de stratégies de gestion forestière et de prélèvement du bois, dans le cadre d'une politique de bioéconomie et de transition énergétique amorcée par l'Europe et au niveau national au début du 20ème siècle, visant la valorisation du matériau bois comme matériau et source d'énergie renouvelables (EU commission, 2013).

C'est dans ce contexte que le besoin en modèles et outils de simulation à grande échelle spatiale des forêts s'exprime, afin de pouvoir simuler la dynamique des forêts à long-terme, et *in fine* aborder la question de la durabilité de gestion des ressources, en fournissant des outils d'orientation et de planification stratégique aux gestionnaires forestiers. Ces modèles ont cependant fait l'objet de développements restreints à ce jour, et aucun ne tient compte de façon robuste de la diversité des forêts, du changement climatique, et de l'augmentation de la densité des forêts européennes (Barreiro *et al.,* 2016), liée à une progression du stock supérieure à celle des surfaces forestières (SOEF, 2015 ; Bontemps *et al.,* 2020). Ces limites empêchent l'usage de tels modèles pour l'aide à la mise en place de politique forestière (Linkevičius *et al.,* 2019).

Cette thèse a eu pour objectif général de développer le modèle de ressources forestière MARGOT, afin de lui conférer une capacité de simulation à la hauteur de l'ambition dictée par les enjeux forestiers actuels. Ce modèle, modestement développé en 1993 par Gérome Pignard au sein de l'inventaire forestier national, a connu des efforts de développement réduits jusqu'à aujourd'hui (Wernsdörfer *et al.,* 2012).

Les objectifs de cette thèse étaient : i) de déterminer la capacité du modèle MARGOT à restituer l'expansion forestière française sur une période rétrospective longue (1971-2016), ii) d'être à même de représenter l'hétérogénéité des forêts à grande échelle, iii) de prendre en compte le phénomène de densification des forêts et les forçages climatiques externes dans la dynamique forestière, iv) dans un contexte devenu très incertain, de mesurer le niveau d'incertitude des simulations résultant des erreurs d'échantillonnage statistique de

l'inventaire sur les paramètres, au regard des évolutions précédentes. L'étude de scénarios de gestion forestière existants ou leur développement est restée hors du champ de ce travail.

2 Synthèse des principaux résultats

2.1 Utilisation des données historiques du programme d'inventaire forestier national

2.1.1 L'ancienne méthode : des données précieuses à l'incomplétude espace-temps handicapante

L'utilisation des données d'anciennes méthodes d'inventaire a posé de réelles contraintes à chaque étape de la thèse, allant de l'initialisation du modèle à l'interpétation de ses simulations.

La résolution départementale et l'asynchronisme des données d'ancienne méthode nous a imposé d'initier les simulations du modèle à l'échelle départementale, et d'utiliser le département comme facteur de partitionnement, bien que ce dernier ne représente pas de réalité forestière. Cela nous a amené à distinguer dans le modèle des unités de modélisation (la strate) servant de base à l'estimation des paramètres du modèle, et des unités de simulations (correspondant à l'intersection entre une strate et un département) représentant l'entité sur laquelle les paramètres du modèle s'applique. Cette stratégie alambiquée permettant de s'adapter à la structure des données historiques ne présente pas un intérêt générique dans d'autres inventaires.

Enfin, la structure des données d'ancienne méthode réduit la période de simulation, limitant ainsi l'évaluation du modèle à l'échelle de la France entière sur une période de 31 ans (1985-2016), et nous a contraints à construire des outils spécifiques pour évaluer les performances des simulations.

- ➔ **Cette thèse s'est basée essentiellement sur les données historiques de l'IFN, notamment dans l'initialisation de MARGOT. Cette approche était essentielle pour développer et évaluer les performances des différentes versions du modèle MARGOT sur un horizon temporel long. Cependant, l'adaptation du modèle à la structure des données historiques a rendu ce travail de thèse difficile.**

- ➔ **La mise en évidence de problèmes dans ces données (sous-estimation des prélèvements, mesure des IR5) souligne les limites et les dangers que constitue l'utilisation de données historiques, et borne l'interprétation des résultats du modèle et son utilisation opérationnelle aux données récentes de l'IFN français, c'est-à-dire aux données de la nouvelle méthode d'inventaire. C'est ici le statut scientifique des données anciennes écologiques ou forestières qui est en jeu, et qui**

revêt un caractère particulier, du fait de sa contribution à la fois décisive et incertaine par certains aspects.

2.1.2 Sous-estimation de l'ordre de 30 % des prélèvements en ancienne méthode

Alors même que des travaux complémentaires fondés sur les placettes semi-permanentes sont attendus, afin de mesurer rigoureusement la sous-estimation des prélèvements dans les données d'inventaire d'ancienne méthode, celle-ci a été relevée par 3 méthodes d'estimations différentes, relevant de la méthode du bilan de stock (volume et surface terrière), de la comparaison à la nouvelle méthode, ou encore de la méthode du modèle, qui est une forme de méthode du bilan beaucoup plus fine, stratifiée par classe de diamètre (Pignard, 1994 ; Denardou, 2019 ; cette thèse), **ne laissant donc plus aucun doute sur la présence d'un biais négatif significatif sur la mesure des prélèvements en ancienne méthode d'inventaire (1961-2004).**

Ce biais négatif d'un ordre de grandeur d'environ 30 %, doit faire l'objet d'analyses approfondies, notamment au grain des strates et plus seulement en moyenne nationale, et d'un effort de documentation, car l'utilisation des données anciennes reste possible et peut s'avérer risquée sans autres précautions. **L'estimation de ce biais est proche de celle de Pignard (1994, sous-estimation des prélèvements de 20 à 30 % selon les départements), mais éloigné de celle de Denardou (2019, sous-estimation de 54 à 58 % sur la France entière estimée selon deux méthodes différentes) soulignant le besoin d'études plus poussées sur le sujet.**

L'analyse de l'augmentation des prélèvements en Europe est une préoccupation récurrente. Une étude récente a en effet suggéré une augmentation de +30 % en France depuis 2010 a eu lieu récemment (Ceccherini *et al.,* 2020). Cette étude ne se basait pas sur des données issues de l'inventaire forestier national, mais sur des données issues de la télédétection (Global Forest Watch). Ce résultat a été contesté, car il n'était pas répétable selon la source de données utilisées (notamment avec l'utilisation des données d'inventaire), et l'impact de la tempête Klaus de 2009 sur les prélèvements, qui avait amené à une hausse très forte des prélèvements en Aquitaine (essentiellement sur les arbres ayant subis des dégâts afin de minimiser les pertes pour la filière forêt-bois), n'avait pas été pris en compte de manière correcte (Picard *et al.,* 2021).

Toutefois, ce type de résultat sensible est rapidement relayé. Il peut avoir des répercussions importantes sur les décisions des pouvoirs publiques, et par conséquent sur la filière forêt-bois toute entière. C'est pourquoi il est important de documenter ce biais, afin d'éviter toutes futures mauvaises interprétations.

➔ **Dans le cadre de l'approche fondée sur le modèle MARGOT, il nous semble impératif d'approfondir l'analyse de sensibilité sur les paramètres de prélèvement, au moins au niveau de la strate forestière. Plusieurs hypothèses devront être en effet testées, qui incluent : i) une possible différentiation de durée de vie des souches et de biais de prélèvement entre feuillus et résineux, ii) une possible différentiation selon la classe de diamètre, eu égard à l'importance de la taille dans la décomposition des souches, iii) enfin, une possible différentiation sylvicole au sein des strates, liée à des pratiques de gestion ciblant des diamètres de récolte contrastés entre strates d'espèces proches (par exemple pratiques sur le pin maritime et l'épicéa, à opposer à celles sur le sapin ou le douglas).**

2.1.3 Des *TPA* fréquentiels systématiquement inférieurs aux *TPA* médians dans le premier et le second cycle d'inventaire

Un des résultats importants de ces travaux de thèse a été la mise en évidence d'une des taux de passages fréquentiels d'intensité plus importante que celle des taux de passage médian. Ce résultat s'explique par l'estimation systématiquement inférieurs des *TPA* fréquentiels sur le premier et le second cycle d'inventaire d'ancienne méthode par rapport aux *TPA* médians, et qui est atténuée voire disparaît au troisième cycle d'inventaire et sur les données de la nouvelle méthode. L'estimation des *TPA* fréquentiels devant être proche de celles des *TPA* médians quand les distributions de croissance (IR5) sont symmétriques au sein des classes de diamètre, ce résultat met par conséquent en évidence une difficulté dans les données d'inventaire d'ancienne méthode, et plus précisément sur les données du premier et du second cycle d'inventaire, sans que celle-ci soit pleinement élucidée au terme de cette rédaction.

Parmi les hypothèses émises sur la source de ce problème, un changement de protocole de mesure des IR5 entre l'ancienne et la nouvelle méthode entraînant une augmentation de l'asymétrie des distributions des IR5 au sein des classes de diamètre est pour l'instant la plus probable, mais n'est cependant pas pleinement convaincante. La résolution de mesure en ancienne méthode, de l'ordre du mm, est susceptible d'avoir biaisé positivement les petits accroissements, générant une asymétrie droite à la faveur des médianes et moyennes des accroissements. Le passage systématique à la loupe de mesure au 10^{e} de mm récemment peut avoir corrigé ce biais, conduisant à des tendances beaucoup plus stables et réalistes sur les *TPA* médians que sur les *TPA* fréquentiels. Toutefois, ces instructions datent de la nouvelle méthode d'inventaire, et n'expliquent pas pleinement les constats opérés sur le troisième cycle de l'ancienne méthode.

➔ **Une analyse approfondie de carottes à cœur, collectées en 2010 et 2011, devra permettre, par simulation d'échantillonnage d'IR5, de préciser la réalité biologique de ces distributions, et de tirer des conclusions beaucoup plus fermes.**

Dans un travail annexe, il a de plus été mis en évidence des changements très importants de distributions des effectifs d'arbres par classes de diamètre au sein des départements, suggérant une maturation de la forêt française extrêmement rapide, voire biologiquement impossible entre le premier et le second cycle et entre le second et le troisième cycle d'inventaire. Cela met en question la qualité des données démographiques du premier et du second cycle d'inventaire. Des analyses supplémentaires sont requises, notamment pour déterminer si cette maturation démographique est biologiquement possible à l'aide par exemple des simulations du modèle.

Ce travail a cependant permis de déterminer que les *TPA* fréquentiels sont les paramètres sans biais de MARGOT, contrairement aux *TPA* médians et moyens, car ils sont un estimateur de ce taux. Néanmoins, ils sont également plus sensibles aux variations de la distribution des IR5, et donc moins robustes. Les *TPA* médians sont légèrement biaisés, mais proches des *TPA* fréquentiels et plus robustes. Leur utilisation n'est donc pas à bannir avant d'avoir effectué des analyses de sensibilité sur les données de la nouvelle méthode (comparaisons des performances des simulations utilisant des *TPA* médians ou fréquentiels et des données d'inventaire sur un horizon temporel court).

2.2 Apports méthodologiques

2.2.1 Partition d'un domaine forestier hétérogène

La première direction d'investigations a consisté à développer une méthode de partitionnement des forêts représentative de l'hétérogénéité de la forêt française. Ce travail constitue la première étape de modélisation des forêts à grande-échelle spatiale. La méthodologie développée repose sur des critères quantitatifs et statistiques objectifs. Elle est par conséquent générique, et possède un potentiel applicatif à tout ensemble écologique hétérogène où la discrétisation du domaine, et la question de la représentativité statistique sont à considérer. Cette méthodologie pourrait donc être appliquée à d'autres ressources que la forêt française, et également appliquée à des échelles spatiales plus fines. Une partie importante de son développement reste cependant justifiée par la structure partielle temps-espace de l'inventaire français depuis son origine, et n'a pas d'intérêt générique pour des inventaires conduits systématiquement.

2.2.2 Application d'un seuil de troncature sur la forêt française

L'application de la méthode de partitionnement de la forêt française, et notamment du seuil de troncature à 1 000 000 millions de m³ sur les données de nouvelle méthode, nous a amené à tronquer une partie des sous-strates (voir **partie III, section 1.3**).

Lors de l'initialisation du modèle sur les données d'ancienne méthode, il s'est révélé que certaines sous-strates possédaient un volume nettement inférieur dans les données ancienne méthode (par exemple la sous-strate K.Pr.Divers résineux x 2A possède un volume de bois égal à 1 200 000 m³ en nouvelle méthode, et 178 000 m³ dans le premier cycle de l'ancienne méthode).

Ce résultat n'est pas surprenant, la forêt française connaîssant une expansion (Denardou, 2019, Audinot *et al.,* 2020 ; Bontemps *et al.,* 2020). Dans cette thèse, l'application d'un seuil de troncature est utilisée pour simuler des forêts anciennes dont on connaît l'évolution. L'utilisation d'un seuil pour des projections futures pourrait se révéler dommageable, car une partie de la forêt française tronquée pourrait avoir un potentiel d'expansion important dans le futur, et donc représentée une part plus importante dans la forêt française qu'aujourd'hui.

Toutefois, cet aspect résulte de la nécessité d'examiner les unités strate x département en ancienne méthode, plus petites que des strates. Avec un inventaire désormais systématique, la question ne se pose plus à cette échelle.

2.2.3 Des incertitudes dépendant du nombre de points d'inventaire dans les strates forestières

Les incertitudes d'échantillonnage ont été estimées à partir des strates forestières (**partie III**). L'introduction de la densité-dépendance dans le modèle MARGOT a amené à discrétiser ces strates forestières en entités strate x classe de densité (**partie VIII**)**.** Cette sur-stratification entraîne fatalement une diminution de la quantité de points d'inventaire représentatifs des strates x densités (moyenne de 1100 et écart-type de 1200 points d'inventaire pour les strates et moyenne de 360 et écart-type de 540 points d'inventaire pour les strates x densités). Or, nous avons mis en évidence une augmentation du niveau des incertitudes dans les simulations de MARGOT quand le nombre de points d'inventaires ayant servi à les estimer est faible (voir **partie IV**)**. La sur-stratification des strates en strate x classes de densité engendre donc inéluctablement une augmentation des incertitudes de paramétrisation dans les simulations du modèle.**

D'autre part, si les *TPA* médians étaient choisis dans les simulations du modèle MARGOT, l'impact sur les mesures d'incertitude pourrait être important. En effet, dans la **partie IV,** nous avons mis en évidence que les corrélations négatives entre les *TPR* et les *TPA* fréquentiels de MARGOT entraînent une augmentation du niveau d'incertitude dans les simulations du modèle. En effet, l'effectif d'arbres pouvant potentiellement passer d'une classe de diamètre à une autre diminuant avec les prélèvements engendre une baisse des *TPA*, et inversement.

La corrélation entre les *TPA* et les *TPR* pourrait devenir positive avec l'utilisation des *TPA* médians, car les prélèvements en forêt peuvent avoir pour principal objectif d'augmenter la productivité d'un peuplement (notamment dans le cas des coupes d'éclaircies). **Une corrélation positive entre les *TPA* et les *TPR* pourrait engendrer une diminution de la propagation des incertitudes dans les simulations du modèle.**

L'incertitude due à l'intégration de forçages climatiques dans MARGOT n'a pas été mesurée dans cette thèse. Pourtant, l'étude de Reyer *et al.* (2016) a démontré l'impact très important de ces incertitudes dans les simulations de la productivité forestière des modèles fonctionnels et conclu qu'une quantification de ces incertitudes est un objectif majeur dans l'étude de l'impact du changement climatique sur les forêts. Par ailleurs, Fontes *et al.* (2010) soulignent que la mesure des incertitudes dans les simulations des modèles hybridés est un enjeu majeur. Il sera donc important par la suite de quantifier les incertitudes sur les modificateurs de croissance issus des simulations de CASTANEA.

➔ Il convient encore d'observer que l'incertitude d'échantillonnage sur les seuls paramètres a été prise en compte. Cela peut faire sens dans une utilisation du modèle où les effectifs initiaux seraient connus par ailleurs (par exemple par des inventaires à façon), mais reste insuffisant dans la mesure où les effectifs initiaux, dont la variabilité induit celle des paramètres, est également à l'origine d'une variabilité de conditions initiales.**Bien que cette analyse n'ait pu être aboutie pour la conclusion de ce manuscrit, elle est aisément à portée de main (les échantillons bootstrap étant les mêmes), et pourra être conduite à court terme. Il est difficile de postuler la dominance de l'une ou l'autre des incertitudes (effectifs initiaux, paramètres), ou le signe de leurs corrélations.**

2.2.4 Des divergences entre les variations temporelles des modificateurs de croissance de CASTANEA et celles des *TPA* médians de MARGOT

Des divergences entre tendances des modificateurs de croissance, des accroissements radiaux et des *TPA* médians ont été mises en évidence à l'échelle des hyper-strates. La disparité et la faiblesse de la concordance qualitative et quantitative entre observations historiques et simulations climatiques sur de nombreuses hyper-strates interpelle et amène à s'interroger, notamment sur des éventuelles applications prospectives dans de futures études opérationnelles. Seuls les modifcateurs de croissance de CASTANEA présentant des tendances concordantes avec celles des données d'inventaire et des *TPA* médians pourraient être utilisés. Par ailleurs, des analyses statistiques aux niveaux des strates et des séries de peuplements définis par CASTANEA (modificateurs moyennés à de plus petites échelles que les hyper-strates) devront être réalisées.

Il est à noter que la nature des taux du modèle (ratios) a permis de développer la philosophie des modificateurs de croissance. Cette philosophie peut être envisagée pour

différents couplages ou hybridations du modèle. Des modificateurs pourraient en effet être construits pour tenir compte, par exemple, de l'impact de facteurs biotiques (invasions de ravageurs) sur la dynamique forestière directement et être appliqués aux paramètres du modèle, ce qui consitue une des forces du modèle.

2.2.5 Des simulations cohérentes de l'évolution du RDI et du *Dg* dans le modèle densité-dépendant

Malgré une méthode non triviale permettant d'assigner à chaque point d'inventaire l'indice de densité relative à l'aide de limites d'auto-éclaircie construits à partir de peuplements purs et mélangés, équiennes et inéquiennes, force est de constater que les valeurs de densité estimés sont cohérentes. De plus, l'évolution des variables d'états des points d'inventaires (*Dg* et RDI) observées au cours de la modélisation sont plausibles d'un point de vue biologique. Toutefois, une analyse de sensibilité sur l'évolution du RDI observée dans les données (à partir de l'interpolation des RDI moyens à l'échelle des strates sur la période de simulation), et sur celle simulée par le modèle reste à réaliser afin d'en vérifier la cohérence.

La définition des classes de densité peut être améliorée et affinée. Dans cette thèse, elle a été définie en partie pour obtenir un nombre raisonnable de points d'inventaire dans chaque strate x classe de densité, notammentdans l'objectif de limiter les incertitudes sur les paramètres du modèle. L'indice de densité pourrait être affiné en distinguant par exemple parmis les forêts ouvertes (forêts où les arbres sont présents de façon discontinue avec un couvert d'au moins 10 % et de 40 % au maximum), celles présentant une très faible croissance due à une fertilité basse, et sur lesquelles sont potentiellement attribués des paramètres permettant une augmentation forte de leur stock, et les nouvelles forêts. Ces dernières pouvant au contraire présenter des dynamiques rapides.

L'intégration de la densité-dépendance dans le modèle pourrait se révéler être la dernière sur-stratification des strates originelles. En effet, nous avons mis en évidence que le nombre de points d'inventaire permettant d'estimer les taux est directement liés aux incertitudes du modèle. Dans un éventuel développement futur du modèle, il sera difficile, voire impossible, d'ajouter un facteur de stratification supplémentaire au risque de faire exploser les incertitudes dans les simulations du modèle. Dans ce cas, des hybridations avec d'autres modèles sont envisageables pour tenir compte de différents enjeux (décrits ci-après). Une autre solution pourrait être d'abandonner la forme matricielle du modèle, et d'utiliser un niveau d'organisation différent. Les modèles « d'arbres », par exemple, se prêtent bien au cas de la forêt française, car ils peuvent tenir compte de l'hétérogénéité des forêts et de la compétition entre les arbres. Une comparaison des simulations de MARGOT avec un modèle « d'arbres » à grande échelle européen (*e.g.* le modèle belge SIMREG, Perin *et al.,* 2021) sur les forêts françaises peut être envisagée, afin de déterminer l'impact du niveau d'organisation sur les simulations.

2.3 Evolution des hypothèses admises par MARGOT

Plusieurs hypothèses de travail ont été levées lors de ces travaux. Un des principaux objectifs de la thèse était de passer outre **l'hypothèse de stationnarité** des paramètres de MARGOT, usuelle dans une utilisation de proche terme (20-30 ans), afin de pouvoir réaliser des simulations sur des horizons temporels longs.

La prise en compte de la non-stationnarité environnementale de la forêt française sur la période 1971-2016, décrite dans la littérature (Charru *et al.,* 2017, Ols *et al.,* 2020, Taccoen *et al.,* 2020) et opérée sur les paramètres de MARGOT dans cette thèse (voir **partie V**), a impacté violement ou modestement les simulations de MARGOT selon la méthode d'estimation des taux de passage (**partie V**).

La prise en compte de la non stationnarité du capital productif a quant à elle permit de lever **l'hypothèse d'équivalence des arbres d'une classe de diamètre**, c'est-à-dire l'hypothèse selon laquelle un arbre d'une classe de diamètre donnée dans une strate est supposé avoir un comportement moyen, indépendant de son contexte d'échantillonnage d'origine. Désormais, un effectif d'arbre n'a plus un comportement moyen au sein d'une strate du domaine d'étude, mais au sein d'un peuplement virtuel décrit par une classe de densité et une distribution diamétrique moyenne dépendant de son contexte d'échantillonnage d'origine. Si ce développement concerne très directement la non-stationnarité des paramètres, la structure du modèle est ici beaucoup plus impactée, notamment avec la prise en compte d'une entité peuplement.

Ces deux situations contrastent aussi par la nature de la représentation de l'évolution des paramètres, continue dans le cas des forçages environnementaux, et discrétisée dans le cas de la densité de capital productif. Dans le second cas, une approche continue supposerait de renoncer au grain de modélisation actuel pour aborder une modélisation de niveau peuplement, ce qui n'a pas été souhaité dans un premier temps.

Ces travaux de thèse ont également permis de faire évoluer **l'hypothèse Markovienne** du modèle stipulant que la dynamique d'un effectif d'arbres à l'instant $t + \Delta$ dépend uniquement de son état à l'instant *t* (dynamique « sans mémoire »). La prise en compte de la densité-dépendance dans les simulations du modèle offre la possibilité à un peuplement virtuel de passer d'une classe de densité à une autre en fonction de son effectif d'arbres et de sa distribution diamétrique. Ce changement d'état au temps *t+1*, dépend de la simulation au temps *t*, mais également aux simulations aux temps *t-1*, *t-2*, *t-3* etc. Par conséquent, les simulations au temps *t+1* sont dépendantes des simulations effectuées aux temps précédents. Ce constat permettrait d'affirmer que l'hypothèse Markovienne n'est plus admise dans le modèle densité-dépendant, car un effet mémoire y est ajouté. Néanmoins, au temps *t+1*, le modèle est capable de simuler un état par lequel le peuplement virtuel est déjà passé. Nous ne sommes donc pas dans un contexte non-Markovien. Cependant, en

fonction du nombre de pas de temps du modèle pour lesquels un peuplement virtuel appartient à un état donné, les probabilités de passer d'un état à un autre augmentent, tandis que d'autres diminuent. On peut donc conclure que **l'intégration de la densité-dépendance dans MARGOT amène le modèle à admettre une hypothèse semi-Markovienne**.

2.4 Amélioration de la capacité prédictive du modèle

Au cours de la thèse, 7 versions différentes du modèle ont été développées et leurs performances mesurées :

Version initiale à paramètres constants (matrice constante) : cette version est la plus proche du modèle décrit dans l'étude de Wernsdörfer *et al.* (2012). Le partitionnement des forêts françaises et la définition des classes de diamètre ouvertes ne sont cependant pas identiques. Cette version a été utilisée pour mesurer les améliorations des performances des versions suivantes,

Révision du formalisme mathématique (matrice constante) : cette version correspond au modèle MARGOT dans lequel i) : les paramètres du modèle sont appliqués de manière séquentielle sur les effectifs d'arbres (double matrice de transition); ii) : les *TM* et les *TPR* sont annualisés en recourant à la formule dite des « taux cumulés » ; iii) : la méthode de détection et de suppression des valeurs de *TPA* aberrants est appliquée ainsi que le lissage des taux du modèle. Ces développements, considérés individuellement, améliorent légèrement les capacités pédictives du modèle. Cependant, pris ensemble ils apportent une amélioration conséquente des performances du modèle.

Propagation des incertitudes (matrice constante) : basée sur la version précédente, cette version du modèle a été développée afin de mesurer la propagation de l'incertitude d'échantillonnage de l'IFN dans les paramètres et les simulations du modèle. La prise en compte simultanée de cette incertitude sur l'initialisation du modèle (effectifs initiaux) n'a pas été prise en compte dans le cadre de la thèse et peut donner un caractère optimiste aux erreurs modélisées et quantifiées. De plus, la covariance entre les paramètres du modèle n'a pas pu être prise en compte convenablement du fait du grand nombre de régréssions à effectuer (plus de 350).

Version à paramètres dynamiques (matrice dynamique) : cette version du modèle a tenu compte des variations des paramètres du modèle MARGOT sur la période de simulation du modèle (1971-2016) observées dans les données d'inventaire. Cependant, la méthode d'interpolation des paramètres du modèle entre les différents cycles d'inventaire et des données de la nouvelle méthode à l'échelle des sous-strates n'est pas totalement opérante

(paramètres médians interpolés). Une méthode d'interpolation des effectifs de flux, des effectifs totaux auraient pu être mise en place entre les sous-strates.

MARGOT-CC (matrice dynamique) : cette version du modèle a été hybridée au modèle fonctionnel CASTANEA afin de prendre en compte les effets du changement climatique sur la dynamique forestière. Les simulations ont été effectuées sur l'ensemble des strates, bien que des divergences aient été mises en évidence entre les variations des modifcateurs de croissance de CASTANEA et les *TPA* médians de MARGOT à l'échelle des hyper-strates (intersection GRECO x essence),

MARGOT-DD (matrice dynamique) : cette version du modèle à paramètres dynamiques historiques a intégré les effets du phénomène de densité-dépendance des forêts dans les simulations du modèle. Cette version est beaucoup plus lourde en termes de temps de simulations que les versions précédentes, et pourrait donc s'avérer plus difficile à utiliser, notamment lors de la mesure des incertitudes qui nécessitent un grand nombre de simulations,

MARGOT-DDCC (matrice dynamique) : basée sur la version de MARGOT-DD et MARGOT-CC, cette version du modèle prendre en compte à la fois les effets de la densité-dépendance et les effets du changement climatique sur la dynamique forestière.

Les performances de ces différentes versions du modèle (hormis la version MARGOT – Propagation des incertitudes) sur le stock de bois ont été comparées afin de mesurer l'apport des travaux de thèse sur les simulations (**Figure VIII.1, Figure VIII.2, Figure VIII.3, Figure VIII.4, Tableau VIII.1, Tableau VIII. 2**). **Aucun coefficient correctif moyen n'a été appliqué aux taux de prélèvements des versions des modèles comparées, afin d'apprécier les développements apportés au modèle MARGOT sans modifications des données utilisées pour l'initialisation et le paramétrage du modèle. Cependant, il est important de noter que seules les simulations de MARGOT-DD et de MARGOT-DDCC pour lesquelles un coefficient correctif moyen a été appliqué sur les *TPR* ont un statut de référence dans cette thèse.**

Sur l'ensemble de la forêt française, une amélioration des trois critères d'évaluation du modèle (**Tableau VIII.1**) entre MARGOT - Initial et MARGOT-DD est mise en évidence. La justesse du modèle est considérablement augmentée, car le biais absolu diminue de 58 % (-664 millions de m³, **Figure VIII.1**). La précision du modèle a quant à elle également augmentée, mais dans une moindre mesure, l'erreur absolue ayant diminué de 28 % (-200 millions de m³). L'analyse inter-strate a été réalisée sans la strate du pin maritime dans les forêts privées du grand ouest océanique (strate « F.Pr.Pin maritime », voir **partie VII**) en raison de la non prise en compte de l'impact des tempêtes de 1999 et de 2009 dans les simulations. Sans cette strate, la fidélité du modèle a augmenté car la moyenne du biais absolu a diminué de 72 % (-5,06 millions de m³) avec une diminution de 44 % de l'écart-type

(-6,52 millions de m³), tandis que la moyenne de l'erreur absolue a diminué de 36 % (-1,64 millions de m³) avec une diminution de 53 % de l'écart-type (-2,99 millions de m³, **Figure VIII.3**).

Sur le sous-ensemble de la forêt française imposé par le couplage avec le modèle fonctionnel CASTANEA, l'amélioration des trois critères d'évaluation des performances du modèle est encore plus marquée entre MARGOT - Initial et MARGOT-DDCC (scénario CO_2 évolutif, **Tableau VIII.2**). Le scénario CO_2 évolutif a été choisi pour cette comparaison, car il permet de meilleures performances du modèle après l'application d'un coefficient correctif moyen de 1,5 aux taux de prélèvement. La justesse du modèle est considérablement augmentée, le biais absolu diminuant de 75 % (- 237 millions de m³, **Figure VIII.1**). La précision du modèle a quant à elle également augmenté, mais dans une moindre mesure comme sur l'ensemble de la forêt française car l'erreur absolue a diminuée de 37 % (-75 millions de m³). L'analyse inter-strate a révélé que la fidélité du modèle a elle aussi augmenté, la moyenne du biais relatif a diminué de 71 % (-5,52 millions de m³) avec une diminution de 61 % de l'écart-type (-8,87 millions de m³), tandis que la moyenne de l'erreur relative a diminué de 39 % (-1,91 millions de m³) avec une diminution de 69 % de son écart-type (-4,99 millions de m³, **Figure VIII.4**).

L'ensemble des développements apportés au modèle font de MARGOT un modèle plus fiable pour évaluer les ressources forestières françaises (**Figure VIII.1, Figure VIII.2, Figure VIII.3, Figure VIII.4, Tableau VIII.1, Tableau VIII.2**) **et repose sur une approche de modélisation originale et unique en Europe.**

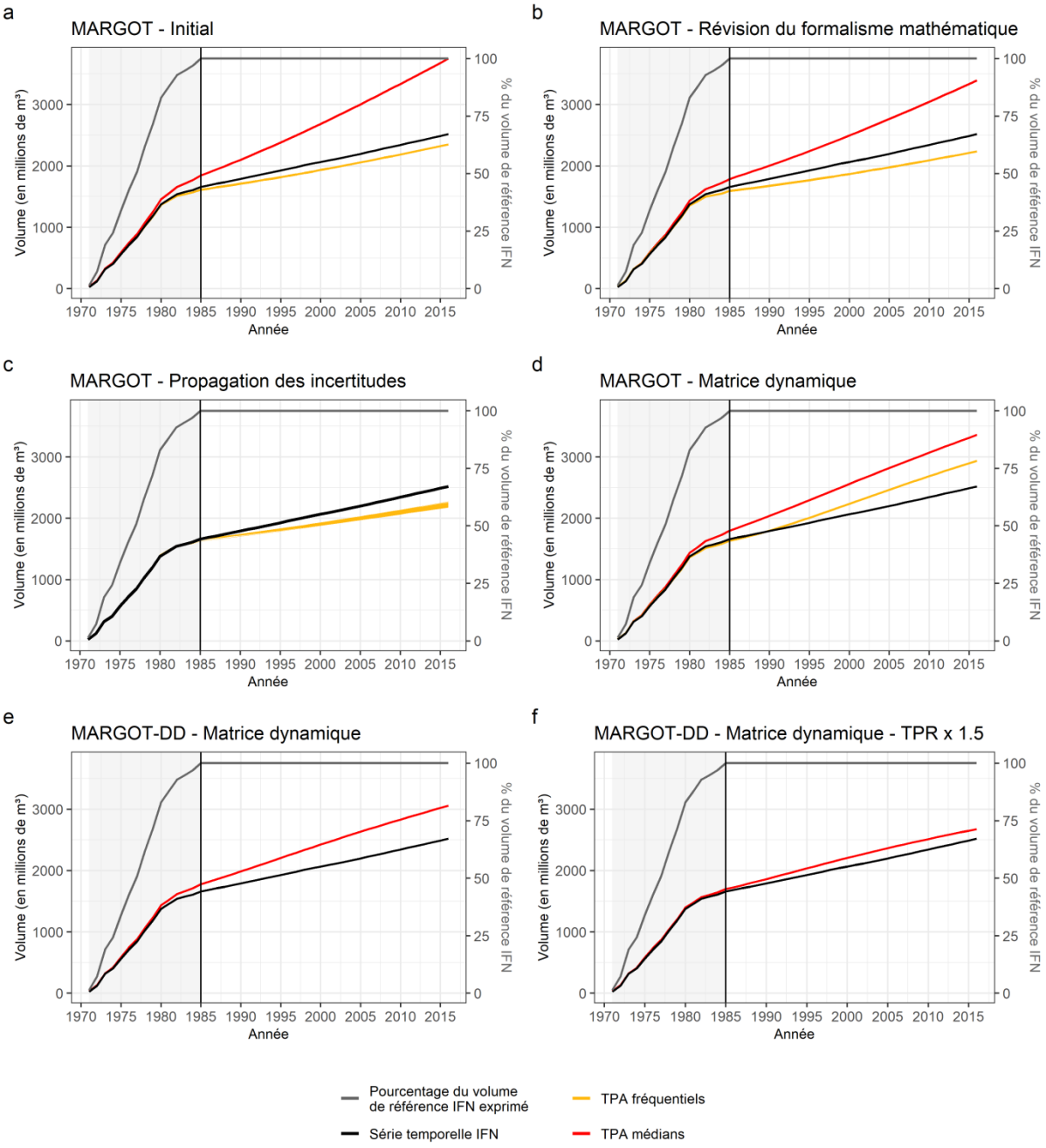


Figure VIII.1. Simulations du stock de bois de la forêt française par les différentes versions du modèle MARGOT. La largeur des classes de diamètre utilisée est de 5 cm, hormis pour la version MARGOT- Propagation des incertitudes où la largeur de la classe de diamètre est de 10 cm et avec la prise en compte de la matrice de variance-covariance des paramètres.

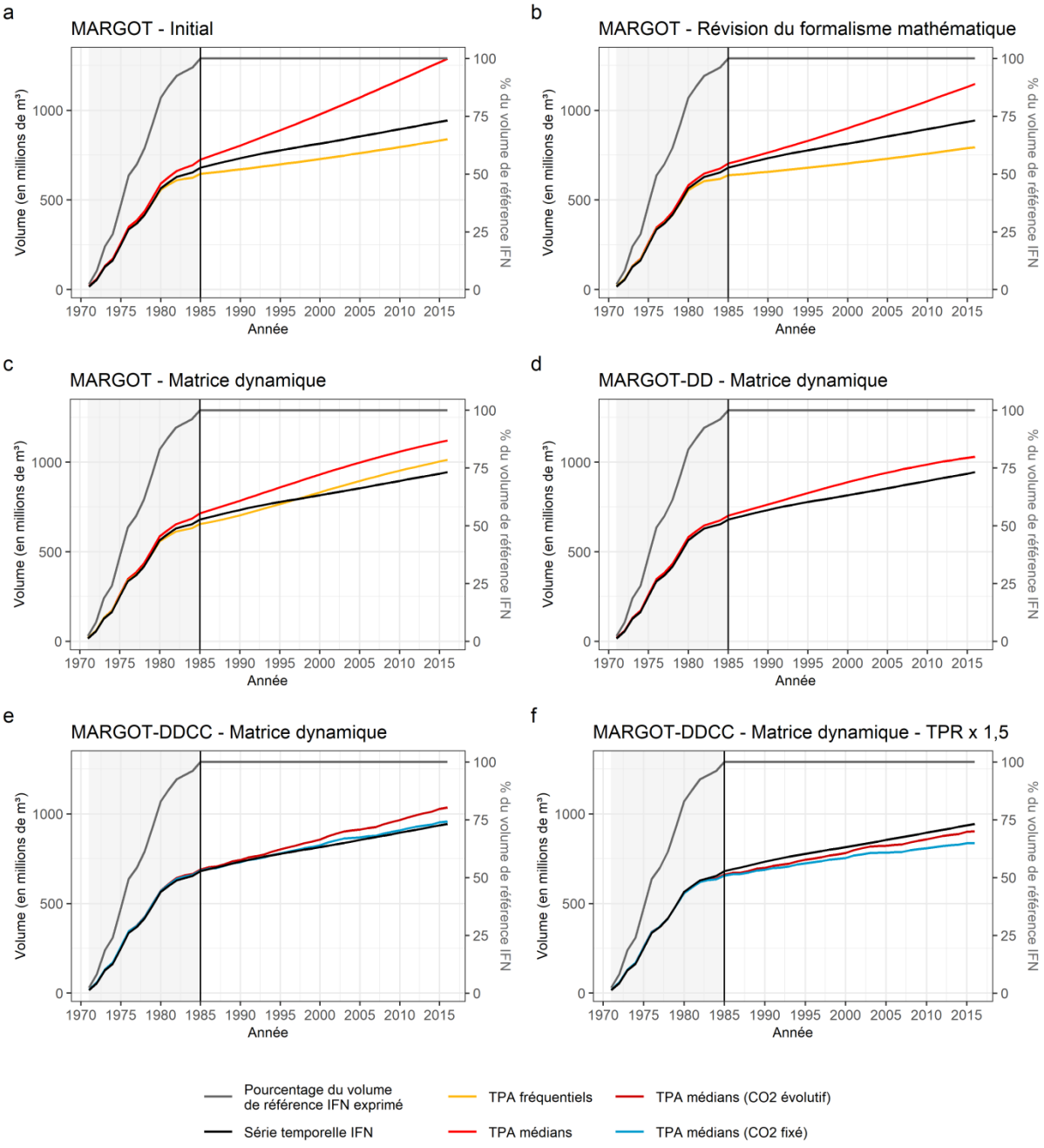


Figure VIII.2. Simulations du stock de bois du sous-ensemble de la forêt française par les différentes versions du modèle MARGOT. La largeur des classes de diamètre utilisée est de 5 cm.

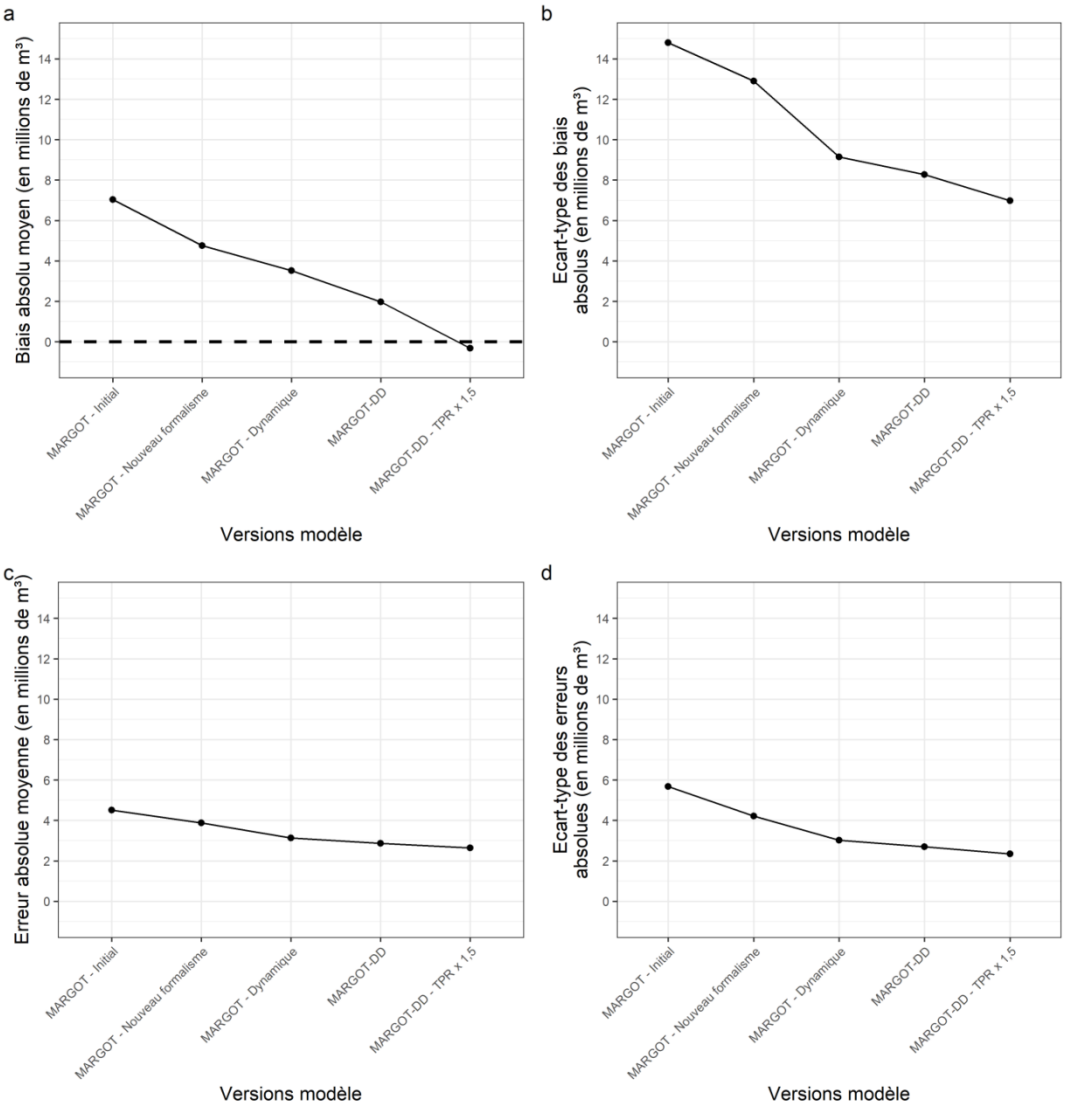


Figure VIII.3. Comparaisons des performances des différentes versions du modèle sur l'ensemble de la forêt française à l'échelle des strates entre le biais absolu moyen (a), l'écart-type des biais absolus (b), l'erreur absolue moyenne (c) et l'écart-type des erreurs absolue (d). La strate du pin maritime dans les forêts privées du grand ouest océanique (« F.Pr.Pin maritime) n'est pas incluse dans ces résultats.

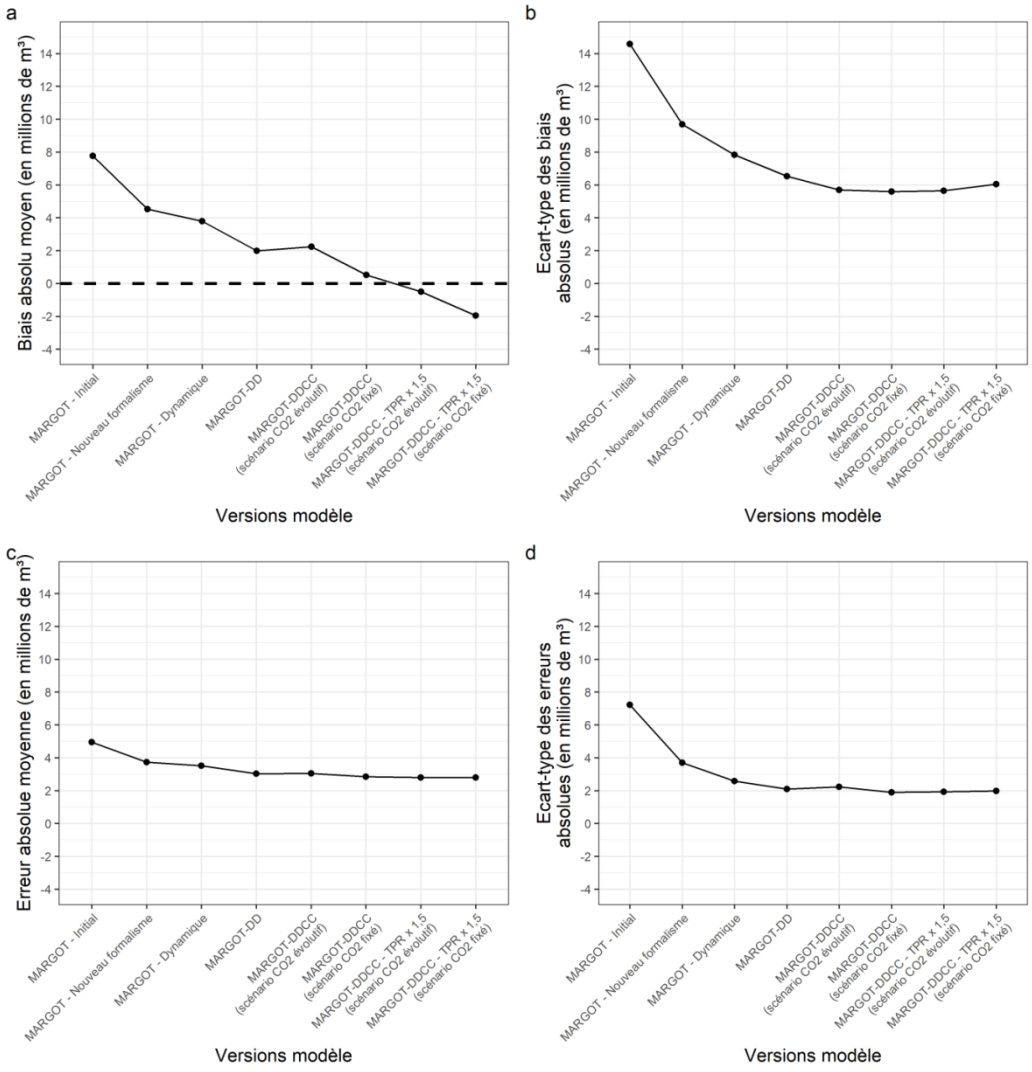


Figure VIII.4. Comparaisons des performances des différentes versions du modèle sur le sous-ensemble de la forêt française à l'échelle des strates entre le biais absolu moyen (a), l'écart-type des biais absolus (b), l'erreur absolue moyenne (c) et l'écart-type des erreurs absolue (d).

Tableau VIII.1. Biais et erreurs des simulations des différentes versions du modèle MARGOT sur le stock de bois de l'ensemble forêt française en fonction de la présence ou de l'abscence d'un ajustement des *TPR*. Les critères de performances des simulations ont été mesurés à partir des simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm et des *TPA* médians. TPA : Taux de passage. *TPR* : Taux de prélèvement. [1] : les améliorations des capacités prédictives sont mesurées entre MARGOT – Initial et MARGOT-DD avec des *TPR* non ajustés.

Coefficients correctifs des *TPR*	Versions modèle	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
Aucun	MARGOT - Initial	1140	58,78	168,41	720	66,11	103,6
	MARGOT - Révision du formalisme mathématique	807	28,75	157,88	619	60,88	97,45
	MARGOT – Matrice dynamique	768	15,12	99,67	601	47,59	57,06
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	476	-10,87	106,38	520	46,81	79,14
1,5	**MARGOT – Matrice dynamique**	**348**	**-14,3**	**94,09**	**511**	**44,12**	**60**
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	**134**	**-34,13**	**107,6**	**468**	**46,58**	**84,24**
Amélioration des capacités prédictives du modèle[1]		**-58%**	**-70%**	**-62%**	**-28%**	**-19%**	**-24%**

Tableau VIII.2. Biais et erreurs des simulations des différentes versions du modèle MARGOT sur le stock de bois du sous-ensemble forestier en fonction de la présence ou de l'abscence d'un ajustement des *TPR*. Les critères de performances des simulations ont été mesurés à partir des simulations utilisant une largeur de classe de diamètre de 5 cm et des *TPA* médians. *TPR* : Taux de prélèvement. [1] : les améliorations des capacités prédictives sont mesurés sont mesurées entre MARGOT – Initial et MARGOT-DDCC (scénario CO_2 évolutif) avec des *TPR* non ajustés.

Coefficients correctifs des *TPR*	Modèles	Biais absolu (en millions de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en millions de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
Aucun	MARGOT – Matrice constante - Initial	318	59,22	157,29	203	48,31	86,24
	MARGOT – Matrice constante - Révision du formalisme mathématique	186	31,23	110,95	153	36,55	52,76
	MARGOT – Matrice dynamique	155	19,56	74,86	144	32,47	32,58
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO2 évolutif)	215	32,31	74,8	149	32,9	32,23
	MARGOT-CC – Matrice dynamique (scénario CO2 fixé)	112	13,71	65,06	128	28,91	26,96
	MARGOT-DD – Matrice dynamique	70	-1,31	63,59	128	28,65	29,16
	MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO2 évolutif)	81	2,52	69,65	128	29,89	34,09
	MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO2 fixé)	6	-10,31	68,15	120	28,74	33,24
1,5	**MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO2 évolutif)**	**-38**	**-19,48**	**69,4**	**119**	**29,08**	**34,70**
	MARGOT-DDCC – Matrice dynamique (scénario CO2 fixé)	**-101**	**-29,95**	**68,98**	**119**	**29,34**	**35,55**
	Amélioration des capacités prédictives du modèle[1]	**-75%**	**-57%**	**-88%**	**-37%**	**-18%**	**-52%**

3 Perspectives

De nombreuses perspectives existent pour le modèle MARGOT et ce travail de thèse. Elles sont résumées dans cette section puis certaines sont développées dans les sections suivantes. Ces perspectives sont sériées :

- **1. Consolidation de l'approche de densité-dépendance.** Il existe un compromis à ce niveau dans la définition des peuplements, supports à la mesure de la densité, et au transit entre classes de densité. La représentation des peuplements par les points d'inventaire est une approximation. De plus, les effectifs au sein des points d'inventaire sont faibles ce qui pourraient impacter les simulations du modèle. L'aggrégation des points d'inventaires pour représenter un peuplement permettrait d'effectuer les simulations à partir d'effectifs d'arbres plus importants, mais le passage d'une classe de densité à une autre des ces peuplements seraient plus qualitatif. L'intégration de la densité-dépendance dans le modèle amène également à s'interroger sur la dynamique des surfaces forestières.

- **2. Analyse intégrée de la propagation d'incertitudes associées aux paramètres et à l'initialisation.** La prise en compte simultanée de l'incertitude sur l'initialisation du modèle (effectifs initiaux) et des paramètres du modèle n'a pas été prise en compte et a pu donner un caractère optimiste aux incertitudes modélisées et quantifiées dans le cadre de la thèse.

- **3. Exploration de scénarios de gestion forestière et climatiques futurs.** L'exploration de scénarios de gestion alternatifs prospectifs n'était pas un objectif de cette thèse. Toutefois, le développement de modificateurs climatiques est acquis (sous différents scénarios climatiques) pour le sous-ensemble de la forêt française. Dans une proemière approche, les scénarios développés dans le cadre de l'expertise INRA-IGN pourront être revisités, pour évaluer l'impact des progrès de modélisation sur les conclusions y relatives. Ce travail est prévu dans le cadre du projet MOPROF sur lequel nous oeuvrons actuellement.

- **4. Carbone des forêts** Enfin, un dernier développement consisterait à rendre MARGOT capable de projeter le stock de carbone de la forêt française. Des tarifs permettant de convertir les effectifs d'arbres en volume total aérien pourraient être utilisés, ainsi que de bases de données permettant de convertir ce volume en biomasse, pour représentant non plus l'évolution du stock de bois de la forêt française, mais l'évolution de son puit de carbone. Une hybridation avec un modèle simulant les flux et stocks de carbone des sols forestiers pourrait également être envisagée, afin de tenir compte des réserves carbonées du sol dans les simulations

du modèle. Cependant, l'idée d'une hybridation se heurte à plusieurs difficultés. D'une part, la dynamique du carbone dans les sols forestiers est complexe et varie fortement selon les différents contextes forestiers, or la forêt française est la forêt qui comporte le plus d'écotypes forestiers différents en Europe. D'autre part, les modèles simulant la dynamique des sols utilisent majoritairement une approche fonctionnelle, ne leur permettant pas systématiquement de tenir compte de l'influence de la gestion forestière sur cette dynamique. Ainsi, le modèle de dynamique du carbone des sols à hybrider avec MARGOT devra prendre en compte ces deux limites.

- **5. Initialisation et application du modèle à d'autres sources de données.** Dans ce travail de thèse, le modèle MARGOT a été initialisé à partir de données d'inventaire, dont on connaît les lacunes au niveau des prélèvements. Un premier travail consisterait à initialiser MARGOT et à l'utiliser sur la période couverte par la nouvelle méthode (2005-…). Des simulations (2005-2018) permettraient de tester le modèle et valider les développements conduits sur des données non biaisées.

  La disponibilité de statistiques forestières historiques (statistique forestière Daubrée (1908), Audinot *et al.* 2020) permettrait également de réaliser des simulations sur un horizon temporel long (plus d'un siècle) et d'y déterminer ainsi les performances de MARGOT. Pour ce faire, il est essentiel de pouvoir initialiser des stocks de bois et leur structuration diamétrique à partir d'une ventilation des surfaces forestières selon des attributs géographiques, compositionnels, fonciers et structurels. L'emploi de méthodes d'imputation conditionnelle peut être efficace (Denardou, 2019), mais se heurte à la problématique de maturation des forêts françaises. Dans cette optique, un essai d'initialisation par imputation pourrait égalemrnt être confronté à des rétro-simulations temporelles initialisées sur les plus anciennes données d'inventaire.

  Enfin, le modèle MARGOT pourrait être testé sur d'autres forêts européennes autre que la forêt française, afin de tester ses performances sur des contextes dynamiques distincts. On peut ici songer à des contextes permettant de tester le modèle en extrapolation. Un premier exemple est celui de la forêt allemande, stable en surface, bien plus capitalisée que la forêt française, et avec une forte proportion de gros bois, et qui permettrait de bien explorer la prise en compte de la densité-dépendance. L'existence de trois cycles d'inventaire décennaux rend cette perspective réaliste. Un second exemple est celui de la forêt Roumaine, qui présente comme la France une hétérogénéité de composition et une accumulation marquée de bois, avec des densités de capital souvent plus marquées. Enfin, le modèle pourrait être testé dans des contextes économiques intensifs (Autriche, pays Nordiques). Dans ces situations, l'hétérogénéité des forêts et la paramétrisation du modèle n'est pas un enjeu. En revanche, cela permettrait d'explorer des scénarios de gestion beaucoup plus intensifs. In fine, alors que des ensembles de données d'inventaire européennes se

constituent progressivement, la capacité du modèle à restituer des dynamiques continentales, et à aborder des grands scénarios stratégiques orientés vers la bioéconomie ou l'adaptation des forêts aux changements climatiques mériterait un peu d'attention.

3.1 Perspectives à court-terme

3.1.1 Evolution de la caractérisation des peuplements

Un peuplement forestier peut être caractérisé par plusieurs variables comme la composition, la distribution diamétrique des arbres, la classe de densité, le mode de renouvellement des arbres ou la structure du peuplement (taillis, futaies, taillis sous-futaie), le régime hydrique, la topographie etc. Si la plupart de ces variables sont actuellement prises en compte par le modèle, qui définit les peuplements au sein d'une strate forestière en fonction d'une classe de densité et d'une composition, ces informations peuvent se révéler insuffisantes pour décrire un peuplement. La définition d'ensemble agrégés de points d'inventaire (notion de peuplement virtuel) pourrait utilement s'appuyer sur des variables structurelles ou environnementales non prises en compte.

3.1.2 Simulations prospectives du modèle MARGOT à l'horizon 2100

Un horizon de cette thèse a été de ne pas aborder la projection des ressources forestières françaises dans le futur à différents horizons temporels, notamment à l'horizon 2100. Un projet de recherche est actuellement en cours où les trois scénarios de gestion forestière issus de l'expertise INRA/IGN (Roux *et al.,* 2017) pourront être testés. Ces derniers incluent : a) **un scénario d'extensification de la gestion**, où les prélèvements restent identiques sur le territoire, ce qui du fait de l'expansion forestière se traduit par une baisse des taux de prélèvement, b) **un scénario de « dynamiques territoriales »,** où les taux des prélèvements restent constants et variables selon les territoires (les prélèvements « s'adaptent » à l'expansion forestière), c) un **scénario « d'intensification de la gestion »**, où les prélèvements sont augmentés partout où cela est possible, avec un plan de reboisement additionnel de 500 000 ha sur 10 ans.

