

Apport de la segmentation à l'estimation d'attributs dendrométriques à partir de données de LiDAR aérien

Ana Cristina André

▶ **To cite this version:**

Ana Cristina André. Apport de la segmentation à l'estimation d'attributs dendrométriques à partir de données de LiDAR aérien. Sciences de l'environnement. 2014. hal-01841051

HAL Id: hal-01841051
https://hal.univ-lorraine.fr/hal-01841051

Submitted on 17 Jul 2018

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-memoires-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

MASTER FAGE 2
Biologie et Ecologie pour la Forêt, l'Agronomie et l'Environnement

Spécialité: Bois Forêt et Développement Durable (BFD)

Apport de la segmentation à l'estimation d'attributs dendrométriques à partir de données de LiDAR aérien

Ana Cristina André

Mémoire de stage, soutenu à Nancy le 11/07/2014

Maître de stage : Jean- Pierre RENAUD, chargé de recherches au Pôle ONF de Nancy

Tuteur universitaire : Mathieu FORTIN, Ingénieur de recherche au Laboratoire d'Etude des Ressources Forêt-Bois (LERFoB UMR 1092)

Structure d'accueil: ONF, Pôle R & D de Nancy
11, rue de l'Ile de Corse
54000 Nancy

Ce travail a bénéficié d'un soutien financier de l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) dans le cadre du projet ANR « FORESEE » (ANR-10-BIOE-08-07), « Caractérisation de la ressource forestière pour les bioénergies ».

Il a aussi bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la recherche au titre du programme Investissements d'avenir portant la référence n° ANR-11-LABX-002-01 (Laboratoire d'Excellence ARBRE).

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon encadrant de stage Jean-Pierre Renaud, qui m'a accueilli au sein du pôle Recherche, Développement et Innovation de l'Office National des Forêts de Nancy, pour ses conseils, ses connaissances, sa disponibilité, sa bonne humeur, pour m'avoir accordé sa confiance dans le déroulement de ce stage et pour ses apprentissages en statistique et du logiciel R.

Un merci particulier à Jean-Paul Laclau et Laurent Saint-André qui m'ont aidé à trouver mon thème de stage et m'ont mis en contact avec Jean-Pierre Renaud.

Un grand merci à Pascal George qui m'a aidé à faire les inventaires de terrain au cours des étapes préliminaires de ce travail, ainsi qu'à Daniel Rittier (LERFoB) pour m'avoir mis à disposition des jeux des données.

Mes remerciements s'adressent aussi à Alain Munoz et Cédric Véga qui ont mis à disposition les données de segmentation et pour leur aide sur ArcGIS et Python. Merci également à Vincent Perez pour son éclairage en ArcGIS et à Jérôme Bock, pour les données de métriques LAsManager ONF et leurs définitions.

Je remercie Anne Jolly pour son attention, l'apprentissage et pour la correction de mon rapport.

Je souhaite également remercier tous les membres permanents ou temporaires du pôle R&D de Nancy, particulièrement à Aurélie Schmidt et Mehdi Ladjal pour leur convivialité, leur collaboration et leur soutien tout au long de mon stage.

Enfin, je remercie aussi mes professeurs et en particulier mon tuteur universitaire Mathieu Fortin, pour les compétences qu'ils m'ont apportées en foresterie et en statistiques durant cette année de Master.

Chaque moment passé était enrichissant. Je remercie énormément toute les personnes qui ont fait partie de cette étape de ma vie.

Avant-Propos

Organisme d'accueil : l'Office National des Forêts (ONF)

L'ONF est un établissement public à caractère industriel et commercial crée en 1964. Il gère les forêts publiques, domaniales et communales en France et assure la gestion durable de 10 millions d'hectares de forêts et espaces boisés en métropole et dans les départements d'outre-mer.

L'ONF dispose d'un Département Recherche et Développement (R&D) dont l'objectif est de mettre au point et de développer des outils afin de répondre aux nouveaux enjeux de la gestion durable des écosystèmes forestiers (ONF, 2014). C'est donc au Pôle R&D de Nancy que ce stage a eu lieu.

Ce travail a bénéficié des données recueillies dans le cadre du projet ANR-Foresee, ainsi que d'un soutien financier accordé par le Laboratoire d'Excellence ARBRE dans le cadre du projet incitatif « Use of digital canopy height models to improved forest resource assessments at the local and regional level » (Digital-FRA).

Table des matières

RÉSUMÉ 1
ABSTRACT 1
1. INTRODUCTION 2
1.1. ALS : principe de fonctionnement 2
1.2. Estimation d'attributs forestiers 3
1.2.1. Approche « placette » 3
1.2.2. Approche « arbre » (segmentation) 4
1.2.3. Allométrie « houppiers – diamètres » 5
2. OBJECTIFS 5
3. MATERIEL ET MÉTHODES 6
3.1. Les zones d'étude 6
3.2. Prise de données terrain 6
3.3. Données LIDAR 8
3.4. Métriques standards 9
3.5. Méthodes de Segmentation 9
3.5.1. Méthode de prise en compte des segments 10
3.5.2. Méthode Bassins Versants (ArcGIS) 10
3.5.3. Segmentation « PTrees » 12
3.6. Sélection des variables et analyses statistiques 12
3.6.1. Sélection des variables 12
3.6.2. Critère d'information d'Akaike (AIC) 12
3.6.3. Critère d'inflation de variance (VIF) 12
3.6.4. Validations croisées 12
3.6.5. Synthèse des modèles évalués 13
4. RÉSULTATS 14
4.1. Modèles de prévision de la Hauteur dominante 14
4.2. Modèles de prévision de la surface terrière et des volumes 14
4.2.1. Meilleurs modèles obtenus 14
4.2.2. Apport des méthodes de segmentation 15
4.3. Comparaison entre méthodes de segmentation 16
5. DISCUSSION 18
5.1. Modèles de prévision de la Hauteur dominante 18

5.2. Modèles de prévision de la surface terrière et des volumes 18
5.3. Comparaison des méthodes de segmentation 19
6. CONCLUSION et PERSPECTIVES 21
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES 22
Annexe 25

RÉSUMÉ

Les récents développements dans le domaine du LiDAR à balayage aéroporté offrent de nouvelles possibilités pour cartographier différents attributs forestiers et améliorer la précision des estimations d'inventaires. Dans ce travail, deux méthodes de segmentation des nuages de points LiDAR ont été utilisées afin de délimiter des enveloppes de couronnes d'arbres (houppiers) et évaluer le gain en précision possible par l'utilisation de ces nouvelles variables pour estimer la hauteur dominante, la surface terrière et le volume de 3 peuplements forestiers contrastés. Les précisions obtenues à l'aide de ces variables de segmentation ont été comparées à celles obtenues par la méthode « classique » utilisant différents déciles et moments de hauteur de points LiDAR pris sur l'ensemble d'une placette.

Des placettes de étalonnage (33 au total) ont été sélectionnées dans des peuplements de pin maritime (*Pinus pinaster*) des Landes (11 placettes); des peuplements de conifères d'une forêt de montagne (Forêt Départementale de la Combe d Aillon, Savoie) (12 placettes) et des peuplements de feuillus de « l'observatoire pérenne de l'environnement » (OPE) en lorraine (10 placettes). Les résultats obtenus montrent que les houppiers segmentés permettent de mieux caractériser la surface terrière et le volume. Les meilleurs modèles obtenus se basent sur l'utilisation conjointe des métriques classiques et des métriques de segmentation. Nous avons obtenu pour la surface terrière, un R^2 = 0.91 et une erreur quadratique moyenne = 5.8 m^2/ha ; pour le volume total, un R^2 = 0.95 et une erreur moyenne = 76.9 m^3/ha. Pour la hauteur dominante, le $80^{ième}$ décile de hauteur des derniers retours, ainsi que la densité des premiers retours atteignant le 30ième décile de hauteur *(i.e.* près du sol) ont montré une précision légèrement plus grande que l'utilisation de moyennes issues de maxima locaux.

Il semble donc que la segmentation permette d'améliorer l'estimation des attributs forestiers. La robustesse de ces résultats reste à évaluer sur un plus grand nombre de peuplements et sur des configurations d'acquisition LiDAR plus variées.

ABSTRACT

Recent developments in the field of airborne laser scanning offer new possibilities to map different forest attributes and improve the accuracy of inventory estimates. In this work, two segmentation methods of the LiDAR point clouds were used to delineate « crowns »and assess the possible gain in precision associate to the use of these new variables for dominant height, basal area and volume estimations. Three (3) contrasting forest stands were studied. The information obtained using segmentation variables were compared to those obtained by the « classical » method using different height deciles or moments of LiDAR points taken from the entire plot.

Calibration plots (33 in total) were selected in stands of maritime pine (Pinus pinaster) in Landes (11 plots); conifer in Aillons (12 plots) and hardwood stands in the « l'observatoire pérenne de l'environnement » at Bure (10 plots). The results show that the segmented crowns would better characterize basal area and volume. The best models obtained were based on the joint use of traditional metrics and segmentation ones. We obtained for G, R^2 = 0.91 and an average error = 5.8 m^2 / ha; for the total volume, R^2 = 0.95 and an average error = 76.9 m^3 / ha. For dominant height, the 80th height decile of the last returns, and the density of first returns reaching the 30th heigth decile (i.e close to the ground) showed higher accuracy than models using means of local maxima.

So it seems that segmentation allows an improvement of forest attributes estimations. The robustness of these findings remains to be evaluated on a larger number of stands and more varied LiDAR acquisition configurations.

1. INTRODUCTION

Une meilleure connaissance de la ressource forestière disponible au niveau d'un bassin d'approvisionnement permet d'en optimiser la production. Les récents développements dans le domaine du laser aéroporté à balayage (ALS = *airborne laser scanning*) et de l'imagerie aérienne offrent de nouvelles possibilités pour cartographier différents paramètres forestiers et améliorer la précision des estimations d'inventaires (Næsset *et al.*, 2013 ; White *et al.*, 2013). Par exemple, des modèles numériques de hauteur (MNH) issus d'ALS ou de prises de vues aériennes ont été utilisés pour produire des cartes de hauteurs, ou pour étudier la dynamique des trouées (Vepakomma *et al.*, 2008; Lisein *et al.*, 2013). Les forestiers peuvent également utiliser des séries temporelles de MNH pour estimer la croissance ou la fertilité des stations (Véga and St-Onge, 2008). Cet accès nouveau qui facilite la connaissance des hauteurs de peuplements représente probablement un virage technologique qui pourrait nécessiter une révision des modèles allométriques standards.

Mis à part l'estimation de variables dendrométriques classiques, telles que le volume ou la surface terrière d'un peuplement, la technologie ALS permet également de produire des modèles numériques de terrain (MNT) à résolution métrique, extrêmement utiles en montagne pour la planification de chemins d'exploitation forestière par exemple. Dans les vastes forêts canadiennes, cette production de MNT et leur utilisation pour optimiser les dessertes semblent un critère suffisant pour rentabiliser l'investissement important associé aux vols LiDAR (A. Leboeuf, comm. pers.).

