



**HAL**  
open science

## Modélisation de la décomposition de produits résiduaux organiques dans le sol

Amira Askri

► **To cite this version:**

Amira Askri. Modélisation de la décomposition de produits résiduaux organiques dans le sol. Sciences de l'environnement. 2011. hal-01877453

**HAL Id: hal-01877453**

<https://hal.univ-lorraine.fr/hal-01877453v1>

Submitted on 19 Sep 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-theses-contact@univ-lorraine.fr](mailto: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.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php)

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

**2010-2011**

**MASTER STVE**

Sciences et Technologies du Vivant et de  
l'Environnement

Mention

Espaces, Ressources, Milieux

Spécialité FGE

Fonctionnement et Gestion des Ecosystèmes

**MODELISATION DE LA DECOMPOSITION DE PRODUITS  
RESIDUAIRES ORGANIQUES DANS LE SOL :  
REPARAMETRAGE DU MODELE STICS**

*Présenté par :*  
Amira ASKRI

Mémoire de stage, soutenu à Nancy le 05/09/2011

*Maîtres de stage :*

Sabine HOUOT (INRA Grignon, Environnement et grandes cultures)

Bruno MARY (INRA Reims, Agronomie)

Gwenaëlle LASHERMES (INRA Reims, Fractionnement des AgroRessources et Environnement)

*Tuteur universitaire :*

Meriem FOURNIER (Responsable master STVE – Nancy)

*Structure d'accueil :*

UMR INRA-AgroParisTech Environnement et grandes cultures, Equipe sol

## FICHE SIGNALÉTIQUE D'UN TRAVAIL D'ÉLÈVE

<b>Master STVE d'AgroParisTech Nancy</b> <b>Spécialité « Fonctionnement et Gestion des Ecosystèmes »</b>	<b>TRAVAUX D'ÉLÈVES</b>
<b>TITRE : Modélisation de la décomposition de produits résiduaux organiques dans le sol : Reparamétrage du modèle stics</b>	<b>Mots clés : modélisation, minéralisation, produit résiduaire organique, carbone, azote, matière organique, fertilisation</b>
<b>AUTEUR : Amira ASKRI</b>	<b>Année : 2010-2011</b>
<b>Caractéristiques : 26 pages ; 19 figures ; 04 annexes ; 00 cartes ; bibliographie.</b>	

### CADRE DU TRAVAIL

**ORGANISME PILOTE OU CONTRACTANT : UMR INRA-AgroParisTech, Environnement et grandes cultures – Equipe sol**

**Nom du responsable : Sabine HOUOT**

**Fonction : Directeur de recherches**

**Nom du correspondant AgroParisTech Nancy : Meriem FOURNIER**

**Stage**



**Autre**



**Date de remise : Aout 2011**

**Contrat avec Gref Services Nancy**

OUI

NON

### SUITE À DONNER (réservé au service des études APT)

Consultable et diffusable

Confidentiel de façon permanente

Confidentiel jusqu'au / / , puis diffusable

## *Remerciements*

*Au terme de mon stage, je tiens à remercier conjointement et tout particulièrement mes maîtres de stage, madame Sabine HOVOT, monsieur Bruno MARY et madame Gwenaëlle LASHERMES pour leur encadrement et leur soutien qui m'ont permis de mener à bien ce travail. Je les remercie vivement pour leur encouragement et leurs conseils prodigieux, pour leur bonne humeur et les conditions favorables au travail qu'ils ont toujours assuré ainsi que pour la confiance qu'ils m'ont accordé.*

*Je remercie chaleureusement mes collègues de bureau pour la bonne ambiance de travail qu'ils assurent et pour leur bonne humeur, en particulier Karim.*

*Mes remerciements s'adressent aussi à toute l'équipe sol et au responsable de l'unité pour l'accueil.*

*Je tiens aussi à remercier très vivement ma famille, particulièrement ma chère maman pour m'avoir toujours soutenu.*

*Enfin, j'adresse mes remerciements les plus sincères aux membres du jury pour m'avoir honoré d'évaluer mon mémoire de master.*

## **AVANT-PROPOS**

### **PRESENTATION DE L'ORGANISME D'ACCUEIL**

#### **INRA VERSAILLES-GRIGNON, UMR ENVIRONNEMENT ET GRANDES CULTURES**

Le centre INRA Versailles-Grignon est un centre de recherches dont les activités sont structurées en trois axes : Génomique végétale et biologie intégrative. Innovation, production agricole et environnement, qualité des aliments.

Le centre est doté d'un budget de 80 ME et emploie 1400 personnes.

Sa gouvernance est assurée par Pierre Henri Duée, président et Marie Claude Paullien, directeur des services d'appui.

L'unité EGC est une UMR INRA-AgroParisTech relevant, pour l'INRA, du Département Environnement et Agronomie (Dpt EA) et, pour AgroParisTech, du Département Sciences et Ingénierie Agronomiques, Forestières, de l'Eau et de l'Environnement (SIAFEE). Elle résulte de la fusion, en 2000, de trois unités, Bioclimatologie, Science du Sol et l'équipe Ecophysiologie de l'unité d'agronomie. Regroupant une centaine de personnes, elle est la plus grosse unité du département Environnement et Agronomie de l'INRA. Elle était composée au 01/10/2008 de 42 scientifiques (24 chercheurs INRA, (8 DR et 16 CR) et 18 enseignants-chercheurs d'AgroParisTech (5 PR et 13 MC)) et de 46 ITA (9 ingénieurs et 37 techniciens).

L'unité se compose de trois équipes scientifiques - Sol, Plante, Biosphère-Atmosphère - et d'un service de documentation.

L'objectif des recherches de l'unité est la description et la modélisation du fonctionnement des agro-systèmes représentatifs des grandes cultures du Nord de l'Europe en interaction avec les facteurs de l'environnement biotiques et abiotiques (climat, sol, polluants, pathogènes).

Des approches intégrées avec la prise en compte des différents compartiments de l'agrosystème (sol, plante, atmosphère), sont développées grâce à la complémentarité des compétences existantes dans l'UMR.

Les finalités des recherches sont l'établissement des bilans des impacts positifs et négatifs des pratiques agronomiques et d'autres décisions techniques sur la qualité des compartiments de l'environnement, ainsi que l'action des facteurs de l'environnement et de leurs modifications sur les couverts végétaux.

Cela est fait au travers de la caractérisation de fonctions de production, de la prise en compte d'externalités positives (stockage de carbone, stabilité structurale des sols,...), et de l'évaluation de la dynamique et des flux de contaminants et des bio-agresseurs.

#### **EQUIPE SOL**

L'équipe « SOL » travaille sur l'impact des apports au sol des produits résiduels organiques (PRO) et sur les processus de dissipation et de transfert des pesticides dans le sol, en relation avec la dynamique de la matière organique de celui-ci. Plus récemment, elle s'est attaquée à la spatialisation des propriétés chimiques et physiques du sol. L'équipe est composée de 16 scientifiques (dont 9 enseignants-chercheurs d'AgroParisTech), 4 ingénieurs et 10 techniciens.

Le projet de l'équipe présente une originalité certaine. Cette originalité repose i) sur le traitement de la question de l'impact des PRO, à la fois sous l'angle physique, chimique et microbiologique, ii) sur la recherche du déterminisme du transfert et de la dissipation des pesticides, iii) sur le couplage entre l'expérimentation en laboratoire et au champ, en lien avec la modélisation et iv) sur le large spectre des échelles spatiales (du pore à la parcelle) et temporelles considérées.

## SOMMAIRE

<b>INTRODUCTION</b> .....	<b>1</b>
<b>ANALYSE BIBLIOGRAPHIQUE</b> .....	<b>2</b>
I- Les produits résiduaux organiques .....	2
I-1 Définition.....	2
I-2 Intérêt des apports de produits résiduaux organiques .....	2
II- Caractérisation des matières organiques des PRO .....	2
III- Dynamique d'évolution de la MO des PRO.....	2
III-1 Variabilité de la dynamique d'évolution des PRO.....	2
III-2 Minéralisation de l'azote.....	3
IV- Modélisation de la décomposition de la matière organique .....	4
IV-1 Utilisation des modèles agronomiques dans la modélisation de la décomposition des MO.....	4
IV-2 STICS .....	5
IV-3 STICS résidus .....	5
V- Objectif du stage.....	6
<b>MATERIEL ET METHODES</b> .....	<b>7</b>
I- Données utilisées.....	7
I-1 Origine des données.....	7
I-2 Analyses des PRO .....	7
II- Simulations avec STICS résidus .....	7
II-1 Organisation et paramètres du modèle STICS résidus .....	7
II-2 Optimisation des paramètres du module .....	8
II-3 Evaluation de la qualité des ajustements.....	9
III- Mise en relation des paramètres du modèle avec les caractéristiques analytiques des PRO.....	10
III-1 Equilibrage de la base de données : Echantillonnage par type de PRO.....	10
III-2 Définition des groupes selon la nature des produits.....	10
III-3 Définition des groupes par classification ascendante hiérarchique.....	10
III-4 Formalisation des relations entre paramètre du modèle et caractéristiques des PRO .....	11
IV- Analyse statistique.....	11
<b>RESULTATS ET DISCUSSION</b> .....	<b>12</b>
I- Synthèse des résultats expérimentaux disponibles .....	12
I-1 Caractéristiques analytiques et biochimiques des groupes de PRO .....	12
I-2 Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote .....	12
II- Qualité des Simulations des données de minéralisation.....	13
III- Equilibrage des types de PRO.....	15
III-1 Variabilité des paramètres de STICS .....	15
III-2 Relations entre les paramètres du modèle.....	16
III-3 Relations entre les paramètres du modèle et les propriétés analytiques des PRO .....	16
III-4 Formalisation des relations entre paramètre du modèle et caractéristiques des PRO .....	17
IV- Paramétrage de STICS-Résidus selon la nature des produits.....	17
IV-1 Variabilité des paramètres du modèle par classe .....	17
IV-2 Relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des classes de PRO.....	18
IV-3 Formalisation des relations entre paramètre du modèle et caractéristiques des PRO.....	19
V- Paramétrage de STICS pour des classes statistiquement définies de PRO .....	20
V-1 Synthèse des résultats expérimentaux des classes de PRO .....	20
V-2 Variabilité des paramètres du modèle par classe .....	21
V-3 Relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des classes de PRO .....	21
V-4 Formalisation des relations entre paramètres du modèle et caractéristiques des PRO .....	22
VI- Evaluation des équations de prédiction des paramètres du modèle.....	22
<b>CONCLUSION</b> .....	<b>24</b>
<b>LISTE DES REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES / ANNEXES</b> .....	<b>25</b>

## INTRODUCTION

La matière organique du sol est un indicateur essentiel de la qualité des sols et une composante importante de leur fertilité. Elle joue un rôle environnemental de premier plan : elle contribue à structurer le sol en jouant sur sa porosité, l'infiltration de l'eau, son aération, préserve les sols de l'érosion en favorisant le développement des végétaux et en stabilisant les matériaux des couches de surface, elle intervient sur l'intensité de l'activité biologique, étant une source d'énergie et de nutriments pour les organismes vivant du sol, elle joue un rôle sur la dégradation des polluants.

Une proportion importante de sols sont déficitaires en matière organique (teneurs inférieures à 2 %) en France : il s'agit d'une surface de 6 à 7 Mha sur les 19,5 Mha de la SAU totale (Escoffier, 2002). Pour redresser en dix ans de 10 % le taux de matière organique (MO) des sols déficitaires, il faudrait apporter de 3,7 à 5,5 Mt de MO humifiée par an, soit environ 30 à 44 Mt d'amendement organique moyen de type compost ou 115 Mt de fumier bovin (Escoffier, 2002).

Ces besoins seraient nettement supérieurs à l'offre actuelle en matières organiques exogènes. La production française de matière organique consommée par l'agriculture s'élevait en 2000 à 200 000 t d'amendements organiques industriels, 250 000 t de composts végétaux, 400 000 t de composts urbains et 150 000 t de compost de boues d'épuration et 280 000 t d'effluents d'élevage. Cette production est passée à 330000t en 2008.

Pour préserver et restaurer le stock de matière organique, il est conseillé de coupler plusieurs stratégies telles que la restitution maximale des résidus de récolte, la mise en place de cultures intermédiaires ou encore un travail du sol plus superficiel (Escoffier, 2002). L'application de produits résiduaux organiques (PRO : composts, fumier, boues, effluents d'élevages,...) sur des sols arables est probablement la solution la plus économique. Cela ne doit pas se faire sans assurer l'innocuité de cette pratique, en particulier limiter les flux d'entrée de polluants (métaux, polluants organiques, pathogènes). Pour cela des réglementations ont été mises en place : plan d'épandage, normes de qualité des PRO telles que les normes NFU44 051 et 44 095 pour les amendements organiques. Ces apports contribuent à la fertilisation des cultures, en particulier participent à la nutrition azotée. Cependant, l'azote (N) est essentiellement sous forme organique dans ces PRO et il est essentiel de connaître sa dynamique de minéralisation afin d'ajuster au mieux les apports aux besoins des cultures et éventuellement de compléter ces apports par des engrais minéraux tout en évitant les risques de surfertilisation et de lixiviation du N minéral.

Les modèles de simulation des cycles biogéochimiques du C et du N dans les systèmes sol-plantes-eau permettent de comprendre les interactions entre ces 2 éléments et de prédire leur devenir après apport de PRO. Ces modèles décrivant la dynamique couplée du C et de N permettent de simuler la dynamique de minéralisation des PRO et donc de préciser les besoins complémentaires en engrais minéral potentiellement nécessaires pour la gestion de la fertilisation (Garnier *et al.*, 2003). Pour les utiliser pour simuler le devenir du C et du N après apport de PRO, il est nécessaire de s'assurer de leur paramétrage pour décrire ces pratiques culturales.

Le modèle STICS simule l'ensemble du système Sol-Plante-Eau (Brisson *et al.*, 1998). Un sous-modèle décrit l'évolution des matières organiques exogènes apportées au sol. Il a été créé pour simuler les évolutions des résidus de culture (STICS-Résidus). Il a été paramétré pour les résidus de cultures (Nicolardot *et al.*, 2001) mais décrit mal le devenir des PRO (Lashermes, 2005)

L'objectif du stage est donc de modifier ce module STICS-Résidus en intervenant sur ses paramètres afin de le rendre opérationnel pour simuler la dynamique de minéralisation du C et du N pour une grande diversité de produits organiques autres que les résidus de cultures, ainsi que de déterminer les différentes relations qui peuvent exister entre ces paramètres du modèles et les propriétés biochimiques des PRO.



## **ANALYSE BIBLIOGRAPHIQUE**

### **I- Les produits résiduaire organiques**

#### **I-1 Définition**

Un produit résiduaire organique (PRO) est une matière organique d'origine résiduaire pouvant avoir des origines très variées :

- Effluents d'élevage (fumier, lisier, fiente...),
- Déchets agro-industriels et industriels (déchets de transformation des matières végétales ou animales, boues de papeterie, sciure de bois...),
- Déchets d'origine urbaine (boues d'épuration des eaux usées, composts de déchets verts, d'ordures ménagères...).

Ces PRO ont des formes variées (solides, liquides, pâteuses). Ils subissent ou pas des traitements avant leur épandage. Leur utilisation en agriculture est conditionnée par leur valeur agronomique (liée à leur richesse en matière organique et à leur fourniture en éléments fertilisants) et leur innocuité qui doit être garantie (teneur en micropolluants et pathogènes).

#### **I-2 Intérêt des apports de produits résiduaire organiques**

Les produits résiduaire organiques sont riches en éléments nutritifs (azote, phosphore, potassium...), ce sont également des sources de matière organique pour les sols. Selon leurs caractéristiques et leur dynamique d'évolution dans les sols, ils auront un rôle d'amendements organiques (apport de MO pour entretenir les stocks de ces derniers dans le sol) ou d'engrais (dynamique rapide de libération d'éléments fertilisants). Les PRO améliorent la fertilité des sols arables en augmentant la teneur en matière organique, en améliorant l'activité microbienne et en fournissant des éléments nutritifs (Ebid *et al.*, 2007).

### **II- Caractérisation des matières organiques des PRO**

L'étude du comportement des matières organique dans le sol et leurs effet à court et moyen terme, nécessite de les caractériser en utilisant différentes méthodes (Justes *et al.*, 2009) :

- Analyses chimiques pour déterminer les teneurs en carbone et azote total par analyse élémentaire, en azote minéral (ammoniacal et nitrique) déterminé par extraction au KCl à 20°C puis mesuré par colorimétrie à flux continu
- Mesure de la minéralisation du C et du N au cours d'incubations en mélange dans un sol et en conditions contrôlées de laboratoire (température, humidité) (norme XP U 44-163).
- Le fractionnement biochimique se fait en suivant la méthode de Van Soest qui permet d'identifier une fraction soluble (SOL) par extraction à l'eau chaude suivie par une extraction avec un détergent neutre, une fraction hémicellulosique (HEM), la cellulose (CEL) et la lignine (LIC) sont extraites à l'aide d'autres solutions d'acide chaud et froid de concentrations croissantes (XPU 44-162).
- Le potentiel de stockage de carbone dans le sol après apport de MO est déterminé par l'indicateur de stabilité de la matière organique (ISMO), l'élaboration de cet indicateur nécessite l'utilisation de données d'incubation (carbone minéralisé au bout de trois jours d'incubation), et les résultats de fractionnement biochimique des produits organiques.  
$$\text{ISMO} = 445 + 0,5 * \text{SOL} - 0,2 * \text{CEL} + 0,7 * \text{LIC} - 2,3 * \text{C}_{3\text{jours}}$$
 (Lashermes *et al.*, 2009 (a)).

### **III- Dynamique d'évolution de la MO des PRO dans les sols**

#### **III-1 Variabilité de la dynamique d'évolution des PRO**

La dynamique d'évolution des PRO dans les sols après apport dépend de leur composition biochimique. Ils sont composés de fractions organiques se décomposant plus ou moins

rapidement dans les sols en fonction de leur nature sous forme soluble (hydrates de carbone ou des acides aminés), cellulose, hémicellulose et lignine (Hadas *et al.*, 2004).

Il est important de développer des méthodes appropriées pour prédire l'accumulation potentielle du carbone dans le sol après apports organiques et son influence sur les propriétés du sol, ainsi que la minéralisation progressive des nutriments (l'azote principalement) des matières organiques et ce afin de répondre le mieux possible aux besoins des cultures en azote et d'éviter les pertes de cet élément par volatilisation ou lessivage (Pansu *et al.*, 2002).

La décomposition des matières organiques est conditionnée par la dynamique de la biomasse microbienne (Mary *et al.*, 1993). La décomposition des matières organiques a souvent été considérée dépendante de leur qualité, tels que leur rapport initial C/N (Nicolardot *et al.*, 2001). Toutefois, ce rapport pourrait ne pas suffire (Recous *et al.*, 1995).

Diverses caractéristiques des MO sont utilisées pour prédire leur transformation dans le sol. Le fractionnement biochimique de Van Soest et le potentiel de minéralisation du carbone organique total de la MO sont utiles pour prédire le taux de matière organique s'accumulant potentiellement dans le sol (Peltre *et al.*, 2010). L'indicateur ISMO a été construit pour prédire cette fraction de C des PRO susceptible d'être incorporée à la MO du sol à moyen terme (Lashermes *et al.*, 2009(a)). Certains auteurs ont testé des approches multifactorielles pour établir des relations entre la minéralisation de C et N et les caractéristiques biochimiques. Pour différents types de matières organiques, telles que les boues d'épuration (Parnaudeau *et al.*, 2004), les déjections animales (Morvan *et al.*, 2005), les eaux usées industrielles (Parnaudeau *et al.*, 2006), ils ont proposé une classification rassemblant les matières organiques avec des critères de composition et des taux de minéralisation similaires. Toutes ces études ont souligné que les fractions biochimiques améliorent la prédiction des taux de minéralisation de C et de N plus que la connaissance de l'origine et du traitement de la matière organique seulement. Ils ont offert une méthode statistique intéressante (analyse factorielle multiple suivie par une classification hiérarchique) pour associer le potentiel de minéralisation aux caractéristiques de composition les plus discriminantes. Néanmoins, les classifications proposées restent descriptives et spécifiques aux groupes de matières organiques étudiés. D'autres travaux construisent un arbre de décision fondé sur la composition chimique et/ou biochimique des MO pour les classer en fonction de leur disponibilité en azote pour les plantes (Lashermes *et al.*, 2009(b)).

Les PRO présentent ainsi une grande diversité de dynamique de minéralisation du C et du N en fonction de leur composition chimique et biochimique et en fonction des traitements qu'ils ont pu subir (Figure 1). Ainsi la biodégradabilité du carbone d'un compost diminue progressivement avec la durée du compostage, ceci étant lié à la stabilisation de la matière organique au cours du compostage (Francou *et al.*, 2008).

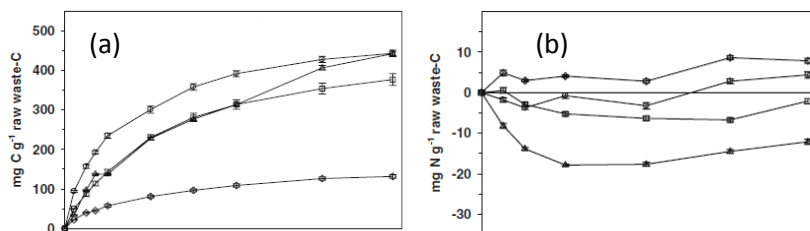


Figure 1 : Cinétiques de décomposition du carbone (a) et de l'azote (b) dans le sol pour quatre types de composts (Morvan et Nicolardot, 2009)

### III-2 Minéralisation de l'azote

Malgré un grand nombre de données expérimentales, le devenir de l'azote des apports organiques dans le sol reste difficile à prédire. L'azote inorganique est produit par minéralisation des formes organiques. Une partie est réorganisée par la biomasse microbienne, il peut être aussi assimilé par

les plantes, partiellement fixé par les argiles, lessivé vers les horizons profonds avec l'eau dans le sol ou émis vers l'atmosphère sous formes gazeuses ( $\text{NH}_3$ ,  $\text{N}_2\text{O}$ ,  $\text{NO}_x$  ou  $\text{N}_2$ ).

Le potentiel de minéralisation de l'azote varie considérablement selon les échantillons (Hadas *et al.*, 2004). Certains PRO montrent une minéralisation rapide et importante de leur N organique, pour d'autres, on observe une immobilisation rapide suivie d'une phase de re-minéralisation, tandis que d'autres matériaux ont montré une immobilisation d'azote plus prolongée (Jensen *et al.*, 2004). Ceci est lié à la composition biochimique des PRO (C plus ou moins facilement biodégradable) et à leur rapport C/N (équilibre entre besoins des microorganismes du sol et quantité disponible dans les PRO qui conditionne les processus de minéralisation ou d'immobilisation nette).

#### **IV-Modélisation de la décomposition de la matière organique**

Bien que les modèles mécanistes sol-culture soient de plus en plus acceptés comme des outils précieux dans l'analyse de questions agronomiques ou environnementales, les utilisateurs potentiels sont confrontés à un nombre également croissant de modèles disponibles (Plentinger et de Penning Vries, 1995). En outre, peu d'informations sont données quant à la validité, les limites et applications potentielles de ces modèles, ce qui peut gêner dans le choix des outils les plus appropriés. En conséquence, les modèles ont tendance à être choisis sur la base de critères pratiques tels que l'existence d'interfaces conviviales plutôt que l'évaluation scientifique de leur durée de performance (Gabrielle *et al.*, 2002).

