



HAL
open science

Assemblage de modèles numériques pour l'estimation du Réservoir Utilisable en eau des sols en France

Manon Caubet

► **To cite this version:**

Manon Caubet. Assemblage de modèles numériques pour l'estimation du Réservoir Utilisable en eau des sols en France. Sciences du Vivant [q-bio]. 2017. hal-02790279

HAL Id: hal-02790279

<https://hal.inrae.fr/hal-02790279v1>

Submitted on 5 Jun 2020

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.

Ministère de l'Agriculture, de l'Agroalimentaire et de la Forêt

ECOLE NATIONALE SUPERIEURE des SCIENCES AGRONOMIQUES de BORDEAUX AQUITAINE
1, cours du Général de Gaulle - CS 40201 – 33175 GRADIGNAN cedex

M E M O I R E de fin d'études

pour l'obtention du titre

d'Ingénieur de Bordeaux Sciences Agro

**Assemblage de modèles numériques pour
l'estimation du Réservoir Utilisable en eau des sols
en France**

CAUBET, Manon

Spécialisation : **Gestion des Espaces Agricoles**

Etude réalisée à : INRA Unité de Service InfoSol - 2163, Avenue de la Pomme de Pin
CS 40001 Ardon - 45 075 Orléans

- 2 0 1 7 -

Ministère de l'Agriculture, de l'Agroalimentaire et de la Forêt

ECOLE NATIONALE SUPERIEURE des SCIENCES AGRONOMIQUES de BORDEAUX AQUITAINE
1, cours du Général de Gaulle - CS 40201 – 33175 GRADIGNAN cedex

M E M O I R E de fin d'études

pour l'obtention du titre

d'Ingénieur de Bordeaux Sciences Agro

**Assemblage de modèles numériques pour
l'estimation du Réservoir Utilisable en eau des sols
en France**

CAUBET, Manon

Spécialisation : **Gestion des Espaces Agricoles**

Etude réalisée à : INRA Unité de Service InfoSol - 2163, Avenue de la Pomme de Pin
CS 40001 Ardon - 45 075 Orléans

Maîtres de stage: Mercedes ROMÁN DOBARCO, Nicolas SABY

Tuteur : Philippe CHERY

- 2 0 1 7 -

Remerciements

Je souhaiterais tout d'abord remercier Mercedes pour avoir su se rendre disponible quand j'en avais besoin malgré sa charge de travail, pour m'avoir encouragé tout au long de la rédaction de ce mémoire, et pour être très souvent venue m'aider sous R sans jamais rigoler devant les erreurs toutes bêtes que j'ai pu faire.

Un grand merci à Nicolas, pour m'avoir permis de réaliser ce stage, pour le temps accordé, pour ses conseils toujours pertinents pour l'avancée du stage comme du mémoire, et pour avoir essayé de me faire comprendre quelques notions en statistiques.

Je remercie Marion Bardy, directrice de l'unité pour m'avoir accueillie au sein de l'unité.

Merci également à Dominique Arrouays, Manuel Martin, et Isabelle Cousin pour m'avoir aidé dans l'interprétation des résultats et pour leurs conseils qui ont permis d'améliorer la méthodologie.

Je vais bien-sûr remercier Charlène, pour avoir pris parfois des heures pour m'aider, toujours avec bonne humeur, pour les gros craquages du vendredi après-midi, et pour avoir fait en sorte que je me sente intégrée à l'INRA dès mon arrivée.

Je souhaiterais aussi remercier tous les « CDD » pour les parties endiablées de baby-foot le midi, pour les matchs de volley à l'île Charlemagne jusqu'à tard le soir, et pour la bonne humeur qui vous caractérise. Merci particulièrement à ma co-bureau du tonnerre Aurélie pour sa gentillesse, ses encouragements, et pour avoir enduré pendant des mois mes mimiques et commentaires insupportables.

Merci également à toutes les personnes de la « carto » pour leur sympathie, leur convivialité et leur accueil chaleureux.

Enfin merci à mes parents pour leur soutien, et pour m'avoir offert la possibilité d'aller au bout de mes études.

Merci !

Sommaire

Table des illustrations.....	
Liste des abréviations	
Introduction	1
1 Contexte	3
1.1 Un intérêt croissant pour les sols	3
1.1.1 Le sol : un milieu procurant de nombreux services écosystémiques qu'il est nécessaire de protéger	3
1.1.2 Les programmes de collecte, gestion et conservation des sols à différentes échelles	4
1.1.3 La Cartographie Numérique des Sols.....	6
1.1.4 L'assemblage de modèles numériques pour valoriser les données existantes	8
1.2 Le réservoir utilisable en eau des sols : définition et estimations	9
1.2.1 Définition du réservoir utilisable des sols	9
1.2.2 Les fonctions de pédotransfert pour l'estimation du réservoir utilisable	10
1.2.3 Le projet Réserve Utile en Eau des sols	11
1.3 Les objectifs de la présente étude : cartographie du réservoir utilisable en eau des sols et assemblage de modèles numériques	12
2 Matériels et méthodes.....	14
2.1 Caractéristiques de la zone d'étude	14
2.2 Données primaires de texture utilisées pour l'assemblage de modèles numériques .	16
2.2.1 Les données issues de la Base de Données des Analyses de Terres	17
2.2.2 Les données fournies par le programme Inventaire Gestion et Conservation des Sols	18
2.2.3 Cartes produites à partir des données du programme Land Use and Cover Area frame Statistical survey	17
2.2.4 Cartes issues du système d'informations SoilGrids	18
2.3 Le Réseau de Mesures de la Qualité des Sols comme jeu de données de calibration et de validation des modèles d'assemblage.....	22
2.4 Assemblage des modèles numériques	23
2.4.1 La méthode Granger-Ramanathan	24
2.4.2 La méthode Variance-Weighted.....	25
2.4.3 La stratification pour appliquer localement les modèles d'assemblage.....	26
2.4.4 Calcul d'indicateurs pour valider les cartes primaires et les modèles d'assemblage	29
2.5 Estimation du réservoir utilisable par application de fonctions de pédotransfert.....	30
3 Résultats	33

3.1	Test de la robustesse des données d'entrée	33
3.2	Validation indépendante des modèles d'assemblage.....	34
3.3	Poids accordés aux cartes primaires par les différents modèles d'assemblage	37
3.4	Obtention d'une carte du réservoir utilisable pour l'horizon de surface	42
4	Discussions et perspectives	44
4.1	Des différences importantes entre les cartes primaires assemblées	44
4.2	Performance des modèles d'assemblage	45
4.2.1	Une amélioration des prédictions plus marquée avec la méthode Granger-Ramanathan.....	45
4.2.2	Apport de la stratification : une faible amélioration de la précision comparée aux modèles globaux.....	45
4.2.3	Amélioration de la prédiction de la granulométrie des sols de France par rapport aux cartes existantes	48
4.3	Une carte du réservoir utilisable qu'il faudrait valider.....	48
	Conclusions	50
	Références bibliographiques	51
	Annexes	
	Résumé/Abstract	

Table des illustrations

Liste des figures

Figure 1: Principe général de la Cartographie Numérique des Sols.	7
Figure 2: Schéma du réservoir utilisable en eau des sols	10
Figure 3: Programme de travail du projet RUE des sols	12
Figure 4 : Carte des sols de France.....	15
Figure 5: Carte du réservoir utilisable en eau des sols de France	16
Figure 6: Texture de surface des sols issue des données BDAT	17
Figure 7: Texture de surface des sols issue des données LUCAS	18
Figure 8: Principe des "equal-area quadratic splines"	19
Figure 9: Texture de surface des sols issue des données IGCS	20
Figure 10: Texture de surface des sols issue des données SoilGrids	21
Figure 11: Principe de la séparation entre jeu de calibration et de validation.....	22
Figure 12: Méthodologie générale pour l'assemblage des modèles et l'estimation du RU	24
Figure 13: Carte des strates de matériau parental	27
Figure 14: Carte des strates de texture dominante de surface	28
Figure 15: Carte des 20 et 50 strates compactes sur les coordonnées utilisées pour la stratification.....	28
Figure 16: Nombre d'observations par département disponibles dans la base SOLHYDRO ..	31
Figure 17: Humidité du sol mesurée aux points de calibration des modèles à $pF = 2.0$ et $pF = 4.2$	31
Figure 18: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile et sable selon le modèle GR sans stratification	37
Figure 19: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile et de sable selon le modèle VW sans stratification.....	38
Figure 20: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile par le modèle GR après stratification selon la texture dominante	39
Figure 21: Poids médians accordés aux cartes primaires de sable par le modèle GR après stratification selon la texture dominante	40
Figure 22: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile par le modèle VW après stratification selon la texture dominante	41

Figure 23: Poids médians accordés aux cartes primaires de sable par le modèle VW après stratification selon la texture dominante	41
Figure 24: Composition colorée réalisée à partir des teneurs en argile et sable prédites par le modèle GR après stratification selon la texture dominante.....	42
Figure 25: Carte du réservoir utilisable en eau des sols en France sur les 25 premiers cm	43
Figure 26: Distribution des valeurs du Réservoir Utilisable sur les 25 premiers cm de sol	43
Figure 27: Erreurs des cartes primaires observées aux points de validation pour l'argile par strate de texture dominante	46
Figure 28: Erreurs des cartes primaires calculées aux points de validation pour le sable par strate de texture dominante	47

Liste des tableaux

Tableau 1: Caractéristiques des données primaires de texture.....	21
Tableau 2: Moyenne et écart-type des teneurs en argile et sable des cartes primaires aux points RMQS.....	21
Tableau 3: Caractéristiques des données de calibration/validation.....	23
Tableau 4: Statistiques descriptives du jeu de calibration/validation	23
Tableau 5: Statistiques de validation des cartes primaires calculées aux points de validation.....	33
Tableau 6: Ecart type des erreurs des cartes primaires calculée aux points de validation.....	33
Tableau 7: Pourcentage de significativité du test où \bar{q} est différent de 0 pour l'argile (\bar{q} calculé entre les cartes primaires).....	34
Tableau 8: Pourcentage de significativité du test où \bar{q} est différent de 0 pour le sable (\bar{q} calculé entre les cartes primaires).....	34
Tableau 9: Corrélation entre les erreurs des cartes primaires calculée aux points de validation.....	34
Tableau 10: Statistiques de validation des 10 modèles testés, calculées aux points de validation.....	35
Tableau 11: Pourcentage de significativité du test où \bar{q} est différent de 0 pour l'argile (\bar{q} calculé entre les cartes primaires et les modèles d'assemblage)	36
Tableau 12: Pourcentage de significativité du test où \bar{q} est différent de 0 pour le sable (\bar{q} calculé entre les cartes primaires et les modèles d'assemblage)	36

Liste des annexes :

ANNEXE 1: Localisation des sites RMQS en France métropolitaine i

ANNEXE 2 : Description des limites de classes de texture utilisées pour la carte de texture dominante des sols en France..... i

ANNEXE 3 : Différence entre précision et exactitude.....ii

Liste des abréviations

BDAT : Base de Données des Analyses de Terre

BDGSE : Base de Données Géographique des Sols d'Europe

BDGSF : Base de Donnée Géographique des Sols de France

CNS : Cartographie Numérique des Sols

ESDAC : European Soil Data Centre

FPT : Fonction de Pédotransfert

Gis Sol : Groupement d'Intérêt Scientifique sur les sols

GR : Granger-Ramathan

IGCS : Inventaire, Gestion et Conservation des Sols

INRA : Institut National de la Recherche Agronomique

JRC : Joint Research Centre

KM20-KM50 : Strates compactes respectivement 20 et 50 réalisées par la fonction k-means

LUCAS : Land Use and Cover Areas frame Statistical survey

RMQS : Réseau de Mesures de la Qualité des Sols

RMSE : Root Mean Square Error

RU : Réservoir Utilisable

RUE : Réserve Utile en Eau des sols

UCS : Unité Cartographique de Sol

UTS : Unité Typologique de Sol

ISRIC : International Soil Reference Information Centre

VW : Variance-Weighted

WP : Work Packages

Introduction

Il est aujourd'hui largement admis qu'il existe plusieurs enjeux globaux pour le développement durable de l'humanité et de la planète : sécurité alimentaire, sécurité de l'eau, sécurité énergétique, le changement climatique, la protection de la biodiversité et le maintien des services écosystémiques fournis par l'environnement. En position d'interface dans l'environnement, les sols sont liés à tous ces enjeux notamment en étant le support de la production alimentaire et de matériaux, en participant à la régulation du cycle de l'eau et des gaz à effet de serre, de la biodiversité, et en assurant la production de services écosystémiques. McBratney et al. (2014) ont proposé un concept intégrateur autour du sol, appelé sécurité du sol, afin d'assurer le maintien et l'amélioration des ressources en sols.

Le sol n'étant pas une ressource renouvelable à l'échelle de temps humaine, sa protection est indispensable. Si l'importance des sols commence à être reconnue par le grand public, il n'existe pas véritablement de législation permettant d'assurer leur protection ce que déplore notamment l'initiative citoyenne européenne « people4soil ». Le manque d'informations sur ce milieu constitue un frein à l'établissement de nouvelles normes et à la mise en place de politiques de gestion adaptées.

La cartographie des sols et, en particulier la cartographie numérique (Lagacherie et al., 2013), s'est imposée comme outil permettant de représenter spatialement les propriétés des sols à des échelles variées, et donc de faciliter leur gestion par les autorités publiques.

Parmi l'ensemble des propriétés qui décrivent le fonctionnement d'un sol, les propriétés rétention en eau des sols sont concernées par une demande en cartographie particulièrement importante car elles sont reliées à de nombreux processus. Le Réservoir Utilisable (RU) est un indicateur permettant de quantifier la quantité d'eau maximale retenue par un sol et qui peut être utilisée par la plante. Or, ce paramètre est difficilement mesurable, de nombreuses méthodes d'estimation se sont développées dans les domaines de l'agronomie et de la pédologie.

Le projet RUE des sols (Réserve Utile en Eau des Sols), financé par l'Agence Nationale de la Recherche et piloté par l'INRA, se propose de référencer les différentes méthodes d'estimation du RU, de coupler les approches pédologique et agronomique afin d'améliorer l'estimation de ce paramètre en France. L'étude présentée s'inscrit dans cette perspective et vise à produire une carte du RU des sols de France pour l'horizon de surface.

Fournir des prédictions du RU au niveau d'un pays à partir des données disponibles dans les bases de données représente un défi pour la cartographie numérique. En effet, pour mettre en œuvre des fonctions de pédotransfert sur un large territoire, il est nécessaire de disposer d'un grand nombre d'observations. Or, les mesures de teneurs en eau des sols sont complexes à mettre en place, longues et coûteuses. Pourtant, le choix des règles est large (Tóth et al., 2015) et certaines n'utilisent que des données sur la granulométrie des sols. Ces informations sont plus facilement accessibles, et des cartes ont été produites sur le territoire français à différentes échelles provenant de diverses bases de données. Il paraît alors important d'étudier la possibilité de tirer parti de l'ensemble de toutes ces données pour obtenir la meilleure carte possible.

L'objectif de cette étude est double. Dans un premier temps, différentes méthodes d'assemblage de modèles numériques seront comparées afin d'identifier quelle méthode est la plus performante pour améliorer la précision de cartes de teneurs en argile et sable des sols de France. Le second objectif est de produire une carte du RU à partir des cartes de granulométrie précédemment produites pour la France et pour l'horizon de surface.

Afin de répondre à ces objectifs, le contexte de l'étude sera tout d'abord défini afin de comprendre l'intérêt de cette étude, et de connaître les moyens disponibles pour la réaliser. Dans une deuxième partie, les données utilisées et la méthode employée seront décrites. Puis, les résultats de l'étude et enfin les discussions et perspectives seront présentées.

1 Contexte

1.1 Un intérêt croissant pour les sols

1.1.1 Le sol : un milieu procurant de nombreux services écosystémiques qu'il est nécessaire de protéger

Le sol constitue le volume présent entre la couche superficielle de la Terre et une certaine profondeur caractérisée par l'apparition d'une roche peu altérée. La profondeur des sols peut varier de quelques centimètres à plusieurs dizaines de mètres (typiquement en zone tropicale). Cela dépend des conditions dans lesquelles la formation des sols (pédogénèse) a eu lieu. Elle résulte principalement de l'action de six facteurs de pédogénèse : le climat, la roche, la position topographique, les organismes vivants, l'action de l'homme et le temps. Le sol comporte souvent plusieurs horizons, qui se distinguent par l'association des constituants organiques et minéraux (Gis Sol, 2011).

L'importance des sols a été reconnue dès 1972 dans la Charte Européenne sur les sols. Elle qualifie « le sol comme un milieu vivant et dynamique qui permet l'existence de la vie végétale et animale. Il est essentiel à la vie de l'homme en tant que source de nourriture et de matières premières. Il est un élément fondamental de la biosphère et contribue, avec la végétation et le climat, à régler le cycle hydrologique et à influencer la qualité des eaux ». En 2006, le projet sur la création d'une directive européenne sur les sols a repris ce concept et a affirmé le besoin de protéger ce milieu face aux principales menaces à savoir : perte en matière organique, imperméabilisation, érosion, contamination, tassement, perte en biodiversité, salinisation, et acidification. Cependant, ce projet annulé en 2006, a confirmé que les sols ne sont encore pas suffisamment pris en considération par le grand public, contrairement à l'air et à l'eau. L'intérêt porté aux sols est tout de même croissant puisque la volonté de les protéger a été réaffirmée lors de la convention sur le développement durable de Rio +20 (Walter et al., 2015).

La notion de service écosystémique a émergé lors de l'Evaluation des Ecosystèmes pour le Millénaire en 2005. Il s'agit des bénéfices que l'homme retire des écosystèmes, ils ont été classés en quatre catégories : services d'approvisionnement, de régulation, d'auto-entretien et culturels. Ce concept, applicable aux sols, permet véritablement de comprendre l'enjeu lié à la préservation de leur qualité.

Pour les sols, les services d'approvisionnement regroupent toutes les productions fournies par ce milieu : alimentation, matériaux ... Cette notion intègre également la fonction de support physique assuré par les sols, à savoir support des habitats pour les espèces végétales et animales, mais également support des infrastructures. Les services de régulation découlent directement du fait que les sols se situent à l'interface des grands compartiments environnementaux : lithosphère, biosphère, hydrosphère. Ainsi les sols jouent un rôle important dans la régulation qualitative et quantitative de la ressource en eau (par exemple filtration des eaux de pluies, et lutte contre les inondations), dans le maintien de la biodiversité, et dans la régulation des grands cycles biogéochimiques (C, N, O ...). Les services d'auto-entretien font référence à l'aptitude des sols à assurer la production de services écosystémiques par d'autres milieux. Ils sont moins bien définis que les autres services mais mettent en avant le rôle central des sols dans le maintien d'un équilibre entre les différents compartiments de l'environnement. Enfin, les sols assurent des services culturels, liés à l'esthétique des paysages, l'identité culturelle, aux conceptions philosophiques (Walter et al., 2015).

Les sols jouent des rôles très importants, il est donc nécessaire de protéger ce milieu des dégradations, d'autant plus qu'il s'agit d'une ressource non renouvelable à l'échelle de temps humaine. La protection des sols doit obligatoirement se faire au niveau juridique pour être efficace, mais le manque de connaissances sur les sols a sans doute constitué un frein important

à la mise en place de telles mesures. De nombreux programmes de collecte, gestion et conservation des sols se sont développés à différentes échelles afin d'acquérir des données sur les sols, d'autres ont été mis en place afin de valoriser ces données notamment via la cartographie numérique.

1.1.2 Les programmes de collecte, gestion et conservation des sols à différentes échelles

1.1.2.1 En France

Le Groupement d'Intérêt Scientifique sur les sols (Gis Sol) a été créé en 2001 afin de rattraper le retard de la France en matière de connaissances, et gestion de la qualité des sols tout en créant un système d'informations sur les sols. Sa mission est de servir d'appui aux autorités publiques en fournissant les informations nécessaires pour une bonne gestion des sols à toute échelle (Gis Sol, 2011).

Le Gis Sol a donc mis en place trois principaux programmes afin de répondre à ces objectifs : IGCS (Inventaire, Gestion et Conservation des sols), le RMQS (Réseau de Mesures de la Qualité des Sols), et la BDAT (Base de Données des Analyses de Terre) (Gis Sol, 2011).

1.1.2.1.1 Le programme Inventaire Gestion et Conservation des Sols

Le programme IGCS consiste à inventorier et cartographier les sols français à plusieurs échelles : les Référentiels Régionaux Pédologiques au 1 : 250 000, le programme Connaissance Pédologique de la France aux échelles moyennes (1 : 100 000 et 1:50 000) et les Secteurs de Référence (1 : 10 000). Pour ce faire, les données collectées sur les sols à différentes échelles sont harmonisées sous un même format dans la base de données DONESOL. Cette base contient des données spatiales (unités cartographiques regroupant plusieurs types de sol) et des données ponctuelles (Laroche et al., 2014). La stratégie d'échantillonnage ne suit pas de modèles statistiques, les emplacements des prélèvements de sols sont décidés par le pédologue qui réalise la carte des sols. Les Référentiels Régionaux Pédologiques couvrent actuellement 80% de la France métropolitaine, le programme Connaissance Pédologique aux échelles 1 : 100 000 et 1:50 000 représente 18 % et 24 % des surfaces, les secteurs de référence restent encore peu développés (Laroche, Richer-de-Forges, 2016).

1.1.2.1.2 La Base de Données des Analyses de Terre

Le programme de la BDAT a pour but de collecter en France métropolitaine les résultats d'analyses de sols effectuées à la demande des agriculteurs auprès des laboratoires d'analyses certifiés par le Ministère en charge de l'Agriculture. Ces informations concernent uniquement l'horizon de surface et la localisation des prélèvements de sols est entièrement décidée par l'agriculteur. Il existe parallèlement un programme spécifique dédié à la collecte des analyses sur les éléments trace métalliques qui a été établi dans le même cadre (Base de Données Eléments Traces Métalliques) (Gis Sol, 2011 ; Saby et al., 2014).

Etant donné le grand nombre d'analyses de terres demandées chaque année par les agriculteurs, l'enrichissement annuel de cette base de données est non négligeable (potentiellement jusqu'à 250 000 analyses/an, 125 000 en pratique) et comporte à ce jour les résultats de plus de 2 200 000 échantillons de sol (Jolivet et al., 2016). Elle constitue donc une source d'informations très importante (Saby et al., 2004). Les résultats couvrent une grande majorité du territoire puisque 2800 cantons possèdent des données BDAT sur les 3511 existants. Cette base de données permet ainsi d'étudier la variabilité spatiale des sols en France à moindre coût (Saby et al., 2014), et reste à ce jour la seule source d'information permettant d'appréhender les évolutions temporelles des propriétés des sols agricoles. Les données sont visualisables sous forme de cartographie interactive sur le site internet : <http://estrada.orleans.inra.fr/geosol/>.

1.1.2.1.3 Le Réseau de Mesures de la Qualité des Sols

A l'inverse des deux précédents, le RMQS est un programme de surveillance des sols qui repose sur l'analyse d'échantillons de terres à intervalles de temps réguliers (10-12 ans) sur 2200 sites répartis selon une grille de 16 km x 16 km qui couvre tout le territoire français. La première campagne de mesures a été réalisée entre 2000 et 2009, la deuxième campagne de prélèvement a débuté en 2016 (Gis Sol, 2011).

Le RMQS a pour objectif de dresser un bilan de l'état des sols en France, de caractériser la variabilité spatiale des paramètres mesurés, de déceler des évolutions concernant les propriétés des sols (dès la fin de la deuxième campagne), et également de valider des modèles de prédictions (notamment des modèles d'évolution). Tous les échantillons de sol prélevés sont préservés au Conservatoire Européen des Echantillons de sol situé à Orléans (Jolivet et al., 2006 ; Arrouays et al., 2003).

Ces trois programmes ont permis de collecter un nombre important de données sur les sols depuis leur création, qui servent aujourd'hui de sources d'information indispensables pour de nombreuses études à différentes échelles (régionale, nationale ou internationale).

1.1.2.2 En Europe

Afin de faciliter la transmission des données au niveau européen, la Direction Générale Environnement de la Commission Européenne, le JRC (Joint Research Centre) et l'Agence Européenne pour l'Environnement ont mis en place des centres de données. ESDAC (European Soil Data Centre) est le centre européen de données sur les sols. Il s'inscrit dans la stratégie thématique sur les sols de l'Union Européenne et vise à répondre à une forte demande de la part de la Direction Générale Environnement de la Commission Européenne en matière d'informations sur les sols. ESDAC abrite donc des données provenant de plusieurs projets européens tels que le projet Land Use and Cover Area frame Statistical survey ou la Base de Données Géographiques des Sols d'Europe (Panagos et al., 2012).

1.1.2.2.1 Le programme Land Use and Cover Area frame Statistical survey

LUCAS (Land Use and Cover Area frame Statistical survey) est un programme européen initié en 2001 par Eurostats (l'office de statistiques de l'Union Européenne). Il vise à fournir des données harmonisées sur l'occupation des sols au sein de l'Union Européenne. Le territoire européen a été quadrillé selon un maille de 2 km x 2 km, et l'occupation du sol a été déterminée par photo-interprétation d'images satellites à chaque nœud de cette grille (environ 10 millions de points géoréférencés). En 2009, une phase de validation de terrain a été menée sur 1/5 des points considérés comme étant représentatifs des paysages européens. Parmi ces points, 20 000 ont été sélectionnés aléatoirement pour être échantillonnés et conduire ainsi l'étude LUCAS-topsoil, à la demande de la Commission Européenne. L'analyse de ces échantillons de sol sur l'horizon de surface a permis de construire une base de données européenne sur les propriétés des sols (Tóth et al., 2013). Les données ponctuelles récoltées dans le cadre du programme LUCAS-topsoil ont été utilisées par Ballabio et al. (2016) et de Brogniez et al. (2015) pour produire des cartes de propriétés des sols en surface à l'échelle de l'Europe par une approche de cartographie numérique des sols.