Dans ce travail, nous avons utilisé la technologie ALS pour comparer différentes méthodes d'estimation d'attributs forestiers en termes de précision et de robustesse. Une brève description du principe de fonctionnement de l'ALS est faite, puis les principales méthodes utilisées pour estimer différents attributs forestiers sont présentées. Nos objectifs sont décrits en détail à la fin de cette section

1.1. ALS : principe de fonctionnement

Le fonctionnement du laser aéroporté à balayage (ALS) se base sur les récents progrès de 3 composantes : un scanner qui émet et reçoit un signal laser, un GPS différentiel, ainsi qu'une station inertielle qui permettent de connaître très précisément à tout moment la position de l'appareil (Werh and Lohr, 1999). Un schéma du système ALS est présenté à la Figure 1. Après avoir rencontré un obstacle, le rayon laser est réfléchi (on parle également d'« échos »). En fonction du réglage du récepteur, un écho est enregistré, si l'amplitude du signal est suffisante. La correction du temps de trajet et des angles, permet alors de calculer la position de l'écho. S'il fait partie de multiples échos pour un même rayon émis, son rang sera également noté (*i.e.* premiers ou derniers retour, ou retours intermédiaires).

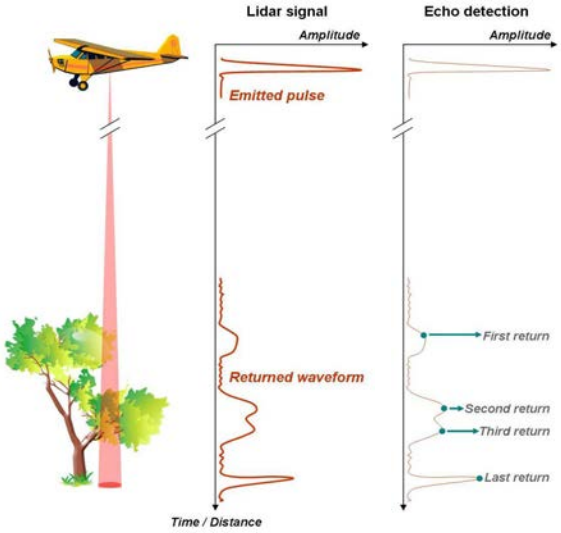


Figure 1. Schéma d'un système ALS, où un rayon laser est émis et des échos sont retournés en fonction des obstacles rencontrés (partie de gauche). Le réglage du récepteur, permet de convertir l'onde retour en « points » XYZ (partie de droite) (d'après Durrieu *et al.* en préparation).

1.2. Estimation d'attributs forestiers

Depuis la fin des années 1990, un grand nombre d'études ont montré le potentiel du ALS pour fournir des estimations précises de paramètres forestiers, comme la hauteur des arbres, le volume de bois, ainsi que d'autres paramètres de structure ou de distribution (*e.g.* Næsset, 1997 ; Magnussen and Boudewyn, 1998 ; Means *et al.*, 2000 ; Zimble *et al.*, 2003 ; Maltamo *et al.*, 2006 ; Vauhkonen *et al.*, 2011). Ces développements obtenus largement sur des forêts de conifères représentent une avancée marquante dans le monde de la télédétection, car ils fournissent des informations qui, sur le terrain, sont difficilement mesurables avec précision, telles que la hauteur des arbres ou la taille des couronnes de la canopée par exemple. Cette capacité du ALS à mesurer ces paramètres en font un outil pour améliorer le travail des inventaires forestiers (Barbier *et al.*, 2012 ; Vastaranta *et al.*, 2012 ; White *et al.*, 2013).

Cependant, les données d'ALS se résument à des « nuages » de points retours dont les altitudes ou les hauteurs (*i.e.* une fois le MNT soustrait des altitudes) sont connues. Pour obtenir des paramètres forestiers, il est nécessaire de créer des modèles liant l'information contenue dans ces nuages aux différents attributs dendrométriques recherchés. Dans la littérature, 2 approches sont généralement utilisées. Soit des « placettes » d'étalonnage, d'une surface donnée, servent à établir le modèle, dans ce cas, le nuage de points LiDARs est alors résumé en déciles de hauteurs ou de densités (appelés également métriques LiDAR) ; soit le nuage de points est segmenté pour en identifier les « arbres ». La première méthode se place à une « échelle placette » alors que la seconde à une « échelle arbre ».

1.2.1. Approche « placette »

L'approche probablement la plus utilisée d'estimation d'attributs forestiers à partir de données ALS est l'approche « placette » (Næsset *et al.*, 2004). Elle consiste à prendre tous les points LiDAR associés à la surface d'une placette et à les regrouper en « métriques » qui sont des déciles ou des tranches fixes de hauteur. L'information est ainsi ramenée à une dimension de hauteur. La Figure 2 illustre un nuage de points LiDAR et les « métriques » associées.

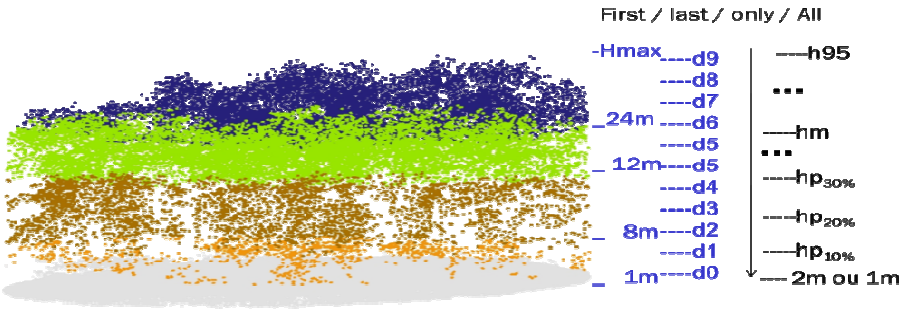


Figure 2. Nuage de points ALS d'une placette forestière où les points sont colorés en fonction de leur hauteur. A droite, un schéma illustre le regroupement de ces points par tranches fixes ou par déciles de hauteur. Ces regroupements sont fait en tenant compte des caractéristiques des retours (*i.e.* premiers ; derniers ; ou intermédiaires).

Une fois les différentes métriques calculées pour l'ensemble des placettes de calibration, l'approche « placette » suit le schéma illustré à la Figure 3. En utilisant des placettes de calibration où les attributs recherchés sont connus, un modèle est établi afin de prédire les attributs à partir de la métrique LiDAR. Une fois les modèles établis, l'ensemble de la zone couverte par le LiDAR est divisée en pixels de taille équivalente aux placettes de calibration et les attributs sont alors prédits pour chaque pixel à partir des modèles. Comme pour un inventaire standard, il est possible de stratifier le domaine d'étude avant la fabrication des modèles.

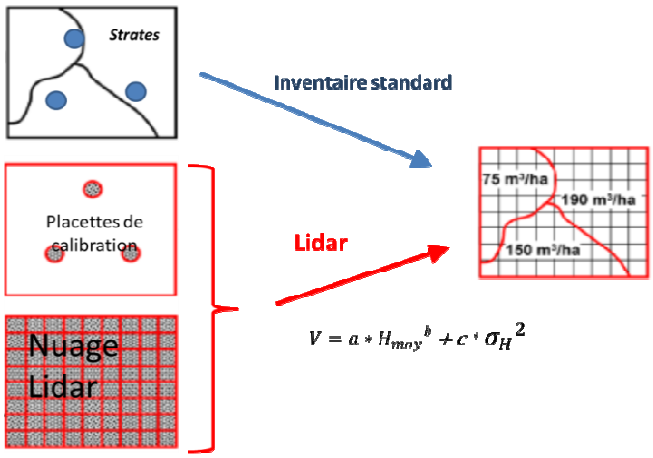


Figure 3. Schéma illustrant l'approche placette, où le nuage LiDAR est d'abord utilisé avec des placettes de calibration pour établir les modèles dendrométriques, puis la zone est divisée en « pixels » de surface équivalente aux placettes de calibration pour produire des cartes ou quantifier la ressource par exemple (d'après White *et al.*, 2013).

1.2.2. Approche « arbre » (segmentation)

Comme le nuage LiDAR est riche en informations, certains auteurs ont tenté de faire ressortir les arbres directement en segmentant le nuage LiDAR (Popescu *et al.*, 2003). La majorité de ces études concerne des forêts de conifères (Maltamo *et al.*, 2004 ; Mehtätalo and Nyblom, 2009).

Cette approche offre la possibilité de recueillir une information riche, dépassant la simple distribution des hauteurs utilisée de façon standard. Ainsi, on peut connaître la distribution des surfaces de « houppiers » par exemple, ce qui est une information intéressante en termes de structure de peuplements.

Néanmoins cette approche nécessite des vols LiDAR de fortes densités (p.ex. >15 points/m²) pour obtenir une bonne définition des houppiers. Par contre, les arbres dominés ne sont souvent pas identifiés, car ils n'atteignent pas le haut de la canopée et sont cachés vis-à-vis des rayons LiDAR. Ainsi, en fonction des algorithmes utilisés, il est fréquent d'observer que seul 80 à 90% des arbres sont correctement identifiés (Véga *et al.*, 2014 ; Monnet, 2011).

De plus, l'approche « arbre » demande d'importantes ressources informatiques, car le processus de segmentation nécessite d'identifier des maxima locaux de hauteur, puis d'examiner leur voisinage (Véga *et al.*, 2014). Cependant cette limite tend de plus en plus à se réduire avec l'évolution constante des systèmes informatiques.

1.2.3. Allométrie « houppiers – diamètres »

Avec les données de télédétection, les arbres ou la forêt peuvent facilement être observés « du dessus » et l'accès aux mesures de hauteur ou de formes de houppiers est facilité. Un lien entre la position des arbres sur le terrain et les houppiers « segmentés » peut même être établi. L'étude de la relation entre les diamètres des houppiers et le diamètre des arbres représente donc un domaine intéressant à explorer.

Plusieurs auteurs se sont intéressés à l'allométrie entre les houppiers et les troncs (*e.g.* Fleck *et al.*, 2011 ; Antin *et al.*, 2013 ; Lines *et al.*, 2012). Salas *et al.* (2010) ont exploré la possibilité d'estimer le diamètre de conifères en Norvège, en utilisant des segmentations de couronnes issues de données LiDAR. L'intérêt de cette approche tient au fait qu'elle donne accès à une information de « structure », liée à la distribution des diamètres de couronnes par exemple. Il semble donc intéressant d'explorer comment cette information liée aux houppiers peut être utilisée pour améliorer les modèles dendrométriques ALS.

2. OBJECTIFS

L'objectif principal de cette étude est de comparer la précision de modèles utilisant des métriques standards (basées sur les distributions de hauteur des points LiDAR pris sur l'ensemble d'une placette) à ceux basées sur des méthodes de segmentation pour prédire différents attributs forestiers tels la surface terrière, le volume et la hauteur dominante des peuplements.

Deux méthodes de segmentation ont été comparées, l'une basée sur une approche de bassin versant (ArcGis) (Khosravipour *et al.*, 2013) et l'autre sur des maxima locaux (Véga *et al.*, 2014).