Dans le cycle du carbone et de l'azote, une solution consiste à comparer les prédictions de différents modèles par rapport à des séries indépendantes de données (Diekkruger *et al.*, 1995). Bien que de telles comparaisons fournissent des renseignements précieux sur la performance globale de ces modèles, elles ne permettent pas de tirer des conclusions quant à la qualité des composantes du modèle individuel. Chacun de ces modèles a sa propre combinaison de composantes et d'approches sous-jacentes, pour des procédés donnés (Diekkruger *et al.*, 1995), qui ensuite, rassemblés, permettent de déterminer les produits ou sorties pour lesquels le modèle a été testé (Boote *et al.*, 1996).

Plusieurs modèles sol-culture sont utilisés pour suivre le comportement et l'évolution des matières organiques dans le sol. Ces modèles considèrent la matière organique dans le sol comme étant composée de pools distincts avec le carbone et l'azote circulant entre ces derniers sous l'action des microorganismes du sol. Ces pools peuvent être décomposés en trois catégories (Duxbury *et al.*, 1989) : (i) la matière organique en voie de décomposition par la biomasse microbienne, qui comprend les micro-organismes responsables de l'attaque biologique des MO., (ii) les matières organiques labiles et fraîches provenant des cultures (les racines, les exsudats racinaires, la litière végétale, etc.), qui subissent la décomposition par la biomasse microbienne, (iii) la matière organique stabilisée qui se désintègre plus lentement, car elle est plus récalcitrante ou temporairement ou définitivement inaccessible à la biomasse microbienne (humus) (Gabrielle *et al.*, 2002).

#### **IV-1 Utilisation des modèles agronomiques dans la modélisation de la décomposition des matières organiques**

Les modèles déterministes de dynamiques de C et N dans les systèmes sol-culture simulent les processus majeurs régissant les impacts des apports organiques sur le système sol-plante-eau, et permettent de dissocier le sol, le climat et les facteurs de gestion. Ils peuvent donc aider à formuler des recommandations pour la gestion des apports organiques. Les modèles peuvent aussi traiter les effets à long terme utiles pour étudier les effets des apports organiques répétés sur la dynamique de la matière organique du sol (Gabrielle *et al.*, 2005).

Durant les dernières années, plusieurs modèles agronomiques tels que STICS et CERES sont apparus, l'apparition de ces modèles reflète le fait que les processus simulés doivent être continuellement modifiés pour que le modèle soit adapté à des conditions environnementales spécifiques ou des nouvelles problématiques (Brisson *et al.*, 1998).

#### IV-2 STICS

Le modèle STICS (Simulateur multIdisciplinaire pour les Cultures Standard) a été conçu comme un outil d'analyse pour étudier les effets du climat et de gestion de systèmes de culture à la fois sur la productivité des cultures et l'environnement (Brisson *et al.*, 1998).

STICS a été développé en 1996 par l'INRA en collaboration avec d'autres instituts de recherches (CIRAD, CEMAGREF) et des instituts professionnels (ITCF, CETIOM, AGPM,... etc).

STICS est donc un modèle de culture conçu comme un outil de simulation opérationnel en conditions agricoles. Ses variables de sortie sont relatives à la production en quantité et en qualité, et à l'environnement. Ses entrées sont relatives au climat, au sol et au système de culture. STICS est présenté comme un modèle montrant les qualités suivantes : robustesse, facilité d'accès aux données d'entrée, souplesse d'évolution par une présentation modulaire et généricité (facilité d'adaptation à divers types de plantes). Les processus simulés sont la croissance et le développement de la culture ainsi que les bilans hydrique et azoté du système sol-culture.

Le modèle STICS est organisé en modules (Figure 2), chaque module composé de sous-modules traitant des mécanismes spécifiques. Une première série de trois modules décrit l'écophysiologie des parties aériennes de la plante (phénologie, croissance, rendement), une deuxième série de quatre modules traite de la façon dont le sol fonctionne en interaction avec les organes souterrains des plantes (croissance racinaire, bilan hydrique, bilan azoté, transferts dans le sol). Les modules de gestion des cultures traitent les interactions entre les techniques appliquées et le système sol-culture. Le module microclimat permet de simuler les effets du changement climatique et du bilan hydrique sur la température et l'humidité de l'air dans la canopée (Brisson *et al.*, 2002).

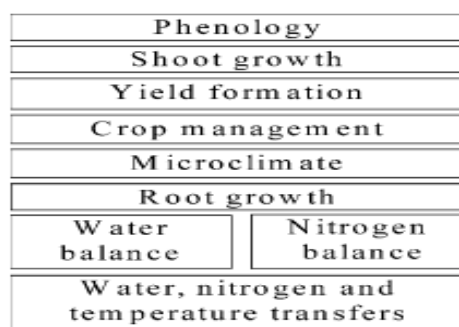


Figure 2 : Différents modules du modèle STICS (Brisson *et al.*, 2002)

#### IV-3 STICS résidus

Un module de STICS traite de la décomposition de la matière organique et de l'incorporation de MO exogène à la MO du sol, particulièrement la minéralisation du carbone et de l'azote, est le module STICS-Résidus.

Ce module repose sur trois pools organiques (Figure 3) : les résidus de culture (R), la biomasse microbienne (B) et la matière organique humifiée (H). Les deux premiers pools sont supposés se décomposer selon une cinétique de premier ordre avec des taux de décomposition  $k$  et  $\lambda$  ( $j^{-1}$ ). Le carbone décomposé des résidus de culture est soit minéralisé sous forme de  $CO_2$ , soit assimilé par la population microbienne avec un taux d'assimilation  $Y$  ( $g\ C\ g^{-1}\ C$ ). La dégradation de la biomasse microbienne est supposé produire à la fois l'humification du carbone et la minéralisation secondaire de ce dernier dans les proportions de  $h$  et  $1-h$  ( $g\ C\ g^{-1}\ C$ ),

respectivement. En absence de limitation d'azote, les rapports C/N des trois pools restent constants dans le temps. La dynamique de l'azote est donc régie par les taux de décomposition des pools de C et les rapports C/N. Le modèle est donc déterminé par sept paramètres : deux paramètres de vitesse ( $k$  et  $\lambda$ ), deux coefficients de partage ( $Y$  et  $h$ ), et trois rapports N/C ( $W_R$ ,  $W_B$  et  $W_H$ ) qui sont utilisés au lieu des C/N pour simplifier les équations (Nicolardot *et al.*, 2001).

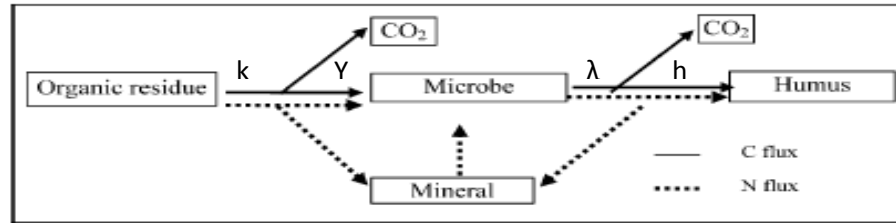


Figure 3 : Diagramme du modèle STICS résidus décrivant les flux de carbone et d'azote durant la décomposition des matières organiques dans le sol (Nicolardot *et al.*, 2001)

Selon Nicolardot *et al.* (2001), le modèle STICS résidus permet une bonne prédiction de la minéralisation du carbone et celle (ou l'immobilisation) de l'azote pour les résidus de culture, à partir de la simple connaissance de leur C/N.

STICS a été au début élaboré en considérant le carbone initialement apporté par la matière organique totalement décomposable (Figure 3) ; cette structure du modèle a probablement fait qu'il tend à surestimer le carbone minéralisé (Nicolardot *et al.*, 2001).

Certains modèles considèrent qu'une proportion du carbone du produit organique est directement incorporée à la matière organique stable sans passer par la phase de décomposition par la biomasse microbienne. L'adoption de cette idée et son application sur STICS constitue une possible amélioration du modèle vis-à-vis de la prédiction des cinétiques de minéralisation (Nicolardot *et al.*, 2001), ce qui justifie les travaux effectués sur STICS-résidu qui ont permis de subdiviser son pool de C du compartiment résidu organique en deux sous-compartiments : compartiment de C stable et compartiment de C facilement décomposable (Lashermes, 2005).

### V- Objectif du stage

Le modèle STICS est un modèle très utilisé dans la recherche. Néanmoins, le module STICS-Résidus ne permet de simuler que les résidus de cultures. Le but du stage est donc de rendre ce module opérationnel pour simuler la dynamique du C et N après apport de différents types de produits organiques autres que les résidus de cultures.

Il s'agit donc de chercher des relations qui relient les paramètres du modèle précédemment mentionnés aux caractéristiques des produits organiques et qui permettent d'expliquer le comportement des matières organiques incorporées au sol ; ces relations peuvent être appliquées à un ensemble de produits d'origines différentes ou à des classes de PRO.

Pour atteindre l'objectif du stage on procède comme suit :

- Pour un nombre donné de produits organiques, les paramètres de STICS sont optimisés sur la base de résultats de cinétiques de minéralisation C et N des PRO.
- Les résultats des optimisations des paramètres et les caractéristiques analytiques des PRO sont rassemblés dans une base de données.
- Des relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO sont recherchées soit pour l'ensemble de tous les PRO, soit par classe identifiée de PRO.
- Les relations trouvées permettent de calculer les paramètres de STICS sans passer par des ajustements.

## **MATERIEL ET METHODES**

### **I- Données utilisées**

#### **I-1 Origine des données**

Une base de données a été construite contenant des données analytiques (taux de cellulose, lignine, hémicellulose et fraction soluble, teneurs en carbone et azote) et expérimentales (cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote déterminées expérimentalement au laboratoire) obtenues dans des études antérieures pour 458 produits résiduaux dans le cadre de plusieurs programmes de recherche conduits par l'INRA, le CIRAD, des labos d'analyses,...

Les matières organiques ont une large diversité représentative des matières organiques épandues sur les sols cultivés. Parmi ces produits, on a 42% de composts divers (composts de biodéchets, compost de boue, composts de déchets verts et composts d'effluents d'élevage), 17% de composts d'ordures ménagères, 11% de boues (boues chaulées, boues séchées, boues de l'industrie alimentaire, boues + co-produits et boues de lisier), 19% d'effluents d'élevage (fumier, fientes et lisier) et finalement 12% d'autres produits divers (amendements organiques et organo-minéraux, digestats, mulch, matières organiques chaulées, matières animales comme la farine animale, des plumes,... et matières végétales telles que des résidus de récolte, des tourteaux, des algues,...)

#### **I-2 Analyses des PRO**

##### **a. Incubations et minéralisation du carbone et de l'azote**

Les cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote sont mesurées au cours d'incubations en mélange dans un sol en conditions contrôlées de laboratoire pendant au minimum 91 jours. La méthode a fait l'objet d'une normalisation, au niveau français (XP U 44-163).

##### **b. Analyses chimiques**

Les analyses chimiques collectées incluent les teneurs en carbone et azote organique et total (la teneur en azote minéral est déduite par différence).

##### **c. Fractionnement biochimique**

La méthode utilisée est celle de Van-Soest consistant en un fractionnement complet de la MO en 4 familles biochimiques sur la base de leur solubilisation successive dans des réactifs d'extraction : substances solubles (SOL), hémicellulose (HEM), cellulose (CEL) et lignine (LIC). La méthode analytique, normalisée par l'AFNOR en 2005 (XP U 44-162), révisée en 2009, est inspirée des travaux de Van-Soest sur la digestibilité des fourrages (Lashermes *et al.*, 2007).

A partir du fractionnement biochimique et des données de minéralisation du carbone, l'indice de stabilité de la matière organique ISMO (en % de MO) est calculé :

$$\text{ISMO} = 445 + 0,5 \cdot \text{SOL} - 0,2 \cdot \text{CEL} + 0,7 \cdot \text{LIC} - 2,3 \cdot C_{3\text{jours}} \text{ (Lashermes } et al., 2009(a))$$

Avec  $C_{3\text{jours}}$  : quantité de carbone minéralisé au 3<sup>ème</sup> jour d'incubation (en % du C organique du PRO). Les fractions biochimiques sont exprimées en % de la MO.

### **II- Simulations avec STICS résidus**

#### **II-1 Organisation et paramètres du modèle STICS résidus**

Le modèle STICS résidus utilisé dans le cadre du stage est une version légèrement modifiée dans laquelle (i) la MO du PRO est subdivisée en deux compartiments (Figure 4) (compartiment de carbone décomposable + compartiment de carbone stable), (ii) la décomposition de la matière organique humifiée est prise en considération (exprimée par le coefficient de minéralisation  $k_2$ ).

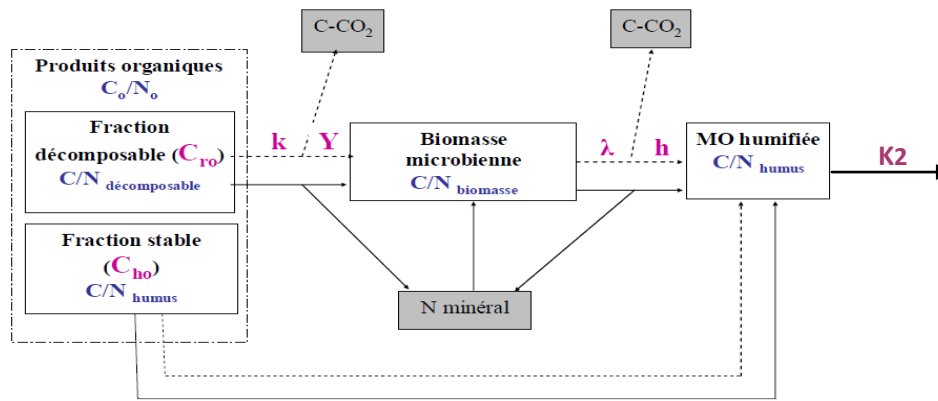


Figure 4 : Schéma du module de décomposition des matières organiques de STICS

Avec :

En pointillés le flux de carbone (C) et en lignes continues le flux d'azote (N)

C<sub>ro</sub> : quantité de carbone dans la fraction décomposable

C<sub>ho</sub> : quantité de carbone dans la fraction stable

k : taux de décomposition de la fraction décomposable (jours<sup>-1</sup>)

Y : taux d'assimilation du carbone de la fraction décomposable par la biomasse microbienne (g.g<sup>-1</sup>)

λ : taux de décomposition de la biomasse (jours<sup>-1</sup>)

h : rendement d'humification de la biomasse microbienne (g.g<sup>-1</sup>)

k<sub>2</sub> : coefficient de minéralisation de la matière organique humifiée

Toutes les équations du module sont détaillées dans l'annexe 1

La minéralisation apparente du carbone et de l'azote est donnée par les équations suivantes :

$$\frac{C}{C_0} = -\alpha e^{-t} - \beta e^{-\lambda t} - \gamma_1 e^{-\lambda_2 t}$$

$$\frac{N}{N_0} = -\alpha e^{-t} - \beta e^{-\lambda t} - \gamma_1 e^{-\lambda_2 t}$$

Avec  $\alpha_C$ ,  $\beta_C$ ,  $\gamma_C$ ,  $\alpha_N$ ,  $\beta_N$  et  $\gamma_N$  des coefficients liés aux paramètres du modèle (voir annexe1).

Les incubations ont été menées dans des conditions de température et d'humidité différentes.

Afin d'homogénéiser les données et pouvoir les comparer, des équations de correction de température et d'humidité sont appliquées dans le calcul de k, λ et la durée d'incubation en jours.

$$k = k_0 / f(T) / f(H)$$

$$\lambda = \lambda_0 / f(T) / f(H)$$

avec  $k_0$  et  $\lambda_0$  les valeurs de k et λ à la température et humidité de référence

Durée d'étude en jours normalisés = nombre maximal de jours d'incubation \* f(T) \* f(H)

Avec :  $f(T) = (a+b * e^{(c*T/15)})^d$

Ou  $f(T) = e^{(k(T-15))}$  (Recous *et al.*, 1995)

Avec a = -0.566, b = 0.620, c = 0.9125, d = 1.026, k = 0.115 et la valeur 15 correspond à la température de référence (Rodrigo *et al.*, 1997).

Et  $f(H) = a + (1-a)*(H-H_{pf})/(H_{cc}-H_{pf})$  (Rodrigo *et al.*, 1997)

Avec a = 0.20, H est l'humidité d'incubation, H<sub>pf</sub> est l'humidité au point de flétrissement et H<sub>cc</sub> l'humidité à la capacité au champ.

## II-2 Optimisation des paramètres du module

Les optimisations sont faites par l'intermédiaire du solveur d'Excel (Justes *et al.*, 2009) qui cherche les valeurs optimales de cinq paramètres du module :

- La proportion de carbone décomposable par rapport au carbone initial (C<sub>ro</sub>/C<sub>o</sub>) (%),

- Le rapport C/N de la biomasse microbienne (C/N<sub>bio</sub>),
- Le taux de décomposition de la fraction décomposable (k) (jours<sup>-1</sup>),
- Le taux de décomposition de la biomasse (λ) (jours<sup>-1</sup>),
- Le rendement d'humification de la biomasse microbienne (h) (g.g<sup>-1</sup>)

Les optimisations sont faites en minimisant la somme des carrés des écarts entre données de minéralisation expérimentales et données simulées tout en prenant en considération les contraintes imposées sur les paramètres (Tableau 1) et en donnant trois valeurs initiales pour chacun des paramètres ce qui fait 243 optimisations pour chaque produit (3<sup>5</sup>).

Certains paramètres sont fixés :

- Le taux d'assimilation du carbone de la fraction décomposable par la biomasse microbienne (Y) est fixé à 0,62 car des études précédentes ont montré que ce coefficient varie très peu ou pas pour des résidus de cultures (des simulations faites avec un coefficient Y de 0.4 ont montré la dégradation de la qualité des simulations).
- Le C/N de la matière organique humifiée et celui de la fraction stable de la MO apportée est fixé à 9,5, il s'agit d'une valeur généralement fixée pour des sols arables.

D'autres paramètres sont calculés tel que le coefficient d'humification k<sub>1</sub> des PRO, qui est la quantité d'humus formé par rapport à la quantité de matière sèche du produit organique apporté, et le coefficient de minéralisation de la matière organique humifiée k<sub>2</sub> selon les équations :

$$k_1 = [1 - (C_{ro}/C_o)] + [Y * h * (C_{ro}/C_o)] \text{ (Saffih-Hadadi et Mary, 2008).}$$

$$k_2 = k_{20} * e^{[b*(T-15)]} * f(H) / 365$$

Avec f(H) une fonction de l'humidité et T la température d'incubation

Tableau 1 : Contraintes sur les paramètres optimisés

Paramètre optimisé	Contrainte imposée
Cro/Co	[0% < Cro/Co < 100%]
k	[0.001 < k < 1]
C/N <sub>biomasse</sub>	[6 < C/N <sub>biomasse</sub> < 25]
λ	[0.0001 < λ < 0.1]
h	[0 < h < 1]

### II-3 Evaluation de la qualité des ajustements

Pour évaluer la qualité des ajustements, des critères statistiques ont été déterminés, à savoir :

- La somme des carrés des écarts brute (SCE<sub>b</sub>) est la somme des différences au carré, entre les valeurs observées et les valeurs simulées.

$$SCE_b = \sum (A_i - B_i)^2$$

- La somme des carrés des écarts (SCE) utilisée dans le modèle STICS est la SCE brute normalisée par rapport à l'amplitude de la variation des valeurs observées de la variable (minéralisation de C ou du N) et le nombre d'observations. Cette normalisation permet de comparer des variables ayant des unités et des nombres d'observations différents. Les SCE du C et du N s'ajoutent pour donner une SCE globale SCE(C+N).

$$SCE = 1/n * \sum \left( \frac{A_i - B_i}{\max(A_i) - \min(A_i)} \right)^2$$

- La différence moyenne (MD) obtenue entre les valeurs observées et simulées est un indicateur global des biais du modèle (sous-estimation ou surestimation globale). Cependant, les écarts positifs et négatifs peuvent se compenser dans la formulation du MD : une valeur nulle du MD ne suffit pas à conclure à l'absence de biais, d'où l'intérêt d'utiliser d'autres critères en parallèle.

$$MD = 1/n * \sum (A_i - B_i)$$



- L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est un estimateur de l'écart simulation-observation dans lequel les écarts positifs et négatifs ne se compensent plus. Ce critère peut se comparer à l'écart-type moyen de la variable considérée.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) * \sum (A_i - B_i)^2}$$

- Le résidu relatif (RR) est un critère commun pour les deux variables (minéralisation du C et du N) qui représente la différence moyenne entre les minéralisations de C et du N observées et simulées, en fonction de leur amplitude de variation.

$$RR = \frac{\sqrt{SCE(C)} + \sqrt{SCE(N)}}{2}$$

Avec :  $A_i$  la valeur observée à la  $i^{\text{ème}}$  mesure ;  $B_i$  la valeur simulée à la  $i^{\text{ème}}$  mesure et  $n$  le nombre des observations.

Aussi les coefficients de détermination  $R^2$  ont été calculés entre les données expérimentales de minéralisation et les données simulées pour C et N, aux jours 7, 28 et 91 de l'incubation.

### III- Mise en relation des différents paramètres du modèle avec les caractéristiques analytiques des PRO

Une fois les optimisations faites, sont rassemblés dans un même fichier :

- Les paramètres optimisés pour chacun des PRO
- Les données analytiques disponibles : teneur en C et N total, fractions biochimiques.

L'objectif est de trouver des relations statistiques entre les paramètres optimisés et les caractéristiques analytiques disponibles. Ceci a d'abord été réalisé sur la totalité de la base qui comporte les 458 PRO puis sur un sous-échantillon de cette base qui comporte 234 PRO répartis de façon plus équilibrée entre type de PRO.

L'hypothèse a ensuite été faite que cette définition des paramètres du modèle serait plus facilement obtenue à partir de groupes plus homogènes de PRO. Pour cela 2 démarches ont été suivies : (1) groupes formés sur la base de l'appellation des PRO ; (2) utilisation d'une classification ascendante hiérarchique pour former les groupes sur des critères statistiques de ressemblances.

#### III-1 Equilibrage de la base de données : Echantillonnage par type de PRO

Comme la base est très hétérogène et les composts sont les PRO dominants qui représentent presque la moitié de l'effectif total, on a procédé par échantillonnage aléatoire au sein de chaque type de PRO ce qui a réduit le nombre de PRO à 234 au lieu de 458. L'échantillon compte 40 composts stabilisés, 30 composts d'ordures ménagères restant très instables, 49 boues, 60 effluents d'élevage et 55 produits divers.

#### III-2 Définition des groupes selon la nature des produits

Les PRO utilisés ont des origines différentes. L'hypothèse adoptée est que des PRO appartenant à un groupe donné pourraient avoir des caractéristiques chimiques plus homogènes.