1.1.2.2.2 La Base de Données Géographique des Sols d'Europe et de France

La BDGSE (Base de Données Géographique des Sols d'Europe) a été construite à partir des années 1970 grâce à la récupération des données nationales sur les sols auprès des pays de l'Europe par le Réseau du Bureau Européen des Sols. Ces données ont été harmonisées pour constituer une base de données européenne qui contient notamment une carte des sols à l'échelle 1 : 1 000 000, réalisée grâce à une approche de cartographie traditionnelle. Chaque plage cartographique appelée UCS (Unité cartographique de sol) contient plusieurs unités

individuelles de sol, appelées UTS (Unité typologique de sol) qui sont caractérisées par des propriétés spécifiques mais qui ne sont pas représentées spatialement. Pour cartographier les propriétés des sols à partir de cette base de données, on peut représenter les propriétés des UTS dominantes (surface majoritaire) au sein de chaque UCS. Le Réseau du Bureau Européen des Sols a donc produit plusieurs cartes à partir de cette base de données et a permis de réaliser un Atlas des sols d'Europe, paru en 2005 (European Soil Bureau Network, 2005).

La BDGSF (Base de Données Géographique des Sols de France), est une déclinaison de la BDGSE pour la France métropolitaine, la structure de la base de données est donc similaire. La seule carte des types de sols réalisée à l'échelle de la France métropolitaine est issue de la BDGSF.

1.1.2.3 Au niveau mondial

1.1.2.3.1 Le projet GlobalSoilMap : un cadre méthodologique et une base de données

La disponibilité d'une carte mondiale des propriétés des sols, à une haute résolution est une demande fréquente de la part de nombreux acteurs (propriétaires terriens, politiques et scientifiques). Le projet GlobalSoilMap vise à mettre en place un cadre méthodologique pour cartographier les sols à une échelle mondiale à une résolution de 90 mètres et à y associer une estimation de l'incertitude afin de répondre à ces demandes. Ce programme est basé sur la mise en commun des données sol disponibles par chaque pays afin que les cartes produites puissent être utilisées pour des applications locales ou globales. Les propriétés des sols sont estimées pour 6 intervalles de profondeur : 0-5 ; 5-15 ; 15-30 ; 30-60 ; 60-100 ; 100-200 cm (Sanchez et al., 2009 ; Arrouays et al., 2014 ; Hartemink et al., 2010).

1.1.2.3.2 Le système d'information SoilGrids

SoilGrids est un système d'information sur les sols, créé par ISRIC (International Soil Reference Information Centre) - World Soil Information. Il a été mis en œuvre pour combler l'écart entre la demande en informations globales sur les sols et leur disponibilité. SoilGrids, en se basant sur 150 000 observations de sol à travers le monde, et en utilisant une approche de cartographie numérique fournit des cartes des propriétés des sols à l'échelle de la planète et jusqu'à 2 m de profondeur, à une résolution de 250 m. Les données ponctuelles utilisées ont été rassemblées par ISRIC, la majorité d'entre-elles étant en libre accès (Hengl et al., 2017).

Ces programmes ont permis l'acquisition d'une grande quantité de données sur les sols qui sont notamment valorisées par la Cartographie Numérique des Sols.

1.1.3 La Cartographie Numérique des Sols

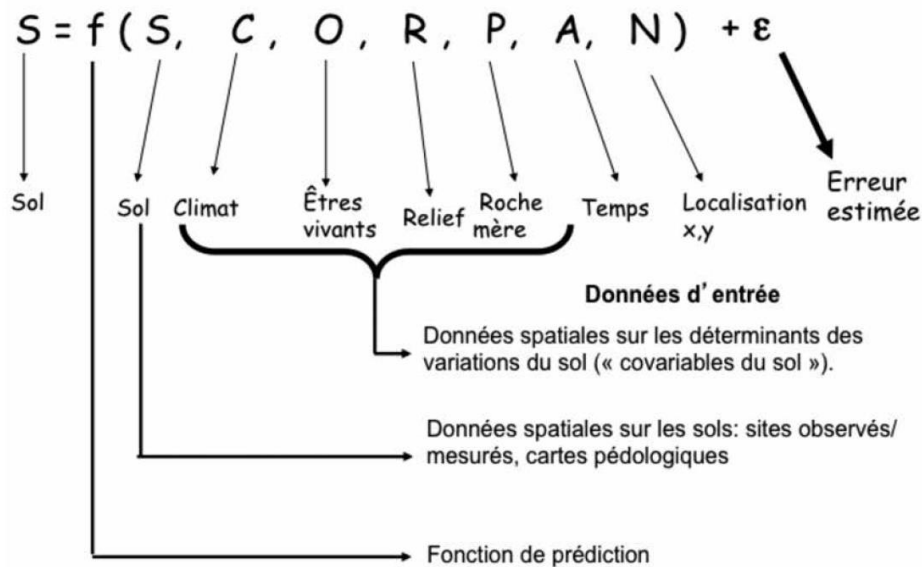
La Cartographie Numérique des Sols (CNS) permet, à partir de données ponctuelles et/ou surfaciques, de prédire en tout point de l'espace les propriétés ou types de sols, à une haute résolution, sur des grandes étendues et présente des coûts de mise en œuvre acceptables, ce qui justifie son développement important ces dernières années (McBratney et al., 2003 ; Lagacherie et al., 2013).

1.1.3.1 Principe et comparaison à la cartographie traditionnelle

Le principe général de la Cartographie Numérique des Sols est de « prédire des classes de sol ou des propriétés de sol en utilisant d'une part les données pédologiques disponibles sur la zone à étudier et, d'autre part, les données spatiales représentant des éléments du paysage en relation (de causalité ou non) avec les sols, appelées dans la suite « covariables du sol » » (Lagacherie et al., 2013). Les covariables peuvent être d'origine très différentes : données climatiques, modèles numériques de terrain, images de télédétection...

Pour cela, la cartographie numérique des sols se base sur le principe, initialement proposé par Jenny (1941) que les propriétés ou les types de sol dépendent de plusieurs paramètres que sont

le Climat, les Organismes, le Relief, le matériau Parental et le Temps (concept dit « CLORPT »). McBratney et al. (2003) ont fait évoluer ce concept en modèle dit SCORPAN afin d'ajouter une notion d'incertitude associée aux prédictions, et le sol devient également un facteur de prédiction (*Figure 1*). Des modèles statistiques et/ou mathématiques sont calibrés à partir des données pédologiques disponibles et extrapolent les valeurs à des positions inconnues (Lagacherie et al., 2013 ; McBratney et al., 2003).



Source : Lagacherie et al. 2013. *Cartographie numérique des sols : principe, mise en œuvre et potentialités*. p. : 86

Figure 1: Principe général de la Cartographie Numérique des Sols.

La cartographie numérique possède plusieurs avantages comparés à la cartographie traditionnelle des sols. Cette dernière base la description de la distribution spatiale des types de sol sur un modèle expert de la relation sol paysage établie par le pédologue. De l'autre côté, la cartographie numérique utilise des modèles informatique et/ou statistique de prédiction à partir des données disponibles (données sol et covariables). Ces modèles sont totalement reproductibles transférables et ont l'intérêt de pouvoir être continuellement améliorés par l'ajout de nouvelles données. Enfin, la cartographie numérique permet d'associer aux cartes de prédiction, des cartes d'incertitude objectives qui renseignent sur la qualité de la donnée (densité de probabilité, intervalles de confiance), contrairement à la cartographie classique, pour qui l'incertitude est basée sur une expertise pédologique (Lagacherie et al., 2013).

Les cartes pédologiques produites par cartographie classique sont caractérisées par une échelle, rapport entre la taille d'un élément sur le papier et sa taille réelle. Un nombre minimal d'observations de terrain est associé à l'échelle de représentation. Ainsi les notions d'échelle et d'incertitude sont étroitement liées. Les cartes issues de la CNS sont caractérisées par la résolution, taille de la maille élémentaire (pixel), qui est définie par l'utilisateur et ne dépend pas du nombre d'observations. Ainsi, l'incertitude associée aux cartes dépend toujours du nombre d'observations initiales mais n'est pas liée à la précision de représentation (Michalski et al., 2017).

1.1.3.2 Les fonctions de prédiction utilisées en Cartographie Numérique des Sols

Il existe différents modèles (ou fonctions) de prédiction des types de sols ou des propriétés des sols en cartographie numérique. Ces approches reposent sur l'existence d'un jeu de données d'apprentissage renseigné pour le type de sol ou la propriété du sol à prédire, et d'un ensemble

de covariables sur la zone d'étude. Une fois les modèles calibrés, ils peuvent être appliqués à l'ensemble de la zone, et estimer l'incertitude associée.

Il existe en premier lieu les modèles de régression, qui sont privilégiés lorsque le nombre d'observations fournies par le jeu d'apprentissage est limité. Ce type de modèle ajuste des relations entre les propriétés des sols à prédire (observées aux points de calibration) et les covariables disponibles, puis prédit ces propriétés à partir des valeurs locales des covariables du sol : arbres de décision, forêts aléatoires, réseaux de neurones, modèles linéaires généralisés, régressions linéaires multiples... (McBratney et al., 2003 ; Lagacherie et al., 2013).

En deuxième lieu, la CNS s'appuie sur la géostatistique qui est une méthode probabiliste pour les phénomènes corrélés dans l'espace. Elle suppose donc que les caractéristiques des sols en un point sont corrélées à celles des points voisins. Les modèles géostatistiques sont très intéressants à utiliser en présence d'une forte densité de points de calibration. Les prédictions sont obtenues par krigeage qui correspond à une interpolation des valeurs connues aux points de calibration en fonction de la distance (Lagacherie et al., 2013).

La méthodologie SCORPAN décrite par McBratney et al. (2003) propose d'utiliser à la fois les géostatistiques et les modèles de régression en considérant sept facteurs influençant les caractéristiques pédologiques (*Figure 1*). Les modèles de régression sont employés pour prédire les propriétés des sols à partir de plusieurs covariables qui couvrent toute la zone d'étude. Les géostatistiques permettent additionnellement de modéliser la structure spatiale (corrélation spatiale) des résidus associés aux prédictions de la propriété du sol. Le produit final résulte de la somme de ces deux modèles.

Depuis le développement de la cartographie numérique des sols, la production de cartes de type et de propriétés des sols s'est largement multipliée à toutes les échelles.

1.1.4 L'assemblage de modèles numériques pour valoriser les données existantes

1.1.4.1 Principe général

Il existe de plus en plus souvent pour un même territoire, plusieurs cartes et plusieurs jeux d'observations disponibles représentant les mêmes propriétés des sols. Du point de vue de l'utilisateur, il est alors difficile de choisir quelle carte serait la plus appropriée pour son étude, sachant que toutes possèdent leurs avantages et inconvénients. Du point de vue du producteur de cartes la question se pose de savoir comment tirer le meilleur parti des jeux de données sources ou des cartes déjà produites. Il serait également possible de créer une carte à partir de données ponctuelles provenant de différentes sources d'informations, mais l'assemblage de modèles numériques permet d'assembler des données qui nécessitent des traitements différents.

Dans ce contexte, une option intéressante est de mélanger l'information contenue dans chacune des cartes disponibles pour n'obtenir qu'une seule carte finale, c'est le principe de l'assemblage de modèles numériques.

L'objectif est ainsi d'assembler des cartes contenant des informations complémentaires, afin d'obtenir une carte finale ayant une précision au moins aussi bonne que la meilleure des cartes assemblées. Ce principe permet de tirer parti de l'information fournie par plusieurs cartes, qu'elles aient des échelles différentes, ou que les modèles statistiques employés pour les créer soient différents.

1.1.4.2 Les différentes méthodes d'assemblage de modèles numériques existantes

Depuis plusieurs années, les méthodes d'assemblage de modèles numériques se développent. Elles diffèrent par les méthodes de calcul employées pour attribuer des poids à chacune des

cartes primaires dans la prédiction finale. Deux d'entre-elles sont souvent utilisées pour prédire les propriétés des sols : Bates et Granger (1969) et Granger et Ramanathan (1984).

Bates et Granger (1969) ont mis en place une méthode, reprise par la suite par Heuvelink et Bierkens (1992), qui calcule les poids accordés aux cartes primaires en fonction de leur variance de prédiction. Cette méthode a pour avantages de ne pas nécessiter de jeu de calibration, et de fournir des poids qui varient selon la précision, donc selon la localisation dans la zone d'étude. Elle est utilisée pour produire des cartes de prédiction dans les domaines de la pédologie et de l'hydrologie (Diks, Vrugt, 2010 ; Clifford, Guo, 2015 ; O'Rourke et al., 2016). Cette méthode, appelée aussi Variance-Weighted, a été modifiée par Ge et al. (2014) pour prédire la biomasse à partir du type de végétation rencontré en Afrique de l'Est. Ils proposent d'estimer la variance des cartes primaires en la calculant aux points de calibration. Les poids accordés sont alors invariants spatialement et le calcul des coefficients nécessite un jeu de calibration. Cependant, elle permet d'obtenir une estimation de la variance de prédiction lorsqu'elle n'est pas associée à la carte primaire, ou bien lorsque celle-ci n'est pas calculée précisément.

La méthode proposée par Granger et Ramanathan (1984) consiste à ajuster à partir d'un jeu de calibration, une régression linéaire entre les valeurs observées et les valeurs prédites par les cartes primaires. La somme des poids n'est pas contrainte, elle peut être différente de l'unité, et un terme constant est ajouté pour corriger le biais. Cette méthode est souvent employée car elle est efficace en dépit de sa simplicité (Granger, Ramanathan, 1984 ; Clifford, Guo, 2015 ; Malone et al., 2014 ; Diks, Vrugt, 2010 ; Román Dobarco et al., 2017b ; O'Rourke et al., 2016).

D'autres méthodes existent mais possèdent des coûts de mise en œuvre beaucoup plus importants, comme par exemple « Bayesian Model Averaging » (Diks, Vrugt, 2010), ou l'approche « Adaptive Gating » (Clifford, Guo, 2015).

Des cartes précises représentant spatialement les propriétés des sols sont un outil précieux. Elles peuvent être utilisées comme outil d'aide à la décision par les acteurs du territoire concerné ou être employées comme données d'entrée en modélisation.

1.2 Le réservoir utilisable en eau des sols : définition et estimations

Le Réservoir Utilisable en eau des sols (RU) est une propriété qui est fortement étudiée car elle est reliée à de nombreux processus environnementaux. L'amélioration de l'estimation du RU dans les sols en France est donc un enjeu majeur.

1.2.1 Définition du réservoir utilisable des sols

Le RU en eau des sols se définit comme la quantité d'eau maximale pouvant être retenue par le sol, et qui est disponible pour la plante.

Avec l'intérêt porté à la protection des sols et de l'eau, de nombreux modèles se sont développés, et utilisent souvent le Réservoir Utilisable comme paramètre puisqu'il permet de caractériser les propriétés de rétention en eau des sols. Le RU est également utilisé en agronomie, pour construire les bilans hydriques, qui servent à l'optimisation de l'irrigation des cultures. La compréhension des interactions entre le sol et l'eau sont également nécessaires pour comprendre les processus en jeu notamment dans le contexte du changement climatique.

Le RU est calculé comme la différence entre la teneur en eau à la capacité au champ (quantité maximale d'eau pouvant être retenue par le sol après écoulements gravitaires) et la teneur en eau au point de flétrissement permanent (teneur en eau en deçà de laquelle une plante n'est plus capable d'extraire l'eau du sol) (*Figure 2*).

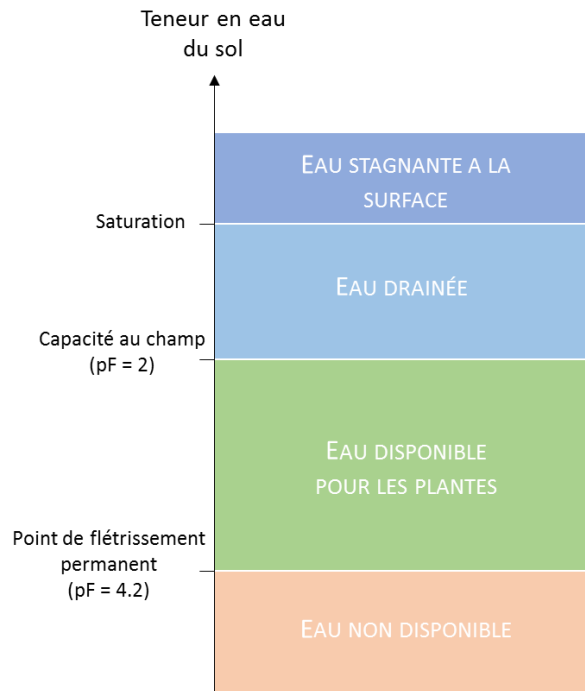


Figure 2: Schéma du réservoir utilisable en eau des sols

Plusieurs paramètres influencent la valeur du RU : texture et structure des sols, la profondeur des sols, et la teneur en éléments grossiers.

La teneur en eau des sols au point de flétrissement dépend également des plantes, puisque cette eau majoritairement contenue dans les micropores du sol est plus ou moins difficile à extraire selon les espèces végétales. Mais on considère souvent qu'au-delà d'un $pF=4.2$ (potentiel matriciel du sol), les plantes ne peuvent plus extraire l'eau du sol, cela permet de mesurer le RU global. La teneur en eau à la capacité au champ est indépendante de la plante et on considère que cet état est atteint lorsque le potentiel matriciel du sol est égal à $pF=2$ (Al Majou et al., 2008).

Le RU est difficilement mesurable, mais son utilité a encouragé le développement de nombreuses méthodes d'estimation : mesures de laboratoire, suivis de terrain, application de fonctions de pédotransfert, via des approches de CNS, suivis *in situ* du développement de la plante ou par inversion de modèles de cultures.

Dans le domaine de la pédologie, les fonctions de pédotransfert (FPT) sont très souvent employées pour estimer le RU à partir d'autres propriétés du sol.

1.2.2 Les fonctions de pédotransfert pour l'estimation du réservoir utilisable

En pédologie, « les fonctions de pédotransfert (FPT) sont des outils, basés sur des relations statistiques, qui permettent d'estimer et de prédire des propriétés ou des comportements du sol difficiles à mesurer directement et en de nombreux points (déterminations lourdes et coûteuses), à partir d'autres caractéristiques du sol aisément observables sur le terrain ou déterminées en routine sur échantillons de sols, et de ce fait plus aisément cartographiables » (Baize, 2010).

Pour estimer les propriétés de rétention en eau des sols, elles utilisent très souvent comme paramètres d'entrée la texture, la structure (densité apparente), et la teneur en matières organiques. Certaines FPT, appelées classes de fonction de pédotransfert estiment le RU pour un ensemble de valeurs prises par les données d'entrée (gamme de densité, classe de texture ou horizon de sol), d'autres estiment la valeur du RU de manière continue par rapport aux données

d'entrée, et sont des fonctions de pédotransfert dites continues. Il existe de nombreuses FPT en France qui diffèrent par les paramètres pris en compte et par leur domaine d'application.

Les FPT les plus courantes en France sont celles de Jamagne et al. (1977), Bruand et al. (2004) et Al Majou et al. (2008).

Les FPT de Jamagne et al. (1977) associent aux classes de texture (triangle de texture l'Aisne) des valeurs de teneur en eau à la capacité au champ et au point de flétrissement permanent, permettant le calcul du RU. Ces fonctions, calibrées à partir de données provenant de l'Aisne, ont été largement utilisées, même si l'estimation du RU peut être très biaisée, en particulier pour les classes de textures argileuses (Bruand et al., 2002).

Bruand et al. (2004) ont proposé par la suite des FPT par type d'horizon de sol (A et EBC), par classe de texture (triangle de l'Aisne), et en stratifiant selon la densité apparente, qui calculent l'humidité à différents potentiels matriciels. La prise en compte de la densité apparente permet de renseigner sur l'état structural du sol, et ainsi augmente la précision et diminue le biais lors de l'estimation des propriétés de rétention en eau des sols. Les données de calibration proviennent de la base de données SOLHYDRO¹.

Enfin, Al Majou et al. (2008) ont comparé plusieurs FPT à partir de plus de 400 observations des propriétés des sols en France. Les fonctions ont été établies par classes de texture, de densité, et par type d'horizon de sol (surface/profondeur) et calculent l'humidité volumique des sols à 7 potentiels matriciels différents. Les classes de fonction les plus précises sont celles basées sur une stratification texturo-structurale, la distinction par horizon de sol n'apportant pas d'amélioration.

Il existe aujourd'hui de nombreuses FPT, ainsi, il est parfois difficile pour l'utilisateur de choisir celle qui est adaptée au territoire d'étude, car le domaine d'application de ces fonctions est peu souvent renseigné, et ne sont pas toutes en libre-accès (McBratney et al., 2002 ; Tranter et al., 2009).

Il est donc aujourd'hui nécessaire de rassembler les scientifiques et utilisateurs autour de l'estimation du réservoir utilisable des sols en France afin de dresser le bilan des méthodes employées, de comparer leur efficacité, et de trouver une approche commune aux domaines de la pédologie et de l'agronomie.

1.2.3 Le projet Réserve Utile en Eau des sols

1.2.3.1 Présentation du projet et des principaux objectifs

Le projet RUE des sols (Réserve Utile en Eau des sols), financé par l'Agence Nationale de la Recherche, a été créé en 2015. Il est piloté par l'INRA et rassemble à la fois des scientifiques, des instituts de recherche publics, et des organismes proches des porteurs d'enjeux et des utilisateurs d'outils d'aide aux pratiques agricoles.

Le projet RUE des sols a pour objectifs de référencer, d'évaluer et de coupler les différentes approches existantes de mesures du RU dans un cadre interdisciplinaire. Les différentes méthodologies mises au point pourront être utilisées dans un large contexte agro-pédoclimatique, et à différentes échelles pour cartographier le RU. Le but est également d'estimer les incertitudes associées à ces méthodologies et leur impact sur les sorties de modèles.

¹ Un programme de collecte de données sur les propriétés de rétention en eau des sols en France a été initié depuis les années 90, et a permis la création de la base de données SOLHYDRO. Les échantillons de sol sont renseignés sur le type d'horizon, leur classe de texture, leur densité apparente, et leur humidité à 7 potentiels matriciels (Al Majou et al., 2008)(Bruand et al., 2004)

1.2.3.2 Organisation générale du projet

Le programme RUE des sols s'organise autour de six axes, appelés « work packages » (WP) (Figure 3) :

- WP1 : Il est consacré à la gestion du projet, au partage des données et à la communication avec les partenaires
- WP2 : Il constitue véritablement le cœur du projet, à savoir mettre en place une méthodologie d'estimation du RU à l'interface entre les approches pédologique et agronomique. Au préalable, un bon nombre de termes seront définis, et notamment le celui de « réservoir utilisable », dont l'emploi est préconisé par rapport à celui de « réserve utile ».
- WP3 : L'objectif est ici d'acquérir des données sur les sols et sur les plantes grâce à des outils très variés afin de tester les différentes méthodes d'évaluation du RU. Certaines données existantes seront également utilisées.
- WP4 : Il est consacré aux méthodes employées par les programmes d'inventaire et de surveillance des sols (mesures *in situ*, application de FPT, mesures en laboratoires, cartographie numérique) pour des échelles parcellaires à nationales.
- WP5 : Il concerne l'estimation du RU par inversion de modèles de cultures, plusieurs d'entre eux seront testés (STICS, AqYield ...). La possibilité de fusionner les approches de modélisation agronomique et pédologique sera également étudiée.