De plus, la prise en compte des segments dans une placette a également été évaluée sur la base de l'appartenance de leurs maxima locaux (« apex »), inclus ou non dans les placettes de terrain.

Enfin, l'apport d'indices d'homogénéité associés aux segments (*i.e.* Gini des surfaces, ou des hauteurs de maxima locaux) a également été évalué (Valbuena *et al.*, 2013).

3. MATERIEL ET MÉTHODES

3.1. Les zones d'étude

Cette étude porte sur un jeu de placettes forestières issues de 3 forêts contrastées (Figure 4) appartenant aux zones suivantes:

La première zone est constituée d'une forêt de plaine de feuillus de 60 km² située dans l'Observatoire Pérenne de l'Environnement (près de Bure). Elle fait partie de la région Lorraine dans le nord-est de la France. La forêt est composée principalement de feuillus et est dominée par le hêtre (*Fagus sylvatica*) (Figure 5). On y retrouve également du charme (*Carpinus betulus*), divers chênes (*Quercus*) et de l'érable sycomore (*Acer pseudoplatanus*).

La deuxième zone est située dans le Parc Naturel Régional des Bauges, département de la Savoie au sud-est de la France dans la forêt départementale de la combe d'Aillon (622 ha) (Figure 4). Elle recouvre une superficie d'environ 2500 ha, comportant des forêts communales et privées. Ce site se situe en zone de montagne avec des pentes parfois importantes et des altitudes comprises entre 900 et 2000 m. Les forêts sont constituées principalement de peuplements irréguliers, majoritairement composés de sapins (*Abies alba spp.*), avec également du hêtre (*Fagus sylvatica spp.*), des épicéas (*Picea abies spp.*) et quelques érables (*Acer*).

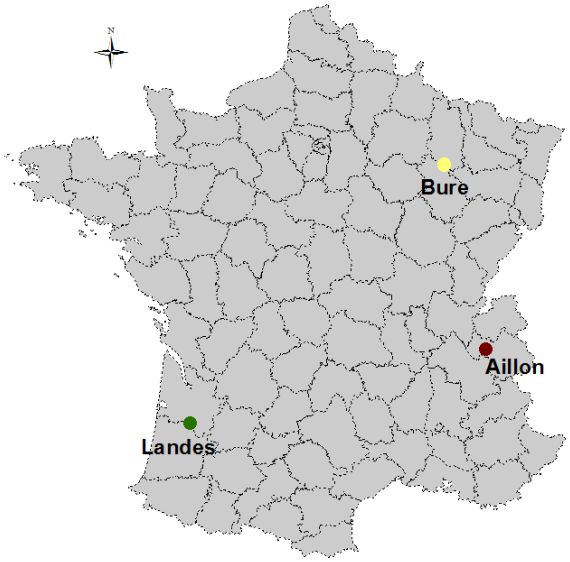


Figure 4. Localisation des 3 zones d'études : l'observatoire pérenne de l'environnement (Bure) dans le Nord-Est ; l'Aillon dans les Alpes, et les Landes dans le sud-ouest.

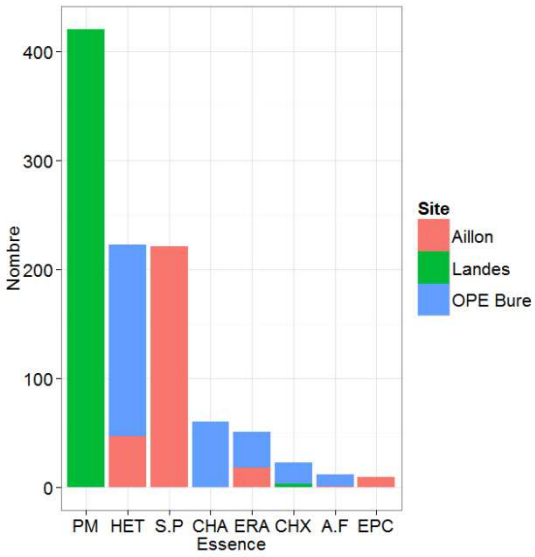


Figure 5. Répartition des essences sur les trois sites d'étude

La troisième zone est constituée d'une forêt de conifères de 40 km², située dans les Landes, dans le sud-ouest de la France (Figure 4). Cette forêt issue de plantation est dominée par des peuplements équiennes monospécifiques de pin maritime (*Pinus pinaster*). Les sols sont sableux et pauvres. Le relief y est plat.

3.2. Prise de données terrain

Les données de terrain ont été obtenues sur des placettes circulaires emboîtées. Sur 15m de rayon (horizontal), tous les arbres de 17,5 cm de diamètre et plus ont été mesurés

en circonférence à 1,3 m de hauteur. Les arbres plus petits, mais atteignant 1,3 m de haut, ont été mesurés sur 6m de rayon seulement. Pour chaque arbre, son essence, son statut social (dominant ; co-dominant ; dominé), et son état (vif ou mort) ont été notés, de même que ses coordonnées par rapport au centre des placettes. Pour évaluer la hauteur dominante (Ho), des placettes (700m²), la hauteur des 6 plus gros arbres a été mesurée sur le terrain en faisant la moyenne de 2 mesures prises dans des directions opposées, à l'aide d'un dendromètre « Vertex ». Cette technique utilisée réduit les erreurs de parallaxe. Les positions du centre des placettes ont été mesurées en utilisant un GPS différentiel (GPS LEICA 120 dans les Landes et Trimble Géo-Explorer dans les autres sites) avec une précision estimée entre 1 et 4 m (Bolstad *et al.*, 2005). La position des placettes a également été ajustée à l'aide des données LiDAR (modèle numérique de hauteur) afin de faire correspondre au mieux les données terrain et les données LiDAR et d'éviter ainsi les erreurs de décalage.

La surface terrière a été calculée sur les placettes avec un seuil de pré-comptage fixé à 17,5 cm de diamètre à 1,3 m de hauteur. Pour le calcul des volumes (totaux et à découpe 7 cm,) les équations issues du projet ANR Emerge ont été utilisées (Deleuze *et al.*, 2014) les variables d'entrée considérées sont le diamètre des arbres et leur hauteur estimée sur la base des modèles développés dans St-André *et al.* (2013).

Ces modèles ont été ajustés de façon générique pour chaque essence à partir des données de l'inventaire forestier national, puis ajustés localement à partir des mesures terrain. Ils ont la forme suivante :

$$H = e^{(a - bD^{-c})}$$

où H est la hauteur estimée ; D le diamètre de l'arbre ; a est un coefficient d'asymptote ; b et c sont des coefficients de forme.

Par la suite, les volumes totaux ont été obtenus à partir du produit d'un coefficient de forme et d'un volume cylindrique (rapport Emerge de janvier 2013) :

$$Vtot = \mathbf{Forme} * \frac{H * Circ^2}{\mathbf{40000}\pi}$$

Où Vtot est le volume total de l'arbre ; H sa hauteur ; Circ sa circonférence ; et Forme le coefficient de forme. Ce dernier est présenté par essence dans St-André *et al.* (2013).

Le volume à la découpe 7cm (V7) a été estimé sur la base du rapport entre le volume total et un facteur d'expansion (VEF) présenté par essence par Longuetaud *et al.* (2013) :

$$V7 = \frac{Vtot}{VEF}$$

Enfin, la structure des diamètres observée sur le terrain a été résumée en calculant un indice de Gini (Cordonnier *et al.*, 2012 ; Valbuena *et al.*, 2013). Cet indice est un descripteur de l'inégalité de la distribution des diamètres. Il varie de 0 à 1, où 0 signifie l'homogénéité parfaite et 1 signifie l'hétérogénéité totale. Ce coefficient est utilisé pour décrire différents types de structures forestières (Valbuena *et al.*, 2013).

Au total 33 placettes terrain ont été utilisées pour cette étude, dont 10 dans l'observatoire pérenne de l'environnement (Bure) mesurées en février 2010 ; 12 dans la forêt départementale de Combe d'Aillon, mesurées en avril 2011 ; et 11 dans les Landes, mesurées d'avril à juin 2011.

Le Tableau 1 ci-dessous résume les calculs de hauteur dominante (Ho), de surface terrière (G), de volumes (total : Vtot et à découpe 7cm : V7) ainsi que l'indice de Gini des diamètres pour chacun des sites de l'étude.

Tableau 1. Résumé par site des variables dendrométriques mesurées sur le terrain. Ho : hauteur moyenne des 6 plus gros arbres ; G : surface terrière ; Vtot : volume total de l'arbre ; V7 : volume bois fort tige à 7cm de diamètre ; Gini : indice d'hétérogénéité des diamètres à 1.3m de hauteur.

Paramètres	Site	Min	Moy	Médiane	Max
Ho (m)	***Aillon***	*21.5*	*31.4*	*32.6*	*35.4*
	Bure	*19.3*	*23.8*	*22.2*	*40.9*
	Landes	*15.2*	*22.9*	*22.2*	*30.5*
G (m^2/ha)	***Aillon***	*18.2*	*43.5*	*40.5*	*66.9*
	Bure	*7.6*	*19.2*	*15.3*	*40.6*
	Landes	*0.0*	*19.4*	*22.9*	*42.2*
Vtot (m^3/ha)	***Aillon***	*238*	*713*	*651*	*1157*
	Bure	*101*	*289*	*202*	*914*
	Landes	*0*	*220*	*235*	*584*
V7 (m^3/ha)	***Aillon***	*200*	*630*	*563*	*1055*
	Bure	*68*	*220*	*153*	*776*
	Landes	*0*	*200*	*210*	*543*
Gini	***Aillon***	*0.2*	*0.2*	*0.2*	*0.3*
	Bure	*0.1*	*0.2*	*0.2*	*0.3*
	Landes	*0.1*	*0.1*	*0.1*	*0.2*

3.3. Données LiDAR

Les missions LiDAR ont été réalisées par la société Sintégra, dont le siège social est situé à Meylan (38). Le scanner utilisé est un Riegl LMS Q560 monté à bord d'un avion. Les vols sur Bure la Combe d' Aillon et les Landes ont eu lieu le 6 Octobre 2010, le 7 Juillet 2011 et le 5 Avril 2011 respectivement, à une altitude moyenne de vol de 550 m. Le calcul et le traitement des données LiDAR ont été effectués par le prestataire à l'aide des logiciels Riegl et Terrasolid.

Le prestataire a fourni un modèle numérique de terrain (MNT) de précision décimétrique ainsi que les données LiDAR, livrées au format Las 1.1, avec une projection Lambert 93 et Lambert 2 étendue et dans le référentiel altimétrique IGN 69. L'ensemble des informations ainsi que la classification du nuage de points brut ont été renseignées en respectant les normes de l'ASPRS (Société américaine de photogrammétrie et de télédétection). Les points du nuage LiDAR classifiés « végétation » sont identifiés comme premier, dernier, ou retour intermédiaire. Ils sont en coordonnées d'altitude (XYZ). Les points classifiés sol ont servi au prestataire à fabriquer le MNT.

