

Cartographie numérique des sols: principe, mise en œuvre et potentialités

P. Lagacherie⁽¹⁾, D. Arrouays⁽²⁾ et C. Walter⁽³⁾

- 1) INRA, UMR LISAH, UMR 1221, 34060 Montpellier Cedex, France
 - 2) INRA, unité InfoSol, US 1106, 45075 Orléans cedex 2, France
 - 3) Agrocampus Ouest, UMR 1069 SAS, CS 84215, 35042 Rennes Cedex, France
- *: Auteur correspondant: Philippe.Lagacherie@supagro.inra.fr

RÉSUMÉ

La production de bases de données spatiales permettant d'appréhender les variations de nature et de propriétés des sols de l'échelle globale jusqu'aux échelles locales représente un préalable pour permettre une gestion raisonnée des territoires face aux grands enjeux actuels (sécurité alimentaire, gestion de la ressource en eau, maîtrise des rejets de CO₂,...). Dans cette perspective, la cartographie numérique des sols (CNS) propose une démarche présentant des coûts de mise en œuvre acceptables pour pallier les fréquents manques en bases de données spatiales sur les sols constatés à l'échelle mondiale.

Nous présentons dans ce papier une synthèse des avancées en CNS réalisées au cours de ces vingt dernières années. Nous exposons successivement ses principes généraux - résumés dans l'équation conceptuelle $s = f(s, c, o, r, p, a, n) + \xi$ -, les éléments importants de sa mise en œuvre - les fonctions de prédiction développées, les données spatiales sur les sols et les covariables de paysage utilisées, les méthodes d'estimation d'incertitude -, quelques résultats significatifs déjà obtenus et l'évocation des verrous et opportunités qui jalonnent son futur proche.

L'analyse sur quelques exemples d'application de CNS montre que, dans certains contextes pédologiques, des propriétés de sol ou classe de sols sont estimées avec des précisions acceptables validant ainsi, a minima, des principes et pratiques sur lesquels se fonde la CNS. Cette analyse révèle par contre les limites actuelles de la CNS à prédire certaines propriétés de sol dans certains contextes pédologiques. Des travaux scientifiques sont en cours pour lever certaines de ces limites.

Mots clés

Sols, cartographie, statistique, géostatistique, télédétection, Modèles Numériques de Terrain.

SUMMARY**DIGITAL SOIL MAPPING: principles, applications and potentialities**

The production of spatial soil databases documenting the variations of soil nature and properties, from global to local scales is a prerequisite for decision making in facing the current land management challenges (food safety, management of the water resources, controlling CO₂ rejections,...). Digital Soil Mapping (DSM) provides an alternative for elaborating such databases at acceptable costs, which would allow mitigating the lack in soil databases of many region of the world.

We present in this paper a synthesis of the advances in DSM made during these last twenty years. We present successively its general principles - summarized in the conceptual equation $S = F(s, c, o, r, p, a, n) + \xi$ -, the significant components of its implementation - the functions of prediction developed, the spatial soil data used as inputs, the landscape soil covariates and the methods to estimate uncertainty -, some significant results already got and the evocation of the bolts and opportunities which mark out its near future.

The analysis on some examples of application of CNS shows that, in several pedological contexts, soil properties and soil classes are estimated with acceptable precision, which is a first validation of the DSM principles and practices. This analysis reveals also the current limits of DSM for predicting certain soil properties in some pedological contexts. On-going scientific work will overcome some of these limits.

Key-words

Soils, statistics, geostatistics, remote sensing, Digital Elevation Model.

RESUMEN**CARTOGRAFÍA DIGITAL DE SUELOS: principios, aplicación y potencialidades**

La producción de bases de datos espaciales para analizar las variaciones de la naturaleza y de las propiedades de los suelos, desde escala global hasta local, es una condición previa para diseñar estrategias de gestión que contemplen los grandes desafíos actuales (seguridad alimentaria, gestión del recurso hídrico, dominio de las emisiones de CO₂,...). En este sentido, la cartografía digital de los suelos (CDS) permite generar información de suelos en territorios cuyos datos de suelos son escasos o inexistentes.

En este trabajo, se presenta una síntesis de los progresos en CDS realizados durante los últimos veinte años. Exponemos sus principios generales - sintetizados en la ecuación conceptual $s = f(s, c, o, r, p, a, n) + \xi$ -, los elementos importantes para su aplicación - las funciones de predicción desarrolladas, los datos espaciales sobre los suelos y las co-variables de paisaje, los métodos para estimar las incertidumbres -, algunos resultados significativos obtenidos y la identificación de las limitantes y oportunidades que marcan su uso futuro cercano.

El análisis desarrollado a partir de algunos ejemplos de aplicación de CDS muestra que, en algunos contextos pedológicos, las propiedades de suelos o clases de suelos son estimadas con precisión aceptable, lo que valida los principios y prácticas sobre los cuales se funda la CNS. En contraste, este análisis muestra los límites actuales de la CDS para predecir algunas propiedades de suelos en algunos contextos pedológicos. Actualmente, existen investigaciones en curso para superar algunas de estas limitantes.

Palabras clave

Suelos, cartografía, estadística, geoestadística, teledetección, modelos digitales de terreno

Il est aujourd'hui reconnu que la connaissance et la protection des sols sont des piliers majeurs pour répondre à de grands enjeux planétaires (sécurité alimentaire, changement climatique, accaparement des terres, urbanisation et artificialisation, gestion de l'eau...). Il paraît donc plus que jamais indispensable de disposer de bases de données permettant d'appréhender les variations de nature, de propriétés et de fonctionnement des sols de l'échelle globale jusqu'aux échelles locales.

Divers modèles permettent d'intégrer notre connaissance des sols vis à vis de nombreux fonctionnements: modèles de fonctionnement des cultures (par exemple, Brisson *et al.*, 2010), de dynamique du carbone (par exemple, Parton *et al.*, 1989; Falloon et Smith, 2002.), modèles hydrologiques (par exemple. Arnold *et al.*, 1998, Moussa *et al.*, 2002, d'érosion (par exemple, Le Bissonnais *et al.*, 2005; Cerdan *et al.*, 2010), d'exposition humaine aux contaminants (par exemple, Bonnard, 2003; Caudeville *et al.*, 2012), etc. Le facteur limitant d'utilisation de ces modèles reste cependant l'absence de données sol «de base» pour les spatialiser.

Les bases de données pédologiques existantes dans le monde ne sont ni suffisamment exhaustives, ni suffisamment précises pour être utilisées efficacement dans ce but. Par ailleurs le réservoir d'études pédologiques suffisamment détaillées pour satisfaire la demande, notamment aux échelles locales, reste limité (Hartemink, 2008) et peu d'investissements sont désormais consentis dans la mise en œuvre de nouveaux programmes d'inventaire systématique des sols, susceptibles d'alimenter ces réservoirs. Il y a donc un enjeu majeur à développer des méthodologies alternatives permettant de cartographier des propriétés de sol sur de grandes superficies, avec des fortes résolutions spatiales, tout en présentant des coûts de mise en œuvre acceptables.

La cartographie numérique des sols (CNS), ou Digital Soil Mapping (Mc Bratney *et al.*, 2003) s'inscrit précisément dans cet enjeu. Elle peut être définie comme «la création et l'enrichissement de systèmes d'information pédologiques à références spatiales par des modèles numériques inférant les variations spatiales et temporelles des sols et de leurs propriétés à partir d'observations de sol et de données spatiales d'environnement des sols» (Lagacherie & McBratney, 2007). Initiée à la fin des années 80 par des travaux pionniers en Australie (McKenzie et Austin, 1993), aux Etats Unis (Bell *et al.*, 1992) et en France (Lagacherie *et al.*, 1989; Merot *et al.*, 1995), la CNS a émergé véritablement avec la revue bibliographique publiée par McBratney *et al.*, 2003, jugée depuis fondatrice du concept. Depuis lors, la CNS a connu un essor important dans la communauté scientifique avec en particulier la création d'un Groupe de travail de l'IUSS générant des colloques internationaux bisannuels dont les actes ont fait l'objet de publications d'ouvrages (Lagacherie *et al.*, 2007; Hartemink *et al.*, 2008; Boettinger *et al.*, 2010; Minasny *et al.*,

2012). De plus, un nombre important d'articles sur la CNS a été publié dans des revues internationales de science du sol (voir notamment la synthèse bibliographique de Grunwald *et al.*, 2009). Cependant, il n'existait pas jusqu'à présent de synthèse accessible à la communauté Francophone. Cet article en présente une introduction à l'usage des étudiants et praticiens de la pédologie intéressés par la CNS. Nous présentons successivement ses principes généraux, sa mise en œuvre, quelques résultats significatifs déjà obtenus et l'évocation des verrous et opportunités qui jalonnent son futur proche.