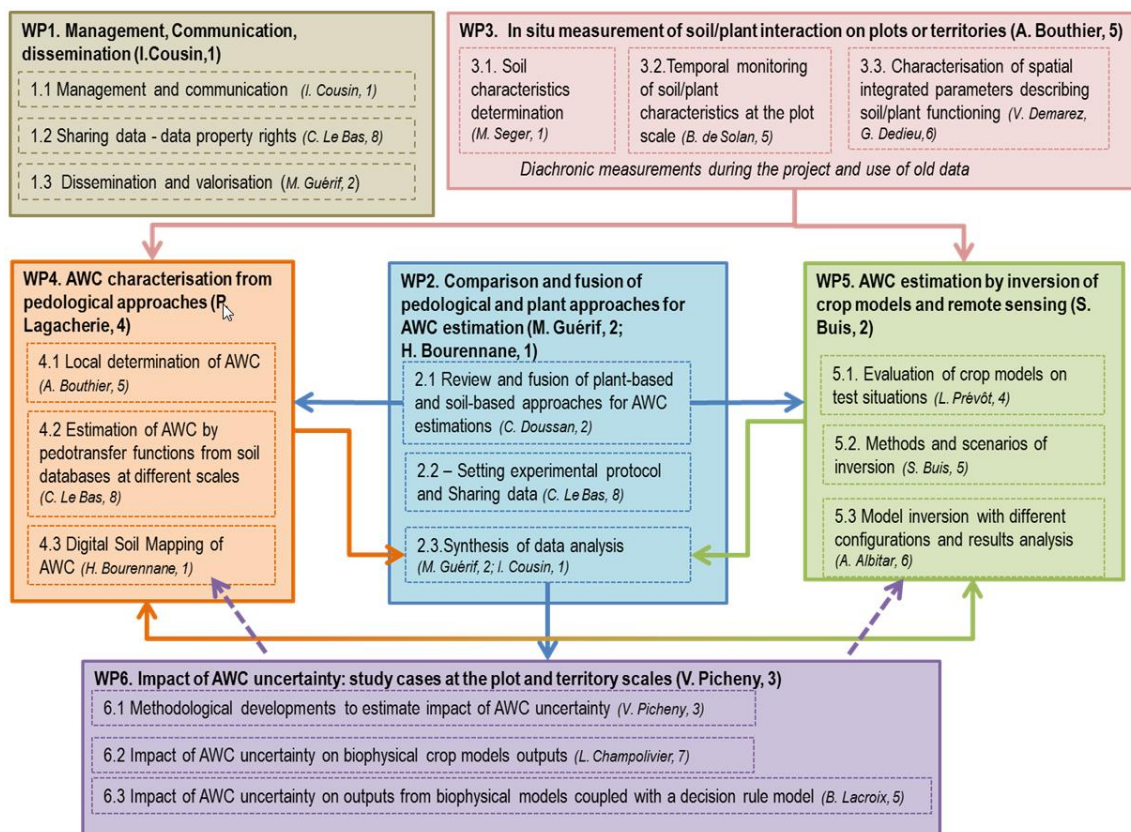


Figure 3: Programme de travail du projet RUE des sols

1.3 Les objectifs de la présente étude : cartographie du réservoir utilisable en eau des sols et assemblage de modèles numériques

L'étude présentée a pour finalité de produire une carte du RU des sols de France de l'horizon de surface à une résolution de 500 mètres grâce à une approche de Cartographie Numérique des

Sols. Ce travail s'intègre dans le projet RUE des sols, et plus précisément dans le WP4.3 (*Figure 3*).

Pour estimer le RU en chaque pixel de la carte, le projet RUE des sols a retenu une fonction de pédotransfert basée sur la texture des sols (argile et sable uniquement) calibrée à partir d'observations des propriétés de rétention en eau des sols en France, issues de la base SOLHYDRO. Afin d'améliorer les prédictions du RU sur les sols de France, il nous a donc paru nécessaire dans un premier temps d'essayer d'améliorer les prédictions de texture des sols.

Le premier objectif de cette étude est donc de tenter d'améliorer la précision de la cartographie de la composition granulométrique des sols et le second est de créer une carte du RU après application des fonctions de pédotransfert. La démarche retenue s'inscrit dans une volonté de valoriser l'ensemble des informations produites sur la texture des sols en France. Un sous objectif consistait à tester l'apport de données collectées au niveau européen dans la production de cartes au niveau national.

Nous avons vu que différents programmes s'attachent à produire des cartes, ou à collecter des données sur la texture des sols à différentes échelles. Les informations fournies par chacun d'entre eux ont leurs avantages et inconvénients. L'assemblage de modèles numériques a donc été employé pour mélanger de manière pertinente l'information contenue dans chacune des cartes de granulométrie utilisées. Cette méthode a déjà été utilisée dans divers travaux et a montré qu'elle pouvait améliorer l'estimation des propriétés des sols. Dans cette étude, nous avons également testé l'apport d'une stratification dans l'assemblage des modèles numériques (par facteur de pédogénèse et par strates géographiques).

Les données assemblées sont des cartes numériques réalisées à partir des données issues des programmes IGCS, BDAT, LUCAS et SoilGrids. Les données provenant du RMQS ont été utilisées comme jeu de calibration et de validation pour l'assemblage des modèles.

Les prédictions de granulométrie des sols, et l'estimation du RU ont été réalisées sur l'intervalle 0-25 cm afin de pouvoir utiliser les cartes provenant des données de la BDAT et du programme LUCAS, qui concernent uniquement l'horizon de surface des sols.

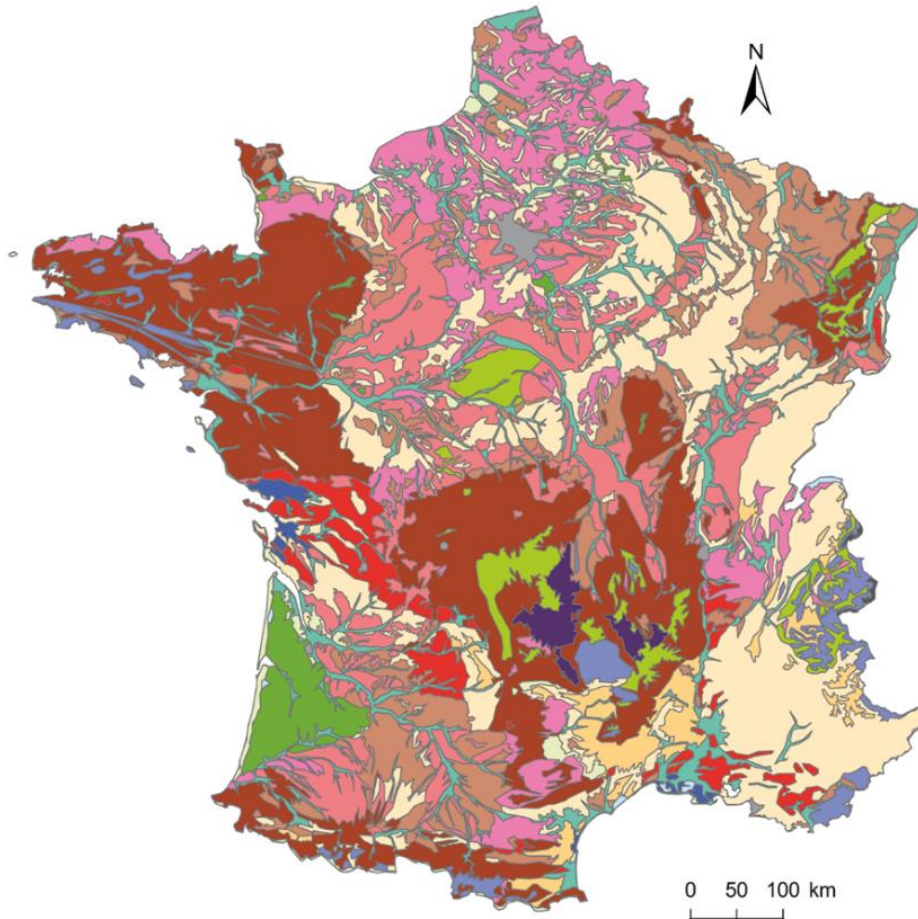
2 Matériels et méthodes

2.1 Caractéristiques de la zone d'étude

La France métropolitaine avec une surface d'environ 550 000 km², est un territoire très diversifié. Elle est bordée au Sud-Est par la Mer Méditerranée, à l'Ouest par l'Océan Atlantique et au Nord par la Manche et la Mer du Nord. Le pays possède cinq chaînes de montagnes : les Pyrénées, le Massif Central, les Alpes, le Jura et les Vosges. Les différents climats que l'on retrouve en France sont directement liés aux caractéristiques énoncées : climat océanique (Ouest), climat océanique-dégradé (Centre), climat semi-continentale (Nord-Est), climat méditerranéen (Sud-Est), et climat montagnard (à proximité des chaînes de montagne). La nature des roches est également très variée sur le territoire, on retrouve principalement des roches cristallines et migmatites dans le Massif Armoricaïn et le Massif Central, des matériaux limoneux dans le Bassin Parisien, et des roches calcaires à l'Est de la France.

L'occupation des sols de France est caractérisée par une grande majorité de terres à vocation agricoles (près de 60%). Les espaces forestiers et semi-naturels occupent 34% du territoire principalement dans le triangle Landais et les zones montagneuses. Enfin, les sols artificialisés recouvrent 6% des surfaces et se situent à proximité des grandes agglomérations. Ce chiffre est en augmentation, puisque cela représente 1% de plus qu'en 1990, et ce changement d'occupation se fait majoritairement au détriment des terres agricoles (Commissariat général au développement durable, 2016)

Avec une grande diversité géologique, climatique et topographique (facteurs de pédogénèse) la France est donc dotée d'une grande diversité de types de sols (*Figure 4*). On retrouve principalement des brunisols en Bretagne et dans le Massif Central, des podzols dans le triangle Landais, des sols à formation limoneuses dans le Bassin Parisien et des rendosols dans le Sud-Est. La texture est très dépendante du type de sol rencontré, ainsi la distribution spatiale de ce paramètre suit grossièrement le découpage pédologique. On retrouve des sols sableux dans les Landes, en Sologne, dans les Vosges et le Massif Central. Les textures équilibrées se situent principalement en Champagne et dans le Sud de la France. On retrouve majoritairement des textures limoneuses dans le Nord de la France et des textures argileuses en Lorraine et dans le Sud-Ouest.



Source : INRA, Base de Données Géographique des Sols de France à 1/1 000 000, 1998

Sols des roches calcaires

- RENDOSOLS, CALCOSOLS, CALCISOLS et BRUNISOLS Eutriques
- LITHOSOLS calcaires, RENDOSOLS et RENDISOLS

Sols des matériaux sableux

- REGOSOLS et ARENOSOLS
- ALOCRISOLS et PODZOSOLS leptiques
- PODZOSOLS

Sols des matériaux argileux

- CALCISOLS, CALCOSOLS, BRUNISOLS Eutriques, PELOSOLS et VERTISOLS

Sols d'altération, peu différenciés

- BRUNISOLS Eutriques à Dystriques et ALOCRISOLS

Sols des formations limoneuses

- LUVISOLS Typiques et NEOLUVISOLS
- LUVISOLS rédoxiques, Dégradés et PLANOSOLS

Autres sols

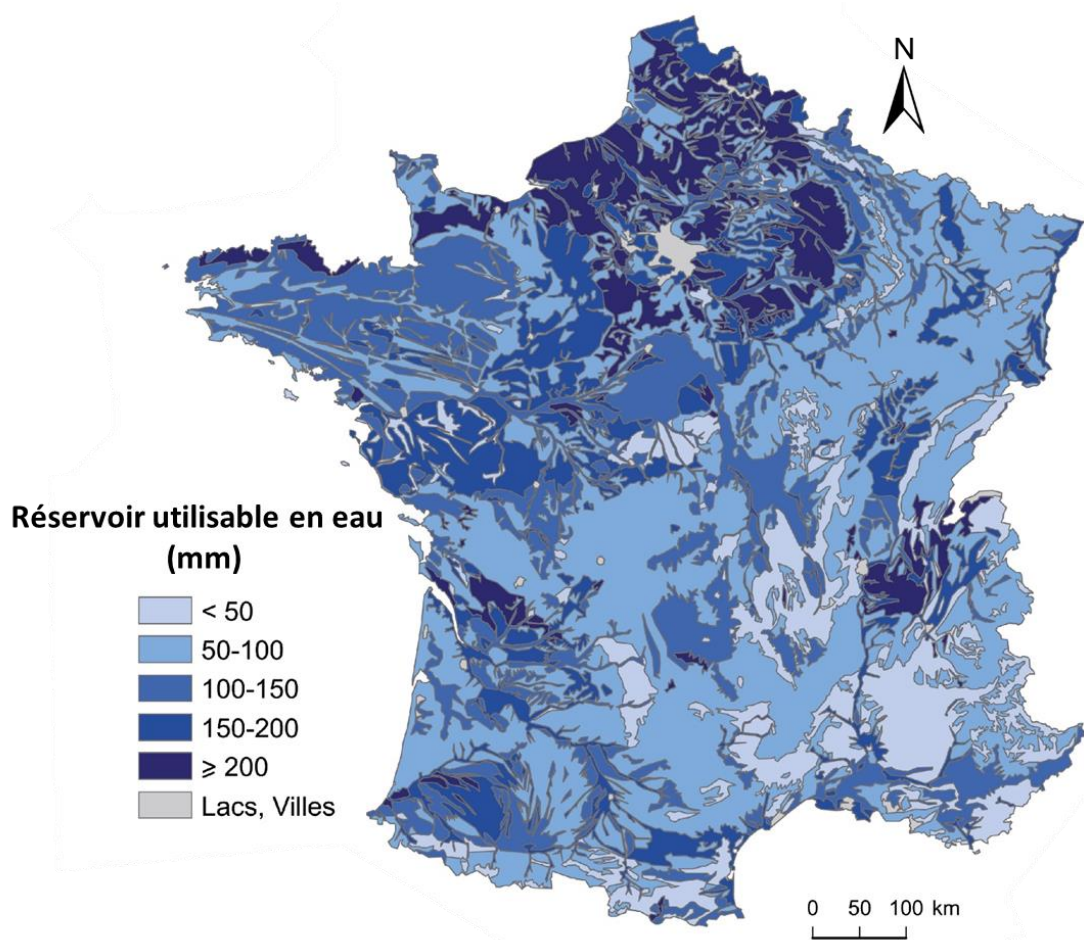
- ANDOSOLS
- FERSIALSOLS et BRUNISOLS fersiallitiques
- SALISOLS et SODISOLS
- FLUVIOSOLS et THALASSOSOLS
- LITHOSOLS et RANKOSOLS

Non sols

- Glaciers
- Villes
- Lacs

Figure 4 : Carte des sols de France

Une carte de réservoir utilisable en eau des sols a été créée à l'échelle de l'Europe en appliquant des fonctions de pédotransfert par classe de texture développées à partir de la base de données européenne HYPRES sur la carte des sols issue de la BDGSE (Wösten et al., 1999). Cette carte montre une grande hétérogénéité des réserves en eau des sols français (Figure 5). Ce paramètre est fortement dépendant de la profondeur et de la texture des sols : les sols profonds et limoneux du Bassin Parisien possèdent une importante réserve en eau tandis que des sols sableux (Landes, Vosges) ou peu épais (Provence) ont de faibles réserves utiles (Gis Sol, 2011).



Source : INRA, Base de Données Géographique des Sols de France à 1/1 000 000, 1998

Figure 5: Carte du réservoir utilisable en eau des sols de France

2.2 Données primaires de texture utilisées pour l'assemblage de modèles numériques

Dans cette étude, nous désirons assembler différentes cartes estimant le taux d'argile et de sable dans les sols. Afin d'obtenir des cartes de texture et de tenir compte de la diversité des sources de données, nous avons harmonisé le calcul du taux de limon conformément à l'équation (1) permettant ainsi de s'affranchir du problème de normalisation de la somme des trois fractions à 100%.

$$\text{limon (\%)} = 100 - \text{argile (\%)} - \text{sable (\%)} \quad (1)$$

Les quatre cartes assemblées proviennent de projets réalisés à différentes échelles, en plusieurs formats (raster, vecteur) et à des étendues variées (nationales, européennes ou globales). Les cartes sont issues des données ponctuelles collectées ou rassemblées dans le cadre des programmes IGCS, BDAT, LUCAS et SoilGrids (voir 1.1.2). On émet l'hypothèse que ces cartes sont indépendantes, et qu'elles fournissent des informations complémentaires sur la texture des sols en France. Les paragraphes suivants décrivent l'origine des cartes primaires de

texture et tableaux en fin de section 2.2 présentent leurs principales caractéristiques (*Tableau 1, Tableau 2*). Le traitement des données a été réalisé sous le logiciel de traitement statistique R.

2.2.1 Les données issues de la Base de Données des Analyses de Terres

La méthode de calcul des cartes des teneurs en argile et sable à partir des données de la BDAT est la plus simple. Elles ont été créées en calculant les moyennes des analyses granulométriques par canton entre 1990 et 2014 réalisées sur l'horizon labouré. Pour représenter ces données spatialement une jointure attributaire avec la carte des cantons de Géofla a été réalisée sous R (fonction *merge* du package *sp*), puis les cartes ont été passées au format raster à une résolution de 500 mètres (fonction *raster* du package *raster*). Le nombre d'observations par canton varie entre 10 et 3215. La carte suivante (*Figure 6*) est une composition colorée réalisée à partir des cartes de prédiction en argile et sable de la BDAT (le limon a été estimé conformément à l'équation (1)).

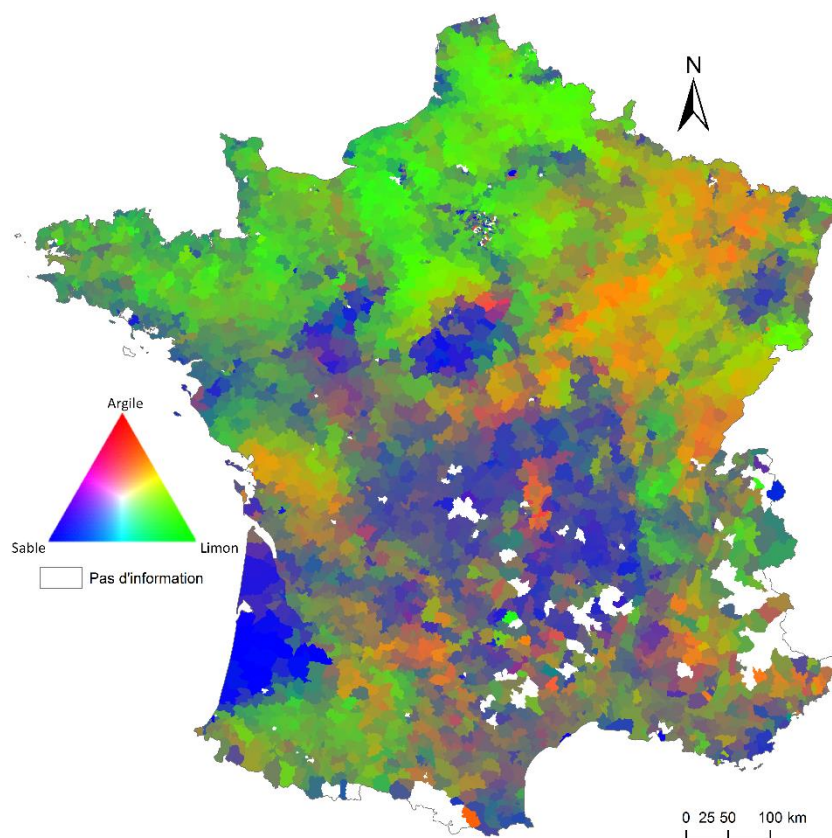


Figure 6: Texture de surface des sols issue des données BDAT

2.2.2 Cartes produites à partir des données du programme Land Use and Cover Area frame Statistical survey

Les cartes de teneurs en argile et sable des sols créées par Ballabio et al. (2016) à partir des données collectées dans le cadre du programme LUCAS ont été utilisées comme cartes primaires pour l'assemblage des modèles.

Ces cartes ont été produites à partir de 20 000 analyses de sols réalisées sur tout le territoire européen, dont 2952 en France, et pour les 20 premiers centimètres de sol. A partir des données ponctuelles géoréférencées et de différentes covariables (données climatiques provenant de WorldClim, données topographiques, et indices de végétation dérivés de MODIS), un modèle de régression a été ajusté pour prédire la granulométrie en tout point à une résolution de 500 mètres (Ballabio et al., 2016). Ces cartes ont par la suite été découpées selon les limites de la

France métropolitaine pour être utilisées dans les modèles d'assemblage. La carte suivante montre la texture des sols en France par composition colorée, réalisée à partir des 3 cartes de teneurs en argile, limon et sable produites par Ballabio et al. (2016) (Figure 7).

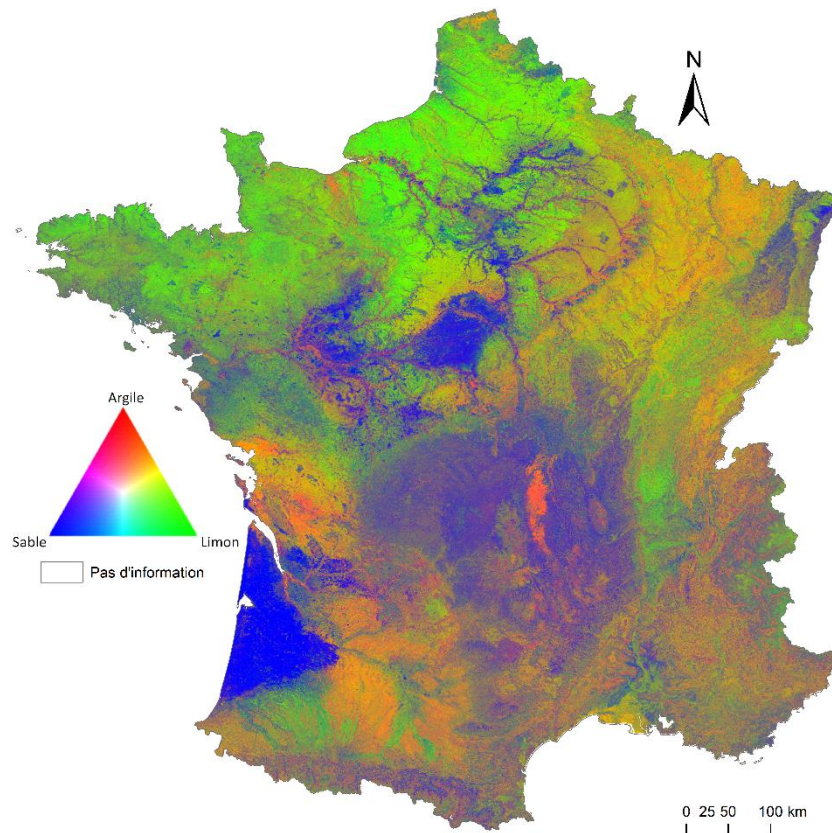
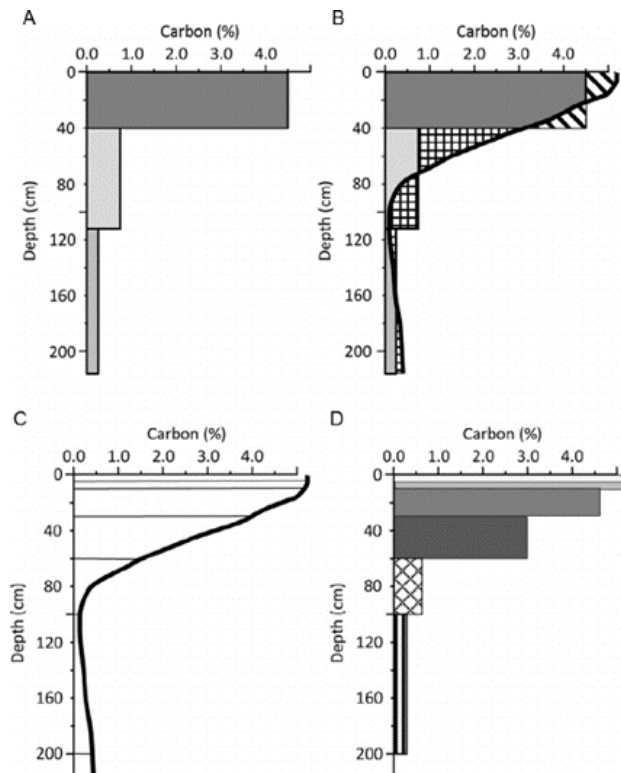


Figure 7: Texture de surface des sols issue des données LUCAS

2.2.3 Les données fournies par le programme Inventaire Gestion et Conservation des Sols

Cette carte a été produite dans le cadre du projet RMQS-RU financé par l'Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie (ADEME). Les données issues du programme IGCS sont stockées dans la base de données DONESOL, qui contient également les informations du RMQS. Afin d'assurer l'indépendance entre les différents jeux de données utilisés, les données disponibles dans la base de données ont été sélectionnées en excluant les données RMQS pour produire une carte par cartographie numérique des sols. Un total de 26 185 points (correspondants à des profils de sol) répartis sur la France métropolitaine a été extrait de cette base (DONESOL 3, extraction le 29/03/2017). Afin d'obtenir une valeur sur une profondeur fixe de 0-25 cm pour chaque observation, la méthode des « equal-area quadratic splines » proposée par Bishop et al. (1999) a été employée. Cette méthode consiste à calculer, à partir d'une propriété estimée sur des échantillons prélevés au niveau des horizons de sol sur un profil, une fonction mathématique qui décrit la valeur de ce paramètre de manière continue en fonction de la profondeur. Cette fonction permet ensuite d'estimer une valeur pour toute nouvelle profondeur (Figure 8). Dans notre cas, nous avons estimé les valeurs sur la profondeur fixe 0-25 cm.



Source: Arrouays et al. 2014. *GlobalSoilMap: Toward a Fine-Resolution Global Grid of Soil Properties*. p.: 105

Figure 8: Principe des "equal-area quadratic splines"

Les cartes des teneurs en argile et sable ont été produites conformément à la méthodologie SCORPAN (McBratney et al., 2003). Les modèles de régression ont été ajustés indépendamment pour le sable et l'argile, en utilisant 45 covariables environnementales. Les prédictions des modèles ont ensuite été utilisées dans un modèle géostatistique de co-krigeage universel (Hengl et al., 2004). La carte suivante montre la texture des sols en France après prédiction des teneurs en argile et sable à partir des données IGCS à une résolution de 90 m (cartes que nous appellerons « cartes IGCS ») (Figure 9).