Les paramètres de croissance du modèle MARGOT permettent d'inclure l'effet de scénarios climatiques futurs en appliquant la méthodologie des modificateurs : **le scénario RCP 4.5**, dont le forçage radiatif, c'est-à-dire la modification du bilan radiatif de la planète est fixée à 4,5 W m^{-2}, et **le scénario RCP 8.5** dont le forçage radiatif est fixé à 8,5 W m^{-2}. Ces deux scénarios climatiques sont déclinés selon 3 modèles climatiques, présentant un contraste

d'évolution des tendances des températures et des précipitations sur le continent européen. Ces modèles sont présentés dans le **Tableau VIII.3**.

Tableau VIII.3. Modèles climatiques utilisés dans les simulations futures du modèle CASTANEA pour définir les modificateurs de croissance.

Modèle climatique	Institut	Référence	Projection des changements climatiques en Europe
CNRM-CM5	Centre National de Recherches Météorologiques	Salas-Mélia (2002) Salas-Mélia *et al.* (2005) Voldoire *et al.* (2011)	Augmentation modérée des températures en été Légère augmentation des pluies en été
MPI-ESM-LR	Max-Planck-Institut für Meteorologie	Jungclaus *et al.* (2013)	Forte hausse des températures en été Baisse modérée des précipitations en été
HadGEM2	Met Office climate prediction model	Collins *et al.* (2011)	Forte hausse des températures en été Forte baisse des précipitations en été

3.1.3 Dynamique de la biomasse et du carbone dans la forêt française

Les forêts européennes sont un puits de carbone, du fait de l'expansion de leurs stocks qui résulte en partie de l'accroissement de leurs surfaces (Kauppi *et al.,* 1992 ; Nabuurs *et al.,* 2003 ; Ciais *et al.,* 2008) et du déficit relatif des prélèvements. En France, la surface forestière continue à augmenter (augmentation de 17% entre 1976 et 2010 ; Denardou *et al.*, 2017) et la densité moyenne reste faible au regard d'autres pays européens (168 m^3/ha contre 336 m^3/ha en Allemagne ; SOEF, 2015 ; Bundeswaldinventur). L'expansion du stock de bois sur pied devrait donc se maintenir au cours des prochaines décennies (Denardou, 2019), et de ce fait augmenter le stock de carbone séquestré par la forêt française. Le changement climatique (Myneni *et al.,* 1997, Nemani *et al.,* ,2003), ainsi que le changement de densité des forêts sont à même de modifier leur vitesse de croissance, et par conséquent faire varier la densité du bois pour certaines essences, (Zobel & Van Buijtenen, 1989 ; Bontemps *et al.,* 2013), et de ce fait diminuer la quantité potentielle de carbone stockable par la forêt française, dans une direction difficilement intuitable.

Pour minimiser les différents impacts du changement climatique sur les ressources forestières, la sylviculture doit être adaptée à ce contexte (Nelson *et al.,* 2016). Il existe déjà des stratégies de sylvicultures allant dans ce sens (Bolte *et al.,* 2009 ; Kolström *et al.,* 2011), en favorisant par exemple les mélanges d'essences et de structures (O'Hara, 2016), ou encore la production orienté (Gamborg & Larsen, 2003). Cependant, les stratégies de sylviculture pour atténuer les effets du changement climatique et pour stocker le carbone sont encore vivement débattues, notamment à cause de l'incertitude liée aux facteurs qui façonnent le puit de carbone forestier (Bellassen & Luyssaert, 2014), comme la densité du bois. Une meilleure connaissance de ce facteur pourrait aider les gestionnaires forestiers à

adapter leur stratégie de sylviculture au changement climatique ainsi qu'au stockage de carbone.

Les expertises fondées sur les données d'inventaire français estiment la biomasse des forêts à partir de tarifs de cubage en volume total aérien et par des valeurs moyennes de masse volumique du bois issues de la littérature sans tenir compte de la variabilité ni de l'origine des bois, et en distinguant seulement les bois feuillus et résineux (Loustau *et al.,* 2004). Or, la masse volumique du bois varie selon les espèces, les conditions de milieu, et les propriétés de structure et de gestion des peuplements (Ter-Mikaelian & Korzukhin, 1997 ; Vanninen *et al.,* 1996 ; Badeau *et al.,* 1996). En ce sens, le projet XyloDensMap (Leban *et al.,* 2016) vise à caractériser de manière précise et exhaustive la masse volumique du bois pour l'ensemble de la forêt française, en mesurant deux années consécutives la densité du bois de l'ensemble des points d'inventaire de l'IFN, et en visant à développer des modèles prédictifs de la densité du bois dépendant de variables d'état et de processus de croissance des forêts.

Ces modèles permettront donc de déterminer l'effet de l'accroissement radial ou de la taille de l'arbre sur la densité du bois pour chaque espèce forestière inventoriée par l'IFN. Ces modèles pourront être assemblés dans le modèle MARGOT, dans lequel les taux de passage est défini pour chaque classe de diamètre, dans une strate du partitionnement de la forêt française, c'est-à-dire deux effets décrits dans la dynamique simulée.

3.2 Perspectives à long-terme

3.2.1 Vers des simulations à surfaces dynamiques

Dans le modèle MARGOT-DD, la surface des peuplements est supposée fixe dans cette approche de la densité-dépendance. Or la surface de la forêt française est dynamique (+83 000 ha/an de surface forestière, soit une augmentation de +0,50 %/an sur la période 2010-2020 ; FAO, 2020), correspondant aussi à de nouvelles forêts et de nouveaux peuplements qui ne sont pas modélisés comme tels. Le flux d'arbres recrutés tient bien compte, bien qu'implicitement, du flux entrant d'arbres correspondant à cette situation. Il faudrait donc mener une analyse conjointe des surfaces forestières associées à ces flux nouveaux.

Une méthode aisée à mettre en place dans un premier temps serait aussi de faire varier l'effectif de recrutement dans le temps, comme cela est le cas dans le modèle danois DKSimulator (Nord-Larsen & Suadicani, 2010). Nous avons montré que l'effectif d'arbres recrutés se modélise avec des performances très convenables (R^2 de 50 à 60 %) en fonction des effectifs d'arbres dans les classes de diamètres supérieures.

Par ailleurs, une première analyse ayant pour objectif de mesurer la sensibilité du modèle MARGOT-DD aux changements des surfaces forestières pourrait être conduite en intégrant les surfaces nouvelles de peuplements déjà identifiés dans la stratification, sur la période 1971-2016. En fonction des résultats de cette analyse, l'hypothèse de stationnarité des surfaces forestières devra être relâchée lors d'une étape de développement ultérieure.

Certains modèles de dynamique forestière à grande-échelle prennent en compte les changements d'utilisation des surfaces (boisement et/ou déforestation, voir **partie I**), par exemple les modèles CBM-CFS3 (Kurz *et al.,* 2009), SIMPOT (Barreiro & Tomé 2011 & 2012) et EFISCEN (Schelhaas *et al.,* 2007). Dans le modèle EFISCEN, 4 scénarios de changement d'utilisation des terres ont été testés (Eggers *et al.,* 2008). Ces scénarios projettent à l'horizon 2080 les surfaces occupées par les zones urbaines, zones agricoles, zones forestières et les aires protégées. Ces surfaces varient dans le temps selon différentes variables comme les tendances politiques, l'interaction entre les différents usages du sol (avec la priorité donnée aux aires protégées et aux aires urbaines), et le type de gestion des forêts (forêts gérées activement ou non gérés activement ; Kankaanpää & Carter, 2004).

Dans les modèles de dynamique forestière spatialement explicites, le changement d'utilisation des terres peut également présenter une logique stochastique, fondée sur des probabilités de conversion des surfaces. Une grille à maille est apposée sur le domaine d'étude et l'occupation de chacune de ses mailles est identifiée (forêt, zone urbaine, zone agricole…etc.). Une probabilité de conversion à une autre utilisation des terres est attribuée à chacune de ces zones. Ces probabilités peuvent être conditionnelles à la prévalence des terres agricoles dans une surface définie, à la taille des zones urbaines, ou aux tendances d'expansion des zones urbaines (Brown *et al.,* 2000). Ces probabilités de transition sont estimées par analyse des changements d'utilisation des terres passées (Brown *et al.,* 2000).

3.2.2 Prise en compte des tempêtes dans les simulations du modèle MARGOT

Dans la seconde moitié du XX^{ème} siècle, les perturbations d'origine naturelle (tempêtes, maladies, sécheresses, ravageurs) ou d'origine humaine (pollutions, incendies…) ont affecté en moyenne 80 000 à 90 000 hectares de forêts françaises par an (Tabeaud & Simon, 1993). Cependant, ce sont les tempêtes qui ont affecté la plus grande part de la forêt française.

Cinq tempêtes remarquables ont eu lieu depuis la mise en place de l'inventaire forestier (tempête dont les dégâts causés sont supérieurs à 5 millions de m³, **Tableau VIII.4**). Le volume de bois mis à terre lors de la tempête de 1999 est considérable et équivaut à trois fois la récolte moyenne annuelle française (IFN, 2003). Tandis que la tempête Klaus de 2009 à mis à terre l'équivalent de 5,4 années de récolte de bois en Aquitaine (IFN, 2009). Les tempêtes ont par conséquent un impact significatif sur le stock de bois à l'échelle de la forêt française, mais également un impact économique très important.

Tableau VIII.4. Identification des tempêtes remarquables depuis la mise en place de l'inventaire forestier national en 1961.

Année	Volume de chablis (en millions de m³)
2009	43
1999	139
1990	9
1987	8
1982	12
Total	211

Depuis le lancement de l'inventaire forestier national en 1961, hormis quelques exceptions, la totalité des forêts françaises ont été impactées par une tempête remarquable **(Figure VIII.5).**

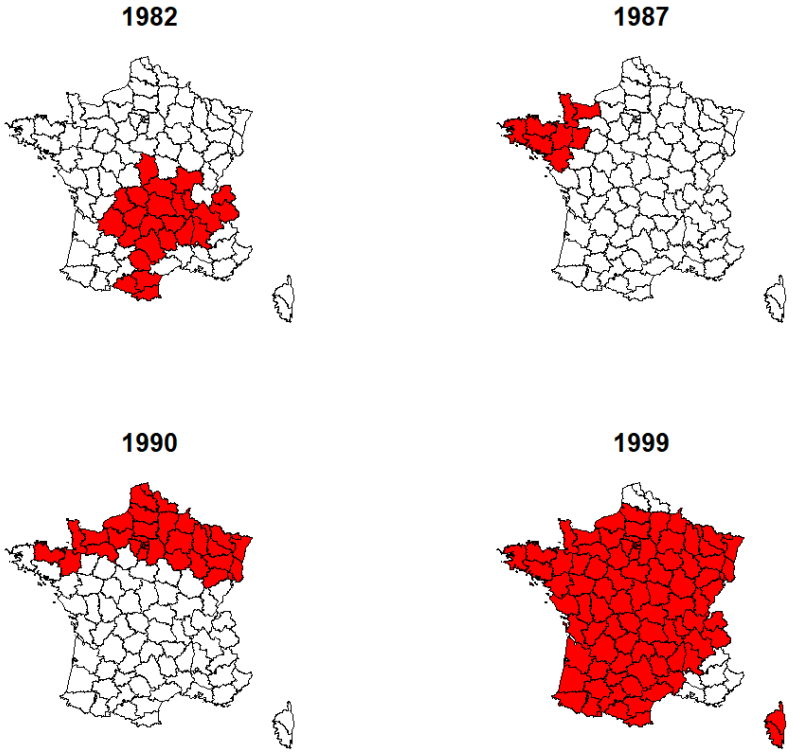


Figure VIII.5. Principaux départements ayant subi des dégâts dus aux tempêtes remarquables de 1961 à 1999. En rouge, les forêts de départements touchées par les tempêtes remarquables. La tempête Klaus de 2009 n'est pas représentée ici.

Ces résultats suggèrent qu'il est essentiel de tenir compte de tels évènements dans les simulations d'un modèle de dynamique forestière à grande-échelle.

Une prise en compte de tels évènements dans les simulations nécessite de déterminer le régime de perturbation des tempêtes simulées, décrit par son intensité, son étendue, son occurrence temporelle et spatiale (Perera *et al.,* 2015). Les tempêtes doivent donc être scénarisées. Par exemple, dans le modèle de dynamique forestière suisse à grande-échelle (modèle MASSIMO, Stadelmann *et al.,* 2019), l'occurrence des tempêtes violentes a été estimé à 15 ans d'intervalle en affectant une zone d'environ 20 000 km^2 déterminé selon les sens des vents dominants en Suisse, et avec 3 intensités différentes équiprobables.

Une tentative d'intégration des dégâts provoqués par les tempêtes dans les simulations historiques de MARGOT a été réalisée à partir des données de l'ancienne méthode d'inventaire. Cependant, ces données étaient acquises par département de manière désynchronisée lors des différents cycles d'inventaires et ne permettait pas de connaître avec précision les dégâts causés sur les forêts après le passage d'une tempête. C'est d'ailleurs pour cette raison que la nouvelle méthode annuelle a été mise en œuvre.

D'autre part, le phénomène de « densité-dépendance » s'est avéré être un facteur de la dynamique forestière. Il pourrait être aussi un facteur influençant la sensibilité des forêts aux risques biotiques et abiotiques (comme par exemple les feux et les invasions biologiques).

3.2.3 Application de MARGOT à d'autres sources de données

3.2.3.1 Simulation sur une période passée de plus de 100 ans à partir de statistiques forestières anciennes

Il est possible d'utiliser le modèle MARGOT sur un horizon temporel long (supérieur à 100 ans) en l'initialisant sur des données forestières anciennes. Les données de la statistique forestière Daubrée permettrait de mesurer et de déterminer la capacité du modèle MARGOT à restituer les stocks de la forêt française sur un horizon temporel long, dans un contexte d'expansion forestière, de changement climatique et de densification des forêts.

Ces données ont été décrites et analysée dans Audinot *et al.* 2020 (**Annexe VIII**).

Une analyse de sensibilité pourrait alors être conduite en imputant différentes fractions de la distribution diamétrique aux données Daubrée (seulement 90 %, 80 %, 70 %, etc.).

La seconde difficulté concerne l'augmentation des surfaces forestières entre 1908 et la période actuelle (Denardou, 2019), qui ne peut pas être négligée sur une période de

simulation de plus de 100 ans. Cependant, Audinot *et al.* (2020) ont permis de quantifier les changements des surfaces forestières des essences dominantes et des groupes génériques d'essences entre 1908 et 2008 à une échelle nationale. Cette quantification pourrait également se faire à une résolution départementale. Les changements de surfaces forestières des essences à l'échelle des strates pourraient alors être interpolés et scénarisés aux strates (unité de modélisation de MARGOT). Enfin, la troisième difficulté concerne l'estimation des paramètres démographiques du modèle MARGOT à partir des données de Daubrée. En effet, les données de Daubrée ne renseignent pas sur la mortalité des arbres, sur leur croissance et le recrutement. Il existe cependant des données sur le prélèvement des arbres en termes de volume. Une possibilité serait d'appliquer les paramètres démographiques estimés sur le plus ancien cycle d'inventaire à l'année 1908. Cependant, nous avons mis en évidence dans la thèse que les paramètres démographiques ne sont pas stables dans le temps. Les paramètres pourraient être diminués de 25, 50, 100 % lors de l'initialisation du modèle et augmenter graduellement au cours d'une simulation, ou encore rester constant.

3.2.3.2 Calibrage du modèle MARGOT à partir d'une ressource forestière mature : la forêt allemande

La forêt allemande représente le premier stock de bois sur pied européen avec 3,400 milliards de m³ en 2015 (SOEF, 2015). Elle est composée essentiellement de peuplements résineux ou de peuplements mixtes, dominés par des épicéas (*Picea abies*), des pins sylvestres (*Pinus sylvestris*) et des hêtres (*Fagus sylvatica*, Barbati *et al.,* 2014 ; Spellemann & Kehr, 2007).

Le stock de bois sur pied allemand est à l'image de la dynamique forestière actuelle de l'Europe, en expansion. La croissance du stock de bois sur pied allemand était de 24,2 millions de m^3/an entre 2000 et 2005, et est descendue à 9,2 millions de m^3/an entre 2010 et 2015 (SOEF, 2015). La dynamique forestière allemande n'est donc plus au même stade que celle de la forêt française. Cette diminution de l'expansion pourrait s'expliquer par l'augmentation des perturbations et des prélèvements (Nabuurs *et al.*, 2013).

Cependant, la théorie la plus vraisemblable est l'augmentation du stock de bois par hectare et ceci dans tous les types de propriété forestière (168 m^3/ha en France contre 336 m^3/ha en Allemagne ; SOEF, 2015 ; Thünen-Institut, Dritte Bundeswaldinventur (2012)), ce qui conduit à une augmentation de la densité dans l'ensemble de la forêt allemande. L'augmentation du stock de bois sur pied allemand concerne essentiellement les arbres de grande circonférence (supérieur à 50 cm de diamètre à hauteur de poitrine), et se fait essentiellement dans des peuplements forestiers âgés qui ont été plantés après la guerre dans les années 1950 (Thünen-Institut, Dritte Bundeswaldinventur (2012)). Ces gros arbres représentent 23% du stock total de bois sur pied de l'Allemagne, tandis que le stock des arbres de moins de 30 cm de diamètre a chuté (Thünen-Institut, Dritte Bundeswaldinventur (2012)).

Cette augmentation de gros bois dans les forêts allemandes pose un problème d'exploitation et de renouvellement. De plus, cela augmente la sensibilité de la forêt allemande aux risques biotiques et abiotiques (Thünen-Institut, Dritte Bundeswaldinventur (2012)).

Le modèle WEHAM (Rock *et al.,* 2013) est le modèle de dynamique forestière à grande échelle allemand qui simule le stock de la forêt allemande, à partir des données de l'IFN allemand (Thünen-Institut, Dritte Bundeswaldinventur (2012)). Les chronologies de ce modèle prédisent une augmentation du stock de bois sur pied de 78 millions de m^3/an en moyenne entre 2003 et 2042 (BMVEL 2004b), mais accompagnée d'une diminution du stock de bois sur pied par hectare (de 10,4 à 9,5 m^3/ha/an) sur l'ensemble des forêts allemandes (Spellemann & Kehr, 2007).

L'application du modèle MARGOT à ce contexte et sa comparaison au modèle WEHAM aurait un intérêt pour évaluer sa robustesse. Pour cela, les données de l'IFN allemand (Bundeswaldinventur) peuvent être utilisées.

IX. Bibliographie

Aigner, D., Lovell, C.K. & Schmidt, P., 1977. Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of econometrics*, *6*(1), pp.21-37.

Allen, C.D., Macalady, A.K., Chenchouni, H., Bachelet, D., McDowell, N., Vennetier, M., Kitzberger, T., Rigling, A., Breshears, D.D., Hogg, E.T. & Gonzalez, P., 2010. A global overview of drought and heat-induced tree mortality reveals emerging climate change risks for forests. *Forest ecology and management*, *259*(4), pp.660-684.

Alvarez-Marty, S., 1989. La méthode des générations dans l'étude de la ressource d'une forêt équienne. Afocel-Armef, *Informations Forêt*, 3, pp.135–146.

Apps, M.J., Kurz, W.A., Beukema, S.J. & Bhatti, J.S., 1999. Carbon budget of the Canadian forest product sector. *Environmental Science & Policy*, *2*(1), pp.25-41.

Arets, E.J.M.M. and Schelhaas, M., 2019. *National Forestry Accouting Plan: Submission of the Forest Reference Level 2021-2025 for the Netherlands*. Ministerie LNV.

Audinot, T., Wernsdörfer, H. & Bontemps, J.D., 2020. Ancient forest statistics provide centennial perspective over the status and dynamics of forest area in France. *Annals of Forest Science*, *77*(3), pp.1-24.

Badeau, V., Becker, M., Bert, D., Dupouey, J.L., Lebourgeois, F. & Picard, J.F., 1996. Long-term growth trends of trees: ten years of dendrochronological studies in France. In *Growth trends in European forests* (pp. 167-181). Springer, Berlin, Heidelberg.

Barbati, A., Marchetti, M., Chirici, G. & Corona, P., 2014. European forest types and forest Europe SFM indicators: tools for monitoring progress on forest biodiversity conservation. *Forest Ecology and Management*, *321*, pp.145-157.

Barreiro, S. & Tomé, M., 2011. SIMPLOT: Simulating the impacts of fire severity on sustainability of eucalyptus forests in Portugal. *Ecological Indicators*, *11*(1), pp.36-45.

Barreiro, S. & Tomé, M., 2012. Analysis of the impact of the use of eucalyptus biomass for energy on wood availability for eucalyptus forest in Portugal: a simulation study. *Ecology and Society*, *17*(2).

Barreiro, S., Schelhaas, M.J., Kändler, G., Antón-Fernández, C., Colin, A., Bontemps, J.D., Alberdi, I., Condés, S., Dumitru, M., Ferezliev, A. & Fischer, C., 2016. Overview of methods and tools for evaluating future woody biomass availability in European countries. *Annals of Forest Science*, *73*(4), pp.823-837.

Barreiro, S., Schelhaas, M.J., McRoberts, R.E. & Kändler, G. eds., 2017. *Forest inventory-based projection Systems for Wood and Biomass Availability, 29*. Springer.

Bastick, C., Colin, A., Robert, C., Mathias, E., Pagnac-Farbiaz, E., Charrier, A., Duhalde, M. and Favre, P., 2019. Plan Comptable Forestier National de la France incluant le Niveau de Référence pour les Forêts (FRL) pour les périodes 2021-2025 et 2026-2030. *IGN.*

Bazire, P., 1984. L'Inventaire forestier national français. *Revue Forestière Française*.

Becker, M., Nieminen, T.M. & Gérémia, F., 1994. Short-term variations and long-term changes in oak productivity in northeastern France. The role of climate and atmospheric CO 2. In *Annales des Sciences forestières*, *51*(5), pp. 477-492.

Beers, T.W., 1962. Components of forest growth. *J. for*, *60*(4), pp.245-248.

Bellassen, V., Le Maire, G., Dhote, J.F., Ciais, P. & Viovy, N., 2010. Modelling forest management within a global vegetation model—Part 1: Model structure and general behaviour. *Ecological Modelling*, *221*(20), pp.2458-2474.

Bellassen, V., Le Maire, G., Guin, O., Dhôte, J.F., Ciais, P. & Viovy, N., 2011. Modelling forest management within a global vegetation model—Part 2: Model validation from a tree to a continental scale. *Ecological modelling*, *222*(1), pp.57-75.

Bellassen, V., Viovy, N., Luyssaert, S., Le Maire, G., Schelhaas, M.J. & Ciais, P., 2011. Reconstruction and attribution of the carbon sink of E uropean forests between 1950 and 2000. *Global Change Biology*, *17*(11), pp.3274-3292.

Bellassen, V. & Luyssaert, S., 2014. Carbon sequestration: Managing forests in uncertain times. *Nature News*, *506*(7487), p.153.

Belote, R.T., Prisley, S., Jones, R.H., Fitzpatrick, M. & de Beurs, K., 2011. Forest productivity and tree diversity relationships depend on ecological context within mid-Atlantic and Appalachian forests (USA). *Forest Ecology and Management*, *261*(7), pp.1315-1324.

Bennett, N.D., Croke, B.F., Guariso, G., Guillaume, J.H., Hamilton, S.H., Jakeman, A.J., Marsili-Libelli, S., Newham, L.T., Norton, J.P., Perrin, C. & Pierce, S.A., 2013. Characterising performance of environmental models. *Environmental Modelling & Software*, *40*, pp.1-20.

Bergeot, F., 2007. Estimation du prélèvement en forêt par l'Inventaire forestier national – Historique. Document interne. IFN.

Betolaud, Y., 1972. Un quart de siècle au service de la forêt française. *Revue Forestière Française, 1972, S, fascicule thématique" Le Fonds forestier national".*

Bierkens, M., Finke, P. & De Willigen, P., 2000. *Upscaling and downscaling methods for environmental research*. Kluwer Academic.

Birnbaum, Z.W. and Tingey, F.H., 1951. One-sided confidence contours for probability distribution functions. *Annals of Mathematical Statistics*, *22*(4), pp.592-596.

Bollandsås, O., Buongiorno, J. & Gobakken, T., 2008. Predicting the growth of stands of trees of mixed species and size: A matrix model for Norway. *Scandinavian Journal of Forest Research*, *23*(2), pp.167-178.

Bolte, A., Ammer, C., Löf, M., Madsen, P., Nabuurs, G.J., Schall, P., Spathelf, P. & Rock, J., 2009. Adaptive forest management in central Europe: climate change impacts, strategies and integrative concept. *Scandinavian Journal of Forest Research*, *24*(6), pp.473-482.

Bontemps, J.D., Hervé, J.C., Leban, J.M. and Dhôte, J.F., 2011. Nitrogen footprint in a long-term observation of forest growth over the twentieth century. *Trees*, *25*(2), pp.237-251.

Bontemps, J.D., Gelhaye, P., Nepveu, G. & Hervé, J.C., 2013. When tree rings behave like foam: moderate historical decrease in the mean ring density of common beech paralleling a strong historical growth increase. *Annals of forest science*, *70*(4), pp.329-343.

Bontemps, J.D. and Bouriaud, O., 2014. Predictive approaches to forest site productivity: recent trends, challenges and future perspectives. *Forestry*, *87*(1), pp.109-128.

Bontemps, J.D., Hervé, J.C. & Denardou, A., 2019. Partition idéalisée et régionalisée de la composition en espèces ligneuses des forêts françaises. *Écoscience*, *26*(4), pp.291-308.

Bontemps, J.D., Denardou, A., Hervé, J.C., Bir, J. & Dupouey, J.L., 2020. Unprecedented pluri-decennial increase in the growing stock of French forests is persistent and dominated by private broadleaved forests. *Annals of Forest Science*, *77*(4), pp.1-20.

Bossel, H., 1991. Modelling forest dynamics: moving from description to explanation. *Forest Ecology and Management*, *42*(1-2), pp.129-142.

Boutefeu, B., 2005. L'aménagement forestier en France: à la recherche d'une gestion durable à travers l'histoire. *VertigO-la revue électronique en sciences de l'environnement, 6*(2).

Brenac, L., 1984. Connaissances statistiques des forêts françaises avant l'Inventaire forestier national. *Revue Forestière Française*.

Brown, D.G., Pijanowski, B.C. & Duh, J.D., 2000. Modeling the relationships between land use and land cover on private lands in the Upper Midwest, USA. *Journal of Environmental Management*, *59*(4), pp.247-263.

Buongiorno, J. & Michie, B.R., 1980. A matrix model of uneven-aged forest management. *Forest science*, *26*(4), pp.609-625.

Cacuci, D.G., Ionescu-Bujor, M. & Navon, I.M., 2005. Sensitivity and uncertainty analysis, volume II: applications to large-scale systems (*2*). CRC press.

Canadell, J.G. & Raupach, M.R., 2008. Managing forests for climate change mitigation. *Science*, *320*(5882), pp.1456-1457.

Cao, Q.V., 2006. Predictions of individual-tree and whole-stand attributes for loblolly pine plantations. *Forest Ecology and Management*, *236*(2-3), pp.342-347.

Cariboni, J., Gatelli, D., Liska, R. & Saltelli, A., 2007. The role of sensitivity analysis in ecological modelling. *Ecological modelling*, *203*(1-2), pp.167-182.

Caurla, S., Lecocq, F., Delacote, P. & Barkaoui, A., 2010. The french forest sector model: version 1.0. presentation and theorical foundations.

Cavaignac, S., 2009. – Les sylvoécorégions (SER) de France métropolitaine. Etude de définition. Inventaire Forestier National, Nogent-sur-Vernisson.

Ceccherini, G., Duveiller, G., Grassi, G., Lemoine, G., Avitabile, V., Pilli, R. & Cescatti, A., 2020. Abrupt increase in harvested forest area over Europe after 2015. *Nature*, *583*(7814), pp.72-77.

Charru, M., Seynave, I., Morneau, F., Rivoire, M. & Bontemps, J.D., 2012. Significant differences and curvilinearity in the self-thinning relationships of 11 temperate tree species assessed from forest inventory data. *Annals of Forest Science*, *69*(2), pp.195-205.

Charru, M., Seynave, I., Hervé, J.C. and Bontemps, J.D., 2014. Spatial patterns of historical growth changes in Norway spruce across western European mountains and the key effect of climate warming. *Trees*, *28*(1), pp.205-221.

Charru, M., Seynave, I., Hervé, J.C., Bertrand, R. & Bontemps, J.D., 2017. Recent growth changes in Western European forests are driven by climate warming and structured across tree species climatic habitats. *Annals of Forest Science*, *74*(2), pp.1-34.

Choi, S.K. & Rim, C., 2016. Irregular matrix model with symmetry. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, *49*(7).

Ciais, P., Schelhaas, M.J., Zaehle, S., Piao, S.L., Cescatti, A., Liski, J., Luyssaert, S., Le-Maire, G., Schulze, E.D., Bouriaud, O. & Freibauer, A., 2008. Carbon accumulation in European forests. *Nature Geoscience*, *1*(7), pp.425-429.

Clements, F.E., 1904. The development and structure of vegetation. Botanical Survey of Nebraska 7. *Studies in the vegetation of the state, Lincoln, Nebraska*.

Clutter, J.L., 1963. Compatible growth and yield models for loblolly pine. *Forest science*, *9*(3), pp.354-371.

Coelli, T. & Henningsen, A., 2013. frontier: Stochastic Frontier Analysis. R package version 1.1-0.

Colbert, J.J., Schuckers, M., Fekedulegn, D., Rentch, J., MacSiúrtáin, M. & Gottschalk, K., 2004. Individual tree basal-area growth parameter estimates for four models. *Ecological Modelling*, *174*(1-2), pp.115-126.

Colin, A., 2014. Analyse de la ressource forestière et populicole en Picardie et des disponibilités en bois à l'horizon 2030. *Ademe, CNPF Nord-Pas de Calais Picardie, IGN, Picardie la région*.

Colin, A., 2014. Emissions et absorptions de gaz à effet de serre liées au secteur forestier dans le contexte d'un accroissement possible de la récolte aux horizons 2020 et 2030. *IGN*.

Colin, A. and Thivolle-Cazat, A., 2016. Disponibilités forestières pour l'énergie et les matériaux à l'horizon 2035. *ADEME, IGN*.

Colin, A., Wernsdörfer, H., Thivolle-Cazat, A. & Bontemps. J.D., 2017. France. Country report, pp 159-174, in: S. Barreiro, M.-J. Schelhaas, R. McRoberts, & G. Kändler (eds), Forest inventory-based projection systems for wood and biomass availability, Springer, Berlin, Heidelberg, New-York.

Colin, A., Roos, E., Bastick, C., 2019. Etude prospective de la ressource en bois du Parc naturel régional des Grands Causses à l'horizon 2035. *IGN.*

Collins, W.J., Bellouin, N., Doutriaux-Boucher, M., Gedney, N., Halloran, P., Hinton, T., Hughes, J., Jones, C.D., Joshi, M., Liddicoat, S. & Martin, G., 2011. Development and evaluation of an Earth-System model–HadGEM2. *Geoscientific Model Development*, *4*(4), pp.1051-1075.

Contreras, M.A., Affleck, D. & Chung, W., 2011. Evaluating tree competition indices as predictors of basal area increment in western Montana forests. *Forest Ecology and Management*, *262*(11), pp.1939-1949.

Crone, E.E., Menges, E.S., Ellis, M.M., Bell, T., Bierzychudek, P., Ehrlén, J., Kaye, T.N., Knight, T.M., Lesica, P., Morris, W.F. & Oostermeijer, G., 2011. How do plant ecologists use matrix population models?. *Ecology letters*, *14*(1), pp.1-8.

Cuny, H., Colin, A., 2017. Disponibilités en bois de Provence-Alpes-Côte d'Azur (PACA) à l'horizon 2035. 2 tomes. *IGN.*

Cuny, H., Piton, B., 2018. Disponibilités en bois des forêts de la région Grand Est à l'horizon 2037. *IGN.*

Cuny, H., Letouzé, F., Colin, A., 2019. Disponibilités en bois des forêts de Normandie à l'horizon 2036 2 tomes. *IGN.*

Daubrée, L., Ministère de l'agriculture, France, 1912. Statistique et atlas des forêts de France par Lucien Daubrée d'après les renseignements fournis par les agents des Eaux et Forêts. Eaux et forêts - Direction générale, Imprimerie nationale, Paris, 2 vol.

Deckmyn, G., Laureysens, I., Garcia, J., Muys, B. & Ceulemans, R., 2004. Poplar growth and yield in short rotation coppice: model simulations using the process model SECRETS. *Biomass and Bioenergy*, *26*(3), pp.221-227.

Deleuze, C., Pain, O., Dhôte, J.F. & Hervé, J.C., 2004. A flexible radial increment model for individual trees in pure even-aged stands. *Annals of Forest Science*, *61*(4), pp.327-335.

Delpierre, V., 2009. *Etude biométrique et morphométrique de l'ombilic: à propos de 70 cas. Applications à la chirurgie plastique abdominale. A propos de 13 cas* (Doctoral dissertation).

Delpierre, N., Vitasse, Y., Chuine, I., Guillemot, J., Bazot, S. & Rathgeber, C.B., 2016. Temperate and boreal forest tree phenology: from organ-scale processes to terrestrial ecosystem models. *Annals of Forest Science*, *73*(1), pp.5-25.

Denardou, A., Hervé, J.C., Dupouey, J.L., Bir, J., Audinot, T. & Bontemps, J.D., 2017. L'expansion séculaire des forêts françaises est dominée par l'accroissement du stock sur pied et ne sature pas dans le temps. *Revue forestière française*.

Denardou-Tisserand, A., 2019. *Changements du stock de bois sur pied des forêts françaises: description, analyse et simulation sur des horizons temporels pluri-décennal (1975-2015) et séculaire à partir des données de l'inventaire forestier national et de statistiques anciennes* (Doctoral dissertation, Université de Lorraine).

Dhôte, J.F.& Hervé, J.C., 2000. Productivity changes in four sessile oak forests since 1930: a stand-level approach. *Annals of Forest Science*, *57*(7), pp.651-680.

Dixon, R.K., Solomon, A.M., Brown, S., Houghton, R.A., Trexier, M.C. & Wisniewski, J., 1994. Carbon pools and flux of global forest ecosystems. *Science*, *263*(5144), pp.185-190.

Dixon, G.E., 2002. *Essential FVS: A user's guide to the Forest Vegetation Simulator* (p. 226). Internal Rep. Fort Collins (CO): US Department of Agriculture, Forest Service, Forest Management Service Center, 189 pp.

du Bus de Warnaffe, G. & Angerand, S., 2020. Gestion forestière et changement climatique: une nouvelle approche de la stratégie nationale d'atténuation. https://www.fern.org/fr/ressources/forest-management-and-climate-change-a-new-approach-to-the-french-mitigation-strategy-2078/

Dufrêne, E., Davi, H., François, C., Le Maire, G., Le Dantec, V. & Granier, A., 2005. Modelling carbon and water cycles in a beech forest: Part I: Model description and uncertainty analysis on modelled NEE. *Ecological Modelling*, *185*(2-4), pp.407-436.

Efron, B., 1979. Computers and the theory of statistics: thinking the unthinkable. *SIAM review*, *21*(4), pp.460-480.

Eggers, J., Lindner, M., Zudin, S., Zaehle, S. & Liski, J., 2008. Impact of changing wood demand, climate and land use on European forest resources and carbon stocks during the 21st century. *Global Change Biology*, *14*(10), pp.2288-2303.

Egnell, G., Laudon, H. & Rosvall, O., 2011. Perspectives on the potential contribution of Swedish forests to renewable energy targets in Europe. *Forests*, *2*(2), pp.578-589.

Eid, T. & Hobbelstad, K., 2000. AVVIRK-2000: a large-scale forestry scenario model for long-term investment, income and harvest analyses. *Scandinavian Journal of Forest Research*, *15*(4), pp.472-482.

European commission, 2013. A new EU Forest Strategy: for forests and the forest-based sector.

European commission, 2017. The EU Archive Index Database customised for the Carbon Budget Model (CBM-CFS3). https://ec.europa.eu/jrc/en/scientific-tool/eu-archive-index-database-customised-carbon-budget-model-cbm-cfs3

European commission, 2018. A sustainable bioeconomy for Europe: strengthening the connection between economy, society and the environment. https://ec.europa.eu/research/bioeconomy/pdf/ec_bioeconomy_strategy_2018.pdf

European commission, 2019. Le pacte vert pour l'Europe. https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/european-green-deal-communication_fr.pdf

Favrichon, V., 1998. Apports d'un modèle démographique plurispécifique pour l'étude des relations diversité/dynamique en forêt tropicale guyanaise. In *Annales des sciences forestières*, *55*(6), pp. 655-669.

FAO. 2005. *Global forest resource assessment update 2005: terms and definitions*. Rome: Forest Resource Assessment Programme, 2004.

FAO. 2020. *Global Forest Resources Assessment 2020*: Main report. Rome.

Felton, A., Löfroth, T., Angelstam, P., Gustafsson, L., Hjältén, J., Felton, A.M., Simonsson, P., Dahlberg, A., Lindbladh, M., Svensson, J. & Nilsson, U., 2020. Keeping pace with forestry: Multi-scale conservation in a changing production forest matrix. *Ambio*, *49*(5), pp.1050-1064.

Ferron, J.L., 2014. Le Douglas, nouvelle ressource nationale. *Revue Forestière Française*.

Finegan, B., 1984. Forest succession. *Nature*, *312*(5990), pp.109-114.

Fontes, L., Bontemps, J.D., Bugmann, H., Van Oijen, M., Gracia, C., Kramer, K., Lindner, M., Rötzer, T. & Skovsgaard, J.P., 2010. Models for supporting forest management in a changing environment. *Forest Systems*, *19*, pp.8-29.

Fortin, M., Robert, N. & Manso, R., 2016. Uncertainty assessment of large-scale forest growth predictions based on a transition-matrix model in Catalonia. *Annals of Forest Science*, *73*(4), pp.871-883.

Franc, A., Gourlet-Fleury, S., Picard, N. & Rural, E.N.D.G., 2000. *Une introduction à la modélisation des forêts hétérogènes* (pp. 312-p). ENGREF.

Frederiksen, M., Wanless, S., Harris, M.P., Rothery, P. and Wilson, L.J., 2004. The role of industrial fisheries and oceanographic change in the decline of North Sea black-legged kittiwakes. *Journal of Applied Ecology*, *41*(6), pp.1129-1139.

Fries, J. ed., 1974. *Growth models for tree and stand simulation: proceedings of meetings in 1973* (No. 30). Royal College of Forestry.

Gamborg, C. & Larsen, J.B., 2003. 'Back to nature'—a sustainable future for forestry?. *Forest Ecology and Management*, *179*(1-3), pp.559-571.

Gärdenäs, A.I., Ågren, G.I., Bird, J.A., Clarholm, M., Hallin, S., Ineson, P., Kätterer, T., Knicker, H., Nilsson, S.I., Näsholm, T. & Ogle, S., 2011. Knowledge gaps in soil carbon and nitrogen interactions–From molecular to global scale. *Soil Biology and Biochemistry*, *43*(4), pp.702-717.

Geßler, A., Keitel, C., Kreuzwieser, J., Matyssek, R., Seiler, W. & Rennenberg, H., 2007. Potential risks for European beech (Fagus sylvatica L.) in a changing climate. *Trees*, *21*(1), pp.1-11.

Girard, F., Beaudet, M., Mailly, D. & Messier, C., 2014. Integrating climatic response in competition dependent tree-level growth models for northern hardwoods. *Forest ecology and management*, *323*, pp.138-147.

Girardin, M.P., Raulier, F., Bernier, P.Y. & Tardif, J.C., 2008. Response of tree growth to a changing climate in boreal central Canada: a comparison of empirical, process-based, and hybrid modelling approaches. *Ecological modelling*, *213*(2), pp.209-228.

Glatzel, G., 1999. Historic forest use and its possible implications to recently accelerated tree growth in Central Europe. In *EFI Proceedings, 27*, pp. 65-74.

Goreaud, F., Coligny, F.D., Courbaud, B., Dhote, J.F., Dreyfus, P. & Pérot, T., 2005. LA MODELISATION: un outil pour la gestion et l'aménagement en forêt. *VertigO-la revue électronique en sciences de l'environnement*, *6*(2).

Guillemot, J., Delpierre, N., Vallet, P., François, C., Martin-StPaul, N.K., Soudani, K., Nicolas, M., Badeau, V. & Dufrêne, E., 2014. Assessing the effects of management on forest growth across France: insights from a new functional–structural model. *Annals of botany*, *114*(4), pp.779-793.

Guillemot, J., Francois, C., Hmimina, G., Dufrêne, E., Martin-StPaul, N.K., Soudani, K., Marie, G., Ourcival, J.M. & Delpierre, N., 2017. Environmental control of carbon allocation matters for modelling forest growth. *New Phytologist*, *214*(1), pp.180-193.

Halofsky, J.E., Andrews-Key, S.A., Edwards, J.E., Johnston, M.H., Nelson, H.W., Peterson, D.L., Schmitt, K.M., Swanston, C.W. & Williamson, T.B., 2018. Adapting forest management to climate change: The state of science and applications in Canada and the United States. *Forest Ecology and Management*, *421*, pp.84-97.

Härkönen, S., Neumann, M., Mues, V., Berninger, F., Bronisz, K., Cardellini, G., Chirici, G., Hasenauer, H., Koehl, M., Lang, M. & Merganicova, K., 2019. A climate-sensitive forest model for assessing impacts of forest management in Europe. *Environmental Modelling & Software*, *115*, pp.128-143.

Henttonen, H.M., Nöjd, P. & Mäkinen, H., 2017. Environment-induced growth changes in the Finnish forests during 1971–2010–An analysis based on National Forest Inventory. *Forest Ecology and Management*, *386*, pp.22-36.

Hervé, J.C., Wurpillot, S., Vidal, C. & Roman-Amat, B., 2014. L'inventaire des ressources forestières en France: un nouveau regard sur de nouvelles forêts. *Revue forestière française*, *66*(3), pp.247-260.

Holmes, E.E., Sabo, J.L., Viscido, S.V. & Fagan, W.F., 2007. A statistical approach to quasi-extinction forecasting. *Ecology Letters*, *10*(12), pp.1182-1198.

Houllier, F., Bouchon, J. & Birot, Y., 1991. Modélisation de la dynamique des peuplements forestiers: état et perspectives. *Revue Forestière Française*.

Huber, P.J., 1972. The 1972 wald lecture robust statistics: A review. *Annals of Mathematical Statistics*, *43*(4), pp.1041-1067.

Huber, M.O., Eastaugh, C.S., Gschwantner, T., Hasenauer, H., Kindermann, G., Ledermann, T., Lexer, M.J., Rammer, W., Schörghuber, S. & Sterba, H., 2013. Comparing simulations of three conceptually different forest models with National Forest Inventory data. *Environmental modelling & software*, *40*, pp.88-97.

Hynynen, J., Ojansuu, R., Hökkä, H., Siipilehto, J., Salminen, H. & Haapala, P., 2002. *Models for predicting stand development in MELA system*. Metsäntutkimuslaitos.

Ingram, C.D. & Buongiorno, J., 1996. Income and diversity tradeoffs from management of mixed lowland dipterocarps in Malaysia. *Journal of Tropical Forest Science*, pp.242-270.

IFN, 1985. But et méthodes de l'inventaire forestier national. Paris.

IFN, 1996. Analyse de la ressource feuillue en Picardie à partir des données de l'Inventaire Forestier National. Lattes.

IFN, CRPF Bretagne, 1998. Etude de la ressource et des disponibilités en chêne en forêt privée de l'Allier. Lattes.

IFN, AFOCEL, 1999. Évaluation de la disponibilité en bois résineux en France. Rapport final (3 tomes).

IFN, 2003. Les tempêtes de décembre 1999 bilan national et enseignements. *L'IF, 2*.

IFN, 2004. But et méthodes. Edition 2003. 104 p.

IFN, 2008. La forêt française. Résultats des trois premières campagnes nationales annuelles. *L'IF, 19*.

IFN, 2009. Tempête Klaus du 24 Janvier 2009 : 234 000 hectares de forêt affectés à plus de 40% 42,5 millions de mètres cubes de dégât. *L'IF, 21*.

IGN, 2017. Le mémento. 29 p. https://inventaire-forestier.ign.fr/spip.php?rubrique250

IGN, 2018. Un inventaire forestier annuel sur l'ensemble de la France métropolitaine. https://inventaire-forestier.ign.fr/spip.php?rubrique25

IGN, 2020. Méthodologie – Pour bien comprendre les résultats publiés – 2015-2019. 39 p. https://inventaire-forestier.ign.fr/spip.php?rubrique233

IGN, 2021. Instructions pour les mesures et observations de terrain – Campagne d'inventaire 2021. Document interne. 186 p.

INRAE, 2021. Sélecteur de mailles safran/drias. http://w3.avignon.inra.fr/geoserver/www/get_safran_number.html

Jarvis, P.G. & Leverenz, J.W., 1983. Productivity of temperate, deciduous and evergreen forests. In *Physiological plant ecology IV* (pp. 233-280). Springer, Berlin, Heidelberg.

Jean-Baptiste, P. & Ducroux, R., 2003. Potentiel des méthodes de séparation et stockage du CO2 dans la lutte contre l'effet de serre. *Comptes Rendus Geoscience*, *335*(6-7), pp.611-625.

Jones, H.P., Hole, D.G. & Zavaleta, E.S., 2012. Harnessing nature to help people adapt to climate change. *Nature Climate Change*, *2*(7), pp.504-509.

Jungclaus, J.H., Fischer, N., Haak, H., Lohmann, K., Marotzke, J., Matei, D., Mikolajewicz, U., Notz, D. & Von Storch, J.S., 2013. Characteristics of the ocean simulations in the Max Planck Institute Ocean Model (MPIOM) the ocean component of the MPI-Earth system model. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, *5*(2), pp.422-446.

Kahle, H.P., Spiecker, H., Unseld, R., Pérez-Martínez, P.J., Prietzel, J., Mellert, K.H., Straussberger, R. and Rehfuess, K.E., 2008. 4.2 Temporal trends and spatial patterns of height growth changes in relation to changes in air temperature and precipitation, and in relation to levels of foliar nitrogen and nitrogen deposition. *Causes and Consequences of Forest Growth Trends in Europe: Results of the Recognition Project*, *21*, p.127.

Kankaanpää, S. & Carter, T.R., 2004. An overview of forest policies affecting land use in Europe.

Kärkkäinen, L., Matala, J., Härkönen, K., Kellomäki, S. & Nuutinen, T., 2008. Potential recovery of industrial wood and energy wood raw material in different cutting and climate scenarios for Finland. *Biomass and Bioenergy*, *32*(10), pp.934-943.

Kaufmann, E., 2000. 3.2 Estimation of Standing Timber, Growth and Cut. *Swiss National Forest Inventory: Methods and models of the second assessment*, p.162.

Kauppi, P.E., Mielikäinen, K. & Kuusela, K., 1992. Biomass and carbon budget of European forests, 1971 to 1990. *Science*, *256*(5053), pp.70-74.

Kauppi, P.E., Posch, M. and Pirinen, P., 2014. Large impacts of climatic warming on growth of boreal forests since 1960. *PLoS One*, *9*(11), p.e111340.

Kauppi, P.E., Sandström, V. & Lipponen, A., 2018. Forest resources of nations in relation to human well-being. *PloS one*, *13*(5).

Keenleyside, C., Tucker, G. & McConville, A., 2010. Farmland Abandonment in the EU: an Assessment of Trends and Prospects. *Institute for European Environmental Policy, London*.

Kellomäki, S. & Väisänen, H., 1997. Modelling the dynamics of the forest ecosystem for climate change studies in the boreal conditions. *Ecological modelling*, *97*(1-2), pp.121-140.

Kindermann, G., 2010a. Weiterentwicklung eines Kreisflächenzuwachmodells Refining a basal area increment model. In *Deutscher Verband Forstlicher Forschungsanstalten Sektion Ertragskunde. Jahrestagung 17.-19. Mai 2010, Möhnesee*, pp. 82-95.

Kindermann, G., 2010b. Eine klimasensitive Weiterentwicklung des Kreisflächenzuwachsmodells aus PROGNAUS. *Centralblatt für das gesamte Forstwesen*, *127*(3/4), pp.147-178.

Klein Goldewijk, K., Beusen, A. & Janssen, P., 2010. Long-term dynamic modeling of global population and built-up area in a spatially explicit way: HYDE 3.1. *The Holocene*, *20*(4), pp.565-573.

Kolström, M., Lindner, M., Vilén, T., Maroschek, M., Seidl, R., Lexer, M.J., Netherer, S., Kremer, A., Delzon, S., Barbati, A. & Marchetti, M., 2011. Reviewing the science and

implementation of climate change adaptation measures in European forestry. *Forests*, *2*(4), pp.961-982.

Koerner, W., Dupouey, J.L., Dambrine, E. & Benoit, M., 1997. Influence of past land use on the vegetation and soils of present day forest in the Vosges mountains, France. *Journal of ecology*, pp.351-358.

Kramer, K., Leinonen, I., Bartelink, H.H., Berbigier, P., Borghetti, M., Bernhofer, C., Cienciala, E., Dolman, A.J., Froer, O., Gracia, C.A. & Granier, A., 2002. Evaluation of six process-based forest growth models using eddy-covariance measurements of CO2 and H2O fluxes at six forest sites in Europe. *Global Change Biology*, *8*(3), pp.213-230.

Kurz, W.A., Dymond, C.C., White, T.M., Stinson, G., Shaw, C.H., Rampley, G.J., Smyth, C., Simpson, B.N., Neilson, E.T., Trofymow, J.A. & Metsaranta, J., 2009. CBM-CFS3: a model of carbon-dynamics in forestry and land-use change implementing IPCC standards. *Ecological modelling*, *220*(4), pp.480-504.

Landsberg, J., 2003. Modelling forest ecosystems: state of the art, challenges, and future directions. *Canadian Journal of Forest Research*, *33*(3), pp.385-397.

Langsæter , A., 1941. Om tynning i enaldret gran- og furuskog . *Medd. Nor. Skogforsøksves. 8*, pp. 131-216.

Ledermann, T., 2006. Description of PROGNAUS for Windows 2.2. In *Sustainable Forest Management* (pp. 71-78). Springer, Berlin, Heidelberg.

Legay, J.M., 1997. *L'expérience et le modèle: un discours sur la méthode; une conférence-débat organisée par le groupe Sciences en Questions, Paris, INRA, 24 octobre 1996*. Editions Quae.

Le Moguédec, G. & Dhôte, J.F., 2012. Fagacées: a tree-centered growth and yield model for sessile oak (Quercus petraea L.) and common beech (Fagus sylvatica L.). *Annals of Forest Science*, *69*(2), pp.257-269.

Le Moigne, P., 2002. Description de l'analyse des champs de surface sur la France par le système SAFRAN. *Note de centre GMME, Météo-France*, pp.1-30.

Le Quéré, C., Raupach, M.R., Canadell, J.G., Marland, G., Bopp, L., Ciais, P., Conway, T.J., Doney, S.C., Feely, R.A., Foster, P. & Friedlingstein, P., 2009. Trends in the sources and sinks of carbon dioxide. *Nature geoscience*, *2*(12), pp.831-836.

Leslie, P.H., 1945. On the use of matrices in certain population mathematics. *Biometrika*, *33*(3), pp.183-212.

Levin, S.A., 1992. The problem of pattern and scale in ecology: the Robert H. MacArthur award lecture. *Ecology*, *73*(6), pp.1943-1967.

Lewis, E.G., 1977. On the generation and growth of a population. In *Mathematical demography* (pp. 221-225). Springer, Berlin, Heidelberg.

Liang, J., Buongiorno, J., Monserud, R.A., Kruger, E.L. & Zhou, M., 2007. Effects of diversity of tree species and size on forest basal area growth, recruitment, and mortality. Forest Ecology and Management, 243(1), pp.116-127.

Liang, J., Zhou, M., Verbyla, D.L., Zhang, L., Springsteen, A.L. & Malone, T., 2011. Mapping forest dynamics under climate change: A matrix model. *Forest Ecology and Management*, *262*(12), pp.2250-2262.

Liang, J. & Picard, N., 2013. Matrix model of forest dynamics: An overview and outlook. *Forest Science*, *59*(3), pp.359-378.

Lindner, M., Maroschek, M., Netherer, S., Kremer, A., Barbati, A., Garcia-Gonzalo, J., Seidl, R., Delzon, S., Corona, P., Kolström, M. & Lexer, M.J., 2011. Climate change impacts, adaptive capacity, and vulnerability of European forest ecosystems. *Forest ecology and management*, *259*(4), pp.698-709.

Likens, G.E., 2013. *Biogeochemistry of a forested ecosystem*. Springer Science & Business Media.

Linkevičius, E., Borges, J.G., Doyle, M., Pülzl, H., Nordström, E.M., Vacik, H., Brukas, V., Biber, P., Teder, M., Kaimre, P. & Synek, M., 2019. Linking forest policy issues and decision support tools in Europe. *Forest Policy and Economics*, *103*, pp.4-16.

Looijen, R.C., 2012. *Holism and reductionism in biology and ecology: the mutual dependence of higher and lower level research programmes* (Vol. 23). Springer Science & Business Media.

Loustau, D., Déqué, M., Ciais, P., Davi, H., Badeau, V., Dupouey, J.L., Desprez-Loustau, M.L., Granier, A., Balesdent, J. & Disnar, R., 2004. Séquestration de Carbone dans les grands écosystèmes forestiers en France. Quantification, spatialisation, vulnérabilité et impacts de différents scénarios climatiques et sylvicoles. In Rapport Final Projet GICC 2001" Gestion des impacts du changement climatique" et Convention Gip ECOFOR n 3/2001, 2004, INRA, Bordeaux-Pierroton (France).

Lundström, A. & Söderberg, U., 1996. Outline of the Hugin system for long-term forecasts of timber yields and possible cut. *Large-scale forestry scenario models: experiences and requirements*, pp.63-77.

MacMillan, P.C., 1988. Decomposition of coarse woody debris in an old-growth Indiana forest. *Canadian Journal of Forest Research*, *18*(11), pp.1353-1362.

Marazzi, A., 1993. *Algorithms, routines, and S-functions for robust statistics*. CRC Press.

Matala, J., Hynynen, J., Miina, J., Ojansuu, R., Peltola, H., Sievänen, R., Väisänen, H. and Kellomäki, S., 2003. Comparison of a physiological model and a statistical model for prediction of growth and yield in boreal forests. *Ecological modelling*, *161*(1-2), pp.95-116.

Matala, J., Ojansuu, R., Peltola, H., Sievänen, R. and Kellomäki, S., 2005. Introducing effects of temperature and CO2 elevation on tree growth into a statistical growth and yield model. *Ecological Modelling*, *181*(2-3), pp.173-190.

Matala, J., Ojansuu, R., Peltola, H., Raitio, H. & Kellomäki, S., 2006. Modelling the response of tree growth to temperature and CO2 elevation as related to the fertility and current temperature sum of a site. *Ecological Modelling*, *199*(1), pp.39-52.

Mather, A.S., 1992. The forest transition. *Area*, pp.367-379.

McCormick, K. & Kautto, N., 2013. The bioeconomy in Europe: An overview. *Sustainability*, *5*(6), pp.2589-2608.

McGrath, M.J., Luyssaert, S., Meyfroidt, P., Kaplan, J.O., Bürgi, M., Chen, Y., Erb, K., Gimmi, U., McInerney, D., Naudts, K. & Otto, J., 2015. Reconstructing European forest management from 1600 to 2010. *Biogeosciences*, *12*(14), pp.4291-4316.

McKinney, L.V., Nielsen, L.R., Hansen, J.K. & Kjær, E.D., 2011. Presence of natural genetic resistance in Fraxinus excelsior (Oleraceae) to Chalara fraxinea (Ascomycota): an emerging infectious disease. *Heredity*, *106*(5), pp.788-797.