Le Tableau 2 indique la densité moyenne d'émission (au mètre carré) pour chacun des sites, ainsi que la densité moyenne de points atteignant le sol.

Tableau 2. Table de densité moyenne des points par m² par site selon deux critères: (1) densité moyenne d'émission (correspondant ici aux premiers retours de chaque impulsion LiDAR) par m²; (2) densité moyenne des points au sol par m². La table indique également l'écart-type des trois critères par rapport aux placettes totales de chaque site.

Site	Placette	Émission	Sol
Aillon	12	15.6 ± 9.3	1.1 ± 0.6
Bures	10	20.8 ± 4.0	1.4 ± 0.9
Landes	11	16.9 ± 4.0	7.9 ± 1.4

3.4. Métriques standards

A partir des données classifiées « végétation », une opération de normalisation est effectuée pour obtenir des coordonnées de « hauteur ». On soustrait le MNT aux données brutes (qui sont en coordonnées d'altitude) (Figure 6). Cette opération est réalisée avec le logiciel Lastools.

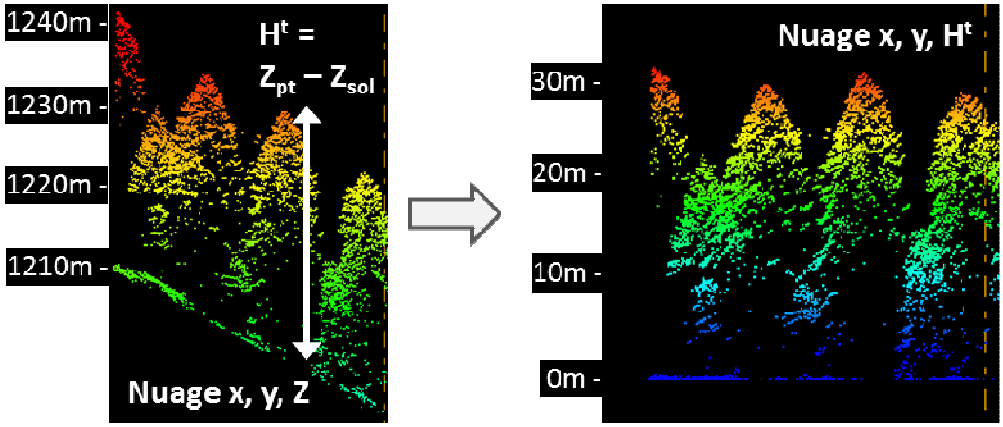


Figure 6. Nuage de points LiDAR dans une zone de pente, illustrant la normalisation des données (en altitudes à gauche) par soustraction avec le MNT pour obtenir des hauteurs (à droite).

Une fois les nuages LiDAR normalisés en « hauteur », le logiciel LasManager ONF est utilisé pour extraire différentes métriques LiDAR du nuage de points correspondants aux placettes de terrain. D'abord les coordonnées (x,y) des placettes terrain sont fournies avec leur dimension (*e.g.* 15m de rayon). Puis le logiciel extrait les points LiDAR correspondants à l'emprise des placettes. De cette extraction, différentes métriques sont calculées (> 500 métriques, voir en annexe quelques exemples) se regroupant en indicateurs de moments (*i.e.* moyenne, écart-type, skewness des hauteurs …) ainsi que des indicateurs de distribution de hauteurs (déciles, densités de points par déciles ou par tranche fixe de hauteur, taux de pénétration). Enfin quelques métriques basées sur l'extraction de maxima locaux sont également calculées (voir p.ex. Bock *et al.*, 2009).

Dans la suite de ce rapport, pour un souci de simplification, ces métriques sont appellées « métriques ONF ».

3.5. Méthodes de Segmentation

Deux méthodes de segmentation ont été utilisées lors de ce travail. La première utilise des modèles numériques de hauteur (MNH) et se base sur des calculs hydrologiques de bassins versants, disponible dans ArcGis. L'autre méthode utilise les nuages de points « bruts ». Elle identifie les maxima locaux par voisinage « multi-échelles » (Véga *et al.* 2014).

Ces 2 méthodes donnent à la fois des segments de superficies connues, ainsi que des hauteurs maximales par segment, qui sont assimilées à des « apex ». Les surfaces et les hauteurs ainsi que leurs produits ont été utilisés pour générer différentes métriques par placette. Des moyennes, des écart-types, et des sommes ont été calculées pour ces paramètres. Des indices de Gini ont également été calculés en utilisant la library « ineq » de R. Enfin les modes de distribution des surfaces et des hauteurs ont été calculés selon la méthode décrite par Jaskierniak *et al.* (2011) avec la fonction gamlssMX de la library « gamlss.mx » de R, permettant d'obtenir jusqu'à 2 modes.

3.5.1. Méthode de prise en compte des segments

Afin d'imiter les règles associées aux prises de mesures de terrain, nous avons apporté 2 variantes à chacune des méthodes. Dans un premier cas, nous n'avons considéré que les segments dont les apex étaient inclus dans la placette de terrain, et dans un second cas, nous avons inclus ses segments découpés en bordure de placettes, et leur avons attribué la hauteur la plus élevée des points résiduels comme « nouvelle hauteur d'apex » (Figure 7).

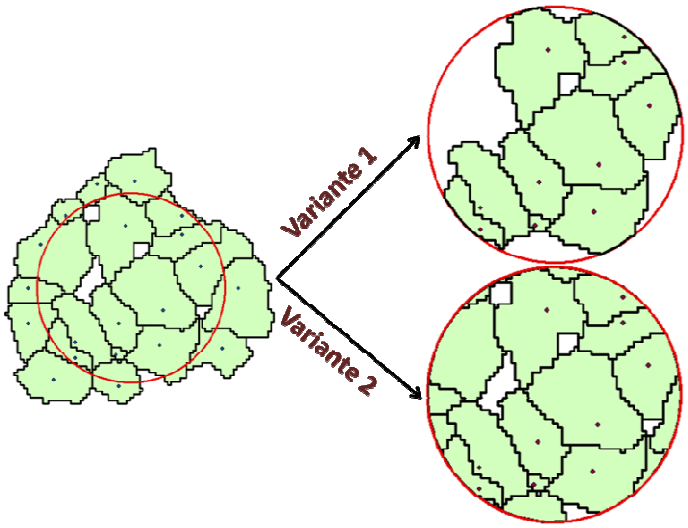


Figure 7. Représentation des deux possibilités pour la prise en compte les segments associés aux placettes de terrain. La variante 1 (m1) correspond à l'exclusion des segments dont l'apex est situé hors placette (en haut). La variante 2 (m2) correspond à la découpe des segments périphériques avec un recalcule de la hauteur maximal de ces segments dont l'apex était hors placette.

3.5.2. Méthode Bassins Versants (ArcGIS)

La méthode des bassins versants suit 2 étapes. La première étape est l'obtention d'un MNH et la seconde étape est la segmentation.

L'obtention du MNH se fait à partir des premiers retours LiDAR. Un premier MNH est obtenu en utilisant le logiciel Lastools par une procédure proposée par Khosravipour *et al.*, (2013). Elle consiste à faire un réseau de triangles irréguliers (TIN) à partir des premiers retours, pour différentes tranches de hauteurs (Figure 8). Ces couches de TIN sont ensuite combinées en un raster final (résolution de 50cm). La hauteur maximale de l'ensemble des couches par pixel est extraite pour obtenir le MNH. Cette procédure permet d'éviter la présence de valeurs manquantes des pixels du MNH grâce à la densité variable des points LiDAR.

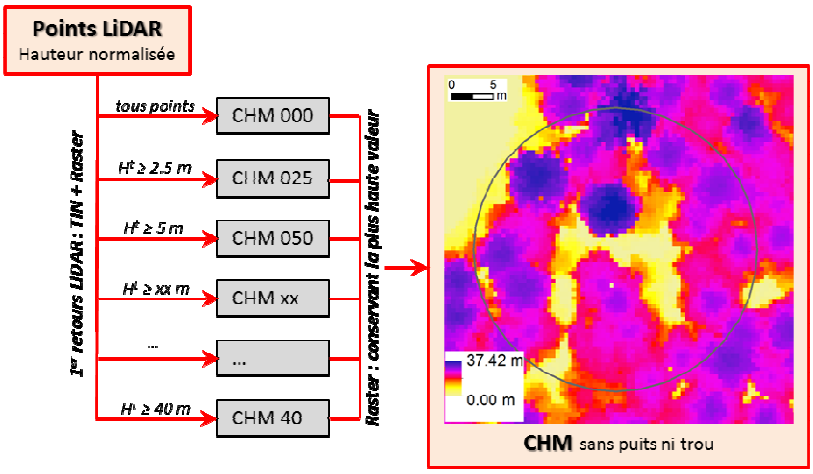


Figure 8. Diagramme de l'algorithme de création de MNH, utilisant les TIN à différentes tranches de hauteur. (en anglais = CHM- Canopy Height Model). (d'après Khosravipour *et al.*, 2013)

Un second MNH a été produit en lissant (filtre moyen dans sur une fenêtre mobile de 3x3 pixels) le premier. Chaque cellule est recalculée par la moyenne des cellules voisines. Les 2 MNH obtenus ont été utilisés pour faire la segmentation des houppiers. Par contre, la détermination des apex (points les plus haut par segment) a été réalisée à partir du MNH non lissé (*i.e.* données brutes).

Le choix du MNH pour calculer les segments est important car il influence les résultats de détection. L'utilisation d'un MNH brut peut présenter des variations mineures de la surface de la canopée ne représentant pas la réalité et aboutir à de fausses détections d'apex (Figure 9). Par contre, l'utilisation d'un CHM lissé gomme certaines de ces variations au risque de ne pas détecter certains apex réellement présents sur le terrain (Figure 9).

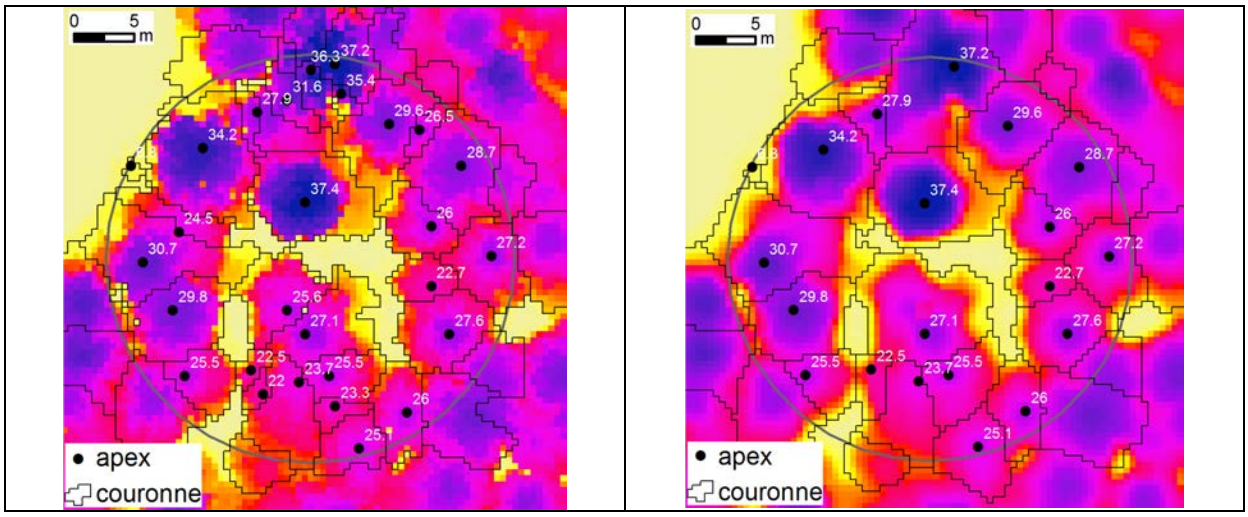


Figure 9. Exemples illustrant des segmentations à partir de MNH non lissé (à gauche) et lissé (à droite)

L'étape de segmentation (pour chaque MNH) pour cette méthode « bassins versants » se résume de la façon suivante :

- Le MNH est inversé afin que les houppiers jouent le rôle de « bassins » avec une évacuation (point le plus bas correspondant à l'apex). Les emprises de couronnes peuvent ainsi être déterminées par des traitements sous le logiciel ArcGis v10.0 en utilisant les outils hydrologiques présents dans l'extension « Spatial analyst » (Munoz, 2014 en préparation).