La classification selon la nature des PRO a permis d'avoir 5 familles : le groupe des composts stabilisés (191PRO), le groupe des composts d'ordures ménagères (78PRO), le groupe des boues (49PRO), le groupe des effluents d'élevage (85PRO) et le groupe des autres PRO (55PRO).

#### III-3 Définition des groupes par classification ascendante hiérarchique

La classification ascendante hiérarchique (CAH) est une méthode de classification itérative qui consiste à faire des regroupements successifs d'individus (ou de variables).

Ces regroupements successifs produisent un arbre binaire de classification (dendrogramme), dont la racine correspond à la classe regroupant l'ensemble des individus. Ce dendrogramme représente une hiérarchie de partitions.

On peut alors choisir une partition en tronquant l'arbre à un niveau donné, le niveau dépend soit des contraintes imposées par l'utilisateur, soit de critères plus objectifs.

La classification a été faite en fonction des caractéristiques analytiques des PRO. Elle a permis de déterminer trois groupes (Figure 5) : un premier groupe qui représente 66,3% des PRO utilisés, un deuxième groupe de 16,1% des PRO et un troisième groupe qui compte 17,4% des PRO.

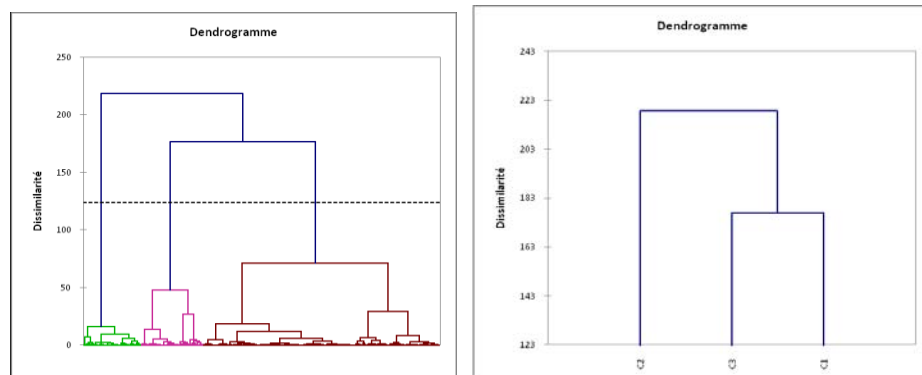


Figure 5 : Dendrogrammes de la classification ascendante hiérarchique

### III-4 Formalisation des relations entre paramètre du modèle et caractéristiques des PRO

Sur la totalité de la base de données ainsi que sur la base après « équilibrage des groupes » et chacun des groupes précédemment définis, des tests de corrélation ainsi que des régressions linéaires ont été faits afin de trouver des relations reliant les paramètres optimisés de STICS-Résidus aux propriétés biochimiques des PRO. Ces relations expliquent les paramètres du modèle en fonction des caractéristiques des produits organiques.

### IV-Analyse statistique

L'analyse statistique a consisté dans les corrélations linéaires simples et multiples faites pour analyser les résultats. Le logiciel statistique utilisé pour cette analyse est XLstat.

Le principe de la régression linéaire (une seule variable explicative) est de modéliser une variable dépendante quantitative  $Y$ , à travers une combinaison linéaire de  $p$  variables explicatives quantitatives,  $X_1, X_2, \dots, X_p$ . Le modèle déterministe (ne prenant pas en compte d'aléa) s'écrit pour une observation  $i$  :  $y_i = a_1x_{1i} + a_2x_{2i} + \dots + a_px_{pi} + e_i$

où  $y_i$  est la valeur observée pour la variable dépendante pour l'observation  $i$ ,  $x_{ij}$  est la valeur prise par la variable  $j$  pour l'observation  $i$ , et  $e_i$  est l'erreur du modèle.

Pour les équations de prédiction des paramètres du modèle en fonction des caractéristiques des PRO, on a utilisé la régression linéaire progressive (ou stepwise) qui permet d'avoir des relations linéaires simples ou multiples et ce selon la variance que peut expliquer le nombre de variables.

Pour la régression multiple (plusieurs variables explicatives), le cadre conceptuel et les méthodes de calculs sont identiques au cas de la régression simple ; le processus de sélection commence par l'ajout de la variable ayant la plus forte contribution au modèle (le critère utilisé est la statistique  $t$  de Student). Si une seconde variable est telle que la probabilité associée à son  $t$  est inférieure à la « Probabilité pour l'entrée », elle est ajoutée au modèle. De même pour une troisième variable. A partir de l'ajout de la troisième variable, après chaque ajout, on évalue pour toutes les variables présentes dans le modèle quel serait l'impact de son retrait (toujours au travers de la statistique  $t$ ). Si la probabilité est supérieure à la « Probabilité pour le retrait », la variable est retirée. La procédure se poursuit jusqu'à ce que plus aucune variable ne puisse être ajoutée/retirée.

## RESULTATS ET DISCUSSION

### I- Synthèse des résultats expérimentaux disponibles

#### I-1 Caractéristiques analytiques et biochimiques des groupes de PRO

Les PRO utilisés ont un rapport C/N moyen de 18 ; ces PRO sont riches en fraction soluble qui représente en moyenne 40,8% de la totalité de la MO ; la fraction biochimique la plus faible est l'hémicellulose qui ne représente que 11,5% de la MO en moyenne.

Les distributions de chacune des fractions biochimiques pour chacun des groupes de PRO sont représentées en annexe 3.

- Le groupe de composts a une fraction hémicellulosique la plus faible parmi les 4 fractions, la teneur en cette fraction est de 8,63% en moyenne, la teneur en fraction soluble est très élevée, elle est de 40,11%, la cellulose et la lignine sont à peu près en proportions égales, la première représente 20,64% du poids total de la MO et la deuxième en représente 30,6%.
- Les composts d'ordures ménagères ont une teneur faible en hémicellulose qui est de 7,26% en moyenne, les teneurs en fraction soluble et cellulose sont égales (34,3% et 34,53% respectivement), 23,9% représente la teneur en lignine.
- Les boues sont les plus riches en fraction soluble qui représente 67,45% du poids de la MO, la lignine est en très faible quantité, elle est de 6,95% en moyenne, l'hémicellulose et la cellulose sont de 16,35% et 9,26 respectivement.
- Le groupe des effluents d'élevage a des fractions biochimiques équilibrées : l'hémicellulose a une teneur de 18,61%, la fraction soluble représente en moyenne 34,58% du poids de la MO, la cellulose est de 29,27% et finalement la lignine est de 17,54%.
- Les autres PRO divers sont riches en fraction soluble (38,24%) et en lignine (30,51%), leurs teneurs en hémicellulose et en cellulose sont de 12,53% et 18,73% respectivement.

#### I-2 Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote

Les cinétiques de minéralisation sont très variables d'un produit à un autre pour le carbone et pour l'azote. Les durées des incubations étant différentes, le jour 91 d'incubation a été pris comme date référence dans la comparaison des produits. Au bout de 91 jours d'incubation, le carbone minéralisé varie de 0,1 à 80% du carbone organique apporté, l'azote à son tour varie de -46 à 213 mg/kg de sol sec ; les composts sont les produits qui biodégradent le moins de C alors que les boues en biodégradent d'avantage et minéralisent aussi le plus d'azote avec très peu d'immobilisation pour certains cas, les composts d'ordures ménagères sont les PRO qui immobilisent le plus de N (Figure 6).

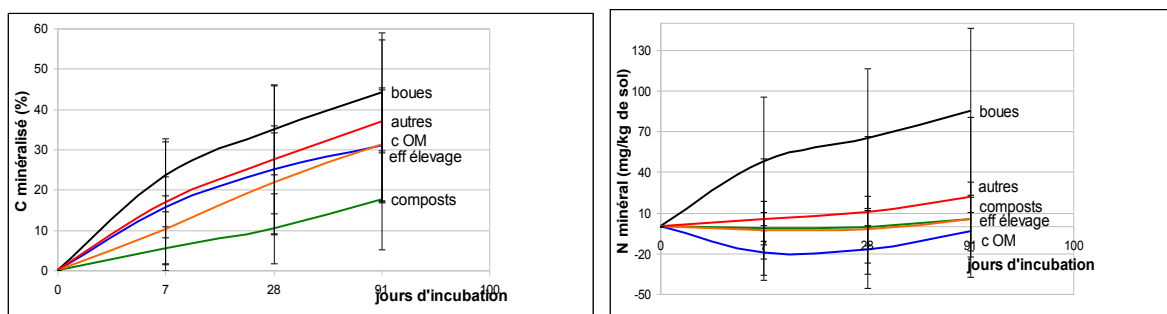


Figure 6 : Cinétiques moyennes de minéralisation du carbone et de l'azote pour chaque type de PRO

Les cinétiques de minéralisation de tous les PRO classés par type sont représentées en annexe 2.

- Les composts minéralisent entre 0,11 et 57,5% de carbone au jour 91 d'incubation (avec une moyenne de 17,5%) et entre -43,80 et 106,8 mg/kg de sol pour l'azote (la moyenne est égale à 4,9 mg/kg de sol).
- Les composts d'ordures ménagères minéralisent entre 5,7 et 67,2% du C total (avec en moyenne 31%) et entre -30,5 et 27,4 mg/kg de sol pour N (moyenne = -3,6 mg/kg de sol).
- Les boues minéralisent entre 15,5 et 80,1% de carbone (avec une moyenne de 44,16%) et entre -33 et 200,7 mg/kg de sol pour N (84,7 mg/kg de sol en moyenne).
- Les effluents d'élevage minéralisent entre 2,8 et 66,8% de C (avec en moyenne 31,2%) et entre -46,3 et 121,3 mg/kg de sol pour l'azote (la moyenne est de 5,21 mg/kg de sol).
- Les autres PRO minéralisent entre 4,3 et 80,3% de carbone (moyenne = 37%) et pour l'azote ils minéralisent entre -45,8 et 213,9 mg/kg de sol (avec une moyenne de 21,7 mg/kg de sol).

Les boues sont alors les PRO qui biodégradent le plus de carbone et d'azote, ce sont en effet les produits les plus riches en fraction soluble (plus que 40%) et les moins riches en lignine (Annexe3). Les composts sont par contre les PRO dont les minéralisations du C et du N sont les plus faibles car ils sont riches en lignine qui ralentit la décomposition (Annexe3). Leurs teneurs en fraction soluble sont relativement importantes, mais l'évolution des formes chimiques présentes dans cette fraction au cours du compostage a été mise en évidence (Peltre et al., 2010) ; pour les composts bien stabilisés, la fraction SOL du fractionnement Van Soest n'est donc pas synonyme de facilement dégradable, Les composts d'ordures ménagères sont les produits organiques qui ont le plus tendance à immobiliser l'azote, ceci en raison de leur manque de stabilité et de leur C/N relativement élevé..

Globalement, les PRO ayant un C/N > 19 immobilisent de l'azote, alors que ceux qui ont des C/N < 19 ont plutôt tendance à présenter une minéralisation nette du N positive. Ce résultat est comparable aux résultats de Justes et al., 2009 (immobilisation pour C/N > 26 et minéralisation pour C/N < 13).

## II- Qualité des Simulations des données de minéralisation

Dans une majorité des cas, l'optimisation du modèle permet de bien simuler les cinétiques de minéralisation du carbone ainsi que de l'azote (ex dans la figure 7).

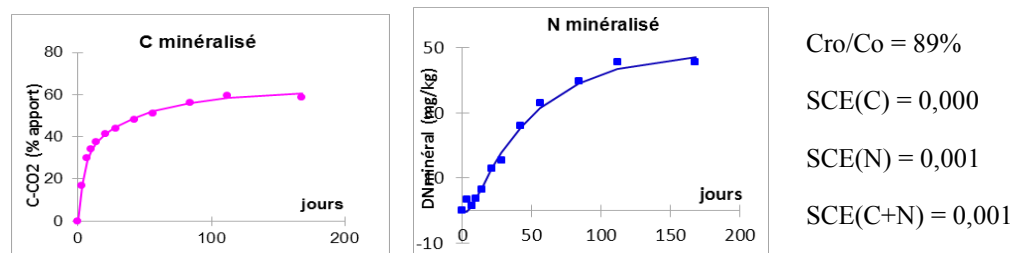


Figure 7 : Simulations des cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour une boue chaulée (Symboles : points expérimentaux ; Ligne continue : simulations)

Les différents indicateurs de qualité des ajustements témoignent de la bonne qualité des optimisations faites avec STICS-Résidus modifié (Tableau 2) :

- Somme des carrés des écarts moyens pour le carbone et l'azote (SCE(C+N)) de 0,059. La somme des carrés des écarts moyens pour le carbone est de 0,020, celle de l'azote est de 0,039, ce qui signifie que les simulations du carbone sont meilleures que celles de l'azote.
- Les différences moyennes (MD) obtenues sur l'ensemble du jeu de données sont faibles. Pour le carbone, la moyenne des MD(C) est positive de valeur 0,154 ce qui traduit une sous-estimation de la minéralisation du carbone (données simulées inférieures aux données expérimentales). Pour l'azote, un MD(N) moyen négatif de -0,349 montre que les données

simulées sont supérieures aux données expérimentales, dans le cas de l'azote, le modèle a donc une tendance à surestimer la minéralisation.

- Cependant le résidu relatif (RR) différence moyenne entre les minéralisations de C et du N observées et simulées divisée par leur amplitude de variation, varie de 0,349 à 27,098 avec une moyenne de 3,567 ce qui signifie une large variabilité de la qualité des ajustements d'un produit organique à un autre.
- Le RMSE est en moyenne de 2,602 pour le carbone et de 4,532 pour l'azote, ce résultat, comme le cas de la SCE, montre que les simulations du C sont meilleures que celles de N, en effet la RMSE est calculée à partir de la SCE (paragraphe II-3 dans matériel et méthodes).

Tableau 2 : Critères d'évaluation des simulations

	SCE (C)	SCE (N)	SCE (C+N)	RMSE (C)	RMSE (N)	RR	MD (C)	MD (N)
<b>moyenne</b>	0,02	0,039	0,059	2,602	4,532	3,567	0,154	-0,349
<b>écart type</b>	0,042	0,06	0,086	2,582	5,049	3,311	2,518	3,319
<b>max</b>	0,459	0,59	0,673	27,293	41,47	27,098	23,391	14,002
<b>min</b>	0	0	0,001	0,286	0,131	0,349	-14,169	-33,049
<b>médiane</b>	0,007	0,019	0,028	1,85	3,047	2,635	0,137	0,033

Cependant, le modèle reste incapable de bien simuler les cinétiques de minéralisation de certains produits (ex dans la figure 8). Pourtant ces derniers n'ont aucune particularité, vis-à-vis de leur nature ou origine, par rapport au reste des produits utilisés ; par contre ce sont des PRO qui généralement biodégradent très peu de carbone et très peu d'azote.

Ces mauvais ajustements peuvent être dus à des problèmes liés aux résultats expérimentaux comme ceux présentés par la figure 8, par exemple lorsque la minéralisation de l'azote d'un produit est très faible. Il y a alors très peu de différences entre cinétique de minéralisation du N dans le sol témoin et celle du sol amendé. La cinétique de minéralisation du N du produit se mesurant par différence, elle présente alors beaucoup d'incertitude.

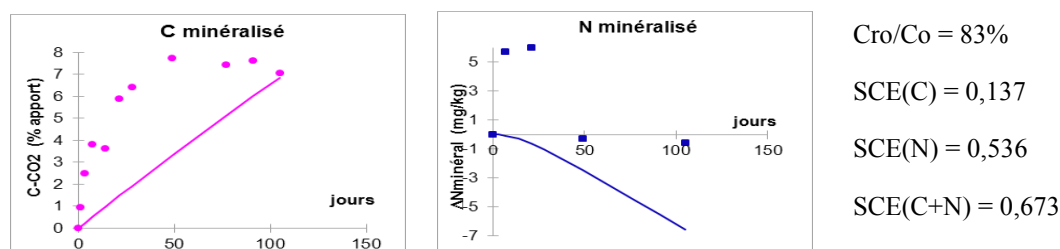


Figure 8 : Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour un compost de déchet vert + boue (Symboles : points expérimentaux ; Ligne continue : simulations)

Les données de C et N minéralisés aux jours 7, 28 et 91 d'incubation sont comparées aux données simulées à ces mêmes dates. Les corrélations sont significatives aux seuils de 5% au début et à la fin de l'incubation et proches de la bissectrice ( $x=y$ ) dans tous les cas ce qui montre que les données simulées sont très proches des données expérimentales (Figure 9). Ces corrélations sont tout de même meilleures en fin d'incubation pour les deux éléments : le carbone ( $R^2_{7\text{jours}} = 0.88$  ;  $R^2_{91\text{jours}} = 0.92$ ) et l'azote ( $R^2_{7\text{jours}} = 0.93$  ;  $R^2_{91\text{jours}} = 0.97$ ).

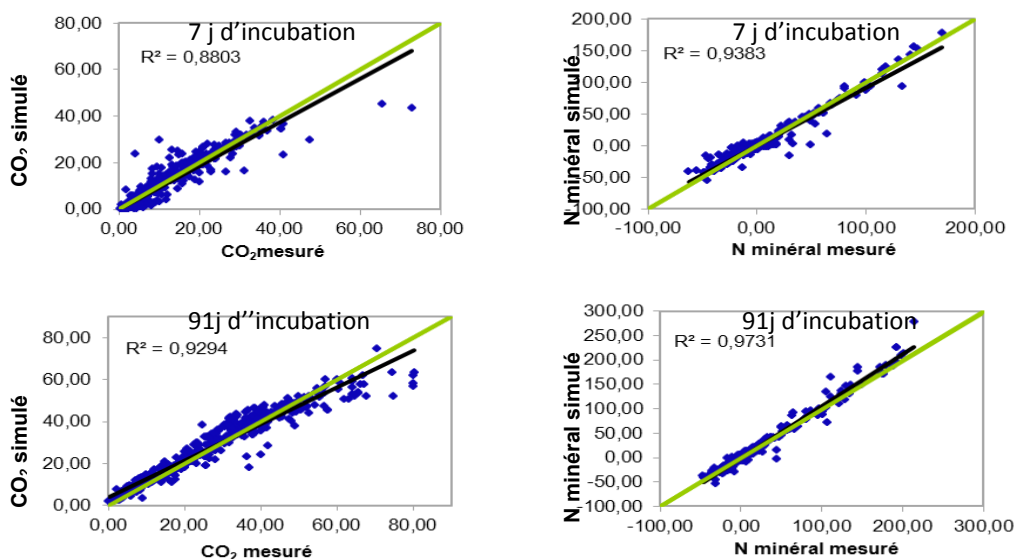


Figure 9 : Evaluation de la qualité des ajustements par comparaison des données de minéralisation expérimentales et simulées pour le C et le N à 7 et 91 jours d'incubation (la droite noire correspond à la courbe de tendance et la verte correspond à la bissectrice).

### III- Equilibrage des types de PRO

La base de données comporte des PRO de natures différentes à effectifs très variables d'un type de PRO à un autre. Les composts sont dominants par rapport aux autres PRO alors que les boues sont en très petit nombre. Pour équilibrer la base et atténuer le poids de certains PRO (qui sont en grand nombre) sur les résultats et les relations entre caractéristiques des produits et paramètres du modèle, on a procédé par échantillonnage aléatoire au sein de chaque type, ce qui a réduit le nombre de PRO à 234 au lieu de 458. L'échantillon compte 40 composts stabilisés, 30 composts d'ordures ménagères, 49 boues, 60 effluents d'élevage et 55 produits divers.

Remarque : Les résultats obtenus sur la base totale non équilibrée sont présentés en annexe 2.

#### III-1 Variabilité des paramètres de STICS

La variabilité des paramètres reste très importante après le sous-échantillonnage des PRO considérés (Figure 10).

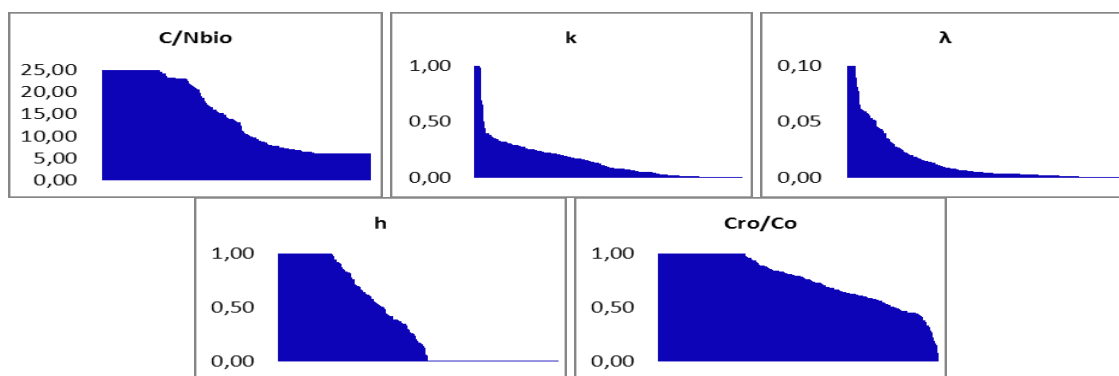


Figure 10 : Variabilité des cinq paramètres du modèle pour l'échantillon de PRO

Certains paramètres se bloquent au niveau des bornes inférieures et/ou supérieures de leurs intervalles de variation (C/N<sub>bio</sub> bloqués à 6 ou à 25, h bloqué à 0 ou à 1). Les produits ayant ce problème pour le C/N<sub>bio</sub> ne sont pas forcément les mêmes pour lesquels h est bloqué ; ils n'appartiennent aussi pas à un seul type de PRO.

### III-2 Relations entre les paramètres du modèle

Les corrélations entre les paramètres de STICS sont présentées dans le tableau 3.

Le rapport C/N de la biomasse est négativement corrélé à la proportion de carbone décomposable, cela tendrait à signifier que les PRO ayant une MO lentement biodégradable sont plutôt dégradés par des microorganismes ayant un C/N plus élevé tels que des champignons qui ont un C/N supérieur à celui des bactéries.

Le coefficient de vitesse de dégradation de la fraction décomposable  $k$  est négativement corrélé au rendement d'humification de la biomasse microbienne : plus un produit est décomposable, plus l'humification de la biomasse microbienne qui le dégrade est faible. Le coefficient  $h$  est aussi corrélé au taux de décomposition de la biomasse  $\lambda$ , ce qui signifie que si la biomasse se dégrade rapidement, une proportion de la fraction dégradée s'incorpore à la MO humifiée.

Ces corrélations entre paramètres signifient également qu'il pourrait être possible de fixer certains paramètres et en optimiser moins, afin de rendre les paramètres trouvés plus robustes.

Tableau 3 : Matrice des corrélations entre les paramètres de STICS au seuil de 1%

variables	C/N <sub>bio</sub>	k	lambda	h	Cro/Co
C/N <sub>bio</sub>	1	-0,166	-0,082	-0,009	<b>-0,271</b>
k	-0,166	1	0,092	<b>-0,235</b>	-0,130
$\lambda$	-0,082	0,092	1	<b>0,293</b>	-0,044
h	-0,009	<b>-0,235</b>	<b>0,293</b>	1	0,097
Cro/Co	<b>-0,271</b>	-0,130	-0,044	0,097	1

### III-3 Relations entre les paramètres du modèle et les propriétés analytiques des PRO

Les relations entre les paramètres de STICS et les propriétés des PRO sont données par les corrélations simples représentées dans le tableau 4. Ces relations sont généralement meilleures dans le cas de l'échantillon de PRO par rapport à la base globale.