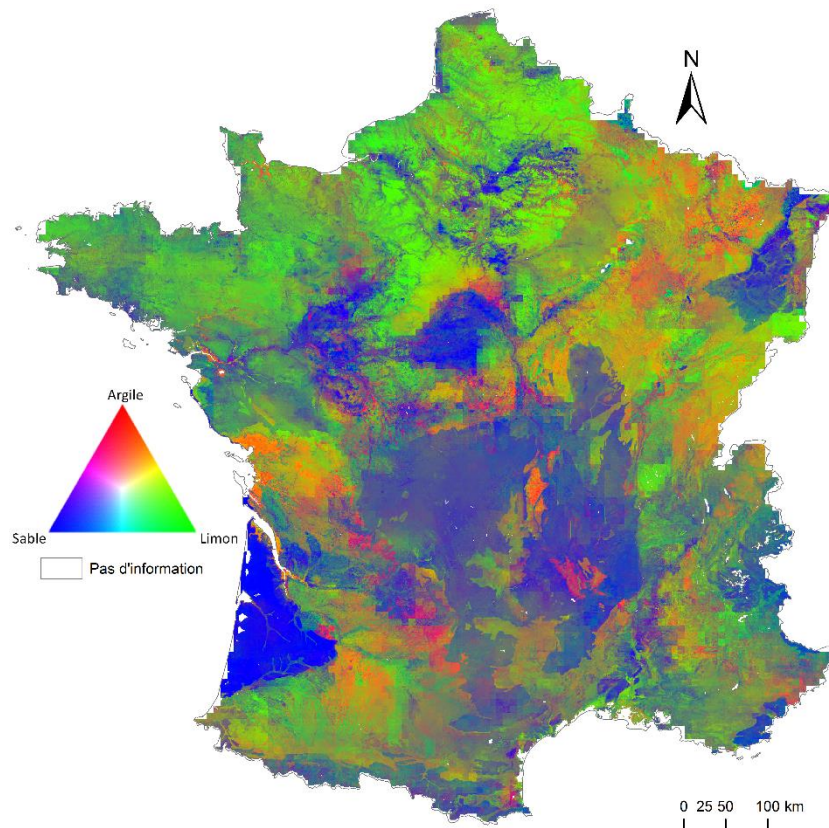


Figure 9: Texture de surface des sols issue des données IGCS

2.2.4 Cartes issues du système d'informations SoilGrids

Les cartes de prédiction des teneurs en argile et sable produites par ISRIC (International Soil Reference Information Centre), avec le système d'informations SoilGrids ont également été utilisées comme cartes primaires. Les cartes ont été extraites à partir du site internet <ftp://ftp.soilgrids.org/data/recent/>. Les prédictions sont basées sur des données issues de 100 000 observations de sol (profils et composites) à travers le monde, récupérées auprès de différentes organisations, et sur 158 covariables de télédétection, qui proviennent principalement de MODIS, SRTM, d'images climatiques et sur des cartes de topographie et de géologie. Cet ensemble de covariables a permis de construire des modèles par régression-krigeage pour prédire le pourcentage d'argile, de sable et de limon dans les sols à une résolution de 500 m, et à 7 profondeurs standards (0; 5; 15; 30; 60; 100; 200 cm) (Hengl et al., 2017). Pour cette étude, nous avons découpé ces cartes pour avoir uniquement les prédictions en France métropolitaine et nous avons utilisé la granulométrie estimée à 15 cm. La carte suivante (Figure 10) présente la texture des sols en France produite dans le cadre de SoilGrids.

Les tableaux suivants présentent respectivement l'origine des cartes de granulométrie utilisées et les statistiques descriptives observées aux points RMQS (Tableau 1, Tableau 2).

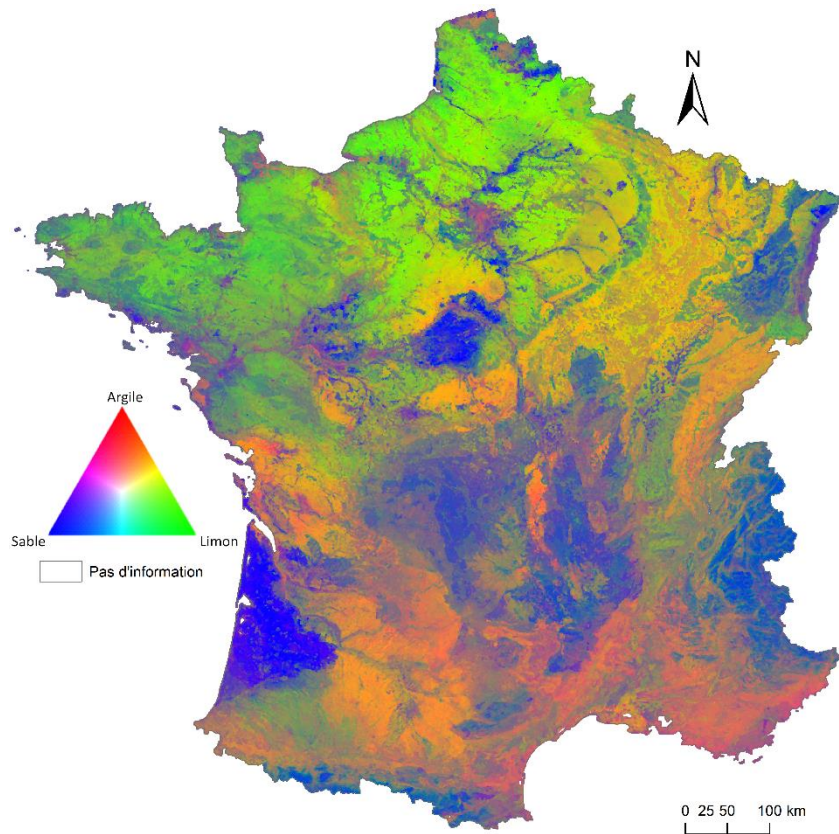


Figure 10: Texture de surface des sols issue des données SoilGrids

Tableau 1: Caractéristiques des données primaires de texture

Données primaires de texture	Profondeur des prélèvements	Zones prospectées	Données source	Méthode de cartographie	Résolution
BDAT	Horizon labouré	Parcelles agricoles	438 393 analyses de sol	Moyenne par canton	500 m
IGCS	0-25 cm	Tout	26 185 profils	Co-krigeage universel	90 m
LUCAS	0-20 cm	Tout	Carte	Regression	500 m
SoilGrids	15 cm	Tout	Carte	Regression-krigeage	250 m

Tableau 2: Moyenne et écart-type des teneurs en argile et sable des cartes primaires aux points RMQS

Données primaires	Argile (%)		Sable (%)	
	Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type
BDAT	21.80	7.86	34.08	17.11
IGCS	22.20	8.85	36.82	18.34
LUCAS	22.63	6.75	33.14	16.60
SoilGrids	22.64	4.34	33.25	10.41

2.3 Le Réseau de Mesures de la Qualité des Sols comme jeu de données de calibration et de validation des modèles d'assemblage

Les méthodes d'assemblage que nous avons utilisées (2.4) nécessitent d'être ajustées au préalable sur un jeu de calibration. Un second jeu de données fournissant des observations géoréférencées des propriétés prédites est également nécessaire afin de valider les prédictions obtenues par les méthodes d'assemblage. Cela permettra de juger de la performance de ces méthodes. Dans cette étude, les données provenant du programme RMQS ont été utilisées pour constituer ces deux jeux de données.

Pour calibrer et valider les modèles, il est important d'avoir un jeu de données qui couvre uniformément le territoire d'étude afin d'obtenir des statistiques de validation non biaisées. Le RMQS, étant basé sur une grille systématique aléatoire, représente un échantillon aléatoire des sols de France et garantit cette condition (Brus et al., 2011).

Pour cette étude, nous avons utilisé la granulométrie fournie par les analyses de sol des échantillons composites réalisées dans le cadre du programme RMQS pour l'horizon de surface. Cela correspond à un total de 1991 sites (ANNEXE 1). La profondeur d'échantillonnage varie selon les points mais englobe généralement les 30 premiers centimètres de sol ou l'horizon labouré (0-30 cm sur sols non cultivés et jusqu'à la plus petite profondeur de labour sur les sols cultivés) (Jolivet et al., 2006).

Les points RMQS ont été divisés en deux jeux de données indépendants par échantillonnage aléatoire stratifié avec 90 répétitions (fonction *sample* dans R). Pour cela, le territoire a été découpé selon une maille contenant 9 points RMQS, et un tirage aléatoire au sein de chaque carré a permis de séparer les points de calibration (6/9) des points de validation (3/9) (Figure 11). La procédure d'échantillonnage a été réalisée 90 fois, on suppose ainsi que chaque point RMQS a été au moins une fois utilisé pour calibrer et valider les modèles (Figure 12). Les tableaux suivants rappellent les principales caractéristiques des données RMQS et les statistiques descriptives (Tableau 3, Tableau 4).

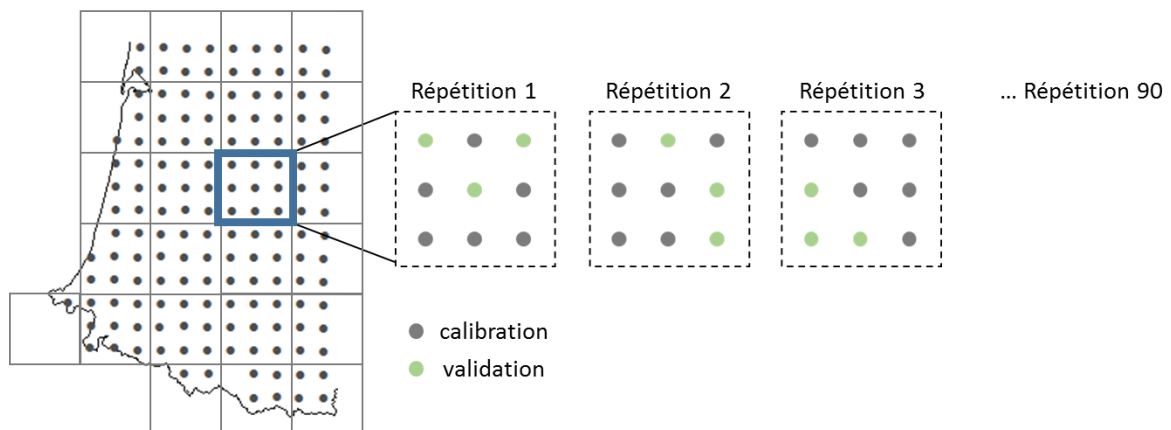


Figure 11: Principe de la séparation entre jeu de calibration et de validation

Tableau 3: Caractéristiques des données de calibration/validation

Données de calibration/validation	Profondeur des prélèvements	Zones prospectées	Type de données
RMQS	Première couche	Tout	1991 points, répartis au centre d'une grille de 16 km x 16 km

Tableau 4: Statistiques descriptives du jeu de calibration/validation

Données	Argile (%)		Sable (%)	
	Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type
RMQS	24.77	13.34	34.23	23.18

2.4 Assemblage des modèles numériques

Dans cette étude, l'objectif est d'assembler les prédictions de quatre cartes de teneurs en argile et sable ayant des précisions différentes afin d'obtenir une carte finale de texture au moins aussi précise que la meilleure des cartes initiales. Nous avons choisi de comparer deux méthodes différentes d'assemblage : Granger-Ramanathan (GR) (Granger, Ramanathan, 1984) et Variance-Weighted (VW) (Bates, Granger, 1969).

Tous les modèles d'assemblage présentés ci-après ont été calibrés indépendamment 90 fois pour le sable et l'argile, car pour chaque répétition la séparation des données RMQS donne un jeu de calibration et de validation différent (*Figure 12*). La calibration et la validation des modèles ont été réalisées dans le logiciel R, dans une boucle à 90 itérations.

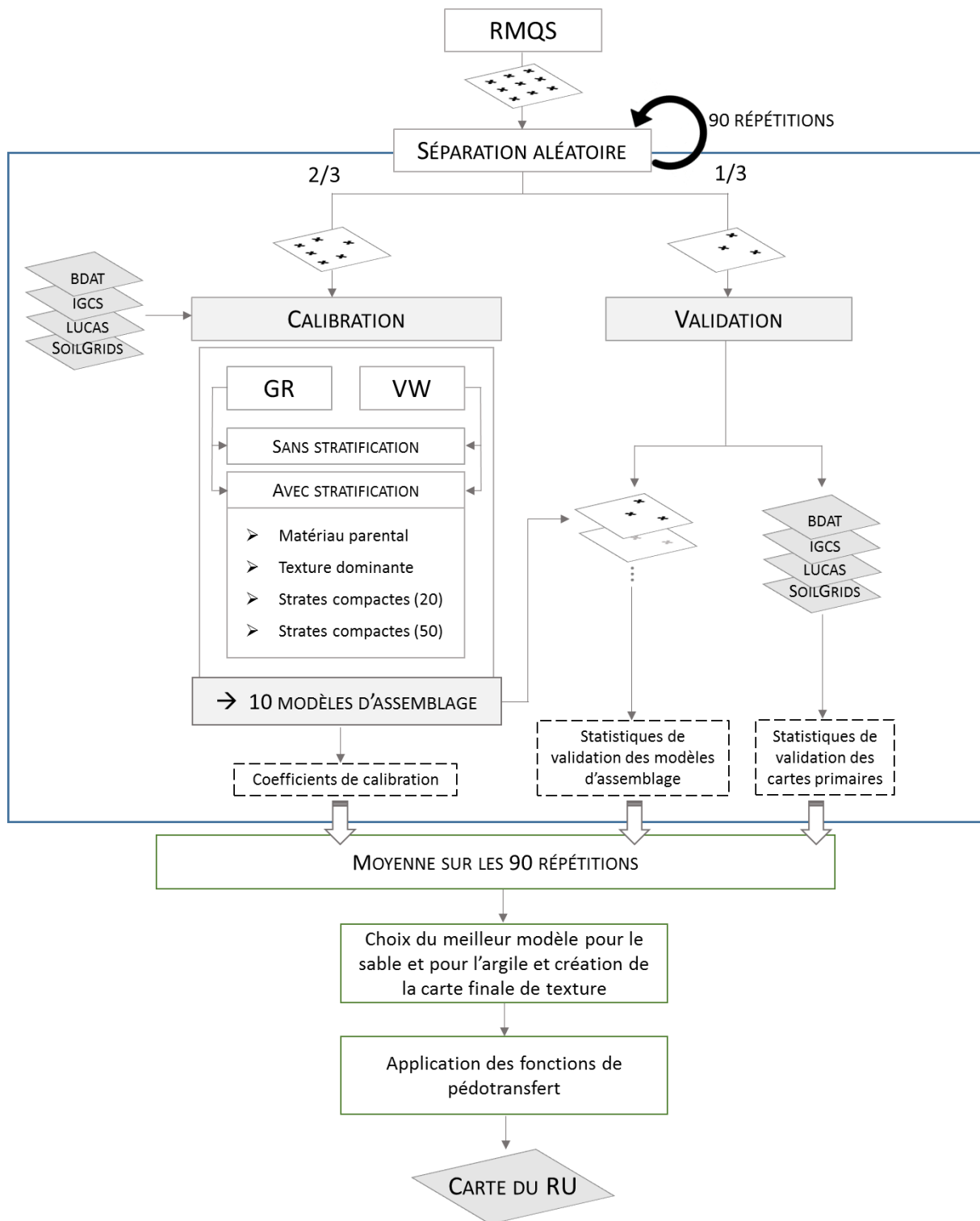


Figure 12: Méthodologie générale pour l'assemblage des modèles et l'estimation du RU

2.4.1 La méthode Granger-Ramanathan

La méthode proposée par Granger et Ramanathan (1984) consiste à ajuster une droite de régression entre les différents modèles à assembler (ici, les cartes primaires) et les valeurs à prédire (jeu de calibration) pour l'argile et le sable séparément. Cette étape a été réalisée dans le logiciel R, grâce à la fonction *lm* (package *stats*) :

```

argile_GR ← lm(argile_rmqs ~ argile_bdat + argile_igcs + argile_lucas + argile_soilgrids,
              data = calibration.i)
  
```

La fonction lm calcule les prédictions comme suit :

$$Y_{GR}(\mathbf{s}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p (\boldsymbol{\beta}_i \cdot X_i(\mathbf{s})) \quad (2)$$

Les coefficients $\boldsymbol{\beta}_i$ sont les poids attribués à chacune des cartes primaires, ils sont calculés par la méthode des moindres carrés. La somme des poids peut être différente de 1. $X_i(\mathbf{s})$ représente la prédiction de la carte primaire i au point \mathbf{s} , et $Y_{GR}(\mathbf{s})$ la prédiction selon le modèle GR de la texture au point \mathbf{s} ($\mathbf{s} \in D$, D = ensemble des points de calibration pour une répétition donnée). β_0 est un coefficient constant qui permet de corriger le biais (c'est l'ordonnée à l'origine de la régression).

Un des principaux avantages de cette méthode reste sa simplicité. Cependant, les coefficients attribués à chacune des cartes sont identiques pour toute la France.

2.4.2 La méthode Variance-Weighted

Une seconde méthode a été retenue pour cette étude car elle permet d'assembler des cartes en tenant compte de leur précision.

Initialement développée par Bates et Granger (1969) et Heuvelink et Bierkens (1992), cette méthode utilise la variance des erreurs de prédiction des cartes primaires. Cependant, dans notre étude, chacune des cartes a été réalisée avec des méthodes statistiques différentes et les méthodes d'estimation de l'incertitude varient également. Pour contourner cette difficulté, Ge et al. (2014) ont proposé une modification de la méthode pour laquelle la variance des erreurs est calculée à partir d'un jeu de calibration. Nous avons donc préféré appliquer cette dernière. La méthode originale permet d'obtenir des poids différents pour chaque pixel, mais nous aurons ici des poids identiques pour toute la zone d'étude. Chaque poids est rectifié par un facteur de correction du biais qui minimise la variance des erreurs de prédiction (Ge et al., 2014). La calibration de cette méthode d'assemblage a été réalisée manuellement dans le logiciel R.

La prédiction par le modèle VW est calculée de la manière suivante :

$$Y_{VW}(\mathbf{s}) = \sum_{i=1}^p \boldsymbol{\beta}_i \cdot (X_i(\mathbf{s}) - v_i(\mathbf{s})) \quad (3)$$

Avec $Y_{VW}(\mathbf{s})$ la prédiction finale par le modèle VW au point \mathbf{s} , $\boldsymbol{\beta}_i$ le poids accordé à la carte i , p le nombre de cartes assemblées, $X_i(\mathbf{s})$ la prédiction de la carte i au point \mathbf{s} et v_i le facteur de correction du biais de la carte i .

Le facteur de correction du biais est calculé sous forme de matrice :

$$\hat{v}_i = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n (X_i(\mathbf{s}) - y(\mathbf{s})) \quad (4)$$

Avec \hat{v}_i le biais calculé pour la carte primaire i , $X_i(\mathbf{s})$ les prédictions de la carte primaire i et $y(\mathbf{s})$ la valeur observée au point \mathbf{s} , et n le nombre de points de calibration.

Les poids $\boldsymbol{\beta}$ sont calculés de la manière suivante :

$$\boldsymbol{\beta}^T = (\mathbf{1}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{1})^{-1} \mathbf{1}^T \mathbf{C}^{-1} \quad (5)$$

Avec $\boldsymbol{\beta}$ le vecteur des poids au point \mathbf{s} , $\mathbf{1}$ étant le vecteur unité à p dimensions (nombre de cartes primaires) et \mathbf{C} la matrice de variance-covariance des erreurs de prédictions calculée selon la formule :

$$\hat{C}_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n (X_i(\mathbf{s}) - y(\mathbf{s}))(X_j(\mathbf{s}) - y(\mathbf{s})) \quad (6)$$

Où $i, j = 1, \dots, p$ indique les cartes primaires et n les points dans le domaine D .

Cette seconde méthode est un peu plus complexe à mettre en place puisqu'elle nécessite des calculs préliminaires (matrice de variance-covariance, biais). Le modèle VW permet cependant de prendre en compte l'erreur de chaque carte primaire : plus l'erreur entre les prédictions d'une carte primaire et les valeurs observées aux points de calibration est grande, et moins le modèle accordera d'importance (de poids) à cette carte.

2.4.3 La stratification pour appliquer localement les modèles d'assemblage

2.4.3.1 Principe

Nous avons voulu tester l'apport d'un découpage de l'espace en strates, selon les modalités d'une autre variable dite de stratification. Ge et al. (2014) en ont déjà montré l'intérêt, en diminuant les erreurs de prédiction lors de l'assemblage des modèles. Cette méthode suppose que la précision des cartes primaires varie dans l'espace, tout comme le biais. Dans cette étude nous avons testé l'apport d'une stratification par une approche de modélisation, afin d'observer si cette méthode permet d'améliorer la prédiction de la texture des sols. On calcule pour cela des poids différents selon l'appartenance à une strate et donc selon la localisation dans la zone d'étude. Les strates sont donc définies comme des zones homogènes en termes de précision des cartes primaires.

Les modèles GR et VW ont été calibrés une première fois sur l'ensemble du jeu de calibration, et appliqués uniformément sur toute la zone d'étude. Nous avons ensuite choisi de tester plusieurs stratifications : selon des facteurs de la pédogénèse (matériau parental et texture dominante) et une stratification sans à priori basée sur les coordonnées. Chacun des deux modèles a été ainsi ajusté au sein de chaque zone à partir du sous-ensemble du jeu de calibration situé dans cette strate.

2.4.3.2 Stratifications retenues

La nature du matériau parental en France métropolitaine est donnée par la carte suivante (*Figure 13*) issue de la Base de Données Géographique des Sols de France (BDGSF). La carte présente un découpage en 9 strates, chaque strate étant un type de matériau parental. La catégorie « autres roches » étant trop peu représentée par les points de calibration, la texture n'a pas été prédite pour cette strate.

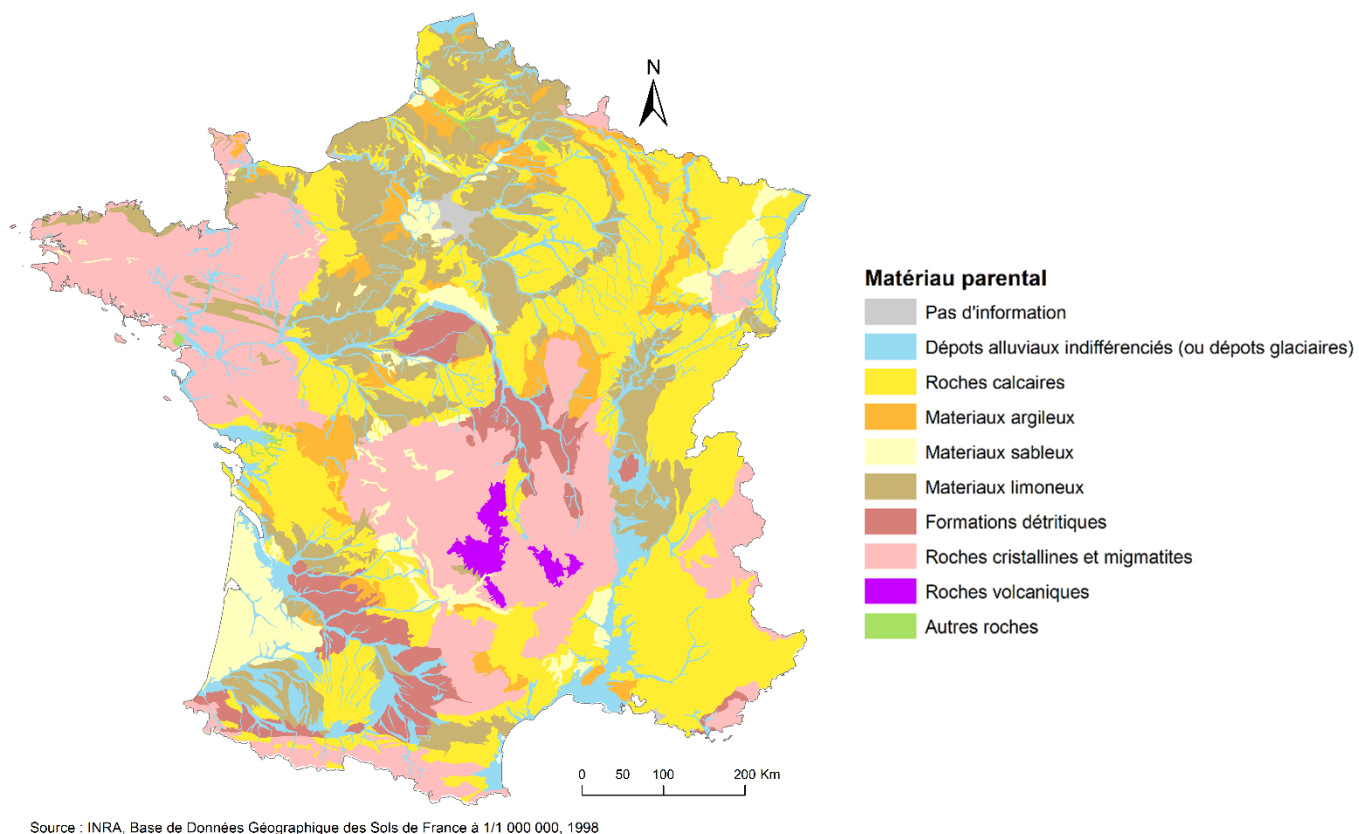


Figure 13: Carte des strates de matériau parental

La carte de texture dominante pour le premier horizon de sol est également issue de la BDGSF (Figure 14), elle divise la texture dominante en six catégories (le détail de la classification est disponible en ANNEXE 2. Pour les mêmes raisons que pour les strates de matériau parental, nous n'allons pas prédire les strates « organique » et « très fine ».