Melin, Y., Petersson, H. & Nordfjell, T., 2009. Decomposition of stump and root systems of Norway spruce in Sweden—a modelling approach. *Forest Ecology and Management*, *257*(5), pp.1445-1451.

Menges, E.S., 2000a. Population viability analyses in plants: challenges and opportunities. *Trends in Ecology & Evolution*, *15*(2), pp.51-56.

Menges, E.S., 2000. Applications of population viability analyses in plant conservation. *Ecological Bulletins*, pp.73-84.

Mercado, L.M., Bellouin, N., Sitch, S., Boucher, O., Huntingford, C., Wild, M. and Cox, P.M., 2009. Impact of changes in diffuse radiation on the global land carbon sink. *Nature*, *458*(7241), pp.1014-1017.

Ministère de l'Agriculture Service des Forêts, 1980. *Buts et méthodes de l'inventaire forestier national.* 67p.

Ministère de la transition écologique, 2020. Chiffres clés des énergies renouvelables – Edition 2020. https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/chiffres-cles-des-energies-renouvelables-edition-2020

Ministère de la transition écologique, 2020. Stratégie nationale bas-carbone. https://www.ecologie.gouv.fr/strategie-nationale-bas-carbone-snbc

Meyfroidt, P. & Lambin, E.F., 2011. Global forest transition: prospects for an end to deforestation. *Annual review of environment and resources*, *36*.

Møller , C.M., 1944. Untersuchungen über Laubmenge, Stoffverlust und Stoffproduktion des Waldes . *Det forstlige Forsøgsvæs. Dan*. 17, p. 1 – 287

Møller , C.M., 1954. The influence of thinning on volume increment. I. Results of investigations. *Thinning Problems and Practices in Denmark* . S.O. Heiberg, (ed). State University of New York, College of Forestry at Syracuse, World Forestry Series, Syracase, New York Publication One , pp. 5 – 32.

Morales, P., Sykes, M.T., Prentice, I.C., Smith, P., Smith, B., Bugmann, H., Zierl, B., Friedlingstein, P., Viovy, N., Sabaté, S. & Sánchez, A., 2005. Comparing and evaluating process-based ecosystem model predictions of carbon and water fluxes in major European forest biomes. *Global Change Biology*, *11*(12), pp.2211-2233.

Moreaux, V., Martel, S., Bosc, A., Picart, D., Achat, D., Moisy, C., Aussenac, R., Chipeaux, C., Bonnefond, J.M., Figuères, S. & Trichet, P., 2020. Energy, water and carbon exchanges in managed forest ecosystems: description, sensitivity analysis and evaluation of the INRAE GO+ model, version 3.0. *Geoscientific Model Development*, *13*(12), pp.5973-6009.

Morneau, F., Duprez, C. & Hervé, J.C., 2008. Les forêts mélangées en France métropolitaine. Caractérisation à partir des résultats de l'Inventaire Forestier National. *Revue Forestière Française*, *60*, pp.107-120.

Morneau, F., and Hervé, J.C., 2010. Proposition d'un nouveau calcul de la production à l'Inventaire forestier national. Document interne. IFN, Direction technique, 9 pp.

Morneau, F., 2010. Ajustement de nouveaux tarifs de cubage à 3 entrées pour l'inventaire forestier national français. Document interne. IFN, Direction technique, 19 pp.

Myneni, R.B., Keeling, C.D., Tucker, C.J., Asrar, G. & Nemani, R.R., 1997. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, *386*(6626), pp.698-702.

Myoung, B., Choi, Y.S. & Park, S.K., 2011. A review on vegetation models and applicability to climate simulations at regional scale. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, *47*(5), pp.463-475.

Nabuurs, G.J., Schelhaas, M.J. & Pussinen, A., 2000. Validation of the European Forest Information Scenario Model (EFISCEN) and a projection of Finnish forests. *Silva Fennica*, *34*(2), pp.167-179.

Nabuurs, G.J., Schelhaas, M.J., Mohren, G.F.M. & Field, C.B., 2003. Temporal evolution of the European forest sector carbon sink from 1950 to 1999. *Global Change Biology*, *9*(2), pp.152-160.

Nabuurs, G.J., Lindner, M., Verkerk, P.J., Gunia, K., Deda, P., Michalak, R. & Grassi, G., 2013. First signs of carbon sink saturation in European forest biomass. *Nature Climate Change*, *3*(9), pp.792-796.

Naudts, K., Ryder, J., McGrath, M.J., Otto, J., Chen, Y., Valade, A., Bellasen, V., Berhongaray, G., Bönisch, G., Campioli, M. & Ghattas, J., 2015. A vertically discretised canopy description for ORCHIDEE (SVN r2290) and the modifications to the energy, water and carbon fluxes. *Geoscientific Model Development*, *8*(7), pp.2035-2065.

Nelson, H.W., Williamson, T.B., Macaulay, C. & Mahony, C., 2016. Assessing the potential for forest management practitioner participation in climate change adaptation. Forest Ecology and Management, 360, pp.388-399.

Nemani, R.R., Keeling, C.D., Hashimoto, H., Jolly, W.M., Piper, S.C., Tucker, C.J., Myneni, R.B. & Running, S.W., 2003. Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999. *science*, *300*(5625), pp.1560-1563.

Newnham, R.M. & Smith, J.H.G., 1964. Development and testing of stand models for Douglas fir and lodgepole pine. *The Forestry Chronicle*, *40*(4), pp.494-504.

Noilhan, J. & Planton, S., 1989. A simple parameterization of land surface processes for meteorological models. *Monthly weather review*, *117*(3), pp.536-549.

Nord-Larsen, T. & Suadicani, M.K., 2010. Træbrændselsressourcer fra danske skove over ½ ha: opgørelse og prognose 2010. *Skov & Landskab, Københavns Universitet. Arbejdsrapport/Skov & Landskab*, (113).

O'Hara, K.L., 2016. What is close-to-nature silviculture in a changing world? *Forestry: An International Journal of Forest Research*, *89*(1), pp.1-6.

Ols, C., Hervé, J.C. & Bontemps, J.D., 2020. Recent growth trends of conifers across Western Europe are controlled by thermal and water constraints and favored by forest heterogeneity. *Science of The Total Environment*, *742.*

Packalen, T., Sallnas, O., Sirkia, S., Korhonen, K., Salminen, O., Vidal, C., Robert, N., Colin, A., Belouard, T. & Schadauer, K., 2014. The European Forestry Dynamics Model. *Concept, Design and Results of First Case Studies*.

Pan, Y., Birdsey, R.A., Fang, J., Houghton, R., Kauppi, P.E., Kurz, W.A., Phillips, O.L., Shvidenko, A., Lewis, S.L., Canadell, J.G. & Ciais, P., 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, *333*(6045), pp.988-993.

Peng, C., 2000. Understanding the role of forest simulation models in sustainable forest management. *Environmental Impact Assessment Review*, *20*(4), pp.481-501.

Perera, A.H., Sturtevant, B.R. & Buse, L.J., 2015. Simulation modeling of forest landscape disturbances: An overview. *Simulation Modeling of Forest Landscape Disturbances*, pp.1-15.

Perin, J., Pitchugin, M., Hébert, J., Brostaux, Y., Lejeune, P. & Ligot, G., 2021. SIMREG, a tree-level distance-independent model to simulate forest dynamics and management from national forest inventory (NFI) data. *Ecological Modelling*, *440*, p.109382.

Peterson, G.D., 2000. Scaling ecological dynamics: self-organization, hierarchical structure, and ecological resilience. *Climatic Change*, *44*(3), pp.291-309.

Petrauskas, E. & Kuliešis, A., 2004. Scenario-based analysis of possible management alternatives for Lithuanian forests in the 21st century. *Balt. For*, *10*(11).

Philips, H., 2011. *All Ireland roundwood production forecast 2011-2028*. Dublin: Coford.

Picard, N., Ouédraogo, D. & Bar-Hen, A., 2010. Choosing classes for size projection matrix models. *Ecological Modelling*, *221*(19), pp.2270-2279.

Picard, N., Leban, J.M., Guehl, J.M., Dreyer, E., Bouriaud, O., Bontemps, J.D., Landmann, G., Colin, A., Peyron, J.L. & Marty, P., 2021. Recent increase in European forest harvests as based on area estimates (Ceccherini et al. 2020a) not confirmed in the French case. *Annals of Forest Science*, *78*(1), pp.1-5.

Pignard, G., 1993. Eléments pour l'élaboration d'un logiciel de simulation de l'évolution des peuplements irréguliers (Modèle basé sur l'évolution du nombre d'arbres par classe de diamètre). IFN, Cellule d'Evaluation de la Ressource (CER), Montpellier, document interne.

Pignard, G., 1994. Estimation des prélèvements de bois dans la forêt française; approche forestière de l'autoconsommation. Inventaire forestier national IFN : Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie Ademe.

Pignard, G., Thivolle-Cazat, A. and Hamza, N., 2004. Disponibilité en bois résineux en France: réévaluation après les tempêtes de 1999. *Afocel, IFN, MAAPAR*.

Pilli, R., Grassi, G., Kurz, W.A., Smyth, C.E. & Blujdea, V., 2013. Application of the CBM-CFS3 model to estimate Italy's forest carbon budget, 1995–2020. *Ecological Modelling*, *266*, pp.144-171.

Pilli, R., Kull, S.J., Blujdea, V.N. & Grassi, G., 2018. The carbon Budget model of the Canadian forest sector (CBM-CFS3): customization of the archive index database for European Union countries. *Annals of forest science*, *75*(3), pp.1-7.

Piton, B., 2018. Etude des disponibilités en bois des forêts de la région Occitanie à l'horizon 2026. 2 tomes. *IGN.*

Porté, A. & Bartelink, H.H., 2002. Modelling mixed forest growth: a review of models for forest management. *Ecological modelling*, *150*(1-2), pp.141-188.

Prentice, I.C., Bondeau, A., Cramer, W., Harrison, S.P., Hickler, T., Lucht, W., Sitch, S., Smith, B. and Sykes, M.T., 2007. Dynamic global vegetation modeling: quantifying terrestrial ecosystem responses to large-scale environmental change. In *Terrestrial ecosystems in a changing world* (pp. 175-192). Springer, Berlin, Heidelberg.

Pretzsch, H., 2009. Forest dynamics, growth, and yield. In *Forest dynamics, growth and yield* (pp. 1-39). Springer, Berlin, Heidelberg.

Pretzsch, H., Biber, P., Schütze, G., Uhl, E. & Rötzer, T., 2014. Forest stand growth dynamics in Central Europe have accelerated since 1870. *Nature communications*, *5*(1), pp.1-10.

Prévosto, B., 2005. Les indices de compétition en foresterie: exemples d'utilisation, intérêts et limites. *Revue forestière française*, *5*, pp.413-430.

Radtke, P.J., Westfall, J.A. & Burkhart, H.E., 2003. Conditioning a distance-dependent competition index to indicate the onset of inter-tree competition. *Forest Ecology and Management*, *175*(1-3), pp.17-30.

Rautiainen, A., Wernick, I., Waggoner, P.E., Ausubel, J.H. & Kauppi, P.E., 2011. A national and international analysis of changing forest density. *PLoS one*, *6*(5).

Redsven, V., Hirvelä, H., Härkönen, K., Salminen, O. & Siitonen, M., 2013. MELA2012 Reference Manual.

Reineke, L.H., 1933. Perfection a stand-density index for even-aged forest. *Journal of agricultural research*, *46*, pp.627-638.

Reyer, C.P., Flechsig, M., Lasch-Born, P. & Van Oijen, M., 2016. Integrating parameter uncertainty of a process-based model in assessments of climate change effects on forest productivity. *Climatic Change*, *137*(3), pp.395-409.

Roberts, M.R. & Hruska, A.J., 1986. Predicting diameter distributions: a test of the stationary Markov model. *Canadian Journal of Forest Research*, *16*(1), pp.130-135.

Robert, M. & Saugier, B., 2003. Contribution des écosystèmes continentaux à la séquestration du carbone. *Comptes Rendus Geoscience*, *335*(6-7), pp.577-595.

Rock, J., Bösch, B. & Kändler, G., 2013. WEHAM 2012–Waldentwicklungs-und Holzaufkommensmodellierung für die dritte Bundeswaldinventur. *Beiträge zur*

Jahrestagung/Deutscher Verband Forstlicher Forschungsanstalten. Deutscher Verband Forstlicher Forschungsanstalten, pp.127-133.

Rol, R., 1949. La maladie du chancre du châtaignier. *Revue Forestière Française*.

Roux, A., Dhôte, J.F., Bastick, C., Colin, A., Bailly, A., Bastien, J.C., Berthelot, A., Bréda, N., Caurla, S., Carnus, J.M. & Gardiner, B., 2017. *Quel rôle pour les forêts et la filière forêt-bois françaises dans l'atténuation du changement climatique? Une étude des freins et leviers forestiers à l'horizon 2050* (Institut National de la Recherche Agronomique (INRA); Institut Géographique National (IGN)).

Roux, A., Colin, A., Dhôte, J.F. and Schmitt, B., 2020. Filière forêt-bois et atténuation du changement (p. 172). Editions Quae.

Salas-Mélia, D.S., 2002. A global coupled sea ice–ocean model. *Ocean Modelling*, *4*(2), pp.137-172.

Salas-Mélia, D., Chauvin, F., Déqué, M., Douville, H., Gueremy, J.F., Marquet, P., Planton, S., Royer, J.F. & Tyteca, S., 2005. Description and validation of the CNRM-CM3 global coupled model. *CNRM working note*, *103*, p.36.

Sallnäs, O., 1990. *A matrix growth model of the Swedish forest* (No. 183).

Salminen, H. & Jalkanen, R., 2005. Modelling the effect of temperature on height increment of Scots pine at high latitudes.

Schelhaas, M.J., Eggers, J., Lindner, M., Nabuurs, G.J., Pussinen, A., Paivinen, R., Schuck, A., Verkerk, P.J., Van der Werf, D.C. & Zudin, S., 2007. *Model documentation for the European forest information scenario model (EFISCEN 3.1. 3)* (*26*). Alterra.

Schelhaas, M.J., Hengeveld, G.M., Heidema, N., Thürig, E., Rohner, B., Vacchiano, G., Vayreda, J., Redmond, J., Socha, J., Fridman, J. & Tomter, S., 2018. Species-specific, pan-European diameter increment models based on data of 2.3 million trees. *Forest Ecosystems*, *5*(1), pp.1-19.

Schmidt, I.B., Mandle, L., Ticktin, T. & Gaoue, O.G., 2011. What do matrix population models reveal about the sustainability of non-timber forest product harvest?. *Journal of Applied Ecology*, *48*(4), pp.815-826.

Seidl, R., Thom, D., Kautz, M., Martin-Benito, D., Peltoniemi, M., Vacchiano, G., Wild, J., Ascoli, D., Petr, M., Honkaniemi, J. & Lexer, M.J., 2017. Forest disturbances under climate change. *Nature climate change*, *7*(6), pp.395-402.

Senf, C., Pflugmacher, D., Zhiqiang, Y., Sebald, J., Knorn, J., Neumann, M., Hostert, P. & Seidl, R., 2018. Canopy mortality has doubled in Europe's temperate forests over the last three decades. *Nature Communications*, *9*(1), pp.1-8.

Seynave, I., Gégout, J.C., Hervé, J.C., Dhôte, J.F., Drapier, J., Bruno, É. and Dumé, G., 2005. Picea abies site index prediction by environmental factors and understorey vegetation: a two-scale approach based on survey databases. *Canadian Journal of Forest Research*, *35*(7), pp.1669-1678.

Shifley, S.R., He, H.S., Lischke, H., Wang, W.J., Jin, W., Gustafson, E.J., Thompson, J.R., Thompson, F.R., Dijak, W.D. & Yang, J., 2017. The past and future of modeling forest dynamics: from growth and yield curves to forest landscape models. *Landscape Ecology*, *32*(7), pp.1307-1325.

Shugart Jr, H.H. & West, D.C., 1980. Forest succession models. *BioScience*, *30*(5), pp.308-313.

Shugart, T.M., Smith, T.M., Smith, T.M., Smith, T.M., Shugart, H.H. & Woodward, F.I. eds., 1997. *Plant functional types: their relevance to ecosystem properties and global change* (Vol. 1). Cambridge University Press.

Siitonen, M., Härkönen, K., Hirvelä, H., Jämsä, J., Kilpeläinen, H., Salminen, O. & Teuri, M., 1996. *MELA handbook*. Metsäntutkimuslaitos.

Simon, M., Colin, A., Prévost, G., Pédron, M. and Colombet, M., 2017. Étude de la ressource forestière et des disponibilités en bois en Bretagne à l'horizon 2035. *IGN.*

Simon, M., Colin, A., 2018. Disponibilités en bois des forêts de la région Centre-Val-De-Loire à l'horizon 2036. 2 tomes. *IGN.*

Sitch, S., Smith, B., Prentice, I.C., Arneth, A., Bondeau, A., Cramer, W., Kaplan, J.O., Levis, S., Lucht, W., Sykes, M.T. & Thonicke, K., 2003. Evaluation of ecosystem dynamics, plant geography and terrestrial carbon cycling in the LPJ dynamic global vegetation model. *Global change biology*, *9*(2), pp.161-185.

Skovsgaard, J.A. & Vanclay, J.K., 2008. Forest site productivity: a review of the evolution of dendrometric concepts for even-aged stands. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, *81*(1), pp.13-31.

Spellmann, H. & Kehr, I., 2007. *Wood Production, Wood Technology, and Biotechnological Impacts.* Ursula Kües (Ed.). Universitätsverlag Göttingen. Chapitre 2, The Wood supply in the World, Europe, Germany, and Lower Saxony, pp. 43-56.

SOEF (State of Europe's forests 2015), Europe, F. & Unece, F.A.O., 2015. State of Europe's forests 2015.

Solomon, D.S., Hosmer, R.A. & Hayslett Jr, H.T., 1986. A two-stage matrix model for predicting growth of forest stands in the Northeast. *Canadian Journal of Forest Research*, *16*(3), pp.521-528.

Sousa-Silva, R., Verbist, B., Lomba, Â., Valent, P., Suškevičs, M., Picard, O., Hoogstra-Klein, M.A., Cosofret, V.C., Bouriaud, L., Ponette, Q. & Verheyen, K., 2018. Adapting forest management to climate change in Europe: Linking perceptions to adaptive responses. *Forest Policy and Economics*, *90*, pp.22-30.

Stadelmann, G., Temperli, C., Rohner, B., Didion, M., Herold, A., Rösler, E. & Thürig, E., 2019. Presenting MASSIMO: a management scenario simulation model to project growth, harvests and carbon dynamics of Swiss forests. *Forests*, *10*(2), p.94.

Sterba, H. & Monserud, R.A., 1993. The maximum density concept applied to uneven-aged mixed-species stands. *Forest science*, *39*(3), pp.432-452.

Sterba, H., Moser, M. and Monserud, R., 1995. Prognaus–Ein Waldwachstumssimulator für Rein-und Mischbestände. *Österreichische Forstzeitung*, *5*, pp.19-20.

Subramanian, N., Nilsson, U., Mossberg, M. & Bergh, J., 2019. Impacts of climate change, weather extremes and alternative strategies in managed forests. *Ecoscience*, *26*(1), pp.53-70.

Tabeaud, M. & Simon, L., 1993. Dommages et dégâts dans les forêts françaises: éléments pour un bilan. In *Annales de géographie*, pp. 339-358.

Taccoen, A., Piedallu, C., Seynave, I., Perez, V., Gégout-Petit, A., Nageleisen, L.M., Bontemps, J.D. & Gégout, J.C., 2019. Background mortality drivers of European tree species: climate change matters. *Proceedings of the Royal Society B*, *286*(1900).

Taylor, A.R., Chen, H.Y. & VanDamme, L., 2009. A review of forest succession models and their suitability for forest management planning. *Forest science*, *55*(1), pp.23-36.

Tedeschi, L.O., 2006. Assessment of the adequacy of mathematical models. *Agricultural systems*, *89*(2-3), pp.225-247.

Ter-Mikaelian, M.T. & Korzukhin, M.D., 1997. Biomass equations for sixty-five North American tree species. *Forest Ecology and Management*, *97*(1), pp.1-24.

Thivolle-Cazat, A. and Cuny, H., 2019. Réévaluation de la ressource et de la disponibilité en bois d'œuvre des essences feuillues et conifères en France. *IGN.*

Thünen-Institut, Dritte Bundeswaldinventur. Alle Ergebnisse und Berichte. Bundesminesterium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtshaft, Berlin

Thürig, E., Kaufmann, E., Frisullo, R. & Bugmannc, H., 2005. Evaluation of the growth function of an empirical forest scenario model. *Forest Ecology and Management*, *204*(1), pp.53-68.

Thürig, E. & Schelhaas, M.J., 2006. Evaluation of a large-scale forest scenario model in heterogeneous forests: a case study for Switzerland. *Canadian Journal of Forest Research*, *36*(3), pp.671-683.

Tomlin, A.S., 2013. The role of sensitivity and uncertainty analysis in combustion modelling. *Proceedings of the Combustion Institute*, *34*(1), pp.159-176.

Tomppo, E., Gschwantner, T., Lawrence, M., McRoberts, R.E., Gabler, K., Schadauer, K., Vidal, C., Lanz, A., Ståhl, G. & Cienciala, E., 2010. National forest inventories. *Pathways for Common Reporting. European Science Foundation*, *1*, pp.541-553.

Turner, M.G., 1989. Landscape ecology: the effect of pattern on process. *Annual review of ecology and systematics*, *20*(1), pp.171-197.

United Nations Climate Change Conference, 2008. Pologne.

Usher, M.B., 1966. A matrix approach to the management of renewable resources, with special reference to selection forests. *Journal of Applied Ecology*, pp.355-367.

Usher, M.B., 1969. A matrix model for forest management. *Biometrics*, pp.309-315.

Valade, A., Bellassen, V., Luyssaert, S., Vallet, P. and Djomo, S.N., 2017. *Bilan carbone de la ressource forestiere francaise-Projections du puits de carbone de la filière forêt-bois française et incertitude sur ses déterminants*. Rapport final. Paris.

Valade, B., 2011. Marc Barbut et la" loi de Pareto". *Mathématiques et sciences humaines. Mathematics and social sciences*, (193), pp.57-66.

Vanclay, J.K., 1994. *Modelling forest growth and yield: applications to mixed tropical forests*. CAB international.

Vanclay, J.K. & Skovsgaard, J.P., 1997. Evaluating forest growth models. *Ecological Modelling*, *98*(1), pp.1-12.

Van Mantgem, P.J. & Stephenson, N.L., 2007. Apparent climatically induced increase of tree mortality rates in a temperate forest. *Ecology letters*, *10*(10), pp.909-916.

Vanninen, P., Ylitalo, H., Sievänen, R. & Mäkelä, A., 1996. Effects of age and site quality on the distribution of biomass in Scots pine (Pinus sylvestris L.). *Trees*, *10*(4), pp.231-238.

Van Oijen, M., Rougier, J. & Smith, R., 2005. Bayesian calibration of process-based forest models: bridging the gap between models and data. *Tree physiology*, *25*(7), pp.915-927.

Van Oijen, M., 2017. Bayesian methods for quantifying and reducing uncertainty and error in forest models. *Current Forestry Reports*, *3*(4), pp.269-280.

Vauhkonen, J. & Packalen, T., 2017. A Markov Chain Model for simulating wood supply from any-aged forest management based on national forest inventory (NFI) data. *Forests*, *8*(9), p.307.

Venables, W.N. & Ripley, B.D., 2002. Random and mixed effects. In *Modern applied statistics with S* (pp. 271-300). Springer, New York, NY.

Verkerk, P.J., Schelhaas, M., Immonen, V., Hengeveld, G.M., Kiljunen, J., Lindner, M., Nabuurs, G.J., Suominen, T. & Zudin, S., 2016. *Manual for the European Forest Information Scenario model (EFISCEN 4.1)* (*99*). European Forest Institute.

Vidal, J.P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M. & Soubeyroux, J.M., 2010. A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology*, *30*(11), pp.1627-1644.

Vilà, M., Vayreda, J., Comas, L., Ibáñez, J.J., Mata, T. & Obón, B., 2007. Species richness and wood production: a positive association in Mediterranean forests. *Ecology letters*, *10*(3), pp.241-250.

Vitasse, Y., Bottero, A., Cailleret, M., Bigler, C., Fonti, P., Gessler, A., Lévesque, M., Rohner, B., Weber, P., Rigling, A. & Wohlgemuth, T., 2019. Contrasting resistance and resilience to extreme drought and late spring frost in five major European tree species. *Global change biology*, *25*(11), pp.3781-3792.

Voldoire, A., Sanchez-Gomez, E., y Mélia, D.S., Decharme, B., Cassou, C., Sénési, S., Valcke, S., Beau, I., Alias, A., Chevallier, M. & Déqué, M., 2013. The CNRM-CM5. 1 global climate model: description and basic evaluation. *Climate dynamics*, *40*(9), pp.2091-2121.

Wang, W.J., He, H.S., Fraser, J.S., Thompson III, F.R., Shifley, S.R. & Spetich, M.A., 2014. LANDIS PRO: a landscape model that predicts forest composition and structure changes at regional scales. *Ecography*, *37*(3), pp.225-229.

Weiskittel, A.R., Hann, D.W., Kershaw Jr, J.A. & Vanclay, J.K., 2011. *Forest growth and yield modeling*. John Wiley & Sons.

Wenhua, L., 2004. Degradation and restoration of forest ecosystems in China. *Forest Ecology and Management*, *201*(1), pp.33-41.

Werner, F., Taverna, R., Hofer, P., Thürig, E. & Kaufmann, E., 2010. National and global greenhouse gas dynamics of different forest management and wood use scenarios: a model-based assessment. *Environmental Science & Policy*, *13*(1), pp.72-85.

Wernsdörfer, H., Colin, A., Bontemps, J.D., Chevalier, H., Pignard, G., Caurla, S., Leban, J.M., Hervé, J.C. & Fournier, M., 2012. Large-scale dynamics of a heterogeneous forest resource are driven jointly by geographically varying growth conditions, tree species composition and stand structure. *Annals of Forest Science*, *69*(7), pp.829-844.

Wiedemann , E. 1932. *Die Rotbuche 1931* . M. & H. Schaper , Hannover

Wiedemann , E. 1937. *Die fichte* 1936. M. & H. Schaper, Hannover

Wikström, P., Edenius, L., Elfving, B., Eriksson, L.O., Lämås, T., Sonesson, J., Öhman, K., Wallerman, J., Waller, C. & Klintebäck, F., 2011. The Heureka forestry decision support system: an overview.

Wykoff, W., 1982. *User's guide to the stand prognosis model* (Vol. 133). US Department of Agriculture, Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, 112 pp.

Wykoff, W.R., 1990. A basal area increment model for individual conifers in the northern Rocky Mountains. *Forest science*, *36*(4), pp.1077-1104.

Xu, L., Zdechlik, M.C., Smith, M.C., Rayamajhi, M.B., DeAngelis, D.L. & Zhang, B., 2020. Simulation of post-hurricane impact on invasive species with biological control management. *Discrete & Continuous Dynamical Systems-A*, *40*(6), p.4059.

Zaehle, S., Sitch, S., Prentice, I.C., Liski, J., Cramer, W., Erhard, M., Hickler, T. & Smith, B., 2006. The importance of age-related decline in forest NPP for modeling regional carbon balances. *Ecological Applications*, *16*(4), pp.1555-1574.

Zeide, B., 2005. How to measure stand density. *Trees*, *19*(1), pp.1-14.

Zetlaoui, M., 2006. *Aspects statistiques de la stabilité en dynamique des populations: application au modèle de Usher en foresterie* (Université Paris Sud-Paris 11).

Zhou, M., Liang, J. & Buongiorno, J., 2008. Adaptive versus fixed policies for economic or ecological objectives in forest management. *Forest ecology and management*, *254*(2), pp.178-187.

Zhu, Z., Piao, S., Myneni, R.B., Huang, M., Zeng, Z., Canadell, J.G., Ciais, P., Sitch, S., Friedlingstein, P., Arneth, A. & Cao, C., 2016. Greening of the Earth and its drivers. *Nature climate change*, *6*(8), pp.791-795.

Zhu, Y., Hogan, J.A., Cai, H., Xun, Y., Jiang, F. & Jin, G., 2017. Biotic and abiotic drivers of the tree growth and mortality trade-off in an old-growth temperate forest. *Forest Ecology and Management*, *404*, pp.354-360.

Zobel, B.J. & Van Buijtenen, J.P., 2012. *Wood variation: its causes and control*. Springer Science & Business Media.

X.Annexes

Annexe I.1. Diversité des mots-clés anglais pouvant caractériser les modèles de dynamique forestière à grande échelle dans la littérature

Mots clés français	Mots clés anglais
Modèle de dynamique forestière	Projection system Growth forest model Forest model Forest dynamic model Simulation forest model Forest scenario model Decision support tool
Grande échelle	Large-scale Broad-scale
Modèle empirique	Empirical model Statistical model Dendrometry-based model
Modèle écophysiologique	Process-based model Process model Ecophysiology-based model Model based on physiological processes
Modèle hybride	Hybrid model Semi-empirical model Couple model Combination model
Modèle d'arbres	Individual-based forest model Single-tree model Individual-tree model
Modèle peuplement	Whole stand model Stand model Stand dynamic model
Modèle de distibution	Matrix population model Matrix growth model Transition matrix model Size-class model Area-based matrix model Diameter-class model
Modèle de bilan de carbone	Carbon accounting model Forest carbon dynamic model
Modèle de biosphère	Dynamic Global Vegatation Model Global Vegetation Model

Annexe I.2. Exemples de modèles à grande échelle de technologie de modélisation distincte

Les méthodes utilisées par les modèles à grande échelle pour représenter les processus de dynamique forestière permettent de distinguer les différentes technologies mathématiques utilisées par ces modèles.

1. Un exemple de modèle arbre individuel : le modèle MASSIMO

Le modèle MASSIMO est le modèle « arbre » utilisé par la Suisse pour réaliser des prédictions sur les ressources forestières, du fait du haut niveau de diversité biotique et abiotique et des conditions de gestion forestières rencontrées dans les forêts suisses. Il est notamment utilisé à des fins de rapportages internationaux, a fait l'objet de publications récentes (Werner *et al.,* 2010 ; Stadelmann *et al.,* 2019) et a été évalué (Thürig *et al.,* 2005). L'horizon de projection du modèle est d'environ 100 ans, avec un pas de temps de 10 ans, en accord avec la durée des cycles d'inventaire forestier.

Ce modèle représente les processus de la dynamique forestière (régénération, croissance et mortalité) avec un ensemble de modèles empiriques calibrés sur les données de l'IFN Suisse. La croissance en surface terrière est modélisée par une approche de type potentiel-réducteur (Wykoff, 1990), à partir de l'évolution constatée du diamètre de chaque arbre inventorié entre deux inventaires (4 cycles d'inventaires forestiers nationaux ont été réalisés en Suisse). Un réducteur de croissance estimé en prenant en compte la compétition entre les arbres, l'âge de l'arbre, les conditions environnementales, et l'effet de la gestion forestière est appliqué à chaque arbre. La régénération est simulée à partir de sous-modèles. Elle correspond à une accumulation d'arbres ayant un diamètre de moins de 12 cm. Le nombre d'arbres nouveaux est dans un premier temps basé sur les estimations des données d'IFN. Dans un second temps, le nombre d'arbres ayant franchi le seuil de 12 cm de diamètre détermine le nombre de nouveaux arbres simulés par le modèle MASSIMO selon la région dans laquelle l'arbre se trouve. Une probabilité de survie est associée à chaque arbre et le même modèle de croissance que les arbres ayant un diamètre supérieur à 12 cm leur est appliqué.

La mortalité est estimée à partir des données IFN, à laquelle s'ajoute une mortalité densité-dépendante qui augmente avec la surface terrière, la diminution de la proportion en conifère et l'augmentation de l'âge du peuplement.

2. Un exemple de modèle de peuplement « arbre moyen » : le modèle AVVIRK-2000

Le modèle de type « arbre moyen » est l'une des plus vieilles technologies de la modélisation de la dynamique forestière (Weiskittel *et al.,* 2011). Un « arbre moyen » du peuplement est défini par la surface terrière par la hauteur moyenne des arbres du peuplement pondérée par la surface terrière (Eid & Hobbelstad, 2000). Ces modèles ne décrivent pas l'hétérogénéité d'un peuplement (Porté & Bartelink, 2002).

Le modèle AVVIRK-2000 en est un exemple typique, utilisé par la Norvège pour prédire ses ressources forestières (Eid & Hobbelstad, 2000 ; Eid, 2004), en particulier le volume du stock sur pied. Il s'applique en effet à la forêt norvégienne qui est très homogène, et dont plus de la moitié appartient à un unique écotype : la forêt boréale, définie par Barbati *et al.* (2014) et comprenant 3 essences dominantes (*Picea abies*, *Pinus sylvestris*, *Betula* sp.). L'horizon temporel est de 100 ans, avec des pas de temps de 10 ans. Il s'appuie sur les données issues de l'IFN norvégien. Les données d'inventaire permettent de définir pour chaque peuplement la fertilité du site (en fonction de la hauteur d'un arbre dominant âgé de 40 ans), l'âge du peuplement, le volume de bois et le nombre de tiges par hectare.

AVVIRK-2000 représente les trois processus de la dynamique forestière : la croissance, la mortalité et la régénération forestière. Sa croissance est décrite par l'augmentation de la surface terrière moyenne à partir des mesures de l'accroissement radial moyen des arbres du peuplement entre deux inventaires forestiers. Il simule différentes stratégies de gestion pour prédire le potentiel de prélèvements dans les forêts.

La mortalité est estimée en fonction de la densité initiale et s'applique sur le nombre de tiges par hectares. La régénération est basée sur les mesures IFN, et dépend négativement d'un indice de fertilité région-dépendant.

3. Un exemple de modèle de peuplement à distribution d'arbres : le modèle MOTTI

Les modèles à distribution d'arbres prennent en compte l'hétérogénéité d'un peuplement dans leurs simulations (Porté & Bartelink, 2002). Le modèle MOTTI fait partie de l'outil d'aide à la décision MELA (Siitonen *et al.,* 1996 ; Redsven *et al.,* 2013), utilisé sur les forêts finlandaises afin d'évaluer le potentiel de production des forêts ainsi que l'impact de la gestion forestière, mais aussi pour répondre aux demandes de la société et celles de propriétaires forestiers. Ce modèle a été par la suite hybridé au modèle fonctionnel FinnFor pour aborder le changement climatique (Matala *et al.,* 2005). La dynamique forestière est simulée au travers de variables de peuplement, avec des interactions de niveau arbre et peuplement **(Figure 1).**

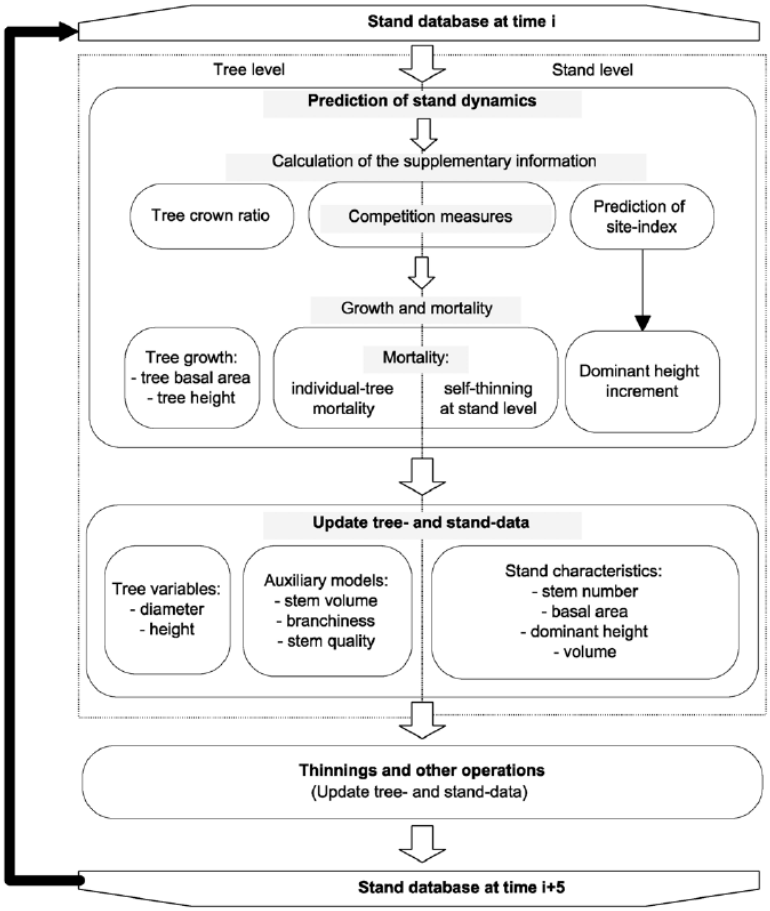


Figure 1. Schéma illustrant le fonctionnement du modèle de dynamique forestière à grande échelle finlandais MOTTI. Schéma issu de Hynynen *et al.* (2002).

4. Les modèles de distributions d'individus et de peuplements

4.1 Les modèles démographiques en classes de diamètre

Dans ces modèles, l'effectif d'arbres du domaine d'étude est distribué en fonction du diamètre de chaque arbre. La largeur des classes de diamètres varie selon les utilisateurs ou les propriétés statistiques du modèle. Des taux démographiques permettant de simuler différents processus, comme par exemple la croissance (nombre d'arbres passant d'une classe de diamètre *cd* à une classe de diamètre supérieure *cd* + 1), sont calculés pour chaque classe de diamètre.

Cette typologie de modèle n'est pas détaillée car elle fait l'objet de la présente thèse (Audinot *et al.,* 2021, in prep).

4.2 Un exemple de modèle de dynamique de surfaces forestières par classes d'âge et/ou volume : le modèle « European Forest Information SCENario » (EFISCEN)

Les modèles de dynamique des surfaces en classes d'âge et de volume sont représentés de façon emblématique par les modèles EFDM et EFISCEN pour simuler les forêts européennes, qui héritent du modèle de Sällnas (1990). Dans ces modèles, le domaine d'étude est segmenté selon le volume moyen et l'âge des surfaces forestières. Les surfaces par classes d'âge et de volume constituent les unités de modélisation de ces modèles, pour lesquelles le modèle simule les transitions entre catégories.

EFISCEN est utilisé par l'Institut Forestier Européen et par ALTERRA pour projeter les ressources forestières d'une échelle régionale jusqu'à une échelle européenne. Il représente les quatre processus dynamiques fondamentaux (croissance, la mortalité, la régénération et la gestion forestière). Il s'appuie sur les données issues d'inventaires forestiers nationaux (à grande échelle) ou des données issues des SFI (à petite échelle). Les projections du modèle s'étalent sur une période de 50 à 60 ans, et le pas de temps du modèle est de 5 ans. Différents types de forêts peuvent être définis en fonction de la région, du type de propriété et du contexte environnemental. **Au sein de chaque type de forêts sont ensuite distingués des peuplements forestiers selon leur volume et leur âge** (**Figure 2**).

La limite fondamental de ce type de modèle est de représenter des forêts homogènes, pour lesquelles une essence, une classe d'âge ont un sens. Son application à des forêts hétérogènes fait débat (Thürig & Schelhass, 2006, sur la suisse).

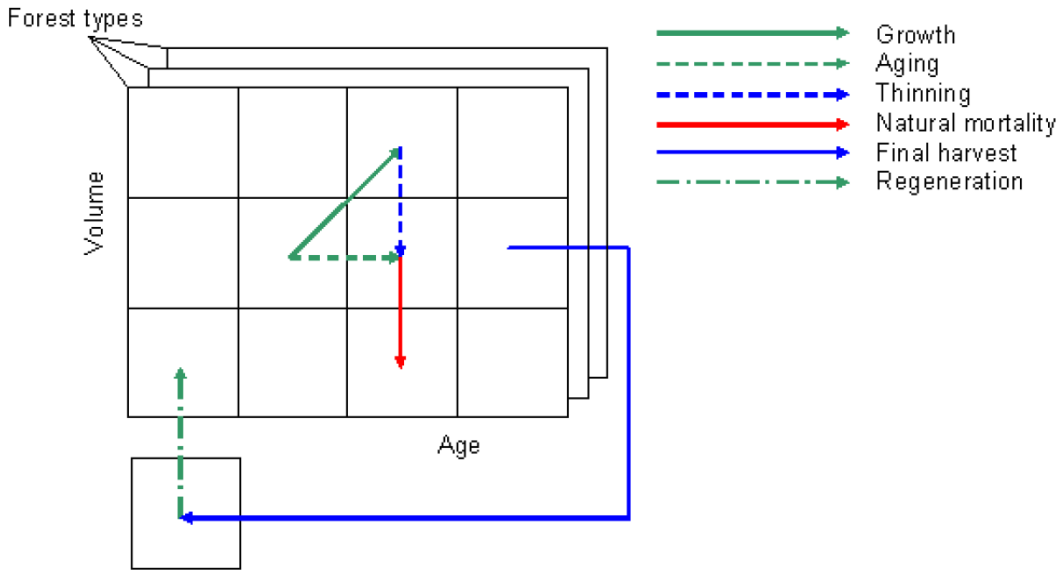


Figure 2. Schéma illustrant le fonctionnement du modèle EFISCEN. Schéma issu de Schelhaas *et al.* (2007).

5. Un exemple de modèle de biosphere hybride: le modèle « ORganizing Carbon and Hydrology In Dynamic Ecosystems – CANopy » (ORCHIDEE-CAN)

Les modèles de biosphère prennent rarement en compte l'impact de la gestion forestière sur les processus de croissance, mais ceux de dernière génération y parviennent (Bellassen *et al.,* 2011), en intégrant des relations mathématiques issues de modèles dans une approche fonctionnelle.

Ce modèle prend en compte les effets biophysiques et biogéochimiques de la gestion forestière. Cette méthodologie a été initiée par Bellassen *et al.* (2010) dans le modèle ORCHIDEE-FM.

Le modèle ORCHIDEE-CAN utilise 64 PFTs (les PFTs sont en réalité des peuplements, mais nous conservons ici le vocabulaire utilisé par Naudts *et al.* (2015)) différents, construits selon : le type d'occupation du sol (terre agricole ou nue, prairie, forêt), le type de forêt (zone boréale ou tempérée), l'âge de la forêt (4 classes d'âge utilisées) et les essences dominantes en Europe (essences couvrant plus de 2% de la surface de l'Europe)

Dans chaque PFT, les différents processus sont représentés à l'aide de trois principaux modules au sein d'ORCHIDEE-CAN. Le module SECHIBA (Schématisation des EChanges Hydriques à l'Interface entre la Biosphère et l'Atmosphère) simule le cycle de l'eau et les flux d'énergie entre les surfaces continentales. Il simule aussi les mécanismes de la photosynthèse, de la respiration et de l'évapotranspiration. Le module STOMATE (Saclay Toulouse Orsay Model for the Analysis of Terrestrial Ecosystems) simule la phénologie et le cycle du carbone. Le module de dynamique végétale est issu du modèle LPJ (*Lund Potsdam Jena* ; Sitch *et al.,* 2003) qui estime pour chaque PFT la compétition pour l'accès à la lumière, l'apparition et la disparition des plantes et les perturbations.

Des simulations issues du modèle ORCHIDEE-CAN ont été très controversées, car elles remettent en question la gestion forestière pratiquée en Europe depuis plus d'un siècle, désignée comme étant responsable d'une partie du réchauffement climatique (Naudts *et al.,* 2016). Cependant, le modèle n'a pas été validé et son initialisation est naïve et questionnable. Les données utilisées pour son initialisation et son paramétrage reconstituent l'utilisation des terres en Europe depuis 1750 à aujourd'hui (McGrath *et al.,* 2015). Elles ont été reconstituées indirectement à l'aide d'approches basées sur l'offre et la demande en bois à partir de différentes sources (cartes, bases de données HYDE, Klein Goldewijk *et al.,* 2010). Ces données reposent sur des hypothèses non discutées et pouvant fortement impacter les simulations, telles que la consommation de bois par les particuliers, la gestion forestière appliquée en 1750 dans l'ensemble de l'Europe et la densité des forêts à cette époque, en faisant l'hypothèse que leur densité était celle de peuplements non-gérés.

Annexe II. Liste des études de disponibilités des ressources forestières non confidentielles utilisant le modèle MARGOT

ADEME : Agence de la transition écologique, AFOCEL : Association FOrêt-CELlulose devenue FCBA, CITEPA : Centre Interprofessionnel Technique d'Etudes de la Pollution Atmosphérique, CRPF : Centre Régional de la Propriété Forestière, FCBA : Forêt Cellulose Bois-construction Ameublement, IFN : Inventaire Forestier National, IGN : Institut national de l'Information Géographique et Forestière, INRA : Institut National de la Recherche Agronomique devenu INRAe (Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'alimentation et l'Environnement), MAA : Ministère de l'Agriculture et de l'Alimentation, MTES : Ministère de la Transition Ecologique et Solidaire.

Année	Intitulé de l'étude	Instituts auteurs de l'étude	Echelle d'étude	Objectif de l'étude	Horizon temporel	Facteurs de partitionnement	Scénarios des prélèvements
1996	Analyse de la ressource feuillue en Picardie	IFN	Régional	Etude de la ressource et de la disponibilité en bois des principales essences feuillues en Picardie	40 ans	Essences feuillues principales en Picardie Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire
1998	Etude de la ressource et des disponibilités en chêne en forêt privée de l'Allier	IFN CRPF Bretagne	Départemental	Etude de la ressource passée et actuelle en chêne dans les forêts privées du département de l'Allier et de sa disponibilité	15 ans	–	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire
1999	Evaluation de la disponibilité en bois résineux en France	AFOCEL IFN	National (France métropolitaine)	Evaluer le stock de bois disponible à l'horizon 2010 pour les principales essences résineuses	15 ans	Essences principales et groupes génériques d'essences Régions forestières Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario d'intensification** raisonnables des prélèvements
2004	Disponibilités en bois résineux en France - Réévaluation après les tempêtes de décembre 1999	AFOCEL IFN	National (France métropolitaine)	Evaluer les disponibilités en bois résineux sur l'ensemble du territoire national après les tempêtes de 1999 Intégration des résultats dans une base de données	15 ans	Essences principales et groupes génériques d'essences Sylvoécorégions Structure forestière Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario d'intensification** raisonnables des prélèvements Prise en compte des taux de dégâts dû aux tempêtes
2014	Analyse de la ressource forestière et populicole en Picardie et des disponibilités en bois à l'horizon 2030	IFN CRPF Nord-Picardie	Régional	Etude de la ressource et de la disponibilité en bois en Picardie	15 ans	Essences principales et groupes génériques Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification progressive** des prélèvements (Scénario chalarose pour le frêne)

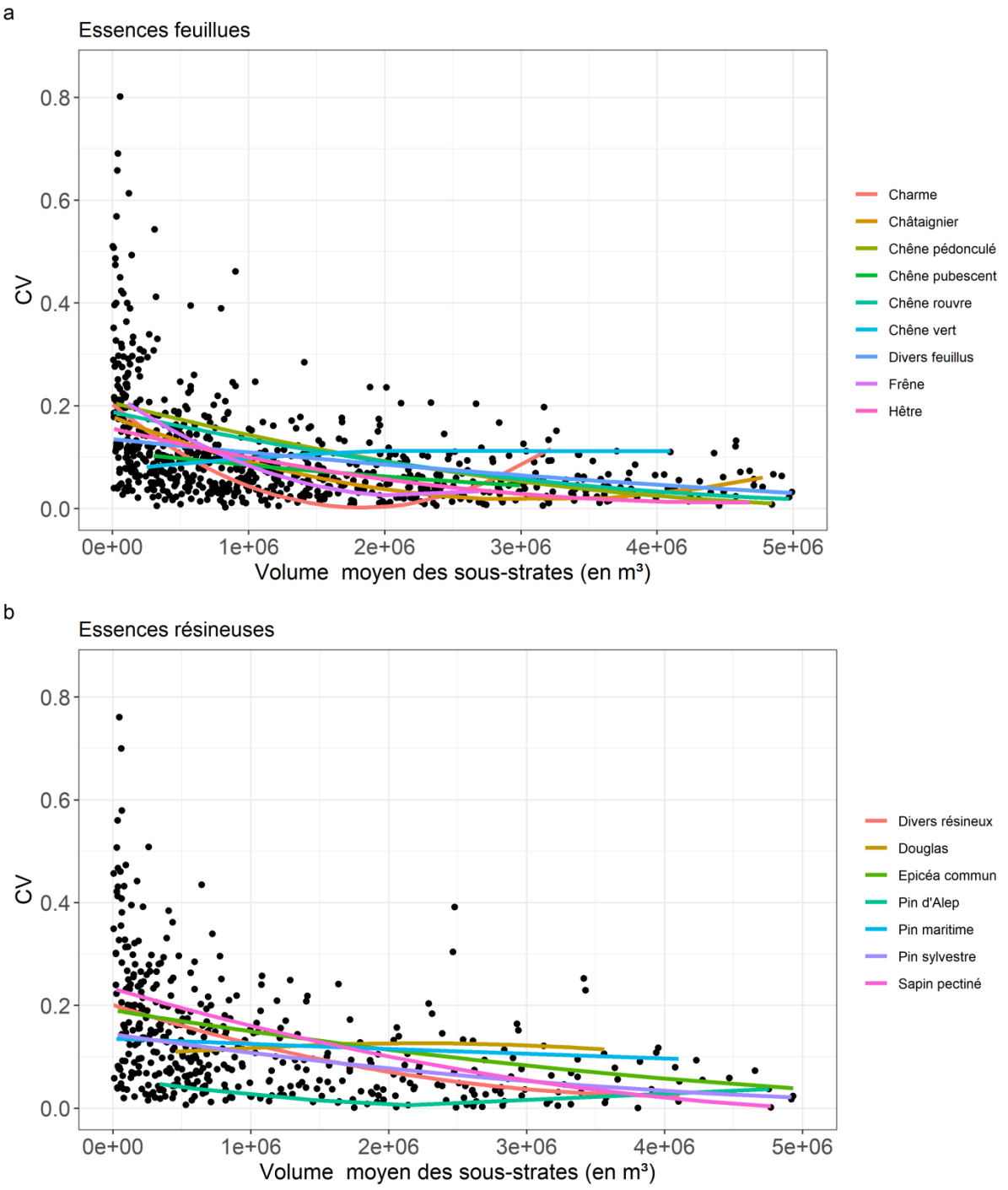
Année	Intitulé de l'étude	Instituts auteurs de l'étude	Echelle d'étude	Objectif de l'étude	Horizon temporel	Facteurs de partitionnement	Scénarios des prélèvements
2014	Emissions et absorptions de gaz à effet de serre liées au secteur forestier dans le contexte d'un accroissement possible de la récolte aux horizons 2020 et 2030	IGN	National (France métropolitaine)	Etude de l'impact de différents niveaux de prélèvements de bois sur l'évolution du bilan CO2 et sur la biomasse des forêts françaises	20 ans	Type de couverture boisée Découpage de la France en Grande régions écologique (GRECO) Composition en essence Catégorie juridique de propriété L'appartenance à un espace réglementaire pour la conservation	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification progressive** des prélèvements
2016	Disponibilités forestières pour l'énergie et les matériaux à l'horizon 2035	IGN ADEME FCBA	National (France métropolitaine)	Evaluer les ressources forestières pour le matériau, l'industrie et l'énergie Estimer la demande en bois pour l'industrie et l'énergie Etude de la disponibilité de la forêt française	20 ans	Type de couverture boisée Découpage de la France en Grande régions écologique (GRECO) Essence principale et groupes d'essences Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification progressive** des prélèvements
2017	Etude de la ressource forestière et des disponibilités en bois en Bretagne à l'horizon 2035	IGN CRPF Bretagne Interprofessions ABIBOIS	Régional	Evaluation des ressources forestières bretonnes actuelles et passée Evaluation de la disponibilité en bois des forêts bretonnes	20 ans	Départements Essence principale et groupes d'essences Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification progressive** des prélèvements
2017	Quel rôle pour les forêts et la filière forêt-bois française dans l'atténuation du changement climatique ? - Une étude des freins et leviers forestiers à l'horizon 2050	IGN INRA	National (France métropolitaine)	Evaluer les contributions possibles des forêts et de la filière forêt-bois à l'atténuation du changement climatique Concevoir de nouveaux instruments de politique publique	35 ans	Type de couverture boisée Découpage de la France en Grande régions écologique (GRECO) Essence principale et groupes d'essences Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) et un niveau constant des prélèvements déterminé à partir des données **modulés par les résultats du modèle économique FFSM** **Scénario dynamique d'intensification progressive** des prélèvements

Année	Intitulé de l'étude	Instituts auteurs de l'étude	Echelle d'étude	Objectif de l'étude	Horizon temporel	Facteurs de partitionnement	Scénarios des prélèvements
2017	Disponibilités en bois des forêts de Provence-Alpes-Côte d'Azur (PACA) à l'horizon 2035	IGN	Régional	Evaluer les ressources forestières de la région PACA Evaluer la disponibilité en bois de la région PACA pour le matériau, l'industrie et l'énergie	20 ans	Type de couverture boisée Découpage de la France en Grande régions écologique (GRECO) Essence principale et groupes d'essences Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire Scénario dynamique d'intensification des prélèvements destiné à l'industrie et à l'énergie Scénario dynamique d'intensification modérée des prélèvements destiné à l'industrie et à l'énergie
2018	Disponibilités en bois des forêts de la région Centre-Val-De-Loire à l'horizon 2036	IGN	Régional	Evaluer les ressources forestières de la région Centre-Val-De-Loire Evaluer la disponibilité en bois de la région Centre-Val-De-Loire pour le matériau, l'industrie et l'énergie	20 ans	Catégorie juridique de propriété Structure verticale du peuplement Composition en essence	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire Scénario dynamique d'intensification progressive des prélèvements
2018	Etude des disponibilités en bois des forêts de la région Occitanie à l'horizon 2036	IGN	Régional	Evaluer la disponibilité en bois de la région Occitanie pour le matériau, l'industrie et l'énergie	20 ans	Type de couverture boisée Essence principale et groupe d'essences Composition en essence Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification modérée** et réaliste des prélèvements Chaque scénario se décline en 2 itinéraires de gestion: - itinéraires avec des coupes rases seules - itinéraire avec des passages en coupes successives

Année	Intitulé de l'étude	Instituts auteurs de l'étude	Echelle d'étude	Objectif de l'étude	Horizon temporel	Facteurs de partitionnement	Scénarios des prélèvements
2018	Disponibilités en bois des forêts de la région Grand Est à l'horizon 2037	IGN	Régional	Evaluer la disponibilité en bois de la région Grand Est pour le matériau, l'industrie et l'énergie	20 ans	Type de couverture boisée Essence principale et groupe d'essences Composition en essence Localisation géographique (Moyenne montagne et plaine)	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario d'intensification des prélèvements dans les forêts privées avec un déséquilibre sylvogénétique défavorable** (augmentation de la pression exercée par le gibier sur les forêts) **Scénario dynamique d'intensification progressive avec un déséquilibre sylvogénétique favorable** (diminution de la pression exercée par le gibier sur les forêts) Chaque scénario se décline en 3 itinéraires de gestion: - itinéraires avec des coupes rases seules - itinéraire réguliers avec des éclaircies - itinéraire irrégulier avec des passages en coupes successives
2019	Disponibilités en bois des forêts en Normandie à l'horizon 2036	IGN	Régional	Evaluer la disponibilité en bois de la région Normandie pour le matériau, l'industrie et l'énergie	20 ans	Essence principale Catégorie juridique de propriété Structure forestière Richesse en chêne	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification** progressive des prélèvements

Année	Intitulé de l'étude	Instituts auteurs de l'étude	Echelle d'étude	Objectif de l'étude	Horizon temporel	Facteurs de partitionnement	Scénarios des prélèvements
2019	Etude prospective de la ressource en bois du Parc naturel régional des Grands Causses à l'horizon 2035	IGN	Territorial	Evaluer la ressource et la disponibilité en bois pour le matériau, l'industrie et l'énergie pour le parc national régional des Grands Causses Evaluation du puits de carbone des forêts	20 ans	Type de couverture boisée Essence principale et groupe d'essences Composition en essence Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification des prélèvements dans les forêts privées avec un déséquilibre sylvogénétique défavorable** (augmentation de la pression exercée par le gibier sur les forêts) **Scénario dynamique d'intensification des prélèvements avec un déséquilibre sylvogénétique favorable** (diminution de la pression exercée par le gibier sur les forêts) Chaque scénario se décline en 3 itinéraires de gestion: - itinéraires avec des coupes rases seules - itinéraire réguliers avec des éclaircies - itinéraire irrégulier avec des passages en coupes successives
2019	Plan Comptable Forestier National de la France incluant le Niveau de Référence pour les Forêts (FRL) pour les périodes 2021-2025 et 2026-2030	CITEPA IGN MAA MTES	National (France métropolitaine)	Evaluation du puits de carbone des forêts françaises	20 ans	Type de couverture boisée Découpage de la France en Grande régions écologique (GRECO) Essence principale et groupes d'essences Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion déterminé à partir des données d'inventaires 2003-2009
2019	Réévaluation de la ressource et de la disponibilité en bois d'œuvre des essences feuillues et conifères en France	IGN FCBA	National (France métropolitaine)	Réévaluation de l'étude réalisée en 2016 sur la disponibilité future en bois des forêts françaises	20 ans	Type de couverture boisée Découpage de la France en Grande régions écologique (GRECO) Essence principale et groupes d'essences Catégorie juridique de propriété	**Scénario de base** simulant un maintien des pratiques actuelles de gestion (appliqué sur les forêts lors de l'étude) déterminé à partir des données d'inventaire **Scénario dynamique d'intensification progressive** des prélèvements

Annexe III.1. Modélisation des coefficients de variations (*CV* compris dans [0, 1]) des séries temporelles du stock de bois des données d'inventaires ventilées par essences dominantes feuillues et résineuses



Annexe III.2. Détail des 135 strates de la forêt française décrivant la forêt française dans son ensemble (92% du stock de bois)

Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ».