Tableau 4 : Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et propriétés des PRO au seuil 1%

Variabes	C 91j	SOL	CEL	LIC	HEM	ISMO	C/N
C/N <sub>bio</sub>	<b>-0,403</b>	<b>-0,429</b>	<b>0,296</b>	<b>0,387</b>	-0,124	<b>0,377</b>	<b>0,310</b>
k	<b>0,484</b>	<b>0,342</b>	-0,135	<b>-0,323</b>	-0,035	<b>-0,519</b>	<b>-0,170</b>
lambda	0,010	-0,155	0,152	0,164	-0,152	0,032	0,111
h	<b>-0,400</b>	-0,021	-0,108	<b>0,208</b>	-0,113	<b>0,312</b>	-0,107
Cro/Co	<b>0,352</b>	0,037	-0,041	-0,131	<b>0,189</b>	<b>-0,301</b>	0,166
K1	<b>-0,584</b>	-0,076	-0,05	<b>0,299</b>	<b>-0,225</b>	<b>0,484</b>	<b>-0,195</b>

Le rapport C/N<sub>bio</sub> est corrélé à toutes les caractéristiques de PRO, la corrélation la plus significative est observée avec la fraction soluble avec un coefficient de corrélation de -0,429.

$k$  est positivement corrélé au taux de carbone minéralisé au jour 91 d'incubation et négativement corrélé au taux de lignine (Figure 11), ce qui traduit une décomposition facile du PRO tant que sa fraction décomposable est importante et la lignine est faible.

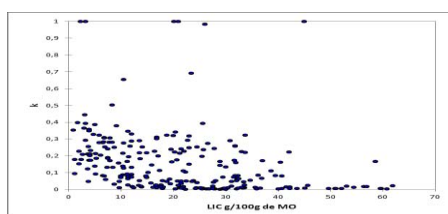


Figure 11 : Corrélation entre  $k$  et la teneur en lignine

$\lambda$  n'est corrélé à aucune des caractéristiques des PRO.

$h$  est principalement corrélé au taux de C minéralisé au 91<sup>ème</sup> jours d'incubation (corrélation négative), ceci signifie que pour un produit facilement biodégradable, l'humification de biomasse est très faible.

La fraction décomposable  $C_{ro}/C_o$  est négativement corrélée à ISMO, elle est positivement corrélée à l'hémicellulose et au taux de carbone minéralisé au bout de 91 jours d'incubation. La corrélation positive avec  $C_{91j}$  signifie que la minéralisation du C d'un PRO est d'autant plus importante que la fraction décomposable de ce produit est grande.

$k_1$  est négativement corrélé à  $C_{91j}$  et positivement corrélé à la lignine ce qui signifie que l'humification est plus importante quand la lignine et la minéralisation sont faibles.

### III-4 Formalisation des relations entre paramètre du modèle et caractéristiques des PRO

Pour prédire les paramètres de STICS, on a élaboré des régressions multiples qui mettent en relation les paramètres de STICS avec les fractions biochimiques des PRO et leur rapport C/N, le nombre de variables pour les équations trouvées varie d'un paramètre du modèle à un autre, les équations retenues sont celles qui permettent d'expliquer le plus de variance (Tableau 5).

Tableau 5 : Equations de prédiction des paramètres de STICS

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
$C/N_{bio}$	$25,24 - 0,18*SOL - 0,18*HEM$	0,226
$k$	$0,11 + 2,21.10^{-3}*SOL - 2,42.10^{-3}*LIC$	0,138
$\lambda$	$4,25.10^{-3} + 2,52.10^{-4}*CEL + 2,67.10^{-4}*LIC$	0,048
$h$	$0,29 + 6,69.10^{-3}*LIC - 3,64.10^{-3}*C/N$	0,062
$Cro/Co$	$0,5 + 2,42.10^{-3}*SOL + 5,84.10^{-3}*HEM + 3,87.10^{-3}*C/N$	0,097

D'après le tableau 5, on remarque qu'une faible proportion de la variance est expliquée par les équations trouvées, pourtant les résultats des corrélations multiples sont plus intéressants que ceux des corrélations simples (Figure 12). Ceci peut être due au fait que les données sont hétérogènes malgré les effectifs équilibrés de PRO appartenant à chaque type de PRO, ce qui montre l'intérêt de paramétrer le modèle par classe de PRO (selon la nature ou autre critère).

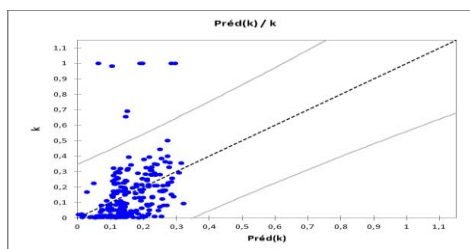


Figure 12 : Relation entre valeur expérimentale et valeur prédite de  $k$

### IV-Paramétrage de STICS-Résidus selon la nature des produits

On utilise les groupes de PRO définis sur la base de l'origine du produit utilisés pour équilibrer la base de données et présentés précédemment (matériel et méthodes).

#### IV-1 Variabilité des paramètres du modèle par classe

Les 5 groupes définis ont des comportements similaires vis-à-vis des paramètres de STICS qui sont peu variables d'un groupe à un autre, mais variables aux seins des groupes mêmes (Annexe 3). Seul le rapport C/N de la biomasse est faible pour le groupe des boues (Figure 13).



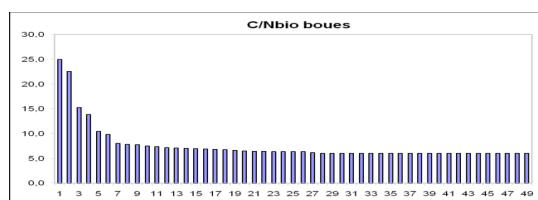


Figure 13 : Distribution du  $C/N_{bio}$  du groupe des boues

#### IV-2 Relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des classes de PRO

Des corrélations linéaires simples ont été faites entre les paramètres du modèle et les propriétés des produits de chaque classe ainsi qu'entre les paramètres du modèle (Annexe3).

- Pour les composts, des corrélations significatives au seuil de 1% ont été observées entre le taux de décomposition de la fraction décomposable ( $k$ ) et le C minéralisé (Figure 14) et aussi la lignine (corrélation négative) ce qui montre que la fraction décomposable du PRO est logiquement plus grande quand la minéralisation est plus importante. Par ailleurs, plus la proportion de lignine est forte, plus la fraction décomposable est faible (corrélation négative). Une corrélation négative entre le rendement d'humification de la biomasse ( $h$ ) et  $C_{91j}$  montre que l'humification évolue en sens opposé à la minéralisation.
- Pour le cas des composts d'ordures ménagères, les corrélations les plus significatives ont été obtenues entre  $C/N_{bio}$  d'une part et  $C_{91j}$  (corrélation négative) et LIC (corrélation positive) d'autre part, entre  $k$  d'une part et  $C_{91j}$  (corrélation positive) et LIC (corrélation négative) (Figure 15) d'autre part ceci signifie qu'une grande quantité de lignine est synonyme d'une faible fraction décomposable entraînant une faible minéralisation.
- Les boues quant à elles présentent des corrélations significatives entre l'hémicellulose et le taux de décomposition de PRO ( $k$ ) (corrélation négative).  $h$  est négativement corrélé à  $C_{91j}$ , l'humification augmente en effet quand la minéralisation est faible.
- Une forte relation négative entre la lignine des effluents d'élevage et leur  $k$  montre que plus ces PRO sont riches en lignine, plus leur biodégradation est difficile, ainsi une corrélation négative entre  $C_{91j}$  et  $k_1$  montre que ces PRO s'humifient rapidement quand leur biodégradation est faible.
- Des corrélations positives entre  $k$  et  $C_{91j}$  et négative entre  $h$  et  $C_{91j}$  des PRO divers montre que ces derniers se dégradent d'avantage quand leur fraction biodégradable est importante puis s'humifient plus lentement.

De façon générale, ces corrélations sont assez faibles et ne permettent pas de définir directement les paramètres du modèle.

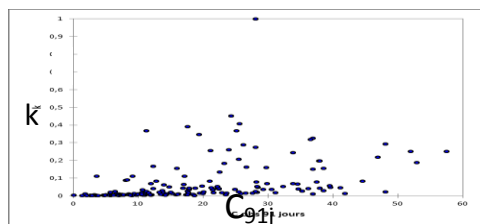


Figure 14 : Corrélation entre  $k$  et  $C_{91j}$

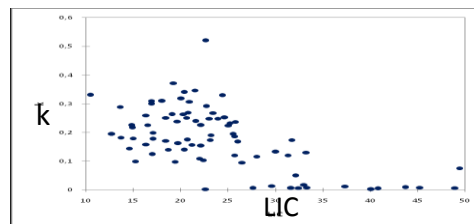


Figure 15 : Corrélation entre  $k$  et LIC

Les corrélations existant entre les paramètres du modèle ne sont pas très importantes (Annexe 3) :

- Pour les composts, des corrélations significatives au seuil de 1% et négatives ont été obtenues entre le taux de décomposition de PRO d'une part et le rendement d'humification ( $h$ ) et la fraction de C décomposable par rapport au C total ( $C_{ro}/C_o$ ) d'autre part, ce qui confirme la relation inversement proportionnelle entre la minéralisation et l'humification.
- Le groupe des composts d'ordures ménagères montre des corrélations significatives positive entre  $h$  et  $\lambda$  et négative entre  $k$  et  $h$  et entre  $k$  et  $C_{ro}/C_o$ , ceci montre que l'humification de

ces PRO augmente en fonction de la décomposition de la biomasse et diminue avec l'augmentation de la décomposition du PRO même.

- La biomasse microbienne formée sur les boues se décompose facilement quand la décomposition de ces dernières est importante ceci est expliqué par une corrélation négative entre  $\lambda$  et  $k$ .
- Le rendement d'humification des effluents d'élevage est plus important quand la biomasse se décompose rapidement (corrélation positive entre  $\lambda$  et  $h$ ) et que le PRO par contre se décompose lentement (corrélation négative entre  $k$  et  $h$ ).
- Pour le groupe des autres PRO, aucune corrélation significative n'a été trouvée entre les paramètres du modèle.

#### IV-3 Formalisation des relations entre paramètre du modèle et caractéristiques des PRO

Les relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO, en vue de pouvoir prédire les paramètres, sont données par les équations établies à partir des régressions multiples des tableaux 6, 7, 8, 9 et 10.

Tableau 6 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour les composts

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	13,1 + 0,1*LIC	0,02
k	0,15 - 3,07.10 <sup>-3</sup> *LIC	0,068
$\lambda$	3,92.10 <sup>-2</sup> - 5,38.10 <sup>-4</sup> *SOL	0,061
h	0,64 - 6,81.10 <sup>-3</sup> *CEL	0,03
Cro/Co	0,5 + 7,15.10 <sup>-3</sup> *C/N	0,085

Tableau 7 : Equations de prédiction des paramètres de STICS des composts d'ordures ménagères

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	1,53 + 0,42*LIC + 0,3*C/N	0,281
k	0,37 - 8,09.10 <sup>-3</sup> *LIC	0,375
$\lambda$	-	-
h	-	-
Cro/Co	-	-

Tableau 8 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour les boues

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	5,57 + 0,29*LIC	0,119
k	0,4 - 6,6.10 <sup>-3</sup> *HEM - 1,04.10 <sup>-2</sup> *LIC	0,326
$\lambda$	1,69.10 <sup>-2</sup> - 4,94.10 <sup>-4</sup> *HEM	0,116
h	0,43 - 8,02.10 <sup>-3</sup> *CEL	0,02
Cro/Co	0,94 - 1,75.10 <sup>-2</sup> *LIC	0,138

Tableau 9 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour les effluents d'élevage

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	13,36 + 0,12*C/N	0,058
k	0,21 - 7,17.10 <sup>-3</sup> *LIC	0,184
$\lambda$	1,45.10 <sup>-2</sup> + 3,57.10 <sup>-4</sup> *LIC	0,01
h	0,61 - 1,38.10 <sup>-2</sup> *HEM	0,078
Cro/Co	0,7 + 4,08.10 <sup>-3</sup> *C/N	0,079

Tableau 10 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour les autres PRO

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	$9,54 + 0,2 * LIC$	0,16
k	$0,01 + 5,07.10^{-3} * SOL$	0,121
λ	$1,16.10^{-2} + 4,92.10^{-4} * CEL$	0,042
h	$-3,06.10^{-2} + 1,17.10^{-2} * LIC$	0,231
Cro/Co	$0,75 + 5,46.10^{-3} * HEM - 8,01.10^{-3} * CEL + 5,37.10^{-3} * C/N$	0,302

Ces équations ne permettent d'expliquer qu'une faible variance qui ne dépasse pas 30% ce qui signifie que ces équations ne sont pas capables d'expliquer parfaitement les paramètres du modèle. De plus pour certains cas tel que les composts d'ordures ménagères, il n'est pas possible d'expliquer les paramètres du modèle en fonction des caractéristiques des PRO (Tableau 7).

Le classement sur la base statistique (CAH) peut donner une meilleure prédiction des paramètres.

## V- Paramétrage de STICS pour des classes statistiquement définies de PRO

### V-1 Synthèse des résultats expérimentaux des classes de PRO

La classification statistique a été faite par la classification ascendante hiérarchique qui a permis de distinguer trois groupes différents. Ces groupes sont très hétérogènes du point de vue de leur composition. En effet chacun de ces groupes comporte à la fois des composts, des boues, des effluents d'élevages et des autres PRO divers car la classification ascendante hiérarchique est faite en fonction des propriétés analytiques des PRO qui peuvent varier d'un PRO à un autre même si ces derniers ont la même nature (s'ils sont tous les deux des composts par exemple).

Les trois groupes définis seront distingués dans ce qui suit par GR1, GR2 et GR3.

Les cinétiques de minéralisation sont variables d'un groupe à l'autre :

- Les PRO du GR1 minéralisent entre 0,1 et 80% de carbone au jour 91 d'incubation (avec une moyenne de 20%) et entre -43,8 et 171,7 mg/kg de sol pour l'azote (la moyenne est égale à 5,6 mg/kg de sol). Les produits de ce groupe ont des teneurs très élevées en fractions solubles et en lignine. Le C/N moyen de ce groupe est de 16,1
- Les PRO du GR2 minéralisent entre 21 et 80% du carbone total (en moyenne 48,5%) et entre -46,3 et 213,9mg/kg de sol pour l'azote (moyenne=77,7 mg/kg de sol). La fraction dominante pour les PRO de ce groupe est la fraction soluble (63g/100gMO en moyenne) ce qui explique les grandes quantités de C et de N minéralisées. Le C/N de ce groupe est de 10,3.
- Les PRO du GR3 minéralisent entre 1 et 67% de C (avec une moyenne de 37%) et entre -45,8 et 15,6 mg/kg de sol pour N (-12,6 mg/kg de sol en moyenne). Le C/N moyen des PRO de ce groupe est le plus élevé par rapport aux deux autres groupes, il est de 33,1.

Les résultats de la classification montrent que des groupes « homogènes » (tels que définis par la classification) sur le plan de la composition chimique et biochimique, peuvent être hétérogènes pour leur comportement de minéralisation. La classification aurait pu être faite sur la base des résultats de minéralisation (Lashermes et al.,2009(b)).

Les PRO du GR2 sont les PRO qui minéralisent le plus de C et de N, en effet ce groupe est composé en majorité de boues, ces PRO sont riches en fraction soluble (63% en moyenne) et ne comportent qu'une très petite quantité de lignine qui ne dépasse pas les 7% (Annexe4).

Les PRO du GR1 et du GR3 minéralisent peu de carbone et d'azote, les PRO du GR3 ont même tendance à plus immobiliser du N ceci peut être causé par des teneurs importantes en lignine bien que les fractions biochimiques de ces PRO soient plus ou moins équilibrées, c'est-à-dire que la lignine n'est pas dominante pour ces PRO (Annexe4).

## V-2 Variabilité des paramètres du modèle par classe

Comme le cas de la classification selon la nature des PRO, il existe une large variabilité des paramètres du modèle d'un groupe à un autre et au sein même des groupes, comme le cas de la classification selon la nature des PRO, un groupe se distingue par son  $C/N_{bio}$  très faible, il s'agit du groupe 2 (Figure 16 + Annexe4).

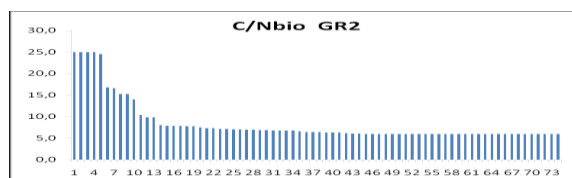


Figure 16 : Distribution du C/Nbio du groupe 2

## V-3 Relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des classes de PRO

Pour comprendre les effets des propriétés biochimiques sur les paramètres du modèle des relations simples (corrélations linéaires simples) ont été élaborées au seuil de significativité de 1% (annexe4) pour chacun des 3 groupes précédemment définis.

- GR1 : Le  $C/N_{bio}$  n'est corrélé qu'à la lignine. Le coefficient  $k$  quant à lui est fortement lié à la lignine (avec corrélation négative) et positivement lié à  $C_{91j}$ , ceci explique l'évolution de la minéralisation en sens opposé à la teneur en lignine. Une corrélation négative a été observée entre  $\lambda$  et la fraction soluble et une corrélation positive entre  $\lambda$  et la cellulose ce qui signifie que la biomasse qui décompose les PRO ayant une forte teneur en cellulose se décompose rapidement. Le rendement d'humification  $h$  est négativement lié à  $C_{91j}$ , l'humification d'un produit est plus importante quand sa minéralisation est faible.
- GR2 : Une corrélation positive entre  $Cro/Co$  et  $C_{91}$  ainsi qu'une corrélation négative entre  $k_1$  et  $C_{91j}$  (Figure 17) montrent que l'humification diminue quand la minéralisation augmente qui à son tour augmente en fonction de l'augmentation de la fraction décomposable.
- GR3 : une corrélation linéaire positive a été observée entre la fraction soluble des PRO de ce groupe et leur taux de décomposition ( $k$ ) ainsi qu'une corrélation négative entre  $C/N$  du PRO et ce même paramètre (Figure 18) ceci montre que plus la fraction soluble est importante et le rapport  $C/N$  est faible, plus le PRO se décompose facilement.

Cependant, toutes ces corrélations simples restent insuffisantes pour pouvoir définir directement les paramètres du modèle.

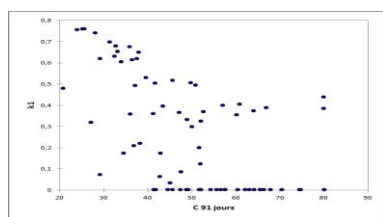


Figure 17 : Corrélation  $k_1-C_{91j}$

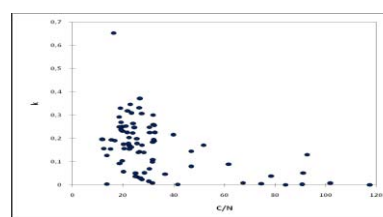


Figure 18 : Corrélation  $k-C/N$

Les corrélations existant entre les paramètres du modèle ne sont pas très importantes (Annexe 4) :

- GR1 : Une corrélation négative entre  $k$  et  $h$  et entre  $k$  et  $Cro/Co$  ainsi qu'une corrélation positive entre  $h$  et  $Cro/Co$  signifient que l'humification est proportionnelle au taux de carbone décomposable dans un PRO et que la décomposition de ce dernier n'est pas strictement liée au taux de carbone décomposable.
- GR2 : Une corrélation positive entre  $k$  et  $\lambda$  montre que la décomposition de la biomasse est fonction de la décomposition du PRO, pourtant la décomposition de la biomasse n'est pas proportionnelle au taux de carbone décomposable dans le PRO, cette relation est expliquée par une corrélation négative entre  $\lambda$  et  $Cro/Co$ .

- GR3 : Une corrélation négative et significative au seuil de 1% entre k et Cro/Co montre que la décomposition d'un PRO n'évolue pas dans le même sens que la quantité de carbone décomposable dans le PRO ; l'humification est fonction de la décomposition de la biomasse ceci s'exprime par une corrélation positive entre  $\lambda$  et h.

#### V-4 Formalisation des relations entre paramètres du modèle et caractéristiques des PRO

Après avoir compris les relations simples entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO, on a essayé d'expliquer ces paramètres par des combinaisons de caractéristiques biochimiques pour chacun des trois groupes étudiés et ce afin de pouvoir prédire les paramètres du modèle.

Dans ce but, des régressions linéaires multiples ont été faites ce qui a permis d'avoir les équations prédictives données par les tableaux 11, 12 et 13.