- Les apex sont ensuite déterminés par la localisation de la hauteur maximum de chaque segment.
- En fin de traitement on obtient une couche de surfaces représentant les emprises des couronnes et une couche de points représentant les apex des arbres détectés. Chaque apex est décrit par des informations de hauteur, d'estimation de la surface et de volume de couronne.

3.5.3. Segmentation « PTrees »

"PTrees" est un outil de segmentation dynamique, multi-échelle, de nuages de points. C'est un « pluging » de MeshLab (Lab Visual Computing - ISTI - CNR, http://meshlab.sourceforge.net) développé en C++ par Véga *et al.* (2014). L'outil utilise des valeurs brutes d'élévation des points LiDAR (Z) afin de préserver dans les pentes, la géométrie des couronnes qui, sinon, se voit altérée par le processus de normalisation standard *(i.e.* le côté amont du houppier se voit réduit et le côté aval augmenté d'un facteur lié au pourcentage de pente). Des segmentations multiples sont effectuées à différentes échelles et une sélection du meilleur ensemble de sommets est réalisée. "PTrees" a été testé dans trois types de forêt. Dans l'étude de Vega *et al.* (2014), un paramétrage moyen permet de détecter 82% des arbres, avec moins de 10% de taux de fausse détection.

3.6. Sélection des variables et analyses statistiques

3.6.1. Sélection des variables

Pour établir des modèles de prévision de Ho, G, Vtot et V7, sachant qu'un nombre restreint de paramètres doit être retenu parmi un grand nombre de métriques, nous avons recherché la meilleure combinaison de variables pour un nombre fixe de paramètres (de 1 à 3) en utilisant la fonction regsubsets de la library « leaps » de R. Nous nous sommes limités à 3 paramètres, car au-delà il était plus difficile d'obtenir des variables « indépendantes » (avec des VIF <4, voir ci-dessous). Pour un nombre fixe de paramètres, des modèles utilisant toutes les combinaisons de variables (méthode exhaustive) sont comparés avec cette méthode. Nous avons retenus les meilleurs modèles.

3.6.2. Critère d'information d'Akaike (AIC)

Ayant retenu les meilleurs modèles à un nombre de 1, 2 et 3 paramètres, nous avons utilisé le critère AIC pour les comparer. Le critère d'Akaike, (1974) permet de pénaliser les modèles qui, pour une même vraisemblance, ont le plus grand nombre de paramètres. La fonction AIC du logiciel R a été utilisée et les meilleurs modèles obtenus sont ceux présentant la valeur d'AIC la plus petite.

3.6.3. Critère d'inflation de variance (VIF)

Comme la multi-colinéarité est très fréquente dans les métriques LiDAR, nous avons utilisé la fonction « vif » de la librairie « car » pour avoir un indicateur de l'indépendance des variables utilisées dans les modèles multivariés.

3.6.4. Validations croisées

La précision des modèles retenus a été également évaluée par validation croisée en utilisant la fonction « cv.lm » de la librairie « DAAG ». Les observations ont été séparées aléatoirement en 3 groupes, puis à tour de rôle, le groupe n'ayant pas été utilisé pour établir le modèle sert à ajuster des prévisions. Cette méthode permet d'évaluer la robustesse des

modèles. L'erreur moyenne évaluée de cette façon tend à être moins optimiste qu'en utilisant toutes les données pour ajuster les modèles.

3.6.5. Synthèse des modèles évalués

Pour l'ensemble des métriques, on a modélisé Ho, G, Vtot, et V7 comme le présente schématiquement la Figure 10. Pour les métriques issues de segmentation, la hauteur des maxima locaux a servi à calculer la moyenne des 6 plus hauts segments par placette, le nombre de segment, la moyenne et l'écart-type de leur hauteur, ainsi que l'indice d'hétérogénéité de Gini. Les différents quantiles de hauteurs ont été également calculés. Pour les surfaces de segment (A), ainsi que le produit de ces surfaces par les hauteurs des maxima locaux (H.A), la somme de ces variables par placette a été calculée en plus des métriques déjà citées.

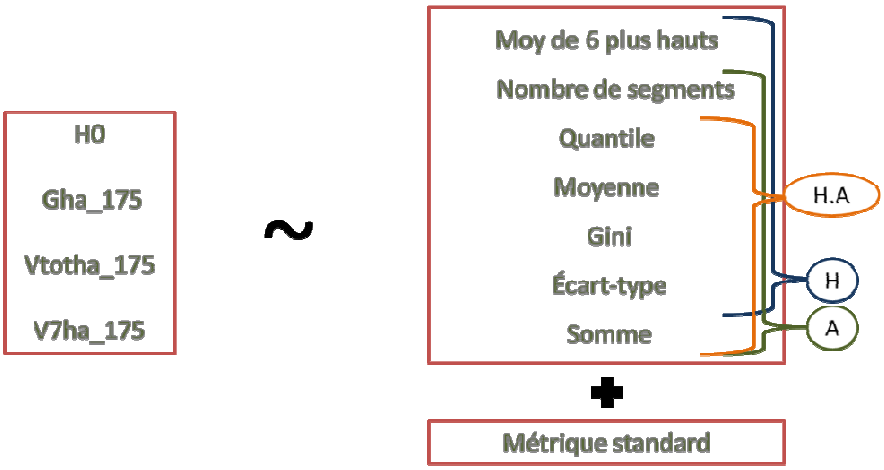


Figure 10. Résumé des modèles évalués dans cette étude. Le variables issues de segmentation : H.A = hauteur fois la surface projetée du houppier ; H= hauteur du maxima local associé au segment ; A= surface projetée du segment (« houppier »).

4. RÉSULTATS

Pour procéder à la sélection des meilleurs modèles, nous avons utilisé la fonction « *regsubsets* » de la librairie « leaps » qui trie de façon exhaustive parmi les modèles issus de toutes les combinaisons de variables, ceux qui ont le plus faible critère d'information (*e.g.* AIC).

4.1. Modèles de prévision de la Hauteur dominante

Les résultats présentés au Tableau 3 montrent que Ho est facilement prédite par LiDAR. Après avoir comparé les modèles de l'ensemble des métriques à notre disposition, il semble que cette hauteur qui représente la moyenne des hauteurs des 6 plus gros arbres dans nos placettes de 15m, soit très fortement liée à la hauteur du 90ième percentile des derniers retours LiDAR. A elle seule, cette variable prédit avec moins de 4% d'erreur la valeur de Ho calculée sur les placettes terrain (Tableau 3). L'ajout d'une seconde variable améliore légèrement la précision, et l'erreur moyenne reste légèrement inférieure au mètre. Avec 2 variables, la hauteur du 80ième des derniers retours ainsi que la densité des premiers retours atteignant le 30ième percentile de hauteur (*i.e.* près du sol) semble résumer le plus efficacement Ho (Tableau 3). Les maxima locaux issus de segmentation ou des métriques ONF ne semblent pas être les meilleurs prédicteurs de Ho.

Tableau 3. Sélection des meilleurs modèles à une et deux variables permettant de prédire Ho à partir de l'ensemble des métriques étudiées (voir les définitions des variables en annexe 1).

Variable	Formule	R^2a	Erreur	AIC	*%Erreur*	Erreur.cv	*%Erreur.cv*
H0	ONF_H90_lst	0.98	0.9	85	*3.4*	1.0	*3.7*
	ONF_H80_lst + ONF_d3_fst	0.99	0.8	77	*2.9*	0.9	*3.2*

4.2. Modèles de prévision de la surface terrière et des volumes

4.2.1. Meilleurs modèles obtenus

Le Tableau 4 présente, pour l'ensemble des métriques standards et de segmentation réunis, les meilleurs modèles de prévision de G, Vtot et V7 ayant 1 à 3 variables. Pour le G et les volumes, le meilleur modèle à une variable se base sur la somme des produits de surface de segment par la hauteur de leur maximal locaux, pour la méthode de segmentation par bassin versant utilisant un MNH nonfiltré (Av1) et pour les segments dont les apex sont à l'intérieur de la délimitation des placettes de terrain (m1). Les erreurs moyennes de validation croisée associées à cette métrique varient entre 27 et 32%. L'addition d'une métrique supplémentaire n'améliore que légèrement les prévisions (erreur de validation croisée de 22-26%). Les meilleurs modèles sont obtenus avec 3 variables (erreur de validation croisée 18-21%). Avec un nombre supérieur de variables, les problèmes de multi-colinéarités sont beaucoup plus fréquents (VIF élevés), c'est pourquoi nous nous sommes limités à 3 variables.

Pour G, le meilleur modèle que nous avons obtenu intègre une variable de segmentation (Av1m1_H.Asum), un taux de pénétration (ONF_Tp.8) et la hauteur du 40ième percentile des premiers retours. Ce modèle (équation 1) produit une erreur moyenne de validation croisée de 5.8m²/ha.

(Équation 1) $G = 229.2 - 0.56\ ONF_H40_fst - 232.4\ ONF_Tp.8 + 0.002\ Av1m1_H.Asum,$

Pour les volumes (Vtot et V7) les modèles à 3 variables ont une erreur de cross-validation de 18-19%, ce qui représente une erreur moyenne de moins de 77m^3/ha (Tableau 4). Contrairement à G, la variable de segmentation utilisée pour l'estimation des volumes est le 99ième percentile des surfaces de segment (A.Q99). Le taux de pénétration par le LiDAR de la couche représentant entre 80 et 82% de la hauteur maximale pour V7 et entre 82 et 84% pour Vtot (Tp.8, Tp.82) est également une variable importante dans la prévision du volume. La densité des retours inférieure à 24m (N.24m) constitue le 3ième variable importante à considérer dans ces modèles. Les équations 2 et 3 donnent respectivement la forme des modèles de prévisions de Vtot et V7.