Strate	Nombre de départements couvert	Volume (en m³)	Part du volume total (en %)	Part du volume total cumulé (en %)
B.Pr.Chêne sessile	21	107 722 055	3,94	3,94
B.Pr.Chêne pédonculé	22	93 970 341	3,44	7,37
B.Pr.Divers feuillus	24	90 905 983	3,32	10,70
F.Pr.Pin maritime	6	83 445 940	3,05	13,75
F.Pr.Divers feuillus	10	75 574 537	2,76	16,51
G.Pr.Divers feuillus	13	73 547 492	2,69	19,20
G.Pr.Douglas	13	68 041 469	2,49	21,69
H.Pr.Divers feuillus	7	67 759 850	2,48	24,17
G.Pr.Sapin blanc	10	55 123 876	2,02	26,18
B.Pr.Divers résineux	17	53 418 816	1,95	28,13
G.Pr.Chêne pédonculé	9	50 514 852	1,85	29,98
F.Pr.Chêne pédonculé	10	44 161 143	1,61	31,60
G.Pr.Hêtre	11	43 001 658	1,57	33,17
G.Pr.Pin sylvestre	8	40 562 995	1,48	34,65
F.Pr.Chêne pubescent	7	38 499 810	1,41	36,06
I.Pr.Divers feuillus	5	37 106 341	1,36	37,42
E.Pr.Divers feuillus	3	36 943 724	1,35	38,77
G.Pr.Chêne sessile	12	36 209 711	1,32	40,09
H.Pr.Epicéa commun	3	34 772 715	1,27	41,36
G.Pr.Epicéa commun	10	34 104 733	1,25	42,61
B.D.Chêne sessile	14	30 720 490	1,12	43,73
G.Pr.Châtaignier	9	29 996 507	1,10	44,83
E.Pr.Epicéa commun	3	27 545 218	1,01	45,84
C.AFP.Chêne sessile	7	27 176 554	0,99	46,83
C.Pr.Divers feuillus	7	26 670 999	0,98	47,80
B.Pr.Charme	12	25 601 802	0,94	48,74
H.Pr.Pin sylvestre	6	24 822 629	0,91	49,65
D.Pr.Divers feuillus	3	22 943 577	0,84	50,49
E.AFP.Divers feuillus	3	22 912 885	0,84	51,32
A.Pr.Chêne pédonculé	8	22 663 914	0,83	52,15
C.Pr.Chêne sessile	7	22 558 881	0,82	52,98

Strate	Nombre de départements couvert	Volume (en m³)	Part du volume total (en %)	Part du volume total cumulé (en %)
H.Pr.Hêtre	5	21 957 158	0,80	53,78
J.Pr.Divers résineux	5	21 302 438	0,78	54,56
G.Pr.Divers résineux	8	20 836 461	0,76	55,32
H.D.Divers résineux	5	20 450 273	0,75	56,07
D.AFP.Sapin blanc	3	20 169 098	0,74	56,81
C.AFP.Hêtre	6	19 770 548	0,72	57,53
H.AFP.Epicéa commun	3	19 712 907	0,72	58,25
B.Pr.Frêne	10	19 234 130	0,70	58,95
E.AFP.Sapin blanc	3	18 749 283	0,69	59,64
A.Pr.Divers résineux	6	18 305 109	0,67	60,31
C.Pr.Divers résineux	7	18 124 333	0,66	60,97
D.AFP.Hêtre	3	17 290 045	0,63	61,60
A.Pr.Divers feuillus	8	17 239 982	0,63	62,23
J.Pr.Divers feuillus	5	17 152 477	0,63	62,86
C.AFP.Divers feuillus	7	17 004 765	0,62	63,48
C.AFP.Charme	6	16 657 715	0,61	64,09
B.Pr.Pin sylvestre	6	16 174 295	0,59	64,68
I.Pr.Chêne pédonculé	4	16 142 473	0,59	65,27
B.Pr.Châtaignier	8	15 602 499	0,57	65,84
C.AFP.Chêne pédonculé	6	15 297 952	0,56	66,40
B.Pr.Hêtre	7	15 225 515	0,56	66,96
H.Pr.Divers résineux	6	14 764 735	0,54	67,50
E.Pr.Hêtre	3	14 623 457	0,53	68,03
H.AFP.Sapin blanc	6	14 616 822	0,53	68,57
C.Pr.Hêtre	6	14 543 878	0,53	69,10
I.AFP.Hêtre	3	14 468 924	0,53	69,63
H.AFP.Divers résineux	5	14 389 115	0,53	70,15
C.Pr.Chêne pédonculé	6	14 162 169	0,52	70,67
D.AFP.Divers feuillus	3	14 152 663	0,52	71,19
J.Pr.Chêne pubescent	5	14 054 252	0,51	71,70
D.Pr.Epicéa commun	3	14 027 153	0,51	72,22
C.D.Divers résineux	4	13 670 372	0,50	72,72
E.Pr.Sapin blanc	3	13 564 220	0,50	73,21
C.Pr.Charme	7	13 029 517	0,48	73,69
G.AFP.Divers feuillus	5	12 692 631	0,46	74,15
C.D.Hêtre	6	12 622 487	0,46	74,61
C.AFP.Divers résineux	7	12 480 659	0,46	75,07
C.Pr.Frêne	6	12 438 843	0,45	75,53
H.Pr.Sapin blanc	3	12 190 330	0,45	75,97
K.Pr.Chêne vert	2	11 709 582	0,43	76,40
I.Pr.Hêtre	3	11 628 139	0,43	76,82
C.Pr.Epicéa commun	5	11 481 727	0,42	77,24

Strate	Nombre de départements couvert	Volume (en m³)	Part du volume total (en %)	Part du volume total cumulé (en %)
G.AFP.Divers résineux	8	11 475 292	0,42	77,66
E.AFP.Epicéa commun	3	11 193 248	0,41	78,07
J.Pr.Pin dAlep	3	11 156 101	0,41	78,48
B.AFP.Divers feuillus	5	11 141 774	0,41	78,89
E.AFP.Hêtre	3	11 099 861	0,41	79,29
K.AFP.Divers résineux	2	10 737 527	0,39	79,69
D.D.Sapin blanc	2	10 166 104	0,37	80,06
B.D.Hêtre	5	10 008 020	0,37	80,42
K.Pr.Divers feuillus	2	9 952 538	0,36	80,79
J.Pr.Chêne vert	4	9 656 375	0,35	81,14
I.Pr.Châtaignier	4	9 407 744	0,34	81,49
D.AFP.Divers résineux	3	9 269 826	0,34	81,82
G.D.Divers résineux	4	9 085 805	0,33	82,16
D.AFP.Epicéa commun	3	8 992 144	0,33	82,49
I.Pr.Divers résineux	4	8 989 152	0,33	82,81
C.D.Chêne sessile	4	8 975 813	0,33	83,14
H.AFP.Hêtre	5	8 804 495	0,32	83,46
A.Pr.Châtaignier	4	8 643 397	0,32	83,78
A.Pr.Chêne sessile	5	8 562 674	0,31	84,09
H.AFP.Divers feuillus	6	8 539 225	0,31	84,41
D.D.Divers résineux	2	8 460 522	0,31	84,71
B.AFP.Chêne sessile	3	8 328 795	0,30	85,02
I.AFP.Sapin blanc	4	8 138 238	0,30	85,32
G.AFP.Sapin blanc	3	7 585 673	0,28	85,59
I.AFP.Divers feuillus	3	7 508 286	0,27	85,87
D.AFP.Chêne sessile	3	7 460 837	0,27	86,14
D.D.Divers feuillus	3	7 348 495	0,27	86,41
H.AFP.Pin sylvestre	3	7 316 688	0,27	86,68
J.D.Divers résineux	3	7 031 773	0,26	86,93
J.AFP.Divers résineux	4	6 846 419	0,25	87,18
D.Pr.Sapin blanc	2	6 838 934	0,25	87,43
G.AFP.Epicéa commun	3	6 731 098	0,25	87,68
I.D.Divers résineux	2	6 687 975	0,24	87,93
J.AFP.Divers feuillus	4	6 410 883	0,23	88,16
D.D.Hêtre	2	6 340 351	0,23	88,39
D.Pr.Hêtre	3	6 301 344	0,23	88,62
A.Pr.Pin maritime	2	6 183 315	0,23	88,85
F.Pr.Divers résineux	2	5 782 955	0,21	89,06
K.Pr.Pin maritime	2	5 475 248	0,20	89,26
A.Pr.Hêtre	4	5 312 292	0,19	89,45

Strate	Nombre de départements couvert	Volume (en m³)	Part du volume total (en %)	Part du volume total cumulé (en %)
I.D.Divers feuillus	2	4 912 744	0,18	89,63
J.D.Divers feuillus	3	4 664 498	0,17	89,80
E.D.Divers résineux	2	4 584 496	0,17	89,97
I.AFP.Divers résineux	3	4 503 432	0,16	90,14
F.AFP.Divers résineux	2	4 322 486	0,16	90,29
G.D.Divers feuillus	2	4 194 467	0,15	90,45
H.D.Divers feuillus	3	4 122 279	0,15	90,60
F.D.Divers résineux	2	4 083 567	0,15	90,75
C.D.Charme	3	3 834 969	0,14	90,89
D.Pr.Divers résineux	2	3 825 938	0,14	91,03
E.D.Divers feuillus	1	3 715 715	0,14	91,16
E.Pr.Divers résineux	2	3 596 535	0,13	91,30
B.D.Chêne pédonculé	2	3 402 838	0,12	91,42
B.D.Pin sylvestre	2	2 920 593	0,11	91,53
B.D.Divers feuillus	2	2 835 366	0,10	91,63
B.D.Divers résineux	2	2 539 669	0,09	91,72
C.D.Divers feuillus	2	2 403 258	0,09	91,81
K.AFP.Divers feuillus	1	1 952 960	0,07	91,88
A.D.Divers feuillus	1	1 841 701	0,07	91,95
B.AFP.Divers résineux	1	1 386 071	0,05	92,00
C.D.Chêne pédonculé	1	1 276 258	0,05	92,05
K.Pr.Divers résineux	1	1 233 753	0,05	92,09

Annexe III.3. Résumés des données sur le diamètre (à 1,30 m) des arbres et des classes ouvertes des strates en fonction de la largeur des classes de diamètre de la forêt française.

Une classe de diamètre supérieure dans laquelle on peut estimer un taux de passage non nul à toute date a été identifiée dans chaque strate. La classe de diamètre supérieure à cette classe de diamètre a été définie comme la classe ouverte. Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ». La première classe de diamètre ouverte lorsqu'une largeur de 5 cm est utilisé a un diamètre médian de 10 cm, la seconde a un diamètre médian de 15 cm…etc. Dans le cas des classes de diamètre de 10 cm de largeur, la première classe possède un diamètre médian de 12,5 cm, la seconde un diamètre médian de 22,5 cm…etc.

Strate	Diamètre moyen (en cm)	Ecart-type du diamètre (en cm)	Diamètre maximal observé (en cm)	Classe de diamètre ouverte	
				Largeur de 5 cm	Largeur de 10 cm
A.D.Divers feuillus	18,5	13,2	108	12	4
A.Pr.Châtaignier	16,8	9,1	130	9	4
A.Pr.Chêne pédonculé	18,1	11,8	145	14	7
A.Pr.Chêne sessile	19,1	12,6	96	15	8
A.Pr.Divers feuillus	13,4	6,6	98	14	7
A.Pr.Divers résineux	19,9	10,5	144	12	6
A.Pr.Hêtre	17,7	11,9	138	11	6
A.Pr.Pin maritime	22,4	12,0	90	14	6
B.AFP.Chêne sessile	21,9	15,0	95	12	6
B.AFP.Divers feuillus	13,3	8,2	102	12	6
B.AFP.Divers résineux	20,5	11,1	82	8	3
B.D.Chêne pédonculé	26,4	16,5	118	14	7
B.D.Chêne sessile	21,2	15,2	151	17	9
B.D.Divers feuillus	16,1	8,9	109	9	5
B.D.Divers résineux	18,9	10,7	88	11	6
B.D.Hêtre	22,1	16,0	131	17	9
B.D.Pin sylvestre	20,5	11,5	78	10	5
B.Pr.Charme	11,5	4,5	92	8	4
B.Pr.Châtaignier	14,0	6,7	190	11	6
B.Pr.Chêne pédonculé	19,0	12,7	166	17	9
B.Pr.Chêne sessile	18,8	12,1	144	15	8
B.Pr.Divers feuillus	13,5	6,7	151	17	9
B.Pr.Divers résineux	18,7	10,1	178	15	7
B.Pr.Frêne	17,0	9,8	101	16	7
B.Pr.Hêtre	18,9	13,4	122	15	8
B.Pr.Pin sylvestre	19,3	9,8	89	11	6
C.AFP.Charme	12,6	5,8	62	9	5
C.AFP.Chêne pédonculé	28,1	16,5	146	16	8
C.AFP.Chêne sessile	22,6	15,1	131	14	7
C.AFP.Divers feuillus	14,2	7,5	93	11	5
C.AFP.Divers résineux	19,0	10,4	112	14	6
C.AFP.Hêtre	20,7	15,3	111	17	8

Strate	Diamètre moyen (en cm)	Ecart-type du diamètre (en cm)	Diamètre maximal observé (en cm)	Classe de diamètre ouverte	
				Largeur de 5 cm	Largeur de 10 cm
C.D.Charme	12,3	5,4	63	7	4
C.D.Chêne pédonculé	23,5	15,2	102	10	4
C.D.Chêne sessile	21,0	13,7	103	12	6
C.D.Divers feuillus	15,3	8,3	83	9	4
C.D.Divers résineux	21,0	12,0	111	12	6
C.D.Hêtre	18,8	13,0	114	16	7
C.Pr.Charme	12,6	5,6	72	9	5
C.Pr.Chêne pédonculé	22,1	13,2	104	13	7
C.Pr.Chêne sessile	19,1	11,8	119	14	6
C.Pr.Divers feuillus	13,9	7,0	121	11	6
C.Pr.Divers résineux	19,1	10,1	99	14	6
C.Pr.Epicéa commun	16,2	8,3	91	10	5
C.Pr.Frêne	17,1	9,6	103	10	5
C.Pr.Hêtre	20,3	13,7	125	14	6
D.AFP.Chêne sessile	22,5	13,9	101	11	6
D.AFP.Divers feuillus	16,4	10,4	141	16	7
D.AFP.Divers résineux	22,0	12,6	90	10	5
D.AFP.Epicéa commun	18,5	10,9	103	10	5
D.AFP.Hêtre	19,1	12,7	138	15	8
D.AFP.Sapin blanc	22,0	14,0	123	14	7
D.D.Divers feuillus	16,4	10,0	105	14	6
D.D.Divers résineux	20,9	13,0	109	12	6
D.D.Hêtre	18,5	11,7	99	13	7
D.D.Sapin blanc	21,7	14,8	122	14	7
D.Pr.Divers feuillus	16,5	9,4	127	15	8
D.Pr.Divers résineux	20,4	10,6	92	10	4
D.Pr.Epicéa commun	16,7	8,7	92	9	5
D.Pr.Hêtre	20,0	12,8	104	14	6
D.Pr.Sapin blanc	19,5	11,7	93	12	6
E.AFP.Divers feuillus	15,0	8,9	106	11	6
E.AFP.Epicéa commun	22,4	13,5	97	12	6
E.AFP.Hêtre	19,1	12,5	94	14	6
E.AFP.Sapin blanc	22,2	14,5	107	16	7
E.D.Divers feuillus	17,1	11,8	90	11	4
E.D.Divers résineux	23,7	16,5	101	14	7
E.Pr.Divers feuillus	14,3	7,7	133	13	7
E.Pr.Divers résineux	21,8	11,0	90	8	4
E.Pr.Epicéa commun	20,5	11,4	98	14	6
E.Pr.Hêtre	17,5	9,4	101	13	6
E.Pr.Sapin blanc	22,3	13,8	111	16	6

Strate	Diamètre moyen (en cm)	Ecart-type du diamètre (en cm)	Diamètre maximal observé (en cm)	Classe de diamètre ouverte	
				Largeur de 5 cm	Largeur de 10 cm
F.AFP.Divers résineux	20,6	10,2	75	9	5
F.D.Divers résineux	21,3	9,9	66	9	5
F.Pr.Chêne pédonculé	17,8	11,1	138	13	7
F.Pr.Chêne pubescent	14,4	6,8	108	9	5
F.Pr.Divers feuillus	13,6	6,7	172	15	8
F.Pr.Divers résineux	17,4	8,5	92	10	5
F.Pr.Pin maritime	20,5	11,0	128	14	7
G.AFP.Divers feuillus	15,4	9,2	111	14	7
G.AFP.Divers résineux	19,8	10,4	94	7	4
G.AFP.Epicéa commun	19,2	9,8	103	11	6
G.AFP.Sapin blanc	22,0	13,6	108	17	9
G.D.Divers feuillus	16,9	11,3	162	9	5
G.D.Divers résineux	20,5	11,5	101	16	6
G.Pr.Châtaignier	15,9	10,5	196	17	9
G.Pr.Chêne pédonculé	19,0	11,1	143	13	7
G.Pr.Chêne sessile	16,3	8,8	142	14	6
G.Pr.Divers feuillus	13,5	6,5	184	14	7
G.Pr.Divers résineux	19,0	9,8	81	9	5
G.Pr.Douglas	20,2	10,7	103	14	6
G.Pr.Epicéa commun	17,8	8,9	106	9	5
G.Pr.Hêtre	17,3	10,3	147	12	5
G.Pr.Pin sylvestre	19,9	9,0	92	10	4
G.Pr.Sapin blanc	20,8	12,3	111	16	6
H.AFP.Divers feuillus	12,4	5,4	104	8	4
H.AFP.Divers résineux	21,8	12,0	179	11	5
H.AFP.Epicéa commun	25,2	14,7	112	15	8
H.AFP.Hêtre	14,9	7,5	86	11	5
H.AFP.Pin sylvestre	20,0	9,5	100	9	4
H.AFP.Sapin blanc	21,8	14,1	125	15	8
H.D.Divers feuillus	14,1	7,1	99	9	4
H.D.Divers résineux	18,3	9,4	117	14	6
H.Pr.Divers feuillus	13,4	6,7	178	17	9
H.Pr.Divers résineux	18,7	10,4	172	10	5
H.Pr.Epicéa commun	22,2	13,1	130	15	8
H.Pr.Hêtre	15,7	8,5	120	11	6
H.Pr.Pin sylvestre	16,5	7,5	155	9	5
H.Pr.Sapin blanc	22,6	14,3	123	14	7

Strate	Diamètre moyen (en cm)	Ecart-type du diamètre (en cm)	Diamètre maximal observé (en cm)	Classe de diamètre ouverte	
				Largeur de 5 cm	Largeur de 10 cm
I.AFP.Divers feuillus	15,8	10,0	160	13	7
I.AFP.Divers résineux	19,4	9,7	84	10	4
I.AFP.Hêtre	21,2	13,1	152	12	6
I.AFP.Sapin blanc	23,3	15,6	120	15	8
I.D.Divers feuillus	18,1	10,5	98	13	6
I.D.Divers résineux	20,2	11,0	101	11	6
I.Pr.Châtaignier	17,0	10,5	157	11	6
I.Pr.Chêne pédonculé	21,6	14,1	157	16	7
I.Pr.Divers feuillus	14,2	7,4	124	14	7
I.Pr.Divers résineux	19,1	10,6	115	12	4
I.Pr.Hêtre	19,1	12,0	157	13	7
J.AFP.Divers feuillus	11,4	4,6	112	7	4
J.AFP.Divers résineux	19,0	9,6	85	9	5
J.D.Divers feuillus	14,4	7,3	187	8	4
J.D.Divers résineux	21,5	11,7	106	12	6
J.Pr.Chêne pubescent	12,8	5,3	143	10	4
J.Pr.Chêne vert	10,9	3,3	86	4	4
J.Pr.Divers feuillus	14,4	8,2	195	15	7
J.Pr.Divers résineux	17,9	9,5	120	11	6
J.Pr.Pin dAlep	19,2	10,1	96	14	6
K.AFP.Divers feuillus	16,2	12,3	179	12	6
K.AFP.Divers résineux	24,0	17,1	156	15	7
K.Pr.Chêne vert	14,0	6,8	136	9	5
K.Pr.Divers feuillus	14,4	13,3	277	18	8
K.Pr.Divers résineux	18,2	14,5	116	8	4
K.Pr.Pin maritime	25,0	15,1	119	14	7

Annexe III.4. Sur l'estimation des taux de passage, leurs alternatives et leur relation d'ordre (Audinot T & Bontemps JD)

Dans la **section 2.4** de la **partie III** de la thèse, la comparaison des TPA fréquentiels, médians et moyens estimés à partir des données du premier et du second cycle d'inventaire ont mis en évidence une estimation systématiquement moindre des TPA fréquentiels par rapport aux taux médians et moyens dans cet ordre. Cependant, la même comparaison sur le troisième cycle d'inventaire et les données de nouvelle méthode montre que cette sous-estimation est propre aux cycles 1 et 2.

Dans cette partie et de façon théorique, nous avons cherché à positionner les estimations fréquentielles, médiane et moyenne des TPA médians et moyens selon différentes hypothèses de distribution des IR5 des arbres au sein des classes de diamètre.

Dans cette partie, les notations suivantes seront utilisées :

- CD : 1.. K (k) [D_k, D_{k+1}]
- D_i, arbre de la classe de diamètre k
- IR, accroissement radial

1. Espérance de la fréquence de passage empirique

On note T l'indicatrice de franchissement rétrospectif du seuil de diamètre D_k à gauche sur la période considérée (par exemple 5 ans si on considère l'IR usuel de l'inventaire) par l'arbre i de diamètre D_i :

$$T_i = 1 \; si \; D_i(t) - 2.IR_i(t, t-5) < \; D_k$$

$$T_i = 0 \; si \; D_i(t) - 2.IR_i(t, t-5) \geq \; D_k$$

Soit N_T le nombre d'arbres franchissant ce seuil entre $t-5 \; et \; t$:

$$N_T = \sum_{i=1}^{N_k} T_i$$

La proportion d'arbres franchissant le seuil, ou taux de passage, est définie comme :

$$TPA_{f,k} = N_T \; / \; N_k$$

Avec N_k le nombre d'arbres dans la classe de diamètre.

Son espérance est donnée par :

$$E[TPA_{f,k}] = \frac{1}{N_k}\sum_{i=1}^{N_k} E[T_i]$$

Or :

$$E(T_i) = P(T_i = 1).1 + P(T_i = 0).0 = P(T_i = 1)$$

D'où :

$$E\left[TPA_{f,k}\right] = \frac{1}{N_k}\sum_{i=1}^{N_k} P(T_i = 1) = \frac{1}{N_k}\sum_{i=1}^{N_k} P(D_i - 2\,IRi < D_k) = \overline{P_k}$$

Où $\overline{P_k}$ est la probabilité moyenne de franchissement du seuil diamétrique sur la population d'arbres présents dans la classe de diamètre [k, k+1].

N_T / N_k est donc un estimateur sans biais de cette proportion.

2. Distribution uniforme des diamètres et constance de l'IR5

L'effectif d'arbres au sein d'une classe de diamètre étant grand, on raisonne en probabilités continues sur population grande (infinie).

En admettant l'hypothèse d'uniformité des diamètres au sein des classes de diamètre, on a:

$$P(D_i - 2IR\ < D_k) = P(D_i < D_k + 2IR)$$

La densité de probabilité de D est donnée par :

$$f(D_i) = \frac{1}{(D_{k+1} - D_k)} = \frac{1}{CD}$$

pour D_i dans $[D_k, D_{k+1}]$

D'où :

$$TPA_f = \int_{D_k+2IR}^{D_k} \frac{1}{CD}\, dx$$

$$TPA_f = \frac{2IR}{CD}$$

Sous l'hypothèse de distribution uniforme des diamètres, $\frac{\boldsymbol{2IR}}{\boldsymbol{CD}}$ est l'espérance des $TPA_{f,k}$. Dans cette situation, espérance, moyenne et médiane se superposent asymptotiquement.

3. Un premier exemple de généralisation : loi uniforme des IR indépendante de D

Ici, on cherche $P(D_i - 2IR_i < D_k)$.

En posant $D_i = X$ et $-2IR_i = Y$, cela ramène au problème d'estimation de $P(X + Y < D_k)$ quand X et Y sont indépendantes.

Pour IR, on a :

$$g(IR) = \frac{1}{(b-a)}$$

où (a, b) sont les IR minimaux et maximaux de la classe de diamètre.

La densité d'une combinaison paramétrique linéaire d'une variable aléatoire est donnée par :

$$g(-2 * IR) = g_2(IR) = -\frac{1}{2}.\frac{1}{(a-b)} = \frac{1}{2}.\frac{1}{(b-a)}$$

Dans le cadre de la loi uniforme, elle reste donc constante à la constante ½ près.

Dans le cadre de distributions aléatoires, on fait intervenir le produit de convolution :

$$P(X + Y < D_k) = \int_{-\infty}^{+\infty} g_2(y) \int_{-\infty}^{D_k - y} f(x)\, dx\, dy$$

$f(x)$ est définie non nulle sur $[D_k, D_{k+1}]$, il faut donc vérifier la condition :

$$D_k < D_k - y < D_{k+1}$$

Soit :

$$-CD < y < 0$$

$$0 < 2IR < CD$$

On retrouve ici la condition de Usher (Usher, 1966), postulée par hypothèse dans l'écriture du modèle, et présumée vérifiée. D'où :

$$\int_{-\infty,}^{D_k - y} f(x)\, dx = \frac{1}{CD}\,[x]_{D_k}^{D_{k-y}} = \frac{-y}{CD}$$

Puis $(-2\ a > -2 * IR > -2b)$:

$$P = \frac{-1}{CD\ (b-a)}\,[\frac{y^2}{2}]^{(-2b,-2a)}$$

$$= \frac{-1\,.\,(2a^2 - 2b^2)}{\big(2CD\ (b-a)\big)}$$

$$= \frac{(a-b)(a+b)}{CD.\,(a-b)}$$

$$= \frac{2\ (a+b)/2}{CD}$$

$$P = \frac{2\ IRm}{CD}$$

Où IRm est l'accroissement moyen issu de la loi uniforme sur [a, b]. L'espérance du TPA reste donc inchangée. La distribution uniforme étant symétrique, son espérance coïncide avec sa médiane et sa moyenne asymptotiques.

4. Généralisation, distribution symétrique de l'IR indépendante de D

On considère ici une distribution bornée de l'accroissement. On suppose $g(IR)$ sa densité de distribution, symétrique sur $[a, b]$.

En posant $u = IR - IRm = IR - \frac{(a+b)}{2}$, $g(u)$ est paire sur $[a - IRm, b - IRm] = [a - b, b - a]$

On rappelle la première intégration de la densité diamétrique :

$$\int_{-\infty}^{D_k - y} \frac{1}{CD} dx = \frac{-y}{CD}$$

Puis :

$$g_2(y) = g(-2IR) = \frac{1}{2} g(\frac{-IR}{2})$$

sur $[-2b, -2a]$, paire

Et :

$$P = \frac{-1}{(2CD)} \int_{-2b}^{,-2a} (-y)\, g_2(y) dy$$

On introduit alors le changement de variable u :

$$P = \frac{-1}{(2CD)} \int_{(a-b)}^{b-a} -(u + 2IRm)\, g_2(u) du$$

(note: il s'agit bien de $2IRm$, puisque la densité g_2 fait intervenir $\frac{IR}{2}$)

On désigne par G la primitive de g_2 (il s'agit de sa fonction de répartition), par intégration par partie :

$$P = \frac{1}{(2CD)} ([(y + 2IRm)G(y)]_{a-b}^{b-a} - \int_{a-b}^{b-a} -G(y)\, dy$$

G est impaire puisque g est paire :

$$([(y + 2IRm)G(y)]_{a-b}^{b-a} = (b - a + 2IRm)G(b - a) - (a - b + 2IRm)G(a - b)$$

$$= (b - a + 2IRm)G(b - a) + (b - a - 2IRm)(-1)G(b - a)$$

$$= 4IRmG(b - a)$$

$$= 4IRm$$

G est la fonction de répartition qui vaut 1 par définition à l'extrême de son domaine de définition.

D'où :

$$P = \frac{1}{(2CD)}(4IRm - \int_{a-b}^{b-a} -G(y)\, dy)$$

On désigne par $\boldsymbol{G}$ une primitive de G, de même $\boldsymbol{G}$ est paire et la dernière intégrale vaut :

$$[\boldsymbol{G}(b - a) - \boldsymbol{G}(a - b)] = 0$$

D'où:

$$P = \frac{2IRm}{CD}$$

Dans le cas d'une distribution symétrique quelconque bornée des IR, l'espérance du taux de passage est à nouveau équivalente à celle des formules moyennes et médianes.

5. Aspects de généralisation

5.1 Position du taux de passage et du taux défini par l'accroissement moyen

La variabilité de l'IR5 sur une classe de diamètre fait que l'hypothèse d'indépendance n'a pas de raison d'être remise en question.

L'existence d'une asymétrie à l'IR5 (densité f(x)), pas nettement constatée en pratique, mais théoriquement droite (IR borné à zéro) fait qu'on a dans cette situation :

$$médiane\ (IR5) < moyenne\ (IR5) < \frac{(a+b)}{2}$$

Par définition :

$$P(IR \leq IRmed) = 0{,}5$$

D'où :

$$P(IR \leq IRm) = P(IR \leq IR\ med) + P(IRmed < IR \leq IRm)$$

$$= 0{,}5 + \int_{IRmed}^{IRm} f(x)\ dx > 0{,}5$$

Donc :

$$P(D_i - 2IR \geq D_i - 2IRm) > 0{,}5$$

D'où :

$$P = (D_i - 2IR < D_i - 2IRm) < 0{,}5$$

Sous l'hypothèse d'uniformité de D_i

$$P = (D_i - 2IR \leq D_k) < P(D - 2IRm \leq D_k) = \frac{2IRm}{CD}$$

$$\boldsymbol{E\left(TPA_{f,k}\right) < \frac{2IRm}{CD}}$$

Dans le cas d'une distribution uniforme des distributions de diamètres dans les classes de diamètre, l'approche fréquentielle donnera une estimation du taux de passage inférieure à celle de la moyenne. L'existence d'une non-uniformité de distribution de diamètres dans les classes de diamètre est en revanche plus plausible (les effectifs décroissant avec le diamètre), et dans ce cas, l'approche fréquentielle donnera une estimation du taux de passage supérieure à celle de la moyenne : $E\left(TPA_{f,k}\right) > \frac{2IRm}{CD}$.

5.2 Position par rapport à l'accroissement médian

5.2.1 Premier encadrement sommaire

On repart du produit de convolution généralisé :

$$P = \frac{-1}{(2CD)} \int_{-2b}^{-2a} (y)\, g_2(y) dy$$

Si G est une primitive de g2, et avec une intégration similaire par parties :

$$P = \frac{-1}{(2CD)} \{[2yG(\frac{y}{2})]_{-2b}^{-2a} - 2 \int_{-2b}^{-2a} G\left(\frac{y}{2}\right) dy\}$$

$$P = \frac{-1}{CD} \{[2yG(\frac{y}{2})]_{-2b}^{-2a} - \int_{-2b}^{-2a} G\left(\frac{y}{2}\right) dy\}$$

Le premier terme vaut $-2a$ puisque $G(-2a) = 1$

La seconde intégrale peut être encadrée ($\boldsymbol{G}$ primitive de G).

Sur $[-2b, -2\ IRmed]$ on a:

$$0 \leq G(y) \leq 0{,}5$$

$$0 \leq I \leq b - IR\ med$$

Sur $[-2IR\ med, -2a]$ on a:

$$0{,}5 \leq G(y) \leq 1$$

$$IRmed - a \leq I \leq 2(IRmed - a)$$

Soit sur l'intervalle:

$$IRmed - a \leq I \leq IRmed + b - 2a$$

Soit pour l'intégration (on renverse l'inégalité par inversion de signe):

$$2a - b - IRmed - 2a \leq I_{tot} \leq a - IRmed - 2a$$

$$-(b + IRmed) \leq I_{tot} \leq -(IRmed + a)$$

Sachant que:

$$P = \frac{-1}{CD} I_{tot}$$

On a:

$$\frac{(a + IRmed)}{CD} \leq P \leq \frac{(b + IRmed)}{CD}$$

On recherché alors:

$$\frac{(b + IRmed)}{CD} < \frac{2\ IRmed}{CD}$$

Ce qui implique : b < $IRmed$, ce qui est impossible.

Cet encadrement ne permet donc pas de préciser la position par rapport à $\frac{2IRmed}{CD}$.

5.2.1 Encadrement plus fin

Un encadrement plus fin peut encore être produit en mobilisant les quantiles $q25$ et $q75$ de la distribution des accroissements qui précisent la forme de la distribution. En encadrant, puis en intégrant par morceaux, on obtient :

$$\frac{a + q25 + IRmed + q75}{2CD} \leq P \leq \frac{b + q25 + IRmed + q75}{2CD}$$

1) Cas $q75 - IRmed > IRmed - q25$ (correspondant à une asymétrie droite complète) :

$$q75 + q25 > 2\ IRmed$$

$$P \geq \frac{(a + 3\ IRmed)}{2CD} \leq \frac{2\ IRmed}{CD}$$

On ne peut rien décider sur la position de P par rapport à $\frac{2IRmed}{CD}$.

2) Cas $q75 - IRmed < IRmed - q25$ **:**

$$q75 + q25 < 2\ IRmed$$

$$P \leq \frac{(3\ IRmed + b)}{2CD} > \frac{2\ IRmed}{CD}$$

On ne peut rien décider sur la position de P par rapport à $\frac{2IRmed}{CD}$.

3) Réciproquement, pour avoir : $\boldsymbol{P < \frac{2\ IRmed}{CD}}$

$$\frac{(q25 + IRmed + q75 + b)}{2} < 2\ IRmed$$

$$q25 + IRmed + q75 + b < 4\ IRmed$$

$$q25 + q75 + b < 3IRmed$$

$$q75 + b < 3IRmed - q25$$

$$(q75 - IRmed) + b < IRmed + (IRmed - q25)$$

$$(IRmed - q25) - (q75 - IRmed) > b - IRmed$$

Cette condition semble a priori difficile à vérifier en pratique, mais avec une distribution composite des IR5. A ce stade, il est donc difficile de conclure sur la position de P. L'observation des distributions empiriques pourraient aider à conclure sur ce point.

Annexe III.5. Résumé des abréviations utilisées pour distinguer les essences forestières ou les groupes génériques d'essences simulés par MARGOT.

Essence ou composition générique	Abréviation
Hêtre (*Fagus sylvatica*)	Fs
Chêne pédonculé (*Quercus robur*)	Qs
Chêne rouvre (*Quercus petraea*)	Qp
Epicéa commun (*Picea abies*)	Pa
Sapin pectiné (*Abies alba*)	Aa
Châtaignier (*Castanea sativa*)	Cs
Chêne pubescent (*Quercus pubescens*)	Qp
Frêne (*Fraxinus excelsior*)	Fe
Pin maritime (*Pinus pinaster*)	Pp
Pin sylvestre (*Pinus sylvestris*)	Psi
Charme (*Carpinus betulus*)	Cb
Chêne vert (*Quercus ilex*)	Qi
Douglas (*Pseudotsuga menziesii*)	Pm
Pin d'Alep (*Pinus halepensis*)	Ph
Divers Résineux	DR
Divers Feuillus	DF

Annexe III.6. Positionnement de la méthode des taux dite « cumulée » par rapport à la méthode d'annualisation des taux de prélèvement et de mortalité.

On connaît le développement limité d'ordre 2 (DL_2) de :

$$(1+x)^{\alpha} = 1 + \alpha\, x + \frac{\alpha(\alpha-1)}{2!}x^2 + \varepsilon(x^2)$$

où $\varepsilon(x^2)$ est un terme négligeable devant le précédent.

Ici, $x < 0$ et $\alpha > 0$, on a alors :

$$(1-x)^{\alpha} = 1 - \alpha\, x + \frac{\alpha(\alpha-1)}{2!}x^2 + \varepsilon(x^2)$$

Ainsi, la formule des taux de mortalité et de prélèvement cumulés peut s'écrire de la façon suivante :

$$Taux_{cumulé} = 1 - (1-\frac{n}{N})^{\frac{1}{5}} = 1 - (1 - \frac{1}{5}\frac{n}{N} + \frac{\frac{1}{5}\left(\frac{1}{5}-1\right)}{2!}\left(\frac{n}{N}\right)^2 + \varepsilon((\frac{n}{N})^2)$$

Donc :

$$(1-\frac{n}{N})^{\frac{1}{5}} = \frac{n}{5N} \mp \frac{2}{25}(\frac{n}{N})^2 + \varepsilon((\frac{n}{N})^2)$$

Les taux de mortalité et de prélèvement annualisés sont égaux à :

$$T_{annualisé} = 1 - \frac{n}{5N}$$

Alors, si $\varepsilon((\frac{n}{N})^2)$ tend vers 0 on a :

$$Taux_{cumulé} = \frac{n}{5N} \mp \frac{2}{25}\left(\frac{n}{N}\right)^2 > \frac{n}{5N} = taux\ annualisé$$

Soit :

$$Taux_{cumulé} > Taux_{annualisé}$$

où n est l'effectif d'arbres morts ou prélevés d'une classe de diamètre au sein d'une strate et N est l'effectif d'arbres total au sein d'une classe de diamètre d'une strate.

Annexe III.7. Estimation des biais et des erreurs des simulations à l'échelle de la strate

1. Estimation du biais et des erreurs des simulations des effectifs d'arbres convertis en volume de bois à l'échelle de la strate

Les simulations des sous-strates (intersection entre la strate et le département) débutant à l'année où leurs données sont disponibles, une erreur et un biais peuvent être observées à la date commune t_c d'une strate. Ce biais et cette erreur initiale doivent être ôtés afin d'évaluer les simulations du modèle d'une strate sur une durée unique, au-delà de t_c. De plus, les simulations des strates étant issues de l'agrégation par sommation des simulations des sous-strates, nous avons cherché à déterminer si le biais et l'erreur d'une simulation au niveau de la strate étaient la somme des biais et des erreurs des simulations au niveau des sous-strates sur la période commune :

$$BV_s(t_f) = \sum_{s,ss} V_{M,s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_f)$$

$$= \sum_{s,ss} V_{M,s,ss}(t_f) - V_{M,s,ss}(t_c) - \left(V_{s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_c)\right) + \sum_{ss} (V_{M,s,ss}(t_c) - V_{s,ss}(t_c))$$

$$= BV_s(t_c, t_f) + BV_s(t_c)$$

ainsi le biais absolu de la période commune d'une strate s'estime selon l'équation suivante :

$$BV_s(t_c, t_f) = BV_s(t_f) - BV_s(t_c)$$

où $BV_s(t_c, t_f)$ est le biais absolu d'une simulation sur la période commune (t_c, t_f) de la strate s, $BV_s(t_f)$ est le biais absolu d'une strate à la date finale t_f d'une simulation, $BV_s(t_c)$ est le biais absolu d'une strate à la date commune t_c d'une simulation. $V_{M,s,ss}$ est le volume de bois simulé par le modèle MARGOT dans une sous-strate ss à la date tc ou t_f, et $V_{s,ss}$ est le volume de bois observé d'une sous-strate ss à la date t_c ou t_f.

La même démonstration a été effectuée pour l'estimation de l'erreur à l'échelle de la strate :

$$RMSEV_s(tf) = \sqrt{\sum_{s,ss}(V_{M,s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_f))^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{s,ss}((V_{M,s,ss}(t_f) - V_{M,s,ss}(t_c)) - (V_{s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_c)) + (V_{M,s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_c)))^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{s,ss}((V_{M,s,ss}(t_f) - V_{M,s,ss}(t_c)) - (V_{s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_c)))^2} + \sqrt{\sum_{s,ss}(V_{M,s,ss}(t_f) - V_{s,ss}(t_c))^2} + 2 * \sum_{ss}(((V_{M,ss}(t_f) - V_{M,ss}(t_c)) - (V_{ss}(t_f) - V_{ss}(t_c))) * (V_{M,ss}(t_c) - V_{ss}(t_c))$$

$$= RMSEV_s(t_c, t_f) + RMSEV_s(t_c) + 2 * \sum_{ss}((BV_{ss}(t_f) - BV_{ss}(t_c)) * BV_{ss}(t_c))$$

$$= RMSEV_s(t_c, t_f) + RMSEV_s(t_c) + 2 * \sum_{ss}(BV_{ss}(t_c, t_f) * BV_{ss}(t_c))$$

ainsi l'erreur absolue de la période commune d'une strate s'estime selon l'équation suivante :

$$RMSEV_s(t_c, t_f) = RMSEV_s(t_f) - RMSEV_s(t_c) - 2 * \sum_{ss}(BV_{ss}(t_c, t_f) * BV_{ss}(t_c))$$

où $RMSEV_s(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue d'une simulation sur la période commune (t_c, t_f) de la strate s, $RMSEV_s(t_f)$ est l'erreur absolue d'une strate à la date finale t_f d'une simulation, $RMSEV_s(t_c)$ est l'erreur absolue d'une strate à la date commune t_c d'une simulation, $BV_{ss}(t_c, t_f)$ est le biais absolu d'une simulation au niveau d'une sous-strate ss sur la période commune et $BV_{ss}(t_c)$ est le biais absolu d'une sous-strate à la date commune d'une simulation.

1.2 Estimation du biais et des erreurs des simulations des effectifs d'arbres ventilés par classe de diamètre à l'échelle de la strate

Pour les mêmes raisons vues dans la section précédente, nous avons cherché à déterminer si le biais et l'erreur d'une simulation au sein d'une classe de diamètre d'une strate étaient la somme des biais et des erreurs des simulations au sein d'une classe de diamètre de sous-strates sur la période commune :

$$BN_{s,k}(t_f) = \sum_{s,ss,k} N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_f)$$

$$= \sum_{s,ss,k} N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{M,s,ss,k}(t_c) - \left(N_{s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_c)\right) + \sum_{s,ss,k} (N_{M,s,ss,k}(t_c) - N_{s,ss,k}(t_c))$$

$$= B_{s,k}(t_c, t_f) + B_{s,k}(t_c)$$

ainsi le biais absolu de la période commune d'une strate s'estime selon l'équation suivante :

$$BN_{s,k}(t_c, t_f) = BN_{s,k}(t_f) - BN_{s,k}(t_c)$$

où $BN_s(t_c, t_f)$ est le biais absolu d'une simulation sur la période commune (t_c, t_f) de la strate s, $BN_s(t_f)$ est le biais absolu d'une strate à la date finale t_f d'une simulation, $BN_s(t_c)$ est le biais absolu d'une strate à la date commune t_c d'une simulation. $N_{M,s,ss}$ est le nombre de tiges simulé par le modèle MARGOT dans une sous-strate ss à la date tc ou t_f, et N_{ss} est le nombre de tige observé d'une sous-strate ss à la date t_c out_f.

La même vérification a été effectuée pour l'estimation de l'erreur à l'échelle de la strate :

$$RMSEN_s(t_f) = \sqrt{\sum_{s,ss,k} (N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_f))^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{s,ss,k}((N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{M,s,ss,k}(t_c)) - (N_{s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_c)) + (N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_c)))^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{s,ss,k}((N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{M,s,ss,k}(t_c)) - (N_{s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_c)))^2} + \sqrt{\sum_{s,ss,k}(N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_c))^2} + 2 * \sum_{s,ss,k}(((N_{M,s,ss,k}(t_f) - N_{M,s,ss,k}(t_c)) - (N_{s,ss,k}(t_f) - N_{s,ss,k}(t_c))) * (N_{M,s,ss,k}(t_c) - N_{s,ss,k}(t_c))$$

$$= RMSEN_{s,k}(t_c, t_f) + RMSE_{s,k}(t_c) + 2 * \sum_{s,ss,k}((B_{ss,k}(t_f) - B_{s,ss,k}(t_c)) * B_{s,ss,k}(t_c))$$

$$= RMSEN_{s,k}(t_c, t_f) + RMSE_{s,k}(t_c) + 2 * \sum_{s,ss,k} (B_{s,ss,k}(t_c, t_f) * B_{s,ss,k}(t_c))$$

ainsi l'erreur absolue de la période commune d'une strate s'estime selon l'équation suivante :

$$RMSEN_{s,k}(t_c, t_f) = RMSE_{s,k}(t_f) - RMSE_{s,k}(t_c) - 2 * \sum_{s,ss,k} (B_{s,ss,k}(t_c, t_f) * B_{s,ss,k}(t_c))$$

où $RMSEN_s(t_c, t_f)$ est l'erreur absolue d'une simulation sur la période commune (t_c, t_f) de la strate s, $RMSEN_s(t_f)$ est l'erreur absolue d'une strate à la date finale t_f d'une simulation, $RMSEN_s(t_c)$ est l'erreur absolue d'une strate à la date commune t_c d'une simulation, $B_{ss}(tc, t_f)$ est le biais absolu d'une simulation au niveau d'une sous-strate ss sur la période commune et $B_{ss}(t_c)$ est le biais absolu d'une sous-strate à la date commune d'une simulation.

Annexe III.8. Analyse de sensibilité sur la donnée d'accroissement radial

Plusieurs types d'accroissements radiaux étaient mesurés sur les arbres vivants en ancienne méthode :

- L'accroissement radial sur 5 ans (IR5)
- L'accroissement radial sur 10 ans (IR10)

Pour tester l'impact de la donnée servant à estimer les *TPA* de MARGOT, le modèle a été initialisé avec les deux types de données. Cette analyse, en plus de permettre de mesurer la sensibilité du modèle à la donnée utilisée pour estimer les flux de croissance dans la forêt française, a été également effectuée pour déterminer si la croissance a été constante sur les 10 ans précédents l'inventaire.

Au cours de cette analyse, le modèle a été initialisé à partir d'une distribution des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre de 10 cm de largeur. Les *TPA* fréquentiels ont été utilisé pour réaliser ces simulations. Les *TPR* et les *TM* utilisés sont ceux sur 5 ans. Ainsi, si les *TPR* et les *TM* ont également évolué sur les 10 ans, cette évolution n'est pas prise en compte dans cette simulation ce qui en pose les limites.

A **l'échelle de la forêt française, l'utilisation des IR10 conduit à une augmentation du biais négatif du stock sur pied par rapport au modèle utilisant des IR5 (Figure 1**, **Tableau 1**). La différence entre le biais absolu des deux modèles est de 444 millions de m³ (**Tableau 1**), et cette différence est également marquée sur l'ensemble des strates puisque la moyenne du biais relatif des simulations utilisant des IR5 est presque 2 fois supérieure à celle utilisant des IR10 (**Tableau 1**). L'utilisation des IR10 pour estimer les *TPA* fréquentiels entraîne donc une décélération de la dynamique forestière simulée.

Tableau 1. Biais et erreur des du modèle MARGOT selon l'utilisation des IR5/IR10 dans l'estimation passée des distributions des effectifs d'arbres.

Modèles	Biais absolu (en million de m³)	Moyenne biais relatif (en %)	Ecart-type biais relatif (en %)	Erreur absolue (en million de m³)	Moyenne erreur relative (en %)	Ecart-type erreur relative (en %)
Modèle IR10	-772	-88,26	130,18	486	58,64	106,29
Modèle IR5	-328	-46,32	127,12	485	54,36	93,24

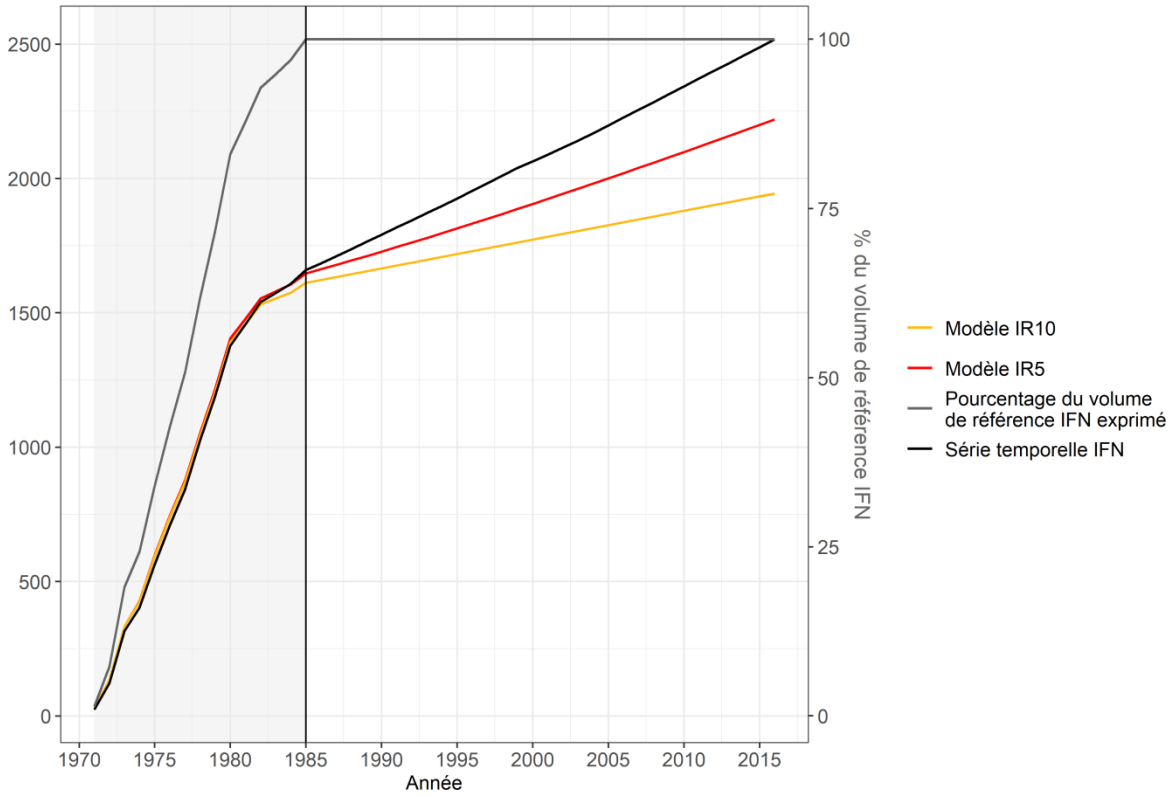


Figure 1. Simulations comparées du stock de bois des forêts françaises du modèle MARGOT selon l'utilisation des IR5 ou IR10 dans l'estimation passée des distributions des effectifs d'arbres. La partie grisée correspond aux années auxquelles les données d'inventaire ne sont pas disponibles sur l'ensemble de la France. La barre verticale noire représente la date à laquelle l'ensemble des données à l'échelle de la forêt française sont disponibles.

Cependant, cette décélération de la dynamique forestière ne concerne pas l'ensemble des classes de diamètre (**Figure 2**). En effet, dans les classes dont le diamètre médian est supérieur à 52,5 cm, les biais relatifs sur les effectifs d'arbres des simulations utilisant des IR10 sont légèrement supérieurs à ceux utilisant des IR5. Par conséquent, cette décélération n'est pas systématique sur l'ensemble des classes de diamètres et concernent uniquement les effectifs d'arbres ayant un diamètre médian inférieur à 57,5 cm. Cependant, la différence entre les biais relatifs des deux versions du modèle est très faible comparée à la différence dans les classes de diamètres inférieures ce qui engendre dans l'ensemble une décélération de la dynamique forestière simulée (**Figure 2**).

Cette analyse a permis de mettre en évidence que l'estimation des *TPA* fréquentiels est sensible à la donnée d'accroissement radial et que la croissance précédent les années sur lesquelles a été initialisé le modèle a augmenté et n'a donc pas été constante. Cette dérive de la croissance n'a pas impacté de manière égale les arbres selon leur taille.

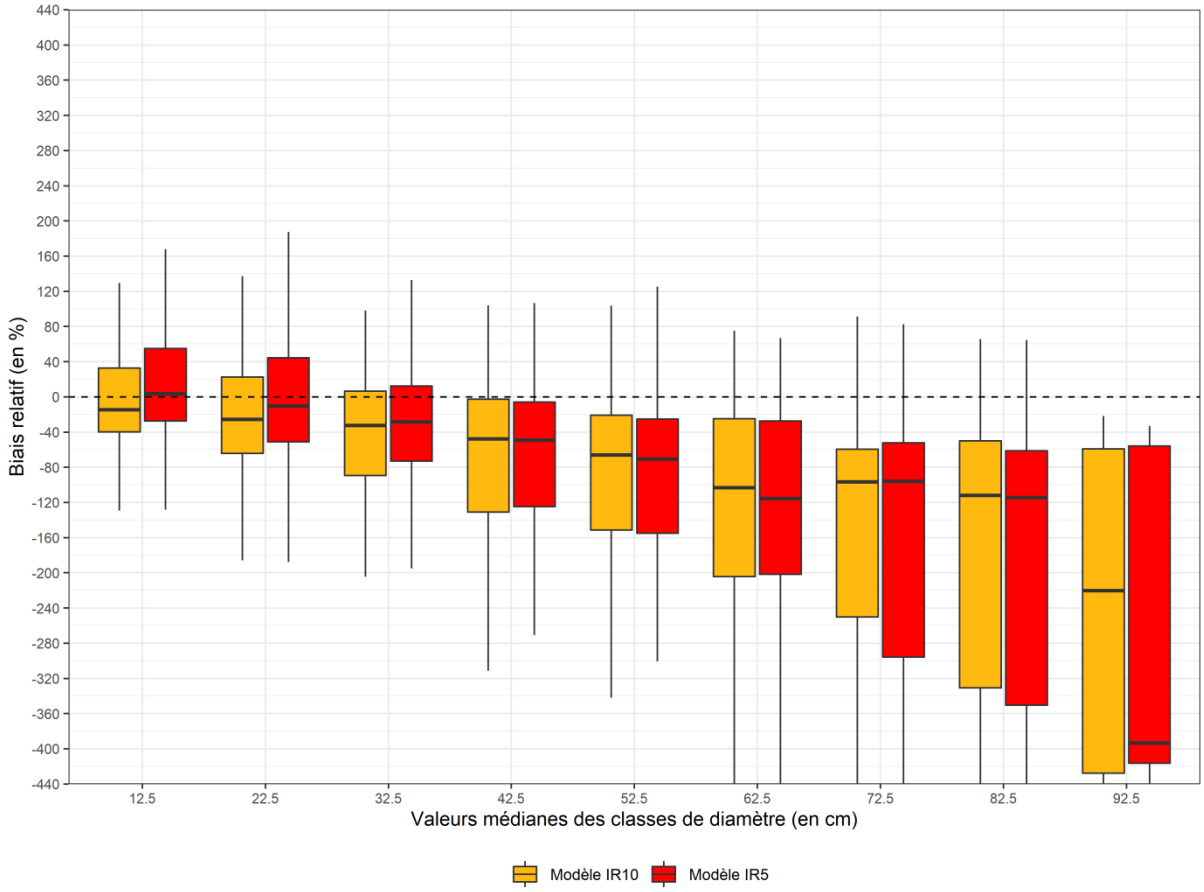


Figure 2. Comparaison des diagrammes en boîte à moustaches des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre des strates de la forêt française, issus des simulations du modèle MARGOT selon différentes méthodes d'estimations des *TPA*. Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées.