PRINCIPES GÉNÉRAUX

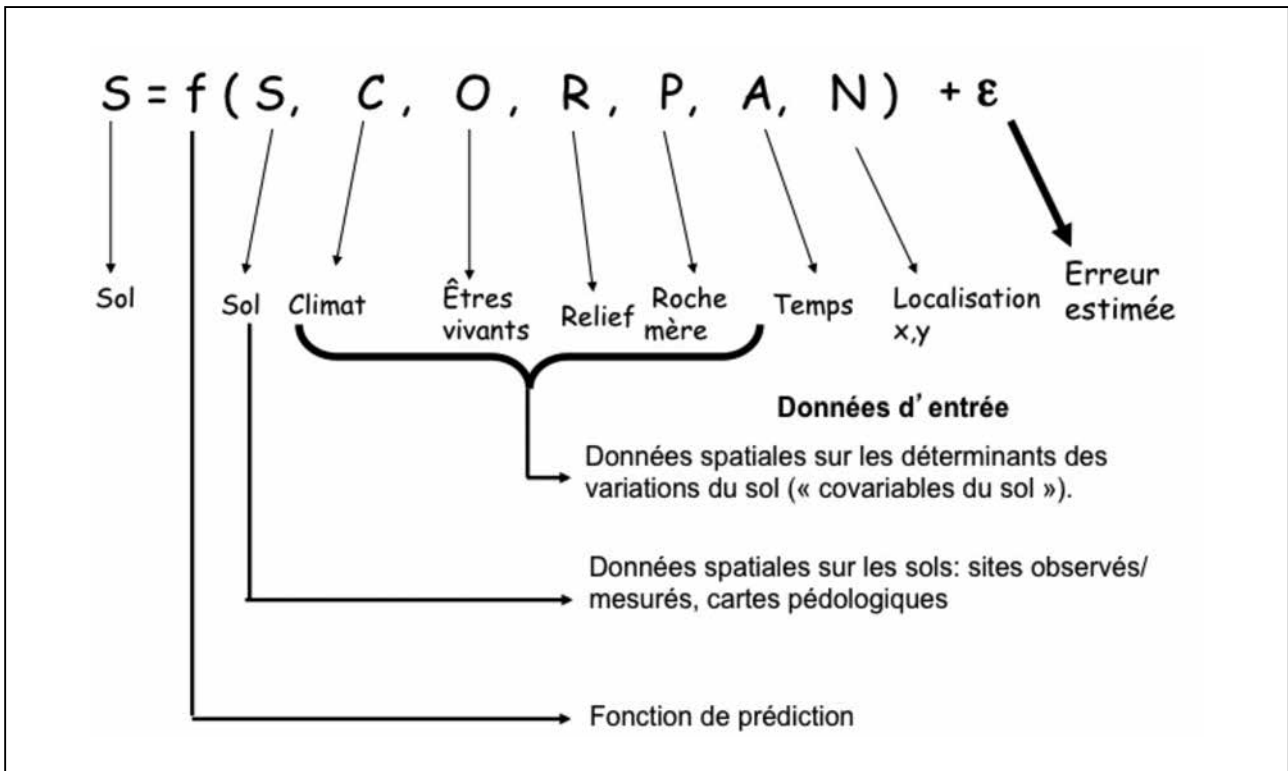
Le principe général de la cartographie numérique des sols est résumé *figure 1*. Il s'agit de prédire des classes de sol ou des propriétés de sol en utilisant d'une part les données pédologiques disponibles sur la zone à étudier et, d'autre part, les données spatiales représentant des éléments du paysage en relation (de causalité ou non) avec les sols, appelées dans la suite «covariables du sol». Ce concept reprend en partie le concept dit «CLORPT» de Jenny (1941): Soil = f(Climate, Organisms, Relief, Parent material, Time). Il y rajoute une dimension spatiale supplémentaire, la notion d'incertitude ou de variabilité «non prédictible», ainsi que le recours possible à des données spatiales numériques (Modèles Numériques d'Altitude, images de télédétection, données de capteurs de propriétés de sol) qui sont devenues disponibles pour les pédologues cartographes. Ces prédictions sont réalisées par des fonctions de prédiction induites soit par des modèles statistiques ou géostatistiques prenant en compte les données disponibles, soit par des formalisations numériques de l'expertise de pédologues. Un grand intérêt est que ces fonctions, totalement explicites, peuvent être calibrées et validées, délivrant ainsi une estimation de l'incertitude de prédiction. Un autre intérêt est qu'à la différence de l'expertise du pédologue, ces modèles sont totalement reproductibles et transférables, et qu'ils peuvent être améliorés constamment par l'ajout de nouvelles données ou par des avancées méthodologiques.

MISE EN ŒUVRE DE LA CNS

Cette section détaille comment le principe général de la CNS a été mis en œuvre dans les vingt-cinq dernières années. Nous envisageons successivement les différents termes de l'équation présentée plus haut: les fonctions de prédiction, les données sol utilisées, les données de paysage auxiliaires, et l'estimation de l'incertitude.

Figure 1 - Principe général de la cartographie numérique des sols (modifié d'après McBratney *et al.*, 2003).

Figure 1 - General principle of Digital Soil Mapping (modified after McBratney *et al.*, 2003).



Fonctions de prédiction

La CNS repose sur la construction de fonctions délivrant une estimation de classes de sol ou de propriétés de sol sur des sites inconnus (McBratney *et al.*, 2003). Dans le premier cas, une telle fonction fournit une quantification des chances (le plus souvent sous forme d'une probabilité) de trouver chacune des classes de sol présentes dans la zone d'étude. Ainsi, dans le cas où cinq classes de sol seraient envisagées (de A à E), la fonction prédirait en tout site le vecteur $(p[A], p[B], p[C], p[D], p[E])$. Il est important de noter que cette fonction prédit en même temps sa propre incertitude. Ainsi, en un site donné où $S_c[x, y] = (0.01, 0.72, 0.01, 0.02, 0.25)$, la prédiction de l'unité B (majoritaire) sera assortie d'une incertitude évaluée à 0.28. Dans le cas de fonctions délivrant une estimation d'une propriété de sol, la fonction fournira en chaque site une valeur de propriété à une certaine profondeur comme par exemple le taux d'argile entre 30 cm et 60 cm (ex $S_a[x, y] = 310 \text{ g/kg}$), assortie également d'une estimation quantifiée de l'incertitude.

Dans la suite, sans détailler chaque approche pour élaborer ces fonctions, nous en proposons une classification selon les données manipulées et la communauté scientifique qui en est à l'origine.

Approches pédo-statistiques

Ces approches reposent sur l'existence d'un ensemble d'apprentissage constitué de sites où sont renseignés, d'une part, la classe de sol ou la valeur de la propriété et, d'autre part, un ensemble de covariables du sol par ailleurs disponibles sur la zone d'étude à prédire. Il s'agit dès lors d'appliquer des modèles pédo-statistiques calibrés à partir de l'ensemble d'apprentissage. Une fois les modèles ainsi calibrés, ils sont appliqués sur des sites non renseignés pour prédire une classe de sol ou valeur de propriété, ainsi qu'une estimation de l'incertitude associée à la prédiction. Deux grands types de modèles pédo-statistiques peuvent être utilisés en fonction de la densité de sites disponibles.