(Équation 2) $Vtot = 4124 + 0.03\ ONF_N.24m - 4157\ ONF_Tp.82 + 5.5\ Av1m2_A.Q99\ ,$

(Équation 3) $V7 = 3666 + 0.03\ ONF_N.24m - 3714\ ONF_Tp.8 + 4.94\ Av1m2_A.Q99,$

Tableau 4. Sélection des meilleurs modèles ayant de 1 à 3 variables et permettant de prédire la surface terrière, le volume total et le volume à découpe 7cm à partir de l'ensemble des métriques étudiées (voir les définitions des variables en annexe 1).

Variable	Formule	R^2a	Erreur	AIC	*%Erreur*	Erreur.cv	*%Erreur.cv*
G	Av1m1_H.A.sum	0.83	6.9	225	*24.6*	7.6	*27.0*
	Av1m1_H.A.sum + Av1m2_H.Q5	0.87	6.0	216	*21.2*	7.3	*25.9*
	ONF_H40_fst + ONF_Tp.8 + Av1m1_H.A.sum	0.91	5.1	206	*18.0*	5.8	*20.7*
Vtot	Av1m1_H.A.sum	0.87	111.2	409	*26.5*	117.0	*27.9*
	ONF_Tp.8 + Av2m1_H.A.sum	0.92	86.3	393	*20.5*	91.9	*21.9*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.82 + Av1m2_A.Q99	0.95	69.4	379	*16.5*	76.9	*18.3*
V7	Av1m1_H.A.sum	0.85	110.6	408	*30.6*	116.0	*32.0*
	ONF_Nr.24m + Av1m2_A.Q99	0.93	76.2	385	*21.1*	83.4	*23.0*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Av1m2_A.Q99	0.96	59.0	368	*16.3*	68.0	*18.8*

4.2.2. Apport des méthodes de segmentation

Les meilleurs modèles de prévision de la surface terrière et des volumes sont présentés au tableau 5 en fonction des sources de métriques utilisées. Lorsqu'on ne dispose que des métriques issues de Lasmanager (ONF), les meilleurs modèles obtenus pour G, Vtot et V7 ont des erreurs de validation croisée de 28, 38 et 33%, respectivement. Lorsqu'on dispose en plus de métriques de segmentation, la somme des H.A ressort souvent comme importante pour prédire le G ou les volumes, quoique pour les volumes, les quantiles de surface de segment ressortent aussi comme importants (A.Q90, A.Q99) en fonction du type de segmentation utilisé (Tableau 5). Globalement, l'utilisation de métriques de segmentation tend à améliorer la précision des modèles de quelques pourcents (jusqu'à environ 6%).

Tableau 5. Sélection des meilleurs modèles à 3 variables permettant de prédire la surface terrière et les volumes uniquement à partir des métriques standards ou de leur combinaison avec chacune des méthodes de segmentation étudiées (voir les définitions des variables en annexe 1).

Variable	Formule	R^2a	Erreur	AIC	*%Erreur*	Erreur.cv	*%Erreur.cv*
G	ONF_H40_fst + ONF_Tp.8 + Av1m1_H.A.sum	0.91	5.1	206	*18.0*	5.8	*20.7*
	ONF_H40_fst + ONF_Tp.8 + Av2m1_H.A.sum	0.91	5.1	207	*18.0*	6.5	*23.2*
	ONF_H40_fst + ONF_Tp.8 +Av2m2_H.A.sum	0.90	5.3	210	*18.9*	6.7	*24.0*
	ONF_Hmd6_Y3 + ONF_Tp.8 + Cm1_H.A.sum	0.89	5.5	211	*19.4*	6.5	*23.1*
	ONF_H40_fst + ONF_Tp.8 + Av1m2_H.A.sum	0.889	5.51	212	*19.6*	6.5	*23.2*
	ONF_H40_fst + ONF_Tp.8 + Cm2_H.A.sum	0.88	5.7	215	*20.4*	7.3	*26.0*
	ONF_H99_lst + ONF_H99+ ONF_Tp.8	0.86	6.1	219	*21.7*	8.0	*28.3*
Vtot	ONF_N.24m + ONF_Tp.82 + Av1m2_A.Q99	0.95	69.4	379	*16.5*	76.9	*18.3*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.82 + Av1m1_A.Q99	0.95	70.3	380	*16.7*	78.0	*18.6*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Av2m1_H.A.sum	0.95	73.6	383	*17.5*	127.0	*30.2*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Cm1_H.A.sum	0.94	74.9	384	*17.8*	131.0	*31.2*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Av2m2_H.A.sum	0.935	80.2	389	*19.1*	134.0	*31.9*
	ONF_N.24m + ONF_Hmd6_R3 + ONF_Tp.8	0.93	85.6	393	*20.4*	137.0	*32.6*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Cm2_H.A.sum	0.92	86.7	394	*20.7*	148.0	*35.2*
V7	ONF_N.24m+ ONF_Tp.8 + Av1m2_A.Q99	0.96	59.0	368	*16.3*	68.0	*18.8*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.82 + Av1m1_A.Q99	0.954	61.2	371	*16.9*	78.1	*21.6*
	ONF_Hol.12m22 + ONF_Tp.8 + Av2m1_H.A.sum	0.94	69.8	380	*19.3*	80.8	*22.3*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Av2m2_A.Q90	0.94	71.5	381	*19.8*	101.0	*27.9*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Cm1_H.A.sum	0.93	75.9	385	*21.0*	135.0	*37.3*
	ONF_N.24m + ONF_Hmd6_R3 + ONF_Tp.8	0.92	79.7	388	*22.0*	137.0	*37.8*
	ONF_N.24m + ONF_Tp.8 + Cm2_H.Q99	0.92	81.4	390	*22.5*	131.0	*36.2*

4.3. Comparaison entre méthodes de segmentation

Pour comparer les méthodes de segmentation entre elles (Av1, Av2, C) et les variantes d'inclusion des segments (m1 et m2), nous nous sommes concentrés sur des modèles univariés qui utilisent une variable importante pour la prévision du G ou des volumes, soit la somme des produits H.A. Les résultats sont présentés au Tableau 6.

Pour ce qui est de la comparaison des méthodes de segmentation, la méthode des bassins versants utilisant un MNH non-filtré (Av1) semble plus précise pour la prévision des variables dendrométriques recherchées (Tableau 6). Cependant, cette supériorité ne présente que quelques % en termes d'erreur de validation croisée. La méthode Ptrees (C) se classe de façon intermédiaire pour le G, et semble moins bonne que celle des bassins versants pour l'estimation des volumes. Ces différences sont cependant inférieures à 5% en termes d'erreur de validation croisée.

Le tableau 6 montre la tendance suivante : l'exclusion des segments dont l'apex est à l'extérieur (variante m1) semble améliorer la précision des modèles, cependant nous observons moins de 2% en termes d'erreur de validation croisée. On peut observer également que les indices AIC sont généralement inférieurs pour la variante m1 que pour la variante m2.

Tableau 6. Comparaison des performances des différentes méthodes de segmentation pour produire des modèles de prévision de la surface terrière et des volumes utilisant la somme des produits des hauteurs des maxima locaux par la surface des segments comme variable indépendante (voir les définitions des variables en annexe 1).

Variable	Formule	R^2a	Erreur	AIC	*%Erreur*	Erreur.cv	*%Erreur.cv*
G	Av1m1_H.A.sum	0.83	6.9	225	*24.6*	7.6	*27.0*
	Av1m2_H.A.sum	0.81	7.2	227	*25.4*	8.0	*28.5*
	Cm1_H.A.sum	0.81	7.3	229	*26.0*	8.0	*28.4*
	Av2m1_H.A.sum	0.80	7.4	230	*26.3*	8.5	*30.1*
	Av2m2_H.A.sum	0.79	7.6	231	*26.9*	8.6	*30.5*
	Cm2_H.A.sum	0.76	8.1	236	*28.8*	9.2	*32.7*
Vtot	Av1m1_H.A.sum	0.88	111.0	409	26.4	117.0	27.9
	Av1m2_H.A.sum	0.87	115.0	411	27.4	124.0	29.5
	Av2m1_H.A.sum	0.86	120.0	413	28.6	131.0	31.2
	Av2m2_H.A.sum	0.85	121.0	414	28.8	133.0	31.7
	Cm1_H.A.sum	0.85	122.0	414	29.0	126.0	30.0
	Cm2_H.A.sum	0.84	124.0	416	29.5	136.0	32.4
V7	Av1m1_H.A.sum	0.85	111.0	408	30.7	116.0	32.0
	Av1m2_H.A.sum	0.84	114.0	410	31.5	122.0	33.7
	Av2m1_H.A.sum	0.83	117.0	412	32.3	127.0	35.1
	Av2m2_H.A.sum	0.83	119.0	413	32.9	129.0	35.6
	Cm1_H.A.sum	0.83	120.0	413	33.1	123.0	34.0
	Cm2_H.A.sum	0.81	124.0	416	34.3	134.0	37.0

5. DISCUSSION

Le LiDAR aérien est une technologie en plein essor qui tend à développer rapidement pour estimer différents attributs forestiers. Dans ce travail, nous avons voulu obtenir des modèles de prévision robustes, basés sur des concepts plus mécanistes que les métriques couramment utilisées (Naesset et al., 2004, Magnussen et al., 2012). Les modèles explorent le lien entre les attributs forestiers et la hauteur ou la surface des couronnes des arbres obtenues par segmentation du nuage LiDAR. Nous avons également testé des métriques de « structure » telles que des indicateurs Gini basés sur les hauteurs ou les surfaces de segment.

Nous avons évalué la précision de modèles utilisant ces nouvelles métriques issues de segmentations utilisées seuls ou en combinaison avec les métriques standards basées sur les déciles de hauteur du nuage LiDAR.

5.1. Modèles de prévision de la Hauteur dominante

La prévision de la hauteur dominante nous semble être bien résumée par l'utilisation de métriques standards. Différentes études montrent des précisions variant entre 5-12% d'erreur (Vastaranta *et al.*, 2012 ; Järnstedt *et al.*, 2012 ; Vastaranta *et al.*, 2013).

Dans notre cas, une erreur inférieure à 4% est obtenue (Tableau 3). En utilisant une seule variable, la hauteur dominante est mieux prédite par le $90^{ième}$ percentile de hauteur des derniers retours LiDAR. Avec 2 variables, nous obtenons pratiquement la même métrique comme importante, soit le $80^{ième}$ percentile des derniers retours, ainsi que la densité des premiers retours qui atteignent le $30^{ième}$ percentile de hauteur. Avec 2 variables, l'erreur du modèle avoisine l'erreur de mesure terrain (estimée inférieure à 1m). En 2012, Järnstedt *et al.* (2012) ont comparé la précision obtenue dans l'estimation de divers attributs forestiers à partir de LiDAR ou de photogrammétrie. Ils ont obtenu une précision voisine pour l'estimation de la hauteur dominante entre ces 2 sources de données. La chose intéressante à noter, est qu'ils ont également souligné la contribution des derniers retours pour l'estimation de la hauteur dominante. Il peut paraître étonnant de considérer les derniers retours pour une variable qui est associée aux arbres « dominants ». A première vue, on s'attend à ce que les hauteurs des premiers retours soient plus importantes. Cependant, il faut souligner que la définition des arbres dominants sur le terrain est relative aux plus « gros » arbres, qui ne sont pas forcément toujours les plus « hauts ». Certaines fois les plus gros peuvent avoir subi des bris. Quoi qu'il en soit, ils ont forcément une architecture plus développée que les autres, ce qui est compatible avec la distribution des derniers retours qui apporte une information significative à la hauteur dominante.