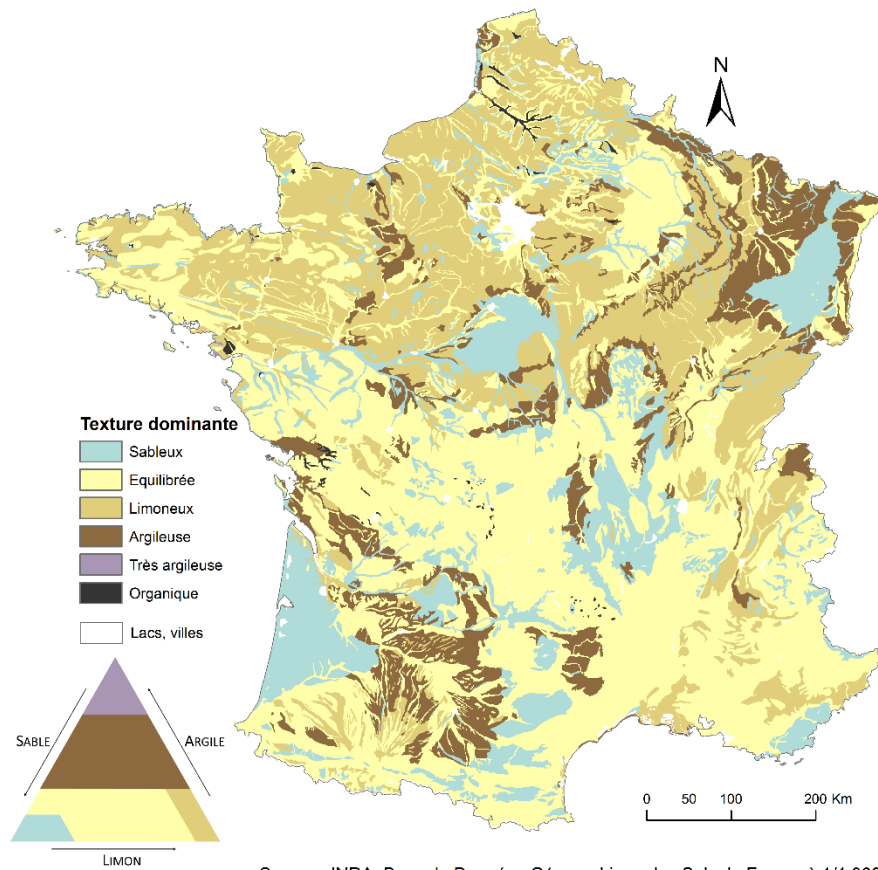


Figure 14: Carte des strates de texture dominante de surface

Enfin nous avons réalisé une stratification par strates géographiques. Cela consiste à diviser le territoire en appliquant la méthode des moyennes mobiles (k-means) sur des cartes de pixels de 500 m pour la France métropolitaine. Cette étape a été réalisée dans le logiciel R, avec la fonction *kmeans* (package *stats*). En précisant le nombre de strates souhaité en sortie, dans notre cas 20 et 50 (Figure 15), la fonction crée des strates compactes qui minimisent la distance au sein des strates (Walvoort et al., 2010) :

```
map_KM20 ← kmeans(x= coordinates(carte_500m) , centers= 20, nstart=20, iter.max = 500)
```

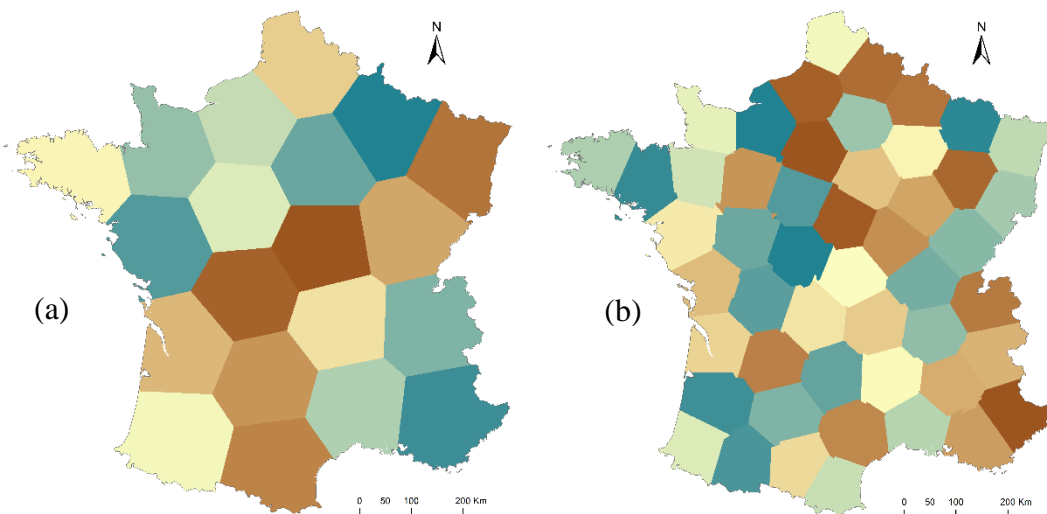


Figure 15: Carte des 20 (a) et 50 (b) strates compactes sur les coordonnées utilisées pour la stratification

Au total, 10 modèles d'assemblage ont été ajustés séparément pour l'argile et le sable pour chacune des 90 répétitions : GR et VW sans stratification, puis avec stratification selon le matériau parental, la texture dominante, et les coordonnées (20 puis 50 strates). Pour savoir dans quelle strate se situe chaque point de calibration, nous avons réalisé une jointure spatiale dans le logiciel R (fonction *over* du package *sp*) entre les points RMQS et les cartes représentant la distribution spatiale des différentes strates étudiées.

La calibration du modèle GR avec stratification s'est faite en introduisant directement dans la fonction *lm* l'information sur la stratification, en ajoutant l'opérateur « * » d'interactions. L'exemple ci-dessous est présenté pour la stratification en 50 strates compactes.

```
GR_argile_KM50←lm(argile_rmqs~strate_KM50*(argile_soilG+argile_bdat+argile_lucas
+ argile_igcs), data = calib.i)
```

Pour la méthode VW, les modèles par stratification ont été calibrés indépendamment pour chaque strate dans une boucle, le nombre d'itérations étant le nombre de strates.

Afin d'obtenir un seul modèle par méthode et une seule carte par modèle, les coefficients de calibration ont été moyennés sur les 90 itérations. Ces coefficients ont ensuite été appliqués aux cartes primaires aux points de validation afin de calculer les statistiques de validation.

2.4.4 Calcul d'indicateurs pour valider les cartes primaires et les modèles d'assemblage

Une fois les modèles calibrés, nous avons calculé plusieurs indicateurs de validation qui comparent les prédictions données par les assemblages de modèles et les observations aux points de validation. Les cartes primaires ont également été validées (*Figure 12*).

Les indicateurs suivants ont été calculés dans R grâce à la fonction *goof* (package *ithir*) :

- Le coefficient de détermination (R^2) compris entre 0 et 1 mesure la précision de la relation entre les prédictions et les valeurs observées, plus il est proche de 1 et plus la corrélation est importante :

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{n(\sum x_i^2) - (\sum x_i)^2} \sqrt{n(\sum y_i^2) - (\sum y_i)^2}} \quad (7)$$

Avec : x_i la prédiction donnée par une carte primaire au point i , y_i la valeur observée au point de validation \bar{x} , et \bar{y} , les moyennes des jeux de données sur l'ensemble des points de validation, et n le nombre de points de calibration.

- La concordance est un paramètre qui varie entre -1 et 1 pour une parfaite concordance, il mesure la précision et l'exactitude de la relation entre valeurs observées et prédites² :

$$\rho_c = \frac{2\rho_{xy}\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (\bar{x} - \bar{y})^2} \quad (8)$$

Avec : \bar{x} et \bar{y} les moyennes des valeurs prédites et observées aux points de validation, σ_x^2 et σ_y^2 les variances correspondantes et ρ_{xy} le coefficient de corrélation entre les prédictions et les observations (Lin, 1989).

- Le RMSE (Root Mean Square Error) mesure la déviation des valeurs prédites par rapport aux valeurs observées :

² La différence entre précision et exactitude est expliquée en ANNEXE 3

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (9)$$

Avec : x_i et y_i les valeurs prédites et observées au point de validation i , et n le nombre de points de validation

- Le biais mesure l'erreur systématique de prédiction par rapport à la valeur observée :

$$biais = \frac{\sum_{i=1}^n x_i - y_i}{n} \quad (10)$$

L'analyse de ces différents indicateurs permet de choisir quel modèle parmi les 10 testés est le plus performant pour estimer les teneurs en argile et en sable dans les sols en France. Avant d'appliquer ces modèles, la résolution des cartes a été homogénéisée à 500 mètres.

Nous avons également comparé les cartes en utilisant une nouvelle quantité q_i définie par :

$$q_{ij}(\mathbf{s}) = (x_i(\mathbf{s}) - y(\mathbf{s}))^2 - (x_j(\mathbf{s}) - y(\mathbf{s}))^2 \quad (11)$$

$q_{ij}(\mathbf{s})$ est une variable représentant la différence du carré des erreurs de prédiction calculées aux points de validation entre deux cartes i et j . On peut calculer la moyenne \bar{q} de $q_{ij}(\mathbf{s})$ afin d'obtenir la moyenne globale de la différence des erreurs. Pour tester si cette moyenne globale diffère statistiquement de 0 (et donc si les erreurs entre les cartes sont différentes), nous avons fait l'hypothèse que \bar{q} suit une loi normale afin d'appliquer un test d'hypothèse. La procédure consiste à calculer la p-valeur associée à la valeur calculée de \bar{q} en utilisant le quantile de la loi normale (fonction *pnorm* du package *stats*). Cette étape a été réalisée 90 fois, car les points de validation changent à chaque itération. Finalement, on obtient un tableau qui affiche le pourcentage de fois sur les 90 répétitions, où les erreurs de deux modèles sont significativement différentes (p-valeur < 0.05).

2.5 Estimation du réservoir utilisable par application de fonctions de pédotransfert

Les FPT utilisées dans cette étude ont été calibrées par Román Dobarco et al. (2017a), à partir de la base de données SOLHYDRO (Bruand et al., 2004 ; Al Majou et al., 2008).

La majorité des échantillons collectés ont été prélevés dans le centre et le Nord de la France (*Figure 16*) mais le domaine d'application des FPT est considéré comme valide pour la majorité des sols en France métropolitaine.

Des régressions linéaires ont été ajustées à partir de 457 observations pour pF = 2.0 (capacité au champ) et 689 observations pour pF = 4.2 (point de flétrissement permanent), en utilisant l'argile et le sable comme des variables indépendantes (*Figure 17*). Les données granulométriques proviennent d'échantillons de surface et de subsurface.

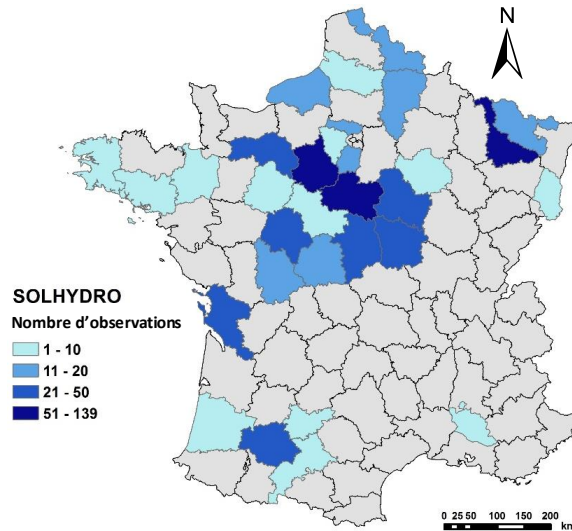


Figure 16: Nombre d'observations par département disponibles dans la base SOLHYDRO (consultation le 28/08/2007)

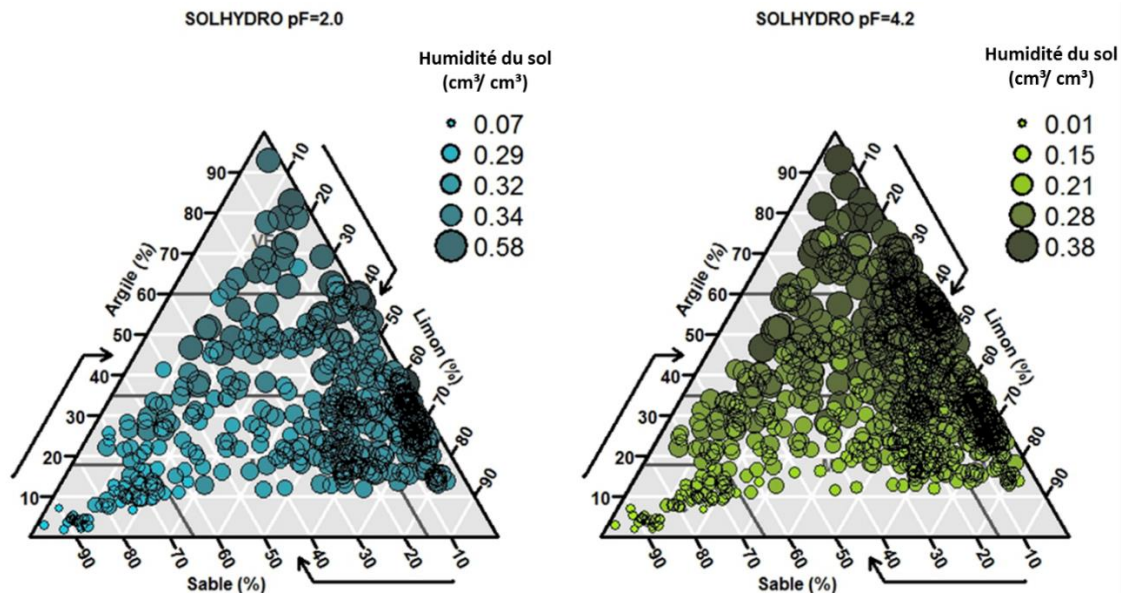


Figure 17: Humidité du sol mesurée aux points de calibration des modèles à $pF = 2.0$ et $pF = 4.2$ (base SOLHYDRO, consultation le 28/08/2007)

Les FPT ont été validées par une validation croisée à 10 itérations³. La FPT qui estime la capacité au champ a obtenu un RMSE de $0.043 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ et $R^2 = 0.69$, tandis que la FPT au point de flétrissement a obtenu un RMSE = $0.034 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ et un $R^2 = 0.82$ (Román Dobarco et al., 2017a)

Les équations des FPT sont les suivantes :

$$\theta_{2.0} = 0.28 + 2.45 \cdot 10^{-3} \cdot \text{argile} - 1.36 \cdot 10^{-3} \cdot \text{sable} \quad (12)$$

$$\theta_{4.2} = 0.08 + 4.01 \cdot 10^{-3} \cdot \text{argile} - 2.94 \cdot 10^{-4} \cdot \text{sable} \quad (13)$$

Avec : *argile* et *sable* les teneurs (en pourcentage) en argile et sable dans les sols, $\theta_{2.0}$ et $\theta_{4.2}$ les humidités à la capacité au champ et au point de flétrissement permanent exprimées en

³ Validation croisée à 10 itération : Ce principe consiste à diviser en 10 parties égales le jeu de données initial (ici, les observations de la base SOLHYDRO). 9 échantillons servent de jeu de calibration et le reste de jeu de validation. L'opération est répétée 10 fois, afin que chaque échantillon ait servi une fois à la validation.

volume d'eau par volume de sol (cm^3/cm^3). Il est à noter que ces formules ne prennent pas en compte les éléments grossiers (éléments $> 2\text{mm}$ de diamètre : graviers, cailloux).

Le réservoir utilisable, exprimé en mm a été calculé comme la différence entre l'humidité à la capacité au champ ($pF = 2.0$) et au point de flétrissement permanent ($pF = 4.2$), puis en multipliant par la profondeur du sol étudiée, que l'on considère dans notre cas égale à 25 cm.

3 Résultats

3.1 Test de la robustesse des données d'entrée

Les statistiques de validation moyennes des cartes primaires montrent que les cartes IGCS sont les plus précises (*Tableau 5*). En effet, aux points de validation, elles affichent le plus grand coefficient de détermination ($R^2 = 0.41$ pour l'argile et 0.59 pour le sable), et possèdent la plus grande concordance (0.57 pour l'argile et 0.74 pour le sable). De plus, les erreurs de prédiction sont les moins élevées pour les cartes IGCS (RMSE = 10.58% pour l'argile et 15.09% pour le sable). Les cartes possédant le plus petit biais sont SoilGrids pour l'argile (biais = 2.13%) et BDAT pour le sable (biais = -0.16%), mais il reste globalement faible pour toutes les cartes primaires ($< 3\%$). Si les cartes IGCS sont les plus précises, on ne peut cependant établir un classement de performance pour les trois autres cartes, car il varie selon l'indicateur de validation et la fraction granulométrie étudiés. On peut noter que les quatre cartes primaires prédisent mieux les teneurs en sable que les teneurs en argile.

Tableau 5: Statistiques de validation des cartes primaires calculées aux points de validation (moyenne sur 90 répétitions), les chiffres en gras indiquent le meilleur résultat

Fraction	Carte	R ² moyen	Concordance moyenne	RMSE moyen (%)	Biais moyen (%)
Argile	BDAT	0,30	0,46	11,57	-2,97
	IGCS	0,41	0,57	10,58	-2,56
	LUCAS	0,32	0,44	11,25	-2,14
	SoilGrids	0,34	0,34	11,55	-2,13
Sable	BDAT	0,48	0,66	16,79	-0,16
	IGCS	0,59	0,74	15,09	2,59
	LUCAS	0,47	0,65	16,96	-1,09
	SoilGrids	0,45	0,50	17,94	-0,99

Le tableau suivant (*Tableau 6*) affiche l'écart type des erreurs calculées aux points de validation. La carte SoilGrids possède la plus grande variance des erreurs pour les deux fractions granulométriques étudiées (11.35% pour l'argile et 17.92% pour le sable).

Tableau 6: Ecart type des erreurs des cartes primaires calculées aux points de validation (moyenne sur les 90 répétitions), les chiffres en gras indiquent les écarts-type les plus élevés

Fraction	BDAT	IGCS	LUCAS	SoilGrids
Argile	11,18	10,26	11,05	11,35
Sable	16,80	14,87	16,93	17,92

Lorsque l'on étudie les différences entre les erreurs des cartes primaires pour l'argile (*Tableau 7*), on voit que les erreurs ne sont pas significativement différentes entre la BDAT et SoilGrids (2% des cas) et entre la BDAT et LUCAS (31% des cas). On peut dire également que les cartes IGCS sont significativement différentes des trois autres cartes, entre 66% (avec LUCAS) et jusqu'à 99% des cas avec SoilGrids. Concernant le sable, toutes les cartes sont différentes les unes des autres (p-valeur < 0.05 dans plus de 50% des cas), à l'exception de la BDAT et de LUCAS qui possèdent des erreurs similaires dans 89% des cas (*Tableau 8*).

Tableau 7: Pourcentage de significativité du test (p -valeur <0.05) où \bar{q} est différent de 0 pour l'argile (\bar{q} = moyenne globale de la différence du carré des erreurs des cartes primaires aux points de validation). Les chiffres en rouges sont $< 50\%$.

	BDAT	IGCS	LUCAS	SoilGrids
BDAT	0	94	31	2
IGCS		0	66	99
LUCAS			0	49
SoilGrids				0

Tableau 8: Pourcentage de significativité du test (p -valeur <0.05) où \bar{q} est différent de 0 pour le sable (\bar{q} = moyenne globale de la différence du carré des erreurs des cartes primaires aux points de validation). Les chiffres en rouges sont $< 50\%$.

	BDAT	IGCS	LUCAS	SoilGrids
BDAT	0	92	11	78
IGCS		0	99	100
LUCAS			0	83
SoilGrids				0

Si la plupart des cartes possèdent des erreurs significativement différentes, elles sont tout de même corrélées (Tableau 9). Les plus faibles corrélations sont observées entre les cartes BDAT et IGCS, et les plus fortes entre LUCAS et SoilGrids (pour l'argile et le sable).

Tableau 9: Corrélation entre les erreurs des cartes primaires calculée aux points de validation (moyenne sur les 90 répétitions), les chiffres en gras indiquent les corrélations les fortes

Argile Sable	BDAT	IGCS	LUCAS	SoilGrids
BDAT		0.77	0.81	0.84
IGCS	0.70		0.79	0.80
LUCAS	0.71	0.73		0.90
SoilGrids	0.75	0.73	0.82	

3.2 Validation indépendante des modèles d'assemblage

Les statistiques de validation, montrent que l'assemblage des modèles a permis d'améliorer modérément les performances de prédiction des teneurs en argile et sable dans les sols : le gain maximal de R^2 est de 0.08 pour l'argile et 0.04 pour le sable, la baisse du RMSE est de 1.06 % pour l'argile et 1.07 % pour sable (Tableau 10). Les performances sont globalement meilleures pour le sable que pour l'argile, mais la hausse des performances des modèles est plus importante pour l'argile. Enfin, toutes les méthodes testées pour assembler les modèles produisent des erreurs significativement différentes des cartes primaires, excepté les méthodes basées sur une stratification en 50 strates compactes (Tableau 11, Tableau 12).

Au regard des statistiques de validation (Tableau 10), plusieurs modèles semblent équivalents pour prédire le taux d'argile dans les sols. Les modèles GR sans stratification et avec stratification selon la texture dominante possèdent le R^2 le plus élevé (0.49), le même modèle avec stratification selon 20 strates compactes est caractérisé par la plus grande concordance

(0.67), le modèle GR sans stratification produit des erreurs plus faibles (RMSE = 9.52 %), enfin les modèles VW avec stratification selon le matériau parental et la texture dominante, et le modèle GR avec stratification en 50 strates compactes possèdent le plus petit biais (-0.01 et 0.01%). Les modèles basés sur la stratification en 50 strates compactes affichent les plus mauvais coefficients de détermination ($R^2 = 0.38$ et 0.40).

Les modèles GR sans stratification, GR avec stratification selon la texture dominante et le modèle GR avec stratification en 20 strates compactes ne sont pas statistiquement différents (p -valeur > 0.05) dans plus de 90% des cas sur les 90 répétitions (Tableau 11). En revanche, les erreurs issues du modèle VW après stratification selon le matériau parental sont statistiquement différentes des modèles GR et GR après stratification selon la texture dominante dans plus de 65% des cas, et seulement dans 26% des cas différent de GR après stratification en 20 strates compactes.

On considère finalement le modèle GR après stratification selon la texture dominante comme le meilleur en se basant sur le R^2 et sur la concordance, même s'il est peu différent des autres. La carte finale de teneur en argile des sols a donc été créée en appliquant les coefficients obtenus par ce modèle-ci aux cartes primaires (voir section 3.3).

Tableau 10 : Statistiques de validation des 10 modèles testés, calculées aux points de validation (moyenne sur 90 répétitions), les chiffres en gras indiquent les meilleurs résultats

Fraction	Carte	R^2 moyen	Concordance moyenne	RMSE moyen	Biais moyen
Argile	GR	0,49	0,65	9,52	0,05
	GR - matériau parental	0,47	0,65	9,64	0,04
	GR - texture dominante	0,49	0,66	9,53	0,04
	GR- 20 strates compactes	0,48	0,67	9,59	0,03
	GR - 50 strates compactes	0,40	0,62	10,58	-0,01
	VW	0,46	0,58	9,88	0,03
	VW- matériau parental	0,45	0,62	9,83	0,01
	VW-texture dominante	0,45	0,59	9,90	0,01
	VW- 20 strates compactes	0,44	0,61	9,97	-0,05
	VW- 50 strates compactes	0,38	0,59	10,54	-0,13
Sable	GR	0,62	0,77	14,13	0,03
	GR - matériau parental	0,62	0,77	14,14	0,00
	GR - texture dominante	0,63	0,77	14,03	0,01
	GR- 20 strates compactes	0,61	0,76	14,46	0,03
	GR - 50 strates compactes	0,56	0,74	15,55	-0,05
	VW	0,62	0,75	14,26	0,04
	VW- matériau parental	0,62	0,76	14,23	0,03
	VW-texture dominante	0,62	0,76	14,09	0,04
	VW- 20 strates compactes	0,60	0,75	14,58	0,06
	VW- 50 strates compactes	0,57	0,74	15,17	0,07

Tableau 11: Pourcentage de significativité du test (p -valeur < 0.05) où \bar{q} est différent de 0 pour l'argile (\bar{q} = moyenne globale de la différence du carré des erreurs aux points de validation). Les chiffres en rouges sont $< 50\%$.

	BDAT	IGCS	LUCAS	SoilG.	GR	VW	GR mat. par.	VW mat. par.	GR text. dom.	VW text. dom.	GR KM20	VW KM20	GR KM50	VW KM50
GR	100	100	100	100	0	100	22	67	8	99	8	74	100	99
VW	100	100	100	100	100	0	53	22	94	12	49	11	86	90
GR mat. par.	100	98	100	100	22	53	0	52	24	57	14	48	96	93
VW mat. par.	100	98	100	100	67	22	52	0	66	19	27	20	84	88
GR text. dom.	100	100	100	100	8	94	24	66	0	99	10	69	100	100
VW text. dom.	100	100	100	100	99	12	57	19	99	0	43	12	78	88
GR KM20	100	98	100	100	8	49	14	27	10	43	0	88	100	100
VW KM20	100	68	99	100	74	11	48	20	69	12	88	0	81	88
GR KM50	81	9	47	86	100	86	96	84	100	78	100	81	0	12
VW KM50	84	7	56	83	99	90	93	88	100	88	100	88	12	0

Concernant les prédictions des teneurs en sable dans l'horizon de surface, les modèles paraissent similaires au niveau de leur performance (Tableau 10): R^2 variant de 0.60 à 0.63, et RMSE compris entre 14.05 et 14.58 % (excepté pour les modèles basés sur les 50 strates compactes). Toutefois, le modèle GR après stratification selon la texture dominante semble être le meilleur modèle, car il possède à la fois les coefficients de corrélation les plus élevés ($R^2 = 0.63$ et Concordance = 0.77), et les erreurs les plus faibles (RMSE = 14.03 %). Le biais obtenu avec le modèle GR après stratification selon le matériau parental est nul, mais le biais du modèle GR après stratification selon la texture dominante reste très faible (-0.01). Ce modèle a donc été utilisé pour calculer les teneurs finales en sable (voir section 3.3).