Dans le cas de faible densité de sites, l'approche consiste à inférer une prédiction à partir des valeurs locales des covariables de sol $(s(x, y) = f(\{c, o, r, p, a, n\}(x, y)))$. Dans le cas où la prédiction concerne une classe de sol, les modèles pédo-statistiques mobilisés sont des modèles développés spécifiquement pour la fouille de données: arbres de décision (Lagacherie *et al.*, 1997), forêts aléatoires (Grimm *et al.*, 2008), réseaux de neurones artificiels (Behrens *et al.*, 2005). Dans le cas de prédiction de propriétés de sol, outre les outils précédemment cités, la régression linéaire multiple et toutes

ses sophistications ultérieures (par exemple Modèles linéaires généralisés) ont été largement utilisées (Chaplot *et al.*, 2001, Douaoui *et al.*, 2006). Cette approche d'inférence statistique représente sans doute la majorité des applications de CNS dans le monde (41 % des 90 études de CNS en 2007-2008 selon Grunwald (2009))

Dans le cas où il existe une forte densité de points, il peut être intéressant de tenir également compte des sites observés les plus proches pour réduire l'incertitude de prédiction. La prédiction prend ainsi la forme $(s(x, y) = f(s(x+u, y+v), \{c, o, r, p, a, n\} (x, y)))$. Le principe général consiste à corriger la prédiction obtenue comme précédemment par un terme d'erreur locale de cette prédiction estimée par interpolation des erreurs connues sur les sites observés proches. Les modèles pédo-statistiques mobilisés sont alors ceux développés en géostatistique: principalement régression-krigeage (Hengl *et al.*, 2004) ou modèle linéaire mixte (Saby *et al.*, 2011)

Approches de formalisation d'une expertise pédologique existante

Ces approches répondent à des situations où il existe sur la région considérée une expertise pédologique, soit provenant d'un pédologue connaissant la région d'étude, soit par l'existence d'une carte pédologique. Dans le premier cas, des classes de sol préalablement définies par les experts pédologues sont prédites le plus souvent à l'aide de simples règles «si-alors», souvent organisées en arbre de décision et programmées dans des SIG, (McKenzie & Gallant, 2007; Cole et Boettinger, 2007). De façon plus élaborée, des outils d'intelligence artificielle basés sur la logique floue et ont été également mobilisés pour prédire des classes de sols (SoLIM: Zhu, 1997, Cazemier, 1999).

Dans le deuxième cas où l'expertise disponible est sous forme d'une carte pédologique existante, deux types d'approches peuvent encore être distinguées. La première consiste à dériver, sur la même zone couverte par la carte, des estimations de propriétés à partir des descriptions des unités cartographiques de sol. Dans le cas d'unités cartographiques de sol simples, c'est à dire ne contenant qu'une seule unité typologique de sol (cas le plus fréquent pour les études pédologiques détaillées), il s'agit d'estimer des valeurs de propriétés de sol à partir de profils représentatifs (Leenhardt *et al.*, 1994), ou de traduire des descriptions textuelles de type de sol sous forme de distributions de possibilités (Cazemier *et al.*, 2001), en utilisant au besoin des règles de pédotransfert (van Ranst *et al.*, 1995). Dans le cas d'unités cartographiques complexes contenant plusieurs unités typologiques de sol (cas le plus fréquent pour des études pédologiques à petite échelle), l'inférence de propriété s'avère plus complexe. Différentes approches sont préconisées et en cours de test (GlobalSoilMap.net, 2012): moyennes pondérées par les surfaces d'unités typologiques ou désagrégation d'unités complexes. Une

des principales difficultés de ce type d'approche est que l'incertitude associée aux unités typologiques de sol définie est souvent inconnue. Lorsqu'une estimation de cette incertitude originelle existe (par exemple, dans le cas des strates des unités typologiques de la base de donnée DoneSol en France, pour lesquelles des valeurs modales, maximales et minimales sont fournies), son utilisation pour générer une incertitude sur une prédiction n'est pas triviale, que cette prédiction soit ponctuelle ou surfacique. Supposons par exemple que l'on veuille dériver une prédiction ponctuelle de la valeur moyenne et de l'intervalle de confiance à 90 % d'une variable à partir d'un Référentiel Régional Pédologique (RRP) à 1: 250000. Un point localisé dans une unité cartographique de sol (UCS) peut appartenir à plusieurs unités typologiques de sol (UTS) pour lesquelles on connaît ces valeurs. La solution la plus conservatrice est de prendre pour valeurs extrêmes le minimum des minima et le maximum des maxima. Mais ce n'est pas forcément la plus juste. Idéalement, il faudrait pouvoir reconstruire une distribution de probabilité tenant compte des proportions relatives des UTS, et ré-estimer ainsi les intervalles de confiance.

Un deuxième type d'approche consiste à formaliser l'expertise contenue dans des cartes pédologiques d'extension limitée pour permettre leur extrapolation sur de plus grandes superficies pour lesquelles elles seraient représentatives (Lagacherie *et al.*, 1995, Lagacherie & Voltz, 2000.; Bui & Moran. 2003, Salvador *et al.*, 1997, Chaplot *et al.*, 2000; Grinand *et al.*, 2008, Qi et Zhu, 2003, Oballos *et al.*, 2003, Lehmann *et al.*, 2007, 2013, Lemerrier *et al.*, 2012). Pour prédire les classes de sols de ces cartes pédologiques, les approches mises en œuvre sont similaires aux approches pédo-statistiques décrites précédemment, les sites de l'ensemble d'apprentissage étant, dans ce cas, renseignés par la classe de sol correspondant aux unités cartographiques les contenant. L'estimation du degré de représentativité des cartes pédologiques extrapolées reste cependant un verrou important à l'utilisation de ces approches. Des estimations quantifiées de ce degré de représentativité ont été proposées (Lagacherie *et al.*, 2001) sur la base d'une distance paysagère calculée par le logiciel CLAPAS (Robbez-Masson, 1994).

3.2. Données spatiales sur les sols(s)

En Cartographie Numérique des Sols, le s de scorpan (*figure 1*) recouvre principalement deux grands types de données: les ensembles de sites avec caractérisations locales du sol et les cartes pédologiques existantes. Ces deux types sont détaillés ci-après.

Echantillonnages spatiaux de sites avec caractérisations locales du sol

Ce type de données correspond à un ensemble de sites géo-référencés avec une détermination de classe de

sol et/ou une (des) mesure(s) de propriétés de sol. Il s'avère indispensable pour utiliser les approches pédo-statistiques décrites plus haut. Devant les coûts considérables que représente la collecte de telles données, les praticiens de la CNS ont développé plusieurs stratégies d'acquisition qui sont résumées ci-après:

- **Utilisation de profils pédologiques existants.** Pendant plusieurs décennies, Un nombre considérable d'observations ponctuelles de sol a été réalisé en France et dans le monde dans le cadre de programmes d'inventaires pédologiques. Avec l'arrivée de l'informatique, ces observations ont été progressivement codifiées et en partie stockées dans des banques de données (en France, STIPA, Bertrand *et al.*, 1984), puis intégrées dans des bases de données (en France DONESOL, Gaultier *et al.*, 1993 ; Grolleau *et al.*, 2004). Lorsque ces observations ont pu être complétées par des analyses de sol et géo-référencées, elles constituent des échantillonnages spatiaux potentiellement précieux pour la cartographie numérique des sols (Carré et Girard, 2002). Ainsi, en France, la base de données DONESOL contient (au 1^{er} juillet 2013) environ 140000 profils géoréférencés. Cependant, l'utilisation effective de ces données pose plusieurs problèmes dont certains ont été évoqués et traités dans la littérature: filtrages des erreurs de saisie (Legros *et al.*, 1992, Batjes, 2009), représentations simplifiées des profils de sol sous forme d'intervalles de profondeur invariants (Bishop *et al.*, 1999), harmonisations de normes de description différentes (ex: granulométrie, Moeys *et al.*, 2009), mise en évidence de dérives temporelles sur le pH (Kirk *et al.*, 2010) ou liées à des changements de méthode, sur le Carbone (Bellamy *et al.*, 2005; Saby *et al.*, 2008), le taux de saturation ou le phosphore (Lemerrier *et al.*, 2008). Ces difficultés peuvent dans certain cas être levées par la mise au point de procédures de détection et de correction de biais d'analyses et de dérives temporelles (Baume *et al.*, 2011; Ciampalini *et al.*, 2013). Par ailleurs, les enregistrements de profils anciens comportent souvent des données manquantes, concernant en particulier les horizons profonds du sol qui peuvent parfois être partiellement estimées par l'utilisation d'une expertise pédologique;

- **Optimisation des échantillonnages.** Les coûts de prélèvement et d'analyse pouvant être importants, l'optimisation des échantillonnages vise à identifier un nombre et une localisation des sites d'échantillonnage, qui constituent le meilleur compromis entre précision et coût: par exemple, comment estimer au mieux les stocks de carbone des sols dans une région donnée en limitant le coût total à un certain seuil (Lacoste *et al.*, 2012) ? Des méthodes d'optimisation ont été appliquées aux prospections pédologiques dès les années 1960 (Legros *et al.*, 1978) en mobilisant soit des démarches d'expertise (Boulaine, 1980), soit des méthodes statistiques (Webster, 1985; Webster et Lark, 2012). En se fondant sur

une connaissance préalable de la variabilité spatiale des sols, ces différentes méthodes visent généralement à répartir au mieux les échantillons dans l'espace géographique pour minimiser l'incertitude globale de prédiction ainsi que le coût. Le développement de la CNS a suscité une nouvelle démarche d'optimisation, qui cherche cette fois à optimiser la calibration de la fonction de prédiction: en se fondant sur une connaissance préalable des principales covariables dans un paysage donné, il s'agit de sélectionner des sites d'échantillonnage parmi les combinaisons existantes de covariables, pour calibrer une fonction de prédiction qui puisse s'adapter à toute la zone d'étude. Des méthodes spécifiques ont été développées dans ce sens: par exemple, la méthode dite d'échantillonnage par hypercube latin conditionné (CLHS; Minasny et McBratney, 2006) repose sur le découpage des covariables en classes, puis sur un tirage aléatoire de points parmi l'ensemble des combinaisons de classes existantes. Cette méthode efficace d'échantillonnage dans l'espace des variables, est devenue une méthode de référence pour les travaux récents de CNS (Carré *et al.*, 2007; Lacoste *et al.*, 2012).