Tableau 11 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour GR1

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	12,99 + 0,12*LIC	0,033
k	0,14 - 2,25.10 <sup>-3</sup> *LIC	0,03
$\lambda$	3,35.10 <sup>-2</sup> - 3,8.10 <sup>-4</sup> *SOL	0,03
h	0,61 - 6,04.10 <sup>-3</sup> *CEL	0,018
Cro/Co	0,39 + 5,36.10 <sup>-3</sup> *HEM + 1,26.10 <sup>-2</sup> *C/N	0,124

Tableau 12 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour GR2

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	3,97 + 0,43*C/N	0,328
k	0,37 - 5,88.10 <sup>-3</sup> *HEM	0,082
$\lambda$	2,63.10 <sup>-3</sup> - 6,03.10 <sup>-4</sup> *CEL + 1,41.10 <sup>-3</sup> *C/N	0,274
h	0,36 - 8,15.10 <sup>-3</sup> *CEL	0,037
Cro/Co	0,83 + 3,53.10 <sup>-3</sup> *CEL	0,027

Tableau 13 : Equations de prédiction des paramètres de STICS pour GR3

Paramètre	Equation	R <sup>2</sup>
C/N <sub>bio</sub>	24,26 - 0,16*CEL	0,032
k	0,12 + 3,31.10 <sup>-3</sup> *SOL - 1,67.10 <sup>-3</sup> *C/N	0,278
$\lambda$	2,68.10 <sup>-2</sup> - 3,52.10 <sup>-4</sup> *SOL	0,019
h	0,12 + 1,94.10 <sup>-3</sup> *SOL	0,005
Cro/Co	0,8 - 2,89.10 <sup>-3</sup> *SOL - 7,1.10 <sup>-3</sup> *LIC + 4,8.10 <sup>-3</sup> *C/N	0,522

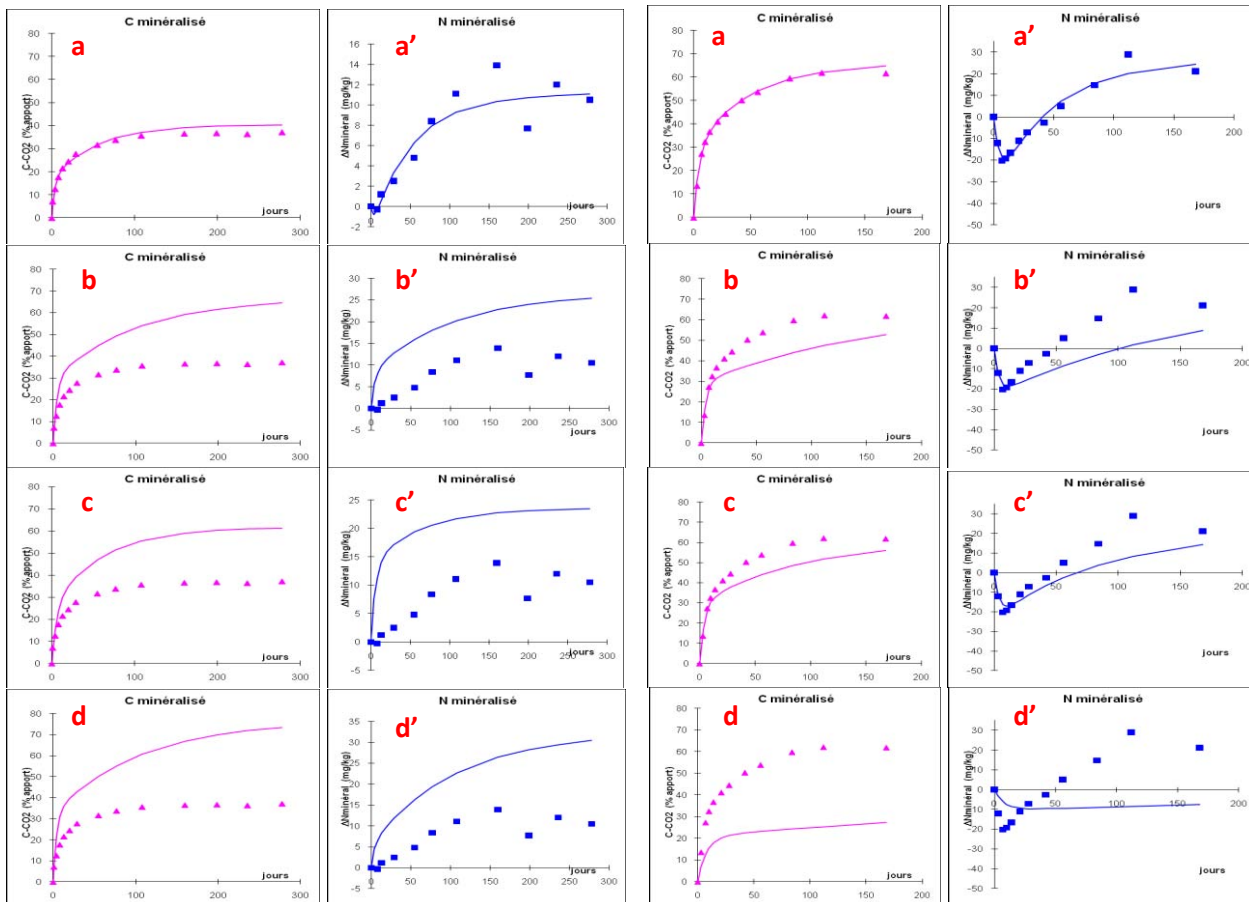
Les tableaux 11, 12 et 13 montrent que les équations élaborées sont peu fiables, en raison des faibles variances expliquées par ces dernières.

#### VI-Evaluation des équations de prédiction des paramètres du modèle

Comme mentionné précédemment, les équations de prédiction des paramètres du modèle en fonction des propriétés des PRO sont incapables de donner des résultats conformes aux résultats trouvés par les simulations des cinétiques de minéralisation de chaque PRO, ceci s'explique par la très faible variance que les équations peuvent expliquer.

Indépendamment du type de traitement pour lequel les équations ont été faites (pour la base équilibrée de PRO ou pour les classes définies sur la base de leur nature ou pour les classes

définies selon un critère statistique : la classification ascendante hiérarchique), les résultats trouvés sont comparables. Aucun des traitements ne peut être considéré meilleur qu'un autre, ceci se voit sur les figures ci-dessous qui représentent les cinétiques de minéralisation de certains PRO par la méthode d'ajustement faite pour déterminer les valeurs des paramètres de STICS trouver par ajustement des cinétiques expérimentales, et selon les équations de prédictions élaborées précédemment.



Cinétique de minéralisation d'un effluent d'élevage

Cinétiques de minéralisation d'une boue

Avec :

- (a) cinétique de minéralisation expérimentale du C et (a') celle de N.
- (b) cinétique de minéralisation établie à partir des équations de prédictions faites sur la base équilibrée de PRO pour le C et (b') celle de N.
- (c) cinétique de minéralisation établie à partir des équations de prédictions faites sur les classes de PRO en fonction de leurs natures pour le C et (c') celle de N.
- (d) cinétique de minéralisation établies à partir des équations de prédictions faites sur les classes de PRO établies à partir de la CAH pour le C et (d') celle de N.

## **CONCLUSION**

L'objectif du stage était de calculer ou prédire les paramètres de STICS-Résidus, qui traite des comportements des matières organiques apportées au sol, pour arriver à prédire le devenir de chaque PRO qu'on peut apporter (évidemment son aptitude à se décomposer plus ou moins facilement), et ce seulement en connaissant les caractéristiques chimiques et biochimiques du produit.

Pour aboutir à cet objectif, une première base de données de 458 produits organiques a été utilisée comportant des données de minéralisation du carbone et de l'azote déterminées durant des incubations réalisées en conditions contrôlées au laboratoire, ainsi que des données analytiques (taux de carbone organique, taux d'azote minéral et organique, composition biochimique). Les cinétiques ont été simulées à l'aide du modèle STICS en optimisant les paramètres dynamiques du modèle. Cinq paramètres du module « Résidus » de STICS ont été optimisés, il s'agit de la fraction de carbone décomposable par rapport au carbone total ( $C_{ro}/C_o$ ), le taux de décomposition de la fraction décomposable ( $k$ ), le rapport C/N de la biomasse microbienne ( $C/N_{bio}$ ), le taux de décomposition de la biomasse ( $\lambda$ ) et de rendement d'humification de la biomasse microbienne ( $h$ ).

Les optimisations ont donné des résultats globalement satisfaisants avec toutefois quelques cinétiques mal simulées.

L'étape suivante a consisté à élaborer des relations entre les paramètres de STICS et les caractéristiques des PRO. On a donc essayé initialement de trouver ces relations pour toute la base. Cependant, étant donnée son hétérogénéité, aucune relation significative n'a pu être déterminées.

Pour remédier à l'hétérogénéité de la base de données, un tirage aléatoire au sein des groupes surreprésentés a permis de rééquilibrer la représentation des groupes.

Une autre tentative de recherche de liens entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO a donc été faite sur l'échantillon de PRO ou base « équilibrée ». Aucun lien clair n'a pu être mis en évidence entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO pour l'échantillon aussi.

Nous avons donc tenté de définir ces liens pour des groupes de PRO plus homogènes : selon l'origine des PRO ou à partir d'une classification ascendante hiérarchique, mais ces classifications n'ont pas permis d'avoir les résultats prévus.

La faible valeur des prédictions des paramètres de STICS se confirme dans les mauvais résultats des cinétiques simulées avec ces paramètres prédits selon les équations de prédictions. D'autres approches devront être mise en œuvre pour prédire ces paramètres : optimisation de moins de paramètres, corrélations non linéaires, autre approche statistique...

Les produits résiduels organiques sont une source de matière organique pour le sol, il est impératif de savoir bien gérer ce milieu pour augmenter sa fertilité et par conséquent, améliorer la production ; ceci explique l'intérêt dans la compréhension des différents phénomènes qui se passent dans le sol.

**LISTE DES REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

- Boote K.J., Jones J.W., Pickering N.B., 1996. Potential uses and limitations of crop models. *Agron. J.* 88, 704-716.
- Brisson N., Gary C., Justes E., Roche R., Mary B., Ripoche D., Zimmer D., Sierra J., Bertuzzi P., Burger P., Bussiere F., Cabidoche Y.M., Cellier P., Debaeke P., Gaudillere J.P., Maraux F., Seguin B., Sinoquet H., 2002. An overview of the crop model STICS. *Eur. J. Agr* 18, 309-332.
- Brisson N., Mary B., Ripoche D., Jeuffroy M.H., Ruget F., Nicoulaud B., Gate P., Devienne-Barret F., Antonioletti R., Durr C., Richard G., Beaudoin N., Recous S., Tayot X., Plenet D., Cellier P., Machet J.M., Meynard J.M., Delécolle R., 1998. STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. 1. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie* 18, 311-346.
- Diekkruger B., Songerath D., Kersebaum K.C., McVoy C.W., 1995. Validity of agroecosystem models. A comparison of results of different models applied to same data set. *Ecol. Modl* 81,3-29.
- Duxbury J.M., Smith M.S., Doran J.W., Jordan C., Szott L., Vance E., 1989. Soil organic matter as a source and a sink of plant nutrients.
- Ebid A., Hideto U. and Adel G., 2007. Nitrogen mineralization kinetics and nutrient availability in soil amended with composted tea leaves, coffee waste and kitchen garbage. *Int. J. Soil Sci.* 2, 96-106
- Escoffier I., 2002. Des sols déficitaires en matière organique. *La France Agricole* 2951.
- Gabrielle B., Da-Silveira J., Houot S., Michelin J., 2005. Field-scale modelling of carbon and nitrogen dynamics in soils amended with urban waste composts. *Agric. Ecosyst. Environ.* 110, 289-299.
- Gabrielle B., Mary B., Roche R., Smith P., Gosse G., 2002. Simulation of carbon and nitrogen dynamics in arable soils: a comparison of approaches. *Europ. J. Agronomy* 18, 107-120.
- Garnier P., Néel C., Aita C., Recous S., Lafolie F., Mary B., 2003. Modelling carbon and nitrogen dynamics in a bare soil with and without straw incorporation. *Eur. J. Soil Sci* 54, 555-568.
- Hadas A., Kautsky L., Goek M., Kara E.E., 2004. Rates of decomposition of plant residues and available nitrogen in soil, related to residue composition through simulation of carbon and nitrogen turnover. *Soil Biol. Biochem.* 36, 255-266.
- Jensen L.S., Salo T., Palmason F., Breland T.A., Henriksen T.M., Stenberg B., Pedersen A., Lundstrom C., Esala M., 2004. Influence of biochemical quality on C and N mineralisation from a broad variety of plant materials in soil. *Plant and Soil* 273, 307-326.
- Justes E., Mary B., Nicolardot B., 2001. Quantifying and modeling C and N mineralization kinetics of catch crop residues in soil : parametrization of the residue decomposition module of STICS model for mature and non mature residues. *Plant soil* 325, 171-185.
- Lashermes G., 2005. Etude et modélisation de la décomposition dans le sol de produits organiques compostés. Rapport de stage. 54p.
- Lashermes G., Houot S., Nicolardot B., Mary B., Parnaudeau V., Morvan T., Lineres M., Chaussod R., Metzger L., Thuriès L., Villette C., Trcaud A., Guillotin M.L., 2007. Apport de matières organiques exogènes en agriculture : indicateur de potentialité de stockage de carbone dans les sols et définition de classes de disponibilité d'azote. 77p.
- Lashermes G., Nicolardot B., Parnaudeau V., Thuriès L., Chaussod R., Guillotin M.L., Linères M., Mary B., Metzger L., Morvan T., Tricaud A., Villette C., Houot S., 2009 (a). Indicator of potential residual carbon in soils after exogenous organic matter application. *Eur. J. Soil Sci.* 60, 297-310.



- Lashermes G., Nicolardot B., Parnaudeau V., Thuriès L., Chaussod R., Guillotin M.L., Linères M., Mary B., Metzger L., Morvan T., Tricaud A., Villette C., Houot S., 2009 (b). Typology of exogenous organic matters based on chemical and biochemical composition to predict potential nitrogen mineralization. *Bioresour. Technol.* 101, 157-164.
- Mary B., Fresneau C., Morel J.L. et Mariotti A., 1993. C and N cycling during decomposition of root mucilage, roots and glucose in soil. *Soil Biology and Biochemistry* 25, 1005-1014.
- Morvan T. et Nicolardot B., 2009. Role of organic fractions on C decomposition and N mineralization of animal wastes in soil. *Biol Fert Soil* 45, 477-486.
- Morvan T., Nicolardot B., Péan L., 2005. Biochemical composition and kinetics of C and N mineralization of animal wastes: a typological approach. *Biol. Fert. Soils* 42, 513-522.
- Nicolardot B., Recous S., Mary B., 2001. Simulation of C and N mineralization during crop residue decomposition: simple dynamic model based on C:N ratio of residues. *Plt Soil* 228, 83-103
- Pansu M., Thuriès L., LarréLarrouy M.C., Bottner P., 2002. Predicting N transformation from organic input in soil in relation to incubation time and biochemical composition. *SI Blg Bioch* 35, 353-363
- Parnaudeau V., Nicolardot B., Pages J., 2004. Relevance of organic matter fractions as predictors of wastewater sludge mineralization in soil. *J. Environ. Qual.* 33, 1885-1894.
- Parnaudeau V., Nicolardot B., Robert P., Alavoine G., Pages J., Duchiron F., 2006. Organic matter characteristics of food processing industry wastewaters affecting their C and N mineralization in soil incubation. *Bioresour. Technol.* 97, 1284-1295.
- Peltre C., Thuriès L., Barthès B., Brunet D., Morvan T., Nicolardot B., Parnaudeau V., Houot S., 2010. Near infrared reflectance spectroscopy : a tool to characterize the composition of different types of exogenous organic matter and their behaviour in soil. *Soil Biology and Biochemistry* 9-36.
- Plentinger M.C., Penning de Vries F.W.T., 1995. CAMASE : register of agro-ecosystems models, version I/. DLO Research Institute for Agrobiology and Soil Fertility Research, Wageningen.
- Recous S., Robin D., Darwis D., Mary B., 1995. Soil inorganic N availability: effect on maize residue decomposition. *Soil Biol. Biochem.* 27, 1529-1538.
- Rodrigo A., Recous S., Neel C., Mary B., 1997. Modelling temperature and moisture effects on C-N transformations in soils : Comparison of nine models. *Ecol. Model.* 102, 325-339.
- Saffih-Hadadi K., Mary B., 2008. Modeling consequences of straw residues export on soil organic carbon. *Soil Biology and Biochemistry* 40, 594-607.

**ANNEXE 1 : STICS – VERSION 4 : ORGANIC RESIDUES**

Let:

$C_R (N_R)$	be the amount of C (N) in the crop residue	(mg kg <sup>-1</sup> soil)
$C_B (N_B)$	be the amount of C (N) in the newly-formed microbial biomass	(mg kg <sup>-1</sup> soil)
$C_H (N_H)$	be the amount of C (N) in the newly-formed humified organic matter	(mg kg <sup>-1</sup> soil)
$C (N)$	be the amount of C (N) mineralised	(mg kg <sup>-1</sup> soil)
$k$	be the decomposition rate constant of the plant residue	(day <sup>-1</sup> )
$\lambda$	be the decay rate constant of the microbial biomass	(day <sup>-1</sup> )
$K_2$	be the decay rate constant of the humus pool	(day <sup>-1</sup> )
$Y$	be the assimilation yield of residue-C by microbial biomass	(g g <sup>-1</sup> )
$h$	be the humification coefficient of the microbial C	(g g <sup>-1</sup> )
$w$	be the N:C ratio of the organic residue	(g g <sup>-1</sup> )
$w_R$	be the N:C ratio of the decomposable fraction	(g g <sup>-1</sup> )
$w_B$	be the N:C ratio of the newly-formed microbial biomass	(g g <sup>-1</sup> )
$w_H$	be the N:C ratio of the newly-formed humified organic matter	(g g <sup>-1</sup> )

with  $0 < Y < 1$  and  $0 < h < 1$

**1) The C balance** can be written:

$$C_{R0} + C_{B0} + C_{H0} = C_R + C_B + C_H + C \quad (A1)$$

$C_{R0}$  being the amount of C in the plant residue at time 0. The pool variation is:

$$\frac{dC_R}{dt} = -k C_R \quad (A2)$$

$$\frac{dC_B}{dt} = Y C_R - \lambda C_B \quad (A3)$$

$$\frac{dC_H}{dt} = \lambda C_B - K_2 C_H \quad (A4)$$

By integration equation (A2) becomes:

$$C_R = C_{R0} e^{-kt} \quad (A5)$$

Substituting  $C_R$  in equations (A3-A4) and integrating yield:

$$C_B = C_{B0} e^{-\lambda t} + \delta C_{R0} (e^{-\lambda t} - e^{-kt}) \quad (A6)$$

$$C_H = C_{H0} e^{-K_2 t} + \lambda C_{B0} (e^{-K_2 t} - e^{-\lambda t}) + \delta C_{R0} (e^{-K_2 t} - e^{-kt}) \quad (A7)$$

with  $\delta = \frac{Y}{k - \lambda}$  (A8)

$$a = \frac{\lambda + k \delta C_{R0}}{k - K_2} \quad (A8')$$

$$b = \frac{\lambda h (C_{B0} + k \delta C_{R0})}{K_2 - \lambda} \quad (A8'')$$

If we put:

$$\varphi = \frac{C_{R0}}{C_0} \quad (A9)$$

$$\theta = \frac{C_{B0}}{C_0} \quad (A10)$$

Hypothesis :  $\theta = 0$

$$\mu = \frac{\lambda \nu k \delta \varphi}{k - \zeta_2} \quad (\text{A11})$$

$$\nu = \frac{\lambda h k \delta \varphi}{K_2 - i} \quad (\text{A12})$$

$$\sigma = 1 - \varphi - \nu - \mu \quad (\text{A13})$$

then equations (A5-A7) can be written:

$$\frac{C_R}{C_0} = \varphi e^{-t} \quad (\text{A14})$$

$$\frac{C_B}{C_0} = i \delta \varphi \left( e^{-\lambda} - e^{-t} \right) \quad (\text{A15})$$

$$\frac{C_H}{C_0} = \mu e^{-t} + \nu e^{-\lambda} + \sigma e^{-\zeta_2 t} \quad (\text{A16})$$

The amount of C mineralised can be calculated using equation (A1):

$$C = C_{R0} - C_R + C_{B0} - C_B + C_{H0} - C_H \quad (\text{A17})$$

$$\frac{C}{C_0} = -\frac{C_R}{C_0} - \frac{C_B}{C_0} - \frac{C_H}{C_0} \quad (\text{A18})$$

so that:

$$\frac{C}{C_0} = -\varphi e^{-t} - i \delta \varphi \left( e^{-\lambda} - e^{-t} \right) - \mu e^{-t} - \nu e^{-\lambda} - \sigma e^{-\zeta_2 t} \quad (\text{A19})$$

If we put:

$$\alpha_C = \varphi - k \delta \varphi + \mu \quad (\text{A20})$$

$$\beta_C = k \delta \varphi - \nu \quad (\text{A21})$$

$$\gamma_C = \sigma \quad (\text{A22})$$

then equation (A19) can be written:

$$\frac{C}{C_0} = -\alpha_C e^{-t} - \beta_C e^{-\lambda} - \gamma_C e^{-\zeta_2 t} \quad (\text{A23})$$

which is the relative 'apparent' C mineralisation of the plant residue.

The organic C remaining in soil is the complement, i.e.:

$$\boxed{\frac{C_{org}}{C_0} = \alpha_C e^{-t} + \beta_C e^{-\lambda} + \gamma_C e^{-\zeta_2 t}} \quad (\text{A23}')$$

**2) The N balance** can be written:

The humified organic N is :

$$\frac{dN_H}{dt} = \lambda N_B - \zeta_2 N_H \quad (\text{A4})$$

$$\frac{dN_H}{dt} = \lambda w_B C_B - \zeta_2 N_H \quad (\text{A4})$$

This integrates as :

$$\frac{N_H}{C_0} = \mu w_B e^{-t} + \nu w_B e^{-\lambda} + \left( -\mu w_B - \nu w_B - \varphi \right) e^{-\zeta_2 t}$$

$$\frac{N_H}{N_0} = \mu \frac{w_B}{w} e^{-t} + \nu \frac{w_B}{w} e^{-\lambda} + \left( -\varphi \cdot \mu \frac{w_B}{w} - \nu \frac{w_B}{w} \right) e^{-\zeta t}$$

N balance:

$$N_{R0} + V_{B0} + V_{H0} = V_R + V_B + V_H + V \quad (A24)$$

The amount of nitrogen mineralised can be deduced from this equation:

$$N = \nu_R (C_{R0} - \tau_R) + \nu_B (C_{B0} - \tau_B) + (V_{H0} - V_H) \quad (A25)$$

Since  $\frac{N}{N_0} = \frac{N}{C_0} \cdot \frac{C_0}{N_0} = \frac{N}{C_0} \cdot \frac{1}{w}$  (A26)

it comes:

$$\frac{N}{N_0} = \frac{w_R}{w} \left( \varphi \cdot \frac{C_R}{C_0} \right) + \frac{w_B}{w} \left( \theta - \frac{C_B}{C_0} \right) + \left( 1 - \varphi \cdot \frac{N_H}{N_0} \right) \quad (A27)$$

$$\frac{N}{N_0} = \frac{w_R}{w} \varphi \left[ -\tau_R e^{-t} + \frac{w_B}{w} \tau_B e^{-\lambda} + \delta \nu \left[ e^{-\lambda} - \tau_B e^{-t} \right] + \left[ -\varphi \cdot \mu \tau_B e^{-t} - \nu \tau_B e^{-\lambda} - \sigma \tau_B e^{-\zeta t} \right] \right] \quad (A28)$$

If we put:

$$\alpha = \frac{\nu (w_R - \delta w_B) + \nu_H}{w} \quad (A29)$$

$$\beta = \frac{\delta \varphi w_B + \nu_H}{w} \quad (A30)$$

$$\gamma_i = \frac{\tau w_H}{w} \quad (A31)$$

$$\delta = \frac{\varphi \tau_R + \theta \nu_B + (-\varphi \cdot \theta) w_H}{w} = \quad (\text{see A33}) \quad (A32)$$

then Equation (A28) becomes:

$$\frac{N}{N_0} = -\alpha e^{-t} - \beta e^{-\lambda} - \gamma_i e^{-\zeta t} \quad (A33)$$

This gives the relative 'apparent' N mineralisation rate of the plant residue.

Initial N balance :

The N:C ratio of the organic residue is given by the balance equation

$$w = w_R \varphi + w_B \theta + w_H (-\tau - \nu) \quad (A34)$$

so that:

$$w_R = \frac{w - w_B \theta - w_H (-\tau - \nu)}{\varphi} \quad (A35)$$

$$w_H = \frac{w - w_R \varphi - w_B \theta}{1 - \tau - \nu} \quad (A36)$$

$$w_R > 0 \Leftrightarrow w - w_B \theta - w_H (-\varphi \cdot \theta - \nu) \quad (A37)$$

$$w_R > 0 \Leftrightarrow \varphi \cdot \frac{w_B \theta + \nu_H (-\theta - \nu)}{w_H} \quad (A38)$$

## ANNEXE 2 : CARACTERISATION DES PRO UTILISES

### I- Cinétiques de minéralisation des PRO selon leurs natures

Les cinétiques de minéralisation sont très variables d'un produit à un autre pour le carbone et pour l'azote. Les figures 1, 2, 3, 4 et 5 représentent une représentation graphique des cinétiques de minéralisation de tous les PRO groupés par nature.