Annexe IV. Matériels supplémentaires de l'article présenté dans la partie IV du manuscrit de thèse

Supplementary materials for

Propagating sampling uncertainty of forest inventory data into model parameters and simulations of the large-scale forest dynamic model 'MARGOT'

Supplementary Materials 1

Presentation of historical (1971-2004) and recent (2014-2018) French NFI data used to initialize and parametrize MARGOT model.

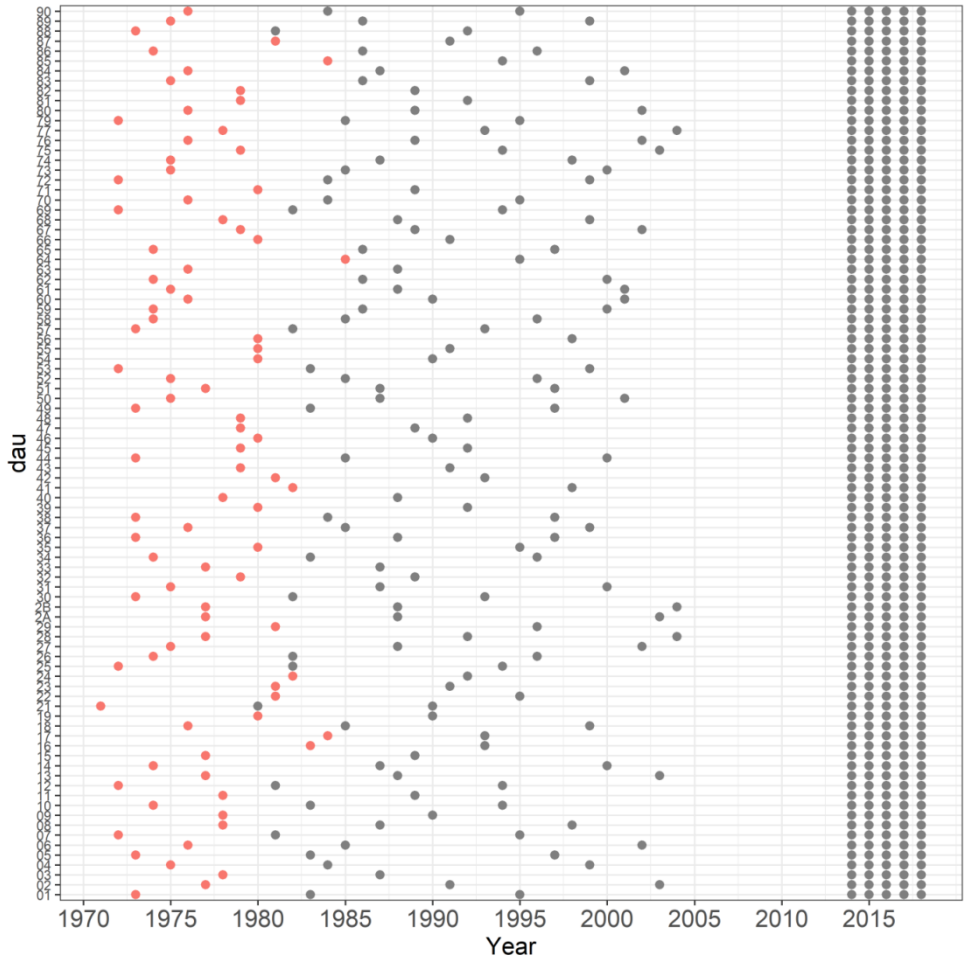


Fig 1. Inventory data used (in red) to initialize and estimate demographics parameters of MARGOT, and to made time series of volume of growing stock from the French forest (in red and gray).

Supplementary Material 2
Data collected from inventory plots of French NFI

Temporary plots inventories are organized into four circular and concentric subplots of a radius of 6, 9, 15 and 25 meters. In the plot of 25 m ownership, stand type and species composition measurements are assessed. Dendrometric measurements are collected on the three smallest plots. In the 6m plot, trees with a diameter of less than 22.5 cm are measured. In the 9 m plot trees with a diameter between 22.5 cm and below 37.5 cm are measured, and finally trees with a diameter greater than 37.5 cm are measured in the 15 m plot. Trees with a diameter of less than 7.5 cm are not measured.

For each tree, the tree species is identified, and the circumference over bark at 1.30 m is measured. Radial increments over 5 years describe the past recent growth of trees, measured in the field at a $1/10^{th}$ mm resolution by a Pressler burrow, excluding the ring being formed.

In addition to information on living trees, trees harvested and dead (dead, uprooted and broken) in a period deemed to be 5 years are also recorded. In this case, their circumference is measured or calculated and their species is noted.

The reference volume used is the volume over bark of the main stem from the ground up to an end diameter of 7 cm.

Supplementary Materials 3
Parameters estimation in MARGOT model

The estimation of transition rate is based on the radial increment over 5 years. Tree diameter at time $t-5$ is obtained by subtracting twice the radial increment over 5 years from the tree diameter measured on bark at time t. This calculation also makes it possible to determine the diameter class to which the tree belonged at time $t-5$, and to precisely identify the fraction of trees that moved to the higher diameter class between time t and time $t-5$.
The time step of the model being annual, radial increment over 5 years is initially divided by 5 in order to determine an annual radial increment. The estimation of GR is as follows:

$$TR_{s,k\to k+1}(t_{ref,s}) = \frac{n_{G,s,k\to k+1}}{N_{s,k}(t-1)} \qquad \textbf{(1)}$$

where $n_{G,s,k\to k+1}$ is the number of trees belonging to a starting diameter class k in a stratum s having changed diameter class between t − 1 and t (change from class k to k + 1), $N_{s,k}(t-1)$ is the total number of trees observed at time $t-1$ in the starting diameter class k in a stratum s. $t_{ref,s}$ designates the median reference year of the departmental inventories in a stratum.
MR are calculated from data on trees that have died within an assumed period of up to 5 years (dead, uprooted and broken trees) in the diameter classes of all strata. Estimation of MR is approximately annualized and is as follows:

$$MR_{s,k}(t_{ref,s}) = 1-(1-\frac{n_{M,s,k}}{N_{s,k}(t)})^{\frac{1}{5}} \qquad \textbf{(2)}$$

where $n_{M,s,k}$ is number of dead trees, uprooted and broken in a diameter class k and in a stratum s, and $N_{s,k}(t)$ is the total number of trees observed at time t in the diameter class *k* in a stratum s.

FR was estimated from data on trees harvested for each diameter class of a stratum. In this analysis, it was estimated from the data, and not considered as an exogenous control variable of the model, and defines a business-as-usual management scenario for the reference period $t_{ref,s}$.The estimation of FR is as follows:

$$FR_{s,k}\left(t_{refs}\right) = 1-(1-\frac{n_{FR,s,k}}{N_{s,k}(t)})^{\frac{1}{5}} \qquad \textbf{(3)}$$

where $n_{FR,s,k}$ is the number of trees harvested in a diameter class k and a stratum s.
Like transition rates, estimation of recruitment is based on the radial increment over 5 years. The time step of the model being annual, radial increment over 5 years is initially divided by 5 in order to determine an annual radial increment. Recruitment estimation in the first diameter class of each stratum $R_{s,1}$ at time *t* is described by the following equation:

$$R_{s,1}(t_{ref,s}) = \sum n_{s,1} \qquad \textbf{(4)}$$

where $n_{s,1}$ is the number of trees belonging to the first diameter class of a stratum *s* having passed diametric census threshold of NFI (trees with a diameter greater than 7.5 cm) between $t-5$ and t.

Supplementary Materials 4
Forest stratification

Strata of French forest in MARGOT model were initially built according to the ancient administrative boundaries of the French regions, forests composition in species, and forest vertical structure (Wernsdörfer et al. 2012). However, their definition remains dependent on the objectives and can be modified (Bontemps et al. 2019).

Forest resources projected by large-scale forest dynamics models need be stratified in order to increase the precision of model simulation (Wernsdörfer et al. 2012). A stratification of the growing stock was carried out using the principles from Bontemps et al. (2019) based on ecological regions (GRECO) and dominant tree species. GRECO correspond to a stratification of French territory into 11 regions (Cavaignac, 2009), defined according to topographical context (distinguishing mountain zones from plains zones), geological context, and finally climatic context of France (allowing to distinguish differences of north / south and east / west). However, historical French NFI data were acquired by *dau* and and GRECO borders don't correspond to *dau* borders (**Fig. 1**). A study by Denardou et al. in 2019 allowing to associate each *dau* with a GRECO was used (**Fig. 1**).

Inventory plots from recent NFI data (2007-2016) were aggregated according to three partitioning factors including: (i) forest trees species allowing to distinguish broadleaved from coniferous trees and different trees growth strategies (70 species collected by French NFI), (ii) GRECO (Ecological Regions) as a geographical partition of French forests into 11 categories based on topographic, geological and climatic contexts (Cavaignac 2009, Denardou et al. 2019; **Fig. 1**), (iii) ownership categories as subjected to distinct regulation frames, private forests (representing 75% of the French forest wood stock (IGN, 2017), State's forests (representing 9% of the French forest wood stock (IGN 2017)) and other public forests primarily municipalities and public institutions (representing 16% of the French forest wood stock (IGN 2017). With a theoretical 2,000 strata in the French forests but many strata with a very low volume, only tree species allowing capture 66% of volume of the growing stock of each GRECO were retained (**Table 1**), the others being aggregated into generic compositions (various coniferous and various broadleaved, **Table 1**) as well as small strata, therefore projected on average by the model. This led to a 142 strata partitioning of forests.

A stratum covers one or more *dau* (strata cover on mean 5.1 *dau* with a standard deviation of 3.9 *dau*). Yet, initialization and parametrization of MARGOT are based on historical NFI data, asynchronously available over *dau* units (**Supplementary 1**). This data structure forced us to use *dau* as a further factor in forest stratification (this new stratification factor leads to the creation of 1251 sub-strata) to define simulation units of the model. Since *dau* however do not influence forest dynamic, parameters of MARGOT remained estimated at a strata scale.

After final removal of small sub-strata (sub-strata having a lower volume of growing stock to 1,000,000 m^3), this partitioning of French forests covered 92% of the total growing stock,

with 135 strata covering a mean 1121 inventory plots (for a standard deviation of 1253 inventory plots) and 696 sub-strata (strata are presented in **Table 2**).

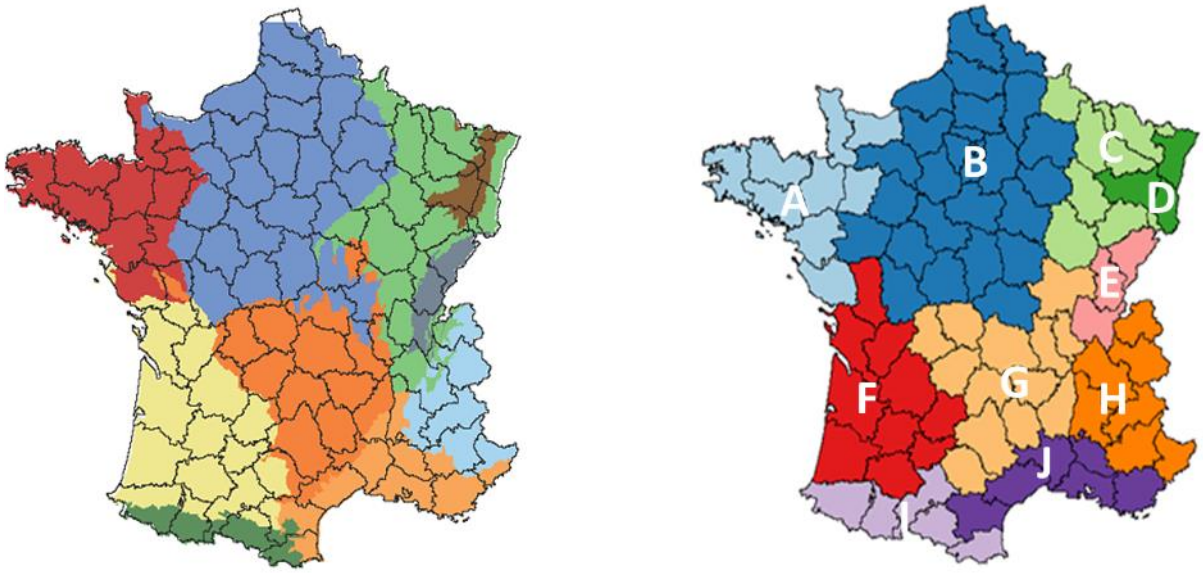


Fig 1. Initial overlay of GRECO and *dau* (left) and final mapping (right), according to Denardou et al. (2019). Corsica (GRECO K) is not shown in this figure.

Table 1. Description of species and groups of species simulated by MARGOT.

Tree specie	Number of inventory plot	Volume (m³)	Share of total volume (%)	Mean of tree diameter	Standard deviation of tree diameter
Various broadleaves	18 568	317 749 618	21.67	13.00	6.71
Pubescent oak (*Quercus pubescens*)	1 272	177 831 108	12.13	16.30	10.30
Beech (*Fagus sylvatica*)	15 856	160 834 049	10.97	17.37	11.10
Various conifers	12 192	157 675 633	10.75	17.82	9.82
Pedunculate oak (*Quercus robur*)	2 820	137 438 560	9.37	16.39	10.72
Maritime pine (*Pinus pinaster*)	1 053	128 718 972	8.78	19.59	10.31
Silver fir (*Abies alba*)	6 530	113 818 591	7.76	21.36	13.21
Norway spruce (*Picea abies*)	2 199	87 213 035	5.95	17.57	10.62
Scots pine (*Pinus sylvestris*)	827	72 073 420	4.91	17.04	7.92
Chestnut (*Castanea sativa*)	4 617	39 866 463	2.72	14.00	8.79
European hornbeam (*Carpinus betulus*)	6 687	25 491 632	1.74	11.02	4.37
Sessile oak (*Quercus petraea*)	7 427	17 614 771	1.20	12.01	4.86
European ash (*Fraxinus excelsior*)	44 895	12 802 060	0.87	14.69	7.95
Douglas fir (*Pseudotsuga menziesii*)	5 911	7 120 708	0.49	15.12	7.20
Evergreen oak (*Quercus ilex*)	4 660	5 182 319	0.35	11.15	4.45
Aleppo pine (*Pinus halepensis*)	15 840	5 085 196	0.35	17.08	8.62

Table 2. Presentation of the 135 strata resulting from volume growing stock stratification of the French forest applied to historical NFI data used to parametrize MARGOT model.

Stata	Volume (m^3)	Share of total volume (%)	Number of inventory plots	Number of *dau*	Value of open diameter class	Median year of strata
1	46 270 498	3,16	9 113	24	9	1976
2	56 133 852	3,83	6 344	22	9	1976
3	30 962 961	2,11	5 208	13	7	1979
4	46 403 040	3,16	4 523	10	8	1979
5	50 149 532	3,42	4 441	21	8	1976
6	122 549 004	8,36	4 073	6	7	1980,5
7	41 621 980	2,84	3 841	8	4	1978
8	26 525 404	1,81	3 356	7	9	1975
9	32 651 764	2,23	3 048	9	7	1980
10	30 291 387	2,07	2 940	10	7	1979
11	8 732 514	0,60	2 503	12	4	1976
12	20 740 118	1,41	2 389	11	5	1979
13	14 402 295	0,98	2 355	7	6	1976
14	17 229 395	1,17	2 287	17	7	1975
15	9 876 354	0,67	2 184	7	5	1976
16	17 753 280	1,21	2 094	5	7	1978
17	24 118 202	1,64	2 083	9	9	1979
18	8 335 471	0,57	2 017	6	5	1975,5
19	11 430 694	0,78	1 974	8	7	1980
20	21 431 943	1,46	1 885	14	9	1976
21	18 897 477	1,29	1 856	12	6	1979
22	5 412 383	0,37	1 807	8	7	1980
23	12 310 304	0,84	1 746	6	5	1974,5
24	19 749 552	1,35	1 674	6	8	1975,5
25	6 542 817	0,45	1 609	7	5	1976
26	8 369 822	0,57	1 551	10	7	1976
27	5 333 194	0,36	1 528	5	4	1975
28	9 106 046	0,62	1 502	5	7	1975
29	25 171 065	1,72	1 489	10	6	1979
30	18 670 701	1,27	1 479	6	8	1975,5

Stata	Volume (m³)	Share of total volume (%)	Number of inventory plots	Number of *dau*	Value of open diameter class	Median year of strata
31	16 358 857	1,12	1 456	3	7	1973
32	13 555 223	0,92	1 449	5	6	1974
33	14 528 492	0,99	1 371	3	6	1973
34	13 459 605	0,92	1 361	6	7	1975,5
35	16 312 507	1,11	1 300	3	8	1978
36	12 281 576	0,84	1 292	7	5	1980
37	18 086 114	1,23	1 267	7	7	1976
38	13 312 499	0,91	1 266	6	7	1976,5
39	7 298 633	0,50	1 231	8	6	1976
40	11 601 709	0,79	1 228	10	5	1979
41	17 901 483	1,22	1 161	3	8	1975
42	8 805 670	0,60	1 124	5	6	1975
43	13 087 262	0,89	1 099	3	7	1978
44	6 181 082	0,42	1 072	5	6	1975
45	5 085 196	0,35	1 053	3	6	1976
46	19 364 925	1,32	997	3	7	1978
47	5 834 543	0,40	983	6	6	1980
48	7 298 351	0,50	971	7	8	1976
49	7 576 715	0,52	954	3	6	1973
50	3 150 191	0,21	954	6	4	1975
51	10 152 103	0,69	945	6	6	1976
52	7 687 158	0,52	927	6	6	1975,5
53	10 075 240	0,69	923	7	6	1976
54	8 880 869	0,61	897	5	5	1975
55	2 049 157	0,14	891	4	4	1974,5
56	10 638 745	0,73	856	3	8	1978
57	12 457 943	0,85	854	6	8	1974,5
58	10 037 922	0,68	854	7	6	1976
59	16 701 098	1,14	845	3	8	1975
60	9 662 595	0,66	837	4	7	1976,5
61	7 120 708	0,49	827	13	6	1979
62	8 095 864	0,55	781	2	7	1976
63	5 627 030	0,38	778	6	5	1974,5
64	15 256 367	1,04	766	5	9	1976
65	3 666 928	0,25	749	5	5	1974
66	5 737 158	0,39	743	8	5	1979
67	6 197 322	0,42	733	3	6	1973
68	12 975 239	0,88	731	3	6	1973
69	13 172 449	0,90	727	3	6	1978
70	14 855 327	1,01	714	3	7	1973

Stata	Volume (m³)	Share of total volume (%)	Number of inventory plots	Number of *dau*	Value of open diameter class	Median year of strata
71	2 720 877	0,19	686	3	4	1974
72	5 942 868	0,41	679	3	6	1978
73	5 437 911	0,37	678	5	7	1979
74	3 334 533	0,23	676	4	4	1980,5
75	4 432 238	0,30	648	6	5	1977
76	4 159 973	0,28	648	3	7	1975
77	13 040 465	0,89	647	2	7	1976
78	5 241 345	0,36	634	5	6	1975
79	1 806 575	0,12	631	4	4	1975,5
80	5 115 094	0,35	627	4	6	1979
81	6 922 708	0,47	596	3	6	1978
82	13 494 950	0,92	594	4	6	1979
83	2 225 845	0,15	568	4	6	1980,5
84	4 579 431	0,31	565	3	4	1975
85	1 880 830	0,13	558	3	4	1973
86	4 281 835	0,29	555	3	6	1974
87	5 162 857	0,35	549	4	6	1975,5
88	9 432 736	0,64	548	3	6	1973
89	4 874 182	0,33	537	2	6	1976,5
90	8 062 484	0,55	516	2	6	1976
91	5 364 497	0,37	514	4	6	1975,5
92	6 681 920	0,46	509	3	7	1975
93	6 096 826	0,42	493	3	7	1978
94	9 489 300	0,65	490	3	6	1973
95	6 950 501	0,47	489	3	5	1978
96	7 436 650	0,51	488	3	5	1978
97	6 351 624	0,43	480	2	8	1977
98	2 309 296	0,16	476	3	4	1974
99	3 045 216	0,21	462	2	5	1978
100	4 762 634	0,32	455	2	6	1980
101	8 046 667	0,55	447	2	7	1977
102	6 910 381	0,47	437	3	5	1978
103	4 639 878	0,32	418	3	6	1978
104	3 401 878	0,23	417	2	7	1976,5
105	2 205 921	0,15	406	8	4	1979
106	2 048 123	0,14	406	2	4	1976,5
107	5 106 055	0,35	400	7	6	1976
108	4 209 100	0,29	387	3	6	1974
109	3 133 162	0,21	381	2	5	1977
110	6 330 056	0,43	370	4	8	1979

Stata	Volume (m³)	Share of total volume (%)	Number of inventory plots	Number of *dau*	Value of open diameter class	Median year of strata
111	3 336 055	0,23	363	4	4	1976,5
112	3 472 439	0,24	351	5	5	1976
113	3 398 947	0,23	337	2	6	1979
114	1 755 561	0,12	334	4	5	1976
115	5 515 849	0,38	330	2	5	1977,5
116	3 409 603	0,23	330	2	5	1978,5
117	2 301 949	0,16	323	5	8	1974
118	3 566 934	0,24	299	2	5	1981
119	3 800 446	0,26	271	2	6	1975,5
120	3 331 882	0,23	266	2	5	1977,5
121	3 560 528	0,24	259	2	5	1979,5
122	2 297 533	0,16	249	3	4	1978
123	2 500 636	0,17	234	2	4	1976
124	2 627 144	0,18	189	3	9	1977
125	2 783 931	0,19	171	1	4	1980
126	2 128 632	0,15	168	1	4	1973
127	3 497 014	0,24	165	2	7	1976
128	1 684 993	0,11	150	1	6	1977
129	1 407 334	0,10	132	2	7	1977
130	1 267 448	0,09	121	3	6	1979
131	1 306 371	0,09	120	1	4	1980
132	612 775	0,04	97	2	6	1975,5
133	686 164	0,05	90	2	4	1976,5
134	117 438	0,01	53	1	3	1976
135	178 203	0,01	21	1	4	1977

Supplementary Material 5
Diameter classes in MARGOT

The width of the diameter classes was set at 10 cm. An open diameter class was defined at 97.5 cm for all the strata, in order to limit small numbers of trees in greater diameter classes with poorly reliable parameterization. TR is estimated on all the diameter classes using NFI data (**Supplementary Material 1**). Finally, an open-diameter class is defined for each stratum as being the diameter class greater than the last diameter class in which it is possible to estimate a non-zero TR. On average, the open diameter class is the 6^{th} one (tree with a diameter between 57.5 and 67.5 cm) with a standard deviation of 1.4 (**Supplementary Material 3**). The inventory data split by diameter classes enabling MARGOT to be initialized and parameterized are presented in **Table 1**.

Table 1. Description of NFI data used and split by diameter classes.

Tree condition	Diameter class (cm)	Diameter code class	Number of observations	Mean number of inventory plots	Standard deviation number of inventory plots	Mean number of individual trees	Standard deviation number of individual trees
Dead tree	[7.5, 17,5[	1	131	78.40	136.15	453 755	1 136 516
	[17.5, 27,5[	2	124	30.99	66.29	96 459	273 838
	[27.5, 37,5[	3	114	12.08	18.58	27 774	47 396
	[37.5, 47,5[	4	98	5.61	6.80	11 467	18 238
	[47.5, 57,5[	5	61	3.23	4.02	7 143	12 140
	[57.5, 67,5[	6	37	2.30	2.03	4 874	6 364
	[67.5, 77,5[	7	17	1.94	1.39	4 572	4 595
	[77.5, 87,5[	8	7	3.71	2.69	7 551	6 577
	[87.5, 97,5[	9	2	3.50	3.54	12 790	15 648
Harvested tree	[7.5, 17,5[	1	135	91.44	116.77	1 795 782	3 506 451
	[17.5, 27,5[	2	133	72.59	92.25	530 109	1 114 975
	[27.5, 37,5[	3	133	47.68	61.11	201 164	543 536
	[37.5, 47,5[	4	130	31.48	38.99	103 866	280 882
	[47.5, 57,5[	5	110	21.28	24.07	55 292	103 858
	[57.5, 67,5[	6	83	15.57	14.51	34 114	34 901
	[67.5, 77,5[	7	45	11.73	11.79	21 816	22 745
	[77.5, 87,5[	8	18	7.17	4.76	14 307	10 492
	[87.5, 97,5[	9	6	7.17	6.55	14 475	12 313
Living tree	[7.5, 17,5[	1	135	743.91	954.75	48 573 093	78 772 294
	[17.5, 27,5[	2	135	478.61	490.81	9 655 008	13 234 526
	[27.5, 37,5[	3	135	353.33	367.40	3 452 670	5 109 236
	[37.5, 47,5[	4	134	341.71	371.37	1 396 366	2 157 369
	[47.5, 57,5[	5	113	206.73	221.00	615 055	746 853
	[57.5, 67,5[	6	89	110.99	95.79	266 732	242 180
	[67.5, 77,5[	7	48	71.40	48.38	158 670	115 841
	[77.5, 87,5[	8	20	39.90	32.36	102 424	125 897
	[87.5, 97,5[	9	7	38.14	43.58	109 370	167 828

Supplementary Material 6
Description of strata used in order to select subsample number

Maxstratum: various broadleaves in private forests of central France containing 9113 inventory plots.
Minstratum: various conifers in private forests of Corsica containing 21 inventory plots.
Ranstratum: various broadleaves in state-owned forests of Brittany containing 120 inventory plots.

Supplementary Material 7
Distribution of cross-stratum recruitment means

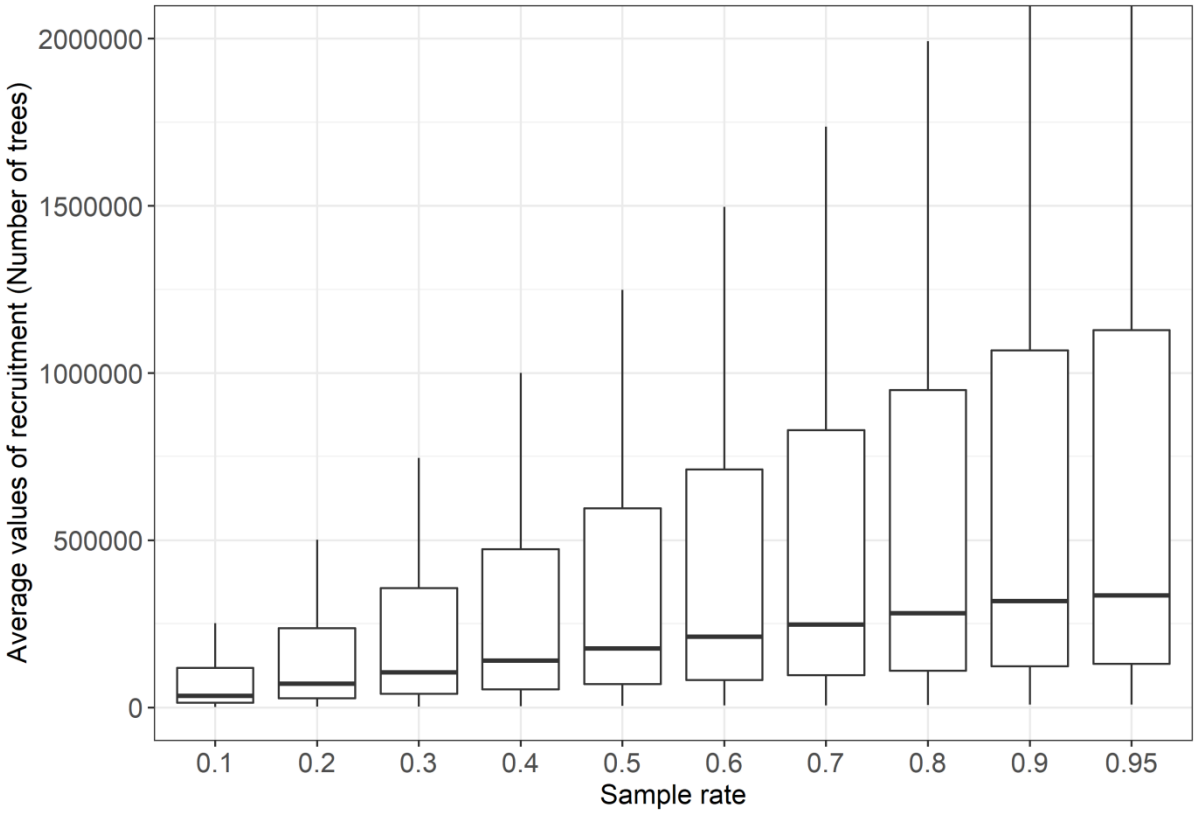


Fig. 1. Distribution of cross-stratum recruitment means of MARGOT model according to the sampling rate (α) used.

Supplementary Material 8

Distribution of cross-stratum parameters means and standard-deviations of MARGOT model

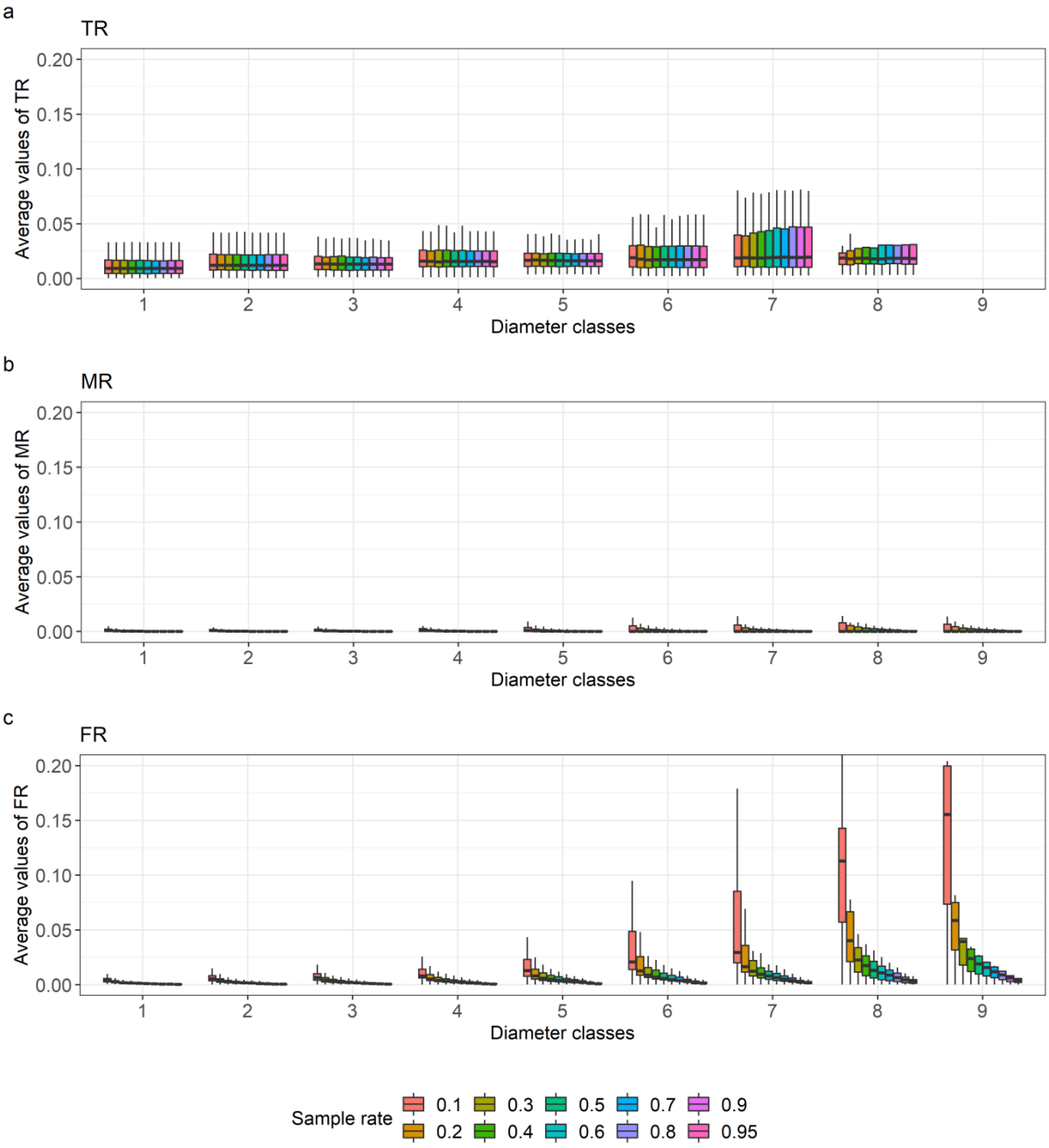


Fig 1. Distribution of cross-stratum parameter means of MARGOT model according to the diameter class (width = 10 cm) and sampling rate (α) used. The transition parameter (TR) is not estimated in the last diameter class of a stratum. TR: Transition rate. MR: mortality rate. FR: felling rate.

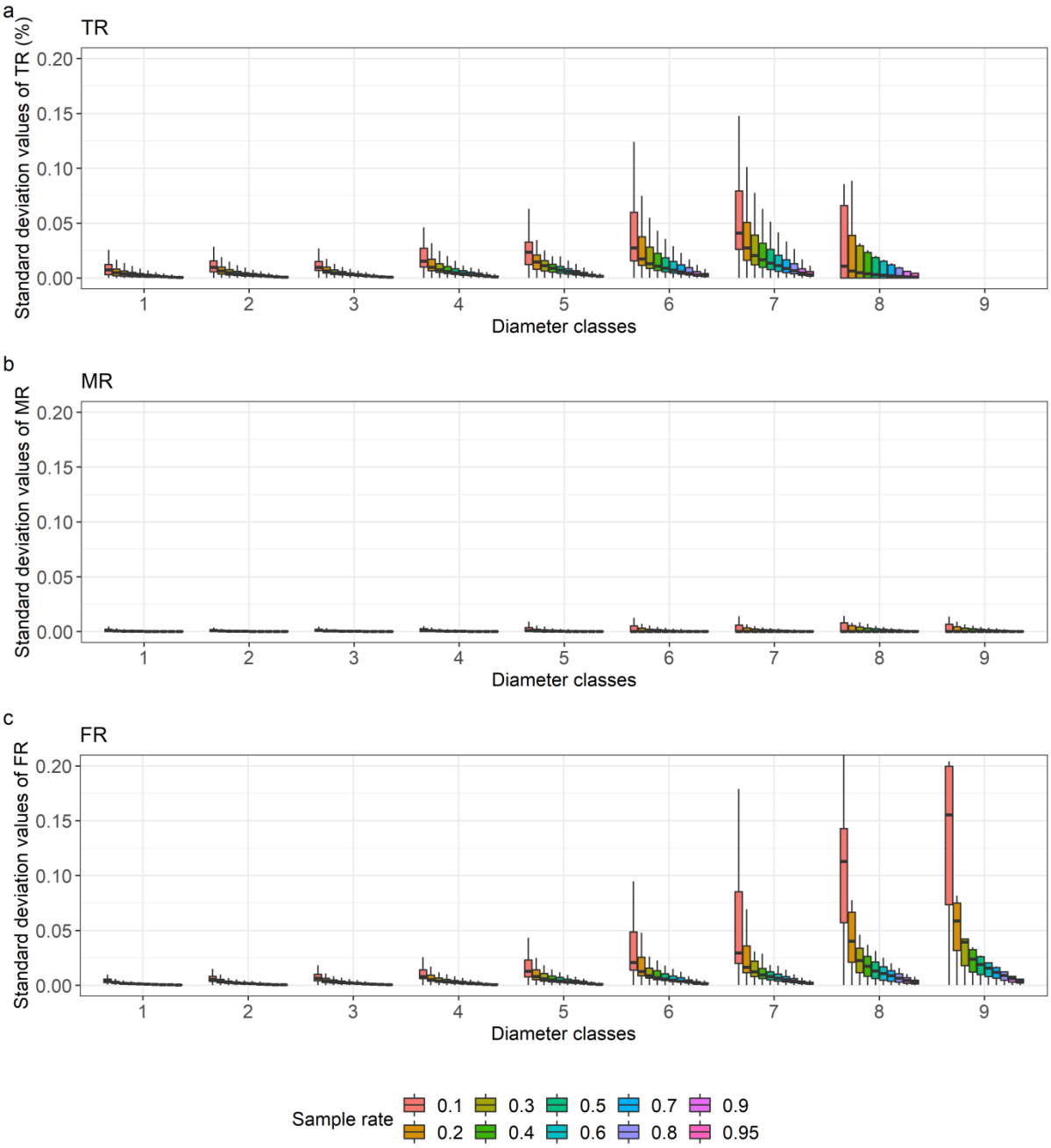


Fig 2. Distribution of cross-stratum parameter standard-deviations of MARGOT model according to the diameter class (width = 10 cm) and sampling rate (α) used. The transition parameter (TR) is not estimated in the last diameter class of a stratum. TR: Transition rate. MR: mortality rate. FR: felling rate.

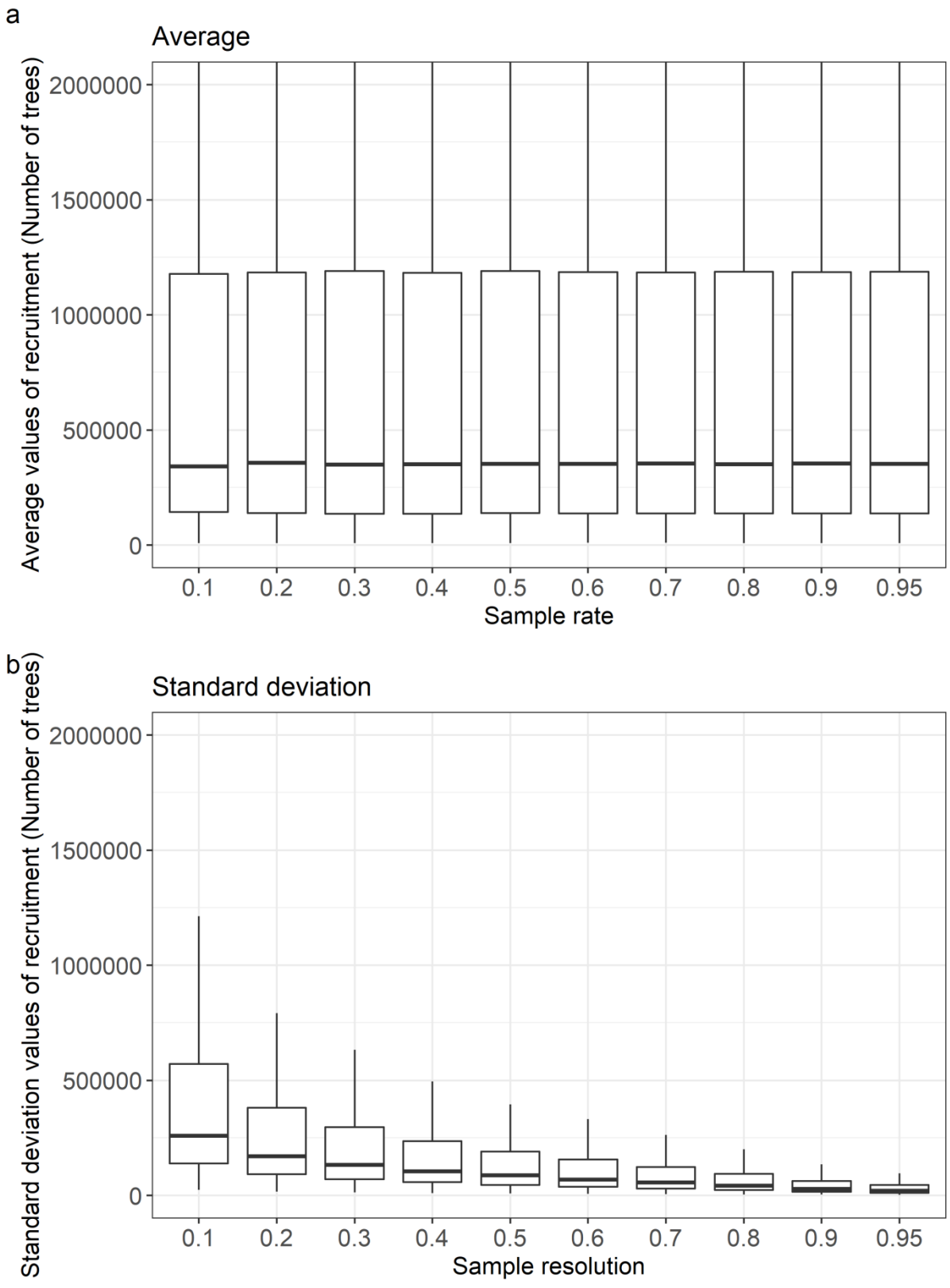


Fig 3. Distribution of cross-stratum recruitment means and standard-deviations of MARGOT model according to the sampling rate (α) used.

Supplementary Material 9
Uncertainty models of MARGOT parameters

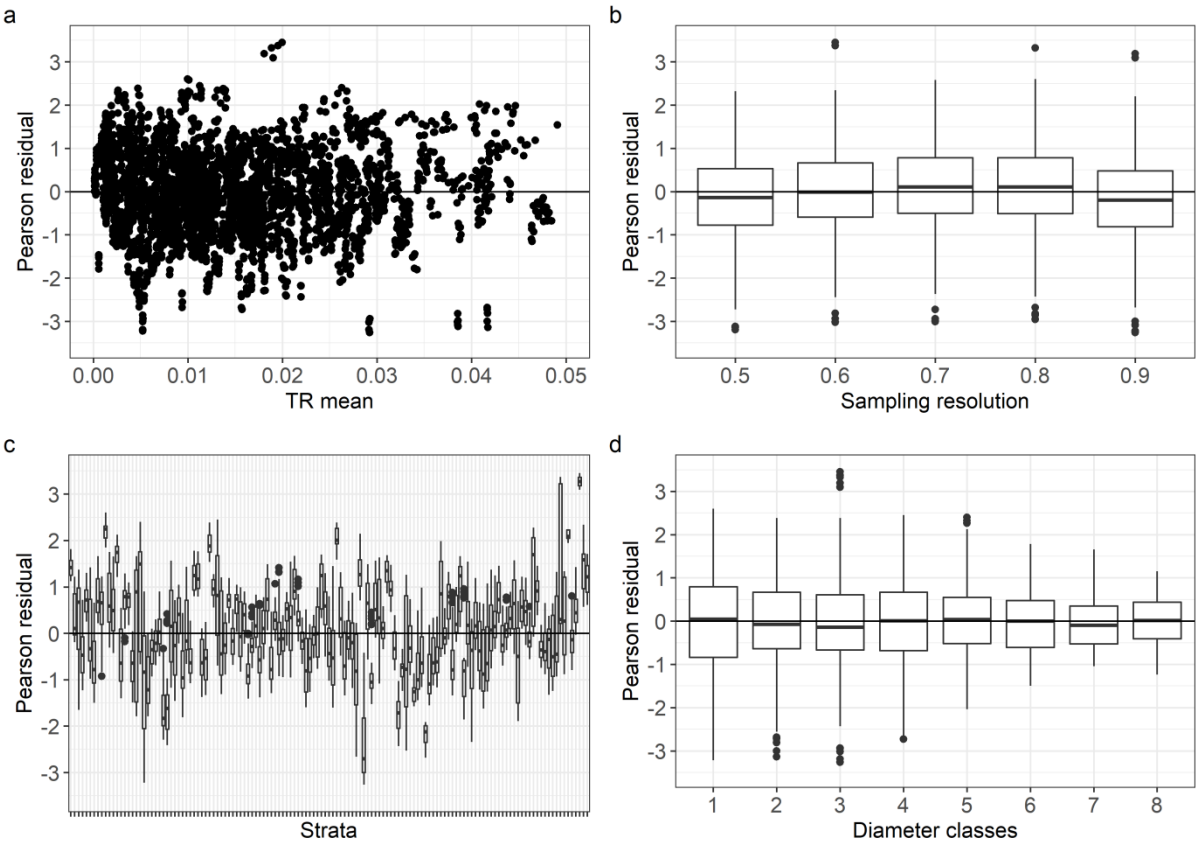


Fig 1. Performance of uncertainties' model of transition rate of MARGOT according to the distributions mean of this parameter (a), sampling resolution (b), strata (c) and the numerical value of diameter classes (d).

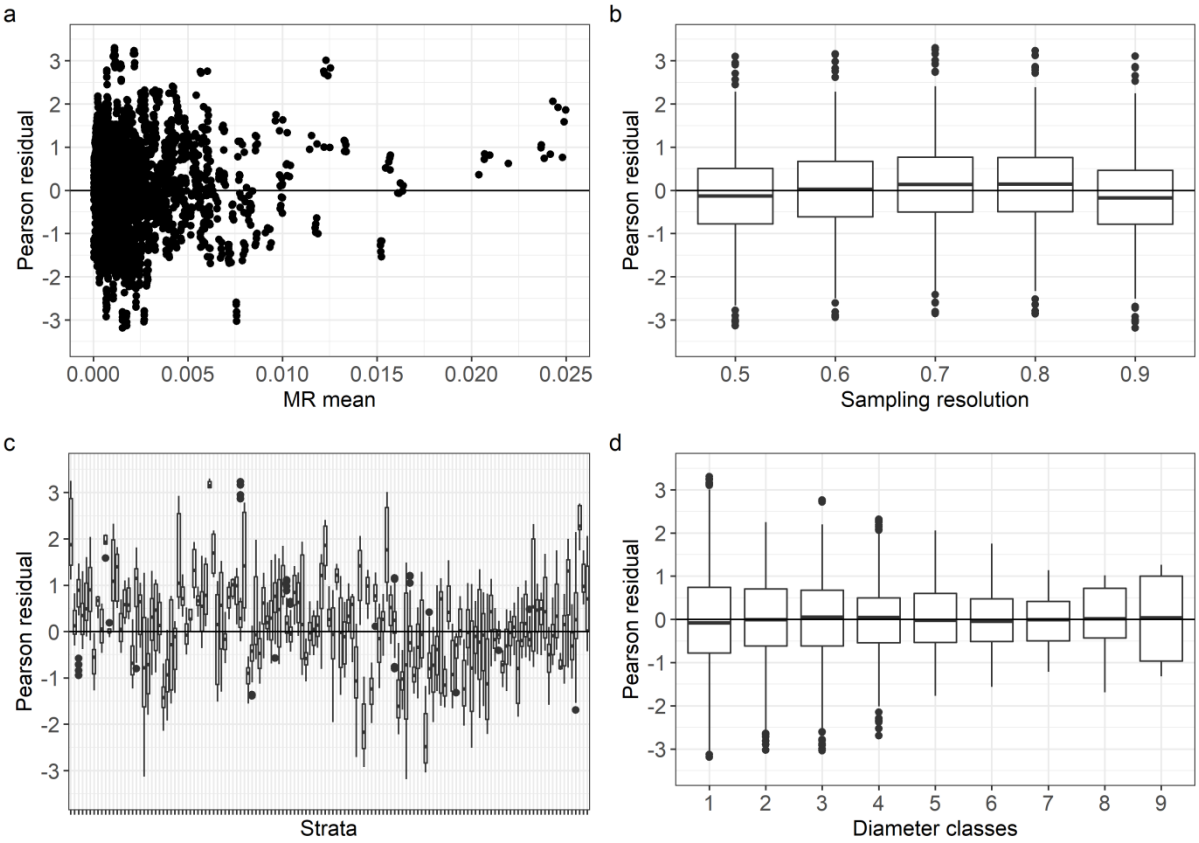


Fig 2. Performance of uncertainties' model of mortality rate of MARGOT according to the distributions mean of this parameter (a), sampling resolution (b), strata (c) and the numerical value of diameter classes (d).

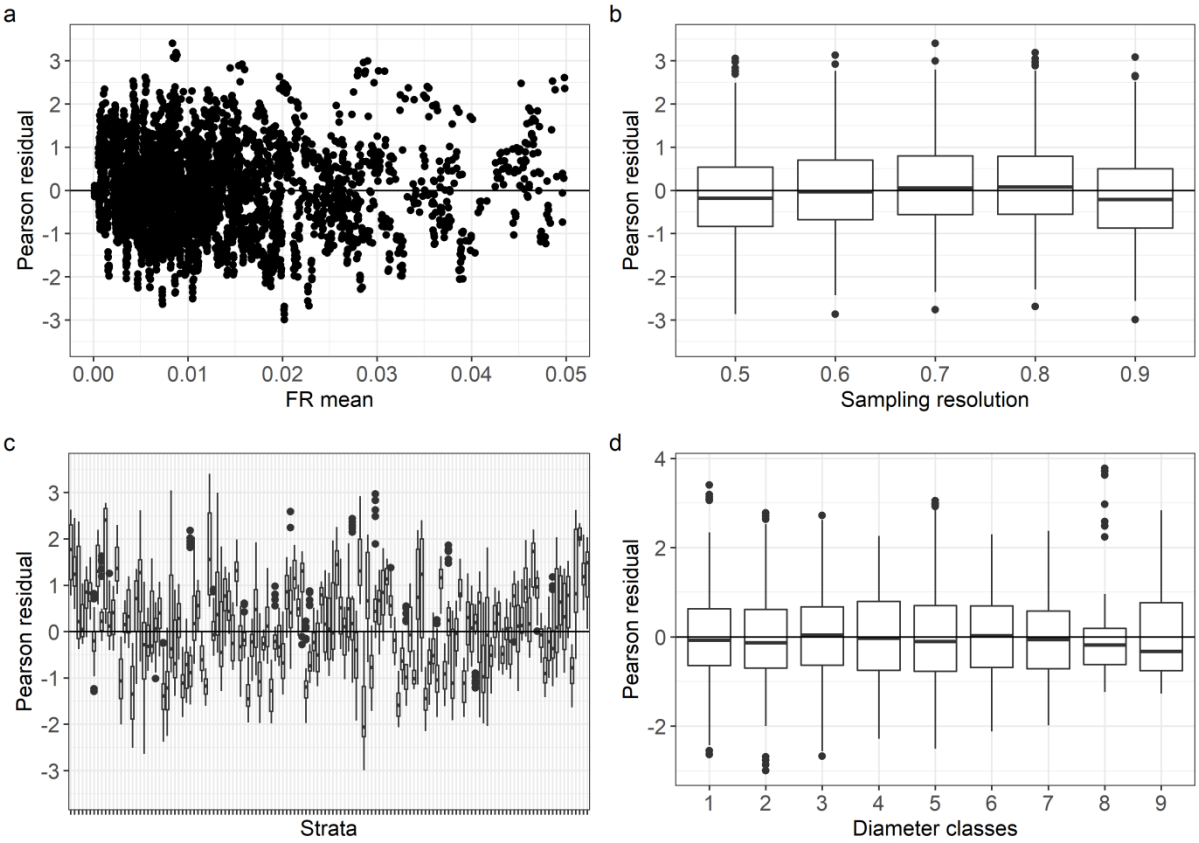


Fig 3. Performance of uncertainties' model of felling rate of MARGOT according to the distributions mean of this parameter (a), sampling resolution (b), strata (c) and the numerical value of diameter classes (d).

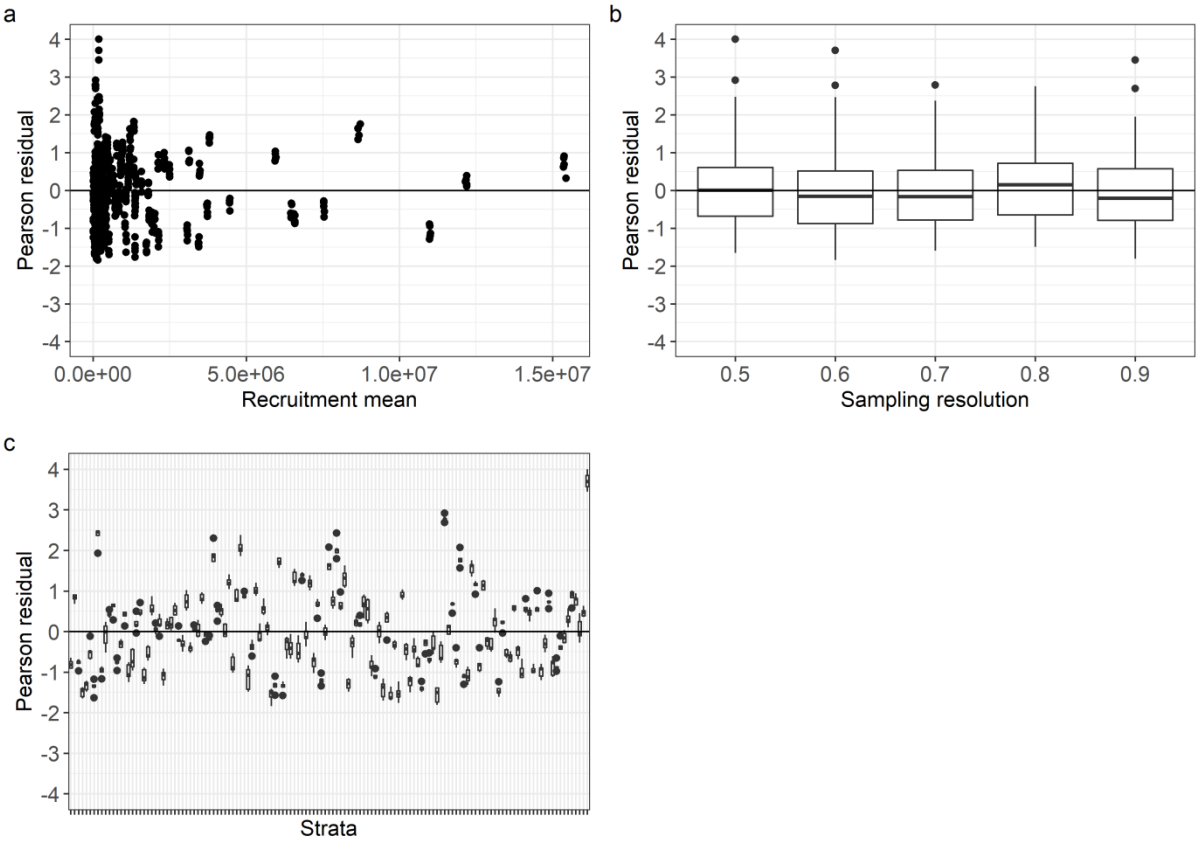


Fig 4. Performance of uncertainties' model of recruitment of MARGOT according to the distributions mean of this parameter (a), sampling resolution (b) and strata (c).

Annexe V.1. Caractéristiques des modèles statistiques d'ANOVA des paramètres contre les essences d'arbres et des groupes génériques d'essences et le cycle d'inventaire

RSE : erreur résiduelle standard du modèle. NS : Non significatif.

