

Estimer la masse volumique apparente des sols à partir de caractéristiques du sol couramment mesurées.



Mars-août 2017

Atoumane Ly
Alain Bouthier
Isabelle Cousin

La masse volumique apparente d'un échantillon de sol (MVA) est définie comme étant le rapport de la masse sèche à 105° C de l'échantillon et de son volume à l'état humide (voisin de la capacité au champ). C'est une caractéristique du sol qui intéresse à la fois les physiciens du sol, les pédologues, les agronomes les hydrologues et les hydrauliciens (Martin et al., 2009 ; Valet, 2008) et constitue un paramètre d'entrée très important pour de nombreux modèles. En effet, elle est utilisée pour estimer la masse de terre fine en vue de calculer les stocks de carbone et d'azote organiques et d'éléments minéraux (azote minéral...) à partir de leurs teneurs massiques, mais également pour estimer des stocks (réserve utile) et des flux d'eau, de chaleur... Elle constitue aussi un indicateur de qualité du sol car elle intervient dans le calcul de la porosité du sol paramètre essentiel pour son fonctionnement biologique et la colonisation racinaire.

La mise en œuvre de la mesure de la MVA sur le terrain est lourde et destructrice car elle nécessite l'ouverture d'une fosse. De ce fait, les mesures de MVA ne sont réalisées que dans un cadre d'acquisition de connaissances sur les sols par les pédologues (pour des programmes de surveillance ou de cartographie) ou les agronomes (pour la caractérisation de sol de sites expérimentaux pérennes) et dans quelques expérimentations « lourdes » où on cherche à évaluer précisément des stocks d'eau ou de carbone organique. C'est à partir de ces mesures qu'une base de données a été constituée par l'INRA, ARVALIS, TERRES INOVIA et le GEVES et valorisée en 2017 pour évaluer des modèles d'estimation de la MVA d'horizons de sols à partir de caractéristiques couramment mesurées, dans le cadre d'une étude financée par le GIS GC HP2E.

Introduction

La MVA est un paramètre très utilisé dans différentes disciplines dont l'agronomie mais faute d'être mesurée en routine, une valeur standard est le plus souvent retenue, comprise généralement entre 1.35 et 1.5 g.cm⁻³. Cette simplification constitue une source d'erreur non négligeable au niveau de l'estimation des stocks car la MVA d'un horizon peut varier dans une large gamme de 1 à 1.8 g.cm⁻³.

C'est notamment le cas en agronomie la MVA est utilisée pour le calcul de

deux variables essentielles pour la gestion de l'eau et de l'azote: estimation de la RU et du stock d'azote minéral du sol. Pour réduire cette imprécision, des fonctions de pédotransfert (FPT) ont été développées pour estimer la MVA à partir des propriétés physico-chimiques du sol couramment mesurées. Cependant même si ces FPT permettent d'estimer la MVA à différentes échelles, elles introduisent des incertitudes dans les résultats et ne restent en théorie applicables que dans les contextes agro-pédo-climatiques où elles ont été éta-

blies. Une étude financée par le GIS GC HP2E, associant l'INRA, ARVALIS, TERRES INOVIA et le GEVES se fixe comme objectif de valoriser une base de données constituée par les partenaires pour évaluer et comparer les performances des fonctions de pédotransfert (FPT) d'estimation de la MVA d'horizons de sols à partir de caractéristiques couramment mesurées (carbone organique, composition granulométrique...).



Une mesure de MVA le plus souvent réalisée au cylindre

La MVA de sol est déterminée suivant plusieurs méthodes, classées en deux catégories :

->**Les méthodes avec prélèvement direct** et détermination du poids et du volume. Elles sont destructives et ainsi non répétables au même endroit :

- Détermination du volume in situ : méthode au cylindre, méthode à l'eau, méthode au sable, densitomètre à membrane. Ces méthodes permettent de prendre en compte l'essentiel de la porosité du sol.
- Détermination du volume au laboratoire : méthode au pétrole. Cette méthode ne prend pas en compte toute la macroporosité ou porosité structurale (Bruand, 2004).

->**Les méthodes sans prélèvement, ou méthodes indirectes** : détermination directe de la MVA : méthode au gamma densimètre. Cet appareil est coûteux à l'achat et nécessite des précautions d'entretien et d'usage car il contient une source radio-active (gamma). De fait, cette méthode reste peu utilisée.

La méthode directe au laboratoire méthode au pétrole est pratiquée principalement par le laboratoire de l'UR sols de l'INRA. Cette méthode ne prend pas en compte toute la macroporosité ou porosité structurale. Bruand en 2004 a mis en évidence un écart de 0.11 pour les horizons de surface et 0.04 pour les horizons de profondeur.