Cependant la comparaison des erreurs (Tableau 12) montre encore une fois que ce modèle n'est pas statistiquement différent (p -valeur > 0.05) de 7 autres modèles dans au moins 50 % des cas (calculés sur les 90 répétitions) : il est uniquement différent des modèles basés sur la stratification en 50 strates compactes.

Tableau 12: Pourcentage de significativité du test (p -valeur < 0.05) où \bar{q} est différent de 0 pour le sable (\bar{q} = moyenne globale de la différence du carré des erreurs aux points de validation). Les chiffres en rouges sont $< 50\%$.

	BDAT	IGCS	LUCAS	SoilG.	GR	VW	GR mat. par.	VW mat. par.	GR text. dom.	VW text. dom.	GR KM20	VW KM20	GR KM50	VW KM50
GR	100	100	100	100	0	51	7	21	12	9	50	77	100	100
VW	100	99	100	100	51	0	11	7	39	23	20	60	100	100
GR mat. par.	100	98	100	100	7	11	0	30	7	7	39	61	99	98
VW mat. par.	100	91	100	100	21	7	30	0	24	13	20	48	99	96
GR text. dom.	100	100	100	100	12	39	7	24	0	30	50	76	100	100
VW text. dom.	100	99	100	100	9	23	7	13	30	0	30	64	100	98
GR KM20	100	64	100	100	50	20	39	20	50	30	0	23	98	86
VW KM20	100	59	100	100	77	60	61	48	76	64	23	0	96	79
GR KM50	73	23	82	100	100	100	99	99	100	100	98	96	0	50
VW KM50	96	9	99	100	100	100	98	96	100	98	86	79	50	0

3.3 Poids accordés aux cartes primaires par les différents modèles d'assemblage

Une autre façon d'étudier les différents modèles d'assemblage consiste à inspecter les poids accordés aux cartes primaires (équations (2) et (5)).

Le modèle GR sans stratification accorde des poids très différents selon la fraction prédite (Figure 18). En effet, pour prédire le taux d'argile dans les sols, ce modèle donne plus de poids à la carte SoilGrids (0.61), suivi par IGCS (0.51), LUCAS (0.25) et BDAT (0.25). Pour le sable, l'ordre change puisque IGCS se voit attribuer le poids le plus important (0.59), et les contributions sont beaucoup plus faibles pour la BDAT (0.26), SoilGrids (0.20) et LUCAS (0.16). Afin de savoir si les poids accordés sont significatifs (c'est-à-dire si le coefficient appliqué diffère significativement de 0), nous avons utilisé la procédure de calcul fournie avec la fonction *lm : summary(lm)*. Pour simplifier, ce calcul a été effectué sur l'ensemble des points RMQS et non pas sur chaque jeu de validation issu des 90 itérations.

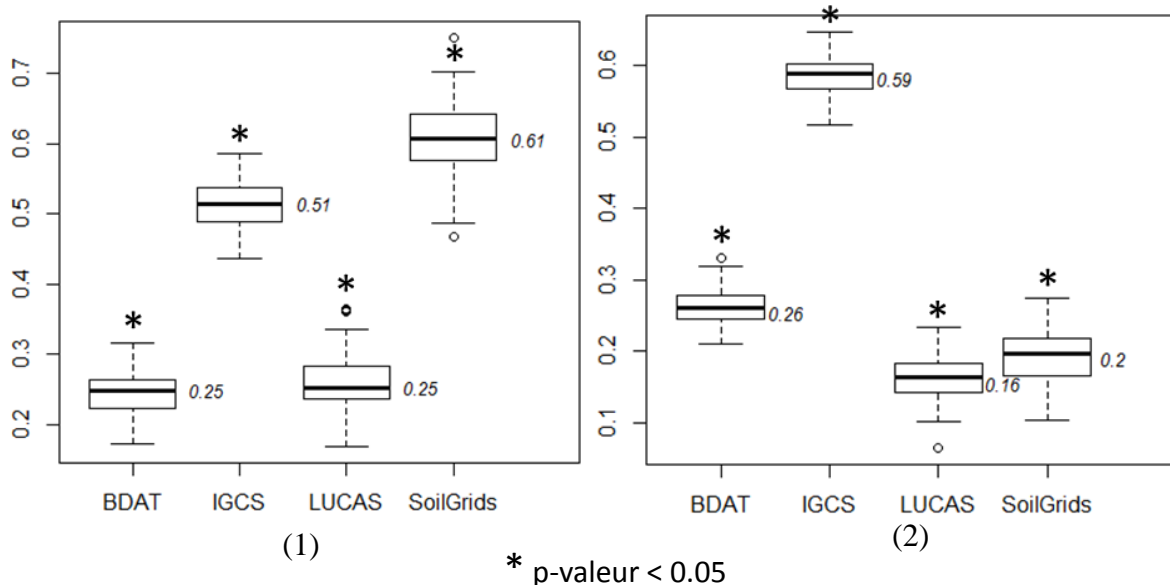


Figure 18: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile (1) et sable (2) selon le modèle GR sans stratification (sur 90 répétitions)

L'attribution des poids par le modèle VW diffère du précédent. Du fait qu'il accorde plus de poids à la carte la plus précise, la carte IGCS est la plus prise en compte pour prédire les teneurs en argile et sable (poids = 0.59) (Figure 19). Pour les deux fractions granulométriques, la valeur des coefficients suit grossièrement la même tendance : BDAT et LUCAS possèdent des poids intermédiaires aux alentours de 0.2, et SoilGrids a une participation quasi-nulle dans la prédiction de la texture. Cela est certainement lié au fait que cette carte possède la plus forte variation des erreurs (Tableau 6). Les poids attribués par cette méthode d'assemblage étant calculés manuellement, nous n'avons pas pu évaluer leur significativité.

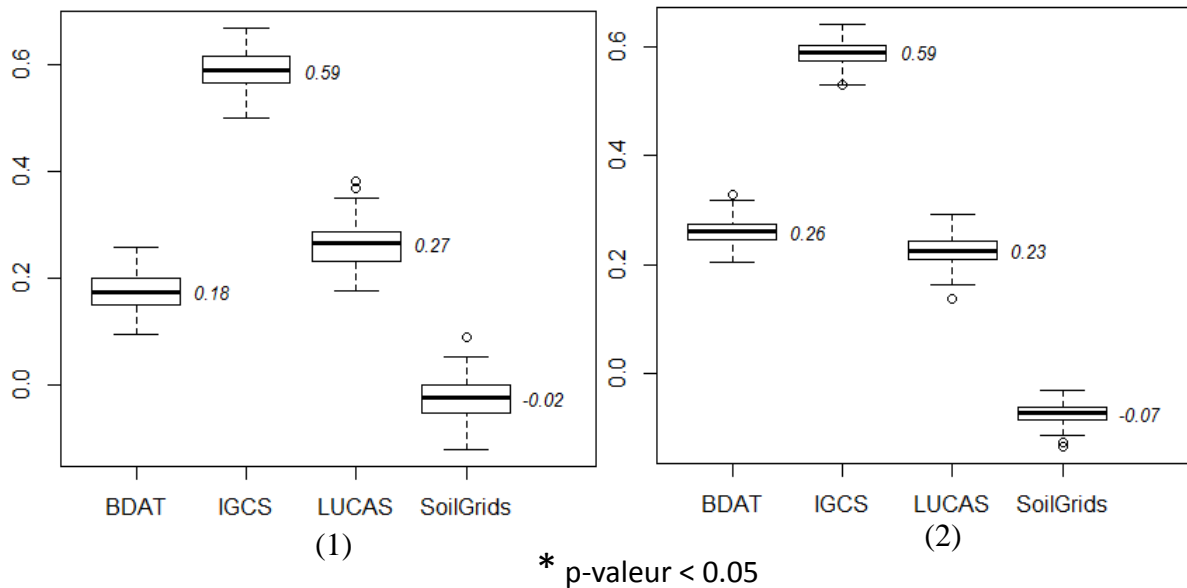


Figure 19: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile (1) et de sable (2) selon le modèle VW sans stratification (sur 90 répétitions)

Comparons maintenant les poids accordés aux cartes primaires de sable et d'argile par les modèles GR et VW après stratification selon la texture dominante. Nous allons présenter uniquement les résultats obtenus pour cette méthode de stratification car elle s'avère être la plus performante (section 3.2).

Pour prédire le taux d'argile, le modèle GR après stratification selon la texture dominante accorde des poids faibles (proches de 0) aux cartes BDAT et LUCAS pour les textures extrêmes (sableuse et argileuse), contrairement aux cartes IGCS et SoilGrids. Cependant, le poids accordé à SoilGrids pour la strate argileuse n'est pas significatif. Pour les textures intermédiaires (équilibrée et limoneuse), la différence entre les poids des cartes primaires est moins marquée. Les poids varient globalement entre 0.2 et 0.5, et sont significatifs uniquement pour les cartes IGCS et LUCAS pour la strate « texture équilibrée » et significatifs pour BDAT et IGCS dans la strate « texture limoneuse » (Figure 20).

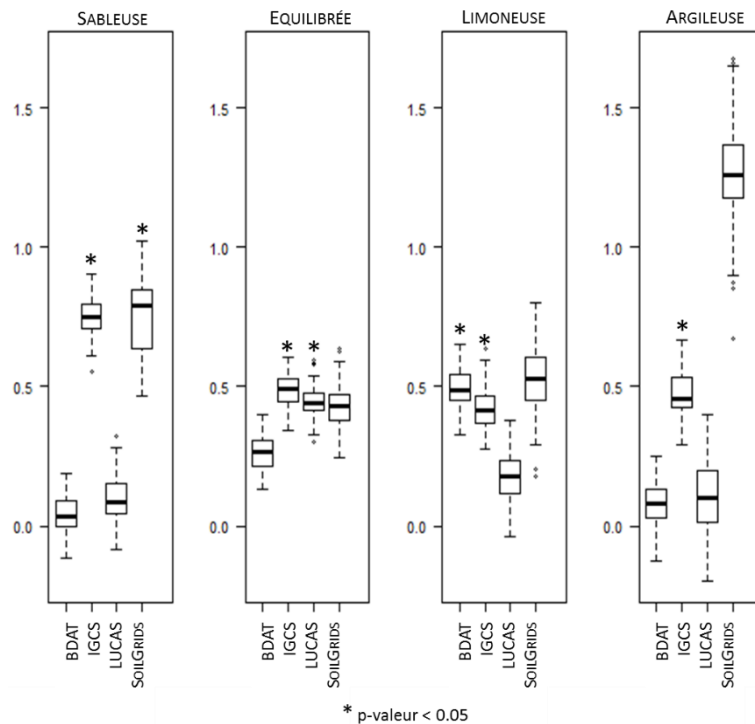


Figure 20: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile par le modèle GR après stratification selon la texture dominante (sur 90 répétitions)

Lorsque la même méthode est appliquée pour prédire les teneurs en sable, l'attribution des poids suit globalement la même tendance : les cartes IGCS et SoilGrids ont une contribution importante pour les textures sableuse et argileuse, malgré une absence de significativité pour la strate « argileuse ». Cela signifie que la stratification n'apporte pas d'amélioration par rapport au modèle GR global pour cette strate. Pour les strates de texture équilibrée et limoneuse les poids sont similaires et suivent cet ordre : IGCS > BDAT > LUCAS > SoilGrids. Ils sont significatifs pour les cartes BDAT et IGCS (Figure 21).

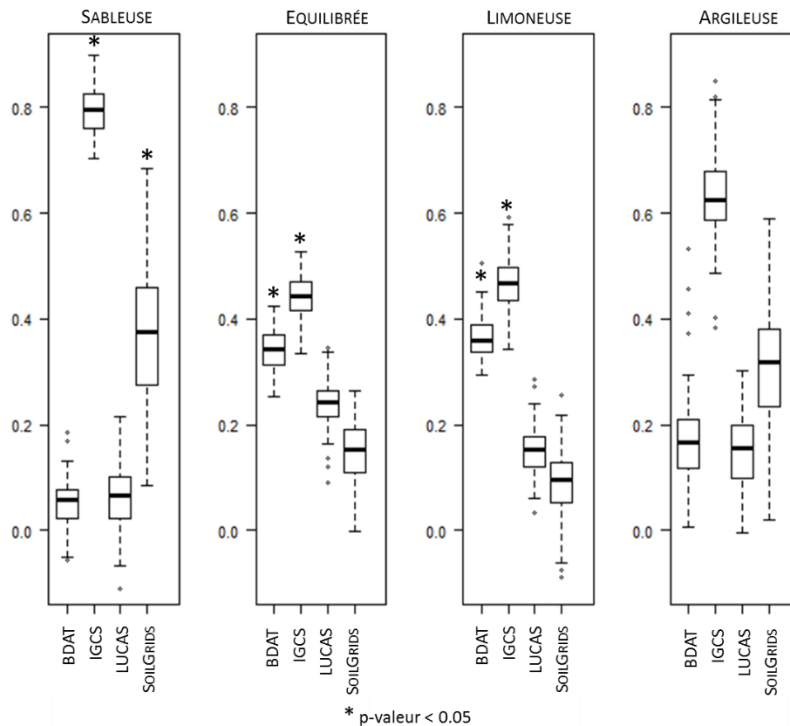


Figure 21: Poids médians accordés aux cartes primaires de sable par le modèle GR après stratification selon la texture dominante (sur 90 répétitions)

La méthode VW après stratification selon la texture dominante utilisée pour prédire le taux d'argile, donne beaucoup de poids à la carte IGCS, et particulièrement pour les classes de texture sableuse et argileuse (environ 0.7). Pour les classes de texture équilibrée et limoneuse, deux autres cartes apportent une contribution au modèle : respectivement LUCAS et BDAT (poids ≈ 0.5). La carte SoilGrids possède des poids très faibles (< 0.2) quelle que soit la classe de texture (Figure 22).

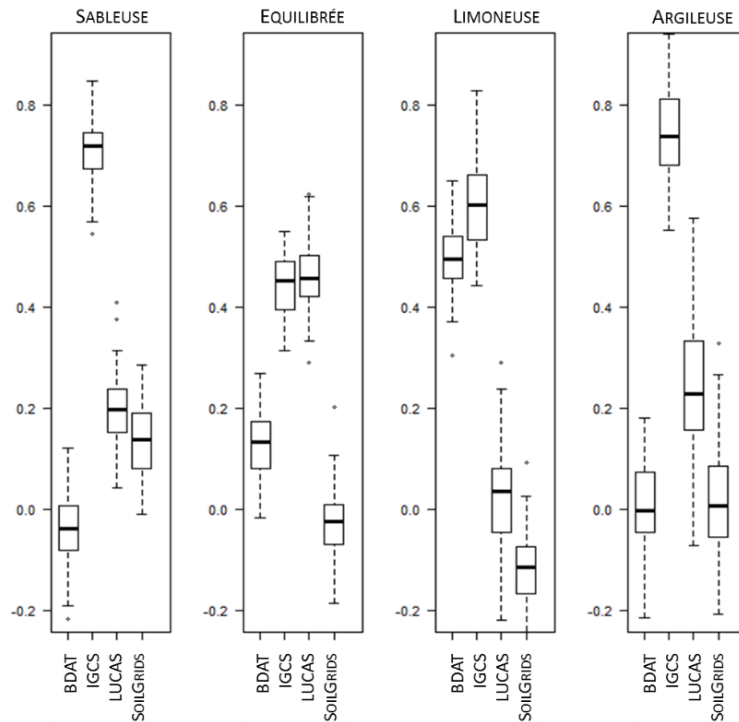


Figure 22: Poids médians accordés aux cartes primaires d'argile par le modèle VW après stratification selon la texture dominante (sur 90 répétitions)

Enfin, lorsque la même méthode est utilisée pour prédire le taux de sable, les poids obtenus donnent une forte contribution de la carte IGCS dans la prédiction finale, en particulier aux texture sableuse (poids > 0.8) et argileuse (poids ≈ 0.8). Aux classes de texture intermédiaire, les trois cartes BDAT, IGCS et LUCAS possèdent des poids variant entre 0.2 et 0.5, tandis que SoilGrids a une contribution nulle pour les quatre classes de texture (Figure 23).

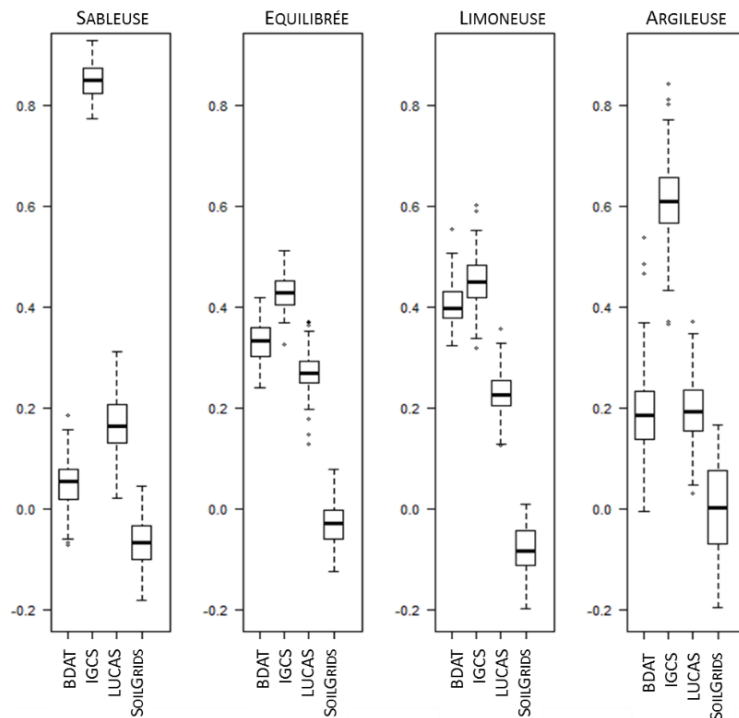


Figure 23: Poids médians accordés aux cartes primaires de sable par le modèle VW après stratification selon la texture dominante (sur 90 répétitions)

Pour conclure, la carte IGCS apporte généralement une forte contribution dans les prédictions finales d'argile et de sable pour les deux méthodes, particulièrement pour les strates sableuses et argileuses. Les cartes BDAT et LUCAS se voient attribuer des poids plus élevés pour la prédiction des textures intermédiaires (équilibrée et limoneuse). Enfin, les poids accordés à la carte SoilGrids dépendent fortement de la méthode employée, ils sont élevés pour prédire les textures extrêmes dans le modèle GR (même s'ils ne sont pas toujours significatifs) tandis que le modèle VW ne tient presque pas compte de cette carte.

Nous avons vu dans la section 3.2 que la méthode d'assemblage GR après stratification selon la texture dominante obtenait les meilleurs résultats. La carte finale de texture (*Figure 24*) a donc été obtenue en appliquant les coefficients attribués par cette méthode aux cartes primaires (*Figure 20, Figure 21*).

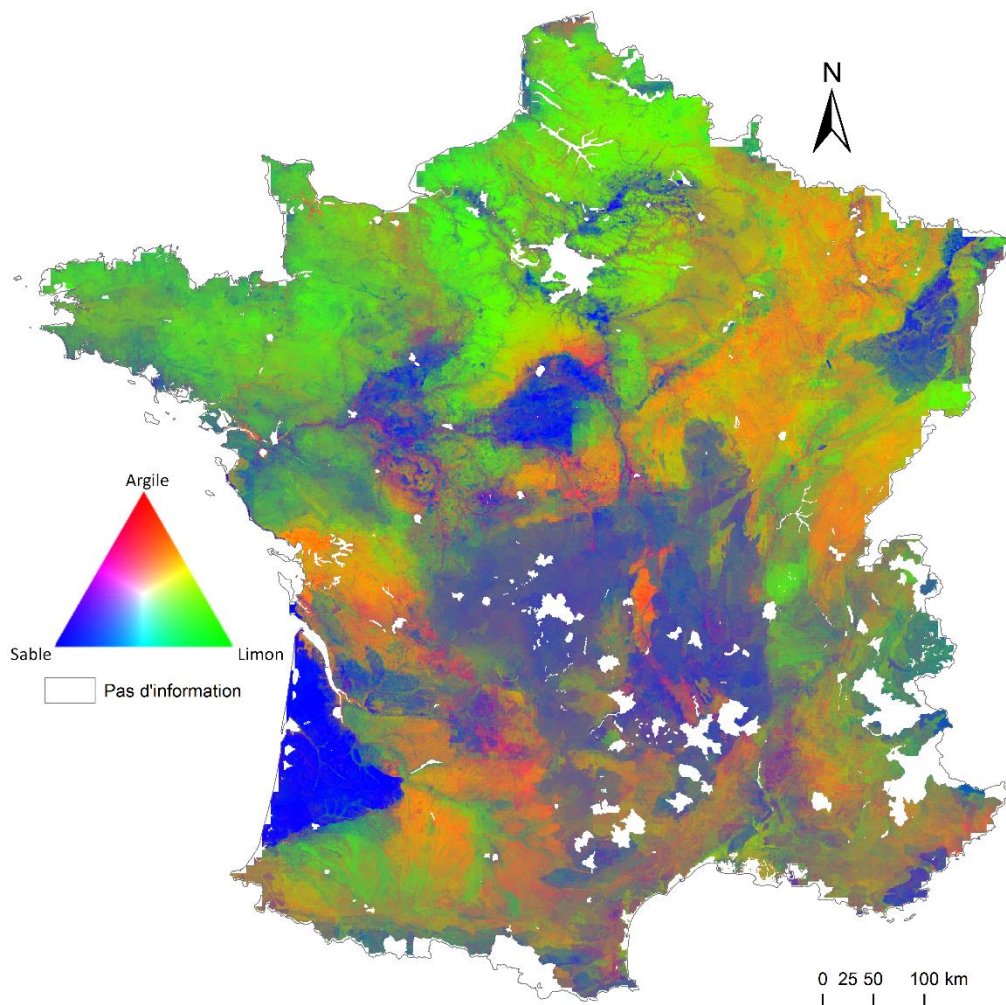


Figure 24: Composition colorée réalisée à partir des teneurs en argile et sable prédites par le modèle GR après stratification selon la texture dominante

3.4 Obtention d'une carte du réservoir utilisable pour l'horizon de surface

Le RU calculé sur les 25 premiers centimètres, est compris entre 0 et 43.6 millimètres et semble surtout varier entre 25 et 35 mm (*Figure 25* et *Figure 26*). Il est plus élevé dans les Bassins Parisien et Armoricaïn, et faible dans le triangle Landais, cela correspond grossièrement à ce qu'affiche la carte du RU produite par la BDGSF. Néanmoins, les formats des cartes sont différents, ici les résultats sont affichés par pixel, tandis que la carte de la BDGSF affiche des valeurs par unité cartographique de sol.

