

# PARAMETRAGE DU MODELE AMG A L'AIDE DE DONNEES AU CHAMP ET DE LABORATOIRE POUR SIMULER L'EVOLUTION DE LA MATIERE ORGANIQUE DES SOLS DANS UN CONTEXTE D'APPORTS REGULIERS DE DIVERS PRODUITS RESIDUAIRES ORGANIQUES

Florent Levavasseur<sup>1</sup>, Bruno Mary<sup>2</sup>, Annie Duparque<sup>3</sup>, Sabine Houot<sup>1</sup>

<sup>1</sup> UMR INRA AgroParisTech ECOSYS, Université Paris-Saclay, 78850 Thiverval-Grignon, France

<sup>2</sup> UR INRA AgroImpact, site de Laon, 02000 Barenton-Bugny, France

<sup>3</sup> Agro-Transfert Ressources et Territoires, 80200 Estrées-Mons, France

## 1 Introduction

Les produits résiduels organiques (PRO) recouvrent l'ensemble des matières organiques qui ne sont pas directement dérivées des cultures et qui sont appliqués au sol comme fertilisant ou amendement organique. Les PRO peuvent être d'origine agricole (effluents d'élevage), agro-industrielle ou urbaine (boue STEP, compost de déchets verts...). Les PRO contribuent à l'entretien ou à l'augmentation de la matière organique du sol qui a un rôle central dans sa fertilité (Calvet et al., 2011). La contribution des PRO à l'entretien de la matière organique des sols varie selon les types de PRO même à quantité de carbone identique apportée (Gerzabek et al., 1997). Les caractéristiques physico-chimiques des PRO influencent en effet leur décomposition dans le sols, même si leurs effets à long terme restent débattu (Dignac et al., 2017).

Les modèles de carbone comme AMG (Clivot et al., 2019) sont des outils utiles pour prédire l'effet des pratiques culturales sur la matière organique du sol. AMG a été paramétré et validé dans de nombreux contextes pédo-climatiques et de systèmes de culture (Clivot et al., 2019; Saffih-Hdadi and Mary, 2008). Des essais préliminaires ont également montré sa capacité à simuler des systèmes avec PRO (Bouthier et al., 2014). Cependant, suite aux récentes évolutions du modèle, une validation de cette capacité à simuler des systèmes avec PRO doit être réalisée. Un paramétrage pour de nombreux PRO doit aussi être proposé afin d'augmenter la gamme d'utilisation du modèle en réponse à la diversité grandissante des ressources en PRO. Le paramétrage des modèles de carbone se fait généralement sur la base d'essais au champ de longue durée (Dechow et al., 2019; Peltre et al., 2012). Cependant, ces essais de longue durée avec PRO étant rares, une méthode alternative de paramétrage sur la base de mesures de laboratoire est nécessaire.

Les objectifs de cette étude sont donc (i) d'évaluer la capacité du modèle AMG à simuler le stockage de carbone dans le sol dans des essais de longue durée avec épandage de PRO, (ii) de valider une méthode de paramétrage des PRO dans AMG à partir de données de laboratoire et (iii) d'utiliser cette méthode pour paramétrer une large gamme de PRO dans AMG.

## 2 Matériel et méthode

### 2.1 Données au champ

Peu d'essais au champ de longue durée avec PRO existent dans le contexte tempéré français (voire européen). Une base de données d'entrée pour AMG a été constituée avec l'ensemble des données disponibles au sein de l'unité ECOSYS et ses partenaires et jugées de qualité suffisante (cohérence des dynamiques des stocks de carbone, informations suffisantes sur les PRO...). Les essais sont Askov (Bruun et al., 2003), Colmar (Obriot, 2016), QualiAgro (Noirot-Cosson et al., 2016), la Jaillère (Bouthier et al., 2007), la Séraill (Dragon and Icard, 2010), Rothamsted (Jenkinson and Rayner, 1977) et Ultuna (Karhu et al., 2012).

Pour chaque essai, sont renseignées les données nécessaires à AMG : données climatiques, propriétés du sol, travail du sol, apport de carbone par les cultures, type de PRO et dose de carbone du PRO apportée. Les principales caractéristiques de ces essais sont indiquées dans le Tableau 1 et le détail des traitements dans le Tableau 2. Ces essais recouvrent une bonne diversité de PRO (composts, fumier, boue...), mais majoritairement des PRO amendants.