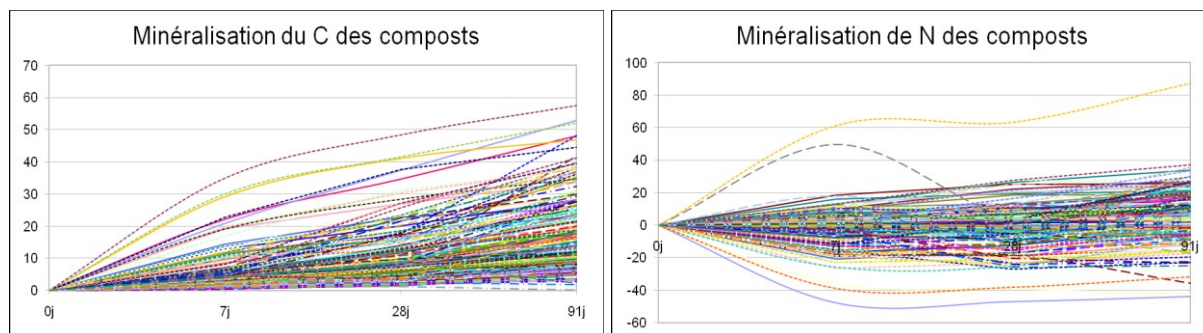


Figure 1 : Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour les composts

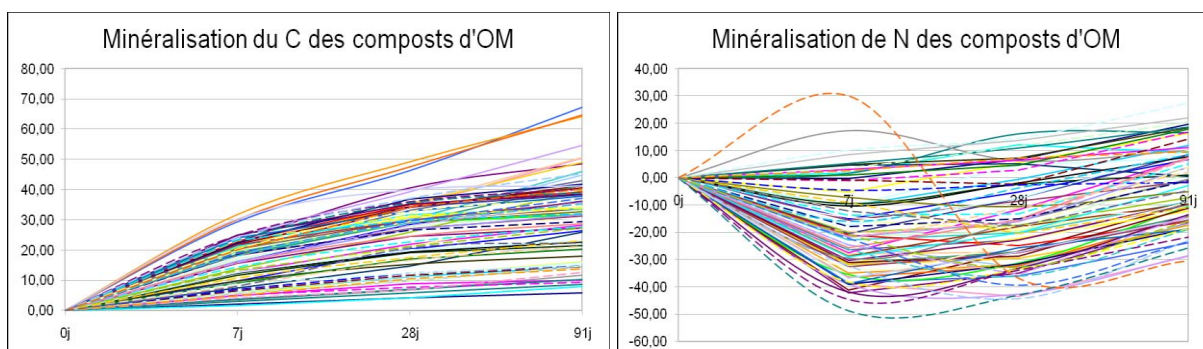


Figure 2 : Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour les composts d'ordures ménagères

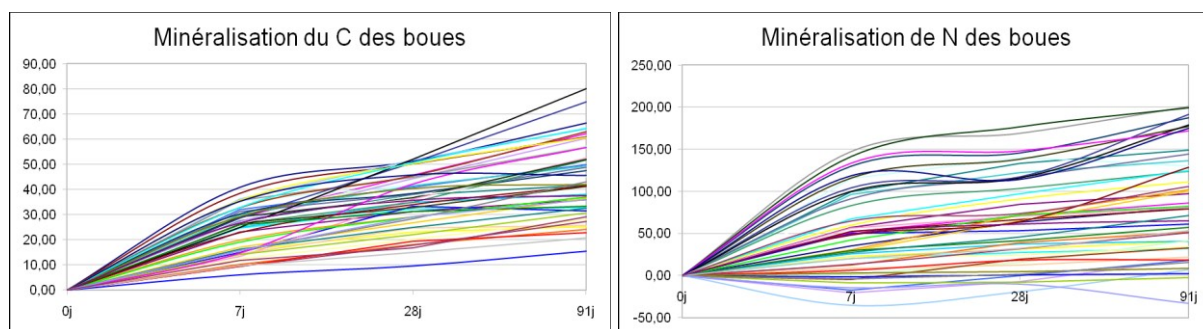


Figure 3 : Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour les boues

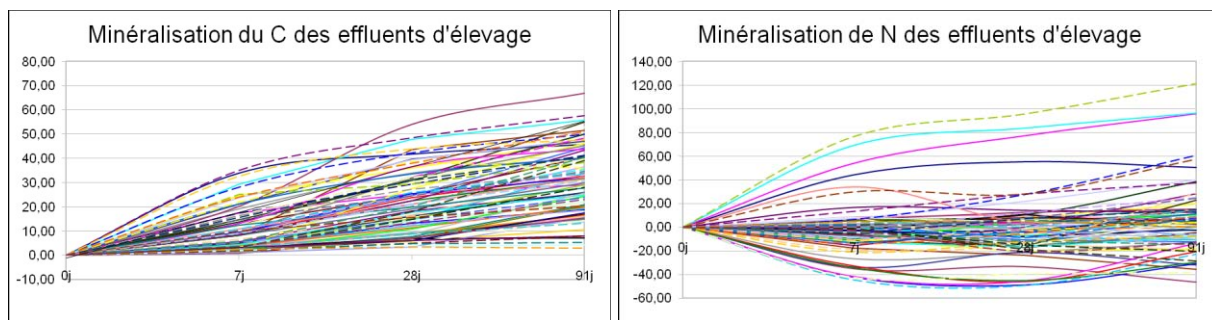


Figure 4 : Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour les effluents d'élevage

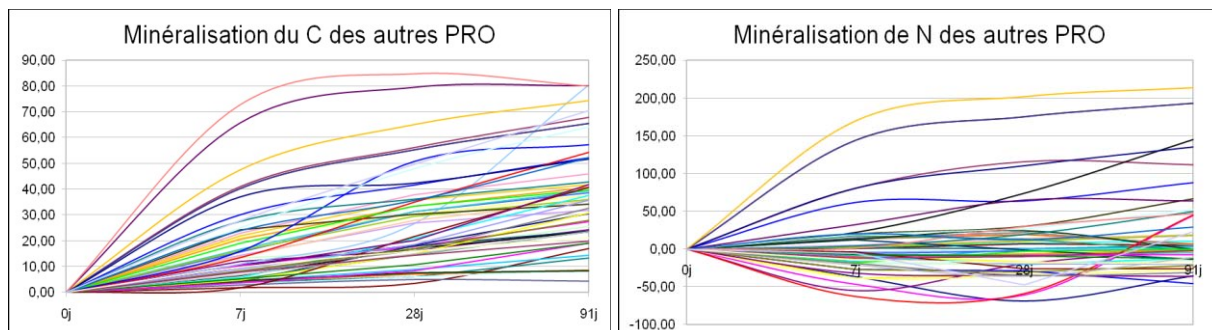


Figure 5 : Cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote pour les autres PRO

## II- Variabilité des paramètres du modèle en considérant tous les PRO

Les cinq paramètres optimisés du modèle varient largement pour l'ensemble des PRO (Figure 1).

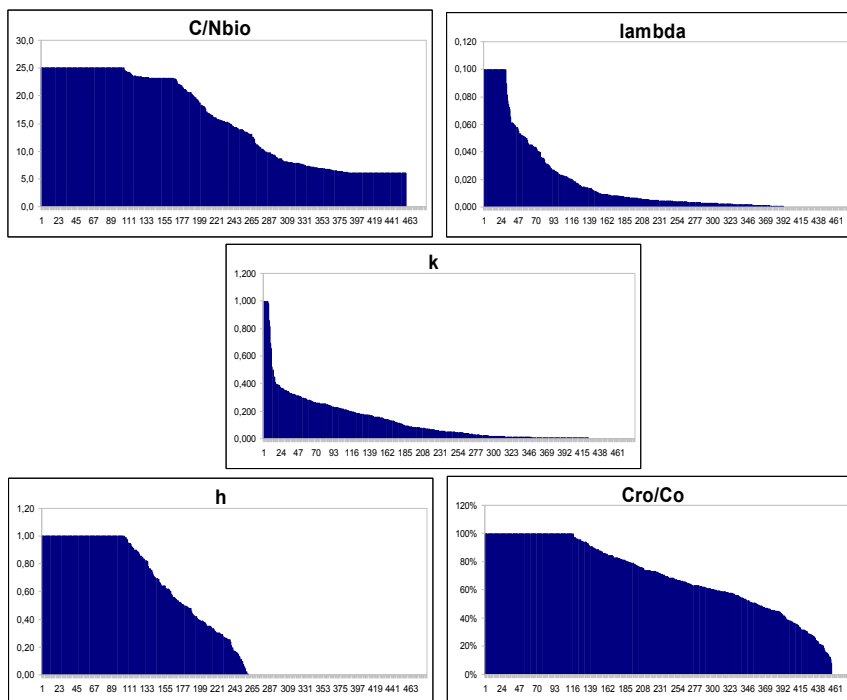


Figure 1 : Distribution des paramètres du modèle pour les PRO utilisés

### III- Relation entre les paramètres du modèle et les propriétés analytiques des PRO en considérant la totalité des PRO

Des corrélations significatives au seuil de 1% entre les différents paramètres du modèle et les propriétés des PRO utilisés ont été observées (Tableau 1).

Tableau 1 : Matrice des corrélations entre les paramètres optimisés de STICS et les propriétés des PRO

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	ISMO	C/N
<b>C/Nbio</b>	<b>-0,386</b>	-0,115	<b>-0,296</b>	0,117	<b>0,333</b>	<b>0,327</b>	<b>0,192</b>
<b>k</b>	<b>0,491</b>	0,002	<b>0,300</b>	-0,028	<b>-0,357</b>	<b>-0,513</b>	<b>-0,122</b>
<b>lambda</b>	-0,011	-0,002	<b>-0,166</b>	<b>0,122</b>	0,090	0,025	0,094
<b>h</b>	<b>-0,385</b>	-0,080	0,031	<b>-0,202</b>	<b>0,213</b>	<b>0,364</b>	<b>-0,133</b>
<b>Cro/Co</b>	<b>0,327</b>	<b>0,234</b>	-0,031	0,064	<b>-0,171</b>	<b>-0,311</b>	<b>0,236</b>
<b>K1</b>	<b>-0,560</b>	<b>-0,258</b>	0,027	<b>-0,198</b>	<b>0,325</b>	<b>0,540</b>	<b>-0,287</b>

(En gras sont représentées les valeurs des coefficients de corrélation significatifs au seuil 1%)

Tous les paramètres du modèle, sont significativement corrélés au rapport C/N des PRO (Nicolardot et al., 2001) ainsi qu'à ISMO (indice de stabilité de la matière organique) à l'exception du taux de décomposition de la biomasse ( $\lambda$ ).

Le taux de décomposition de la fraction décomposable (k) est très corrélé au carbone minéralisé au bout du 91<sup>ème</sup> jour d'incubation ainsi qu'à ISMO ; en effet, plus la fraction décomposable d'un produit est importante, plus ce produit se minéralise facilement.

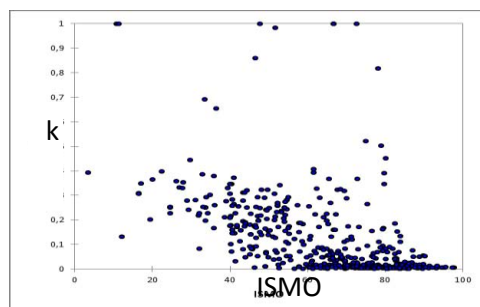


Figure 2 : corrélation entre k et ISMO

$\lambda$  est très peu corrélé aux caractéristiques des PRO, ce paramètre n'est significativement lié qu'à la fraction soluble et la fraction cellulosique. La corrélation avec la fraction soluble est négative, or un PRO ayant une fraction soluble importante est un produit facilement biodégradable, ce qui signifie que la décomposition par la biomasse est faible quand le PRO est facilement biodégradable.

h est négativement corrélé à C<sub>91j</sub>, ce qui montre que les produits lentement décomposables sont à l'origine d'un important rendement d'humification par la biomasse microbienne.

Théoriquement, un produit qui se décompose facilement doit avoir une fraction de carbone décomposable importante, ceci est confirmé par une corrélation positive entre Cro/Co et C<sub>91j</sub>.

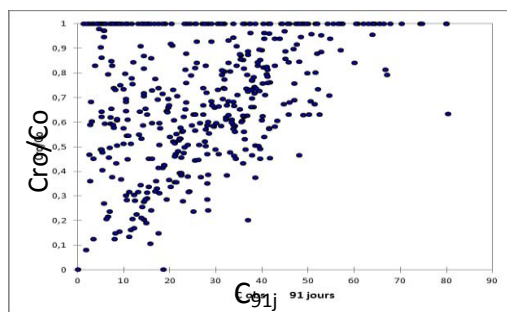


Figure 3 : corrélation entre Cro/Co et  $C_{91j}$

Le modèle permet de calculer le coefficient d'humification  $k_1$ , ce coefficient est très variable entre les PRO, sa distribution ne présente aucun palier de valeurs constantes (figure 4).

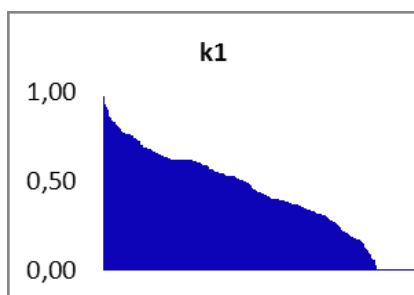


Figure 4 : Distribution du coefficient d'humification

Tableau 2 : Matrice des corrélations entre les paramètres optimisés de STICS

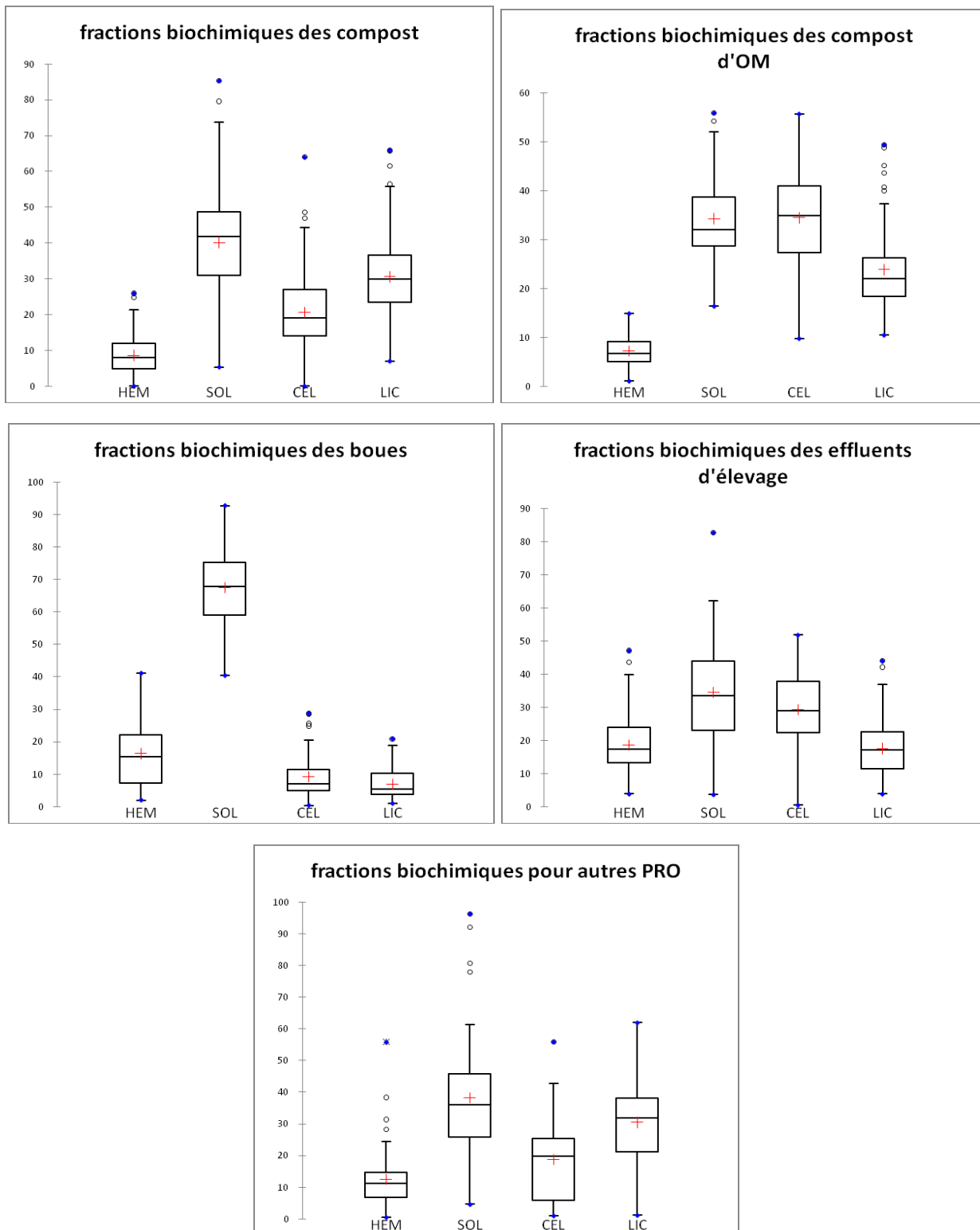
Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	<b>-0,169</b>	-0,103	0,067	<b>-0,241</b>
<b>k</b>	<b>-0,169</b>	<b>1</b>	-0,010	<b>-0,295</b>	<b>-0,129</b>
<b>lambda</b>	-0,103	-0,010	<b>1</b>	<b>0,179</b>	-0,036
<b>h</b>	0,067	<b>-0,295</b>	<b>0,179</b>	<b>1</b>	<b>0,122</b>
<b>Cro/Co</b>	<b>-0,241</b>	<b>-0,129</b>	-0,036	<b>0,122</b>	<b>1</b>

Entre eux, les paramètres du modèle montrent des corrélations significatives au seuil de 1% : le rapport C/N de la biomasse est négativement corrélé à la proportion de carbone décomposable par rapport au carbone total ; k est négativement corrélé au rendement d'humification de la biomasse microbienne, en effet plus un produit est décomposable plus l'humification de sa biomasse est lente. h est aussi corrélé au taux de décomposition de la biomasse car une biomasse qui se décompose facilement est une biomasse qui s'humifie aussi rapidement.



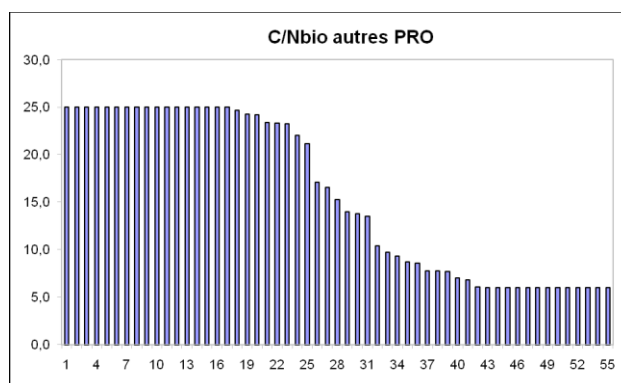
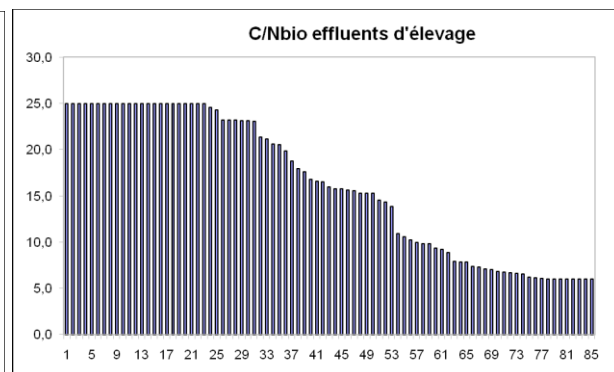
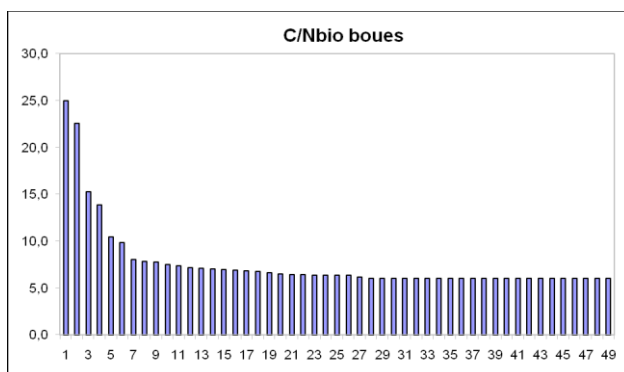
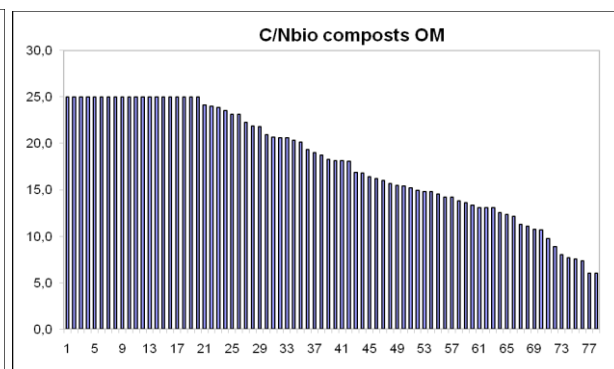
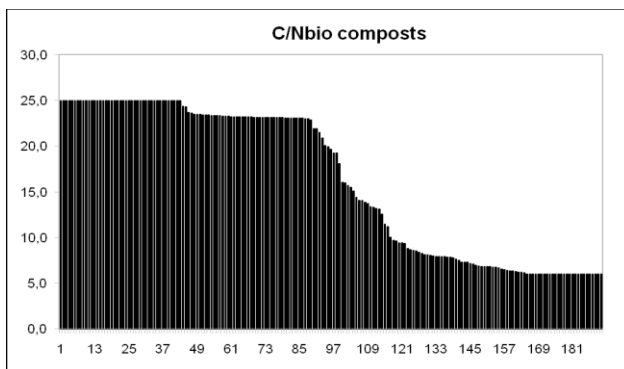
**ANNEXE 3 : CARACTERISATION DES CLASSES DE PRO PAR NATURE**