- **Analyse de sols par spectrométrie.** Afin d'augmenter la densité des échantillonnages spatiaux utilisés en CNS, il a été proposé de remplacer les analyses de sol de laboratoire dont les coûts restent élevés par des techniques moins coûteuses de spectrométrie de sol. Ces techniques sont basées sur la mesure, au moyen de spectromètres de laboratoire, de la réflectance d'échantillons de sol pour des gammes de longueurs d'ondes correspondant au rayonnement visible (350-800), infrarouge proche (800-2500) et infrarouge moyen (2500-5000). Les spectres de réflectance issus de ces mesures sont fortement influencés par des espèces chimiques elle même reliées aux propriétés de sol classiquement considérées par les pédologues. Ainsi, en utilisant des outils de chimiométrie comme par exemple la régression aux moindres carrés partielle (Tenenhaus, 1998), il a été possible de calibrer des fonctions d'estimation des propriétés des sols avec des bonnes précisions (Shepherd et Walsh, 2002, Viscarra-Rossel *et al.*, 2006; Aichi *et al.*, 2009; Grinand *et al.*, 2012). Ces analyses permettent de densifier les échantillonnages spatiaux utilisés en CNS et, à ce titre, sont maintenant utilisés de manière significative (17 % des études de CNS répertoriées en 2007 et 2008 par Grunwald (2009)).

Cartes pédologiques anciennes

Grâce à l'activité de nombreux services d'études pédologiques nationaux et de commanditaires privés, il existe dans le monde un réservoir d'études pédologiques conséquent dont seulement une petite partie est déjà sous une forme de bases de données pédologiques (Rossiter *et al.*, 2004). Des modèles de données (en France DONESOL, Gaultier *et al.*, 1993, Grolleau *et al.*, 2004) ont été conçus pour stocker

l'essentiel des informations de ces cartes pédologiques et une importante activité de numérisation des cartes anciennes est en cours.

Quelle que soit l'approche de CNS retenue, les cartes pédologiques anciennes sont considérées comme un intrant précieux. Au delà des approches de formalisation d'une expertise pédologique basée sur ces cartes décrites ci-dessus, les cartes pédologiques anciennes sont aussi utilisées dans les approches pédo-statistiques comme une covariable de sol, au même titre que les autres covariables exprimant un déterminant de variation du sol (corp). Beaucoup d'études ont montré l'avantage décisif que représentaient ces cartes pour améliorer les performances des fonctions de prédiction des sols (Grinand *et al.*, 2008; Hempel *et al.*, 2008; Grunwald, 2009; Kempen *et al.*, 2009; Lehmann *et al.*, 2007; 2013).

Covariables du sol (corp)

Les données de paysages auxiliaires utilisées en CNS ont varié fortement d'une étude à l'autre en fonction de la disponibilité locale des données et des facteurs jugés déterminants pour expliquer la variabilité des sols. La revue bibliographique de Grunwald (2009), effectuée sur 90 articles de revue internationale portant sur la CNS en 2007 et 2008, a cependant montré que les facteurs O et R sont largement plus mobilisés (respectivement dans 38,7 % et 29,3 % des études) que les facteurs C et P (10,7 % chacun), vraisemblablement en raison d'une plus grande disponibilité des données.

Relief (r de scorpan)

L'essor de la CNS a coïncidé avec l'apparition des représentations numériques du relief, connues sous le terme «Modèles numériques d'altitudes» (MNA), (En France, Deprataere, 1989). Un MNA est une grille dont chaque nœud est renseigné par l'altitude du terrain. Il existe plusieurs techniques pour produire un MNA: interpolation de courbes de niveaux de cartes topographiques, photogrammétrie à partir de couples stéréo d'images satellitaires ou aéroportées et, plus récemment, LIDAR. En 25 ans, l'accessibilité à ces MNA a considérablement progressé. Il est ainsi désormais possible, partout sur la terre, de télécharger gratuitement un MNA à 3 arc/s de résolution (90 m en France) (SRTM).

A partir d'un MNA, le calcul de ses dérivées premières et secondes produit plusieurs indicateurs simples (la pente, l'exposition, les courbures le long et en travers de la pente) qui ont été largement utilisés en CNS. Des indicateurs de relief plus sophistiqués ont été également proposés pour représenter certains facteurs majeurs de différenciation des sols, par exemple indices d'accumulation d'eau (Mérot *et al.*, 2003), indice de rayonnement, ou pour localiser des unités géomorphologiques à fonctionnement pédologique spécifique: fonds de vallée plats (MRVBF) et plateaux (MRRTF), (Gallant &

Dowling, 2003). Enfin, plusieurs auteurs ont identifié et traité la nature multi-échelle des variations de relief en calculant les paramètres de relief sur des fenêtres de résolutions variables (Grinand *et al.*, 2008, Behrens *et al.*, 2010, Taylor *et al.*, 2013) ou en appliquant des algorithmes de séparations d'échelles (Mendonca Santos *et al.*, 2007). Ces techniques permettent de prendre en compte les différentes échelles spatiales de l'organisation des sols dans un paysage.

Organismes (o)

Le terme «organismes» désigne en théorie l'ensemble des êtres vivants susceptibles d'impacter les sols et/ou d'être impactés par les sols. En pratique cependant, la CNS ne prend en compte que la petite partie de ces interactions dont le terme «organisme» peut être spatialisé par des images satellitaires ou aéroportées. Il s'agit d'une part des cartes d'occupation et d'usage du sol (par ex., CORINE Land Cover, EEA, 2007) qui peuvent s'avérer très discriminantes vis-à-vis de propriétés du sol, et, d'autre part, des images d'indices de végétation traduisant sa vigueur (par exemple «Normalised Difference Vegetation Index») ou son état de stress hydrique (par exemple Water Deficit Index) dont les fortes relations, dans certains contextes pédologiques, avec des propriétés de sol (profondeur, réserve utile, salinité...) ont pu être exploitées avec succès en CNS (Aichi, 2009; Taylor *et al.*, 2013). L'utilisation de ce type de données spatiales en CNS est promise à un bel essor grâce à la mise à disposition gratuite et à l'échelle mondiale des archives d'images de télédétection de plusieurs satellites (Landsat, MODIS, etc.) (googleearthengine).

Matériau parental (ou roche-mère) (p)

Le matériau parental a été pris en compte en CNS au travers de l'utilisation de deux types de données distinctes. En premier lieu, certains travaux ont utilisé des cartes géologiques numérisées (voir par exemple, Lagacherie *et al.*, 1997 ou Laroche *et al.*, 2013). L'interprétation de ces cartes en données pertinentes vis-à-vis des différenciations de sol reste cependant délicate et l'harmonisation des données géologiques nationales est encore en cours (projet onegeology, Simons *et al.*, 2012) Une alternative est l'utilisation d'images de télédétection pour identifier certains matériaux géologiques: images Landsat (Boettinger *et al.*, 2008), gamma-radiométrie aéroportée (McKenzie & Gallant, 2007, Lemercier *et al.*, 2012, Wilford, 2012, Wetterlind *et al.*, 2012, Laroche *et al.*, 2013), images ASTER (Lau *et al.*, 2012).

Climat (c)

Il est reconnu depuis la naissance de la pédologie (Dokoutchaev, 1900) que le climat exerce une influence majeure sur la distribution des sols aux échelles continentales et mondiales. Ainsi les variables climatiques ont été utilisées en CNS dans des continents ou des pays aux contrastes

climatiques marqués (par exemple en Australie, Henderson et Bui, (2005), en Europe, Mérot *et al.*, (2003), en France, Meersmans *et al.*, (2012) ou bien dans des situations plus locales de forts gradients climatiques (par exemple en France, Arrouays *et al.*, 1995; Grosset *et al.*, 2011; aux Etats-Unis, Kumar *et al.*, 2012). Une des limites à l'utilisation des variables climatiques est que leur disponibilité sous format numérique à haute résolution spatiale correspond uniquement à des périodes contemporaines qui ne traduisent pas les climats qui ont influencé les sols durant leur évolution. En revanche, il est certain que les variables climatiques, et en particulier les variables simulées dans le cadre de scénarios de réchauffement, représentent une source précieuse de données pour prédire l'évolution de certains paramètres des sols, dont en particulier le carbone organique (Grunwald *et al.*, 2011; Lacoste, 2012).