**Tableau 1 :** Caractéristiques principales des essais PRO

Essai	Durée	Argile (%)	CaCO <sub>3</sub> (%)	Stock C initial (t C ha <sup>-1</sup> )	Température moyenne annuelle (°C)	P-ETP moyen annuel (mm)	Succession de culture
Askov (ASK)	1956-1986	3	0	11	7.5	466	Maïs ensilage, orge de printemps, lin fibre, blé tendre
Colmar (COL)	2000-2013	18	12	45	11.4	-252	Maïs grain, blé, betterave sucrière, blé
QualiAgro (QUA)	1998-2017	17	0	43	10.7	44	Maïs grain, blé
La Jaillière 2 (LAJA)	1995-2009	21	0	37	12.6	53	Maïs ensilage, blé
Rothamsted (ROTH)	1843-2010	28	2	29	9.1	80	Blé
SERAIL (SER)	1995-2009	17	0	38	12.9	-135	Maraîchage
Ultuna (ULT)	1956-1991	37	0	43	5.4	-39	Crucifères en rotation avec des céréales de printemps

**Tableau 2 :** Description des traitements des différents sites

Site	Traitement	PRO	Dose PRO (t C ha <sup>-1</sup> )	Fréquence (année)	Fertilisation minérale / gestion résidus différente	
Askov (ASK)	FYM	Fumier bovin	2.3	1	Fertilisation N	
	PEA	Tourbe	3.2			
	SAW	Sciure	3.2			
	STR	Paille de céréale	3.0			
	CT+N	-	-			
Colmar (COL)	DVB_N+	Compost de déchets verts et boue	2.2	2	Fertilisation N	
	TEM_N+	-	-	-		
QualiAgro (QUA)	BIO-N	Compost de déchets verts et biodéchets	3.6	2	Fertilisation N minimale	
	BIO+N		3.6		N optimale	
	DVB-N	Compost de déchets verts et boue	4.0		N minimale	
	DVB+N		4.0		N optimale	
	OMR-N	Compost d'ordures ménagères résiduelles	3.5		N minimale	
	OMR+N		3.5		N optimale	
	FUM-N	Fumier bovin	3.7		N minimale	
	FUM+N		3.7		N optimale	
	TEM-N	-	-		-	N minimale
	TEM+N		-		-	N optimale
La Jaillière 2 (LAJA)	FB	Fumier bovin	2.4	1 (jusqu'en 2004)	P	
	FP	Fumier porcin	1.8			
	FV	Fumier de volaille	1.6			
	CFB	Compost de fumier bovin	1.9			
	CFP	Compost de fumier porcin	1.7			
	CFV	Compost de fumier de volaille	1.6			
	TEM+N	-	-		-	NP

Site	Traitement	PRO	Dose PRO (t C ha <sup>-1</sup> )	Fréquence (année)	Fertilisation minérale / gestion résidus différente
Rothamsted Broadbalk (ROTH)	FYM_S0	Fumier bovin	3.0	1	Paille incorporée depuis 1986
	CT_S0	-	-	-	
	FYM_S1	Fumier bovin	3.0	1	Paille retirée
	CT_S0	-	-	-	
SERAIL (SER)	FUM_eqC	Fumier bovin	2.6	1	P K Ca Mg
	FUM_eqH		2.6	1	
	FUMT_eqC	Fumeterre (fumier bovin séché)	2.6	1	P K Ca Mg
	FUMT_eqH		2.7	1	P K Ca Mg
	CDV_eqC	Compost de déchets verts	2.6	1	P K Ca Mg
	CDV_eqH		1.6	1	P K Ca Mg
	ALGO_eqC	Algoforestier: compost d'écorce, fumier de volaille, lisier et algue	2.6	1	P K Ca Mg
	ALGO_eqH		2.0	1	P K Ca Mg
	VEGET_eqC	Végethumus: compost de tourteau de café (90%), fumier ovin et laine	2.6	1	P K Ca Mg
	VEGET_eqH		1.4	1	P K Ca Mg
	TEM_eqC	-	-	-	P K Ca Mg
	TEM_eqH	-	-	-	P K Ca Mg
Ultuna (ULT)	FB	Fumier bovin	3.8	2	-
	FB+P	Fumier bovin	3.8	2	P
	EV	Engrais vert	3.5	2	-
	TOU	Tourbe	3.9	2	-
	TOU+N	Tourbe	3.9	2	N
	SCI	Sciure	3.7	2	-
	SCI+N	Sciure	3.7	2	N
	BOUE	Boue STEP digérée	3.7	2	-
	PAIL	Paille de céréale	3.5	2	-
	PAIL+N	Paille de céréale	3.5	2	N
	TEM-N	-	-	-	-
	TEM+N	-	-	-	N