Paramètres démographiques	Effets	R^2	RSE	*Statistique F*	*Probabilité critique*
TPA fréquentiels	Cycle			381,1	$< 10^{-10}$
	Essence	0,38	0,021	123,2	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Essence)			5,9	$< 10^{-10}$
TPA médians	Cycle			51,6	$< 10^{-10}$
	Essence	0,29	0,02	63,5	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Essence)			101,9	$< 10^{-10}$
TPA moyens	Cycle			69,1	$< 10^{-10}$
	Essence	0,33	0,021	128,7	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Essence)			4,8	$< 10^{-10}$
TM	Cycle			424,6	$< 10^{-10}$
	Essence	0,26	0,006	393,9	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Essence)			43,7	$< 10^{-10}$
TPR	Cycle			57,3	$< 10^{-10}$
	Essence	0,12	0,011	28,5	$< 10^{-10}$
	(Cycle * Essence)			3,9	$< 10^{-10}$
Recrutement	Cycle			12	$< 10^{-5}$
	Essence	0,25	3 104 000	3,7	$< 10^{-5}$
	(Cycle * Essence)			1,2	NS

Annexe V.2. Caractéristiques des modèles statistiques d'ANOVA des paramètres contre les GRECO et le cycle d'inventaire

RSE : erreur résiduelle standard du modèle. NS : Non significatif.

Paramètres démographiques	Effets	R^2	RSE	*Statistique F*	*Probabilité critique*
TPA fréquentiels	Cycle			297,6	$< 10^{-10}$
	GRECO	0,21	0,024	49	$< 10^{-10}$
	(Cycle * GRECO)			4,3	$< 10^{-10}$
TPA médians	Cycle			51,6	$< 10^{-10}$
	GRECO	0,2	0,021	56,6	$< 10^{-10}$
	(Cycle * GRECO)			92	$< 10^{-10}$
TPA moyens	Cycle			58,3	$< 10^{-10}$
	GRECO	0,2	0,023	94,5	$< 10^{-10}$
	(Cycle * GRECO)			3,6	$< 10^{-7}$
TM	Cycle			356,5	$< 10^{-10}$
	GRECO	0,18	0,006	17,5	$< 10^{-10}$
	(Cycle * GRECO)			9,7	$< 10^{-10}$
TPR	Cycle			62,5	$< 10^{-10}$
	GRECO	0,19	0,01	86	$< 10^{-10}$
	(Cycle * GRECO)			8,6	$< 10^{-10}$
Recrutement	Cycle			11,3	$< 10^{-4}$
	GRECO	0,17	3 200 000	3,9	$< 10^{-4}$
	(Cycle * GRECO)			0,6	NS

Annexe V.3. Performances des modèles statistiques (ANOVA) permettant de quantifier les changements historiques des *TPA* et des *TM* à l'échelle des essences forestières

RSE : erreur résiduelle standard du modèle.

Essence et groupe d'essences	Paramètre démographiques	RSE	R^2	Ordonnée à l'origine
Charme	*TM*	1,29	0,36	-8,17
	TPA fréquentiel	0,36	0,70	-4,92
	TPA médian	0,13	0,84	-3,50
	TPA moyen	0,10	0,85	-3,31
Châtaignier	*TM*	0,96	0,36	-4,51
	TPA fréquentiel	0,33	0,43	-3,42
	TPA médian	0,29	0,48	-2,77
	TPA moyen	0,21	0,46	-2,56
Chêne pédonculé	*TM*	1,06	0,52	-6,23
	TPA fréquentiel	0,56	0,39	-4,05
	TPA médian	0,26	0,33	-3,34
	TPA moyen	0,19	0,34	-2,99
Chêne pubescent	*TM*	0,77	0,85	-7,28
	TPA fréquentiel	0,27	0,92	-5,83
	TPA médian	0,15	0,73	-3,80
	TPA moyen	0,12	0,76	-3,52
Chêne sessile	*TM*	1,35	0,45	-6,86
	TPA fréquentiel	0,46	0,46	-4,29
	TPA médian	0,25	0,53	-3,47
	TPA moyen	0,14	0,65	-3,14
Chêne vert	*TM*	0,78	0,48	-7,48
	TPA fréquentiel	0,76	0,31	-5,00
	TPA médian	0,23	0,49	-3,76
	TPA moyen	0,19	0,60	-3,61

Essence et groupe d'essences	Paramètre démographiques	RSE	R^2	Ordonnée à l'origine
Divers feuillus	*TM*	1,18	0,26	-6,07
	TPA fréquentiel	0,51	0,32	-4,20
	TPA médian	0,37	0,19	-3,42
	TPA moyen	0,28	0,28	-3,06
Divers résineux	*TM*	1,21	0,27	-5,55
	TPA fréquentiel	0,57	0,15	-3,08
	TPA médian	0,46	0,06	-3,05
	TPA moyen	0,36	0,04	-2,64
Douglas	*TM*	0,46	0,96	-5,63
	TPA fréquentiel	0,08	0,77	-2,00
	TPA médian	0,16	0,65	-1,87
	TPA moyen	0,14	0,55	-1,77
Epicéa commun	*TM*	0,82	0,53	-5,19
	TPA fréquentiel	0,31	0,20	-3,03
	TPA médian	0,33	0,10	-2,79
	TPA moyen	0,21	0,13	-2,55
Frêne	*TM*	0,80	0,75	-6,69
	TPA fréquentiel	0,31	0,45	-3,31
	TPA médian	0,12	0,87	-3,03
	TPA moyen	0,08	0,87	-2,76
Hêtre	*TM*	1,32	0,20	-7,00
	TPA fréquentiel	0,48	0,30	-3,96
	TPA médian	0,36	0,36	-3,40
	TPA moyen	0,22	0,51	-3,06
Pin dAlep	*TM*	0,73	0,68	-5,41
	TPA fréquentiel	0,16	0,80	-3,28
	TPA médian	0,06	0,89	-2,94
	TPA moyen	0,08	0,83	-2,71

Essence et groupe d'essences	Paramètre démographiques	RSE	R^2	Ordonnée à l'origine
Pin maritime	*TM*	1,08	0,42	-5,16
	TPA fréquentiel	0,40	0,08	-2,64
	TPA médian	0,32	0,20	-2,49
	TPA moyen	0,30	0,15	-2,28
Pin sylvestre	*TM*	2,58	0,04	-5,38
	TPA fréquentiel	0,70	0,20	-3,84
	TPA médian	0,62	0,15	-3,69
	TPA moyen	0,28	0,07	-2,87
Sapin blanc	*TM*	1,05	0,36	-5,35
	TPA fréquentiel	0,36	0,38	-3,47
	TPA médian	0,24	0,45	-3,35
	TPA moyen	0,18	0,52	-2,99

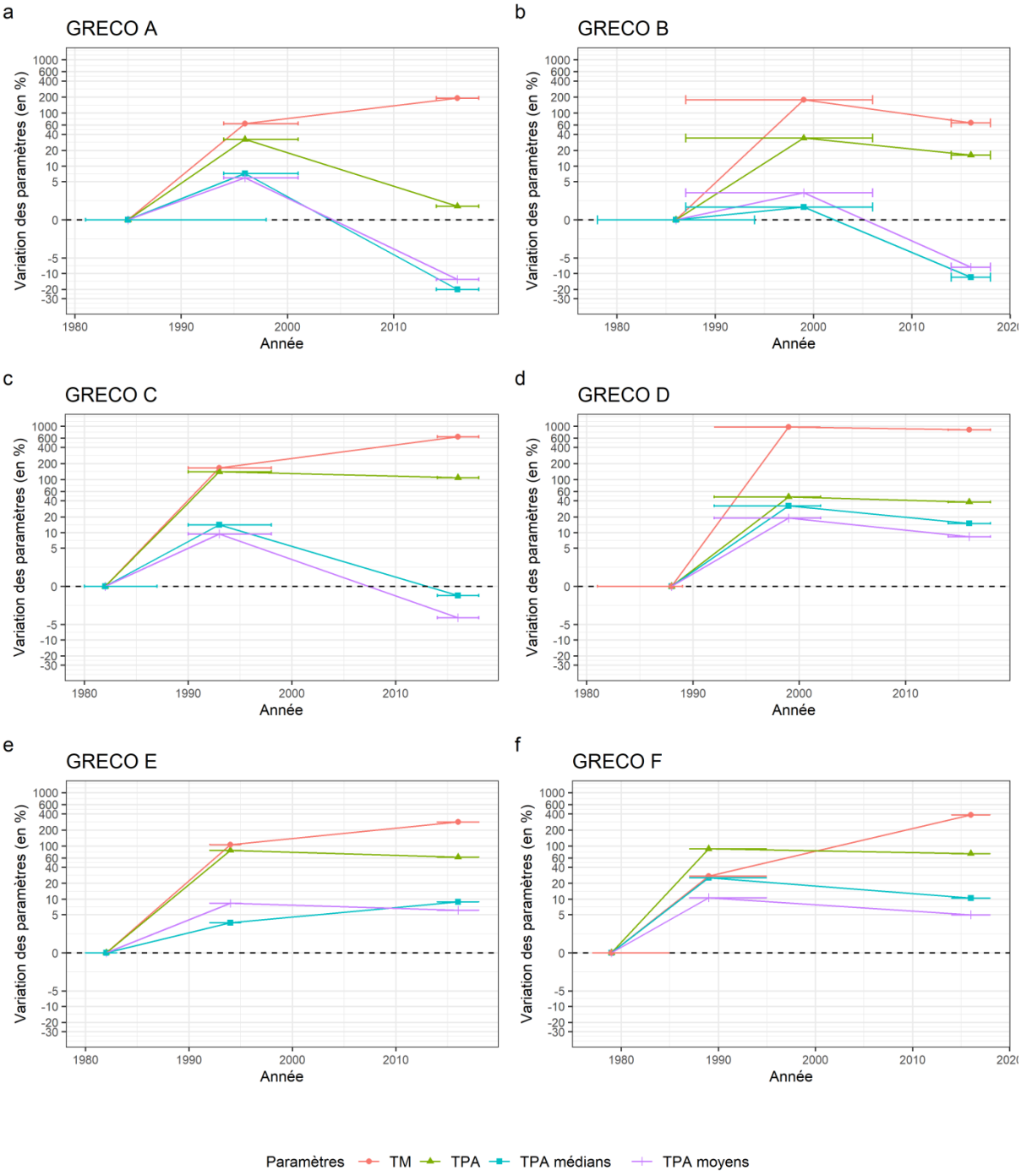
Annexe V.4. Performances des modèles statistiques (ANOVA) permettant de quantifier les changements historiques des *TPA* et des *TM* à l'échelle des GRECO

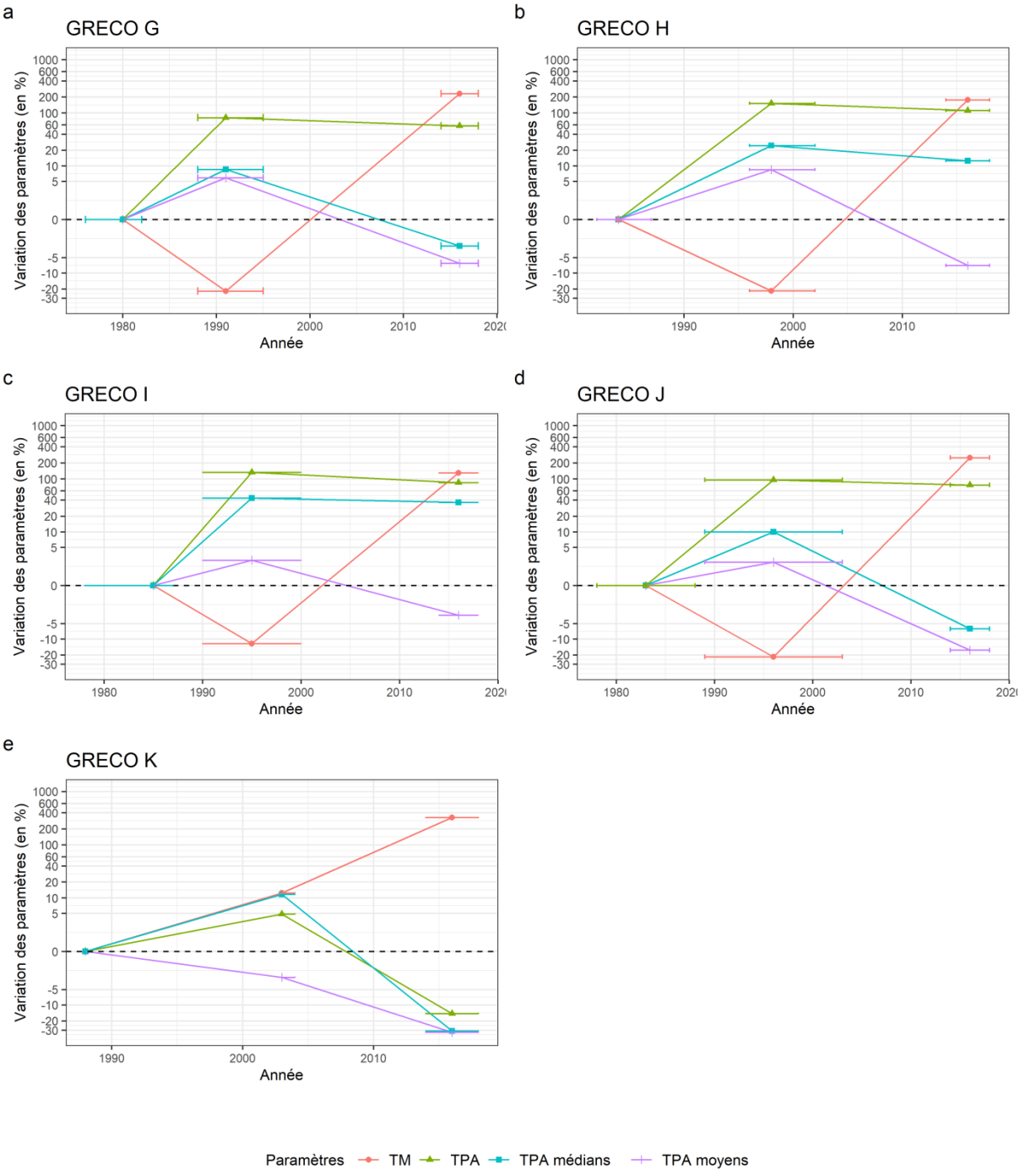
RSE : erreur résiduelle standard du modèle.

GRECO	Paramètre démographiques	RSE	R^2	Ordonnée à l'origine
A	*TM*	1,39	0,27	-5,79
	TPA	0,43	0,15	-3,09
	TPA médian	0,26	0,39	-2,97
	TPA moyen	0,25	0,28	-2,69
B	*TM*	1,71	0,10	-6,17
	TPA fréquentiel	0,41	0,16	-3,30
	TPA médian	0,27	0,34	-3,03
	TPA moyen	0,26	0,24	-2,77
C	*TM*	1,25	0,38	-7,14
	TPA fréquentiel	0,61	0,32	-4,15
	TPA médian	0,30	0,25	-3,26
	TPA moyen	0,24	0,27	-2,97
D	*TM*	1,12	0,53	-7,00
	TPA fréquentiel	0,39	0,22	-3,28
	TPA médian	0,25	0,25	-3,15
	TPA moyen	0,23	0,18	-2,86
E	*TM*	1,17	0,50	-5,71
	TPA fréquentiel	0,43	0,34	-3,78
	TPA médian	0,27	0,31	-3,23
	TPA moyen	0,23	0,28	-2,93
F	*TM*	1,51	0,24	-6,75
	TPA fréquentiel	0,62	0,19	-3,47
	TPA médian	0,37	0,08	-2,95
	TPA moyen	0,34	0,03	-2,61
G	*TM*	1,17	0,40	-5,27
	TPA fréquentiel	0,58	0,18	-3,48
	TPA médian	0,43	0,10	-3,02
	TPA moyen	0,35	0,10	-2,72

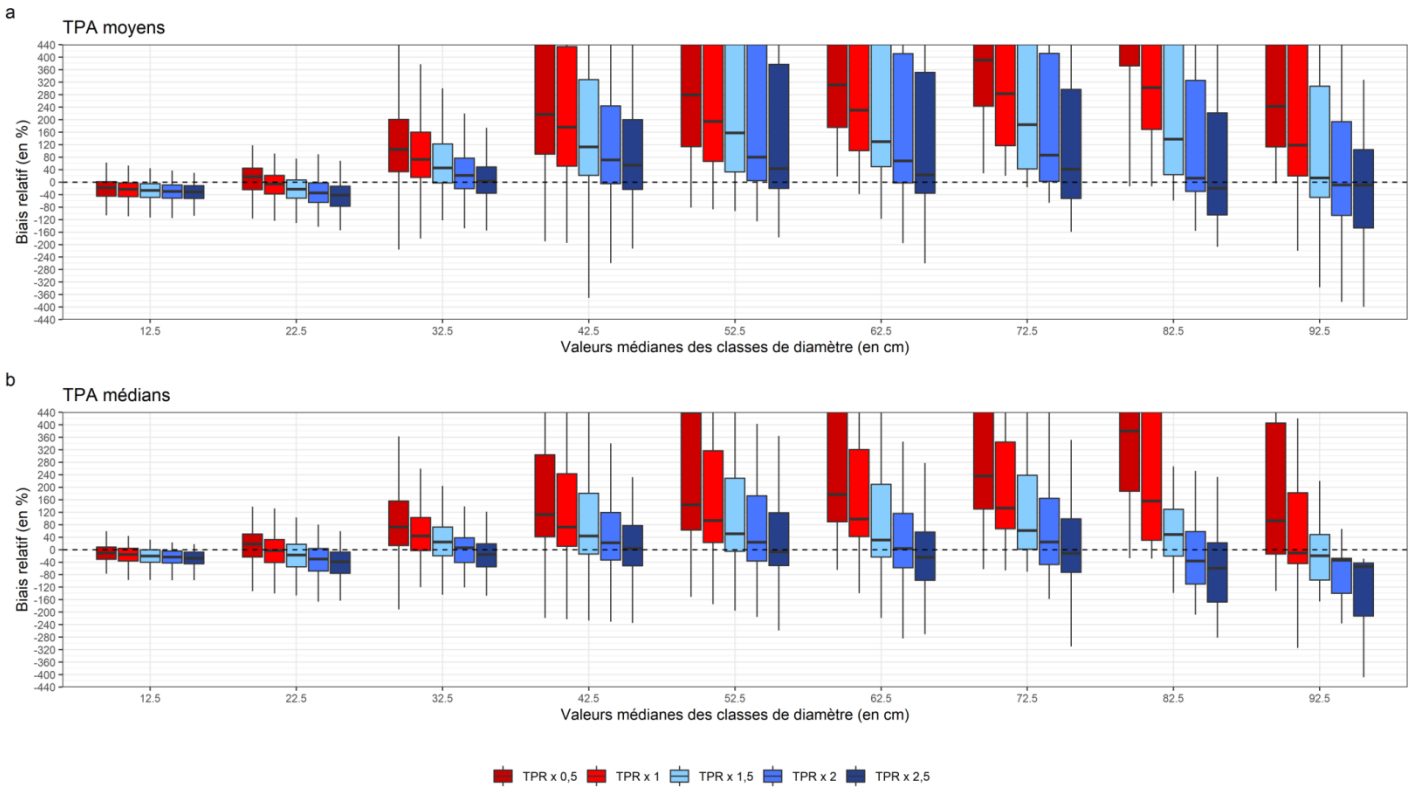
GRECO	Paramètre démographiques	RSE	R^2	Ordonnée à l'origine
H	*TM*	0,76	0,48	-5,18
	TPA fréquentiel	0,57	0,43	-4,48
	TPA médian	0,52	0,23	-3,78
	TPA moyen	0,26	0,46	-3,24
I	*TM*	1,07	0,30	-5,13
	TPA fréquentiel	0,53	0,34	-4,07
	TPA médian	0,44	0,21	-3,61
	TPA moyen	0,23	0,26	-2,98
J	*TM*	1,11	0,37	-5,77
	TPA fréquentiel	0,75	0,23	-4,42
	TPA médian	0,46	0,17	-3,43
	TPA moyen	0,34	0,25	-3,08
K	*TM*	1,01	0,35	-5,82
	TPA fréquentiel	0,65	0,08	-3,46
	TPA médian	0,34	0,33	-3,31
	TPA moyen	0,34	0,28	-3,00

Annexe V.5. Mesure de la dérive des taux de passage (TPA) selon 3 méthodes d'estimations (fréquentiels, médians et moyens) et des taux de mortalité (TM) à l'échelle des GRECO




a
GRECO G
b
GRECO H
c
GRECO I
d
GRECO J
e
GRECO K
Variation des paramètres (en %)
Année
Paramètres
TM
TPA
TPA médians
TPA moyens

Annexe V.6. Distributions des biais relatifs des effectifs d'arbres par classes de diamètre (d'une largeur de 10 cm) des strates issus des simulations dynamiques utilisant des taux de passage (TPA) moyens (a) et des taux de passage médians (b) selon les différents ajustements des taux de prélèvement (TPR)



Les valeurs aberrantes ont été supprimées de cette représentation. Les valeurs supérieures à 440 % et inférieures à -440 % ne sont également pas représentées.

Annexe VI.1. Détail des 41 strates du sous-ensemble forestier retenues dans le cadre de l'hybridation entre le modèle CASTANEA et MARGOT

Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ».

Strate	Nombre de départements couvert	Volume (en m³)	Part du volume total (en %)	Part du volume total cumulé (en %)
B.Pr.Chêne sessile	21	107 722 055	3,94	3,94
B.Pr.Chêne pédonculé	22	93 970 341	3,44	7,37
G.Pr.Chêne pédonculé	9	50 514 852	1,85	9,22
F.Pr.Chêne pédonculé	10	44 161 143	1,61	10,84
G.Pr.Hêtre	11	43 001 658	1,57	12,41
G.Pr.Pin sylvestre	8	40 562 995	1,48	13,89
G.Pr.Chêne sessile	12	36 209 711	1,32	15,21
H.Pr.Epicéa commun	3	34 772 715	1,27	16,49
G.Pr.Epicéa commun	10	34 104 733	1,25	17,73
B.D.Chêne sessile	14	30 720 490	1,12	18,86
E.Pr.Epicéa commun	3	27 545 218	1,01	19,86
C.AFP.Chêne sessile	7	27 176 554	0,99	20,86
C.Pr.Chêne sessile	7	22 558 881	0,82	21,68
H.Pr.Hêtre	5	21 957 158	0,80	22,48
C.AFP.Hêtre	6	19 770 548	0,72	23,21
H.AFP.Epicéa commun	3	19 712 907	0,72	23,93
D.AFP.Hêtre	3	17 290 045	0,63	24,56
B.Pr.Pin sylvestre	6	16 174 295	0,59	25,15
I.Pr.Chêne pédonculé	4	16 142 473	0,59	25,74
C.AFP.Chêne pédonculé	6	15 297 952	0,56	26,30
B.Pr.Hêtre	7	15 225 515	0,56	26,86

Strate	Nombre de départements couvert	Volume (en m³)	Part du volume total (en %)	Part du volume total cumulé (en %)
E.Pr.Hêtre	3	14 623 457	0,53	27,39
C.Pr.Hêtre	6	14 543 878	0,53	27,92
I.AFP.Hêtre	3	14 468 924	0,53	28,45
C.Pr.Chêne pédonculé	6	14 162 169	0,52	28,97
D.Pr.Epicéa commun	3	14 027 153	0,51	29,48
C.D.Hêtre	6	12 622 487	0,46	29,95
I.Pr.Hêtre	3	11 628 139	0,43	30,37
C.Pr.Epicéa commun	5	11 481 727	0,42	30,79
E.AFP.Epicéa commun	3	11 193 248	0,41	31,20
E.AFP.Hêtre	3	11 099 861	0,41	31,61
B.D.Hêtre	5	10 008 020	0,37	31,97
D.AFP.Epicéa commun	3	8 992 144	0,33	32,30
C.D.Chêne sessile	4	8 975 813	0,33	32,63
H.AFP.Hêtre	5	8 804 495	0,32	32,95
B.AFP.Chêne sessile	3	8 328 795	0,30	33,25
D.AFP.Chêne sessile	3	7 460 837	0,27	33,53
H.AFP.Pin sylvestre	3	7 316 688	0,27	33,80
G.AFP.Epicéa commun	3	6 731 098	0,25	34,04
D.D.Hêtre	2	6 340 351	0,23	34,27
D.Pr.Hêtre	3	6 301 344	0,23	34,50

Annexe VI.2. Estimation des modèles statistiques sur l'accroissement radial mesuré sur 5 ans (IR5) à l'échelle du sous-ensemble de la forêt française

Des modèles statistiques (ANOVA) ont été testés afin de déterminer si la dérive observée pour les TPA du modèle est également constaté à partir des données d'IR5. La dérive des IR5 a été analysée sur une ventilation des effectifs d'arbres dans des classes de diamètre de largeur de 5 cm. Les paramètres estimés à partir des données du premier cycle d'inventaire d'ancienne méthode (Cycle 1) n'ont pas été utilisées dans cette analyse, car seules les données de 62% des départements y sont disponibles.

Le premier modèle d'analyse de variance fait l'hypothèse que l'accroissement radial varie selon le cycle d'inventaire et la classe de diamètre sur lesquels ils sont estimés :

$$Modèle\ 1 \rightarrow IR5 = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{cyc,k} + \varepsilon \qquad \textbf{(1)}$$

où $IR5$ est l'accroissement radial mesurés sur 5 ans (et au préalable multiplié par deux afin d'obtenir un accroissement en diamètre), μ est l'ordonnée à l'origine, α_{cyc} est l'effet du cycle d'inventaire sur lequel est mesuré les IR5 (cyc représente les cycles d'ancienne méthode 2 et 3 et les données de la nouvelle méthode), β_k est l'effet de la classe de diamètre (k représente les classes de diamètre), $\gamma_{cyc,k}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et de la classe de diamètre et ε est le terme résiduel aléatoire, par hypothèse $\varepsilon \sim N(0, \sigma)$ pour l'inférence.

Les modèles d'analyse de variance suivant font l'hypothèse que les IR5 varient selon l'année et par essence forestière, GRECO, hyper-strate (interaction des GRECO et des essences forestières) et le scénario de teneur en CO_2:

$$Modèle\ 2 \rightarrow IR5 = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{ess} + \delta_{cyc,ess} + \varepsilon \qquad \textbf{(2)}$$

où γ_{ess} est l'effet de l'essence, $\delta_{cyc,ess}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et de l'essence de l'arbre.

et,

$$Modèle\ 3 \rightarrow IR5 = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{GRECO} + \delta_{cyc,GRECO} + \varepsilon \qquad \textbf{(3)}$$

où γ_{GRECO} est l'effet de l'essence, $\delta_{cyc,GRECO}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et de la GRECO,

et,

$$Modèle\ 4 \rightarrow IR5 = \mu + \alpha_{cyc} + \beta_k + \gamma_{hs} + \delta_{cyc,hs} + \varepsilon \qquad \textbf{(4)}$$

où γ_{hs} est l'effet de l'essence, $\delta_{cyc,hs}$ est l'interaction entre l'effet du cycle d'inventaire et de l'hyper-strate.

Modèles	Effets	R^2	RSE	*F value*	*P value*
Modèle 1	Cycle			7,5	< 0,001
	Classe de diamètre	0,16	0,05	12,9	$< 10^{-10}$
	(Cycle * classe de diamètre)			0,2	NS
Modèle 2	Cycle			10,7	$< 10^{-4}$
	Essence	0,4	0,04	109,7	$< 10^{-10}$
	(Cycle * essence)			1,1	NS
Modèle 3	Cycle			7,2	< 0,001
	GRECO	0,12	0,05	10,3	$< 10^{-10}$
	(Cycle * GRECO)			0,5	NS
Modèle 4	Cycle			23,5	$< 10^{-8}$
	Hyper-strate	0,05	0,21	26,7	$< 10^{-10}$
	(Cycle * hyper-strate)			4,2	< 0,01

Annexe VII.1. Moyennes du RDI (Relative Density Index) et du Dg (diamètre quadratique moyen) des strates de l'ensemble de la forêt française en fonction de la temporalité des données d'ancienne et de nouvelle méthode d'inventaire

Période d'acquisition des données aux différents cycles d'inventaires : cycle 1 : 1961-1980 ; cycle 2 : 1976-1998 ; cycle 3 : 1987-2006 ; nouvelle méthode : 2014-2018. Les valeurs non renseignées sont dues à l'absence de données décrivant la strate à la période donnée. Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ».

Strate	RDI				Dg			
	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode
A.D.Divers feuillus	0,61	0,59		0,60	26,85	24,56		29,46
A.Pr.Châtaignier	0,62	0,65	0,67	0,79	18,77	21,29	20,28	25,42
A.Pr.Chêne pédonculé	0,56	0,59	0,62	0,77	20,98	21,96	23,40	26,37
A.Pr.Chêne sessile	0,55	0,61	0,65	0,75	22,25	24,30	29,95	29,01
A.Pr.Divers feuillus	0,56	0,58	0,58	0,69	16,29	18,13	18,80	21,26
A.Pr.Divers résineux	0,53	0,57	0,63	0,73	19,80	19,80	21,81	26,52
A.Pr.Hêtre	0,40	0,53	0,56	0,73	22,74	22,79	22,98	27,98
A.Pr.Pin maritime	0,56	0,63		0,72	21,38	22,62		27,85
B.AFP.Chêne sessile	0,42	0,51	0,64	0,68	21,39	21,61	23,49	24,53
B.AFP.Divers feuillus	0,45	0,50	0,59	0,66	19,46	18,92	21,94	22,31
B.AFP.Divers résineux	0,39	0,53	0,61	0,57	22,58	23,33	23,67	36,00
B.D.Chêne pédonculé	0,49	0,43	0,46	0,51	30,37	34,45	37,77	43,64
B.D.Chêne sessile	0,55	0,64	0,63	0,57	31,65	33,84	35,80	37,69
B.D.Divers feuillus	0,52	0,60	0,55	0,55	20,64	24,74	24,79	27,00
B.D.Divers résineux	0,41	0,52	0,67	0,55	20,38	19,32	28,37	36,37
B.D.Hêtre	0,53	0,59	0,52	0,43	34,13	37,36	37,35	34,75
B.D.Pin sylvestre	0,47	0,53	0,48	0,51	30,08	25,87	28,52	28,98
B.Pr.Charme	0,63	0,69	0,79	0,86	16,73	18,06	19,86	21,57
B.Pr.Châtaignier	0,62	0,66	0,71	0,77	17,30	19,51	21,33	22,47
B.Pr.Chêne pédonculé	0,54	0,61	0,67	0,74	19,60	21,85	24,11	24,71
B.Pr.Chêne sessile	0,50	0,60	0,67	0,77	20,15	21,77	24,32	26,15
B.Pr.Divers feuillus	0,52	0,57	0,61	0,69	17,07	18,79	20,04	20,71
B.Pr.Divers résineux	0,44	0,54	0,61	0,67	18,96	19,43	21,02	24,49
B.Pr.Frêne	0,60	0,63	0,65	0,74	19,57	22,48	22,81	22,54
B.Pr.Hêtre	0,55	0,60	0,67	0,76	24,49	27,05	26,96	28,61
B.Pr.Pin sylvestre	0,55	0,64	0,64	0,69	18,38	20,16	21,96	22,97
C.AFP.Charme	0,60	0,65	0,75	0,75	22,17	21,60	23,19	23,12
C.AFP.Chêne pédonculé	0,59	0,63	0,74	0,77	24,48	22,67	24,81	24,37
C.AFP.Chêne sessile	0,57	0,62	0,72	0,71	24,94	25,99	27,25	26,18
C.AFP.Divers feuillus	0,50	0,60	0,67	0,66	19,25	20,42	22,16	21,70
C.AFP.Divers résineux	0,55	0,57	0,65	0,65	20,15	19,83	22,22	25,66
C.AFP.Hêtre	0,62	0,64	0,73	0,69	27,79	26,98	28,91	25,75

Strate	RDI				Dg			
	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode
C.D.Charme	0,54	0,63	0,70	0,59	20,40	20,32	22,78	21,07
C.D.Chêne pédonculé	0,85	0,85	0,87	0,71	28,06	25,43	28,29	26,02
C.D.Chêne sessile	0,61	0,65	0,74	0,65	25,21	26,69	29,33	28,56
C.D.Divers feuillus	0,80	0,62	0,68	0,59	22,27	21,94	24,32	21,62
C.D.Divers résineux	0,68	0,66	0,69	0,64	25,19	24,58	26,41	28,18
C.D.Hêtre	0,61	0,63	0,69	0,58	27,56	28,14	30,44	27,54
C.Pr.Charme	0,66	0,68	0,80	0,86	18,69	18,25	20,85	23,33
C.Pr.Chêne pédonculé	0,62	0,67	0,77	0,83	20,41	20,06	22,44	25,28
C.Pr.Chêne sessile	0,58	0,64	0,77	0,81	20,56	20,45	22,74	24,16
C.Pr.Divers feuillus	0,60	0,62	0,72	0,76	17,51	17,64	19,99	20,92
C.Pr.Divers résineux	0,50	0,54	0,62	0,65	18,64	19,56	21,35	23,25
C.Pr.Epicéa commun	0,59	0,62	0,69	0,67	16,83	16,91	19,57	24,77
C.Pr.Frêne	0,63	0,65	0,71	0,81	18,28	19,32	21,14	21,56
C.Pr.Hêtre	0,65	0,68	0,79	0,82	23,01	23,31	24,77	25,45
D.AFP.Chêne sessile	0,76	0,78	0,77	0,74	26,72	27,36	29,47	26,69
D.AFP.Divers feuillus	0,63	0,65	0,66	0,66	24,33	24,71	25,23	23,82
D.AFP.Divers résineux	0,69	0,67	0,68	0,70	24,59	24,25	24,73	25,56
D.AFP.Epicéa commun	0,63	0,65	0,70	0,63	24,49	24,01	25,56	26,49
D.AFP.Hêtre	0,72	0,72	0,70	0,69	28,56	28,90	29,90	28,39
D.AFP.Sapin blanc	0,70	0,70	0,74	0,73	28,02	27,80	30,05	28,78
D.D.Divers feuillus	0,63	0,62	0,58	0,60	24,33	24,82	24,31	26,27
D.D.Divers résineux	0,69	0,68	0,66	0,63	26,99	26,73	26,50	27,34
D.D.Hêtre	0,71	0,72	0,71	0,66	29,44	29,88	29,70	27,50
D.D.Sapin blanc	0,70	0,67	0,69	0,70	30,90	29,71	31,05	28,34
D.Pr.Divers feuillus	0,62	0,66	0,69	0,76	19,98	22,08	23,21	23,11
D.Pr.Divers résineux	0,60	0,65	0,70	0,73	21,42	21,48	23,14	24,60
D.Pr.Epicéa commun	0,58	0,64	0,73	0,77	19,52	19,76	21,78	25,18
D.Pr.Hêtre	0,69	0,72	0,75	0,82	24,55	25,91	26,89	27,06
D.Pr.Sapin blanc	0,68	0,70	0,75	0,83	23,79	24,02	25,03	24,94
E.AFP.Divers feuillus	0,55	0,58	0,67	0,70	20,66	20,80	22,53	23,35
E.AFP.Epicéa commun	0,65	0,62	0,63	0,61	27,70	27,01	25,69	26,44
E.AFP.Hêtre	0,62	0,66	0,70	0,66	24,65	24,38	26,15	27,28
E.AFP.Sapin blanc	0,67	0,66	0,68	0,67	28,23	27,05	26,33	26,27
E.D.Divers feuillus		0,63	0,68	0,75		21,20	24,57	29,86
E.D.Divers résineux	0,60	0,64	0,65	0,60	34,23	31,12	27,13	35,08
E.Pr.Divers feuillus	0,56	0,61	0,70	0,81	17,37	18,52	19,29	20,96
E.Pr.Divers résineux	0,56	0,48	0,59	0,67	19,72	18,38	20,48	24,26
E.Pr.Epicéa commun	0,63	0,61	0,67	0,76	23,42	22,18	23,55	26,18
E.Pr.Hêtre	0,71	0,72	0,84	0,86	20,27	21,92	22,82	23,89
E.Pr.Sapin blanc	0,71	0,68	0,75	0,83	25,85	25,10	25,18	26,20

Strate	RDI				Dg			
	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode
F.AFP.Divers résineux		0,49	0,61	0,47		23,37	26,70	24,34
F.D.Divers résineux		0,59	0,71	0,58		22,78	25,44	28,13
F.Pr.Chêne pédonculé	0,51	0,58	0,65	0,71	16,05	19,67	22,08	22,33
F.Pr.Chêne pubescent		0,50	0,57	0,69		14,67	16,30	17,94
F.Pr.Divers feuillus	0,42	0,55	0,61	0,68	14,61	17,69	19,42	19,30
F.Pr.Divers résineux		0,58	0,64	0,73		17,73	18,43	18,93
F.Pr.Pin maritime		0,57	0,67	0,65		22,08	25,15	22,84
G.AFP.Divers feuillus		0,56	0,59	0,74		19,95	21,28	22,75
G.AFP.Divers résineux	0,39	0,41	0,44	0,60	19,26	21,05	20,72	27,90
G.AFP.Epicéa commun		0,46	0,48	0,60		23,50	18,67	26,21
G.AFP.Sapin blanc		0,49	0,52	0,63		27,33	25,27	29,05
G.D.Divers feuillus		0,68	0,66	0,66		22,36	24,91	29,10
G.D.Divers résineux	0,47	0,51	0,52	0,57	25,29	24,99	24,63	29,66
G.Pr.Châtaignier	0,56	0,61	0,69	0,87	27,00	21,75	21,90	21,93
G.Pr.Chêne pédonculé	0,57	0,61	0,66	0,81	20,81	19,46	21,61	23,79
G.Pr.Chêne sessile	0,50	0,60	0,65	0,76	18,78	17,78	19,53	21,47
G.Pr.Divers feuillus	0,48	0,58	0,64	0,75	16,83	17,24	18,88	20,37
G.Pr.Divers résineux	0,48	0,53	0,62	0,67	18,47	17,85	19,97	23,22
G.Pr.Douglas	0,53	0,60	0,63	0,65	17,08	17,17	19,88	25,85
G.Pr.Epicéa commun	0,51	0,55	0,64	0,74	21,15	18,09	19,66	26,42
G.Pr.Hêtre	0,58	0,64	0,69	0,83	20,97	20,95	22,51	24,87
G.Pr.Pin sylvestre	0,48	0,56	0,57	0,63	19,16	19,79	21,36	23,12
G.Pr.Sapin blanc	0,56	0,62	0,66	0,79	22,28	23,33	23,90	26,98
H.AFP.Divers feuillus	0,49	0,54	0,59	0,67	17,26	18,75	19,00	19,73
H.AFP.Divers résineux	0,55	0,58	0,61	0,71	27,00	27,36	26,86	27,16
H.AFP.Epicéa commun	0,60	0,61	0,66	0,71	28,50	27,75	27,56	27,57
H.AFP.Hêtre	0,56	0,60	0,64	0,76	21,35	22,11	22,08	22,06
H.AFP.Pin sylvestre	0,50	0,57	0,60	0,67	22,35	22,25	22,47	22,61
H.AFP.Sapin blanc	0,66	0,64	0,69	0,77	27,19	26,84	26,66	26,34
H.D.Divers feuillus	0,56	0,59	0,62	0,71	19,71	20,73	20,56	20,25
H.D.Divers résineux	0,65	0,63	0,68	0,70	21,27	21,48	22,32	23,14
H.Pr.Divers feuillus	0,49	0,55	0,59	0,70	16,20	16,83	18,28	19,32
H.Pr.Divers résineux	0,48	0,52	0,55	0,60	20,70	21,44	22,06	21,14
H.Pr.Epicéa commun	0,64	0,68	0,77	0,88	22,19	23,09	24,79	26,26
H.Pr.Hêtre	0,61	0,65	0,74	0,86	19,05	19,73	21,61	23,34
H.Pr.Pin sylvestre	0,48	0,52	0,58	0,67	17,11	17,67	18,72	19,02
H.Pr.Sapin blanc	0,72	0,75	0,85	0,98	22,62	24,06	25,55	27,78

Strate	RDI				Dg			
	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode	Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Nouvelle méthode
I.AFP.Divers feuillus	0,46	0,53	0,60	0,65	19,52	23,44	25,56	25,46
I.AFP.Divers résineux	0,48	0,55	0,56	0,67	20,91	20,71	21,36	28,46
I.AFP.Hêtre	0,69	0,63	0,71	0,72	25,97	28,02	29,81	31,21
I.AFP.Sapin blanc	0,70	0,64	0,69	0,77	31,05	29,22	29,17	27,70
I.D.Divers feuillus	0,53	0,62	0,66	0,77	27,27	24,54	26,41	27,03
I.D.Divers résineux		0,58	0,57	0,79		23,47	23,51	27,43
I.Pr.Châtaignier	0,63	0,58	0,65	0,85	23,63	22,14	23,98	24,95
I.Pr.Chêne pédonculé	0,58	0,59	0,64	0,80	18,66	24,31	26,36	26,09
I.Pr.Divers feuillus	0,49	0,52	0,57	0,68	17,75	18,62	20,11	21,34
I.Pr.Divers résineux	0,48	0,52	0,59	0,57	24,39	20,33	20,95	22,32
I.Pr.Hêtre	0,60	0,62	0,67	0,83	24,21	24,01	27,70	27,91
J.AFP.Divers feuillus	0,25	0,34	0,42	0,51	11,89	13,21	14,80	14,80
J.AFP.Divers résineux	0,32	0,39	0,42	0,46	19,34	19,93	21,41	22,39
J.D.Divers feuillus	0,63	0,59	0,68	0,74	19,28	19,40	21,04	21,98
J.D.Divers résineux	0,62	0,63	0,70	0,71	22,09	23,14	24,24	27,45
J.Pr.Chêne pubescent	0,38	0,47	0,54	0,66	13,97	14,27	15,61	16,35
J.Pr.Chêne vert	0,40	0,52	0,62	0,78	12,87	12,47	13,46	14,05
J.Pr.Divers feuillus	0,45	0,51	0,56	0,64	18,94	17,86	18,64	18,06
J.Pr.Divers résineux	0,40	0,50	0,55	0,60	17,43	18,24	19,76	19,39
J.Pr.Pin dAlep	0,41	0,47	0,53	0,63	19,32	19,88	22,77	21,87
K.AFP.Divers feuillus	0,53	0,65	0,57	0,81	34,18	37,20	29,58	27,92
K.AFP.Divers résineux	0,55	0,67	0,57	0,68	38,72	40,46	37,75	36,36
K.Pr.Chêne vert	0,44	0,58	0,63	0,75	19,87	19,75	19,07	20,19
K.Pr.Divers feuillus	0,51	0,59	0,63	0,72	38,06	32,37	25,77	21,87
K.Pr.Divers résineux	0,38	0,50	0,53	0,69	29,87	35,52	28,76	22,55
K.Pr.Pin maritime	0,44	0,66	0,81	1,01	27,93	30,13	26,77	25,47

Annexe VII.2. Moyennes du RDI (Relative Density Index) et du Dg (diamètre quadratique moyen) des strates de l'ensemble de la forêt française à l'initialisation (temps initial) et à la fin de la simulation (temps final correspondant à l'année 2016) des simulations de MARGOT-DD et de MARGOT-DD dont un coefficient correctif moyen de 1,5 a été appliqué aux taux de prélèvements (TPR) du modèle.

Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ».

Strate	Temps initial		Temps final (2016)		Temps final (2016), TPR x 1,5	
	Dg	RDI	Dg	RDI	Dg	RDI
A.D.Divers feuillus	26,55	0,60	32,37	0,57	30,15	0,51
A.Pr.Châtaignier	18,77	0,62	27,48	0,95	26,58	0,84
A.Pr.Divers feuillus	16,54	0,55	21,44	1,51	21,48	1,35
A.Pr.Divers résineux	19,97	0,53	29,91	1,12	28,99	1,04
A.Pr.Hêtre	22,88	0,40	28,32	0,85	28,05	0,78
A.Pr.Pin maritime	21,34	0,54	32,34	0,82	32,06	0,73
A.Pr.Chêne pédonculé	21,06	0,56	27,22	1,03	26,47	0,95
A.Pr.Chêne sessile	22,09	0,55	29,38	1,01	29,39	0,89
B.AFP.Divers feuillus	19,53	0,46	21,16	0,73	21,41	0,61
B.AFP.Divers résineux	24,46	0,38	37,81	0,75	37,44	0,72
B.AFP.Chêne sessile	21,37	0,42	30,18	0,53	28,41	0,48
B.D.Divers feuillus	20,90	0,52	27,09	0,62	26,15	0,53
B.D.Divers résineux	20,40	0,41	36,51	0,72	35,26	0,49
B.D.Hêtre	34,34	0,53	34,99	0,59	32,49	0,48
B.D.Pin sylvestre	30,74	0,47	32,00	0,45	30,23	0,38
B.D.Chêne pédonculé	30,54	0,48	42,47	0,60	42,83	0,55
B.D.Chêne sessile	31,80	0,54	31,74	0,74	29,85	0,65
B.Pr.Charme	16,83	0,63	24,13	0,91	24,07	0,78
B.Pr.Châtaignier	17,43	0,62	26,67	0,82	25,82	0,69
B.Pr.Divers feuillus	17,20	0,53	21,95	1,09	21,65	0,92
B.Pr.Divers résineux	19,44	0,44	30,78	0,95	29,81	0,82
B.Pr.Frêne	19,67	0,60	26,07	0,92	25,72	0,80
B.Pr.Hêtre	24,44	0,56	33,34	0,79	32,58	0,69
B.Pr.Pin sylvestre	18,48	0,55	29,67	0,75	29,33	0,69
B.Pr.Chêne pédonculé	19,66	0,54	29,50	0,88	28,67	0,78
B.Pr.Chêne sessile	20,13	0,50	30,30	0,82	29,18	0,73
C.AFP.Charme	22,39	0,61	22,09	0,61	21,70	0,51
C.AFP.Divers feuillus	19,53	0,50	22,90	0,67	22,55	0,55
C.AFP.Divers résineux	20,24	0,55	26,79	0,67	26,50	0,53
C.AFP.Hêtre	27,74	0,62	22,20	0,67	21,26	0,55

Strate	Temps initial		Temps final (2016)		Temps final (2016), TPR x 1,5	
	Dg	RDI	Dg	RDI	Dg	RDI
C.AFP.Chêne pédonculé	24,56	0,59	28,31	0,60	27,66	0,50
C.AFP.Chêne sessile	24,96	0,57	26,76	0,61	25,36	0,52
C.D.Charme	20,86	0,55	27,67	0,68	27,31	0,59
C.D.Divers feuillus	22,71	0,80	27,05	0,68	26,68	0,60
C.D.Divers résineux	25,78	0,68	31,36	0,66	30,78	0,57
C.D.Hêtre	27,74	0,60	30,63	0,65	29,21	0,58
C.D.Chêne pédonculé	28,57	0,84	33,24	0,64	32,02	0,58
C.D.Chêne sessile	25,50	0,61	32,27	0,65	31,01	0,58
C.Pr.Charme	18,87	0,67	27,89	0,73	27,10	0,65
C.Pr.Divers feuillus	17,63	0,60	24,11	0,85	23,77	0,75
C.Pr.Divers résineux	18,95	0,50	28,94	0,71	28,42	0,64
C.Pr.Frêne	18,38	0,63	27,32	0,73	26,39	0,65
C.Pr.Hêtre	23,17	0,65	32,52	0,72	31,44	0,62
C.Pr.Epicéa commun	17,20	0,59	29,52	0,79	28,48	0,67
C.Pr.Chêne pédonculé	20,45	0,63	31,49	0,72	30,70	0,66
C.Pr.Chêne sessile	20,67	0,58	31,74	0,71	31,05	0,62
D.AFP.Sapin blanc	28,04	0,70	32,85	0,63	31,10	0,53
D.AFP.Divers feuillus	24,44	0,63	28,02	0,69	26,74	0,61
D.AFP.Divers résineux	24,56	0,69	32,39	0,68	31,00	0,61
D.AFP.Hêtre	28,53	0,71	30,32	0,65	28,17	0,55
D.AFP.Epicéa commun	24,66	0,63	33,65	0,69	32,69	0,62
D.AFP.Chêne sessile	26,71	0,76	31,99	0,70	30,01	0,61
D.D.Sapin blanc	30,98	0,70	30,88	0,55	28,76	0,49
D.D.Divers feuillus	24,51	0,63	27,99	0,70	25,98	0,62
D.D.Divers résineux	27,19	0,69	30,22	0,60	27,85	0,52
D.D.Hêtre	29,70	0,71	30,23	0,63	27,95	0,52
D.Pr.Sapin blanc	23,81	0,68	29,96	0,83	28,29	0,73
D.Pr.Divers feuillus	20,18	0,62	22,26	1,16	21,78	1,00
D.Pr.Divers résineux	21,65	0,60	28,26	0,74	26,53	0,66
D.Pr.Hêtre	24,45	0,69	26,21	0,89	26,00	0,76
D.Pr.Epicéa commun	19,65	0,59	27,71	1,15	26,80	0,98
E.AFP.Sapin blanc	28,30	0,67	26,47	0,55	27,43	0,45
E.AFP.Divers feuillus	20,85	0,55	29,43	0,62	29,10	0,53
E.AFP.Hêtre	24,86	0,62	30,52	0,61	28,61	0,53
E.AFP.Epicéa commun	27,67	0,64	23,53	0,73	22,89	0,62
E.D.Divers feuillus	21,34	0,63	27,10	0,65	26,25	0,57
E.D.Divers résineux	34,79	0,59	31,88	0,59	30,07	0,51
E.Pr.Sapin blanc	26,14	0,71	27,93	0,69	26,69	0,61

Strate	Temps initial		Temps final (2016)		Temps final (2016), TPR x 1,5	
	Dg	RDI	Dg	RDI	Dg	RDI
E.Pr.Divers feuillus	17,44	0,57	21,08	0,93	20,63	0,84
E.Pr.Divers résineux	19,65	0,58	27,26	0,66	26,74	0,62
E.Pr.Hêtre	20,44	0,70	24,81	0,70	24,52	0,63
E.Pr.Epicéa commun	23,42	0,63	27,39	0,75	25,93	0,67
F.AFP.Divers résineux	23,72	0,48	33,21	0,81	31,52	0,75
F.D.Divers résineux	23,20	0,58	35,18	0,81	35,27	0,70
F.Pr.Divers feuillus	14,69	0,42	23,68	0,89	23,33	0,83
F.Pr.Divers résineux	17,74	0,58	27,02	0,83	26,58	0,77
F.Pr.Pin maritime	22,51	0,56	32,10	0,95	30,98	0,87
F.Pr.Chêne pubescent	14,72	0,50	22,88	0,68	22,65	0,65
F.Pr.Chêne pédonculé	16,06	0,51	28,34	0,80	28,18	0,76
G.AFP.Sapin blanc	27,54	0,49	24,73	0,69	24,89	0,61
G.AFP.Divers feuillus	19,97	0,56	26,02	0,85	24,93	0,74
G.AFP.Divers résineux	19,45	0,39	24,80	0,76	23,22	0,64
G.AFP.Epicéa commun	23,91	0,46	15,61	1,80	15,49	1,53
G.D.Divers feuillus	22,64	0,66	19,71	0,96	18,34	0,91
G.D.Divers résineux	25,30	0,47	26,41	0,79	25,60	0,70
G.Pr.Sapin blanc	22,48	0,56	26,60	0,85	26,13	0,79
G.Pr.Châtaignier	26,69	0,55	23,15	0,95	23,03	0,89
G.Pr.Divers feuillus	16,85	0,48	20,33	1,33	20,05	1,26
G.Pr.Divers résineux	18,50	0,48	27,84	1,10	27,78	1,02
G.Pr.Hêtre	21,04	0,57	25,61	0,84	25,46	0,77
G.Pr.Epicéa commun	21,63	0,50	28,21	0,99	28,10	0,90
G.Pr.Douglas	17,19	0,53	31,98	1,40	31,81	1,27
G.Pr.Pin sylvestre	19,21	0,47	25,42	0,78	25,21	0,72
G.Pr.Chêne pédonculé	21,03	0,57	25,46	0,94	25,49	0,89
G.Pr.Chêne sessile	18,74	0,50	23,95	0,86	23,69	0,79
H.AFP.Sapin blanc	27,18	0,66	31,40	0,56	29,84	0,49
H.AFP.Divers feuillus	17,47	0,50	23,32	0,58	22,25	0,52
H.AFP.Divers résineux	26,98	0,55	29,57	0,57	29,64	0,52
H.AFP.Hêtre	21,47	0,56	28,12	0,56	27,24	0,49
H.AFP.Epicéa commun	28,59	0,61	33,35	0,52	31,02	0,46
H.AFP.Pin sylvestre	22,38	0,50	25,72	0,53	25,00	0,47
H.D.Divers feuillus	19,83	0,55	23,58	0,55	22,49	0,52
H.D.Divers résineux	21,25	0,65	21,97	0,63	20,95	0,60
H.Pr.Sapin blanc	22,62	0,72	29,33	0,82	28,18	0,76

Strate	Temps initial		Temps final (2016)		Temps final (2016), TPR x 1,5	
	Dg	RDI	Dg	RDI	Dg	RDI
H.Pr.Divers feuillus	16,25	0,49	19,13	1,12	19,00	1,01
H.Pr.Divers résineux	20,66	0,48	23,67	0,94	23,25	0,90
H.Pr.Hêtre	19,06	0,61	25,12	0,78	24,24	0,73
H.Pr.Epicéa commun	22,26	0,64	29,10	0,83	27,90	0,76
H.Pr.Pin sylvestre	17,14	0,48	21,92	0,88	21,43	0,83
I.AFP.Sapin blanc	31,18	0,70	24,48	0,65	24,64	0,63
I.AFP.Divers feuillus	19,62	0,46	28,49	0,60	27,61	0,58
I.AFP.Divers résineux	20,91	0,48	32,06	0,52	35,14	0,45
I.AFP.Hêtre	26,05	0,68	23,46	0,77	22,83	0,69
I.D.Divers feuillus	27,17	0,53	29,76	0,71	29,06	0,63
I.D.Divers résineux	23,42	0,58	31,68	0,60	31,53	0,56
I.Pr.Châtaignier	23,23	0,63	28,43	0,82	27,78	0,77
I.Pr.Divers feuillus	17,71	0,49	19,91	1,33	19,86	1,26
I.Pr.Divers résineux	24,39	0,47	25,90	0,85	25,68	0,80
I.Pr.Hêtre	24,21	0,60	30,03	0,80	30,18	0,76
I.Pr.Chêne pédonculé	18,72	0,58	30,85	0,83	30,81	0,76
J.AFP.Divers feuillus	11,89	0,25	18,83	0,69	18,65	0,61
J.AFP.Divers résineux	19,28	0,32	25,37	0,70	24,87	0,61
J.D.Divers feuillus	19,38	0,63	25,36	0,63	25,11	0,57
J.D.Divers résineux	22,02	0,62	27,94	0,63	27,28	0,56
J.Pr.Divers feuillus	18,90	0,44	21,82	0,73	21,77	0,71
J.Pr.Divers résineux	17,46	0,39	24,16	0,77	24,07	0,71
J.Pr.Pin dAlep	19,31	0,41	30,23	0,89	30,09	0,84
J.Pr.Chêne vert	12,94	0,40	19,58	0,64	19,05	0,61
J.Pr.Chêne pubescent	13,99	0,38	21,82	0,72	22,03	0,70
K.AFP.Divers feuillus	34,17	0,54	28,98	0,63	28,99	0,62
K.AFP.Divers résineux	38,72	0,55	32,94	0,60	33,03	0,58
K.Pr.Divers feuillus	37,89	0,51	24,00	0,79	23,65	0,78
K.Pr.Divers résineux	29,87	0,38	30,77	0,58	30,24	0,56
K.Pr.Pin maritime	27,93	0,44	36,01	0,72	35,85	0,69
K.Pr.Chêne vert	19,93	0,44	25,49	0,68	25,37	0,68

Annexe VII.3. Moyennes du RDI (Relative Density Index) et du Dg (diamètre quadratique moyen) des strates du sous-ensemble de la forêt française issu de l'hybridation entre le modèle CASTANEA et MARGOT à l'initialisation (temps initial) et à la fin de la simulation (temps final correspondant à l'année 2016) des simulations de MARGOT-DDCC dont un coefficient correctif moyen de 1,5 a été appliqué aux taux de prélèvements (TPR) du modèle selon deux scénarios aux teneurs en CO_2 atmosphérique différentes

Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ».