Enfin, les métriques associées aux maxima locaux ont été testées pour prédire la hauteur dominante, mais ne sont pas ressorties comme les meilleures dans ce cas-ci. Parmi ces métriques il faut compter la moyenne des 6 plus hauts « apex » pour les différentes méthodes de segmentation testées, ou les «Hmd6» issus de Lasmanager ONF.

5.2. Modèles de prévision de la surface terrière et des volumes

Comme le montre le Tableau 4, les métriques de segmentation ressortent en premiers pour prédire la surface terrière et ou les volumes. La somme des produits des surfaces de segment par leur hauteur (H.A) explique plus de 80% de la variance associée à G et aux volumes. Pour la surface terrière, la surface des segments seule aurait été intuitivement considérée comme la métrique la plus liée à G. Cependant, il semble que la

hauteur soit associée de façon importante à cette surface, pour donner un volume de polygone d'arbres. Allouis *et al.* (2013) ont également observé ce résultat dans des forêts ouvertes du sud de la France et Salas *et al.* (2010) ont montré que la hauteur était également nécessaire à bien prédire les diamètres à partir de diamètres de couronnes.

Lorsqu'on ajoute des métriques standards à celles issus de segmentation, on améliore les modèles. L'erreur de validation croisée baisse de près de 10% (14% pour le volume découpe 7cm).

Les résultats que nous avons obtenus sont comparables à ceux d'autres études effectuées dans des forêts de conifères dont les structures sont plus simples *(Magnussen et al*., 2012 ; Vastaranta *et al.*, 2012 ; Järnstedt *et al.*, 2012 ; Vastaranta *et al.*, 2013).

On voit au Tableau 5, que la segmentation apporte une plus grande précision avec une augmentation de l'erreur de cross-validation de 7 à 19% lorsque seuls les métriques Lasmanager ONF sont utilisées pour prédire la surface terrière ou les volumes.

Nous avons comparé notre meilleur modèle de prévision de la surface terrière au meilleur modèle développé par l'ONF sur le Vercors (Bock, document en préparation). La reparamétrisation pour nos sites d'étude de ce modèle est donnée à l'équation 4.

(Équation 4) $G = 62.5 - 17.4\ ONF_d_fst - 29.5\ ONF_Tp.fstlst - 0.001\ ONF_N.2m12m,$

Ce dernier donne un R^2 ajusté de 0.28, une erreur de 14.1 m^2 /ha, un AIC de 273 et un pourcentage d'erreur de 50.1%. Ce résultat illustre le manque de robustesse de certains modèles empiriques sortis de leur contexte. Il souligne également l'importance de s'assurer du domaine de validité d'un modèle avant de procéder à la production de cartes où à la prévision d'attributs dendrométriques sur de grandes surfaces, hors-domaine de validité du modèle. L'intérêt d'obtenir des modèles à base mécanistes les plus robustes possibles est également souligné.

5.3. Comparaison des méthodes de segmentation

Le Tableau 6 compare les performances des différentes méthodes de segmentation testées. Pour ce faire, nous avons utilisé uniquement la variable la plus liée à la prévision de la surface terrière ou des volumes, soit la somme des produits de la hauteur par surface de segmentation (H.A). Entre les 3 types de segmentation testés, l'erreur de validation croisée ne varie que de 5% environ, ce qui est peu. Il est donc difficile de dire qu'une méthode est largement supérieure aux autres. On observe cependant que la méthode d'extraction par bassins versants sur des MNH non filtrés (Av1) ressort systématiquement la première en termes d'AIC. La méthode Ptree (C) a une position à la fois intermédiaire (Cm1) et dernière pour la prévision de la surface terrière, mais se classe systématiquement comme la dernière pour la prévision des volumes, derrière la méthode des bassins versants qui utilise des MNH filtrés (Av2). Pour ce qui est du filtrage des MNH (v1 vs v2), très peu de différences sont également observées dans ce domaine, bien que les MNH nonfiltrés (v1) aient systématiquement des AIC plus faibles. Ceci nous indique que l'utilisation d'un filtre moyen pour trouver les apex (v2) simplifie probablement trop l'information.

On pourrait expliquer la position défavorable de la méthode C par rapport à Av1 et Av2 par le fait que ces segments se basent uniquement sur des points LiDAR et que pour obtenir des surfaces à partir de ces points segmentés, nous avons dû procéder au calcul des surfaces convexes (convex hull). Ces surfaces permettent des chevauchements entre

segments et sont donc une simplification de la vraie surface de houppier comparé à la méthode des bassins versants.

Pour ce qui concerne la méthode de prise en compte des segments (m1 et m2), on observe que m1 présente un plus faible AIC que m2. Ce qui peut laisser croire que la prise en compte des segments dans le nuage LiDAR devrait être similaire aux règles de prise en compte des arbres sur le terrain. Cependant, les AIC entre ces deux méthodes sont très faibles.

Le Gini est un indice d'hétérogénéité très lié à la structure des peuplements (Cordonnier *et al.* 2012, Valbuena *et al.* 2013). Nous l'avons utilisé ici pour quantifier l'hétérogénéité des segments et des hauteurs. Le fait qu'il ne ressorte pas de façon significative dans nos analyses comme une métrique LiDAR importante est possiblement liée à la faible variabilité des structures des peuplements étudiés ici. En effet, le Gini calculé sur les diamètres des arbres présents sur nos placettes terrain ne dépasse jamais 0.3 (Tableau 1). Cette valeur est représentative de peuplements homogènes (Cordonnier *et al.* 2012). En conséquence, l'importance de cette métrique LiDAR basée sur les surfaces de segments a probablement un poids négligeable pour prédire les attributs forestiers de notre échantillon de placettes.

6. CONCLUSION et PERSPECTIVES

Notre hypothèse concernant l'amélioration des modèles de prévision d'attributs forestiers par l'utilisation de métriques de segmentation semble être vérifiée. A première vue, il existe un lien important entre les surfaces de « houppiers » et la surface terrière ou le volume des arbres. Ce lien n'est cependant pas simple, car il intègre également la hauteur de ces « houppiers ». C'est le produit de la surface des segments par leur hauteur qui semble une variable clé dans la prévision de ces attributs forestiers. La précision des modèles de prévision de la surface terrière et du volume s'améliorent de 3 à 6% par l'addition de métriques de segmentation et les AIC diminuent fortement (de plus de 13 points).

Pour ce qui est de la méthode de segmentation et du filtrage des MNH, les choses sont plus nuancées. Il semble que la méthode de segmentation par bassins versants sur MNH nonfiltrés soit sensiblement meilleure pour prédire la surface terrière et le volume. Cependant le lissage, qui réduit en parti le bruit associé aux fausses détections (Véga *et al.* 2014) ne dégrade pas de façon très importante la qualité des prévisions.

Nous n'avons pas observé de différences très importantes entre les méthodes d'inclusion ou d'exclusion des apex (m1 et m2). L'exclusion dans les calculs, des segments dont les apex se situent à l'extérieur des placettes semble légèrement améliorer les prévisions. Cependant ceci rajoute une étape de calcul supplémentaire dont l'intérêt d'un point de vue gain en précision semble mitigé.

Enfin, même si les résultats obtenus sont intéressants, il est essentiel de réaliser une étape de validation sur un plus grand nombre de placettes, car il est fréquent d'obtenir des résultats trop optimistes avec un nombre restreint de placettes d'étude (33 placettes dans notre cas). La robustesse de nos résultats devrait donc être évaluée sur un plus grand nombre de sites et de placettes, avec des structures forestières plus diversifiées.

La précision des modèles obtenus est de l'ordre de 20% (erreur de validation croisée). Une piste d'amélioration pourrait venir d'un raffinement des métriques de segmentation utilisées. Le volume d'un polygone (surface de segment x hauteur) ne représente que grossièrement la surface assimilatrice des arbres. Un raffinement par la prise en compte du volume ou de la surface « réelle » des houppiers pourrait être envisagé. De même, si l'on considère que le volume de polygones que nous avons obtenus est un paramètre clé pour la prévision d'attributs forestiers, alors on peut penser qu'en utilisant des rasters de MNH, le produit de la hauteur des pixels par leur surface pourrait raffiner les volumes des polygones de segments que nous avons utilisé ici. En définitive, par placette c'est la somme des volumes de polygones d'arbres par placette qui est ressortie comme variable centrale. Il serait intéressant d'examiner l'importance de la somme des volumes des voxels issus des MNH. Ceci permettrait d'éviter une étape de segmentation.

Enfin, une partie de l'imprécision des modèles obtenus pour les volumes est possiblement liée au fait que nous avions des volumes calculés et non pas mesurés. Malgré le fait que nous utilisions les tarifs de volumes les plus récents, ces données possèdent une imprécision. L'utilisation du LiDAR terrestre pourrait être considérée dans des travaux futurs, s'il s'avère que cet instrument puise un jour donner des « mesures » de qualité supérieure aux tarifs de cubage.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Akaike, H., 1974. A new look at the statistical model identification. IEEE Trans. Autom. 19, 716–723.

Allouis, T., Durrieu, S., Vega, C., Couteron, P., 2013. Stem Volume and Above-Ground Biomass Estimation of Individual Pine Trees From LiDAR Data: Contribution of Full-Waveform Signals. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 6, 924–934.

Antin, C., Pélissier, R., Vincent, G., Couteron, P., 2013. Crown allometries are less responsive than stem allometry to tree size and habitat variations in an Indian monsoon forest. Trees 27, 1485–1495.

Barbier, N., Couteron, P., Gastelly-Etchegorry, J.P., Proisy, C., 2012. Linking canopy images to forest structural parameters: potential of a modeling framework. Ann. For. Sci. 69, 305–311.

Bock, J., Dambrine, E., Dez, G., Dupouey, J.L., Georges-Leroy, M., Jolly, A., Martins, F.S.R.V., Renaud, J.P., 2009. Towards site index mapping in deciduous stands using multi-echo LiDAR data. Proceeding Extending For. Inventory Monit. IUFRO Div. 4 Quebec City, Canada. 9 p.

Bolstad, P., Jenks, A., Berkin, J., Horne, K., Reading, W.H., 2005. A Comparison of Autonomous, WAAS, Real-Time, and Post-Processed Global Positioning Systems (GPS) Accuracies in Northern Forests. North. J. Appl. For. 22, 5–11.

Cordonnier, T., Dreyfus, P., Trouvé, R., 2012. Quelles dimensions et quels indices d'hétérogénéité privilégier pour l'expérimentationdans les peuplements forestiers mélangés ou irréguliers ? Rev Fr LXIV, 773–787.