## 2.2 Le modèle AMG

Le modèle AMG (Clivot et al., 2019) a été conçu pour être robuste et simple à paramétrer et à évaluer. Il considère trois compartiments de carbone organique : le carbone exogène apporté au sol par les résidus de culture ou les PRO, le carbone actif et le carbone stable du sol. Il comporte trois paramètres : 1) le coefficient isohumique  $K_1$ , propre à chaque matière organique fraîche apportée au sol et fonction de sa composition biochimique, qui mesure le rendement de la transformation du carbone frais en carbone de la fraction active de l'humus du sol ; 2) le coefficient de vitesse de minéralisation annuelle de cette fraction du carbone du sol, qui varie en fonction du climat, des caractéristiques du sol, 3) le rapport du carbone organique stable au carbone organique total du sol.

Ce modèle conceptuel a été adapté sous 2 formes logicielles spécifiques :

- un logiciel « AMG-Recherche », conçu et mis en œuvre pour évaluer la valeur prédictive du modèle et en optimiser certains paramètres,
- un logiciel « SIMEOS-AMG » conçu par Agro-Transfert-RT et l'INRA, pour développer une démarche de conseil sur la gestion des MO dans les exploitations (<http://www.simeos-amg.org/>).

## 2.3 Détermination des coefficients isohumiques $K_1$

### 2.3.1 Optimisation des $K_1$ sur la base des essais au champ

La méthode la plus directe et a priori la plus robuste pour déterminer les  $K_1$  des PRO consiste à modéliser des essais au champ dans lesquels des PRO ont été épandus, et à optimiser la valeur de  $K_1$  qui permet de minimiser les erreurs de prédiction des stocks de carbone. Afin de minimiser l'impact d'une mauvaise modélisation des stocks de carbone en dehors de tout apport de PRO, il est proposé d'optimiser la valeur de  $K_1$  non pas sur les stocks de carbone absolus dans les traitements avec PRO, mais plutôt sur les différences de stocks entre traitements avec et sans PRO. Cette méthode a d'ailleurs été utilisée pour calibrer les PRO dans le modèle Roth-C (Peltre et al., 2012). Le raisonnement en termes de différence de stocks permet de s'affranchir de la proportion initiale de carbone stable. Cette méthode est mise en œuvre ici pour déterminer les  $K_1$  des PRO sur l'ensemble des essais longue durée avec PRO disponibles. La valeur de  $K_1$  retenue est celle qui permet de minimiser la Root Mean Square Error (RMSE) (paragraphe 2.4) entre valeur simulée et observée de la différence de stocks de carbone entre traitements avec et sans PRO d'un même essai.

### 2.3.2 Utilisation de l'ISMO

De nombreux auteurs proposent d'utiliser les incubations de matière organique en laboratoire pour déterminer les paramètres des modèles qui simulent la décomposition de ces matières organiques au champ, que ce soit pour les résidus de culture (Justes et al., 2009) ou les PRO (Mondini et al., 2017). Ces incubations consistent au suivi des quantités de carbone minéralisé au cours du temps dans des conditions contrôlées de température, d'humidité et de disponibilité d'azote.

La réalisation d'incubations longue durée, bien que moins lourde à mettre en place que les essais au champ longue durée, est elle-même assez fastidieuse (suivi sur plusieurs mois en laboratoire) et coûteuse. Afin de déterminer le carbone résiduel au terme de ces incubations, Lashermes et al. (2009) ont proposé l'indicateur ISMO. Cet indicateur ne repose que sur un fractionnement biochimique de la matière organique des PRO et une incubation très courte pour déterminer la minéralisation à 3 jours du carbone des PRO (Equation 1).

$$\text{ISMO} = 445 + 0,5.\text{SOL} - 0,2.\text{CEL} + 0,7.\text{LIC} - 2,3.\text{C3j} \quad (1)$$

Avec SOL, CEL, LIC : les fractions soluble, cellulosique et de lignine, en mg/kg de matière organique, et C3j la proportion de carbone du PRO minéralisé en 3 jours d'incubations à 28 °C (en g C/kg C).