**I- Fractions biochimiques des PRO**

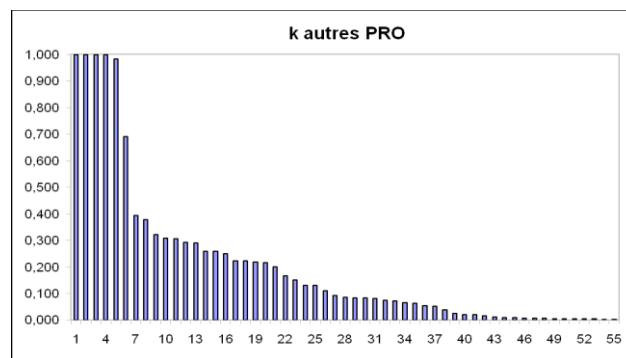
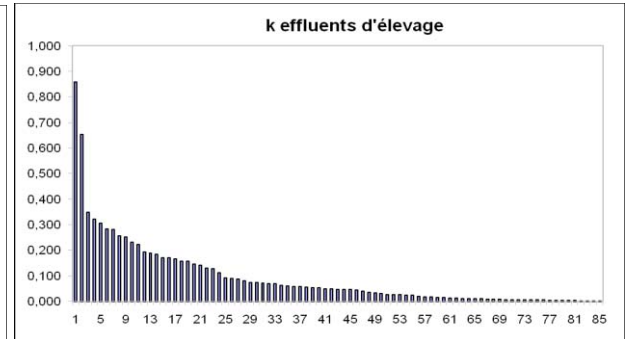
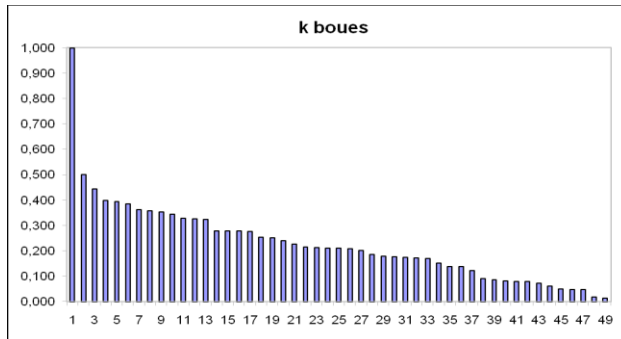
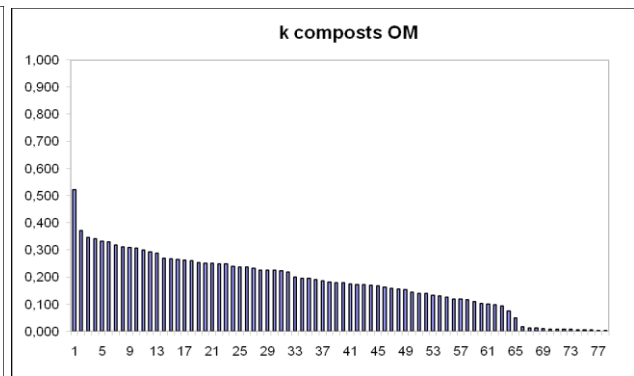
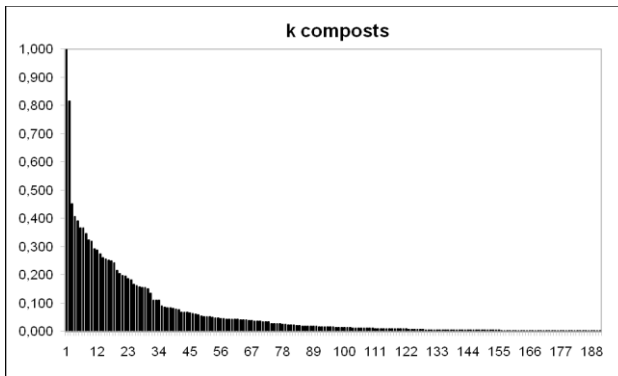


Distribution des fractions biochimiques pour chaque classe de PRO

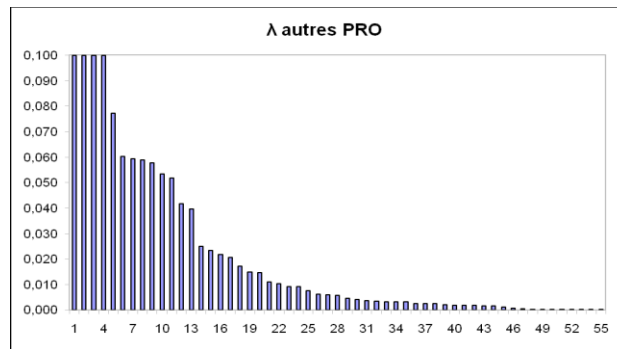
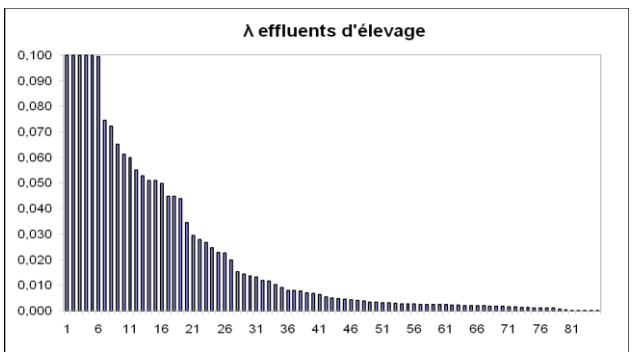
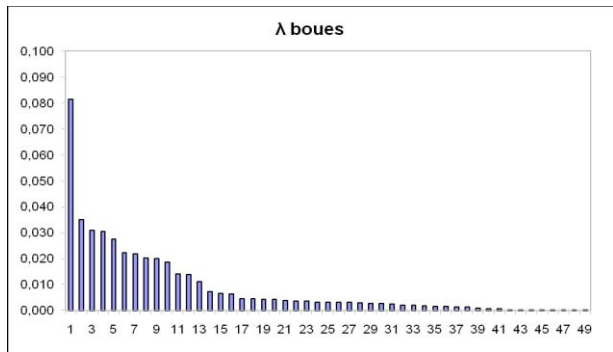
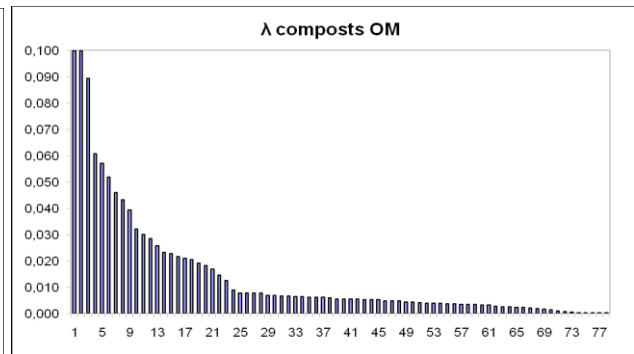
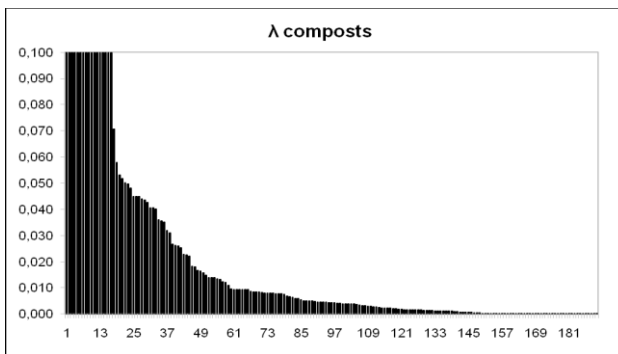
## II- Variabilité des paramètres du modèles



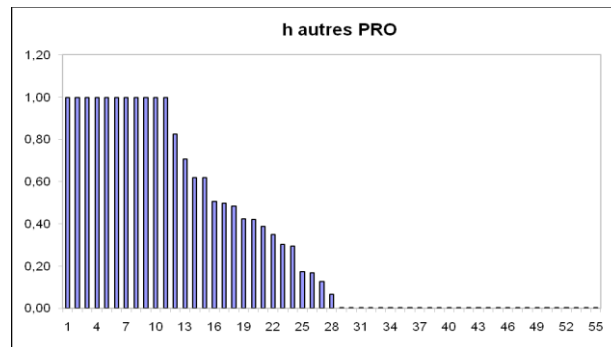
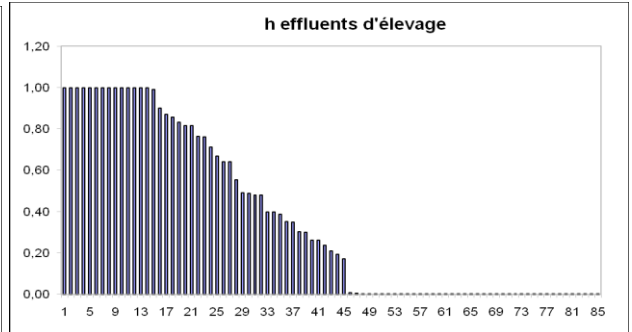
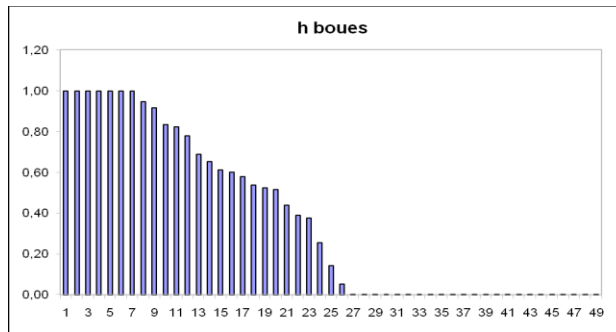
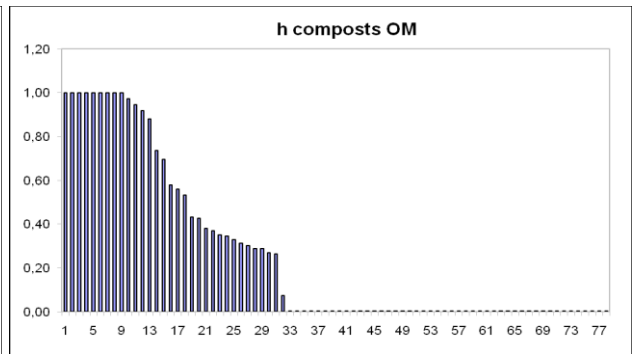
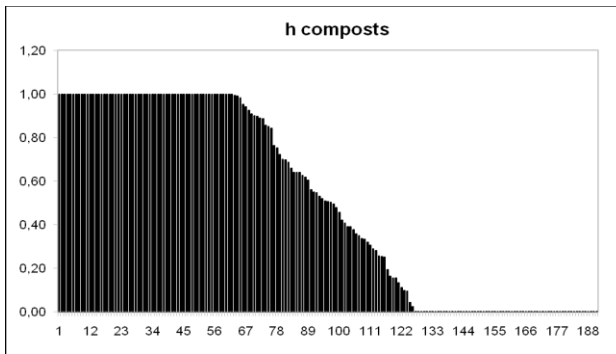
Distribution du rapport C/N de la biomasse



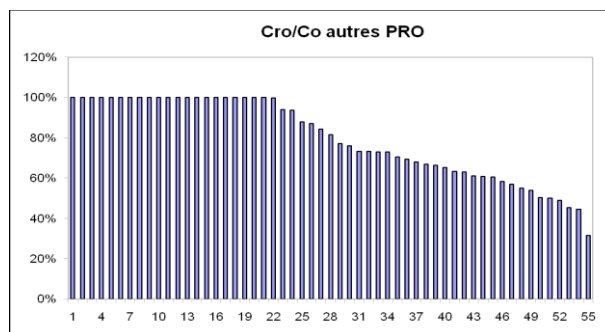
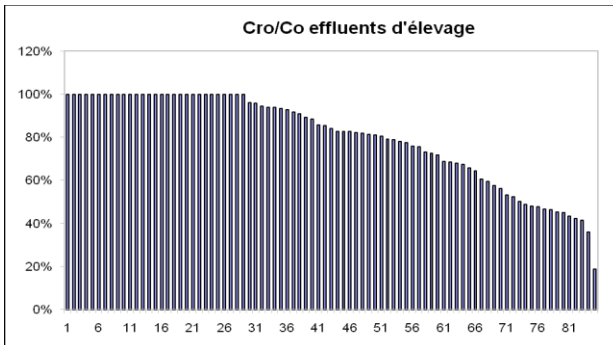
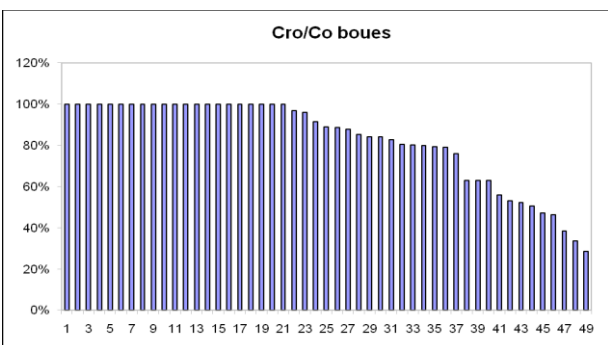
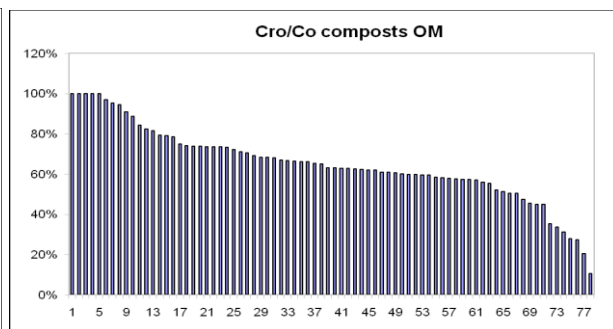
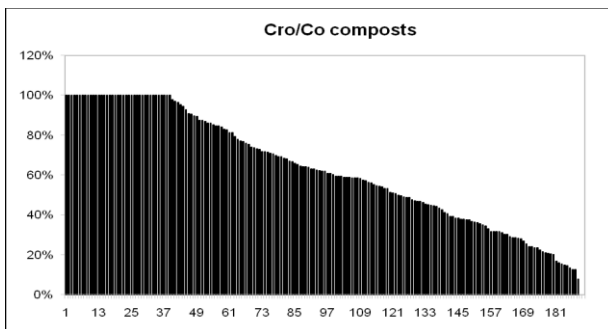
Distribution du taux de décomposition de la fraction décomposable



Distribution du taux de décomposition de la biomasse



Distribution du rendement d'humification de la biomasse microbienne



Distribution de la praportion de C décomposable par rapport au C total

### III- Relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques des composts au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
<b>C/Nbio</b>	<b>-0,325</b>	0,038	-0,029	-0,117	0,140	0,021	<b>0,227</b>
<b>k</b>	<b>0,368</b>	-0,002	<b>0,187</b>	0,031	<b>-0,262</b>	-0,123	<b>-0,330</b>
<b>lambda</b>	-0,012	0,084	<b>-0,248</b>	0,152	0,111	0,006	-0,043
<b>h</b>	<b>-0,338</b>	-0,046	0,123	-0,172	0,043	-0,104	<b>0,320</b>
<b>Cro/Co</b>	0,109	0,023	-0,142	0,168	-0,010	<b>0,291</b>	-0,116
<b>K1</b>	<b>-0,334</b>	-0,081	<b>0,229</b>	<b>-0,282</b>	0,044	<b>-0,340</b>	<b>0,356</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour les composts au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	-0,095	-0,067	0,127	-0,161
<b>k</b>	-0,095	<b>1</b>	-0,085	<b>-0,271</b>	<b>-0,315</b>
<b>lambda</b>	-0,067	-0,085	<b>1</b>	0,039	-0,044
<b>h</b>	0,127	<b>-0,271</b>	0,039	<b>1</b>	0,149
<b>Cro/Co</b>	-0,161	<b>-0,315</b>	-0,044	0,149	<b>1</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques des composts d'ordures ménagères au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
<b>C/Nbio</b>	<b>-0,503</b>	0,097	<b>-0,354</b>	-0,117	<b>0,456</b>	0,022	<b>0,329</b>
<b>k</b>	<b>0,504</b>	-0,150	0,237	<b>0,349</b>	<b>-0,612</b>	0,228	<b>-0,591</b>
<b>lambda</b>	0,116	0,004	0,051	-0,013	-0,035	-0,030	0,000
<b>h</b>	-0,220	<b>0,296</b>	-0,119	<b>-0,313</b>	<b>0,398</b>	-0,162	<b>0,318</b>
<b>Cro/Co</b>	0,233	<b>0,302</b>	<b>-0,484</b>	0,260	0,034	<b>0,455</b>	-0,269
<b>K1</b>	<b>-0,525</b>	0,078	<b>0,338</b>	<b>-0,659</b>	<b>0,467</b>	<b>-0,673</b>	<b>0,678</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour les composts d'ordures ménagères au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	<b>-0,343</b>	<b>-0,367</b>	0,052	-0,001
<b>k</b>	<b>-0,343</b>	<b>1</b>	0,089	<b>-0,569</b>	<b>-0,351</b>
<b>lambda</b>	<b>-0,367</b>	0,089	<b>1</b>	<b>0,409</b>	0,079
<b>h</b>	0,052	<b>-0,569</b>	<b>0,409</b>	<b>1</b>	<b>0,514</b>
<b>Cro/Co</b>	-0,001	<b>-0,351</b>	0,079	<b>0,514</b>	<b>1</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques des boues au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
<b>C 91j</b>	<b>1</b>	-0,120	0,060	<b>0,367</b>	<b>-0,476</b>	0,001	<b>-0,609</b>
<b>C/Nbio</b>	-0,112	0,149	-0,308	0,077	0,344	0,273	<b>0,381</b>
<b>k</b>	0,234	<b>-0,393</b>	<b>0,378</b>	0,108	-0,286	0,022	<b>-0,368</b>
<b>lambda</b>	-0,025	-0,341	0,278	0,138	-0,189	0,215	0,039
<b>h</b>	<b>-0,524</b>	-0,029	0,084	-0,143	0,075	0,133	0,300

<b>Cro/Co</b>	<b>0,636</b>	0,075	-0,021	0,165	<b>-0,371</b>	-0,085	<b>-0,570</b>
<b>K1</b>	<b>-0,744</b>	-0,027	0,057	-0,219	0,261	0,166	<b>0,551</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour les boues au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	-0,049	0,083	-0,099	<b>-0,387</b>
<b>k</b>	-0,049	<b>1</b>	<b>0,747</b>	-0,218	-0,188
<b>lambda</b>	0,083	<b>0,747</b>	<b>1</b>	0,106	<b>-0,474</b>
<b>h</b>	-0,099	-0,218	0,106	<b>1</b>	-0,177
<b>Cro/Co</b>	<b>-0,387</b>	-0,188	<b>-0,474</b>	-0,177	<b>1</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques des effluents d'élevage au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
<b>C/Nbio</b>	<b>-0,368</b>	-0,048	-0,103	0,039	0,179	0,241	<b>0,314</b>
<b>k</b>	<b>0,474</b>	0,068	<b>0,303</b>	-0,131	<b>-0,429</b>	-0,127	<b>-0,527</b>
<b>lambda</b>	-0,089	-0,039	-0,089	0,070	0,099	0,083	0,153
<b>h</b>	<b>-0,400</b>	<b>-0,279</b>	0,109	-0,109	0,234	-0,257	<b>0,316</b>
<b>Cro/Co</b>	0,231	0,063	-0,199	0,201	0,013	<b>0,281</b>	-0,259
<b>K1</b>	<b>-0,498</b>	<b>-0,289</b>	0,219	-0,225	0,211	<b>-0,435</b>	<b>0,450</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour les effluents d'élevage au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	-0,165	-0,186	0,043	<b>-0,323</b>
<b>k</b>	-0,165	<b>1</b>	-0,139	<b>-0,289</b>	-0,091
<b>lambda</b>	-0,186	-0,139	<b>1</b>	<b>0,342</b>	0,056
<b>h</b>	0,043	<b>-0,289</b>	<b>0,342</b>	<b>1</b>	0,170
<b>Cro/Co</b>	<b>-0,323</b>	-0,091	0,056	0,170	<b>1</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques des autres PRO au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
<b>C/Nbio</b>	<b>-0,420</b>	-0,238	-0,224	0,004	<b>0,401</b>	0,207	<b>0,528</b>
<b>k</b>	<b>0,413</b>	0,029	<b>0,347</b>	-0,127	-0,333	-0,222	<b>-0,491</b>
<b>lambda</b>	0,139	-0,042	-0,105	0,204	-0,005	0,176	-0,099
<b>h</b>	<b>-0,398</b>	-0,007	-0,287	-0,180	<b>0,480</b>	-0,044	<b>0,372</b>
<b>Cro/Co</b>	0,257	0,241	0,090	-0,202	-0,095	0,239	-0,195
<b>K1</b>	<b>-0,565</b>	-0,208	-0,331	-0,051	<b>0,551</b>	-0,203	<b>0,526</b>

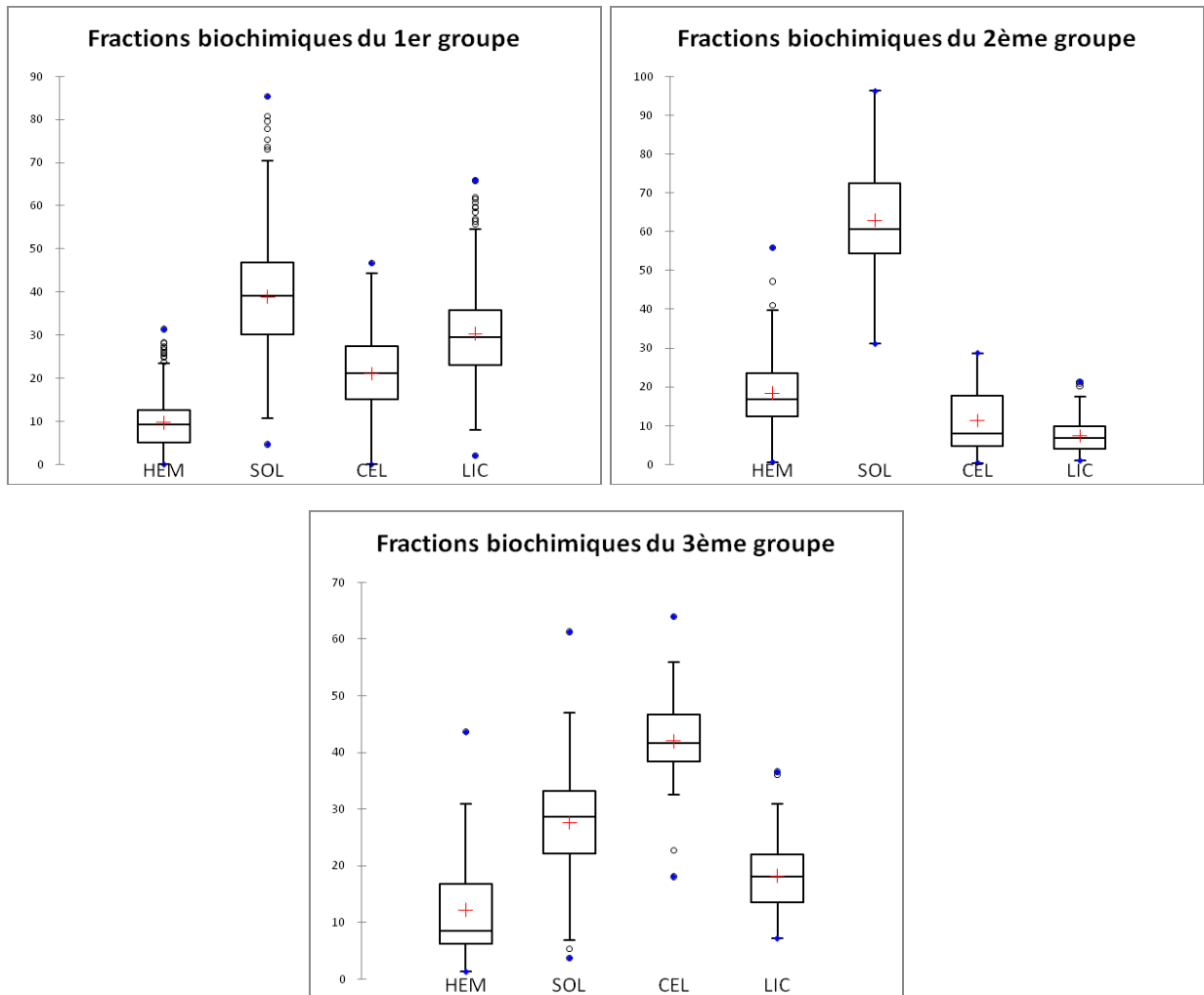
Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour les autres PRO au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	-0,101	-0,236	0,027	-0,299
<b>k</b>	-0,101	<b>1</b>	0,082	-0,127	-0,243
<b>lambda</b>	-0,236	0,082	<b>1</b>	0,294	-0,092
<b>h</b>	0,027	-0,127	0,294	<b>1</b>	0,250
<b>Cro/Co</b>	-0,299	-0,243	-0,092	0,250	<b>1</b>