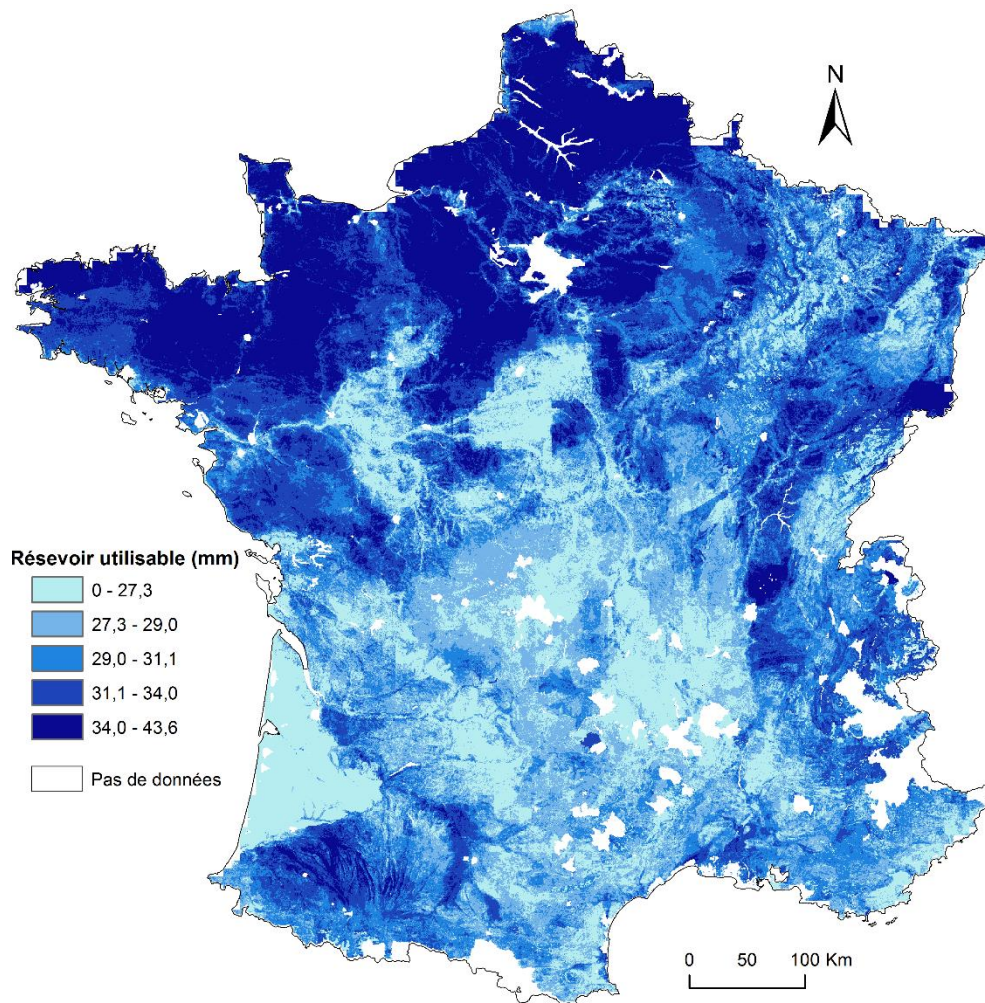


Figure 25: Carte du réservoir utilisable en eau des sols en France sur les 25 premiers cm (carte réalisée à partir des teneurs en argile et sable prédites par le modèle GR avec stratification selon le matériau parental)

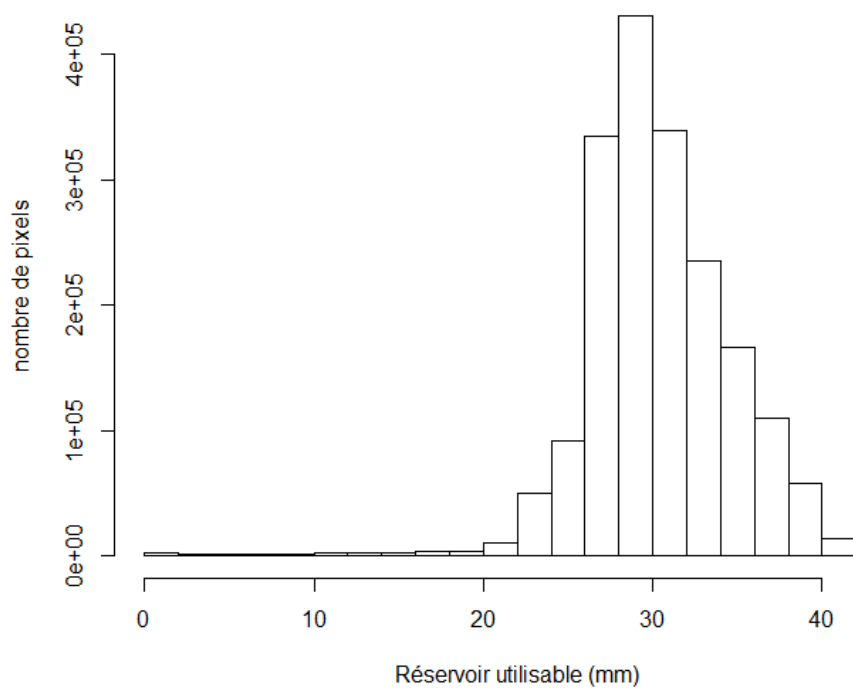


Figure 26: Distribution des valeurs du Réservoir Utilisable sur les 25 premiers cm de sol

4 Discussions et perspectives

4.1 Des différences importantes entre les cartes primaires assemblées

L'assemblage des modèles numériques a été testé sur quatre cartes de teneurs en argile et sable qui diffèrent tout d'abord de par la nature des données ponctuelles qui ont permis de les créer. Nous avons vu dans la section 2.2 que les prélèvements ont été réalisés sur des sols différents : sols agricoles pour la BDAT et tous types de sol pour les autres programmes, même si la majorité des échantillons de sol proviennent aussi de sols agricoles. De plus, les estimations qui proviennent de ces cartes ont été faites sur des profondeurs variables selon les programmes : horizon labouré pour BDAT, 0-25 cm pour IGCS, 0-20 cm pour LUCAS, et à 15 cm pour SoilGrids. Aussi, les analyses des échantillons de sol récupérées dans le cadre du programme BDAT ne permettent pas de savoir si les analyses ont été ou non réalisées sur des échantillons décarbonatés. On ne sait donc pas si le calcaire est inclus ou non dans le taux d'argile, cela peut conduire à des variations du résultat final. D'autre part, la taille limite qui permet de différencier les particules de limon des particules de sable est fixée à 50 μm pour les analyses de sols de la BDAT, IGCS et SoilGrids mais elle est de 63 μm pour l'étude LUCAS-topsoil. Cela signifie que les cartes LUCAS sous-estiment les teneurs en sable. Enfin, nous avons émis l'hypothèse que les sources de données étaient indépendantes. Pourtant, une partie des données rassemblées dans le cadre de SoilGrids provient du programme LUCAS, ce qui justifie une forte corrélation entre ces cartes (*Tableau 9*).

Les modèles statistiques employés pour réaliser les cartes primaires sont également très différents. Les cartes IGCS, LUCAS et SoilGrids ont été créées grâce à des méthodes d'interpolation spatiales basées sur des observations ponctuelles. Les jeux de données d'apprentissage varient dans l'étendue de la zone d'étude puisque IGCS est un programme national, LUCAS s'intéresse au territoire Européen et SoilGrids est un projet global. Les cartes issues de la BDAT ont été construites par agrégation des teneurs en argile et sable par canton en France. Ces entités géographiques suivent des limites administratives et ne sont donc pas dépendantes de la nature des sols. En moyennant les textures par canton on lisse la variabilité granulométrique des sols. Il aurait été pertinent d'agréger les données BDAT selon des entités reliées à la nature des sols, par exemple par petite région agricole.

Toutes ces cartes ont donc des performances variables pour prédire les teneurs en argile et sable dans les sols de France (*Tableau 5*). Les cartes IGCS obtiennent les meilleurs résultats de validation pour l'argile et le sable. Cela paraît logique puisqu'elles ont été créées à partir d'une grande quantité de données observées sur le territoire d'étude. Les trois autres cartes affichent des statistiques de validation moins satisfaisantes. Tout d'abord, la BDAT présente des résultats corrects pour le sable, mais bien moins bons pour l'argile comparé aux autres cartes. Elle possède le plus faible R^2 (0.30), les plus grandes erreurs (RMSE = 11.57 %) et le plus grand biais (-2.97 %). Cela est certainement dû à la méthode d'agrégation des données qui a permis de réaliser les cartes. Les cartes LUCAS possèdent des performances intermédiaires comparées aux autres, et SoilGrids affiche globalement les moins bons résultats. C'est en accord avec ce que l'on pouvait attendre puisque ces cartes ont été réalisées à partir de peu d'observations provenant de France métropolitaine. Tandis que les modèles globaux ou européens possèdent des meilleures performances à de plus petites échelles (pour les cartes LUCAS : $R^2 = 0.5$ pour l'argile et 0.49 pour le sable ; pour SoilGrids : $R^2 = 0.73$ pour l'argile et 0.79 pour le sable), elles sont moins bonnes lorsqu'il s'agit de prédire les propriétés des sols de France.

Nous avons pu voir que les erreurs entre les cartes primaires sont globalement différentes (*Tableau 7*, *Tableau 8*). On peut donc valider notre hypothèse d'indépendance entre les cartes primaires, excepté entre LUCAS et SoilGrids qui utilisent des données communes. On a pu

observer avec la table de corrélation des erreurs, qu'elles sont tout de même corrélées, mais on peut dire que ces cartes sont complémentaires (*Tableau 9*).

4.2 Performance des modèles d'assemblage

4.2.1 Une amélioration des prédictions plus marquée avec la méthode Granger-Ramanathan
Les deux méthodes testées (GR et VW) pour l'assemblage des modèles permettent un gain de précision, même s'il est faible entre les cartes primaires et les modèles assemblés (*Tableau 5* et *Tableau 10*). Cela montre qu'il est possible de tirer parti de l'information contenue dans des cartes de précision et d'échelle différentes pour obtenir une carte finale de meilleure qualité. On voit que même les cartes globales permettent d'améliorer les prédictions à une échelle plus locale. Étonnamment, SoilGrids a reçu des poids importants avec le modèle GR pour prédire les teneurs en argile (*Figure 18 (1)*), alors que ces cartes affichent les moins bonnes performances de prédiction comparées aux autres cartes primaires (*Tableau 5*).

Ces deux méthodes d'assemblage, appliquées sans stratification offrent une amélioration de la précision plus importante pour l'argile que pour le sable. Plus la précision des cartes primaires est importante, et donc moins on peut s'attendre à l'améliorer par assemblage des modèles. La méthode GR permet d'obtenir des meilleurs résultats que VW, en particulier pour prédire les teneurs en argile dans les sols : $\Delta R^2 = 0.08$ pour GR contre 0.05 pour VW, Concordance = 0.08 pour GR et 0.01 pour VW. Enfin l'erreur diminue de 1.06 % avec GR et seulement de 0.7 % pour VW. La diminution du biais est équivalente entre les deux méthodes, elle est d'environ 2.1 %, le biais est donc largement abaissé en assemblant les modèles. Dans notre cas, pour prédire la texture des sols, il est donc pertinent d'utiliser la méthode GR d'autant qu'elle est plus simple à mettre en œuvre que VW.

L'augmentation du R^2 observée ($\Delta R^2 = 0.08$) est du même ordre de grandeur que celle obtenue par Román Dobarco et al. (2017b) pour prédire la teneur en argile des sols en région Centre, en utilisant la méthode GR ($\Delta R^2 = 0.06$). La réduction de l'erreur par assemblage est légèrement plus marquée dans notre étude puisqu'elle est de 1.06 % pour l'argile contre 0.5 % pour l'étude en région Centre. Toutefois, pour le sable la méthode GR n'a pas permis d'améliorer le R^2 dans l'étude de Román Dobarco, et al. (2017b).

D'autres études ont comparé plusieurs méthodes d'assemblage pour prédire les propriétés des sols. Malone et al. (2014) et Clifford et Guo (2015) ont assemblé des cartes traditionnelles avec des cartes produites par cartographie numérique pour prédire le pH des sols dans la région de Central Queensland en Australie. L'assemblage des modèles améliore la prédiction avec un gain de R^2 variant de 0.02 à 0.04 dans l'étude de Malone et al. (2014), et diminue l'erreur dans les deux études. L'utilisation de la méthode GR est conseillée dans les deux cas car elle obtient des résultats similaires voire meilleurs que VW, alors qu'elle est plus simple à mettre en œuvre.

L'assemblage de modèles numériques a également été utilisé en hydrologie (Diks, Vrugt, 2010) et le modèle GR surpasse encore une fois le modèle VW. De la même manière O'Rourke et al. (2016) ont assemblé les prédictions de plusieurs propriétés des sols obtenues par spectrométrie (near infrared et X-ray fluorescence), et soulignent la meilleure performance du modèle GR.

4.2.2 Apport de la stratification : une faible amélioration de la précision comparée aux modèles globaux

Ge et al. (2014) ont assemblé trois cartes de biomasse en utilisant la méthode VW en calculant l'incertitude aux points de calibration. Le territoire a été découpé en 8 strates selon l'occupation des sols. L'assemblage des modèles a permis de diminuer le RMSE par rapport à la carte primaire la plus précise. En revanche, cette étude ne compare pas le gain de précision par rapport au même modèle appliqué sans stratification.

Dans notre cas, la stratification permet de diminuer très légèrement le biais par rapport aux méthodes sans stratification, la diminution maximale du biais étant de 0.13 par stratification selon le matériau parental. De plus, l'amélioration de la concordance, du R^2 ou des erreurs peut être considérée comme négligeable. Nous avons émis comme hypothèse que les erreurs des quatre cartes primaires étaient différentes au sein des strates, et qu'en stratifiant le territoire, on pourrait améliorer les prédictions localement (approche par modélisation). Cependant, si on adopte une approche descriptive classique on s'aperçoit en regardant les boxplots suivants que les erreurs entre les cartes primaires au sein des strates sont faibles, par exemple dans le cas de la stratification selon la texture dominante (*Figure 27, Figure 28*).

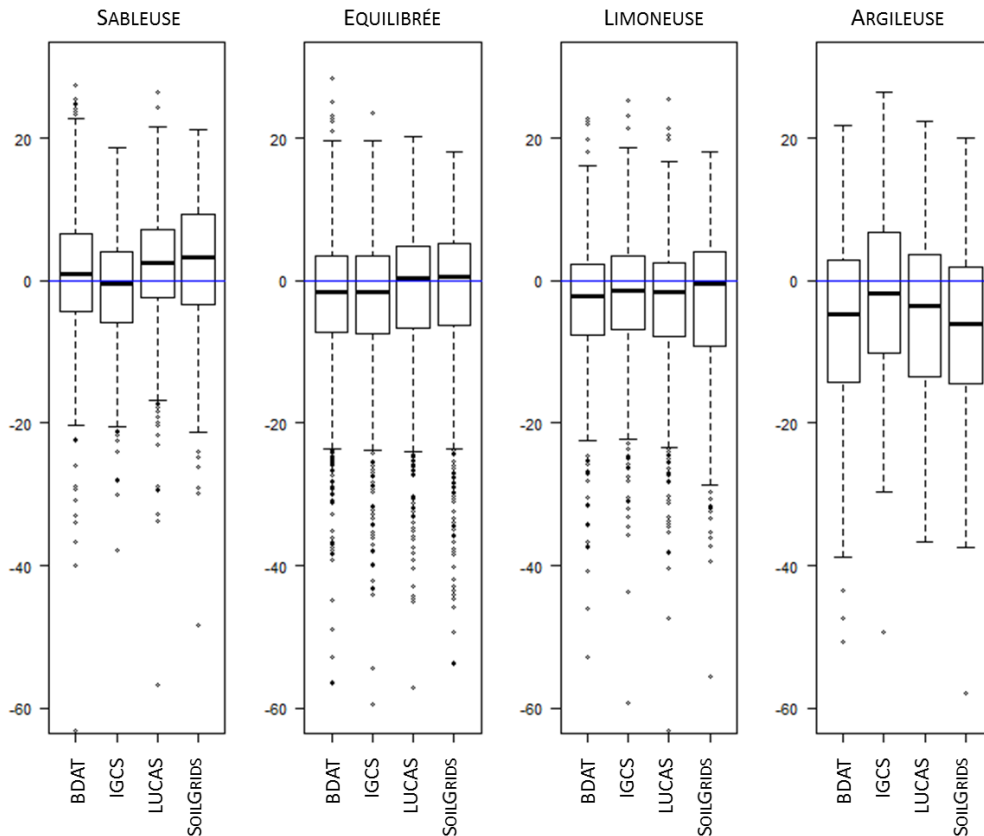


Figure 27: Erreurs des cartes primaires observées aux points de validation pour l'argile par strate de texture dominante (sur 90 répétitions)

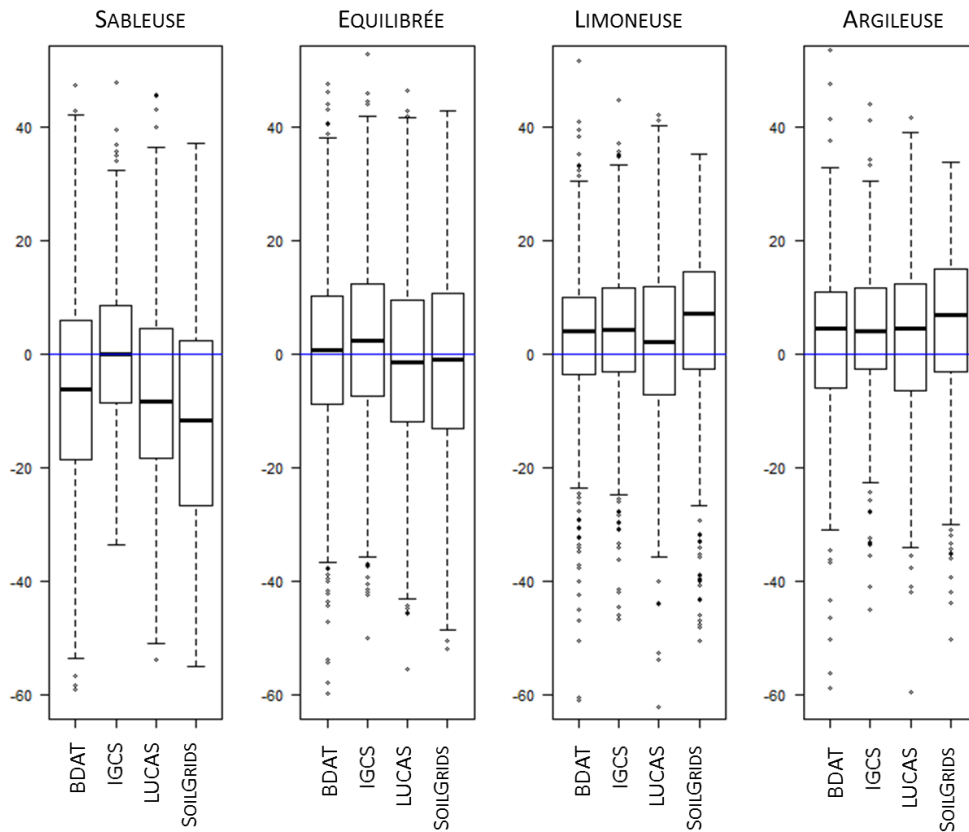


Figure 28: Erreurs des cartes primaires calculées aux points de validation pour le sable par strate de texture dominante (sur 90 répétitions)

Pour conclure, il est possible que la stratification permette significativement de diminuer l'erreur de prédiction, mais il faudrait pour cela choisir des strates plus pertinentes que celles utilisées dans cette étude. En effet, le découpage du territoire s'est fait soit selon des variables impliquées dans la formation des sols, soit selon la position géographique. Des strates construites à partir d'un ensemble de covariables permettraient de définir des zones homogènes en termes de facteurs contrôlant la distribution spatiale de la texture. Les domaines décrits par le Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe (2005) pourraient être utilisés comme strates puisqu'ils délimitent des grandes entités pédologiques à l'échelle de l'Europe. Aussi, de la même manière que Mulder et al. (2015) des grandes entités de pédo-paysages pourraient être construites, en réalisant une classification sur un ensemble de covariables environnementales qui contrôlent la texture des sols.

Finalement, après avoir testé plusieurs modèles d'assemblage, nous avons obtenu une carte de texture des sols en France pour l'horizon de surface à une résolution de 500 mètres. Cette carte constitue une amélioration des connaissances de la texture des sols en France.

L'assemblage des modèles a permis d'améliorer la précision de l'estimation de la texture, en revanche, nous n'avons pas calculé l'incertitude associée aux cartes produites. Le calcul de l'indicateur CRPS (Continuous Ranked Probability Score) aurait permis de la quantifier, de la comparer aux cartes primaires et de déterminer si les modèles d'assemblage permettent de diminuer l'incertitude.

4.2.3 Amélioration de la prédiction de la granulométrie des sols de France par rapport aux cartes existantes

La carte produite dans cette étude caractérise plus précisément la composition granulométrique des sols de France par comparaison à la carte de la BDGSF, qui affiche la classe de texture dominante de l'horizon de surface par unité cartographique de sol.

D'autres cartes de teneurs en argile, limon et sable pour six intervalles de profondeur de sol ont été produites en France par Mulder et al. (2016) dans le cadre du projet GlobalSoilMap. Cependant, les résultats montrent que les performances de prédiction sont inférieures à celles obtenues dans cette étude. En effet, pour les profondeurs correspondant à l'horizon de surface (0-5 ; 5-15 ; et 15- 30 cm) le R^2 varie de 0.30 à 0.33 pour l'argile, et la concordance entre 0.50 et 0.53. Dans notre étude, les résultats obtenus sont respectivement de 0.49 et 0.67. De la même façon pour le sable, les résultats de Mulder et al. (2016) affichent un R^2 variant de 0.43 à 0.44, une concordance de 0.63. Le modèle GR après stratification selon la texture dominante affiche quant à lui un R^2 de 0.63 et une concordance de 0.77.

Dans le cadre du projet GlobalSoilMap, d'autres cartes de granulométrie ont été produites par utilisation de la cartographie numérique des sols dans d'autres pays : au Danemark (Adhikari et al., 2013), Nigéria (Akpa et al., 2014), en Australie (Viscarra Rossel et al., 2015), en Ecosse (Poggio, Gimona, 2017). Les performances de prédiction sont du même ordre de grandeur que dans cette étude, cependant les performances que nous avons obtenues sont globalement meilleures pour le sable et moins bonnes pour l'argile.

La texture des sols est utilisée comme donnée d'entrée de nombreux modèles (dynamique du carbone dans les sols, production des cultures, etc.), la carte produite dans cette étude pourrait donc améliorer les performances des modèles qui utilisent ce paramètre, et notamment l'estimation du RU.

4.3 Une carte du réservoir utilisable qu'il faudrait valider

La carte du RU obtenue présente la quantité d'eau maximale pouvant être contenue dans les 25 premiers centimètres de sol. Cette carte ne fournit qu'une partie de l'information puisqu'il faudrait idéalement calculer le RU sur tout le profil de sol et non pas juste sur l'horizon de surface.

De plus, cette carte n'a pas été validée, il faudrait pouvoir obtenir un jeu de données avec des mesures du RU géoréférencées en France métropolitaine. Cette étape serait intéressante à effectuer car la fonction de pédotransfert que nous avons appliquée est basée uniquement sur la texture des sols, alors que la densité apparente est un paramètre qui influence fortement le réservoir utilisable. La validation permettrait de comparer les performances de la FPT calibrée dans cette étude avec une autre FPT tenant compte de la densité apparente. Cela pourrait permettre de vérifier si tenir compte de la densité apparente est nécessaire pour estimer le RU. Cependant les mesures du RU et de densité apparente sont rares, et il est difficile d'y avoir accès pour constituer un jeu de validation.

Aussi, il est communément admis dans la communauté scientifique qu'il est préférable d'associer les cartes de prédiction obtenues à des cartes d'incertitude. Il serait possible de le faire en appliquant la méthode des séries de Taylor pour, tout d'abord estimer l'incertitude associée à la carte de texture, puis celle associée à la carte du RU.

Enfin, il existe un artéfact lié à l'utilisation de covariables : si celles-ci contiennent une information biaisée, cela se propage dans l'estimation de la texture et du RU. Cet effet semble visible en Sologne où la RU est surestimée.

Cette carte du RU offre cependant de nombreuses possibilités pour des études ultérieures. Tout d'abord, il n'existe en France qu'une seule carte du RU réalisée à partir de données nationales, qui est celle produite par la BDGSF en 1998 (*Figure 5*). Elle affiche le RU des sols sur toute la profondeur, mais par unité cartographique contrairement à celle obtenue dans notre étude qui affiche le RU à une résolution de 500 mètres et d'après l'étude de Grunwald et al. (2011), les cartes en format raster seraient bien reçues par le grand public. Ces deux cartes ne peuvent cependant pas être comparées car la méthode de représentation n'est pas la même, et qu'elles n'ont pas été validées.

Il existe des cartes du RU pour le territoire français, qui ont été réalisées pour des étendues plus larges. C'est le cas de Ballabio et al. (2016) et Tóth et al. (2017) qui ont produit des cartes du RU à l'échelle de l'Europe, respectivement à 500m et 250m pour l'horizon de surface (0-20 cm) en utilisant une approche de cartographie numérique des sols. Or, leurs prédictions pour la France sont certainement biaisées car les PTF utilisées ont été calibrées pour des domaines d'application différents : les FPT ont souvent été calibrées à partir de jeux de données internationaux et appliquées sur des bases de données plus locales. Les FPT développées avec des données plus locales obtiennent souvent des meilleurs résultats que des PTF plus générales (Nemes et al., 2003). Les FPT de Tóth et al. (2017) ont été testées avec la base de données SOLHYDRO et surestiment l'humidité aux points de flétrissement et de capacité au champ (données non présentées).

Comme nous l'avons dit précédemment, la carte produite est basée uniquement sur la texture des sols et ne prend pas en compte la densité apparente, qui est difficile à cartographier. Ce dernier paramètre est très influencé par les pratiques agricoles. Cela signifie que la carte produite montre le RU sur les premiers 25 centimètres sans prendre en compte l'intervention humaine. En comparant la carte du RU obtenue, avec d'autres disponibles à des échelles locales et qui prennent en compte la densité apparente, on pourrait finalement connaître l'impact des pratiques agricoles sur le RU des sols.

Enfin, le RU est un paramètre qui varie plus, et plus rapidement dans le temps sur l'horizon de surface que sur les horizons profonds. Dans un but d'évaluer l'impact du changement climatique sur le RU des sols, il pourrait être intéressant de modéliser ces changements sur le premier horizon de sol, en supposant que ce paramètre varie peu en profondeur. Dans ce cadre-là, la carte du RU produite dans cette étude pourrait éventuellement servir de référence.

Conclusions

Les objectifs de cette étude étaient de tester différentes méthodes d'assemblage, notamment avec stratification, puis de produire une carte du réservoir utilisable à partir des prédictions de granulométrie des sols en France.

Nous avons appliqué plusieurs méthodes d'assemblage de modèles numériques pour combiner l'information contenues dans différentes cartes de granulométrie des sols pour l'horizon de surface: BDAT, IGCS, LUCAS et SoilGrids. Les méthodes proposées par Bates et Granger (1969) et Granger et Ramanathan (1984) communément employées, ont été appliquées une première fois de manière classique. Puis, ces modèles d'assemblage ont été appliqués après la stratification du territoire selon plusieurs variables afin de tester si cette méthode pouvait améliorer la précision des prédictions des teneurs en argile et sable des sols en France. Les données issues du RMQS ont été divisées en deux jeux de données qui ont permis de calibrer les modèles d'assemblage puis de les valider. La division aléatoire du jeu de données a été réalisée indépendamment 90 fois. Tous les résultats obtenus ont été stockés puis moyennés sur les 90 répétitions. Afin d'évaluer la performance des modèles d'assemblage plusieurs indicateurs ont été calculés : coefficient de détermination, la concordance, l'erreur et le biais. L'analyse des poids accordés aux cartes primaires a également permis de comparer les méthodes d'assemblage.