Cet indicateur est maintenant normalisé (FD U44-162) et proposé en routine par de nombreux laboratoires, à un prix raisonnable (de l'ordre de 200 €). Il paraît donc intéressant de l'utiliser comme prédicteur du  $K_1$ . Pour les essais au champ où des valeurs d'ISMO des PRO épandus existent (QualiAgro, Colmar, Ultuna, la Sérail), l'ISMO a été comparé aux valeurs de  $K_1$  optimisés avec les données d'essais de longue durée au champ. Les performances d'AMG en utilisant directement l'ISMO comme valeur de  $K_1$  des PRO ont également été vérifiées.

Finalement, une base de données d'ISMO a été utilisée pour prédire les valeurs de  $K_1$  pour une large gamme de PRO. Cette base de données correspond à celle constituée par Lashermes et al. (2009) pour le développement de l'indicateur ISMO, complétée par de nombreuses données acquises depuis au sein de l'UMR ECOSYS. La base contient plus de 600 valeurs d'ISMO.

## 2.4 Evaluation des performances du modèle

Afin d'évaluer les performances du modèle et optimiser la valeur de  $K_1$ , plusieurs statistiques ont été utilisées dans cette étude, l'erreur moyenne (Mean Error, ME), la Root Mean Square Error (RMSE) et le coefficient de détermination ( $R^2$ ).

$$ME = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (O_i - S_i) \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2} \quad (10)$$

$$R^2 = \left( \frac{\sum_{i=1}^n ((O_i - \bar{O}) \cdot (S_i - \bar{S}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \right)^2 \quad (12)$$

Avec  $S_i$  et  $O_i$  les valeurs simulées et observées, et  $n$  le nombre d'observations.

### 3 Résultats

#### 3.1 Simulation du stockage de carbone avec des $K_1$ optimisés

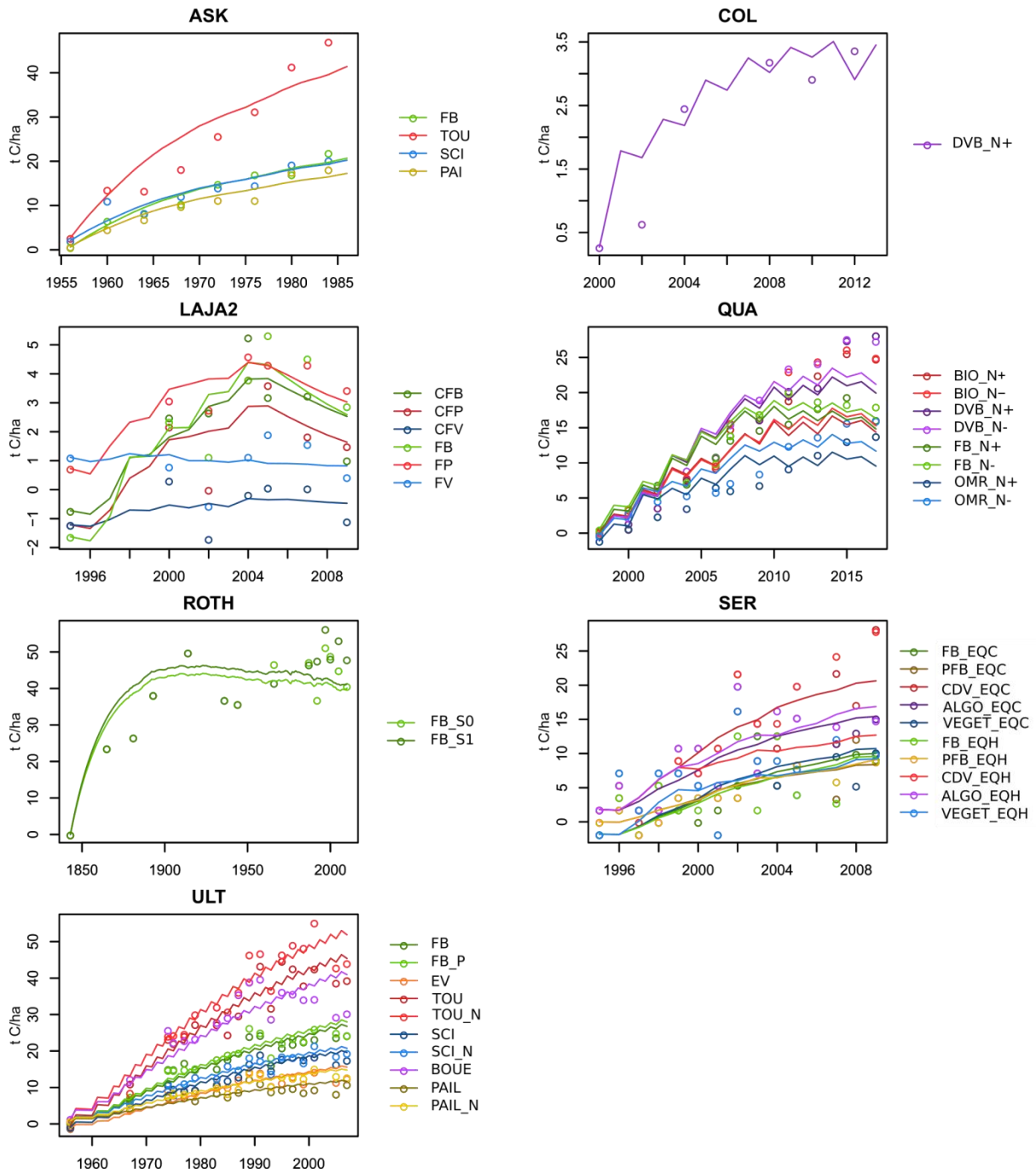
En optimisant les valeurs de  $K_1$  de chaque PRO pour chaque essai, AMG réussit à simuler correctement le stockage de carbone dans l'ensemble des traitements, hormis pour deux traitements de QualiAgro (BIO\_N+ et BIO\_N-) et un traitement de la Sérail (CDV\_EQH) pour lesquels ce stockage est sous-estimé (Figure 1). Les erreurs de simulation restent faibles avec des valeurs de RMSE minimales, moyennes et maximales respectivement égales à 0,5, 3,0 et 8,2 t C ha<sup>-1</sup>, tout comme les biais (biais moyen de -0,5 t C ha<sup>-1</sup>). Les dynamiques sont également bien reproduites ( $R^2$  moyen égal à 0,74).