Strate	Temps initial		Temps final (2016), scénario CO_2 évolutif		Temps final (2016), scénario CO_2 fixé	
	Dg	RDI	Dg	RDI	Dg	RDI
B.AFP.Chêne sessile	21,37	0,42	29,58	0,48	28,88	0,47
B.D.Hêtre	34,34	0,53	32,06	0,57	31,66	0,56
B.D.Chêne sessile	31,80	0,54	33,80	0,48	33,51	0,48
B.Pr.Hêtre	24,44	0,56	28,28	0,64	28,01	0,63
B.Pr.Pin sylvestre	18,48	0,55	28,54	0,62	28,00	0,60
B.Pr.Chêne pédonculé	19,66	0,54	31,88	0,59	31,55	0,58
B.Pr.Chêne sessile	20,13	0,50	27,67	0,62	27,41	0,61
C.AFP.Hêtre	27,74	0,62	29,58	0,54	29,22	0,53
C.AFP.Chêne pédonculé	24,56	0,59	27,20	0,50	26,99	0,50
C.AFP.Chêne sessile	24,96	0,57	32,65	0,57	32,44	0,56
C.D.Hêtre	27,74	0,60	32,47	0,57	31,89	0,56
C.D.Chêne sessile	25,50	0,61	33,31	0,55	32,98	0,55
C.Pr.Hêtre	23,17	0,65	28,98	0,59	28,69	0,58
C.Pr.Epicéa commun	17,20	0,59	29,82	0,59	29,44	0,57
C.Pr.Chêne pédonculé	20,45	0,63	24,04	0,63	23,67	0,61
C.Pr.Chêne sessile	20,67	0,58	31,35	0,59	30,98	0,58
D.AFP.Hêtre	28,53	0,71	31,78	0,58	31,65	0,57
D.AFP.Epicéa commun	24,66	0,63	29,68	0,55	29,41	0,55
D.AFP.Chêne sessile	26,71	0,76	32,30	0,53	32,24	0,53
D.D.Hêtre	29,70	0,71	32,71	0,53	32,52	0,52
D.Pr.Hêtre	24,45	0,69	23,98	0,85	23,65	0,82
D.Pr.Epicéa commun	19,65	0,59	26,79	0,67	26,61	0,66
E.AFP.Hêtre	24,86	0,62	29,37	0,50	29,20	0,50
E.AFP.Epicéa commun	27,67	0,64	28,21	0,51	28,08	0,51
E.Pr.Hêtre	20,44	0,70	24,68	0,62	24,37	0,61
E.Pr.Epicéa commun	23,42	0,63	24,37	0,57	24,27	0,56
F.Pr.Chêne pédonculé	16,06	0,51	26,68	0,59	26,57	0,58

Strate	Temps initial		Temps final (2016), scénario CO2 évolutif		Temps final (2016), scénario CO2 fixé	
	Dg	RDI	Dg	RDI	Dg	RDI
G.AFP.Epicéa commun	23,91	0,46	23,67	0,54	23,43	0,54
G.Pr.Hêtre	21,04	0,57	24,68	0,66	24,51	0,66
G.Pr.Epicéa commun	21,63	0,50	23,97	0,65	23,82	0,65
G.Pr.Pin sylvestre	19,21	0,47	24,49	0,71	24,24	0,70
G.Pr.Chêne pédonculé	21,03	0,57	25,66	0,63	25,46	0,62
G.Pr.Chêne sessile	18,74	0,50	22,82	0,58	22,67	0,58
H.AFP.Hêtre	21,47	0,56	31,91	0,47	31,71	0,46
H.AFP.Epicéa commun	28,59	0,61	26,35	0,49	26,22	0,49
H.AFP.Pin sylvestre	22,38	0,50	25,06	0,49	24,98	0,48
H.Pr.Hêtre	19,06	0,61	26,26	0,64	26,06	0,63
H.Pr.Epicéa commun	22,26	0,64	22,84	0,62	22,66	0,62
I.AFP.Hêtre	26,05	0,68	30,91	0,54	30,75	0,54
I.Pr.Hêtre	24,21	0,60	29,67	0,65	29,45	0,64
I.Pr.Chêne pédonculé	18,72	0,58	30,55	0,62	30,29	0,61

Annexe VII.4. Moyenne et écart-type du nombre d'arbres inventoriés dans une placette d'inventaire ventilés par strate

Les strates sont codées selon la méthode suivante « GRECO.Propriété.Essence forestière ».

Strate	Moyenne arbres relevés	Ecart-type arbres relevés
A.D.Divers feuillus	9,85	5,56
A.Pr.Châtaignier	5,67	5,85
A.Pr.Chêne pédonculé	5,68	5,03
A.Pr.Chêne sessile	6,34	4,80
A.Pr.Divers feuillus	5,72	5,49
A.Pr.Divers résineux	7,16	5,95
A.Pr.Hêtre	3,60	3,26
A.Pr.Pin maritime	6,59	5,64
B.AFP.Chêne sessile	5,21	3,61
B.AFP.Divers feuillus	8,53	6,21
B.AFP.Divers résineux	11,89	6,85
B.D.Chêne pédonculé	4,58	2,92
B.D.Chêne sessile	7,31	5,15
B.D.Divers feuillus	6,78	5,96
B.D.Divers résineux	10,32	7,10
B.D.Hêtre	6,13	4,30
B.D.Pin sylvestre	6,04	4,40
B.Pr.Charme	6,51	5,93
B.Pr.Châtaignier	6,92	7,52
B.Pr.Chêne pédonculé	4,99	4,37
B.Pr.Chêne sessile	6,72	5,12
B.Pr.Divers feuillus	5,06	4,81
B.Pr.Divers résineux	8,40	6,88
B.Pr.Frêne	3,95	3,75
B.Pr.Hêtre	3,98	4,21
B.Pr.Pin sylvestre	6,92	6,38

Strate	Moyenne arbres relevés	Ecart-type arbres relevés
C.AFP.Charme	4,75	4,27
C.AFP.Chêne pédonculé	3,44	2,55
C.AFP.Chêne sessile	4,36	3,22
C.AFP.Divers feuillus	3,70	3,75
C.AFP.Divers résineux	9,86	7,71
C.AFP.Hêtre	3,58	2,90
C.D.Charme	5,14	4,43
C.D.Chêne pédonculé	4,73	3,70
C.D.Chêne sessile	4,55	3,72
C.D.Divers feuillus	3,66	3,58
C.D.Divers résineux	10,72	6,27
C.D.Hêtre	5,42	4,37
C.Pr.Charme	5,50	4,98
C.Pr.Chêne pédonculé	3,62	3,01
C.Pr.Chêne sessile	4,62	4,03
C.Pr.Divers feuillus	5,01	4,89
C.Pr.Divers résineux	8,03	7,04
C.Pr.Epicéa commun	11,18	9,50
C.Pr.Frêne	3,87	4,11
C.Pr.Hêtre	3,37	3,18
D.AFP.Chêne sessile	4,78	4,14
D.AFP.Divers feuillus	5,52	5,03
D.AFP.Divers résineux	7,30	6,21
D.AFP.Epicéa commun	8,58	7,84
D.AFP.Hêtre	5,74	5,03
D.AFP.Sapin blanc	6,97	5,24
D.D.Divers feuillus	6,92	5,97
D.D.Divers résineux	7,99	6,65
D.D.Hêtre	6,11	5,06
D.D.Sapin blanc	7,81	5,42
D.Pr.Divers feuillus	8,07	6,46
D.Pr.Divers résineux	7,43	7,36
D.Pr.Epicéa commun	12,85	10,72
D.Pr.Hêtre	5,33	4,40
D.Pr.Sapin blanc	6,27	5,19
E.AFP.Divers feuillus	8,01	6,54
E.AFP.Epicéa commun	6,69	6,27
E.AFP.Hêtre	4,12	4,33
E.AFP.Sapin blanc	7,41	5,67
E.D.Divers feuillus	9,34	5,63
E.D.Divers résineux	11,26	6,38
E.Pr.Divers feuillus	9,40	7,59
E.Pr.Divers résineux	6,18	6,01
E.Pr.Epicéa commun	8,07	7,41
E.Pr.Hêtre	5,52	5,57
E.Pr.Sapin blanc	6,53	5,36

Strate	Moyenne arbres relevés	Ecart-type arbres relevés
F.AFP.Divers résineux	10,48	5,20
F.D.Divers résineux	13,67	5,32
F.Pr.Chêne pédonculé	5,80	4,80
F.Pr.Chêne pubescent	8,58	6,08
F.Pr.Divers feuillus	8,42	7,59
F.Pr.Divers résineux	6,47	6,74
F.Pr.Pin maritime	9,77	6,24
G.AFP.Divers feuillus	9,20	7,71
G.AFP.Divers résineux	8,12	6,10
G.AFP.Epicéa commun	7,56	6,88
G.AFP.Sapin blanc	7,38	6,11
G.D.Divers feuillus	12,27	7,00
G.D.Divers résineux	9,88	6,45
G.Pr.Châtaignier	7,16	6,83
G.Pr.Chêne pédonculé	5,75	5,03
G.Pr.Chêne sessile	7,75	6,70
G.Pr.Divers feuillus	6,15	5,90
G.Pr.Divers résineux	6,85	6,34
G.Pr.Douglas	8,40	6,49
G.Pr.Epicéa commun	8,79	7,86
G.Pr.Hêtre	6,60	6,71
G.Pr.Pin sylvestre	8,21	7,32
G.Pr.Sapin blanc	9,01	6,95
H.AFP.Divers feuillus	6,12	6,36
H.AFP.Divers résineux	7,66	5,32
H.AFP.Epicéa commun	7,25	5,79
H.AFP.Hêtre	6,62	7,06
H.AFP.Pin sylvestre	7,93	6,07
H.AFP.Sapin blanc	6,17	5,41
H.D.Divers feuillus	7,17	7,12
H.D.Divers résineux	10,45	7,21
H.Pr.Divers feuillus	9,24	7,92
H.Pr.Divers résineux	6,31	6,27
H.Pr.Epicéa commun	7,90	7,66
H.Pr.Hêtre	7,21	6,90
H.Pr.Pin sylvestre	7,68	6,23
H.Pr.Sapin blanc	5,69	4,84

Strate	Moyenne arbres relevés	Ecart-type arbres relevés
I.AFP.Divers feuillus	7,09	5,63
I.AFP.Divers résineux	9,86	7,04
I.AFP.Hêtre	7,97	6,19
I.AFP.Sapin blanc	7,24	5,42
I.D.Divers feuillus	9,59	6,07
I.D.Divers résineux	10,36	7,34
I.Pr.Châtaignier	5,86	6,67
I.Pr.Chêne pédonculé	5,12	4,16
I.Pr.Divers feuillus	7,50	6,03
I.Pr.Divers résineux	8,40	6,94
I.Pr.Hêtre	7,32	6,65
J.AFP.Divers feuillus	8,41	7,07
J.AFP.Divers résineux	6,45	5,07
J.D.Divers feuillus	9,35	7,55
J.D.Divers résineux	9,68	6,97
J.Pr.Chêne pubescent	6,57	5,78
J.Pr.Chêne vert	7,38	6,75
J.Pr.Divers feuillus	8,24	7,11
J.Pr.Divers résineux	7,70	7,13
J.Pr.Pin dAlep	5,41	4,50
K.AFP.Divers feuillus	8,41	6,25
K.AFP.Divers résineux	10,75	7,34
K.Pr.Chêne vert	9,57	8,16
K.Pr.Divers feuillus	5,76	4,81
K.Pr.Divers résineux	5,48	5,92
K.Pr.Pin maritime	7,38	7,34

Annexe VIII. Article « Ancient forest statistics provide centennial perspective over the status and dynamic of forest area in France » publié dans Annals of Forest Science en 2020

Annals of Forest Science (2020) 77:77
https://doi.org/10.1007/s13595-020-00987-5

RESEARCH PAPER

Ancient forest statistics provide centennial perspective over the status and dynamics of forest area in France

Timothée Audinot[1,2] · Holger Wernsdörfer[2] · Jean-Daniel Bontemps[1]

Received: 3 April 2020 / Accepted: 16 July 2020
© INRAE and Springer-Verlag France SAS, part of Springer Nature 2020

Abstract

• ***Key message*** **Centenary forest statistics informing major attributes of French forests were digitized, checked for consistency, and used to infer forest dynamics. Comparison to forest inventory data highlights increases in forest area and tree diversity, and substantial maturation of forests. Dataset access at** https://doi.org/10.5281/zenodo.3739458

• ***Context*** The history of European forest dynamic remains fragmental. In France, the *Daubrée* statistics (1908) and agricultural statistics (1892, 1929) formed fundamental material to fill this gap.

• ***Aims*** Release, test, and summarize the digitalized dataset. Analyze long-term forest changes in forest area, composition, and structure.

• ***Methods*** Primary data on forest area across NUTS-3 geographic units, split by forest management and ownership categories and dominating tree species (*Daubrée*), were digitized and cross-compared. Centennial changes in forest attributes were assessed from modern forest inventory data.

• ***Results*** Cross-comparison revealed: (1) strong temporal consistency in forest changes over time, (2) systematic and interpretable biases in ownership/management categories between *Daubrée* and agricultural statistics. Strong shift from coppices to high forests, increased prevalence of private ownership, and constant proportion of broadleaf- and conifer-dominated forests were highlighted, with increased tree species diversity at country scale.

• ***Conclusion*** Ancient statistics are shown to play a major role in retrospective land-use and forest policy analysis.

Keywords Historical data · National forest inventory · Forest dynamic · Land-use change · Forest structure · Tree diversity

1 Introduction

As an outcome of past demographic transition and industrial revolution, most European countries have been experiencing a forest transition since the nineteenth century, consisting of a strong regain of forest area (Mather 1992; Meyfroidt and Lambin 2011). While present forests' state has been accurately documented since 1990 with implementation of Forest Europe reporting (Forest Europe 2015) and the increasing implementation of statistical national forest inventory (NFI) programs across Europe (Tomppo et al. 2010), forest dynamics over more ancient time periods remains poorly covered (Mather et al. 1999; Meyfroidt and Lambin 2011). This has prevented from elaborating a clear view on the nature and dynamic of forest changes after the forest transition, including appraisal of areal, structural and compositional forest changes. Such long-term perspective is however of major concern to forest status and ecosystem conservation appraisal (Willis and Birks 2006; Foster et al. 2003).

Across European countries, forests of metropolitan France are those currently experiencing the strongest areal and growing stock changes (Forest Europe 2015). According to the French NFI, started in 1961, French forests have been increasing by almost 17% in area over 30 years (Denardou et al.

Handling Editor: Marco Ferretti

✉ Timothée Audinot
timothee.audinot@ign.fr

Holger Wernsdörfer
holger.wernsdorfer@agroparistech.fr

Jean-Daniel Bontemps
Jean-Daniel.Bontemps@ign.fr

[1] IGN, Laboratoire d'Inventaire Forestier, 14 rue Girardet, 54000 Nancy, France

[2] Université de Lorraine, AgroParisTech, INRAE, SILVA, F-54000 Nancy, France

2017). This increase results from both land abandonment (Chakir and Madignier 2006; Cavailhès and Normandin 1993) and forest extension ensuing from natural colonization, and active afforestation programs based on conifer species (afforestation of the Landes de Gascogne in Southwestern France by the mid-nineteenth century, David 1993, Buffault 1942; Restoration of Mountain Terrain (RTM) by the end nineteenth century, Saillet 1991; or afforestation supported by the National Forest Fund (FFN) after WWII, Betolaud 1972), with unquantified consequences on forest area and composition. Also, spontaneous forest maturation may have strongly modified the prevalence of forest management types (e.g., coppice or high forest abundance) together with the growing stock.

With this respect, ancient forest data are fairly available in France as compared with other countries (Mather et al. 1999). The first comprehensive survey of French forests is provided by *Daubrée* statistics of 1908 (Daubrée (Ministère de l'agriculture, FRANCE) 1912; Brenac 1984). Preliminary analysis of these data revealed an increase by +60% in the forested area over one century (Denardou et al. 2017). These ancient data were not yet based on survey sampling, and methods actually used remain unspecified. Also, no definition of forests based on dimensional and vegetation cover criteria (international forest definition of FAO 2000) was used at this remote period of time, making these figures uncertain as regards how forested land was distinguished from other types of vegetation and land uses.

In this respect, agricultural statistics provide valuable information for both the test of data consistency by cross-comparison approaches, and analyses of forest-area changes. Between 1862 and 1929, five decennial agricultural statistics have been produced by public authorities about every 10–30 years (1862, 1882, 1892, 1902, and 1929; Oberlé 2000). All of them include a section dedicated to forests. In addition to the *Daubrée* statistics of 1908, agricultural statistics from 1892 to 1929 were considered in the present study, with a view to cross-compare ancient statistics, and cover a period distant by around one century to present time for analyses of long-term forest changes.

The three statistical surveys describe forest area according to three categorical variables of interest: (1) the department administrative units, corresponding to the 90 NUTS-3 units of the nomenclature of the European Commission (European Parliament and Council of the European Union 2003) with an area of 3000 to 10,000 km^2 per unit; (2) forest management types, where at least coppices, high forests or coppice-with-standards forests are distinguished. Of note, forest management types primarily reflected objectives of forest planning rather than physical forest structure; (3) the legal category of forest ownership. In addition, *Daubrée* statistics provides areal statistics for major forest tree species of the country, making it possible to infer long-term compositional changes in French forests by comparison with present NFI data that are available yearly on the whole French territory since 2005.

The first objective of this paper was to improve our knowledges about past forest dynamics based on ancient statistics. The underlying goals were: (1) to digitize the three ancient statistics, only found in paper or image format to date, in order to make them available for further analysis; (2) to analyze and cross-compare ancient statistics to evaluate their consistency; (3) to analyze forest dynamics over more than one century, according to forest management types, ownership categories, and forest tree species, where modern NFI were also used. All comparisons between statistics required harmonization of data variables and resolution.

2 Material and methods

2.1 Data description

2.1.1 Data overview

Daubrée statistics *Daubrée* statistics (names after its director) as the first comprehensive forest statistics in France was published in two volumes in 1912. Data were collected by the administration of "Eaux et Forêts" ("Water and Forests", Corvol 2013) between 1904 and 1910 (Brenac 1984). Nevertheless, all data refer to 1908 (Brenac 1984; Oberlé 2000). Protocols for historical data acquisition remain fragmental. Forest data were collected from the archives of "Eaux et Forêts", and from forest owners and associated organization. Forest areal data were provided by public local authorities and ensued from the French land registry (Corvol 2013; IGN 2013). The statistics provides forest information also at a resolution below the NUTS-3 level, i.e. by "canton" administrative units (LAU-1 of the EC, >3000 units in France; European Parliament and Council of the European Union 2013). While the latter resolution remains out of scope of the present study, it was, e. g., used in Dupouey and Hervé (2013) for spatial inference of forest changes.

One synoptic table of *Daubrée* statistics is reproduced in Annex 1.

Decennial agricultural statistics of 1892 and 1929 Decennial agricultural statistics (Ministère de l'Agriculture - Direction de l'Agriculture 1892; 1929) were intended to provide a comprehensive survey of the agricultural land of the national territory and its associated productions (Hitier 1899; Fromont 1938). A special section is dedicated to forests. We considered data from this section, only.

Decennial agricultural statistics relied on questionnaire surveys of municipalities (Oberlé 2000). Survey results were aggregated by the French administration prior to their publication (Musset 1938).

Agricultural statistics of 1892 (published in 1897 and acquired in 1892, Hitier 1899) and 1929 (published in 1936 and acquired between 1928 and 1933, Musset 1938) also provide information on forest area and harvested volume at the departmental scale.

Forest tables of both decennial agricultural statistics are reproduced in Annex 1.

Complementary data from the French national forest inventory NFI data were used to assess changes in both forest structure and composition over a one-century period.

Inventory data rely on an annual and spatially systematic sampling of forests (Robert et al. 2010; Vidal et al. 2016) and comply with the international FAO definition of forest (FAO 2000). With aggregation of successive years of inventory increasing data precision (Wernsdörfer et al. 2012) a 5-year aggregation of 2006-to-2010 inventories (median year 2008) distant by 100 years from the *Daubrée* statistics was computed.

2.1.2 Standard categorical variables

Daubrée statistics Forest area was split by ownership category and submission to the "Forest regime", associated to legally-binding management rules defined by the forestry code of 1827 (Némoz-Rajot 1998, Annex 2) and isolating: State-owned forests, municipal forests, and forests of other territorial public bodies subjected to forest regime; municipal forests non subjected to the forest regime and private forests (never submitted to the forest regime). In addition to the three forest management types identified in all three statistics (see Introduction), two management types were specific of *Daubrée* statistics: (i) the transient regime of coppice conversion enforced by the forest law of 1827, and aiming at shifting to high forests for timber production (Degron 1998), and (ii) unproductive forest areas. The latter corresponded to marshes, bogs, rocks, and reforestation perimeters of forest protection programs. "Unproductive" hence needs to be understood in the literal meaning of not subjected to tree felling, as these areas are systematically encompassed for estimation of the afforestation rating, yet systematically associated with zero harvested volume.

Daubrée statistics included statistics on forest owners and annual harvested volume. All state variables available are summarized in Tables 1 and 2.

Decennial agricultural statistics of 1892 and 1929 Forest area was classified according to forest management type, ownership category, and forest regime submission (Tables 1 and 2). Both statistics split the area of high forests according to botanical classes (broadleaf- or conifer-dominated forests). Whereas no information on the method used to achieve this distinction (evaluation of class predominance), the significance of compositional mixtures in French forests (Morneau et al. 2008) makes these figures uncertain.

Like in the *Daubrée* statistics, specific forest management types were identified. 1892 statistics includes category decree afforestation perimeters and unproductive coastal dunes solely found in forests subjected to the forest regime. This complies with the temporary or permanent acquisition by the State, of lands dedicated to landscape protection in coastal and mountain areas, as ordinated by successive RTM laws (Saillet 1991; Sonnier 1991). 1929 statistics includes a forest management type related to recently afforested area.

In addition, annual harvested volume is included in both decennial agricultural statistics (Table 2).

French national forest inventory We used the breakdown of the forest area according to ownership category and the forest regime submission (State-owned forests, municipal and other public forests subjected to forest regime, private and other public forests non-subjected to forest regime merged in the NFI process).

Forest area at a NUTS-3 resolution was further broken down by stand vertical structure (i.e., coppice, coppice-with-standards, and high forest). The definitions of these structures are provided in Annex 3.

2.1.3 Tree species composition

This data was available in *Daubrée* statistics and current forest inventory data. In the first one, forest area of a given NUTS-3 unit was split by forest tree species at a 10% resolution, in two broad ownership categories: (i) public forests subjected to the forest regime, (ii) forests not subjected to the forest regime (predominantly private forests). Tree species listed in *Daubrée* statistics varied across NUTS-3 units and were partially described by genus or common names, requesting technical harmonization (Annex 4).

In NFI data, plots (and associated estimated area) are described by a dominant species of the canopy layer of the census strata (trees with diameter ≥ 7.5 cm). 3.3% of total forest area has a non-identified dominant species (open forests).

2.1.4 Statistics for *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin*, and *Moselle* units

Territories of three NUTS-3 units (*Bas-Rhin*, *Haut-Rhin* and *Moselle*) were annexed by Germany between 1870 and 1918, and their forests were not described in *Daubrée* statistics and in decennial agricultural statistics of 1892. Owing to the existence of the German statistics of 1907 (Ministerium für Elsaß-Lothringen 1909), we supplemented the statistics to cover the whole territory in *Daubrée* statistics.

German statistics provided information on the legal category of ownership (State-owned forests, municipal forests, and private forests). However, forest areas were not split by

Table 1 Description of variables found in ancient forest statistics and national forest inventory

Statistics	Data resolution	Tree species	Forest area split by	
			Ownership category	Forest management type (or structure type for NFI data)
Decennial agricultural statistics (1892)	86 NUTS-3	–	MPBNS	SC / CWS / HBF / HCF
			PNS	SC / CWS / HBF / HCF
			MPBS	SC / CC / CWS / HF/ DPUD
			SFS	SC / CC / CWS / HF/ DPUD
German statistics (1907) for *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin* and *Moselle* units	3 NUTS-3 (*Bas-Rhin*, *Haut-Rhin* and *Moselle*)	–	M	–
			P	–
			SFS	–
Daubrée statistics (1908)	86 NUTS-3, LAU-1 and arrondissements of Paris	15 main tree species and two tree species botanic class (*various broadleaves* and *various conifers*)	MPBNS	SC / CC / CWS / HF / UA
			MPBS	SC / CC / CWS / HF / UA
			PNS	SC / CC / CWS / HF / UA
			SFS	SC / CC / CWS / HF / UA
Decennial agricultural statistics (1929)	89 NUTS-3	–	MNS	SC / CWS / HBF / HCF / RF
			MPBNS	SC / CWS / HBF / HCF / RF
			PBNS	SC / CWS / HBF / HCF / RF
			PNS	SC / CWS / HBF / HCF / RF
			S	SC / CWS / HBF / HCF / RF
NFI (2008[1])	90 NUTS-3	70 tree species	M	C / MCHF / EAHF / UAHF / NS
			P	C / MCHF / EAHF / UAHF / NS
			SF	C / MCHF / EAHF / UAHF / NS

–: not available variables. [1] median year

Ownership categories: *S* forests subjected to the forest regime, *SF* state-owned forests, *SFS* state-owned forests subjected to the forest regime, *M* municipal forests (and other territorial public bodies' forests), *MPBS* municipal forests and other territorial public bodies' forests subjected to the forest regime, *MNS*: municipal forests not subjected to the forest regime, *MPBNS* municipal forests and other territorial public bodies' forests not subjected to the forest regime, *PBNS* other territorial public bodies' forests not subjected to the forest regime, *P* private forests, *PNS* private forests not subjected to the forest regime. Forest management types: *C* coppice, *SC* simple coppice, *CC* coppice conversion (into high forest), *CWS* coppice-with-standards, *MCHF* mixture of coppice and high-forest, *HF* high forest, *HBF* high broadleaved dominated forest, *HCF*, high coniferous dominated forest, *EAHF*, even-aged high forest, *UAHF* uneven-aged high forest, *DPUD* decreed perimeters and unproductive coastal dunes, *RF*: recently afforested forest area, *UA* unproductive area

management type. Thus, German data were used in relation with *Daubrée* statistics solely for information on the total forest area and on forest area split by ownership category.

Bas-Rhin, *Haut-Rhin*, and *Moselle* NUTS-3 units in the 1892 statistics could not be supplemented by German data.

Table 2 Summary of data found in ancient forest statistics and national forest inventory. We provide minimum and maximum values (in square brackets) at NUTS-3 unit scale. Also, we provide totals for the whole of France

	Decennial agricultural statistics (1892)	German statistics (1907) for *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin* and *Moselle* units	*Daubrée* statistics (1908)	Decennial agricultural statistics (1929)	NFI (2008[1])
Total forest area (ha)	[2158–522,768] 9,520,000	[125,201–160,485] 445,000	[1810–516,608] 9890000	[2122–626,836] 10,675,000	[25,632–567,423] 16,155,000
Total annual harvested volume (m^3)	[10,596–1,774,267] 27,600,000	–	[2296–1,904,118] 23,500,000	[0–883,400] 4,700,000[2]	[20,070–4,649,477] 44,500,000
Number of private owners	–	–	[73–67,207] 1,530,000	[0–49,589] 1,210,000	–
Afforestation rate (%)	[3.5–56.1] 18.0	–	[3.3–55.4] 18.7	[3.0–66.9] 19.4	[5.1–62.5] 29.4

NFI national forest inventory. –:s not available data. [1] median year. [2] only for timber wood

2.2 Data entry and error correction

Ancient statistics were available in paper textbook format and image format. Areal data were given for each NUTS-3 unit (table rows) and intersections of forest management type and ownership categories (table columns). Marginal totals were also provided. Digitization of the three statistics was the first step of the present work (Audinot et al. 2020). Data from *Daubrée* statistics were digitized only at a NUTS-3 unit. Initial typing errors of different types were identified in ancient statistics by comparing row/column totals, and were corrected. They are summarized in Annex 5.

2.3 Harmonization of statistics

For the purpose of cross-comparison of forest area across the three ancient statistics, categorical variables were harmonized including tree species composition, forest management type, and ownership categories (Annex 4).

As an overview, forest areas by forest management type were found in equal proportions among the ancient statistics (Fig. 1), except for the other forests' areas found smaller, mainly in private forests (0% in 1892, 4.3% in 1908, and 2.1% in 1929, Table 3) in line with their heterogeneity. By contrast, high forests that formed a restricted category in ancient statistics are currently predominant (53%) in the total forest area (Fig. 1). Forest ownership categories were distributed in roughly the same proportions between the three ancient statistics (68% of the forest area was private in 1892, 66% in 1908, and 67% in 1929; Fig. 1).

Moreover, NUTS-3 units' boundaries were unstable between ancient statistics. The standardization of NUTS-3 units' boundaries and the analysis of their potential effects of the forest area changes are provided in Annex 6.

2.4 Data analysis

2.4.1 Principle

Forest area differences between successive statistics, including NFI data, were computed, with NUTS-3 units as the reference population. Forest area differences were analyzed at NUTS-3 level, as a whole, or conditionally to forest management type and ownership categories. Paired *t* tests were used to analyze forest area differences. Maps at NUTS-3 level were produced to detect spatial structures of forest changes.

2.4.2 Cross-comparison of ancient statistics

We analyzed forest area differences over two sets of successive statistics: the ancient periods 1892–1908 and 1908–1929. The following consistency criteria were considered:

- absence of erratic variations between forest area differences at successive periods (1892–1908 and 1908–1929 periods);
- absence of bias in the variables of interest documented in the three ancient statistics (forest management type and ownership category);
- accordance of forest area differences (direction and magnitude) with forest policies at play at both periods (1892–1908 and 1908–1929 periods), and with forest transition features.

2.4.3 Long-term changes in forest area

Forest area differences by NUTS-3 units, forest management types, and ownership categories were also analyzed over two long periods: 1892–1929 (ca. 40 years) and 1908–2008 (ca. 100 years). Over the 1908–2008 period, we analyzed forest area differences at two levels of tree-species composition including botanical classes and tree species.

A synoptic view of periods studied, corresponding statistics, and NUTS-3 populations considered is summarized in Table 4.

3 Results

3.1 Cross-comparison of ancient statistics (1892–1908 and 1908–1929 periods)

3.1.1 Cross-comparison of forest statistics at NUTS-3 units level

Positive forest area differences were found in many NUTS-3 units in 1908–1929 period (70%, Fig. 2), less in 1892–1908 period (49%, Fig. 2). However, the average difference in NUTS-3 forest area was positive and significant at both periods ($p < 0.05$, Table 5). Strong standard-deviations of forest area differences indicated large heterogeneity across NUTS-3 units (Table 5). Yet, differences lower than − 2000 ha of forest at both periods were only observed for two NUTS-3 units (Pyrénées-Atlantiques and Gers).

An obvious spatial structure in positive/negative differences was identified (Fig. 2). Over the 1892–1908 period, most NUTS-3 units showing positive differences were situated in Eastern France, essentially formed of public forests, with negative differences located in Western and central France, where forests remain largely private. Over the 1908–1929 period, positive differences extended to northern France, with differences found to reverse in Central and Southern France. Differences in Western France turned null or positive (Fig. 2). Also, some southern NUTS-3 units showed negative

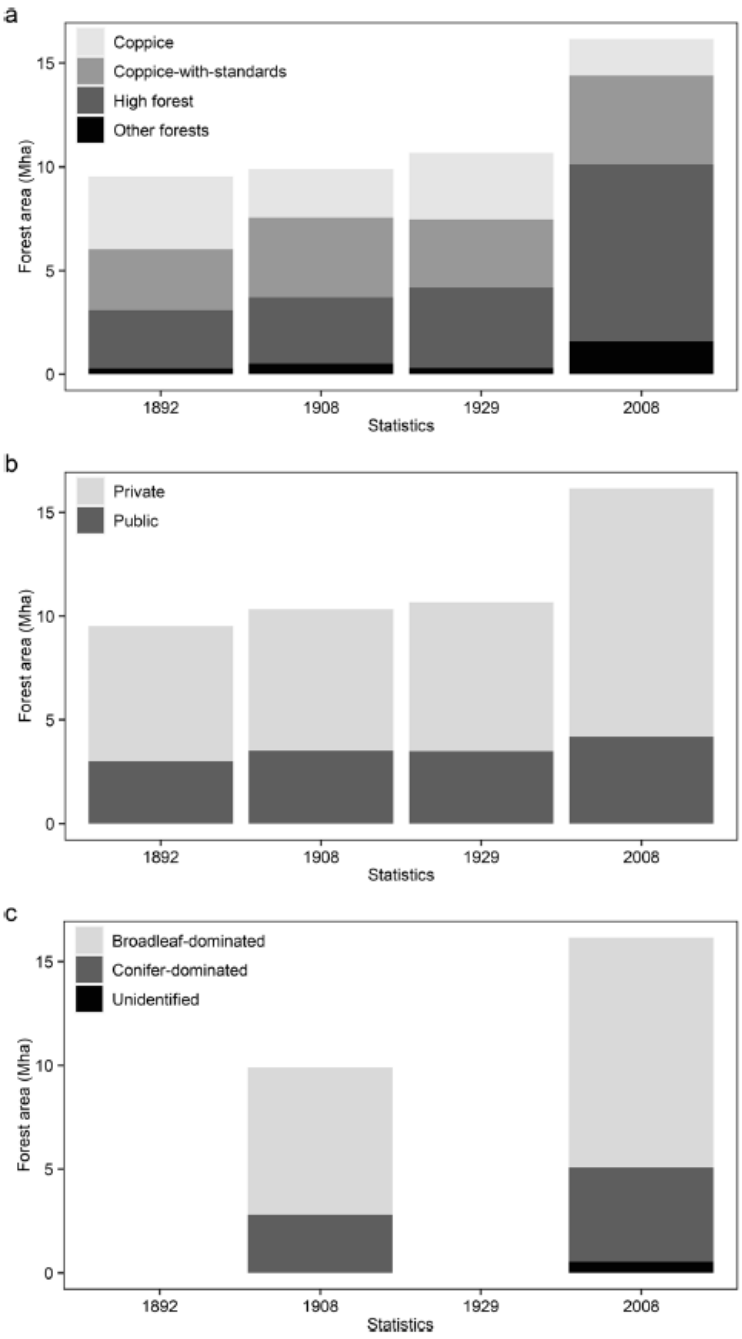


Fig. 1 French forest area split by forest management (a), ownership (b), and species composition (c) categories according to three ancient statistics (1892, 1908, and 1929) and national forest inventory data (2008), *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin*, and *Moselle* NUTS-3 units were excluded as these were not documented in the *Daubrée* statistics (German annexation), Corsican NUTS-3, and those surrounding Paris were considered as a single unit. Data about tree species composition do not exist in 1892 and 1929 statistics

differences after positive differences in the previous period (for example forest area in Ariège with + 5000 ha/− 60,000 ha over 1892–1908/1908–1929 periods, respectively). Such shifts suggested a bias in *Daubrée* statistics relative to other decennial agricultural statistics, corresponding to underestimation of private forests.

3.1.2 Cross-comparison of forest statistics by forest management type

The analysis of forest area differences by forest management types showed significant and inverse differences between coppice forests (± over 1892–1908/1908–1929 periods;

Table 3 Summary statistics for the French forest area according to the four data sources under study.

			Forest area ($\times 10^3$ ha)				
			Decennial agricultural statistics (1892)	German statistics(1907) for *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin* and *Moselle* units	*Daubrée* statistics (1908)[1]	Decennial agricultural statistics (1929)	NFI (2008[2])
Forest management type by ownership category	Private forest	Coppice	3210	90[3]	2050	2840	1535
		Coppice-with-standards	1515		2430	1900	3420
		High forest	1790		1980	2315	5765
		Other forests	0		280	145	1275
	State-owned forest subjected to the forest regime	Coppice	20	155[3]	25	–	45
		Coppice-with-standards	410		405	–	235
		High forest	460		620	–	1135
		Other forests	200		150	–	85
	Other public forest subjected to the forest regime	Coppice	270	200[3]	260	370	190
		Coppice-with-standards	1000		1015	1370	610
		High forest	575		600	1585	1635
		Other forests	70		75	150	225
	Public forest in total subjected to the forest regime	Coppice	290	355[3]	285	370	235
		Coppice-with-standards	1410		1420	1370	845
		High forest	1035		1220	1585	2770
		Other forests	270		225	150	310
Totals			9520	445	9890	10,675	16,155

[1] without *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin*, and *Moselle* NUTS-3 units. [2] median year. [3] breakdown by forest management type not provided in original data. –: not available data

NFI national forest inventory

$p < 0.001$) and coppice-with-standards forests (± over the same periods; $p < 0.001$, Table 5). Hence, 87% of the NUTS-3 units had negative differences over the 1892–1908 period in coppice forests, and conversely 71% of these units had positive differences over the "1908–1929" period Fig. 3). In coppice-with-standards forests, 76% of the NUTS-3 units had positive differences over the 1892–1908 period, while 74% of these had negative differences over the 1908–1929 period, Fig. 3). *Daubrée* statistics thus systematically overestimated the area of coppice-with-standards forests at the expense of those of coppice forests, as compared to other decennials agricultural statistics.

Table 4 Statistics and population of NUTS-3 units used by study periods, The transition from 89 to 86 department administrative units (NUTS-3) is due to the annexation of the *Alsace-Moselle* region. *Gironde* was excluded from the whole paired *t* tests but it was kept in all other calculations (Annex 4)

Periods	Statistics used				Number of NUTS-3 used in analyzes			
	Decennial agricultural statistics (1892)	*Daubrée* statistics (1908)	Decennial agricultural statistics (1929)	NFI (2008[1])	Whole French forest	Ownership category	Forest management type	Tree species
1892–1908	X	X			86	86	86	
1908–1929		X	X		89	89	86	
1892–1929	X		X		86	86	86	
1908–2008		X		X	89	89	86	86

NFI national forest inventory.[1] median year. X: statistics used

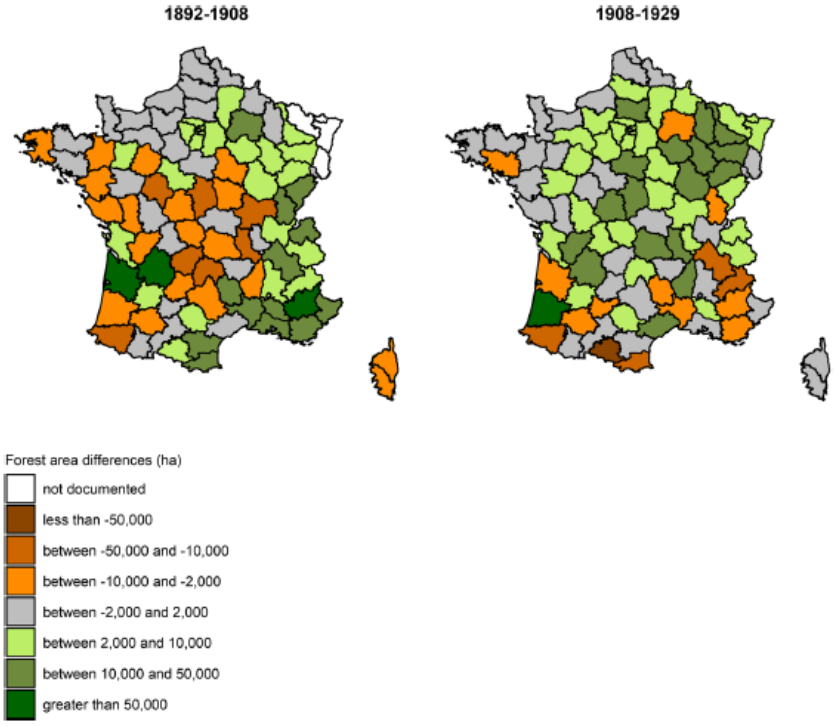


Fig. 2 Forest area differences across NUTS-3 units of the territory over the 1892–1908 and 1908–1929 periods of the statistical cross–comparison, See Fig. 1 for details on NUTS-3 data

The large standard-deviations of forest area differences found in other forests' areas despite their small areas (Fig. 3 and Table 3) pointed out to the heterogeneous definition of this forest management type (Table 5). For example, other forests' areas in *Gironde* and *Landes* showed large differences over the one or two periods (+ 78,000 ha over the 1892–1908 period and − 73,000 ha over the 1908–1929 period in *Gironde*; + 1400 ha over the 1892–1908 period and + 58,000 ha over the 1908–1929 period in *Landes*) at a time of active afforestation, bound to explain these strong differences.

In contrast, means of forest area differences were much more constant in high forests (Table 5) and both positive and statistically significant ($p < 0.01$ for 1892–1908; $p < 0.05$ for 1908–1929, Table 5). Positive differences represented 56% of NUTS-3 units over the 1892–1908 period and 76% units over the 1908–1929 period (Fig. 3).

3.1.3 Cross-comparison of forest statistics by ownership category

Over 1892–1908 and 1908–1929 periods, a substantial fraction of NUTS-3 units showed positive forest area differences in public forests (64% of NUTS-3 units over the 1892–1908 period, 69% of NUTS-3 units over the 1908–1929 period, Fig. 3), however, statistically significant only in the first period ($p < 0.01$, Table 5). The strong increase in public forests area over the 1892–1908 period was in agreement with the spatial structure identified in the Eastern half of France (Fig. 2) where there is a large share of public forest.

Fifty-five percent of NUTS-3 units in private forests also showed a negative forest area differences over the 1892–1908 period. Among them, 68% then had positive differences over the period 1908–1929. Means of forest area differences means between these NUTS-3 units showed inverted differences over the two periods (− 5200 ha/NUTS-3 units over the 1892–1908 period and + 4900 ha/NUTS-3 units over the 1908–1929 period), but these differences were statistically significant only for the 1908–1929 period ($p < 0.01$, Table 5). These results confirmed the underestimation of private forests areas in the *Daubrée* statistics, as inferred in 3.1.1.

Area of private forest in *Gironde* and *Landes* (southwestern France) last showed tremendous differences at a period of active afforestation (+ 110,000 ha in *Gironde* over the 1892–1908 period, + 110,000 ha in *Landes* over the 1908–1929 period).

3.2 Long-term changes in forest area (1892–1929 and 1908–2008 periods)

3.2.1 Historical differences in whole French forest area

Significantly positive forest area differences in total forest area were identified at both periods ($p < 0.001$ in

Table 5 Summary of forest area differences across NUTS-3 units over the four periods under study. Forest area differences calculated for the 1892–1908, 1908–1929, 1892–1929, and 1908–2008 periods according department administrative units (NUTS-3) population. Significance assessed from paired *t* tests

		1892–1908			1908–1929			1892–1929			1908–2008			
		FAD mean ($\times 10^3$ ha)	FAD standard-deviation ($\times 10^3$ ha)	Paired *t* test	FAD mean ($\times 10^3$ ha)	FAD standard-deviation ($\times 10^3$ ha)	Paired *t* test	FADmean ($\times 10^3$ ha)	FAD standard-deviation ($\times 10^3$ ha)	Paired *t* test	FAD mean ($\times 10^3$ ha)	FAD standard-deviation ($\times 10^3$ ha)	Paired *t* test
Total forest area		+4.2	16.5	<0.05	+3.8	15.2	<0.05	+8.1	20.7	<0.001	+65.4	57.4	$<10^{-10}$
Ownership category	Public forest	+1.6	4.8	<0.01	−0.4	8.6	NS	+1.2	9.2	NS	+7.4	10.6	$<10^{-8}$
	Private forest	+2.6	15.9	NS	+4.2	14.2	<0.01	+6.8	20.3	<0.01	+58.0	56.2	$<10^{-10}$
Forest management type	Coppice	−13.6	15.4	$<10^{-10}$	+10.0	17.8	$<10^{-5}$	−3.6	17.0	<0.1	−6.6	19.3	<0.01
	Coppice-with-standards	+10.8	15.0	$<10^{-8}$	−8.1	14.8	$<10^{-5}$	+2.6	15.0	NS	+4.3	47.2	NS
	High forest	+4.3	11.7	<0.01	+4.5	15.5	<0.05	+8.8	18.8	$<10^{-4}$	+57.0	40.5	$<10^{-10}$
	Other forests	+2.8	9.1	<0.01	−2.5	13.2	<0.1	+0.3	10.5	NS	+14.7	12.5	$<10^{-5}$

FAD forest area difference

1892–1929 period and $p < 10^{-10}$ in 1908–2008 period, Table 5), suggesting a continuous increase in forest area since 1892. The magnitude of the total forest area difference at 1892–1929 period was +700,000 ha, this corresponding to a relative increase by +7% and to an annual rate of change by +0.19% over the 1892–1929 period. However, large standard-deviations of forest area differences indicated that not all NUTS-3 units were subjected to positive differences over this period (30% of NUTS-3 units showed negative differences). Also, the total forest area differences in 1908–2008 period was around +5,800,000 ha corresponding to a relative difference by +36% and to an annual rate of change by +0.45%, thus foot-printing an acceleration in forest areal increases between 1892 and 1929 and 1908–2008 periods ($p < 10^{-7}$).

3.2.2 Historical differences in forest area by forest management type

Forest area differences at both periods showed a decline in coppice forests on almost the whole territory, together with a large increase in high-forests over the 1908–2008 period, indicating a massive change in the structure of these forests over the period. In 1892, the area of coppice forests was of 3,500,000 ha. About one century later (2008), coppice forests have reached 1,700,000 ha, as documented by NFI data. Assuming that ancient coppice forests have fully evolved into high forests, and since the total increase in forest area is 5,800,000 ha, this suggested that an additional +4,100,000 ha of high forests had another origin than coppice conversion since 1908. High forests, therefore, have formed the majority of afforested or returning forests since 1908 (Fig. 1 and Fig. 4).

Forest area differences in coppice-with-standard forests showed a North-South division over the 1908–2008 period (Fig. 4), with a marked decrease in Northern and Northeastern France (−1,200,000 ha), where the area of high forests has increased (+2,500,000 ha), and a conversely marked increase in South France and Brittany (+1,600,000 ha) where coppice forests area has decreased (−360,000 ha). Maps of forest area differences therefore suggested similar maturation in forest structure (coppice–coppice-with-standards–high forest) across the whole territory, though with a much longer apparent delay in southern France.

3.2.3 Historical differences in forest area by ownership category

Increase in private forests area was found substantial (corresponding to an annual rate of change +0.27%/+

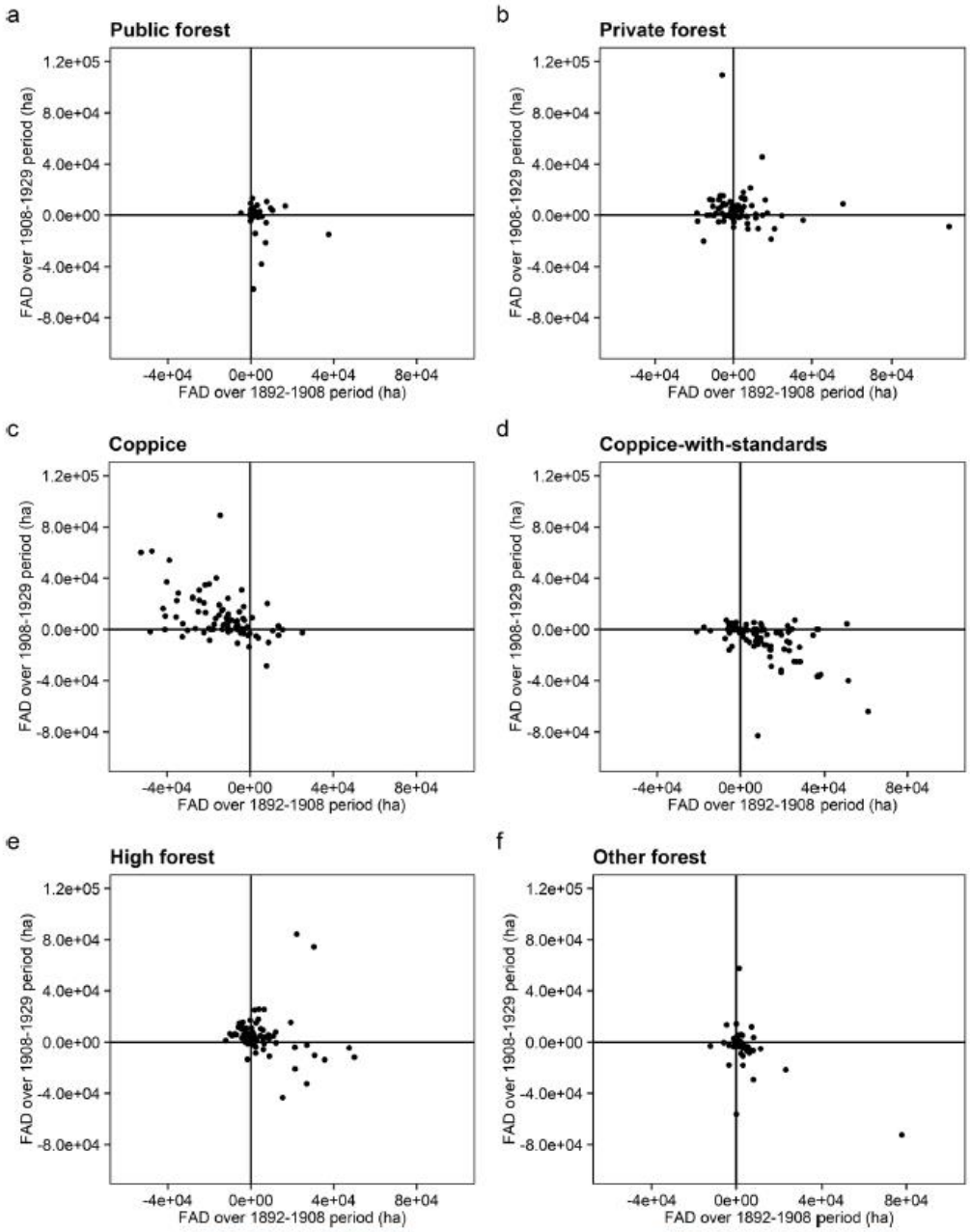


Fig. 3 Comparison of successive 1892–1908 and 1908–1929 periods forest area differences at a NUTS-3 level across forest management and ownership categories, See Fig. 1 for details on NUTS-3 data, FAD, forest area differences. a FAD in public forests. b: FAD in private forests. c FAD in coppice forests, d FAD in coppice-with-standards forests, e FAD in high forests, f FAD for other forests (see Annex 4 of the manuscript)

0.56% over 1892–1929/1908–2008 periods, respectively) and concerned 97% of NUTS-3 units over the 1908–2008 period. In 1908, the area of private forests was of 6,800,000 ha. About one century later (2008),

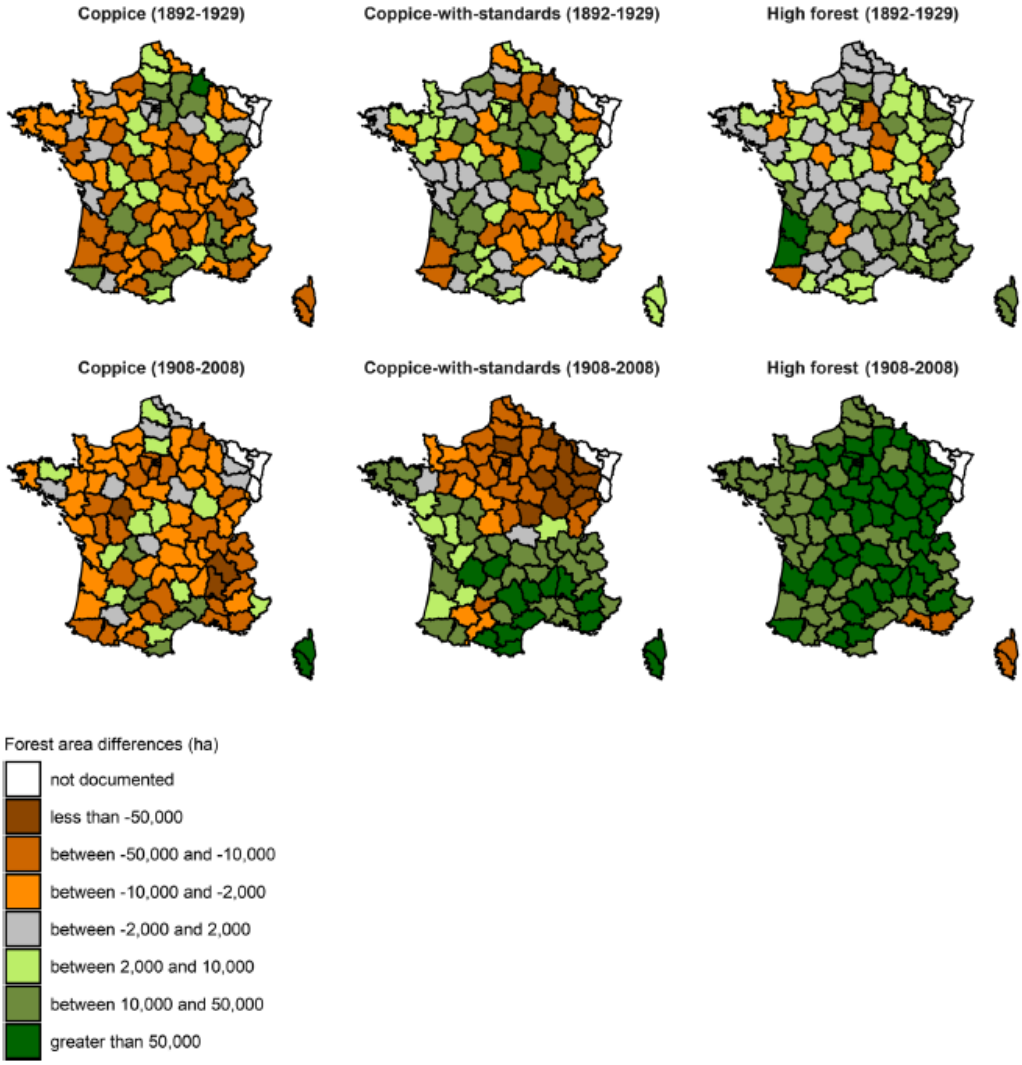


Fig. 4 Changes in forest area classified by forest management type across NUTS-3 units of the territory over the 1892–1929 and 1908–2008 periods, See Fig. 1 for details on NUTS-3 data

private forests area has almost doubled, reaching 12,000,000 ha. In private forests, mean of forest area differences was very strongly significant over the 1908–2008 period ($p < 10^{-10}$, Table 5). As a consequence, whereas two-thirds of French forests were private in ancient statistics, three-fourths of the forest area is nowadays private (Fig. 1).

Public forests also revealed significant differences over the 1908–2008 period (+ 700,000 ha, $p < 10^{-8}$, annual rate of change by + 0.17%, Table 5). The slight increase over 1892–1929 period was not statistically significant ($p = 0.21$, annual rate of change by + 0.39%, Table 5).