Conformément aux résultats obtenus par d'autres études, la méthode de Granger et Ramanathan (1984) performe mieux que la méthode VW (de Bates, Granger, 1969), en affichant globalement un meilleur coefficient de détermination (R^2) et des erreurs plus faibles. Cependant les deux méthodes permettent d'améliorer la précision des prédictions et de diminuer le biais comparé à la meilleure des cartes primaires pour l'argile comme pour le sable. La stratification, en particulier selon la texture dominante permet d'améliorer la précision de l'estimation de la granulométrie des sols, mais pas de manière significative par rapport aux méthodes appliquées sans stratification. Les cartes finales de teneurs en argile et sable ont tout de même été construites à partir du modèle GR après stratification selon la texture dominante en se basant sur le R^2 . Ces cartes possèdent une meilleure précision que celles réalisées par Mulder et al. (2016) dans le cadre de GlobalSoilMap.

Les cartes obtenues ont par la suite été utilisées afin d'estimer le réservoir utilisable des sols de France pour l'horizon de surface. Pour ce faire, nous avons appliqué des fonctions de pédotransfert continues calibrées à partir de la base données SOLHYDRO (Román Dobarco et al., 2017a). La carte obtenue étant basée sur des meilleures estimations de composition granulométrique des sols de France, améliore certainement la précision du réservoir utilisable. Cependant la validation indépendante de cette carte est nécessaire afin de le justifier.

Globalement, les résultats obtenus montrent qu'il est possible d'utiliser l'information créée à différentes échelles (nationale, européenne, globale) dans le but d'améliorer la prédiction des propriétés des sols à une échelle nationale.

De plus, l'estimation du réservoir utilisable sur l'horizon de surface constitue un premier travail, qu'il est nécessaire de poursuivre afin d'estimer sa valeur sur toute la profondeur du sol.

Références bibliographiques

- Adhikari, K., Kheir, R.B., Greve, M.B., Bøcher, P.K., Malone, B.P., Minasny, B., McBratney, A.B. et Greve, M.H. 2013. High-Resolution 3-D Mapping of Soil Texture in Denmark. *Soil Science Society of America Journal*, mai 2013, vol. 77, n° 3, pp. 860-876
- Akpa, S. I. C., Odeh, I. O. A., Bishop, T. F. A. et Hartemink, A.E. 2014. Digital Mapping of Soil Particle-Size Fractions for Nigeria. *Soil Science Society of America Journal*, octobre 2014, vol. 78, n° 6, pp. 1953-1966
- Al Majou, H., Bruand, A., Duval, O., Le Bas, C. et Vautier, A. 2008. Prediction of soil water retention properties after stratification by combining texture, bulk density and the type of horizon. *Soil Use and Management*, décembre 2008, vol. 24, n° 4, pp. 383-391
- Arrouays, D., Grundy, M.G., Hartemink, A.E., Hempel, J.W., Heuvelink, Gerard B.M., Hong, S. Y., Lagacherie, P., Lelyk, G., McBratney, A., McKenzie, N.J., Mendonca-Santos, M., Minasny, B., Montanarella, L., Odeh, I.O.A., Sanchez, P.A., Thompson, J.A. et Zhang, G.L. 2014. *GlobalSoilMap: Toward a Fine-Resolution Global Grid of Soil Properties*. In : *Advances in Agronomy*. Vol. 125. Elsevier. pp. 93-134
- Arrouays, D., Jolivet, C., Boulonne, L., Bodineau, G., Ratié, C., Saby, N. et Grolleau, E. 2003. Le réseau de mesures de la qualité des sols (RMQS) de France. *Etude et gestion des Sols*. 2003. Vol. 10, n° 4, pp. 241-250
- Baize, D. 2010. Fonction de pédotransfert [en ligne]. novembre 2010.[Consulté le 17 août 2017]. Disponible à l'adresse : http://mots-agronomie.inra.fr/mots-agronomie.fr/index.php/Fonction_de_p%C3%A9dotransfert
- Ballabio, C., Panagos, P. et Montanarella, L. 2016. Mapping topsoil physical properties at European scale using the LUCAS database. *Geoderma*, janvier 2016, vol. 261, pp. 110-123
- Bates, J. M. et Granger, C. W. J. 1969. The Combination of Forecasts. *Operational Research Society*, décembre 1969, vol. 20, n° 4, pp. 451-468
- Bishop, T.F.A., McBratney, A.B. et Laslett, G.M. 1999. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*, août 1999, vol. 91, n° 1-2, pp. 27-45
- Brognez, D. de, Ballabio, C., Stevens, A., Jones, R. J. A., Montanarella, L. et Wesemael, B. van. 2015. A map of the topsoil organic carbon content of Europe generated by a generalized additive model: Soil organic carbon content at pan-European level. *European Journal of Soil Science*, janvier 2015, vol. 66, n° 1, pp. 121-134
- Bruand, A., Duval, O. et Cousin, I. 2004. Estimation des propriétés de rétention en eau des sols à partir de la base de données SOLHYDRO: Une première proposition combinant le type d'horizon, sa texture et sa densité apparente. *Etude et gestion des Sols*, 2004, vol. 11, n° 3, pp. 323-332.
- Bruand, A., Fernández, P. Pérez, Duval, O., Quéting, P., Nicoullaud, B., Gaillard, H., Raison, L., Pessaud, J.-F. et Prud'homme, L. 2002. Estimation des propriétés de rétention en eau des

- sols: utilisation de classes de pédotransfert après stratifications texturale et texturo-structurale. *Etude et gestion des sols*, 2002, vol. 9, pp. 105-126
- Brus, D.J., Kempen, B. et Heuvelink, G.B.M., 2011. Sampling for validation of digital soil maps. *European Journal of Soil Science*, juin 2011. vol. 62, n° 3, pp. 394-407
- Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe. 2005. Soil Regions Map of the European Union and Adjacent Countries. [carte]. Echelle 1 : 5 000 000
- Clifford, D. et Guo, Y. 2015. Combining two soil property rasters using an adaptive gating approach. *Soil Research*, septembre 2015, vol. 53, n° 8, pp. 907-912
- Commissariat Général au Développement Durable. 2016. Atlas régional de l'occupation des sols en France. 165p.
- Diks, C. G. H. et Vrugt, J.A. 2010. Comparison of point forecast accuracy of model averaging methods in hydrologic applications. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, août 2010, vol. 24, n° 6, pp.
- European Soil Bureau Network. 2005. Soil Atlas of Europe. Luxembourg : European Communities, 2005, 128p.
- Ge, Y., Avitabile, V., Heuvelink, G.B.M., Wang, J. et Herold, M. 2014. Fusion of pan-tropical biomass maps using weighted averaging and regional calibration data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, septembre 2014, vol. 31, pp. 13-24
- Gis Sol. 2011. L'état des sols de France. 188 p.
- Granger, C.W.J. et Ramanathan, R. 1984. Improved methods of combining forecasts. *Journal of forecasting*, 1984, vol. 3, n° 2, pp. 197-204
- Grunwald, S., Thompson, J. A. et Boettinger, J. L. 2011. Digital Soil Mapping and Modeling at Continental Scales: Finding Solutions for Global Issues. *Soil Science Society of America Journal*, juillet 2011, vol. 75, n° 4, pp. 1201-1213
- Hartemink, A. E., Hempel, J., Lagacherie, P., McBratney, A., McKenzie, N., Macmillan, R.A., Minasny, B., Montanarella, L., Mendonça Santos, M. de, Sanchez, P., Walsh, M. et Zhang, G.L. 2010. GlobalSoilMap.net – A New Digital Soil Map of the World. In : *Digital Soil Mapping*. Dordrecht : Springer Netherlands, pp. 423-428
- Hengl, T., Heuvelink, G.B.M. et Stein, A. 2004. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma*, mai 2004, vol. 120, n° 1-2, pp. 75-93
- Hengl, T., Mendes De Jesus, J., Heuvelink, G. B. M., Ruiperez Gonzalez, M., Kilibarda, M., Blagotić, A., Shangguan, W., Wright, M.N., Geng, X., Bauer-Marschallinger, B., Guevara, M.A., Vargas, R., Macmillan, R.A., Batjes, N.H., Leenaars, J. G. B., Ribeiro, E., Wheeler, I., Mantel, S. et Kempen, B. 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS ONE*, 16 février 2017, vol. 12, n° 2, pp. 1-40
- Heuvelink, G. B. M. et Bierkens, M. F. P. 1992. Combining soil maps with interpolations from point observations to predict quantitative soil properties. *Geoderma*. 1992. vol. 55, n° 1-2, pp. 1-15

- Jamagne, M., Betremieux, R., Begon, J.C. et Mori, A. 1977. Quelques données sur la variabilité dans le milieu naturel de la réserve en eau des sols. *Bulletin Technique d'Information*, 1977, 324-325, pp. 627-641.
- Jenny, H. 1941. *Factors of Soil Formation : a System of Quantitative Pedology*. New York : McGraw-Hill, 281 p.
- Jolivet, C., Boulonne, L. et Ratié, C. 2006. *Manuel du Réseau de Mesures de la Qualité des Sols*. 2006. édition 2006. Orléans : Unité Infosol, INRA, 190p.
- Jolivet, C., Saby, N., Lemercier, B. et Ratié, C. 2016. Avancement des programmes de surveillance RMQS, BDAT & CEES. Présentation à : *Séminaire IGCS*. Caen. avril 2016
- Lagacherie, P., Arrouays, D. et Walter, C. 2013. Cartographie numérique des sols: principe, mise en œuvre et potentialités. *Etude et Gestion des Sols*, 2013, vol. 20, n° 1, pp. 83-98
- Laroche, B., Richer De Forges, A.C., Leménager, S., Arrouays, D., Schnebelen, N., Eimberck, M., Toutain, B., Lehmann, S., Tientcheu, E., Héliès, F., Chenu, J-P., Parot, S., Desbourdes, S., Girot, S., Voltz, M. et Bardy, M. 2014. Le programme Inventaire Gestion Conservation des Sols de France : Volet Référentiel Régional Pédologique. *Etude et Gestion des Sols*, 2014, vol. 21, pp. 125-140
- Laroche, B. et Richer De Forges, A., 2016. Le programme Inventaire Gestion et Conservation des Sols. Présenté à : *Séminaire IGCS*. Caen. avril 2016.
- Lin, L.I.K. 1989. A Concordance Correlation Coefficient to Evaluate Reproducibility. *Biometrics*, mars 1989, vol. 45, n° 1, pp. 255-268
- Malone, B. P., Minasny, B., Odgers, N.P. et McBratney, A.B. 2014. Using model averaging to combine soil property rasters from legacy soil maps and from point data. *Geoderma*, novembre 2014, 232-234, pp. 34-44
- McBratney, A.B., Minasny, B., Cattle, S. R. et Vervoort, R. W. 2002. From pedotransfer functions to soil inference systems. *Geoderma*, septembre 2002, vol. 109, n° 1, pp. 41-73
- McBratney, A.B, Mendonça Santos, M.L et Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, novembre 2003, vol. 117, n° 1-2, pp. 3-52
- McBratney, A.B., Field, D.J. et Koch, A. 2014. The dimensions of soil security. *Geoderma*, janvier 2014, vol. 213, pp. 203-213
- Michalski, J., Richer-De-Forges, A.C., Laroche, B., Lemercier, B., Walter, C., Arrouays, D., Sauter, J., Voltz, M., Slak, M-F., Bardy, M. et Lagacherie, P. 2017. Note de contexte sur la Cartographie Numérique des Sols [en ligne]. 2017. [Consulté le 9 août 2017]. Disponible à l'adresse : <http://fr.calameo.com/read/005012373f57c3d028010?authid=yiZpCaQkdDsT>
- Mulder, V.L., Lacoste, M., Martin, M.P., Richer-De-Forges, A. et Arrouays, D. 2015. Understanding large-extent controls of soil organic carbon storage in relation to soil depth and soil-landscape systems. *Global Biogeochemical Cycles*, août 2015, vol. 29, n° 8, pp. 1210-1229.
- Mulder, V.L., Lacoste, M., Richer-De-Forges, A.C. et Arrouays, D. 2016. GlobalSoilMap France: High-resolution spatial modelling the soils of France up to two meter depth. *Science of The Total Environment*, décembre 2016, vol. 573, pp. 1352-1369

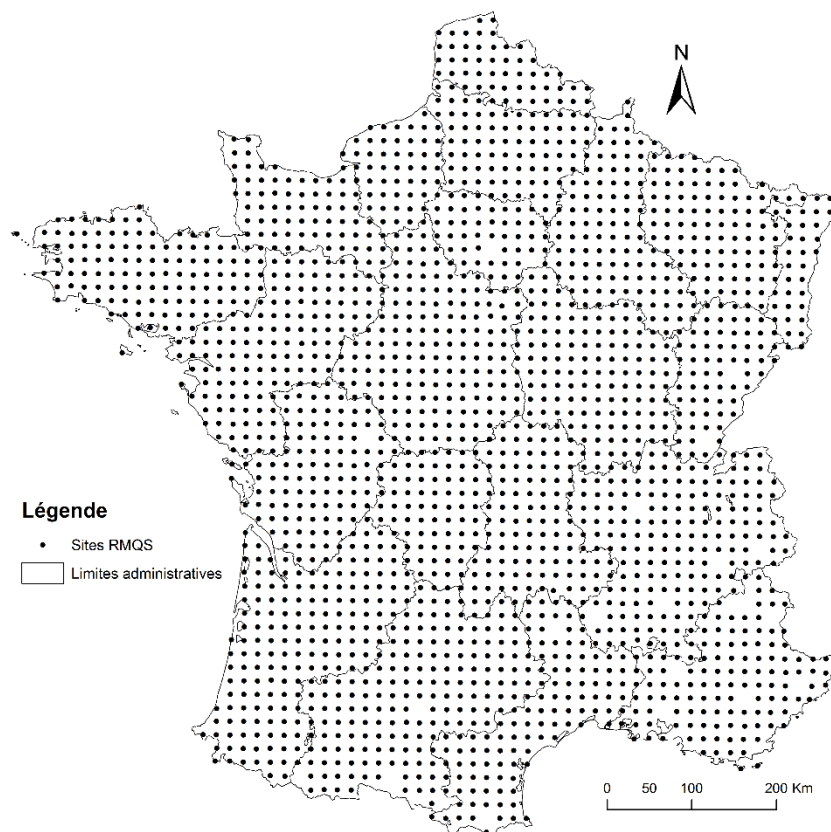
- Nemes, A., Schaap, M. G. et Wösten, J. H. M. 2003. Functional Evaluation of Pedotransfer Functions Derived from Different Scales of Data Collection. *Soil Science Society of America Journal*, juillet 2003, vol. 67, n° 4, pp. 1093-1102
- O’rourke, S.M., Stockmann, U., Holden, N.M., McBratney, A.B. et Minasny, B. 2016. An assessment of model averaging to improve predictive power of portable vis-NIR and XRF for the determination of agronomic soil properties. *Geoderma*, octobre 2016, vol. 279, pp. 31-44
- Panagos, P., Van Liedekerke, M., Jones, A. et Montanarella, L. 2012. European Soil Data Centre: Response to European policy support and public data requirements. *Land Use Policy*, avril 2012, vol. 29, n° 2, pp. 329-338
- Poggio, L. et Gimona, A. 2017. 3D mapping of soil texture in Scotland. *Geoderma Regional*, juin 2017, vol. 9, pp. 5-16
- Román Dobarco, M., Martin, M., Saby, N.P.A., Bourennane, H., Arrouays, D., Cousin, I. et Le Bas, C. 2017a. Digital soil mapping of available water capacity for metropolitan France. Présentation à : *Pedometrics*. Wageningen, Pays-Bas. Juin - 1er Juillet 2017.
- Román Dobarco, M., Arrouays, D., Lagacherie, P., Ciampalini, R. et Saby, N.P.A. 2017b. Prediction of topsoil texture for Region Centre (France) applying model ensemble methods. *Geoderma*, juillet 2017, vol. 298, pp. 67-77
- Saby, N. P. A., Lemercier, B., Arrouays, D., Leménager, S., Louis, B. P., Millet, F., Paroissien, J. B., Schellenberger, E., Squidant, H. et Swiderski, C. 2014. Le programme Base de Données des Analyses de Terre (BDAT): Bilan de 20 ans de collecte de résultats d’analyses. *Etude et Gestion des Sols*, 2014, vol. 21, pp. 141- 150
- Sanchez, P. A., Ahamed, S., Carre, F., Hartemink, A. E., Hempel, J., Huising, J., Lagacherie, P., McBratney, A. B., McKenzie, N. J., Mendonca-Santos, M. d. L., Minasny, B., Montanarella, L., Okoth, P., Palm, C. A., Sachs, J. D., Shepherd, K. D., Vagen, T.-G., Vanlauwe, B., Walsh, M. G., Winowiecki, L. A. et Zhang, G.-L. 2009. Digital Soil Map of the World. *Science*, 7 août 2009. vol. 325, n° 5941, pp. 680-681
- Tóth, B., Weynants, M., Pásztor, L. et Hengl, T. 2017. 3D soil hydraulic database of Europe at 250 m resolution. *Hydrological Processes*, 1 juillet 2017, vol. 31, n° 14, pp. 2662-2666
- Tóth, G., Jones, A. et Montanarella, L. 2013. LUCAS Topsoil Survey : methodology, data and results. Luxembourg : Publications Office. 141 p.
- Tranter, G., Mcbratney, A.B. et Minasny, B. 2009. Using distance metrics to determine the appropriate domain of pedotransfer function predictions. *Geoderma*, mars 2009, vol. 149, n° 3-4, pp. 421-425.
- Viscarra Rossel, R. A., Chen, C., Grundy, M. J., Searle, R., Clifford, D. et Campbell, P. H. 2015. The Australian three-dimensional soil grid: Australia’s contribution to the GlobalSoilMap project. *Soil Research*, septembre 2015, vol. 53, n° 8, pp. 845-864
- Walter, C., Bispo, A., Chenu, C., Langlais-Hesse, A. et Schwartz, C. 2015. Les services écosystémiques des sols: du concept à sa valorisation. In : Agriculture et Foncier-Concurrences entre usages des sols et entre usagers des sols agricoles: La question foncière renouvelée. Cahier n°15. Paris: Cahier Demeter, pp. 51-68.

Walvoort, D.J.J., Brus, D.J. et De Gruijter, J.J. 2010. An R package for spatial coverage sampling and random sampling from compact geographical strata by k-means. *Computers & Geosciences*, octobre 2010, vol. 36, n° 10, pp. 1261- 1267

Wösten, J.H.M., L., A, Nemes, A. et Le Bas, C. 1999. Development and use of a database of hydraulic properties of European soils. *Geoderma*, juillet 1999, vol. 90, n° 3-4, pp. 169-185

Annexes

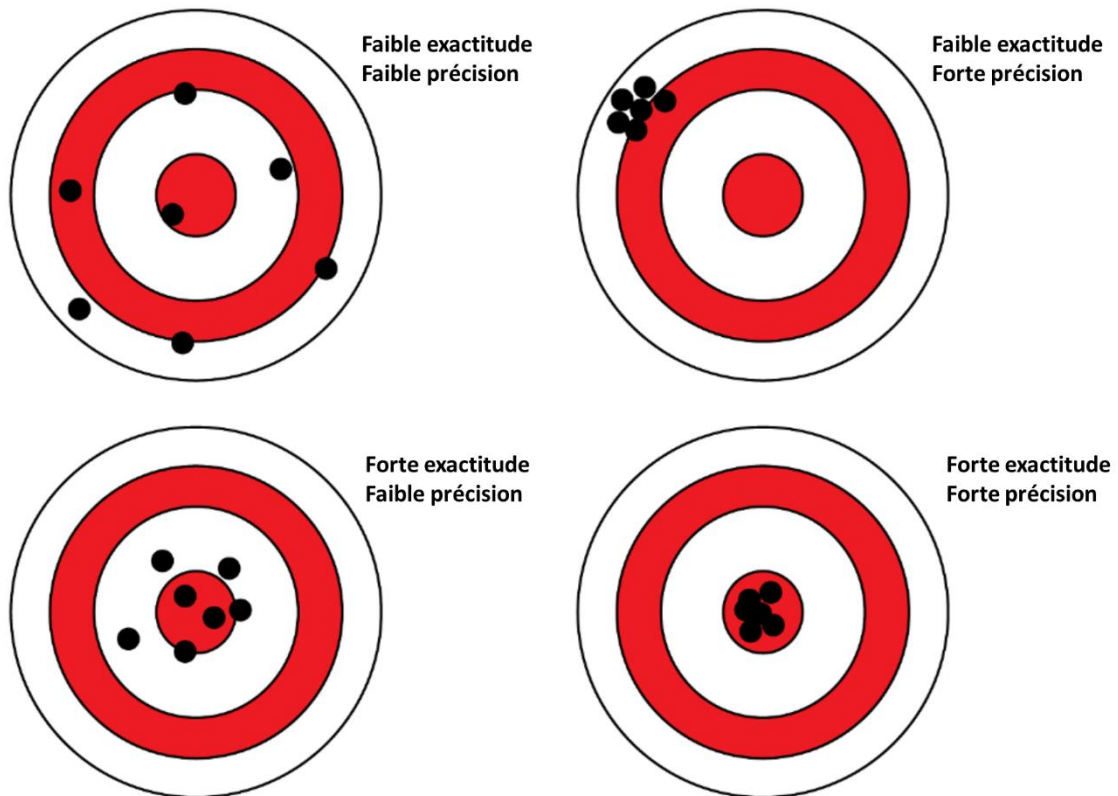
ANNEXE 1: Localisation des sites RMQS en France métropolitaine



ANNEXE 2 : Description des limites de classes de texture utilisées pour la carte de texture dominante des sols en France

Texture dominante en surface	Description des limites de classe
Sableuse	argile < 18% et sable ≥ 65%
Équilibrée	18% ≤ argile < 35% et sable ≥ 15% <u>Ou</u> argile < 18% et 15% ≤ sable < 65%
Limoneuse	argile < 35% et sable < 15%
Argileuse	35% ≤ argile < 60%
Très argileuse	argile ≥ 60 %

ANNEXE 3 : Différence entre précision et exactitude



Source : Hastie, T., Tibshirani, R., et Friedman, J. 2001. The Elements of Statistical Learning, Data Mining, Inference, and Prediction. 2^{ème} Edition. New-York: Springer Series in Statistics, 745p.

Résumé

Assemblage de modèles numériques pour l'estimation du Réservoir Utilisable en Eau des sols de France

La fourniture de données quantitatives et spatialisées du Réservoir Utilisable (RU) des sols à l'échelle de vastes territoires reste un défi, les mesures de ce paramètre étant rares car complexes et très coûteuses. La cartographie numérique offre cependant un moyen de lever ce verrou. Dans cette étude, nous proposons de comparer différentes méthodes d'assemblage de modèles numériques afin d'améliorer la précision de l'estimation de la granulométrie des sols de France sur l'horizon de surface, puis d'utiliser ces cartes pour estimer le RU par application de fonctions de pédotransfert (FPT). Deux méthodes standard d'assemblage ont été comparées : Granger-Ramanathan (GR) et Variance-Weighted (VW). Puis, nous avons testé l'apport d'une stratification (matériau parental, texture dominante, 20 et 50 strates compactes) afin de prendre en compte les caractéristiques locales des sols et ainsi améliorer davantage la précision des estimations. La méthode GR surpasse la méthode VW, même si les deux permettent un gain de précision comparé à la meilleure des cartes primaires. La stratification permet un gain de précision négligeable comparé aux méthodes globales. La précision des cartes finales obtenues par la méthode GR après stratification par la texture dominante est supérieure à celle de la carte produite par Mulder et al. (2016) dans le cadre du projet GlobalSoilMap pour la France. Finalement les FPT calibrées par Román Dobarco et al. (2017a) ont été appliquées sur les cartes de granulométrie produites pour obtenir une carte du RU des sols de France pour l'horizon de surface à une échelle de 500 mètres.

Mots clé : Assemblage de modèles, granulométrie, réservoir utilisable, cartographie numérique des sols

Abstract

Model ensemble for Available Water Capacity estimation of soil for France

Quantitative and spatial data on soil Available Water Capacity (AWC) at large scales is challenging to obtain. Measures of this parameter are scarce due to their complexity and great expense. Digital soil mapping is a tool to overcome this. In this study we compared different methods of model ensemble to improve accuracy of particle size fraction estimates of topsoil for France and used these maps to estimate AWC by applying pedotransfer functions (PTF). Two standard methods of model ensemble were compared: Granger-Ramanathan (GR) and Variance-Weighted (VW). Then we tested the contribution of stratification (parent material, major texture, 20 and 50 compact stratas) in order to take into account local soil features and to further improve prediction accuracy. GR method outperformed VW method, even if the two of them improved the accuracy compared to the best of the primary maps. Stratification improved accuracy insignificantly in relation to global methods. The accuracy of the final maps obtained with GR method after stratification by dominant texture was higher than those obtained by Mulder et al. (2016) in the context of GlobalSoilMap for France. Finally, the PTF calibrated by Román Dobarco et al. (2017a) were applied to the final particle size fraction maps to produce an AWC map for topsoil for France at 500 m resolution.

Key words: Model ensemble, particle size fraction, Available Water Capacity, digital soil mapping