Les valeurs de  $K_1$  optimisées varient fortement entre PRO et entre essais. Le  $K_1$  le plus faible (8%) est obtenu pour le fumier de volaille de la Jaillière tandis que le plus élevé (100%) est obtenu pour plusieurs PRO (compost DVB à QualiAgro par exemple). Le  $K_1$  moyen de l'ensemble des PRO est de 63 %. Pour un PRO donné, une variabilité importante existe également, de 44 % (ULT\_FB) à 98 % (FB\_N+ à QualiAgro) pour le fumier (moyenne de 66%).

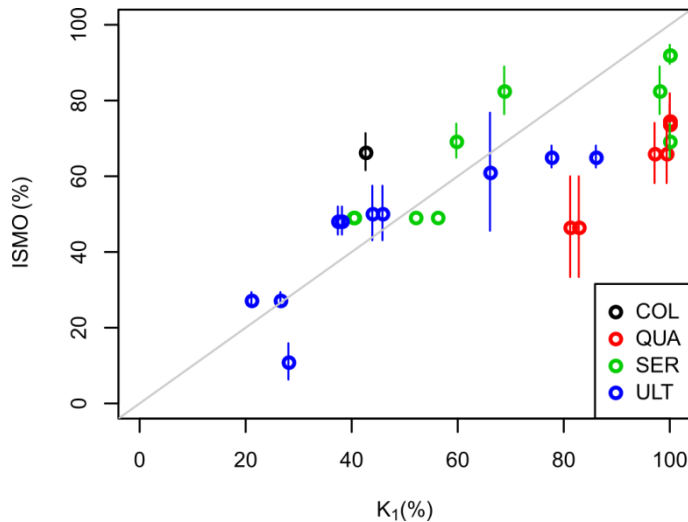
#### 3.2 ISMO comme valeur de $K_1$

Sur les 4 essais où des valeurs d'ISMO sont disponibles pour les PRO épandus, l'ISMO apparaît comme un indicateur acceptable du  $K_1$  optimisé au champ (Figure 2). L'erreur (RMSE) entre ISMO et  $K_1$  est en moyenne de 19%, tandis que le  $R^2$  est de 0.62. La relation est cependant moins bonne sur QualiAgro où l'ISMO sous-estime systématiquement le  $K_1$  optimisé au champ.