Parmi les méthodes directes de terrain, la méthode au cylindre qui consiste à enfoncer dans le sol verticalement ou horizontalement, un cylindre en acier inox de volume connu (le plus souvent entre 250 et 500 cm³), est la plus utilisée. Les avantages de cette méthode sont les suivants : plus grande rapidité de mise en œuvre que les deux autres, possibilité de faire plusieurs répétitions par horizon et de limiter l'erreur relative, et possibilité de caractériser des horizons minces (< 10 cm d'épaisseur). Les 3 autres méthodes directes de terrain sont cependant les seules utilisables dans les sols caillouteux. Des études ont cependant montré que ces 3 méthodes conduisent fréquemment à des valeurs de MVA plus faibles que les méthodes au cylindre et par gammamétrie. Il n'est donc pas possible d'étudier ensemble les MVA obtenues par l'une ou l'autre de ces méthodes.

Une base de données de 579 MVA mesurées au cylindre

La base rassemble des données de caractéristiques physico-chimiques (composition granulométrique en cinq fractions sur terre fine non décarbonatée, la teneur en carbone organique, la CEC Metson, le pH eau et la teneur en carbonates totaux pour les horizons calcaires) sur 831 horizons de sols échantillonnés au cours de la période 1973 - 2016 par les 4 partenaires de l'étude. Elle reprend celle constituée par Aya Labidi (2016) en vue d'évaluer les fonctions de pédotransfert pour l'estimation de la RU, et a été complétée avec 70 mesures de MVA réalisées par ARVALIS. Pour éviter les biais liés aux méthodes de mesures, seuls 569 horizons avec MVA mesurée au cylindre ont été retenus (dont 198 de surface et 371 de profondeur). Les échantillons mesurés proviennent majoritairement du Bassin Parisien du Centre-ouest et du Sud-Ouest.

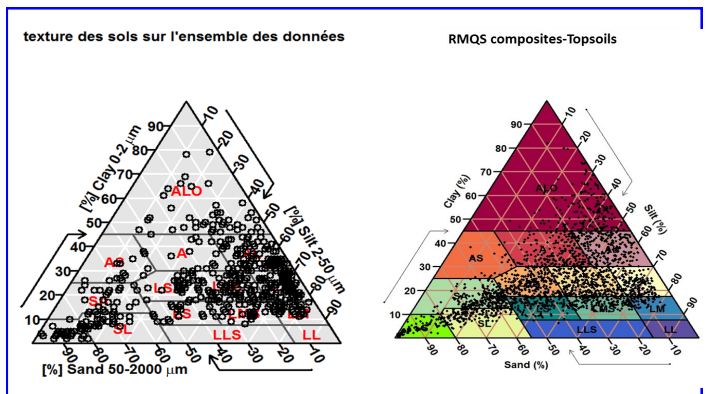


Figure 1: Une base de données « cylindre », représentative des textures des sols français

La MVA de ces 569 horizons varie de 1.05 à 1.92 Mg.m⁻³ et les valeurs moyennes des horizons de surface s'établissent respectivement à 1.44 et 1.54. La répartition de la masse volumique apparente par classe de texture de l'Aisne et par type d'horizon, montre en tendance une MVA plus élevée dans les horizons de profondeur et pour des textures à dominante sableuse.

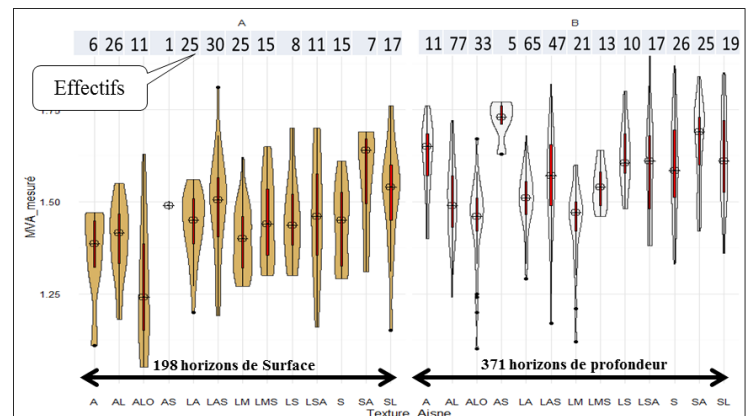


Figure 2: Répartition des MVA au cylindre par classe de texture du triangle de « Jamagne » et selon le type d'horizon

16 modèles évalués

Une étude bibliographique exhaustive a permis de sélectionner des modèles répondant à 4 critères de sélection des modèles:

- >Zones de climat tempéré
- >Mêmes variables d'entrées des fonctions que celles disponibles dans notre base de données.
- >Sols cultivés
- > Niveau de performance correct: nous faisons l'hypothèse que les modèles les plus performants dans des contextes proche du nôtre, le seraient également sur notre jeu de données. Critères de performance: efficacité, RMSE, R^2 et biais.