Classifications numériques de pédopaysages (corp)

La classification numérique de pédopaysages (Robbez-Masson, 1994, 2007; Lehmann *et al.*, 2007) représente une alternative à l'appréhension séparée des différentes covariables du sol évoquée précédemment. Conçue pour reproduire la perception d'un pédologue cartographe de terrain, elle considère comme objet élémentaire une portion de paysage autour du point d'observation caractérisée par l'arrangement spatial de plusieurs covariables du sol et dont la taille peut varier selon la localisation. Un algorithme de classification par la méthode des nuées dynamiques permet une agrégation optimisée de ces objets élémentaires en unités de pédopaysages numériques. Cette approche a été implémentée dans le logiciel CLAPAS (Robbez-Masson, 1994)

Estimation de l'incertitude associée aux prédictions de sol

Un des grands intérêts des cartes numériques produites par CNS est qu'elles sont assorties d'une estimation, parfois spatialisée, des incertitudes sur la présence d'un type de sol ou la valeur d'une propriété estimée. Comme la plupart des modèles prédictifs utilisés en CNS reposent sur des calibrations à partir d'échantillons de sites observés ou mesurés (cf. section 3.1.), l'erreur mesurée à l'issue de cette calibration peut constituer en première approche, un élément d'appréciation de ces incertitudes. Cependant, il est reconnu que cette erreur de calibration sous-estime les erreurs commises en véritable situation de prédiction. En effet, pour être parfaitement rigoureuse, cette estimation devrait se faire en utilisant un jeu de données totalement indépendant de l'échantillon de calibration.

L'estimation non biaisée de l'incertitude associée aux prédictions réalisées par CNS reste ainsi un défi scientifique. La solution la plus fréquemment recommandée pour une

validation indépendante est un échantillonnage aléatoire stratifié, les strates de cet échantillonnage étant constituées, soit de portions de l'espace géographique ayant des « facteurs de contrôle » (Clorp) homogènes (Brus *et al.*, 2011; Kempen *et al.*, 2010; Malone *et al.*, 2011), soit de classes de valeurs de prédiction de la variable d'intérêt. Une autre solution est d'appliquer un échantillonnage aléatoire sur l'ensemble du territoire ou sur une grille systématique, à la condition que la densité de points soit suffisante pour représenter l'étendue des variables d'intérêt.

Il reste que la mise en place d'un échantillonnage totalement indépendant n'est souvent pas possible pour de simples raisons de coût. Une solution proposée est de réaliser cet échantillonnage sur quelques portions censées être représentatives du territoire (Finke 2000; Kempen *et al.*, 2009). Toutefois, dans bien des cas, cette approche n'est encore pas réalisable. Dans ces cas, d'autres solutions peuvent être envisagées:

- la constitution de jeux de données « indépendants » par partition de données d'origine identique, mais avec une portion sélectionnée dans l'espace géographique ou l'espace sémantique - ou une combinaison des deux -, utilisée pour la calibration et une autre portion pour la validation (par exemple, Grinand *et al.*, 2008, 2012);
- la validation croisée, qui consiste le plus souvent à retirer une des n valeurs du jeu de données de calibration, puis à la prédire à l'aide du modèle, et à ré-itérer cette opération n fois, en reconstruisant le modèle à chaque itération, est une autre solution possible, très souvent utilisée dans la littérature (Voir la revue de Grunwald, 2009).

Toutefois ces dernières techniques ne sont pas véritablement indépendantes du jeu de calibration, puisqu'elles sont appliquées sur des données relevant de la même stratégie d'échantillonnage. En tout état de cause, une estimation, même imprécise, de l'incertitude doit être produite, et on constate qu'elle est systématiquement plus forte en situation de validation que de calibration. Idéalement, par ailleurs, une estimation de l'incertitude ne suffit pas: il faudrait l'accompagner d'une estimation de l'incertitude sur l'incertitude...

QUELQUES EXEMPLES DE CARTOGRAPHIE NUMÉRIQUE DES SOLS

Il serait trop long de faire ici un inventaire détaillé des différents essais de cartographie numérique de sol qui ont été réalisés en vingt ans d'activité. Des synthèses bibliographiques très détaillées ont été déjà publiées (McBratney *et al.*, 2003; Grunwald, 2009); Les exemples de travaux compilés dans le *tableau 1* ne sauraient constituer une revue exhaustive. Ils ont pour but d'illustrer l'ensemble des options présentées

Tableau 1 - Quelques exemples d'études récentes de cartographie numérique des sols.
Table 1 - Some examples of recent studies in Digital Soil mapping.

Etude	Objectifs				Données d'entrées				Approches		Résultats
	pays	variables prédites*	Superficie (km ²)	Resolu-tion(m)	covariables du sol	carte pédo	Données sols télédéteçtées **	densité sites calibration (1/nkm ²)	Fonctions***	Validation ****	
Ciampalini et al., 2012a	Tunisie	Text pH, CEC, CO, Sab, Fer	2822	90	O, R, P	Non	Non	1/32	Reg, RegK, K selon variables	Croisée	R ² entre 0 et 0,3
Ciampalini et al., 2012b	Tunisie	Arg, CEC, Sab, Fer	300	30	aucune	non	Hyp-spec	1/2,3	CoK	Croisée	R ² entre 0,41 et 0,66
Cole & Boettinger, 2007	USA	TypeS	800	10	O, R, P	Non	Non	1/2,7	expert	indép	12 % erreur
Douaoui et al., 2006	Algérie	CE	400	20	O, N	Non	Multi-spec	1/0,1	CoK et RegK	Croisée	R ² entre 0,55 et 0,61
Grinand et al., 2008	France	TypeS	230	100	O, R, P	Oui	G-Rad	NA	Arbre Clas	Indép	R ² d'environ 0,45
Grosset et al. 2011	France (Corse)	CO sur 0-30 cm	8680	250	S, C, O, R, P	Oui	Non	1/18	Arbre Reg	Indép.	R ² de 0,6
Henderson & Bui, 2005	Australie	pH, Arg, P, CO,	2 687 500	250	C, O, R, P	Oui	Non	1/20	Arbre Reg	Indép.	R ² Entre 0,22 et 0,67
Lacoste et al., 2011	Bretagne (France)	MP	27020	50	O, R, P	Non	G-Rad	1/5,5	Arbre Clas	Croisée Indép.	19 % erreur 46 % erreur
Lemercier et al., 2012	France	MP et CH	4645	50	S, O, R, P	Oui	G-rad	1/0,23	Arbre Clas	Croisée Indép.	27 et 30 % erreur 51 et 48 % erreur
Meersmans et al. 2012	France	CO	550 000	250	C, O, R, P	Oui	Non	1/256	Reg	Croisée	R ² de 0,6

* Arg: taux d'argile, CE: Conductivité électrique, CO: Carbone Organique, CEC: Capacité d'échange Cationique, CH: Classes d'hydromorphie, Fer: Fer total, MP: classe de matériaux parentaux, P: Phosphore, pH: pH eau, Sab: taux de sable, Text: variables texturales, TypS: types de sol

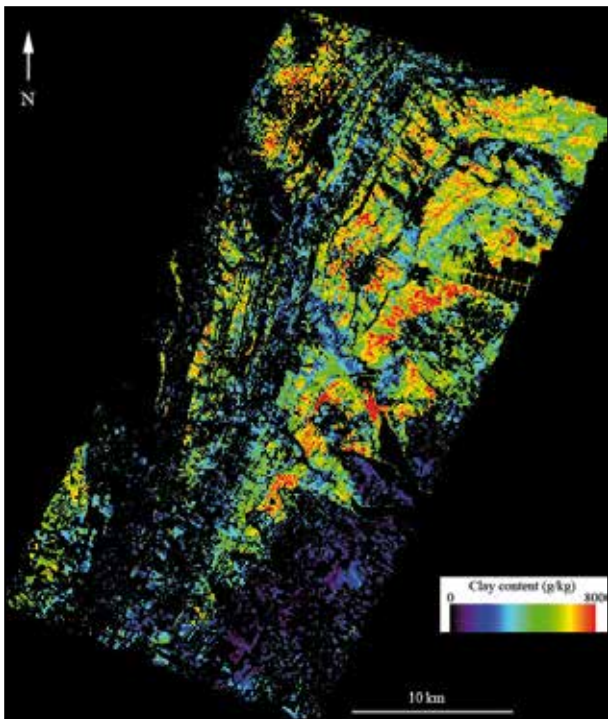
** G-rad: Gamma-radiométrie, hyp-spect.: imagerie Visible et Proche Infrarouge hyperspectrale, Multi-spec: imagerie optique multi-spectrale