En utilisant directement les ISMO comme valeur de  $K_1$  dans AMG, les résultats de simulation sont dégradés mais restent acceptables. La RMSE moyenne augmente de 3,0 à 4,9 t C ha<sup>-1</sup>. Les fortes augmentations de RMSE sont associées à des essais où les augmentations de stocks sont très élevées (jusqu'à plus de 50 t C ha<sup>-1</sup>), ces RMSE restent donc relativement faibles.

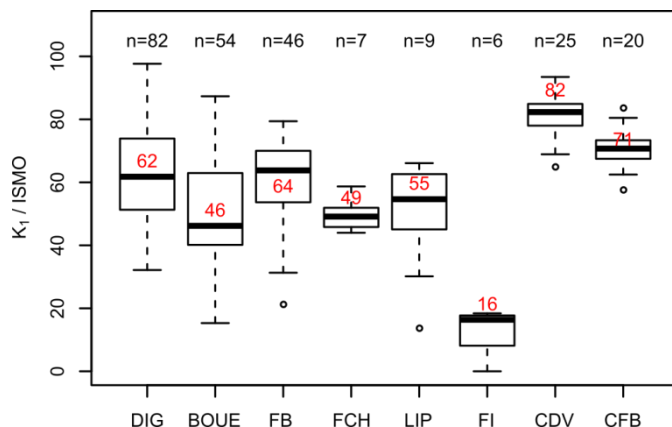


**Figure 1** : Différence observée (points) et simulée (ligne) de stocks de carbone organique du sol entre traitement avec et sans PRO pour les sept essais longue durée



**Figure 2 :** Relation entre l'ISMO et le  $K_1$  optimisé sur la base des données au champ pour 4 essais, Colmar (COL), QualiAgro (QUA), la Sérail (SER) et Ultuna (ULT).

L'ISMO étant un indicateur acceptable du  $K_1$ , la base de données d'ISMO a été utilisée pour établir des valeurs de  $K_1$  de référence pour AMG (Figure 3, valeurs médianes). La liste complète des 26 types de PRO paramétrés est disponible sur le site de SIMEOS-AMG. Pour un PRO donné, on remarque une variabilité importante des valeurs d'ISMO, tout comme entre PRO, avec par exemple des valeurs médianes d'ISMO de 16% pour les fientes contre 82% pour les composts de déchets verts.



**Figure 3 :** Distribution des valeurs d'ISMO pour certains types de PRO et valeurs médianes proposées comme référence pour AMG (en rouge). n représente le nombre de valeurs d'ISMO pour un type de PRO. DIG=digestat de méthanisation, BOUE=boue de STEP urbaine, FB=fumier bovin, FCH=fumier de cheval, LIP=lisier de porc, FI=fientes de volaille, CDV=compost de déchets verts, CFB=compost de fumier bovin.

## 4 Discussion

AMG permet de simuler correctement le stockage de carbone suite à des apports de PRO. AMG parvient par exemple à simuler les différences de stockage observées entre différentes doses et types de PRO, comme cela a été mis en évidence dans la littérature (Bhogal et al., 2018; Gerzabek et al., 1997). L'erreur moyenne sur le stockage de carbone ( $RMSE=3 \text{ t C ha}^{-1}$ ) est similaire à la variabilité de la mesure au champ (écart type de  $2 \text{ t C ha}^{-1}$ ). Cette erreur est aussi similaire à celles de travaux de modélisation avec d'autres modèles sur des essais avec PRO (Begum et al., 2017; Karhu et al., 2012; Peltre et al., 2012) ou avec AMG sur des essais sans PRO (Clivot et al., 2019).

Les  $K_1$  optimisés des PRO (comme les ISMO) montrent une grande variabilité, de 8 à 100% avec une moyenne de 63%. La plupart de ces valeurs de  $K_1$  sont supérieures aux valeurs de  $K_1$  des résidus de culture aériens (de 22 à 32%) et des racines (40%) (Clivot et al., 2019). Cela confirme que la plupart

des PRO contribuent plus à l'entretien de la matière organique des sols que les résidus de culture (à dose de carbone égale), comme suggéré par plusieurs auteurs (Kätterer et al., 2011; Kong et al., 2005).

La variabilité des  $K_1$  est assez bien prédite par la stabilité de la matière organique estimée par leur ISMO. L'ISMO peut donc être utilisé comme valeur de  $K_1$  dans AMG pour paramétrer de nouveaux PRO. Cela confirme le potentiel de l'ISMO pour paramétrer des modèles de carbone du sol (Bouthier et al., 2014; Peltre et al., 2012). Comparé à d'autres mesures de laboratoires proposés par certains auteurs, comme les incubations (Mondini et al., 2017) ou la résonance magnétique nucléaire (Pansu et al., 2017), l'usage de l'ISMO s'avère plus aisé.