3.3 Long-term changes in forest composition

Broadleaf- and conifer-dominated forests showed significant positive differences over the 1908–2008 period (Fig. 5) with extension of broadleaved forests twice as intense in magnitude as in conifer forests (+ 3,600,000 ha, $p < 10^{-10}$ and + 1,600,000 ha, $p < 10^{-7}$, respectively), yet favored in afforestation

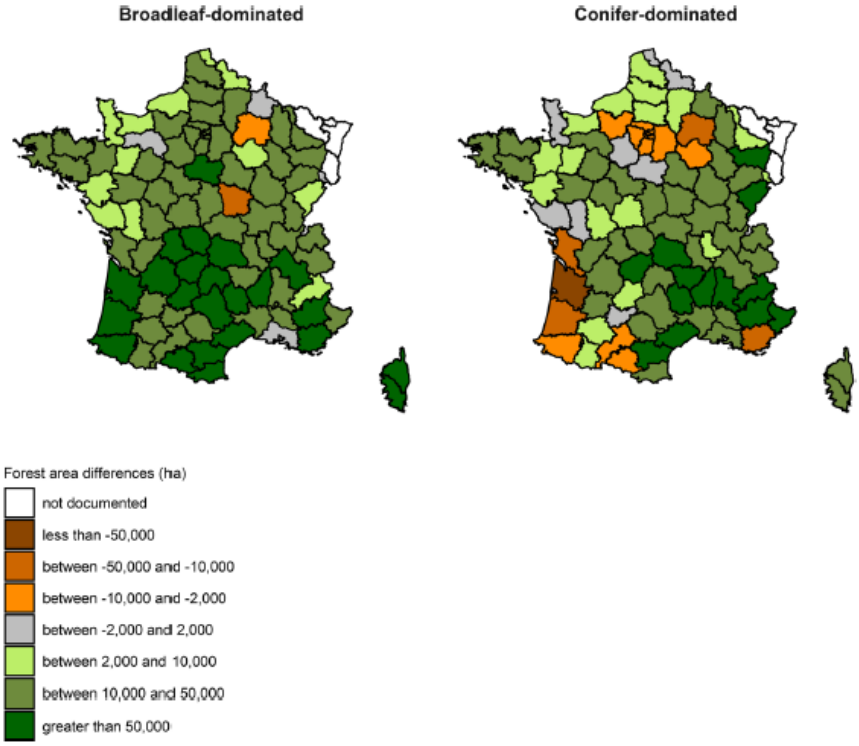


Fig. 5 Changes in broadleaf- and conifer-dominated forest area over the 1908–2008 period across NUTS-3 units of the territory, See Fig. 1 for details on NUTS-3 data

programs. Consistently, various broadleaves also progressed three times faster than various conifers (Table 6 in Annex 4). These relative changes were strikingly similar (+34/+38% in broadleaved/conifer forests), making the proportion of these forests unchanged over one century (Fig. 1).

Tree species (without various broadleaves and various conifers) showed a significant positive differences over 100 years (+3,900,000 ha or 67% of total extension, $p < 10^{-10}$), indicating that species identified in *Daubrée* statistics had been playing a role in forest extension.

Significant positive areal changes were detected in all tree species/species groups but hornbeam (*Carpinus betulus* L.) and cork oak (*Quercus suber* L.) showing negative and non-significant negative changes (Fig. 6 and Table 6 in Annex 4), two species that were important contributors to coppice production systems in France.

White oaks showed sharp significant positive areal changes (Fig. 6 and Table 6 in Annex 4) in a large part of territory (81% of NUTS-3 units). White oaks privileged in both coppice-with-standards and high forests took advantage of changes in the structure of the French forest.

Norway spruce (*Picea abies* Karst.) and pine species used in afforestation programs showed areal increases by +40 to +70% larger than those of, e.g., Silver fir (*Abies alba* Mill.), a coniferous tree species regenerated naturally (Fig. 6 and Table 6 in Annex 4). Also, European larch (*Larix decidua* Mill.) privileged in landscape protection programs of the nineteenth century still showed progression after *Daubrée* statistics (Fig. 6 and Table 6 in Annex 4).

In summary, the strong absolute progression of broadleaved-dominated forests was emphasized, with afforested coniferous tree species and coppice broadleaved species found at extreme magnitudes.

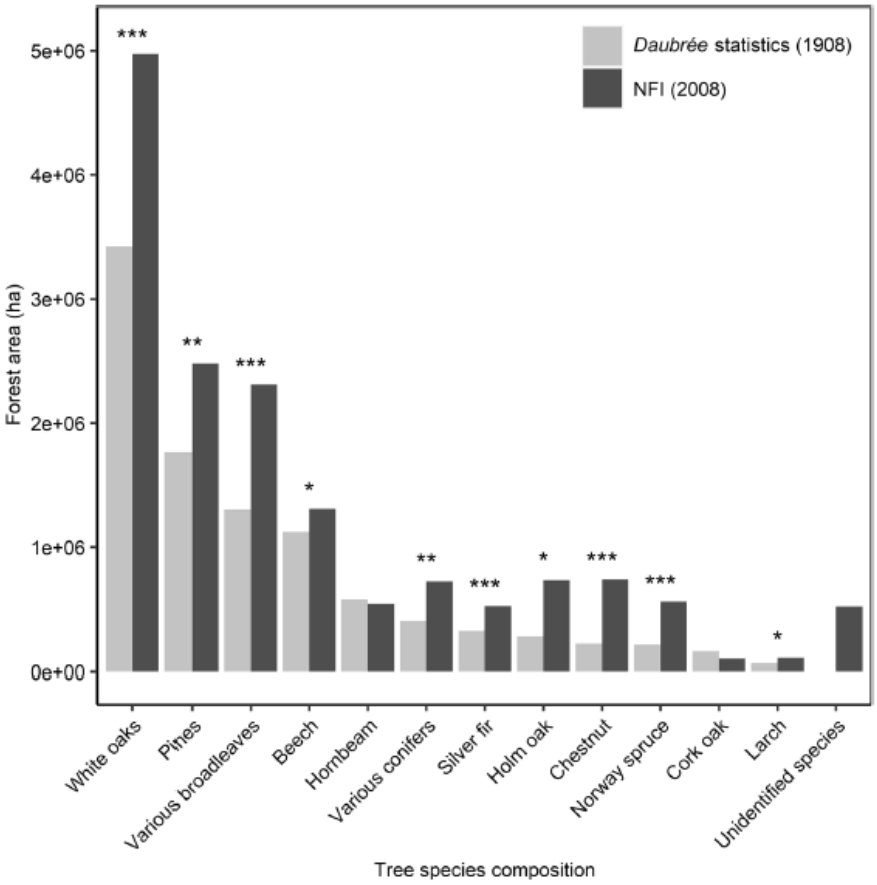


Fig. 6 Changes in forest area classified by dominating tree species/tree species groups of the French forests over the 1908–2008 period, See Fig. 1 for details on NUTS-3 data. Significance of forest area differences was assessed by paired *t* tests across the NUTS-3 population. Individual tree species not identified in the tree species groups white oaks, pines, various broadleaves and various conifers, (*): *p* value < 0.1. **p* value < 0.05. ***p* value < 0.01. ****p* value < 0.001

4 Discussion

4.1 Statistical value of ancient statistics

This study is based on historical sources of forest information: *Daubrée* statistics (1908) completed by a German forest statistic (1907) for *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin*, and *Moselle* NUTS-3 units and decennial agricultural statistics of 1892 and 1929. Their supplementations with modern NFI data offered an extended overview on broad long-term forest changes, and in this sense, also increase the value of modern data.

The lack of a clear forest definition and of a specific description of methods used at that time to produce ancient statistics questions their consistency. Also, the absence of foundations in survey sampling at that time period (Frayer and Furnival 1999) and of subsequent error estimation makes these statistics of lower statistical value than modern forest inventory. However, over a long time period, changes in the forest can turn strong enough for these statistics' uncertainties to appear much lower in magnitude than the main shifts detected (Table 5). This suggests their practical use to identify broad patterns and the footprints of past forest policies and natural processes.

Also, despite the reduced availability of information technologies at that time (calculator, computer), only few errors were detected in all of the ancient statistics in comparison to the total number of digits entered (Annex 5). The rate of errors in primary unit figures however remains out of reach.

4.2 Cross-comparison of ancient statistics

4.2.1 Potential systematic biases in *Daubrée* statistics

Forest area differences across NUTS-3 units showed systematic positive shifts in forest area at both periods (1892–1908 and 1908–1929, Table 5). All successive statistics suggested an increase in the total forest area, in line with current knowledge of the French forest transition (Cinotti 1996; Denardou et al. 2017). Yet, many of these units experienced successive increases/decreases in area over the two periods (notably NUTS-3 units of Southern France, Fig. 2), suggesting that either *Daubrée* statistics is biased positively, or decennial agricultural statistics are so, negatively. Over-estimation of forest area in Daubrée statistics may have several causes: a lower attention paid to forests of lower economic interest like Mediterranean forests of southern France or for mountain forest areas, also poorly described in administrative documents (Alps, Pyrenees, and Corsica). Negative forest area differences on 1892–1929 period followed by positives differences on 1908–1929 period affected Massif Central (Fig. 2), mainly private (Dodane 2009) and as such prone to lower attention in *Daubrée* statistics. These regional heterogeneities are discussed in Denardou et al. (2017).

4.2.2 Interplay between political will and past forest reporting

Cross-comparisons suggested a relative bias in the forest area of coppice/coppice-with-standards in *Daubrée* statistics with respect to other decennial agricultural statistics (Fig. 3). Over the 1892–1908 period, coppice forests regressed by 1,200,000 ha and coppice-with-standards forests increased by 930,000 ha. Over the 1908–1929 period, however, coppice forests increased by 860,000 ha and coppice-with-standards forests decreased by 700,000 ha. This over-estimation of coppice-with-standards (including coppice conversion) pattern in *Daubrée* statistics may find root in the coppice conversion policy, hindered by political and economic issues, which promoted a climate of suspicion between the State and the forest administration (Degron 1998). Such context is bound to have led to over-estimations of the conversion effort for better agreement with policy objectives (Corvol 2013). Moreover, the very short study period (1892–1908-1929) with respect to the pace of coppice conversion into high forest makes this evaluation highly dependent on survey processes.

The moderate negative bias in private forests in *Daubrée* statistics (Fig. 3) could stem from forest owners' distrust towards State policies. The difficult economic context of that period (Degron 1998) pushed the State to reflect on the privatization of public forests (Dabat 1920), or to interfere in the management of private forests (Corvol 2013), encouraging private owners to voluntarily underestimate the extent of their forests.

4.3 Increases in the forest area

4.3.1 Returning forests

Forest area differences over a longer time scale (1892–1929 and 1908–2008 periods) highlighted the sharp significant increase in forest area (+5,800,000 in whole French forest area and an average +65,000 ha/NUTS-3 unit over the 1908–2008 period; $p < 10^{-10}$, Table 5) and particularly in private forests (+5,100,000 in whole French forest area and +58,000/NUTS-3 unit over the 1908–2008 period; $p < 10^{-10}$, Table 5). Abandonment of agriculture is alleged to be one of the main drivers of this increase (Chakir and Madignier 2006; Cavailhès and Normandin 1993) and remains acute in rural areas (Denardou et al. 2017).

4.3.2 Afforestation programs

Major afforestation programs have taken place during 19th and 20th centuries including the landscape protection of the RTM program (1860 and 1882, Larrère et al. 1980) which led to planting of 170,000 ha by 1914 (Métailié 1999), and the much more extended FFN program (1946–1999) intended to foster the French forest industry and which reached a net 1.2 million hectares (Dodane 2009). This total afforestation (1400,000 ha) only represented 24% of total forest area increase (5,800,000 ha) over the 1908–2008 period room for undocumented secondary afforestation programs (e.g., *national lottery* program in 1920, Bazire and Gadant 1991), or more largely to natural expansion processes.

4.4 Structural and compositional changes in forests

4.4.1 Structural forest changes

Regarding forest management, the shift between coppice and high forest area over both long periods 1892–1929 and 1908–2008 is obvious (Fig. 4)—while at different stages depending on regions—and it allows concluding that forest conversion (1908–2008 period: −600,000 ha in coppice, $p < 0.01$ and +4,900,000 ha in high forest, $p < 10^{-10}$; Table 5) over the territory (Fig. 4) has been a very long-lasting and still ongoing process. Of importance, such process is bound to also have also dramatically increased the forest growing stock (Pignard 2000; Forest Europe 2015).

4.4.2 Compositional forest changes

The two main afforestation policies (section 4.3.2) mainly concerned conifer plantations. For example, the area of Norway spruce plantations in the Massif Central has increased from 360,000 to 610,000 ha over 20 years (Bazire and Gadant 1991). This massive afforestation has supported the idea, widespread in France and Europe (Moriniaux 1999) of an increase in conifer prevalence, at the expense of broadleaves. Whereas we confirmed the significant expansion of conifer-dominated forests (+ 1,600,000 ha, $p < 10^{-7}$), we also showed a parallel massive expansion of broadleaf-dominated forests (+ 3,600,000 ha, $p < 10^{-14}$) over the 1908–2008 period (Fig. 5). Hence, the proportion of broadleaf- and conifer-dominated forests has not changed in a century (Fig. 1), conflicting the view of conifer progression across the territory.

The significant sharp increase in *white oaks* areas (+ 1,500,000 ha over the 1908–2008 period, Fig. 6 and Table 6 in Annex 4) has a dynamic interpretation, as oak species are found in both coppice-with-standards forests and high forests owing to their ability to grow from sprouts (Boppe 1886), and their wood quality has led to favor them in the conversion of coppice. The non-significant small decrease of hornbeam in the 1908–2008 period (− 35,000 ha, Fig. 6 and Table 6 in Annex 4), a species predominantly found in coppice and coppice-with-standards forests due to its ability to sprout (Boppe 1886), is in accordance with conversion in favor of oaks. In addition, maintaining an understory of hornbeam benefits to the oak silviculture (Office National des Forêts 2010).

The significant increases of area in Norway spruce (+ 340,000 ha, Fig. 6 and Table 6 in Annex 4) and in European larch (+ 40,000 ha, Fig. 6 and Table 6 in Annex 4) reflect afforestation conducted by the FFN (Bazire and Gadant 1991; Bouchon 1984). Parallel significant increases in chestnut (*Castanea sativa* Mill., + 520,000 ha), *various broadleaves* (+ 1,000,000 ha), and *various conifers* (+ 320,000 ha) areas (Fig. 6 and Table 6 in Annex 4) can also reflect an effect of tree species diversification in afforestation programs (de Rochebouet 1987).

Note that declining cork oak areas can be explained by a decline in the demand for oak cork (Bugalho et al. 2011). Also, the mortality of cork oak has increased in the Mediterranean region, due to the increased intensity of droughts (Costa et al. 2010).

Statistics over this 1908–2008 period therefore suggested that intensive afforestation programs (RTM, FFN) did not develop at the expense of tree species diversity (Fig. 6 and Table 6 in Annex 4), but instead allowed for a tree species diversity increase at country scale, by introducing new tree species while maintaining and even increasing prevalence of the others. The illustration that of forest transition can increase tree diversity as a country scale is major.

5 Conclusion

- Cross-comparison of the three ancient French forest statistics showed that their exploitation was effective. Specific inconsistencies between the three statistics highlighted directional biases in forest management types and ownership categories, namely in *Daubrée* statistics, and must be dealt with when exploiting the data.
- These ancient statistics can support many fields of research. Examples include the impacts of the two World Wars on forests, the evolution of tree biodiversity, and spatial analyses of land-use change.
- The study of forest-area changes over more than one a century, using the three ancient statistics and NFI data (2008) highlighted features of the French forest expansion, found mainly in private forests, and characterized a slow conversion of coppices into high forests on the whole territory. Moreover, a statistically significant increases in the area of all major tree species found in the early twentieth century, with only minor areal decreases in two species common in coppice systems (hornbeam and cork oak) together with a clear effect of conifer afforestation programs (Restoration of Mountain Terrain and National Forest Fund) were identified, highlighting the major outcome of a long-term increase in major tree diversity across the whole territory.

Acknowledgments We are particularly grateful to Anaïs Denardou-Tisserand for her contribution to data analysis.

Authors' Contributions Conceptualization: Jean-Daniel Bontemps; Methodology: Jean-Daniel Bontemps, Timothée Audinot; Validation: Holger Wernsdörfer, Jean-Daniel Bontemps; Formal Analysis: Timothée Audinot, Jean-Daniel Bontemps; Investigation: Timothée Audinot, Jean-Daniel Bontemps, Holger Wernsdörfer; Data curation: Jean-Daniel Bontemps; Writing – original draft: Timothée Audinot, Jean-Daniel Bontemps, Holger Wernsdörfer; Supervision: Jean-Daniel Bontemps, Holger Wernsdörfer; Project Administration: Jean-Daniel Bontemps, Holger Wernsdörfer; Funding acquisition: Jean-Daniel Bontemps

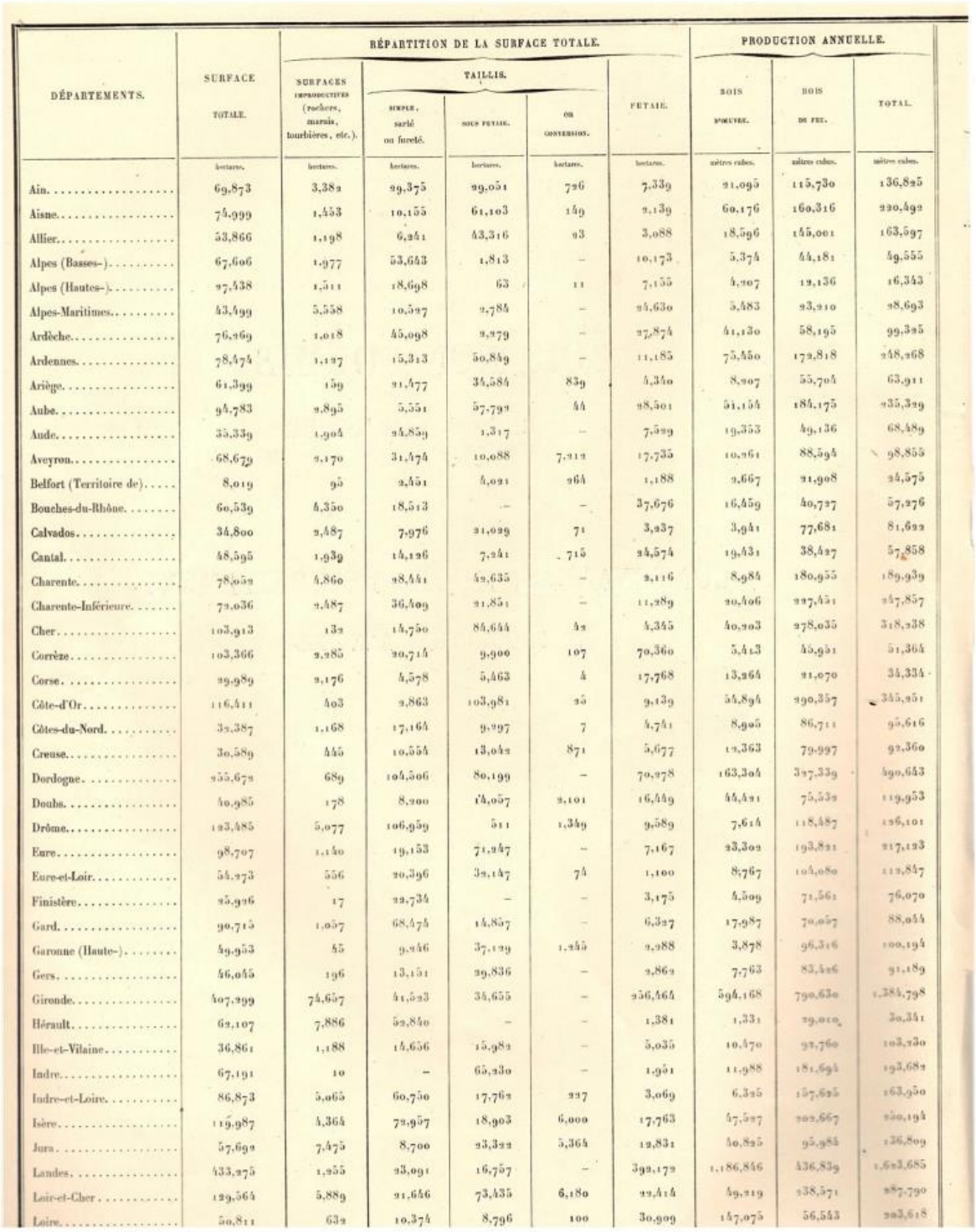
Funding information This study and PhD project are funded by Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN). The Laboratory of Forest Inventory and UMR SILVA are supported by grants overseen by the French National Research Agency (ANR) as part of the "Investissements d'Avenir" program (ANR-11-LABX-0002-01, Lab of Excellence ARBRE).

Data availability The datasets generated and analyzed during the current study are available in the Zenodo repository, https://doi.org/10.5281/zenodo.3739458

Compliance with ethical standards

Conflict of interest The authors declare that they have no conflict of interest.

Annex 1: Overview of forest data tables in the three ancient statistics as images



DÉPARTEMENTS.	SURFACE TOTALE.	RÉPARTITION DE LA SURFACE TOTALE.					PRODUCTION ANNUELLE.		
		SURFACES IMPRODUCTIVES (rochers, marais, tourbières, etc.).	TAILLIS.			FUTAIE.	BOIS D'OEUVRE.	BOIS DE FEU.	TOTAL.
			SIMPLE, sarté ou fureté.	SOUS FUTAIE.	EN CONVERSION.				
	hectares.	hectares.	hectares.	hectares.	hectares.	hectares.	mètres cubes.	mètres cubes.	mètres cubes.
Ain	69,873	3,382	29,375	29,051	726	7,339	21,095	115,730	136,825
Aisne	74,999	1,453	10,155	61,103	149	2,139	60,176	160,316	220,492
Allier	53,866	1,198	6,241	43,316	93	3,088	18,596	145,001	163,597
Alpes (Basses-)	67,606	1,977	53,643	1,813	–	10,173	5,374	44,181	49,555
Alpes (Hautes-)	27,438	1,311	18,698	63	11	7,155	4,207	12,136	16,343
Alpes-Maritimes	43,499	5,558	10,527	2,784	–	24,630	5,483	23,210	28,693
Ardèche	76,269	1,018	45,098	2,279	–	27,874	41,130	58,195	99,325
Ardennes	78,474	1,127	15,313	50,849	–	11,185	75,450	172,818	248,268
Ariège	61,399	159	21,477	34,584	839	4,340	8,207	55,704	63,911
Aube	94,783	2,895	5,551	57,792	44	28,501	51,154	184,175	235,329
Aude	35,339	1,904	24,859	1,317	–	7,259	19,353	49,136	68,489
Aveyron	68,679	2,170	31,474	10,088	7,212	17,735	10,261	88,594	98,855
Belfort (Territoire de)	8,019	95	2,451	4,021	264	1,188	2,667	21,908	24,575
Bouches-du-Rhône	60,539	4,350	18,513	–	–	37,676	16,459	40,727	57,276
Calvados	34,800	2,487	7,976	21,029	71	3,237	3,941	77,681	81,622
Cantal	48,595	1,939	14,126	7,241	715	24,574	19,431	38,427	57,858
Charente	78,052	4,860	28,441	42,635	–	2,116	8,984	180,955	189,939
Charente-Inférieure	72,036	2,487	36,409	21,851	–	11,289	20,406	227,451	247,857
Cher	103,913	132	14,750	84,644	42	4,345	40,203	278,035	318,238
Corrèze	103,366	2,285	20,714	9,900	107	70,360	5,413	45,951	51,364
Corse	29,989	2,176	4,578	5,463	4	17,768	13,264	21,070	34,334
Côte-d'Or	116,411	403	2,863	103,981	25	9,139	54,894	290,357	345,251
Côtes-du-Nord	32,387	1,168	17,164	9,297	7	4,741	8,905	86,711	95,616
Creuse	30,589	445	10,554	13,042	871	5,677	12,363	79,997	92,360
Dordogne	255,672	689	104,506	80,199	–	70,278	163,304	327,339	490,643
Doubs	40,985	178	8,200	14,057	2,101	16,449	44,421	75,532	119,953
Drôme	123,485	5,077	106,959	511	1,349	9,589	7,614	118,487	126,101
Eure	98,707	1,140	19,153	71,247	–	7,167	23,302	193,821	217,123
Eure-et-Loir	54,273	556	20,396	32,147	74	1,100	8,767	104,080	112,847
Finistère	25,926	17	22,734	–	–	3,175	4,509	71,561	76,070
Gard	90,715	1,957	68,475	14,857	–	6,327	17,987	70,057	88,044
Garonne (Haute-)	49,953	45	9,246	37,129	1,245	2,288	3,878	96,316	100,194
Gers	46,045	196	13,151	29,836	–	2,862	7,763	83,426	91,189
Gironde	407,299	74,657	41,523	34,655	–	256,464	594,168	790,630	1,384,798
Hérault	62,107	7,886	52,840	–	–	1,381	1,331	29,010	30,341
Ille-et-Vilaine	36,861	1,188	14,656	15,982	–	5,035	10,470	92,760	103,230
Indre	67,191	10	–	65,230	–	1,951	11,988	181,694	193,682
Indre-et-Loire	86,873	5,065	60,750	17,762	227	3,069	6,325	157,625	163,950
Isère	119,987	4,364	72,957	18,903	6,000	17,763	47,527	202,667	250,194
Jura	57,699	7,475	8,700	23,322	5,364	12,831	40,825	95,984	136,809
Landes	433,275	1,955	23,091	16,757	–	392,172	1,186,846	436,839	1,623,685
Loir-et-Cher	129,564	5,889	21,646	73,435	6,180	22,414	49,219	238,571	287,790
Loire	50,811	632	10,374	8,796	100	30,909	147,075	56,543	203,618

Fig. 7 Overview of a data table presented in *Daubrée* statistics at a NUTS-3 level

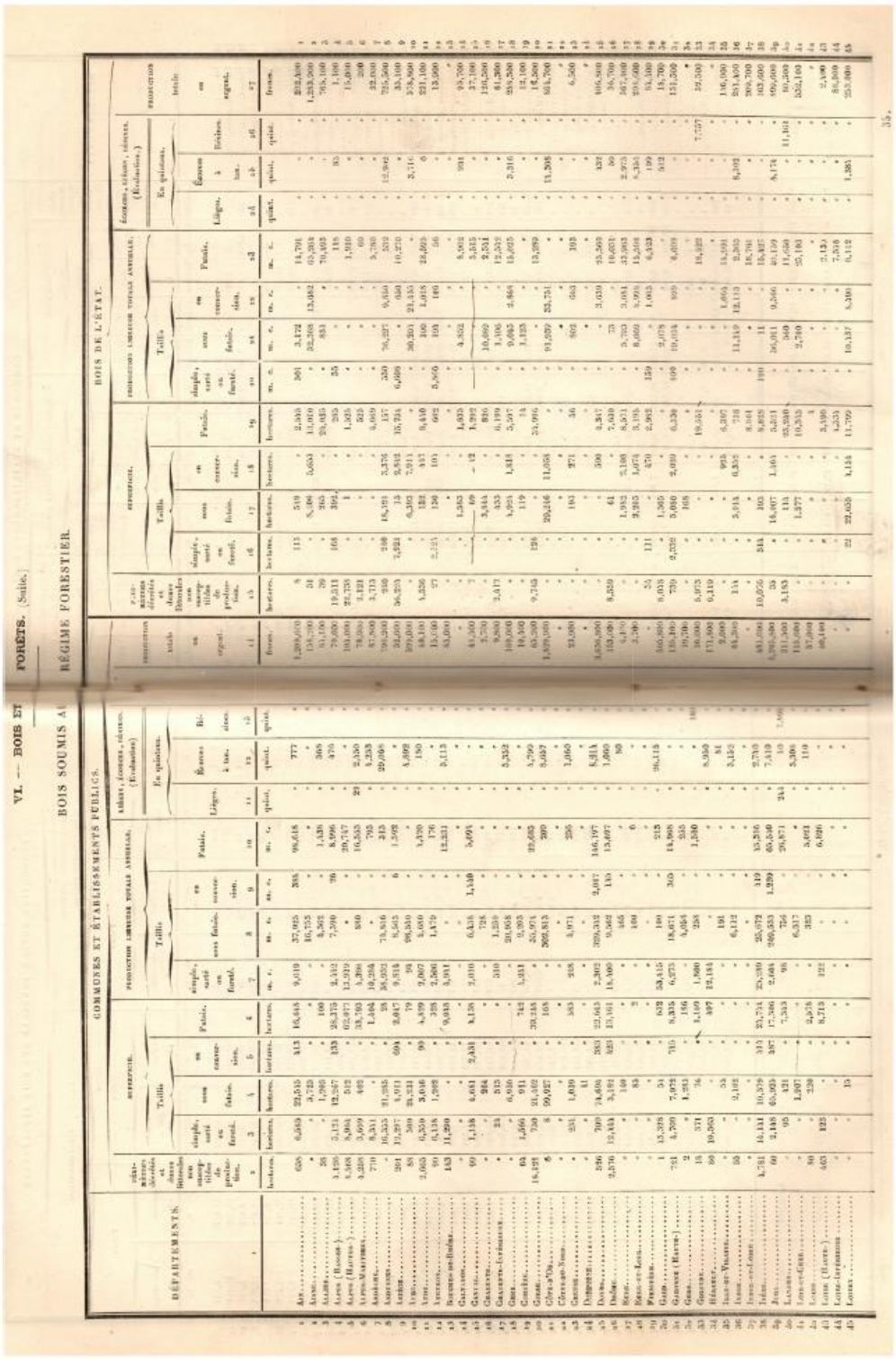


Fig. 8 Overview of a forest data table presented in decennial agricultural statistics of 1892 at a NUTS-3 level

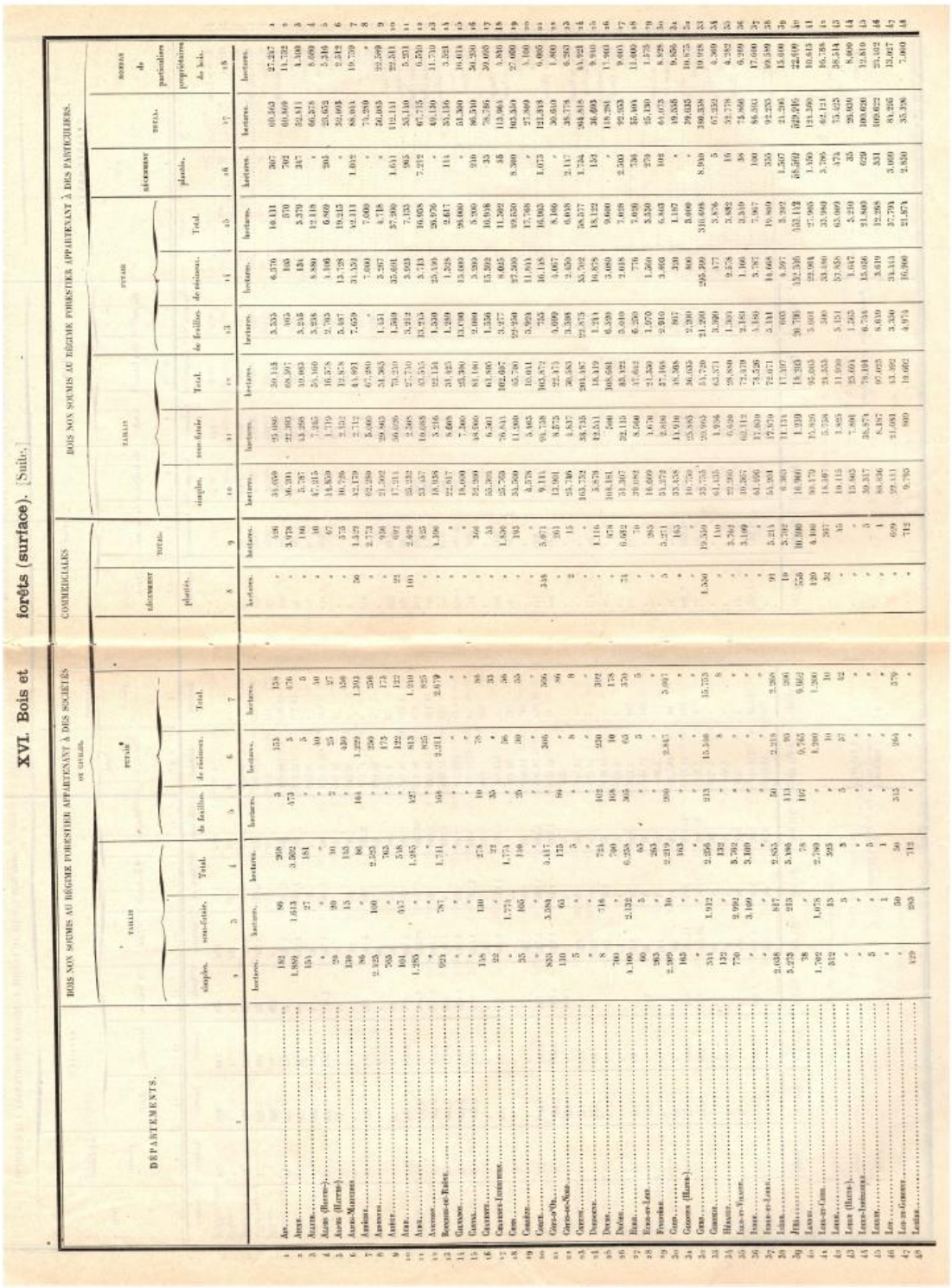


Fig. 9 Overview of a forest data table presented in decennial agricultural statistics of 1929 at a NUTS-3 level

Annex 2: The Forest regime

During the forest transition (dated in the nineteenth century, Mather 1992), a forest law was set in 1827 to protect and restore forest resources, yet property rights embodied in the Declaration of Human Rights of 1789 prevented State's intervention in private ownership, making the forest law limited to public forests in its application, a principle termed the Forest Regime (Némoz-Rajot 1998). All public forests are subjected to the Forest Regime, while private forests are not. Forest regime aims to plan and supervise forest management, to arrange the sale of forest products and ensure the monitoring of forest ownership (Némoz-Rajot 1998). The Forest Regime's definition is as follows: "The forest regime includes all the management rules defined by the Forestry Code and implemented by the National Forestry Commission. It is applicable to the State-owned forests, to the local authorities and to public institutions of public interest. Furthermore, it concerns a number of non-wooded areas such as the perimeters of restoration of mountain land or the zones of the coastal dunes (Aquitaine, Charente-Maritime and Vendée, Nord-Pas-de-Calais)." (INSEE 2016).

Annex 3: Stand structure definition in French national forest inventory (NFI)

Stand structure is observed in the field, and measured by the relative cover rates (crown canopy projection) of vertical high forest and coppice layers. Structure is described only in stands whose relative cover rate is > 40%. Forests with a relative cover rate < 40% are considered to be open forests with no clear structure (6.8% of total forest area). As soon as the relative cover rate of coppice is < 25%, the NFI plot is described as a high-forest. With a relative cover rate of coppice and high-forest is ≥ 25%, plot is described as coppice-with-standards. Otherwise, the plot is described as coppice (relative cover rate of high-forest ≤ 25%). However, the structure of some forests could not be defined (3.0% of total forest area).

Annex 4: Harmonization of statistics

Forest tree species harmonization between *Daubrée* statistics and national forest inventory (NFI) data

Table 6 summarizes the 15 main tree species and the 2 generic categories (various broadleaves and various conifers) described in *Daubrée* statistics. A harmonization was intended for comparison between *Daubrée* and NFI statistics.

A tree species described in *Daubrée* statistics could be found with two different names. This is the case of *Chêne vert* and *Chêne yeuse,* which correspond to holm oak (*Quercus ilex* L.). This distinction proves to come from the difference of species terminology according to the region, as both are never found in a same NUTS-3 unit. Therefore, terminology was merged.

Some tree species groups did not show a single species, but a grouping of species depending on the composition (various broadleaves and various conifers), or two mixed species ("Fir and Spruce" and "Maritime Pine and Scots Pine" (*Pinus pinaster* Aiton. and *Pinus sylvestris* L., respectively) observed only in two NUTS-3 units, *Ain* and *Finistère*). In the first case, we did not change the original tree species group (becoming *v*arious broadleaves and various conifers). In the second case, we observed that when one of the mixed categories was present, the individual categories of the same species were systematically absent. We concluded that the distinction of species in mixed groups had not been made and that the corresponding areas did not refer to mixed-species areas. Thus, for a given category of two species, we conventionally attributed half of the area divided for two of the group to each of the species (for two NUTS-3 units).

The *Daubrée* statistics also refers to a tree species category termed oak in some NUTS-3 units. The absence of pedunculate and pubescent oak tree species (*Quercus robur* L. and *Quercus pubescens* Willd., respectively) in the statistics, and knowledge about their presence at the time of *Daubrée* (Boppe 1889) suggested that the oak category may comprise the area of these two species.

We identify that when the generic oak category was present in a NUTS-3 unit, the other oak tree species identified by *Daubrée* statistics (holm oak, cork oak, sessile oak (*Quercus petraea* Matt. Liebl)) were not present. And conversely, when one of the three oak tree species was present (holm oak, cork oak, sessile oak), the generic oak category was absent. We concluded that for each NUTS-3, oaks could either be described as an individual oak tree species, or only described as oak.

For our analyses, we merged terminology of the generic oak category and sessile oak tree species into a white oaks tree species group.

All the pines of *Daubrée* statistics and NFI data have been grouped in a generic pines tree species group.

Note, for three NUTS-3 units (Côte-d'Armor, Dordogne and Lot), the area of forests subjected to forest regime was null in *Daubrée* statistics.

Concerning NFI, all the species that were not inventoried by *Daubrée* statistics were placed in the two tree species groups of various broadleaves and various conifers. The *white oaks* tree species group was created by adding areas associated with the NFI data of sessile, pedunculated and pubescent oaks. Holm oak and cork oak were analyzed as individual species. Other oaks were placed in various broadleaves tree species group.

Table 6 Harmonized tree species categories and summary statistics for differences in forest areas between *Daubrée* statistics (1908) and national forest inventory data (2008[1]) across NUTS-3 units, Forests area differences according department administrative units (NUTS-3) population were calculated over the 1908–2008 period. Significance of the forest area differences were analyzed using a paired *t* test. Tree species not specified in oak, various broadleaves, and various conifers, yet deduced for the oak group (see Annex 4)

Daubrée statistics' tree species *Seminal terminology / Latin name*		Generic translation used	Harmonization	FAD mean ($\times 10^3$ ha)	FAD standard-deviation ($\times 10^3$ ha)	Total change ($\times 10^3$ ha)	Annual rate of change (%)	Paired *t* test
Chêne	*Quercus robur* L. *Quercus pubescens* Willd. *Quercus petraea* Matt. Liebl	*Oak*	*White oaks*	+ 18	21	+ 1550	+ 0.37	$< 10^{-10}$
Chêne rouvre	*Quercus petraea* Matt. Liebl	Sessile oak						
Chêne vert	*Quercus ilex* L.	Holm oak	Holm oak	+ 2.7	39.3	+ 450	+ 0.97	< 0.05
Chêne yeuse								
Chêne liège	*Quercus suber* L.	Cork oak	Cork oak	− 0.2	6.5	− 60	− 0.46	NS
Hêtre	*Fagus sylvatica* L.	Beech	Beech	+ 2.8	9.7	+ 190	+ 0.15	< 0.05
Châtaignier	*Castanea sativa* Mill.	Chestnut	Chestnut	+ 7.4	8.2	+ 520	+ 1.20	$< 10^{-9}$
Charme	*Carpinus betulus* L.	Hornbeam	Hornbeam	− 0.6	8.4	− 40	− 0.06	NS
Sapin	*Abies alba*	Silver fir	Silver fir	+ 3.7	7	+ 200	+ 0.48	< 0.001
Epicéa	*Picea abies* Karst.	Norway spruce	Norway spruce	+ 6.1	8.7	+ 350	+ 0.96	$< 10^{-5}$
Pin d'Alep	*Pinus halepensis* Mill.	Allepo pine	*Pines*	+ 8.4	23.5	+ 710	+ 0.34	< 0.01
Pin sylvestre	*Pinus sylvestris* L.	Scots pine						
Pin maritime	*Pinus pinaster* Aiton.	Maritime pine						
Pin laricio	*Pinus nigra subsp. laricio* Poir. Mair	Laricio pine						
Pin à crochets	*Pinus uncinata* Ramond ex DC.	Mountain pine						
Mélèze	*Larix decidua* Mill.	Larch	Larch	+ 1.9	4.2	+ 40	+ 0.49	< 0.05
Feuillus divers		*Various broadleaves*	*Various broadleaves*	+ 11.7	15.1	+ 1000	+ 0.57	$< 10^{-9}$
Résineux divers		*Various conifers*	*Various conifers*	+ 3.9	10.6	+ 320	+ 0.58	< 0.01

FAD forest area difference. *NFI* national forest inventory. [1] : median year

Harmonization of forest management types and ownership categories

We aggregated ownership categories of the three ancient statistics into three/two groups depending on our analyses: (1) State-owned forest, other public forest and private forest; or (2) public forest and private forest (Table 7).

Forest management types were aggregated into four types: coppice, coppice-with-standards, high forest, and other forests' areas (Table 8). Other forests' areas category corresponds to the specific marginal forest management types of ancient statistics. It includes unproductive forest areas of *Daubrée* statistics, decreed perimeters, and unproductive coastal dunes areas of 1892 statistics and recently afforested areas of 1929 statistics. Areas belonging to this forest management type are encompassed in the calculation of the afforestation rates in the three ancient statistics, and were therefore considered as well as other management type. Areas with no forest structure in NFI data, i.e. with a relatively low forest cover, were placed in such other forests' areas.

Table 7 Harmonization of forest ownership categories across ancient statistics and national forest inventory data

Statistics	Ownership category				
Decennial agricultural statistics (1892)	State-owned forests subjected to the forest regime	Municipal forests and other territorial public bodies' forests subjected to the forest regime	Private forests	Municipal forests and other territorial public bodies' forests not subjected to the forest regime	
German statistics (1907) for *Bas-Rhin*, *Haut-Rhin* and *Moselle* units	State-owned forests	Municipal forests (other public forest)	Private forests		
Daubrée statistics (1908)	State-owned forests subjected to the forest regime	Municipal forests and other territorial public bodies' forests subjected to the forest regime	Private forests	Municipal forests and other territorial public bodies' forests not subjected to the forest regime	
Decennial agricultural statistics (1929)		Forests subjected to the forest regime (including State-owned forests and other public forests)	Private forests	Municipal forests not subjected to the forest regime	Other territorial public bodies' forests not subjected to the forest regime
NFI (2008[1])	State-owned forests subjected to the forest regime	Municipal forests and other public forest subjected to the forest regime	Private forests other territorial public bodies' forests not subjected to the forest regime		
Harmonization	State-owned forests subjected to the forest regime	Other public forests subjected to the forest regime	Private forests not subjected to the forest regime		
	Alternate aggregation: Public forests				

NFI national forest inventory. [1] median year

Table 8 Harmonization of forest management types across ancient statistics and national forest inventory data. While these data were merged, national forest inventory data primarily describes the physical forest structure of forest plots, and the three ancient statistics describe forest management types

Statistics	Forest management type					
Decennial agricultural statistics (1892)	Simple coppice	Coppice conversion	Coppice-with-standards	High broadleaved forest	High coniferous forest	Decreed afforestation perimeters and unproductive coastal dunes
Daubrée statistics (1908)	Simple coppice	Coppice conversion	Coppice-with-standards	High forest		Unproductive forest area
Decennial agricultural statistics (1929)	Simple coppice	Coppice-with-standards		High broadleaved forest	High coniferous forest	Recently afforested area
NFI (2008[1])	Coppice	Mixture of coppice and high forest		Even-aged and uneven-aged high forest		Undefined forest structure
Harmonization	Coppice	Coppice-with-standards		High forest		Other forests

[1] median year

Annex 5: Data entry and error correction

In the three ancient statistics, digitization errors of different types were identified by comparing row/column totals:

- miscalculation or typographical error on total statistics (input error when compiling total or printing error, 31 errors found);
- typographical errors on basic figures detected by double-check on horizontal and vertical totals (input error when compiling figures or printing error, 6 errors found);
- missing number (1 error found).

A miscalculation or typographical error on a total was detected when, for a given row and column, only one total was equal to that recomputed. When both row/column totals did not coincide with those recomputed, a typographical error on the basic figure at their intersection or missing number was inferred. Once the error was identified, it was possible to correct it.

All detected errors were corrected. However, primary typographical potential errors on basic figures, thus consistent with both row/column totals could not be detected and corrected.

These errors—as calculated from area and production data—actually represent a small share of the total number of statistics entered (0.005% and 0.003% of figures respectively in decennial agricultural statistics of 1892 and of 1929 and 0.002% in *Daubrée* statistics). The three statistics further showed many errors in the published afforestation rates due to the handling of decimals. These rates were also recomputed.

Annex 6: Department administrative units

Standardization of department administrative units' boundaries

Ancient department administrative units were not systematically identical to current NUTS-3 units and had to be harmonized. The broadest department administrative units (NUTS-3) scale compatible with all four statistics (three ancient ones and NFI) was selected.

Some department administrative units names in the three ancient statistics changed over time (for example: *Charente-inférieure* becoming *Charente-maritime*), and others were sub-divided (*Seine-et-Oise* turned into *Yvelines*, *Essonne* and *Val-d'Oise*; *Seine* turned into *Paris*, *Hauts-de-Seine*, *Seine-Saint-Denis* and *Val-de-Marne*). The latter units were considered as a single one in our analyses. The Corsica region was not separated in two department administrative units in the ancient statistics. We thus considered the island as one single unit for the whole study.

Potential effect of changes in department administrative units' area on forest differences investigated

Differences in total department administrative units' areas across the three ancient statistics were detected. For example, *Alpes-Maritimes* lost 17,900 ha between 1892 and 1908 while *Gironde* gained 24,000 ha over the same period. We investigated the potential average effect of these differences on between statistics forest areal changes using univariate regression analysis, and did not find any significant relationship across the 1908–1929 period ($p = 0.5$, R-squared = 0.005) and across 1908–2008 period ($p = 0.7$, R-squared = 0.002). However, we found a significant positive association across 1892–1908 period ($p < 0.01$, R-squared = 0.096) and in the 1892–1929 period ($p < 0.05$, R-squared = 0.051). This relationship yet turning non-significant without *Gironde* department administrative unit ($p = 0.7/p = 0.2$, R-squared = 0.001/R-squared = 0.018 in the 1892–1908/1892–1929 periods, respectively). In 1817, a prefectural decree ordered the afforestation of 100,000 ha of coastal dunes in *Gironde* and *Landes* (Buffault 1942). The coastal dunes have an area of 124,000 ha (Favennec 1999), and in 1876, they were afforested by over 80,000 ha (Buffault 1942). *Gironde* had strongest area differences (+ 100,000 ha) and strongest forest area differences with *Landes* (+ 100,000 ha for both) over the 1892–1929 period. Consequently, the absence or presence of coastal dunes depending to their status (afforested or non-afforested) in department administrative units provided by the statistics may explain a part of this sharp increase. However, *Landes* showed small area differences over the 1892–1929 period (+ 4000 ha), suggesting an existence of another possible origin of area differences in *Gironde*. As a result, *Gironde* was excluded from the whole paired *t* tests in our analyses. However, it was kept in all other computations (totals, standard-deviations, maximum, and minimum).

References

Audinot T, Wernsdörfer H, Bontemps JD (2020) Ancient forest statistics (Daubrée statistics 1908, decennial agricultural statistics of 1892 and 1929) describing French forest area by department administrative units, ownership and forest management types. [dataset]. Zenodo repository. V2. https://doi.org/10.5281/zenodo.3739458

Bazire P, Gadant J (1991) La Forêt en France. La Documentation française, Paris

Betolaud Y (1972) Un quart de siècle au service de la forêt française. Revue Forestière Française 24 n° spécial Le Fonds forestier national:501–504

Boppe L (1889) Traité de sylviculture. Berger-Levrault et Cie, Paris and Nancy

Bouchon J (1984) Importance des plantations de Douglas et Épicéa en France. Revue forestière française 36:254–258

Brenac L (1984) Connaissances statistiques des forêts françaises avant l'Inventaire forestier national. Revue Forestière Française 36:7–90

Buffault P (1942) Histoire des dunes maritimes de la Gascogne. Editions Delmas, Bordeaux
Bugalho MN, Caldeira MC, Pereira JS, Aronson J, Pausas JG (2011) Mediterranean cork oak savannas require human use to sustain biodiversity and ecosystem services. Front Ecol Environ 9:278–286
Cavailhès J, Normandin D (1993) Déprise agricole et boisement: état des lieux, enjeux et perspectives dans le cadre de la réforme de la PAC. Revue forestière française 45:465–482
Chakir R, Madignier AC (2006) Analyse des changements d'occupation des sols en France entre 1992 et 2003. Économie 296:59–68
Cinotti B (1996) Evolution des surfaces boisées en France: proposition de reconstitution depuis le début du XIXe siècle. Revue forestière française 48:547–562
Corvol A (2013) Lucien Daubrée: 1912 et la statistique forestière. Proceedings of the conference: 1912-2012, de la statistique Daubrée à l'inventaire forestier de l'IGN: un siècle d'expansion des forêts françaises, Nancy. http://www2.agroparistech.fr/podcast/Lucien-Daubree-1912-et-la-statistique-forestiere.html. Accessed 19 Dec 2019
Costa A, Pereira H, Madeira M (2010) Analysis of spatial patterns of oak decline in cork oak woodlands in Mediterranean conditions. Ann For Sci 67:204. https://doi.org/10.1051/forest/2009097
Dabat L (1920) La Guerre et les forêts françaises - programme forestier. Imprimerie nationale, Paris
Daubrée L (Ministère de l'agriculture, FRANCE) (1912) Statistique et atlas des forêts de France par Lucien Daubrée d'après les renseignements fournis par les agents des Eaux et Forêts. Eaux et forêts - Direction générale, Imprimerie nationale, Paris, 2 vol.
David R (1993) L'assainissement des Landes de Gascogne et leur mise en valeur par le boisement. Comptes Rendus de l'Académie des Sciences (La Vie des Sciences) 10:235–259
de Rochebouet H (1987) Le reboisement. Revue forestière française 39 no. spécial Le Fonds forestier national a 40 ans:34–42
Degron R (1998) La conversion des forêts domaniales feuillues françaises (1860-1888): une grande vague brisée. Revue forestière française 50:71–84
Denardou A, Hervé JC, Dupouey JL, Bir J, Audinot T, Bontemps JD (2017) L'expansion séculaire des forêts françaises est dominée par l'accroissement du stock sur pied et ne sature pas dans le temps. Revue Forestière Française 69:319–339
Dodane C (2009) Les nouvelles forêts du Massif Central: enjeux sociétaux et territoriaux. Ces hommes qui plantaient des résineux pour éviter la friche. Doctoral dissertation. Ecole normale supérieure Lettres et Sciences humaines, Lyon
Dupouey JL, Hervé J-C (2013) Comparaison entre les forêts de 1912 et les forêts actuelles. Proceedings of the conference: 1912-2012, de la statistique Daubrée à l'inventaire forestier de l'IGN: un siècle d'expansion des forêts françaises, Nancy. http://www2.agroparistech.fr/podcast/Comparaison-entre-les-forets-de-1912-et-les-forets-actuelles.html?debut_pagi=%40939. Accessed 30 Jan 2020
European Parliament, Council of the European Union (2003) Regulation (EC) No 1059/2003 of the European Parliament and of the Council of 26 May 2003 on the establishment of a common classification of territorial units for statistics (NUTS). https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2003/1059/oj. Accessed 13 Mar 2020
European Parliament, Council of the European Union (2013) regulation (EU) no 1305/2013 of the European Parliament and of the council of 17 December 2013 on support for rural development by the European agricultural Fund for Rural Development (EAFRD) and repealing council regulation (EC) no 1698/2005. https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2013/1305/oj. Accessed 13 Mar 2020
FAO (2000) Global Forest Resources Assessment 2000. FAO forestry paper 140
Favennec J (1999) Aménagement des forêts littorales: cas des forêts dunaires du littoral atlantique français. Revue Forestière française 51 n° spécial L'aménagement forestier hier, aujourd'hui, demain: 217–229
Forest Europe (2015) State of Europe's forests 2015 report – forest Europe. https://foresteurope.org/state-europes-forests-2015-report/. Accessed 20 Apr 2016
Foster D, Swanson F, Aber J, Burke I, Brokaw N, Tilman D, Knapp A (2003) The importance of land-use legacies to ecology and conservation. BioScience 53:77–88. https://doi.org/10.1641/0006-3568(2003)053[0077:TIOLUL]2.0.CO;2
Frayer WE, Furnival GM (1999) Forest survey sampling designs: a history. J For 97:4–10
Fromont P (1938) Statistique agricole de la France - Résultats généraux de l'enquête de 1929. Revue D'économie Politique 52:215–217
Hitier H (1899) La statistique agricole de la France. Annales de Géographie 8:350–357
IGN (2013) Un siècle d'expansion des forêts françaises - De la statistique Daubrée à l'inventaire forestier de l'IGN. L'IF 31
INSEE (2016) Forest regime. https://www.insee.fr/en/metadonnees/definition/c1176. Accessed 30 Jan 2020
Larrère R, Brun A, Kalaora B, Nougarède O, Poupardin D (1980) Reboisement des montagnes et systèmes agraires. Revue Forestière Française no. spécial Société et forêts:20–36
Mather AS (1992) The Forest transition. Area 24:367–379
Mather AS, Fairbairn J, Needle CL (1999) The course and drivers of the forest transition: the case of France. J Rural Stud 15:65–90. https://doi.org/10.1016/S0743-0167(98)00023-0
Métailié JP (1999) Los bosques de Francia en los siglos XIX y XX: Bosques nuevos y nuevas investigaciones. Historia Agraria 18:33–55
Meyfroidt P, Lambin EF (2011) Global forest transition: prospects for an end to deforestation. Annu Rev Environ Resour 36:343–371. https://doi.org/10.1146/annurev-environ-090710-143732
Ministère de l'Agriculture Direction de l'Agriculture (1892) Statistique agricole décennale de la France. 1ère Edition, Imprimerie nationale, Paris
Ministère de l'Agriculture Direction de l'Agriculture (1929) Statistique agricole décennale de la France. 1ère Edition, Imprimerie nationale, Paris
Ministerium für Elsass-Lothringen (1909) Beiträge zur Forststatistik von Elsass-Lothringen. Strasbourg, 26
Moriniaux V (1999) Les Français face à l'enrésinement, XVIe-XXe siècles. Annales de Géographie, no. 609-610: 660–663
Morneau F, Duprez C, Hervé JC (2008) Les forêts mélangées en France métropolitaine. Caractérisation à partir des résultats de l'Inventaire forestier national Revue forestière française 60:107–120
Musset R (1938) La statistique agricole de la France de 1929. Annales de géographie 47:67–70
Némoz-Rajot H (1998) Le Régime forestier: une mosaïque moderne et évolutive. Revue forestière française 50:10–19
Oberlé Y (2000) Les statistiques forestières - Catalogue des sources de données anciennes. Office National des Forêts, Collection dossiers forestiers 1ère édition
Office National des Forêts (2010) Sylviculture des chênaies dans les forêts publiques françaises. Rendez-vous techniques 5 hors-série
Pignard (2000) Évolution récente des forêts françaises : surface, volume sur pied, productivité. Revue forestière française 52 n° spécial Conséquence des changements climatiques pour la forêt et la sylviculture:27–36
Robert N, Vidal C, Colin A, Hervé JC, Hamza N, Cluzeau C (2010) France. In: Tomppo E, Gschwantner T, Lawrence M, McRoberts RE, Gabler K, Schadauer K, Vidal C, Lanz A, Ståhl G, Cienciala E, Chirici G, Winter S, Bastrup-Birk A, Tomter S, Kändler G, McCormick M. National Forest Inventories: pathways for common reporting. Springer, Heidelberg, pp 207–221

Saillet B (1991) De l'utilité des boisements pour la restauration et la conservation des terrains en montagne. Revue forestière française 43:119–130

Sonnier J (1991) Analyse du rôle de protection des forêts domaniales de montagne. Revue forestière française 43:131–145

Tomppo E, Gschwantner T, Lawrence M, McRoberts RE, Gabler K, Schadauer K, Vidal C, Lanz A, Ståhl G, Cienciala E, Chirici G, Winter S, Bastrup-Birk A, Tomter S, Kändler G, McCormick M (2010) National Forest Inventories: pathways for common reporting. Springer, Heidelberg

Vidal C, Alberdi I, Redmond J, Vestman M, Lanz A, Schadauer K (2016) The role of European National Forest Inventories for international forestry reporting. Ann For Sci 73:793–806. https://doi.org/10.1007/s13595-016-0545-6

Wernsdörfer H, Colin A, Bontemps JD, Chevalier H, Pignard G, Caurla S, Leban JM, Hervé JC, Fournier M (2012) Large-scale dynamics of a heterogeneous forest resource are driven jointly by geographically varying growth conditions, tree species composition and stand structure. Ann For Sci 69:829–844. https://doi.org/10.1007/s13595-012-0196-1

Willis KJ, Birks HJB (2006) What is natural? The need for a long-term perspective in biodiversity conservation. Science 314:1261–1265. https://doi.org/10.1126/science.1122667

Publisher's note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.