*** Arbre reg: arbre de regression, arbre cla: arbre de classification, coK, Cokrigeage. Expert: Approches de formalisation d'expertise pédologique, K: krigageage Ordinaire, Reg: Regression linéaire, regK: Régression Krigeage

**** Croisée: validation croisée, Indép.: Validation à partir d'un échantillon indépendant.

Figure 2 - carte numérique du taux d'argile en surface (résolution 5 m) obtenue à partir d'une image hyperspectrale (Gomez *et al.*, 2012). En noir: zones non caractérisées car en végétation lors du vol

Figure 2 - Digital map of clay content (5 m resolution) using hyper-spectral airborne data. In black: areas covered by vegetation.



ci-dessus en privilégiant autant que faire se peut les travaux français récemment publiés, plus accessibles pour un lecteur francophone désireux d'approfondir l'une des approches illustrées.

Au delà de l'intérêt d'illustration de ces exemples, il est aussi intéressant d'examiner les performances de cartographie qu'ils rapportent. Les coefficients de détermination (R^2) sont une mesure de la proportion de variabilité de propriétés de sol que les modèles prédictifs ont pu capturer. Dans le cas de prédiction de classes de sol, le pourcentage d'erreur renseigne également sur l'aptitude des modèles à identifier la bonne classe de sol.

Le *tableau 1* montre que, dans certains contextes pédologiques, il a été possible d'estimer avec des précisions acceptables certaines propriétés de sol et/ou la présence de classes de sol. C'est une démonstration *a minima* des principes et pratiques sur lesquels se fonde la CNS. Par contre, le *tableau 1* révèle également l'incapacité des approches actuelles de CNS à prédire certaines propriétés de sol dans certains contextes

pédologiques. Il est encore difficile d'évaluer le poids respectif des différents facteurs gouvernant les performances de la CNS. La densité des sites avec caractérisation de sols, la nature et la complexité du milieu pédologique, la qualité des covariables du sol, le degré de sophistication du modèle prédictif sont certainement en cause mais jouent de façon hétérogène et complexe sur les performances. Cela montre en tout cas la nécessité de poursuivre nos recherches pour améliorer et homogénéiser les performances de la CNS

VERROUS ET PERSPECTIVES

A l'heure où la cartographie numérique des sols est fortement sollicitée pour répondre à la demande mondiale en données sur les sols (Hempel *et al.*, 2013), plusieurs verrous, méthodologiques et organisationnels doivent être encore levés pour dépasser les performances illustrées ci-dessus (*tableau 1*). Plusieurs travaux scientifiques et initiatives organisationnelles œuvrent actuellement dans ce sens. Nous en résumons certains ci-après.

Travaux scientifiques en cours

Téledétection et proxy-détection des sols pour la cartographie numérique des sols

La densité de sites observés est un facteur qui limite fortement les performances de CNS. Depuis plusieurs années, des recherches actives ont été menées pour acquérir rapidement et sur de grandes surfaces des mesures de propriétés de sol au moyen de divers capteurs utilisables sur le terrain (spectrométrie, résistivimétrie, Induction électromagnétique, gamma-radiométrie, Radar) ou aéroportée (imagerie hyperspectrale, gamma-radiométrie, imagerie radar). Les résultats encourageants de ces techniques (Cf. Adamchuk & Viscarra-Rossel., 2010 pour la proxy-détection et Mulder *et al.*, 2011 pour la téledétection) et le développement de technologies opérationnelles (capteurs « on-the-go », satellites hyperspectraux) annoncent l'essor d'une nouvelle source de données spatiales sur les sols sur laquelle la CNS peut compter dans un proche avenir pour améliorer ses performances. Des premiers travaux en ce sens ont été menés récemment en utilisant par exemple l'imagerie hyperspectrale. Ainsi, sur surfaces de sol nu, les propriétés de sol composés d'éléments chimiques provoquant des bandes absorption dans le spectre (Argile, CaCO_3 ou Fer Total), ou fortement corrélées à ces dernières, ont été cartographiées à des précisions ($R^2 > 0.7$) et résolutions (5 m) inédites (Gomez *et al.*, 2012) (*figure 2*). Une première fonction de CNS (cokrigeage) a été appliquée pour étendre cette information spatiale aux surfaces végétalisées (Lagacherie *et al.*, 2012).

Cartographies Numérique des sols aux échelles régionales et nationales

Avec l'essor important de l'offre en covariables de sol et le développement des bases de données pédologiques, la CNS peut être désormais mise en œuvre sur des étendues spatiales beaucoup plus importantes qu'auparavant. Une des principales difficultés de ce changement d'échelle réside dans l'hétérogénéité des systèmes pédologiques couverts par ces grandes surfaces qui induisent des non-stationarités dans les lois d'organisation spatiale des sols et peuvent, de ce fait, mettre en défaut les modèles prédictifs couramment utilisés en CNS. Des travaux Français récents en Bretagne (Lemercier *et al.*, 2012), en région Centre et en Limousin (Richer de Forges *et al.*, 2013; Wetterlind *et al.*, 2012, Laroche *et al.*, 2013), dans l'Aisne (Carré *et al.*, 2008), dans le Sud-Ouest de la France (Lehmann *et al.*, 2007), la Corse (Grosset *et al.*, 2011) et le Jura (Lehmann *et al.*, 2013) se sont principalement attachés à définir et à tester des méthodologies de CNS ainsi que leurs performances, ou à tester l'utilisation de nouvelles co-variables de sol devenues récemment disponibles (voir par exemple, Laroche *et al.*, 2013). Il apparaît nécessaire d'adapter les modèles prédictifs actuels de CNS, en tenant compte des nouvelles co-variables disponibles et des connaissances existantes sur ces lois d'organisation à différentes échelles (travaux en cours en Languedoc-Roussillon, région Centre et à l'échelle nationale).

Facteurs anthropiques et CNS

Dans le modèle « Clorpt » de prise en compte de l'influence des « organismes » sur les propriétés des sols, un des organismes omniprésents sur l'évolution de la planète est souvent peu -ou mal- pris en compte. Cet « organisme » est l'homme et la prise en compte de l'anthropisation reste encore peu fréquente dans les travaux de CNS. Lorsqu'elle est prise en compte, cette anthropisation l'est souvent à travers des actions d'aménagement ou des distributions spatiales des occupations ou des usages du sol: le drainage des terres, l'installation d'un réseau de haies ou de fossés, les pratiques culturelles, etc., induisent des modifications importantes des sols qu'il serait logique de prendre en compte dans les approches CNS. Ils ne le sont que rarement en premier lieu parce que l'information spatialisée de leur distribution est souvent absente ou disponible à des résolutions spatiales insuffisantes (p.ex. les réseaux de drainage enterrés). L'autre raison est que la connaissance de la localisation d'un aménagement est souvent insuffisante à elle seule pour inférer son effet sur les sols: connaître la localisation d'une haie ne suffit pas pour évaluer son impact sur les processus d'érosion et d'accumulation en amont et en aval de cette haie; il faut tenir compte de l'âge de son implantation, des contextes topographiques et pédologiques locaux, des systèmes de culture actuels et passés, etc., toutes informations difficiles

à mobiliser sur des étendues importantes et qui doivent être de plus intégrées dans le temps. (Lacoste *et al.*, 2012). Pour certains paramètres, une estimation des impacts des actions anthropiques est parfois intégrée dans les modèles au travers des intrants, de la charge animale, voire de la structure spatiale de la densité de population ou de la densité des sources potentiellement émettrices de certains produits, des distances à des réseaux anthropiques (e.g., Meersmans *et al.*, 2012; Saby *et al.*, 2006; 2011 ; Lacoste, 2012), mais il s'agit d'approches statistiques évaluant dans l'espace des effets moyens. Dans la plupart des études menées, les effets anthropiques se manifestent dans les cartes obtenues par CNS dans l'erreur du modèle. C'est d'ailleurs en analysant les situations d'erreur importantes que ces effets anthropiques ont pu être localisés (par ex. localisation des zones drainées en comparant une modélisation par CNS des zones humides sur la base de covariables topographiques et pédologiques avec des cartes de mise en culture (Tetzlaff *et al.*, 2009).