Finalement, malgré les performances raisonnables d'AMG pour simuler des traitements avec PRO, des erreurs importantes persistent sur certains essais, comme par exemple sur QualiAgro où AMG ne parvient pas à expliquer le stockage de carbone très important observé même avec des  $K_1$  maximaux égaux à 100%. De même, des différences importantes de  $K_1$  existent pour des PRO presque identiques entre différents essais ( $K_1$  optimisés égaux respectivement à 41% et 100% pour le compost DVB à Colmar et QualiAgro respectivement). Au-delà de la variabilité des PRO, il semble donc que certains facteurs restent mal pris en compte dans la simulation de la décomposition des PRO dans AMG. Les performances raisonnables d'AMG en font cependant un outil adapté pour l'étude des effets des PRO sur la matière organique du sol.

## 5 Conclusion

AMG a été utilisé pour simuler le stockage de carbone suite à des apports répétés de PRO dans 7 essais de longue durée. Les performances du modèle confirment sa capacité à simuler des systèmes avec PRO. Le coefficient isohumique  $K_1$  a d'abord été optimisé pour minimiser les erreurs de simulation des essais au champ. Ces valeurs optimisées sont bien corrélées à l'ISMO, un indicateur de laboratoire proposé en routine par de nombreux laboratoires commerciaux. L'ISMO peut donc être utilisé pour paramétrer de nombreux PRO dans AMG. Un premier paramétrage propose des valeurs de  $K_1$  pour 26 types de PRO, ce qui permet d'utiliser AMG pour simuler les évolutions de la matière organique du sol dans de nombreux systèmes avec PRO.

## Références

- Begum, K., Kuhnert, M., Yeluripati, J., Glendining, M., Smith, P., 2017. Simulating soil carbon sequestration from long term fertilizer and manure additions under continuous wheat using the DailyDayCent model. *Nutr Cycl Agroecosyst* 109, 291–302. <https://doi.org/10.1007/s10705-017-9888-0>
- Bhogal, A., Nicholson, F.A., Rollett, A., Taylor, M., Litterick, A., Whittingham, M.J., Williams, J.R., 2018. Improvements in the Quality of Agricultural Soils Following Organic Material Additions Depend on Both the Quantity and Quality of the Materials Applied. *Front. Sustain. Food Syst.* 2. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2018.00009>
- Bouthier, A., Duparque, A., Mary, B., Sagot, S., Trochard, R., Levert, M., Houot, S., Damay, N., Denoroy, P., Dinh, J.-L., Blin, B., Ganteil, F., 2014. Adaptation et mise en œuvre du modèle de calcul de bilan humique à long terme AMG dans une large gamme de systèmes de grandes cultures et de polyculture-élevage. *Innovations Agronomiques* 34, 125–139.
- Bouthier, A., Trochard, R., Morvan, T., 2007. Effets d'apports répétés de fumiers stockés et compostés sur le statut organique du sol. Presented at the 8èmes rencontres de la fertilisation raisonnée et de l'analyse de la terre, COMIFER-GEMAS, Blois, France.
- Bruun, S., Christensen, B.T., Hansen, E.M., Magid, J., Jensen, L.S., 2003. Calibration and validation of the soil organic matter dynamics of the Daisy model with data from the Askov long-term experiments. *Soil Biology and Biochemistry* 35, 67–76. [https://doi.org/10.1016/S0038-0717\(02\)00237-7](https://doi.org/10.1016/S0038-0717(02)00237-7)
- Calvet, R., Chenu, C., Houot, S., 2011. Les matières organiques des sols: Rôles agronomiques et environnementaux. Editions France Agricole.