Les modèles ou fonctions de pédotransfert (FPT) retenus (Tableau 1) ont été développés pour des sols de différents pays (France (RMQS), USA, Chine, suède, Lituanie, Pologne, Angleterre) et peuvent scindés en plusieurs catégories selon, le type de modèle utilisé, les données d'entrées et le type d'horizon étudié (surface ou profondeur).

Sur les 16 modèles, 15 modèles sont basés sur des

N°	Variables d'entrée	Horizon d'application	Auteur, année	Pays d'origine (effectif du jeu de données de calage)
FPT1	G, MO	Tous	Keller et al., 2010	Sweden(N=171)
FPT2	MO	Tous	Alexander et al,1980	USA(N=721)
FPT3	MO	Tous	Han G et al.,2012	Chine (N=1566)
FPT5	G, MO	Tous	X.Le Bris, 2002	(MONDE, N=9000)
FPT6	G, MO	Surface	Leonaviciute, 2000	Lituanie(N=140)
FPT7	G, MO	Profondeur	Leonaviciute, 2000	Lituanie(N=56)
FPT8	G, MO	Profondeur	Leonaviciute, 2000	Lituanie(N=296)
FPT9	G, MO	Surface	Hollis et al., 2012	Europe (N=333)
FPT10	G, MO	Profondeur	Hollis et al., 2012	Europe(N=925)
FPT11	G, MO	Tous	Martin,M. et al, 2012	France (3131)
FPT12a	G, MO	Surface	Hallett et al., 1998	England (N=68)
FPT12b	G, MO	Profondeur	Hallett et al., 1998	England (N=247)
FPT12	G, MO	Tous	Hallett et al., 1998	England (N=247 +68)
FPT13	G, MO	Surface	Dexter et al., 2008	SOLHYDRO France (N=42)
FPT14	G, MO	Tous	Dexter et al., 2008	POLHYDRO POLOGNE (N=42)
FPT15	G, MO	Tous	Dexter et al., 2008	RMQS NORD France (N=614)

Tableau 1: informations sur les 16 modèles retenus

équations mathématiques et un seul (FPT 11) est basé sur une méthode d'algorithme MART (Multiple Additive Régression Tree) qui peut fonctionner avec des variables qualitatives et quantitatives. La plupart des modèles sont applicables pour l'ensemble des horizons mais certains auteurs ont différencié les équations selon le type d'horizon. Par ailleurs la majorité fait appel à plusieurs variables d'entrée: % MO, % argile et/ou % limons et/ou % sable. Les modèles ont été évalués sur la partie du jeu de données correspondant à leur domaine d'application.

Des performances modestes de tous les modèles testés

Les performances des FPT évaluées dans notre étude ont été comparés à celles de ces mêmes FPT lorsqu'elles ont été appliquées sur leur territoire de référence sur la base de la RMSE seul indicateur qui est couramment utilisé et présent dans la plupart des publications. 11 FPT sur les 16 évaluées dans cette étude, font l'objet de cette comparaison car les 5 autres ont été évaluées avec d'autres indicateurs. 7 FPT sur les 16 ont montré des performances meilleures avec notre jeu de données qu'avec le jeu de données de référence, 3 des performances inférieures et une des performances égales.

Les résultats des évaluations des 16 modèles ne permettent de dégager pour aucun d'entre eux de résultats satisfaisants. Notamment les efficacités des modèles calculées sur notre base de données sont toutes inférieures à 0.2, efficacité minimale requise selon Abdelbaki et al. (2016). Sur la base de ce médiocre résultat notre stratégie a été d'optimiser les paramètres des 4 modèles présentant les résultats les moins mauvais par la méthode de régression linéaire multiple.

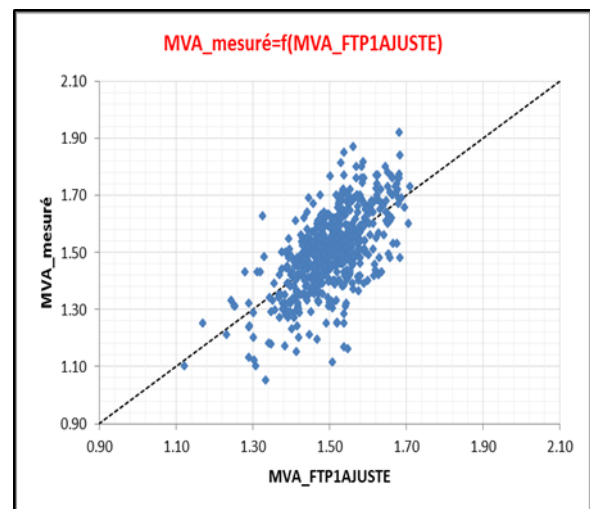


Figure 3: MVA mesurée vs MVA estimée de la FPT1AJUSTEE, évaluée sur l'ensemble des horizons.