Aspects organisationnels

Une stratégie d'ensemble de CNS partagées par tous

Devant la multiplication des travaux de CNS engagés en France, en Europe et dans le monde, il apparaît évident qu'une stratégie commune doit être développée. Il semble en effet nécessaire de fournir un cadre méthodologique et scientifique qui puisse permettre l'inter-comparabilité des approches et des prédictions. C'est dans cet esprit, et avec la volonté de produire une carte mondiale des propriétés du sol à haute résolution spatiale, qu'est né le projet *GlobalSoilMap* (Sanchez *et al.*, 2009; Hempel *et al.*, 2013). Ce projet a développé des spécifications qui forment le cadre d'une CNS harmonisée à l'échelle mondiale (www.GlobalSoilMap.net). Ces spécifications définissent très précisément le produit cartographique qu'il faut obtenir. Elles proposent également des méthodologies qui s'adaptent à la source et à la qualité des données disponibles. La philosophie n'est donc pas d'imposer une nouvelle méthodologie unique et/ou de nouvelles campagnes d'échantillonnage normées, mais plutôt de donner des lignes directrices pour: « faire au mieux avec ce que l'on a ». L'autre philosophie de ce programme est celle du: « bottom-up ». Il n'est pas question de produire une carte mondiale *ex nihilo*, mais bien de demander aux pays de contribuer, et de constituer leur « produit » à partir des données qu'ils peuvent et savent mobiliser (Hempel *et al.*, 2008; 2013) pourvu que ce produit reste conforme aux spécifications édictées et que son incertitude soit estimée.

Une stratégie de collecte des données anciennes pour l'utilisation en CNS

Il est évident que toutes les données anciennes pertinentes et fiables doivent être mobilisées pour les programmes de CNS.

En France, par exemple, un programme de mise en bases de données des anciennes cartes pédologiques et de profils de sol se poursuit depuis plusieurs années. Il se fonde sur des modèles de données maintenant éprouvés et constamment améliorés (en France DONESOL) auxquels sont associées des interfaces de saisie aussi conviviale que possible. Malgré cela, la récupération des données anciennes reste une opération fastidieuse qui ne peut être confiée qu'à un opérateur ayant des connaissances en pédologie. C'est donc un enjeu important de mobiliser les moyens suffisants pour cette étape cruciale de la CNS.

D'autre part, à l'échelle mondiale, la mobilisation des données anciennes recueillies par les différents services et agences de cartographie pédologiques dans le monde nécessite la rédaction préalable de conventions d'utilisation des données explicitant les droits de propriété intellectuelle des auteurs et les droits et devoirs des utilisateurs de ces données. Ce travail juridique est en cours de finalisation dans le cadre du programme *GlobalSoilMap* sur la base de réflexions menées par les géologues dans le cadre du projet Onegeology (Simons *et al.*, 2012).

Développer la pratique de la CNS

Un des enjeux majeurs du développement de la CNS en général, et de l'avancement du programme *GlobalSoilMap* en particulier, est de transférer le savoir-faire à des partenaires locaux ou nationaux qui disposent des sources de données nécessaires à la calibration des modèles et de la connaissance locale qui leur permettra de choisir les variables et les modèles adaptés à leur contexte pédologique et physiographique. A l'échelle mondiale, une initiative menée par l'ISRIC (Global Soil Information Facility) met à disposition de tous des jeux de données auxiliaires agrégés sur des résolutions allant de 100 à 1 km². Elle met également à disposition des outils de CNS librement téléchargeables ou utilisables. La résolution actuelle des produits proposés ne permet pas toutefois de les utiliser pour des cartographies opérationnelles locales comme celles proposées dans le cadre du programme français IGCS.

CONCLUSION

La Cartographie Numérique des Sols s'est structurée au cours du temps pour fournir une réponse à la demande croissante en données quantitatives et spatialisées sur les sols. Issue de travaux de recherche méthodologique, elle s'affirme aujourd'hui comme une méthodologie opérationnelle d'inventaire pédologique, dont l'objectif, explicitement affiché au travers du projet *GlobalSoilMap*, est de fournir les données sols qui manquent actuellement aux activités de modélisation et d'aide à la décision. Le projet *GlobalSoilMap* vise à produire des données digitales de quelques propriétés majeures des

sols du monde au pas de 100 mètres (Hempel *et al.*, 2013) Cet objectif ambitieux repose sur deux acquis

- les inventaires pédologiques passés, dont les données produites et l'expertise accumulée doivent être soigneusement conservées et valorisées
- un corpus de méthodes de CNS forgées en vingt cinq ans au carrefour de la science du sol et des sciences de l'ingénieur. Cet objectif comporte également des paris :
 - réduction des incertitudes d'estimation actuelle grâce à une relance des activités d'observation et de mesure des sols favorisée par l'utilisation systématique d'outils de mesure performants (spectrométrie des sols, proxydétection, télédétections hyperspectrale et gamma-radiométrique) et des stratégies d'échantillonnage raisonnées.
 - Capacité de la communauté pédologique mondiale de s'organiser et à se mettre en marche autour d'un objectif commun et coordonné.

Au delà des objectifs affichés dans *GlobalSoilMap*, la Cartographie Numérique des sols est appelée à évoluer pour mieux intégrer qu'actuellement la connaissance pédologique accumulée par les scientifiques du sol. En particulier, une meilleure prise en compte des niveaux d'organisation des couvertures pédologiques (horizons, toposéquences, petites régions naturelles pédologiques) et des processus d'évolution des paysages pédologiques (érosion, lessivage, dynamique du carbone) est fortement souhaitable. En retour, en relançant et intensifiant la collecte d'observations sur la couverture pédologique, la cartographie numérique des sols peut être une opportunité pour revisiter les approches pédologiques historiques de compréhension des structures et dynamiques des couvertures pédologiques. A ce titre, la cartographie numérique des sols s'inscrit comme une composante à part entière de la Science du sol.

REMERCIEMENTS

Cette synthèse a été conduite dans le cadre du Réseau Mixte Technologique «Sols et territoires» financé par le Ministère en charge de l'agriculture.

BIBLIOGRAPHIE

- Adamchuk V.I., and Viscarra-Rossel R.A., 2010 - Development of On-the-Go Proximal Soil Sensor Systems. *In*: Viscarra Rossel, R.A., McBratney, A.B., Minasny, B. (eds.), Proximal Soil Sensing. Springer Netherlands, pp. 15-28.
- Aichi H., 2009 - Caractérisation et surveillance de la qualité des sols par télédétection rapprochée (analyse spectrale fine) et à distance (images aéroportées et satellitaires). Thèse cohabilitée INA Tunis-Agrocampus Ouest.
- Aichi H., Fouad Y., Walter C., 2009 - Relative Assessment of Visible, Near Infrared and Combined Spectroscopy For Predicting Various Soil Properties. *Biosystems Engineering*, 104, 3, pp. 442-446.