- Clivot, H., Mouny, J.-C., Duparque, A., Dinh, J.-L., Denoroy, P., Houot, S., Vertès, F., Trochard, R., Bouthier, A., Sagot, S., Mary, B., 2019. Modeling soil organic carbon evolution in long-term arable experiments with AMG model. *Environmental Modelling & Software* 118, 99–113. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.04.004>
- Dechow, R., Franko, U., Kätterer, T., Kolbe, H., 2019. Evaluation of the RothC model as a prognostic tool for the prediction of SOC trends in response to management practices on arable land. *Geoderma* 337, 463–478. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.10.001>
- Dignac, M.-F., Derrien, D., Barré, P., Barot, S., Cécillon, L., Chenu, C., Chevallier, T., Freschet, G.T., Garnier, P., Guenet, B., Hedde, M., Klumpp, K., Lashermes, G., Maron, P.-A., Nunan, N., Roumet, C., Basile-Doelsch, I., 2017. Increasing soil carbon storage: mechanisms, effects of agricultural practices and proxies. A review. *Agron. Sustain. Dev.* 37, 14. <https://doi.org/10.1007/s13593-017-0421-2>
- Dragon, S., Icard, C., 2010. Effet d'apport de différents amendements organiques sur les propriétés du sol - Bilan de 15 années d'essai en culture légumière à la SERAIL. *Echo-MO* 81.
- Gerzabek, M. h., Pichlmayer, F., Kirchmann, H., Haberhauer, G., 1997. The response of soil organic matter to manure amendments in a long-term experiment at Ultuna, Sweden. *European Journal of Soil Science* 48, 273–282. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1997.tb00547.x>
- Jenkinson, D.S., Rayner, J.H., 1977. The Turnover of Soil Organic Matter in Some of the Rothamsted Classical Experiments. *Soil Science* 123. <https://doi.org/10.1097/00010694-200606001-00018>
- Justes, E., Mary, B., Nicolardot, B., 2009. Quantifying and modelling C and N mineralization kinetics of catch crop residues in soil: parameterization of the residue decomposition module of STICS model for mature and non mature residues. *Plant Soil* 325, 171–185. <https://doi.org/10.1007/s11104-009-9966-4>
- Karhu, K., Gårdenäs, A.I., Heikkinen, J., Vanhala, P., Tuomi, M., Liski, J., 2012. Impacts of organic amendments on carbon stocks of an agricultural soil — Comparison of model-simulations to measurements. *Geoderma* 189–190, 606–616. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.06.007>
- Kätterer, T., Bolinder, M.A., Andrén, O., Kirchmann, H., Menichetti, L., 2011. Roots contribute more to refractory soil organic matter than above-ground crop residues, as revealed by a long-term field experiment. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 141, 184–192. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2011.02.029>
- Kong, A.Y.Y., Six, J., Bryant, D.C., Denison, R.F., van Kessel, C., 2005. The Relationship between Carbon Input, Aggregation, and Soil Organic Carbon Stabilization in Sustainable Cropping Systems. *Soil Science Society of America Journal* 69, 1078–1085. <https://doi.org/10.2136/sssaj2004.0215>
- 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. Indicator of potential residual carbon in soils after exogenous organic matter application. *European Journal of Soil Science* 60, 297–310. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2008.01110.x>
- Mondini, C., Cayuela, M.L., Sinicco, T., Fornasier, F., Galvez, A., Sánchez-Monedero, M.A., 2017. Modification of the RothC model to simulate soil C mineralization of exogenous organic matter. *Biogeosciences* 14, 3253–3274. <https://doi.org/10.5194/bg-14-3253-2017>
- Noirot-Cosson, P.E., Vaudour, E., Gilliot, J.M., Gabrielle, B., Houot, S., 2016. Modelling the long-term effect of urban waste compost applications on carbon and nitrogen dynamics in temperate cropland. *Soil Biology and Biochemistry* 94, 138–153. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2015.11.014>
- Obriot, F., 2016. Epandage de produits résiduels organiques et fonctionnement biologique des sols: De la quantification des impacts sur les cycles carbone et azote à l'évaluation multicritère de la pratique à l'échelle de la parcelle (PhD thesis). AgroParisTech.
- Pansu, M., Thuriès, L.J.-M., Soares, V.F., Simões, M.L., Neto, L.M., 2017. Modelling the transformation of organic materials in soil with nuclear magnetic resonance spectra. *European Journal of Soil Science* 68, 90–104. <https://doi.org/10.1111/ejss.12405>

- Peltre, C., Christensen, B.T., Dragon, S., Icard, C., Kätterer, T., Houot, S., 2012. RothC simulation of carbon accumulation in soil after repeated application of widely different organic amendments. *Soil Biology and Biochemistry* 52, 49–60. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2012.03.023>
- Saffih-Hdadi, K., Mary, B., 2008. Modeling consequences of straw residues export on soil organic carbon. *Soil Biology and Biochemistry* 40, 594–607. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2007.08.022>