Deleuze, C., Morneau, F., Renaud, J.P., Vivien, Y., Rivoire, M., Santenoise, P., Longuetaud, F., Mothe, F., Hervé, J.-C., Vallet, P., 2014. Estimer le volume total d'un arbre, quelles que soient l'essence, la taille, la sylviculture, la station. Rendez-Vous Tech. ONF en prép., 9p.

Fleck, S., Mölder, I., Jacob, M., Gebauer, T., Jungkunst, H.F., Leuschner, C., 2011. Comparison of conventional eight-point crown projections with LiDAR-based virtual crown projections in a temperate old-growth forest. Ann. For. Sci. 68, 1173–1185.

Hollaus, M., Wagner, W., Schadauer, K., Maier, B., Gabler, K., 2009. Growing stock estimation for alpine forests in Austria: a robust LiDAR -based approach. Can. J. For. Res. 39, 1387–1400.

Järnstedt, J., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Holopainen, M., Viitala, R., 2012. Forest variable estimation using a high-resolution digital surface model. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 74, 78–84.

Jaskierniak, D., Lane, P.N.J., Robinson, A., Lucieer, A., 2011. Extracting LiDAR indices to characterise multilayered forest structure using mixture distribution functions. Remote Sens. Environ. 115, 573–585.

Khosravipour, A., Skidmore, A.K., Isenburg, M., Wang, T., Hussin, Y.A., 2013. Development of an algorithm to generate a LiDAR pit-free canopy height model. SilviLaser SL 30, 125 – 128.

Lines, E.R., Zavala, M.A., Purves, D.W., Coomes, D.A., 2012. Predictable changes in aboveground allometry of trees along gradients of temperature, aridity and competition. Glob. Ecol. Biogeogr. 21, 1017–1028.

Lisein, J., Pierrot-Deseilligny, M., Bonnet, S., Lejeune, P., 2013. A Photogrammetric Workflow for the Creation of a Forest Canopy Height Model from Small Unmanned Aerial System Imagery. Forests 4, 922–944.

Longuetaud, F., Santenoise, P., Mothe, F., Senga Kiessé, T., Rivoire, M., Saint-André, L., Ognouabi, N., Deleuze, C., 2013. Modeling volume expansion factors for temperate tree species in France. For. Ecol. Manag. 292, 111–121.

Magnussen, S., Boudewyn, P., 1998. Derivations of stand heights from airborne laser scanner data with canopy-based quantile estimators. Can. J. For. Res. 28, 1016–1031.

Magnussen, S., Næsset, E., Gobakken, T., Frazer, G., 2012. A fine-scale model for area-based predictions of tree-size-related attributes derived from LiDAR canopy heights. Scand. J. For. Res. 27, 312–322.

Maltamo, M., Malinen, J., Packalén, P., Suvanto, A., Kangas, J., 2006. Nonparametric estimation of stem volume using airborne laser scanning, aerial photography, and stand-register data. Can. J. For. Res. 36, 426–436.

Maltamo, M., Mustonen, K., Hyyppä, J., Pitkänen, J., Yu, X., 2004. The accuracy of estimating individual tree variables with airborne laser scanning in a boreal nature reserve. Can. J. For. Res. 34, 1791–1801.

Means, J.E., Acker, S.A., Fitt, B.J., Renslow, M., Emerson, L., Hendrix, C.J., 2000. Predicting Forest Stand Characteristics with Airborne Scanning LiDAR. Photogramm. Eng. Remote Sensin 66, 1367–1371.

Mehtätalo, L., Nyblom, J., 2009. Estimating Forest Attributes Using Observations of Canopy Height: A Model-Based Approach. For. Sci. 55, 411–422.

Monnet, J., 2011. Caractérisation des forêts de montagne par scanner laser aéroporté : estimation de paramètres de peuplement par régression SVM et apprentissage non supervisé pour la détection de sommets. Université de Grenoble. 186 p.

Næsset, E., 1997. Determination of mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 52, 49–56.

Næsset, E., Gobakken, T., Holmgren, J., Hyyppä, H., Hyyppä, J., Maltamo, M., Nilsson, M., Olsson, H., Persson, Å., Söderman, U., 2004. Laser scanning of forest resources: the nordic experience. Scand. J. For. Res. 19, 482–499.

Næsset, E., Gobakken, T., Bollandsås, O.M., Gregoire, T.G., Nelson, R., Ståhl, G., 2013. Comparison of precision of biomass estimates in regional field sample surveys and airborne LiDAR-assisted surveys in Hedmark County, Norway. Remote Sens. Environ. 130, 108–120.

ONF, 2014. Office National des Forêts. URL http://www.onf.fr/ (accessed 2.18.14).

Popescu, S.C., Wynne, R.H., Nelson, R.F., 2003. Measuring individual tree crown diameter with LiDAR and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. Can. J. Remote Sens. 29, 564–577.

R Core Team, 2014. R: A language and Environment for Statistical Computing., R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.

Salas, C., Ene, L., Gregoire, T.G., Næsset, E., Gobakken, T., 2010. Modelling tree diameter from airborne laser scanning derived variables: A comparison of spatial statistical models. Remote Sens. Environ. 114, 1277–1285.

St-André, L., Munoz, A., Bock, J., Jolly, A., Renaud, J.P., Deleuze, C., Monnet, J.M., Mermin, E., Bouvier, M., Durrieu, S., 2013. Modèles allométriques utilisés pour estimer les volumes des arbres. Projet ANR-10-BIOE-008, ANR Foresee. 9 p.

Valbuena, R., Packalen, P., Mehtätalo, L., García-Abril, A., Maltamo, M., 2013. Characterizing forest structural types and shelterwood dynamics from Lorenz-based indicators predicted by airborne laser scanning. Can. J. For. Res. 43, 1063–1074.

Vastaranta, M., Kankare, V., Holopainen, M., Yu, X., Hyyppä, J., Hyyppä, H., 2012. Combination of individual tree detection and area-based approach in imputation of forest variables using airborne laser data. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 67, 73–79.

Vastaranta, M., Wulder, M.A., White, J.C., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Kankare, V., Holopainen, M., Hyyppä, J., Hyyppä, H., 2013. Airborne laser scanning and digital stereo imagery measures of forest structure: comparative results and implications to forest mapping and inventory update. Can. J. Remote Sens. 39, 382–395.

Vauhkonen, J., Ene, L., Gupta, S., Heinzel, J., Holmgren, J., Pitkänen, J., Solberg, S., Wang, Y., Weinacker, H., Hauglin, K.M., Lien, V., Packalén, P., Gobakken, T., Koch, B., Næsset, E., Tokola, T., Maltamo, M., 2011. Comparative testing of single-tree detection algorithms under different types of forest. Forestry 85, 27–40.

Véga, C., Hamrouni, A., El Mokhtari, S., Morel, J., Bock, J., Renaud, J.P., Bouvier, M., Durrieu, S., 2014. PTrees: A point-based approach to forest tree extraction from LiDAR data. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation 33, 98–108.

Véga, C., St-Onge, B., 2008. Height growth reconstruction of a boreal forest canopy over a period of 58 years using a combination of photogrammetric and LiDAR models. Remote Sens. Environ., Remote Sensing Data Assimilation Special Issue 112, 1784–1794.

Vepakomma, U., St-Onge, B., Kneeshaw, D., 2008. Spatially explicit characterization of boreal forest gap dynamics using multi-temporal LiDAR data. Remote Sens. Environ., Earth Observations for Terrestrial Biodiversity and Ecosystems Special Issue 112, 2326–2340.

Werh, A., Lohr, U., 1999. Airborne laser scanning - an introduction and overview. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 54, 68–82.

White, J.C., Wulder, M.A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Cook, B.D., Pitt, D., Woods, M., 2013. A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. Can. For. Serv. Inf. Rep. FI-X, 50.

Zimble, D.A., Evans, D.L., Carlson, G.C., Parker, R.C., Grado, S.C., Gerard, P.D., 2003. Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. Remote Sens. Environ. 87, 171–182.

Annexe

Définitions des abréviations utilisées dans le texte concernant méthodes de segmentation (noms simplifiés) et les différentes métriques (standards et issues de segmentation).

Annexe 1: Explication de tous les noms de segmentation et métriques utilisés dans ce travail. Les définitions ONF issus de Lasmanager ont été fournies par J. Bock. *méthode: rayon de recherche = 20m, sélection de l'apex si distance = 15m et si dominant (*i.e.* H>Hmax*0.5), coefficient d'expansion de 1.25 x rayon d'exclusion. Les outliers au-dessus de 70 m de haut sont filtrés

Nom Simplifié	Segmentation
ONF	Méthode Standard
Av1m1	Segmentation des couronnes sans lissage et variante 1
Av1m2	Segmentation des couronnes sans lissage et variante 2
Av2m1	Segmentation des couronnes avec lissage et variante 1
Av2m2	Segmentation des couronnes avec lissage et variante 2
Cm1	Segmentation "PTrees" et variante 1
Cm2	Segmentation "PTrees" et variante 2
Métrique standard	**Définition**
d_fst	Densité relative de tous les points entrés dans la tranche 1 à 9 (10 tranche de 2m à Hp95) first
d3_fst	Densité relative de tous les points first entrés dans la tranche 4 (10 tranche de 2m à Hp95)
H40_fst	Hauteur du percentil 40 % des points first
H80_lst	Hauteur du percentil 80 % des points last supérieur à 2m
H90_lst	Hauteur du percentil 90 % des points last supérieur à 2m
H99	Hauteur du percentil 99 % de tous les points supérieur à 2m
H99_lst	Hauteur du percentil 99 % des points last pas classé sol
Hmd6_R3	Rayon du 3ème maxima local parmis les 6 maxima sélectionné selon la méthode* en legende
Hmd6_Y3	Coordonnées Y du 3ème maxima local parmis les 6 maxima sélectionné selon la méthode* en legende
Hol.12m22	Volume de canopé entre 12-22 m de haut (calculé selon la formule de Hollaus, 2009)
N.2m12m	Nombre de point entre 2 et 12m
N.24m	Nombre de point > 24m
Nr.24m	Densité relative de point > 24m
Tp_fstlst	Taux de pénétration de la couche basse = nb point ayant franchi le seuils bas de 0.5xHp99% x / nb de point ayant franchis le seuils haut de 0.8 x Hp99%. On filtre garde que les fst et last pulse (only y compris)
Tp.82	Taux de pénétration de la couche 0.82 = nb point ayant franchis le seuil bas de 0.82xHmax / nb de point ayant franchis le seuils haut de 0.84 x Hmax
Tp.8	Taux de pénétration de la couche 0.8 = nb point ayant franchis le seuils bas de 0.8xHmax / nb de point ayant franchis le seuils haut de 0.82 x Hmax
Métrique Segmentation	**Définition**
Site	Aillon, Bures, Landes
H.Q5	Quantile de la hauteur à 5%
H.Q99	Quantile de la hauteur à 99%
A.Q90	Quantile de la surface de segments à 90%
A.Q99	Quantile de la surface de segments à 99%
H.A.sum	somme de hauteur fois surface