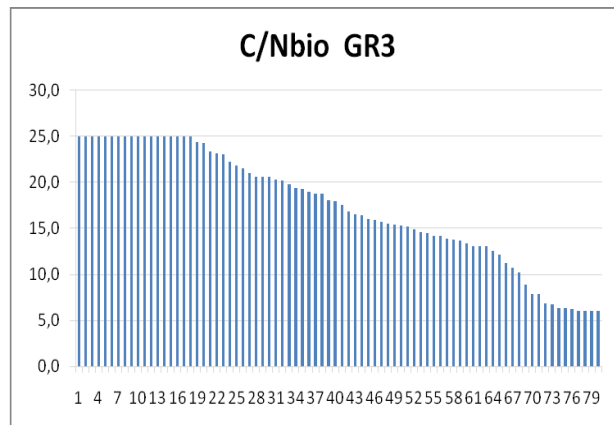
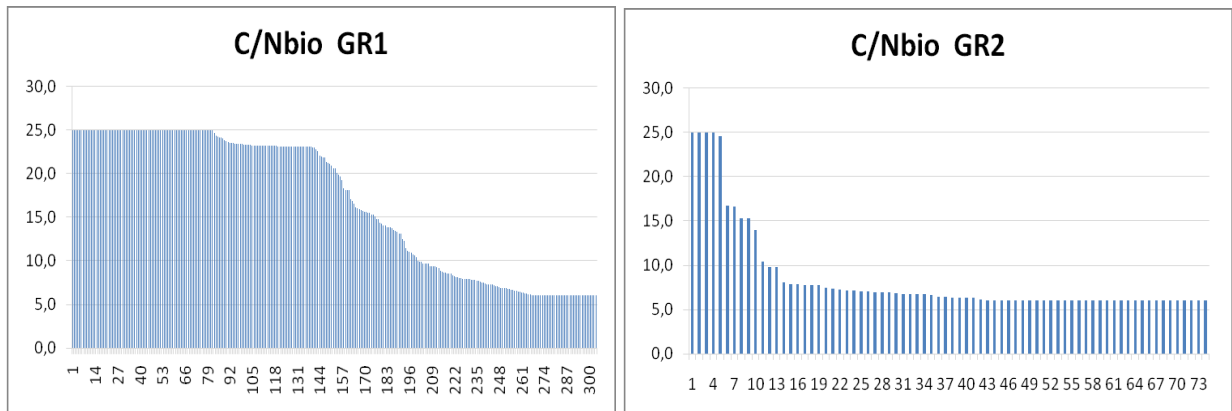
**ANNEXE 4 : CARACTERISATION DES CLASSES DE PRO SELON DES CARACTERISTIQUES STATISTIQUES (CAH)**

**I- Fractions biochimiques des PRO**

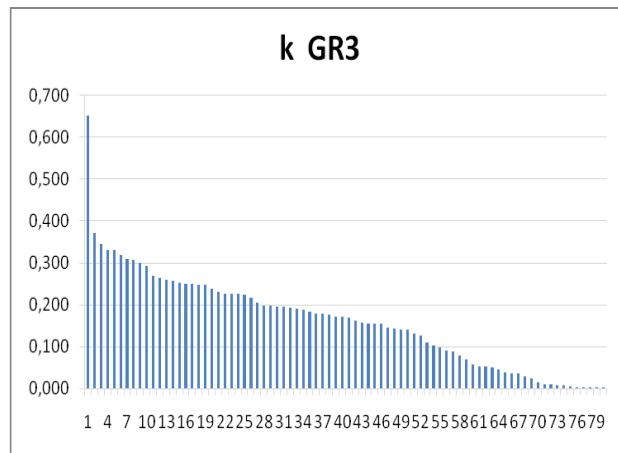
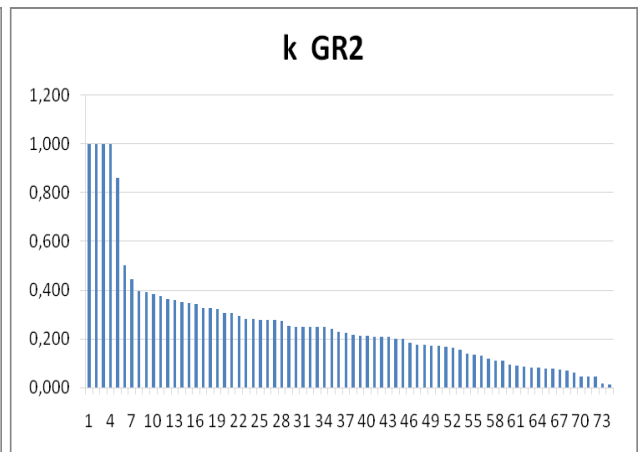
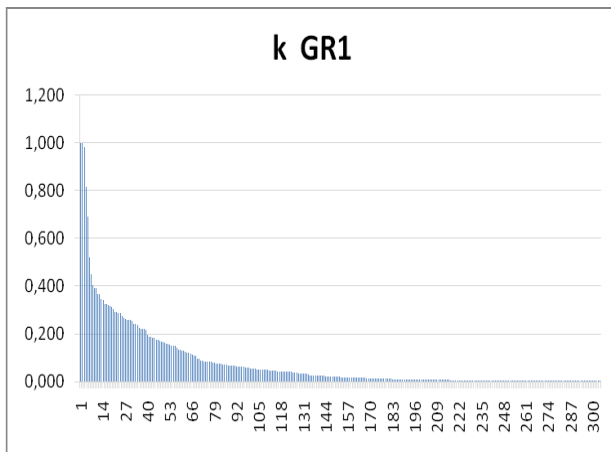


Distribution des fractions biochimiques pour chaque classe de PRO

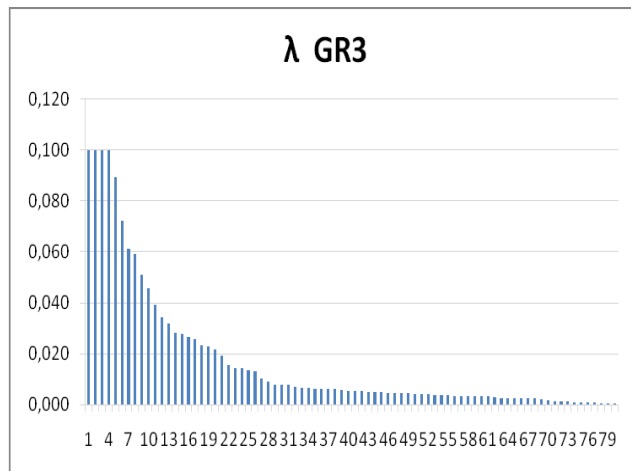
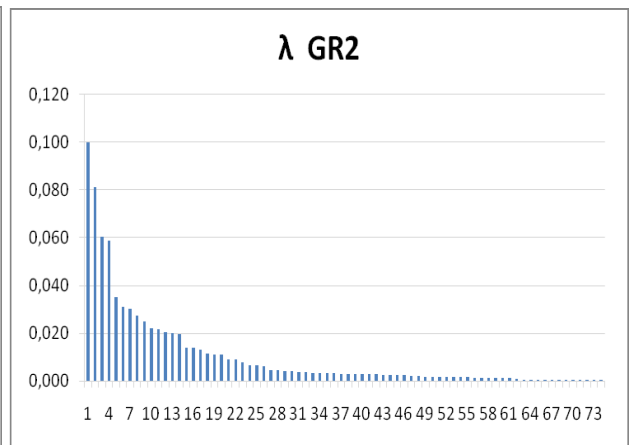
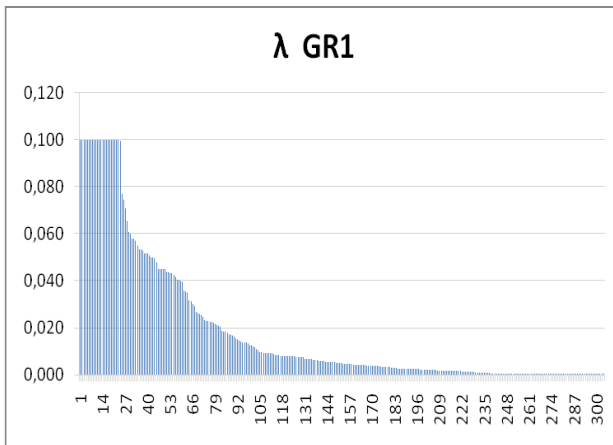
## II- Variabilité des paramètres du modèles



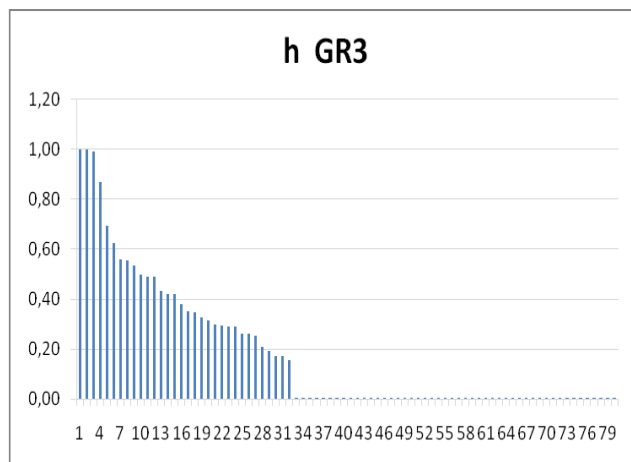
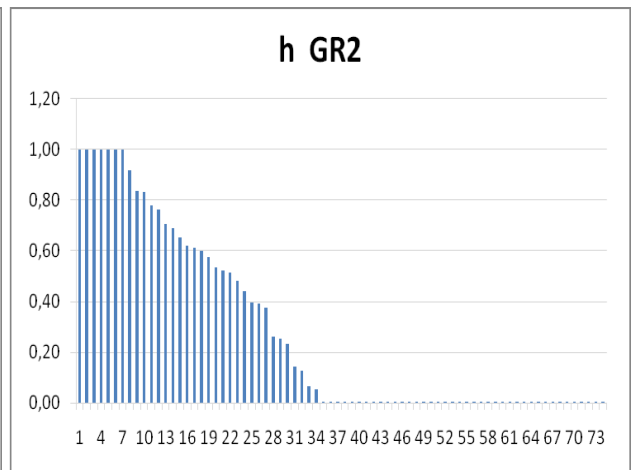
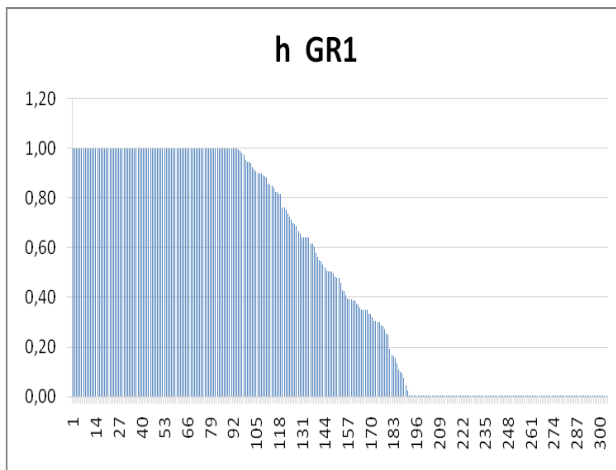
Distribution du rapport C/N de la biomasse



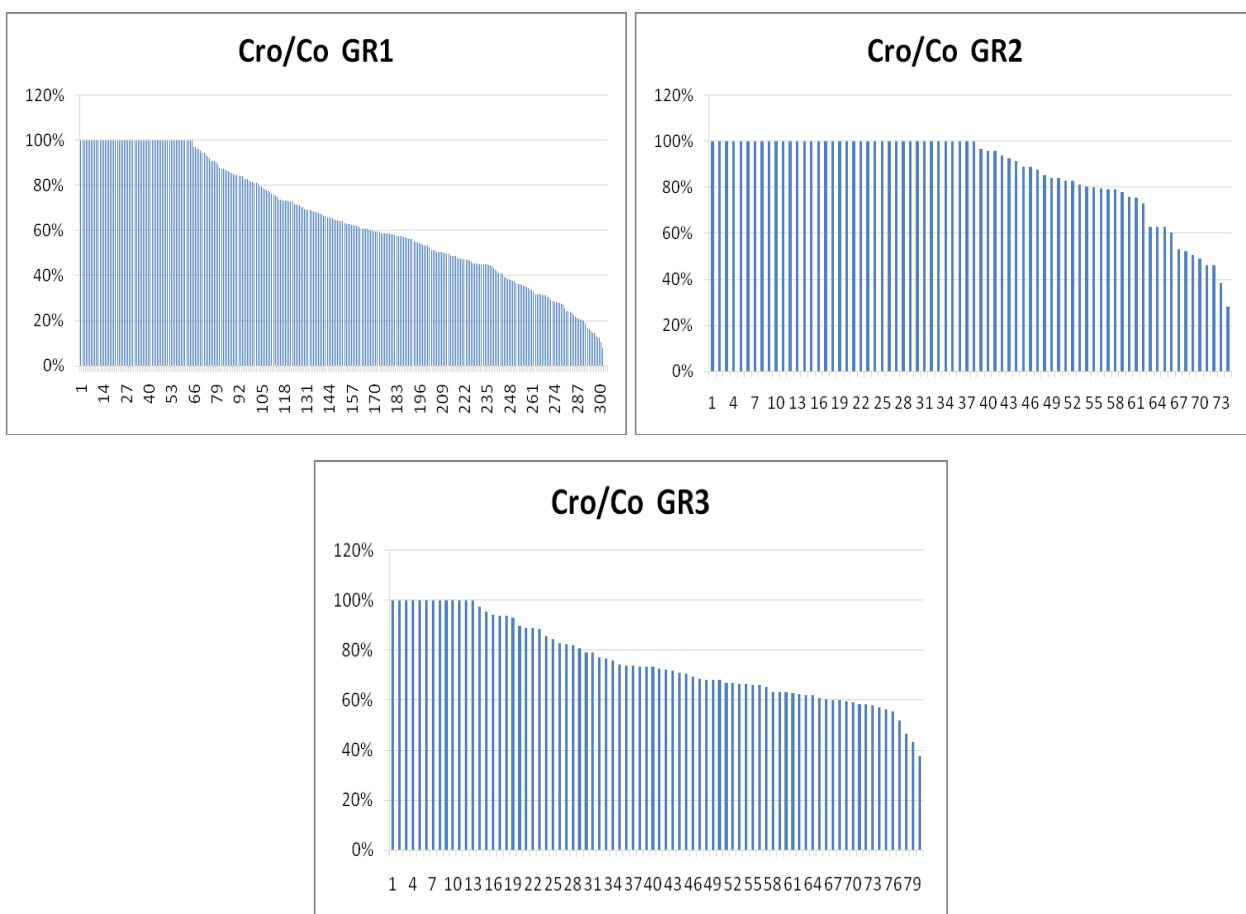
Distribution du taux de décomposition de la fraction décomposable



Distribution du taux de décomposition de la biomasse



Distribution du rendement d'humification de la biomasse microbienne



Distribution de la praportion de C décomposable par rapport au C total

### III- Relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des PRO

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques du groupe1 de PRO au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
<b>C/Nbio</b>	<b>-0,312</b>	0,042	-0,088	-0,111	<b>0,182</b>	0,106	<b>0,215</b>
<b>k</b>	<b>0,358</b>	-0,087	0,135	0,067	<b>-0,173</b>	-0,089	<b>-0,382</b>
<b>lambda</b>	0,059	0,063	<b>-0,174</b>	<b>0,173</b>	0,017	0,077	-0,095
<b>h</b>	<b>-0,362</b>	0,003	0,033	-0,136	0,080	-0,111	<b>0,301</b>
<b>Cro/Co</b>	0,113	0,141	<b>-0,220</b>	0,115	0,083	<b>0,332</b>	-0,047
<b>K1</b>	<b>-0,406</b>	-0,132	<b>0,209</b>	<b>-0,214</b>	0,014	<b>-0,387</b>	<b>0,300</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour le groupe1 de PRO au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
<b>C/Nbio</b>	<b>1</b>	-0,085	-0,137	0,107	-0,111
<b>k</b>	-0,085	<b>1</b>	-0,045	<b>-0,305</b>	<b>-0,330</b>
<b>lambda</b>	-0,137	-0,045	<b>1</b>	0,123	0,022
<b>h</b>	0,107	<b>-0,305</b>	0,123	<b>1</b>	<b>0,270</b>
<b>Cro/Co</b>	-0,111	<b>-0,330</b>	0,022	<b>0,270</b>	<b>1</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques du groupe2 de PRO au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
C/Nbio	-0,046	0,123	-0,225	0,202	0,022	<b>0,573</b>	0,293
k	0,268	-0,287	0,229	-0,078	0,122	0,034	<b>-0,308</b>
lambda	0,228	0,024	0,039	-0,146	0,095	<b>0,446</b>	-0,014
h	<b>-0,341</b>	-0,006	0,120	-0,192	0,004	0,028	0,157
Cro/Co	<b>0,556</b>	-0,035	-0,088	0,165	0,045	-0,073	<b>-0,541</b>
K1	<b>-0,572</b>	0,028	0,134	-0,253	-0,003	0,081	<b>0,443</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour le groupe2 de PRO au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
C/Nbio	<b>1</b>	0,063	0,176	-0,165	<b>-0,300</b>
k	0,063	<b>1</b>	<b>0,546</b>	-0,009	-0,158
lambda	0,176	<b>0,546</b>	<b>1</b>	0,206	<b>-0,332</b>
h	-0,165	-0,009	0,206	<b>1</b>	-0,113
Cro/Co	<b>-0,300</b>	-0,158	<b>-0,332</b>	-0,113	<b>1</b>

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS et caractéristiques du groupe3 de PRO au seuil 1%

Variables	C 91j	HEM	SOL	CEL	LIC	C/N	ISMO
C/Nbio	-0,181	-0,041	0,104	-0,178	0,083	0,051	0,222
k	<b>0,330</b>	<b>-0,322</b>	<b>0,445</b>	-0,128	-0,145	<b>-0,462</b>	<b>-0,537</b>
lambda	0,030	0,028	-0,138	0,116	0,059	0,088	0,010
h	0,172	-0,005	0,074	-0,055	-0,054	0,013	0,030
Cro/Co	0,006	<b>0,341</b>	<b>-0,450</b>	0,256	-0,014	<b>0,659</b>	0,014
K1	0,154	<b>-0,293</b>	<b>0,447</b>	-0,248	-0,056	<b>-0,553</b>	-0,017

Matrice de corrélations entre paramètres de STICS pour le groupe3 de PRO au seuil 1%

Variables	C/Nbio	k	lambda	h	Cro/Co
C/Nbio	<b>1</b>	0,135	<b>-0,467</b>	<b>-0,430</b>	<b>-0,327</b>
k	0,135	<b>1</b>	-0,130	-0,229	<b>-0,553</b>
lambda	<b>-0,467</b>	-0,130	<b>1</b>	<b>0,473</b>	0,082
h	<b>-0,430</b>	-0,229	<b>0,473</b>	<b>1</b>	0,206
Cro/Co	<b>-0,327</b>	<b>-0,553</b>	0,082	0,206	<b>1</b>

## **RESUME**

La matière organique est un composé principal dans le sol qui assure sa fertilité. La compréhension du comportement et du devenir de cette matière organique avec tous ses éléments est importante pour pouvoir gérer la fertilisation et les apports, principalement les apports azotés. Parmi les moyens permettant de deviner le comportement de la matière organique dans le sol, on a le suivi des cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote.

Dans le cadre du stage, des cinétiques de minéralisation du carbone et de l'azote de 485 produits résiduels organiques ont été utilisées pour paramétrer le modèle STICS (le simulateur de scénarios agronomiques. Brisson et al., 1998).

La procédure a consisté premièrement en une simulation des cinétiques de minéralisation de chaque PRO avec le module STICS-Résidu en utilisant les cinétiques déterminées expérimentalement, cette simulation a montré une conformité entre les données simulées et les données expérimentales ; en même temps, les paramètres du modèle ont été déterminés au niveau de cette étape. Ensuite un paramétrage du modèle par mise en relation des paramètres du modèle avec les propriétés des PRO a été essayé sur la totalité de la base, mais les résultats n'étaient pas satisfaisants vu l'hétérogénéité de la base, ce qui a conduit à l'équilibrer et en tirer un échantillon sur lequel a été effectué le paramétrage.

Le paramétrage du modèle a aussi été fait sur des groupes de PRO en tenant compte de leurs natures et/ou de caractéristiques statistiques (classification ascendante hiérarchique).

Le paramétrage pour l'échantillon équilibré, et pour les groupes définis a permis d'avoir des équations prédictives des paramètres de STICS tenant compte des propriétés des PRO, mais la qualité de prédiction des paramètres par ces équations s'avère non satisfaisante ; il est donc possible de proposer un autre type de classification des PRO ou de chercher des relations d'autres types (autre que les relations linéaires paramètre de STICS-caractéristique de PRO).

## **ABSTRACT**

The organic matter is an important component in the soil that provides fertility. Understanding the behavior and fate of this organic matter with all its elements is important to manage fertilization and organic inputs, mainly nitrogen inputs. Among the ways to predict the behavior of organic matter the mineralization kinetics of C and N. In this course, the kinetics of mineralization of carbon and nitrogen of 485 organic wastes were used to parameterize the STICS model (simulator of agronomic scenarios. Brisson et al., 1998). The procedure consisted first in a simulation of the kinetics of mineralization of each organic waste with the STICS-residue using the kinetics experimentally determined, the simulation showed a discrepancy between the simulated and experimental data, at the same time, the parameters of the model were calculated. Then a parameterization of the model by linking model parameters with the properties of the organic wastes was performed for the whole data base, but the results were not satisfactory because of the heterogeneity of the data, to resolve this issue, a sample was taken from the data and the parametrization was performed on it.

The parameterization of the model was also made on groups of organic wastes made on the basis of their nature and / or statistical characteristics (ascending hierarchical classification). The parametrization using the balanced sample, or the groups of organic wastes allowed to have predictive equations for STICS parameters taking into account the properties of the organic wastes, but the quality of prediction is unsatisfactory, so it is possible to propose another type of classification of organic wastes or seek other types of relationships (other than linear relationships STICS-parameters-organic wastes properties).