Après optimisation de ses paramètres, le modèle de Keller (2010) calé sur un jeu de données de 171 horizons suédois, se révèle comme le plus performant avec un niveau de performance tout à fait correct (figure 3) avec un biais proche de 0 une RMSE de 0.10 et une efficacité de 0.41.

Conclusion

Cette étude avait comme objectif d'évaluer et de comparer les performances des fonctions de pédotransfert pour l'estimation de la masse volumique apparente et d'ajuster les paramètres des FPT les plus performantes. Nous avons évalué 16 FPT répondant à des critères de sélection, fixés a priori, dont 8 FPT applicables sur l'ensemble des horizons, 4 FPT spécifiques des horizons de surface et 4 FPT spécifiques des horizons de profondeur. Les variables d'entrée utilisées dans ces FPT sont le Carbone organique et les composantes granulométriques (argile, limon et sable). Les résultats de l'évaluation de ces FPT ont montré qu'aucune FPT n'avait une efficacité supérieure à 0.2 ce qui montre qu'elles sont peu appropriées pour notre jeu de données. Suite à ces résultats décevants, nous avons optimisé les paramètres des fonctions les moins mauvaises, pour tenter d'améliorer leur performance. Les résultats ont permis d'obtenir des performances statistiques correctes de la FPT qui s'appuie sur le formalisme de Keller et al. (2010). Avant de la recommander aux utilisateurs elle doit être testée sur d'autres jeux de données français en particulier le jeu de données du RMQS qui n'a pas été pris en compte dans cette étude.

Compte tenu des faibles performances des modèles issus de la bibliographie, il pourrait être envisagé de construire un modèle spécifique du jeu de données, mobilisant toutes les variables du jeu de données jugées d'intérêt. A ce titre il paraît par ailleurs surprenant de ne jamais voir la teneur en calcaire total retenue en donnée d'entrée des modèles de la bibliographie, car on peut faire l'hypothèse que les sols calcaires ont des structures plus favorables donc des MVA plus faibles. Ce paramètre ainsi que le pH, la CEC Metson sont des variables disponibles dans le jeu de données dont il serait pertinent d'évaluer le lien avec la MVA.

En savoir plus

Réf 1: Ahmed M. Abdelbaki, 2016. Evaluation of pedotransfer functions for predicting soil bulk density for U.S. soils. Ain Shams Engineering Journal.

Réf 2: Jalabert S. S. M., M. P. Martin, J.-P. Renaud, L. Boulonne, C. Jolivet, L. Montanarella, D. Arrouays, 2010. Estimating forest soil bulk density using boosted regression modelling. British Society of Soil Science.

Réf 3: Keller T, Håkansson I. Estimation of reference bulk density from soil particle size distribution and soil organic matter content. Geoderma 2010;154:398-406.

Les auteurs



Alain Bouthier est ingénieur agronome au département recherche développement de d'ARVALIS depuis 1987, spécialiste des thématiques sols, irrigation et fertilisation, en charge de la thématique sols à ARVALIS.



Isabelle Cousin est directrice de recherche à l'INRA et directrice de l'UR sols d'Orléans. Ses travaux concernent les relations entre la structure des sols et le fonctionnement hydrique des sols, avec un focus particulier sur l'évaluation de la RU des sols.



Atoumane Ly est ingénieur agronome de Ecole Nationale Supérieure d'Agriculture de Thiès (Sénégal) et ce travail s'est inscrit dans son cursus de fin d'étude de M2 de Master en Science du Sol de Montpellier SupAgro.

Remerciements

Ce stage a été possible grâce à l'implication constante du comité de pilotage de ce projet, qui a fourni les données nécessaires et supervisé le traitement des données. Nous remercions ainsi L. Champolivier et A.S. Perrin (Terres Inovia), X. Le Bris et P. Besnard Duparc (Arvalis-Institut du Végétal), M.H. Bernicot (GEVES) et M. Martin et C. Le Bas (INRA)

Soutien financier

Ce travail a été possible grâce au soutien financier octroyé par le GIS GCHP2E aux actions du groupe « Gestion durable des sols » et grâce au projet RUEdesSOLS financé par l'ANR.