- Arnold J.G., Srinivasan R., Muttiah R.S., Williams J.R., 1998 - Large area hydrologic modelling and assessment. *Journal of American Water Resource Association*, 34, 73-89.
- Arrouays D., Vion I. et Kicin J.L., 1995 - Spatial analysis and modeling of topsoil carbon storage in forest humic loamy soils of France. *Soil Science*, 159: 191-198.
- Batjes N.H., 2009 - Harmonized soil profile data for applications at global and continental scales: updates to the WISE database. *Soil Use and Management*, 25, 124-127
- Baume O., Skoien J.O., Heuvelink G.B.M., Pebesma E.J., and Melles S.J., 2011 - A geostatistical approach to data harmonization – Application to radioactivity exposure data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13, 409-419.
- Behrens T., Forster H., Scholten T., Spies E.D., Goldschmitt M., 2005 - Digital Soil Mapping using artificial neural network. *Journal of Plant Nutrition and Soil science*, 168 (1). pp 21-33.
- Behrens T., Schmidt K., Zhu A.X., and Scholten T., 2010 - The ConMap approach for terrain-based digital soil mapping. *European Journal of Soil Science*, 61, 133-143
- Bell J.C., Cunningham R.L., and Havens M.W., 1992 - Calibration and Validation of a Soil-landscape Model For Predicting Soil Drainage Class. *Soil Science Society of America Journal*, 56, 1860-1866.
- Bellamy P. H., Loveland P. J., Bradley R. I., Lark R. M. & Kirk G. J. D., 2005 - Carbon losses from all soils across England and Wales 1978-2003, *Nature*, 437: 245-248.
- Bertrand R., Falipou P., and Legros J.P., 1984 - Notice pour l'entrée des descriptions et analyses de sols en banque de données. ACTT Paris 136 pages.
- Bishop T.F.A., McBratney A.B., and Laslett G.M., 1999 - Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*, 91, 27-45.
- Boettinger J.L., Howell D.W., Moore A.C., Hartemink A.E., and Kineast-Brown S. (Eds), 2010 - Digital Soil Mapping - Bringing Research, Environmental Application and Operation. Springer, London New York.
- Boettinger J., Ramsey R.D., and Bodily J.M., 2008 - Landsat Spectral Data for Digital Soil Mapping. In: Hartemink, A., McBratney, A.B., Mendonça Santos, L. (eds.), Digital Soil Mapping with limited data, p. 193-199.
- Bonnard, R., 2003 - Evaluation de l'impact sur la santé des rejets atmosphériques des tranches de charbon d'une grande installation de combustion – Partie 2: exposition par voies indirectes. Rapport INERIS 03/45956. France.
- Boulaine J., 1980 - Pedologie appliquée. Masson. 220 p.
- Brisson N., Gate P., Gouache D., Charmet G., Oury F.X., Huard F., 2010 - Why are wheat yields stagnating in Europe? A comprehensive data analysis for France. *Field Crops Research*.119, 201-212.
- Brus D.J., Kempen B., Heuvelink G.B.M., 2011 - Sampling for validation of digital soil maps. *European Journal of Soil Science*, 62(3), 394-407.
- Bui E.N., and Moran C.J., 2003 - A strategy to fill gaps in soil survey over large spatial extents: an example from the Murray-Darling basin of Australia. *Geoderma*, 111, 21 –44
- Carré F, and Girard M.C., 2002 - Quantitative mapping of soil types based on regression kriging of taxonomic distances with landform and land cover attributes. *Geoderma*, 110, 241-263.
- Carre F., McBratney A.B., Minasny B., 2007 - Estimation and potential improvement of the quality of legacy soil samples for digital soil mapping. *Geoderma*, 141(1-2), 1-14.
- Carré F., Reuter H.I., Daroussin J., Scheurer O., 2008 - From a large to a small scale soil map: top-down against bottom-up approaches. In: AE. Hartemink, AB. McBratney, ML. Mendonça-Santos (eds). Digital soil mapping with limited data. Springer, pp. 203-212.
- Caudeville J., Goovaerts P., Carré F., Bonnard R., Arrouays D., Cicolella A., Jolivet C.C., Saby N.P.A., Boudet C., 2012 - Spatial modeling of human exposure to soil contamination - an example of digital soil assessment. In: Digital soil assessment and beyond. Minasny B. McBratney AB. Malone BP. (Eds). Taylor & Francis, London, pp. 19-24.
- Cazemier D., 1999 - Utilisation de l'information incertaine dérivée d'une base de données sols. Application à la cartographie des propriétés hydriques à l'échelle régionale. Ecole doctorale des Systèmes Intégrés - Agronomie - environnement., 169.
- Cazemier D., Lagacherie P., and Martin-Clouaire R., 2001 - A possibility theory approach for estimating available water capacity from imprecise information contained in soil databases. *Geoderma*, 113 –132.
- Cerdan O., Govers G., Le Bissonnais Y., van Oost K., Poesen J., Saby, N., Gobin, A., Vacca A., Quinton J., Auerswald K., Klik A., Kwaad F.J.P.M., Raclot D., Ionita I., Rejman J., Rousseva S., Muxart T., Roxo M.J., Dostal T. 2010 - Rates and spatial variations of soil erosion in Europe: A study based on erosion plot data. *Geomorphology*, 122, 167-177.
- Ciampalini R., Lagacherie P., & Hamrouni H., 2012a - Documenting GlobalSoilMap.net grid cells from legacy measured soil profile and global available covariates in Northern Tunisia. in Minasny, B., Malone, B.P., McBratney, A.B. (eds) Digital Soil Assessments and Beyond. CRC Press. pp. 439 –444
- Ciampalini R., Lagacherie P., Monestiez P., Walker E., and Gomez C., 2012b - Co-kriging of soil properties with Vis-NIR hyperspectral covariates in the Cap Bon region (Tunisia). In: Minasny, B., Malone, B.P., McBratney, A.B. (eds) Digital Soil Assessments and Beyond. CRC Press. p. 393 –398
- Ciampalini R., Lagacherie P., Gomez C., Grünberger O., Hamrouni M.H., Mekki I., and Richard A., 2013 - Detecting, correcting and interpreting the biases of measured soil profile data: A case study in the Cap Bon Region (Tunisia). *Geoderma*, 68 –76
- Chaplot V., Bernoux M., Walter C., Curmi P., Herpin U., 2001 - Soil carbon storage prediction in temperate hydromorphic soils using a morphologic index and digital elevation model. *Soil Science*, 166(1), pp. 48-60.
- Chaplot V., Curmi P., Walter C., Bernoux M., 2000 - Soil maps analysis to identify the role of the tectonic regime on saprolite permeability regional distribution. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences, Série II Fascicule a-Sciences De La Terre Et Des Planètes* 330(7), 479-483.
- Cole N.J., and Boettinger J., 2007 - Pedogenic understanding raster classification methodology for mapping soil, Powder river basin, Wyoming, USA. In: Digital Soil Mapping: an Introductory perspective. Lagacherie, P., Mc Bratney, A.B. Voltz, M. (eds) Elsevier, p. 366 –377
- Douaoui A.E.K., Nicolas H., Walter C., 2006 - Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data. *Geoderma*, 134(1-2), pp. 217-230.
- Depraetere C., 1989 - Logiciel LAMONT (Logiciel d'application des Modèles Numériques de Terrain). Manuel d'utilisation, laboratoire d'hydrologie ORSTOM Montpellier, notice OVNIH n° 4. 18 pages
- Dokoutchaev V.V., 1900 - Carte des sols de la Russie centrale. Ministère de l'Agriculture et des Domaines. Moscou. Russie.
- Douaoui AEK., Hervé N., Walter C., 2006 - Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data. *Geoderma*, 134, 217-230.
- European Environment Agency, 2007 - CLC2006 Technical guideline. EEA technical Report n°17/2007. 66 p.
- Falloon PD. & Smith P., 2002 - Simulating SOC dynamics in long-term experiments with RothC and Century: model evaluation for a regional scale application. *Soil Use & Management*, 18, pp. 101-111.
- Finke PA., 2000 - Updating the (1 : 50,000) Dutch groundwater table class map by statistical methods: an analysis of quality versus cost. *Geoderma*, 97, 329-350.
- Gallant J.C., and Dowling T.I., 2003 - A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research* 39 (12),

- Gaultier J.P., Legros J.P., Bornand M., King D., Favrot J.C. et Hardy R., 1993 - L'organisation et la gestion des données pédologiques spatialisées: le projet DONESOL. *Revue de Géomatique*, 3, 235-253.
- GlobalSoilMap.net, 2012. <http://www.globalsoilmap.net/specifications>. Dernier accès 01/07/2013.
- Gomez C., Lagacherie P., and Bacha S., 2012 - Using Vis-NIR hyperspectral data to map topsoil properties over bare soils in the Cap-Bon Region, Tunisia. In: Minasny, B., Malone, B., McBratney, A.B. (eds.), *Digital Soil Assessment and Beyond*. Taylor & Francis, London, p. 387 -392.
- Grimm R., Behrens T., Märker M., and Elsenbeer H., 2008 - Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island - Digital soil mapping using Random Forests analysis. *Geoderma*, 146, pp. 102 -113.
- Grinand C, Arrouays D, Laroche B, Martin M.P., 2008 - Extrapolating regional soil landscapes from an existing soil map: Sampling intensity, validation procedures, and integration of spatial context. *Geoderma*, 143, pp. 180-190.
- Grinand C, Barthès BG, Brunet D, Kouakoua E, Arrouays D, Jolivet C, Caria G, Bernoux M., 2012 - Prediction of soil organic and inorganic carbon contents at a national scale (France) using mid infrared reflectance spectroscopy (MIRS). *European Journal of Soil Science*, 63, pp. 141-151.
- Grolleau E., Bargeot L., Chafchafi A., Hardy R., Doux J., Beaudou A., Le Martret H., Lacassin J.-C., Fort J.-L., Falipou P., Arrouays D., 2004 - Le système d'information national sur les données pédologiques spatialisées: DONESOL et les outils associés. *Etude et Gestion des Sols*, 11 (3), 2004, pp. 255-269.
- Grosset Y., Richer de Forges A.C., Demartini J., Saby N.P.A., Martin M.P., Meersmans J., Arrouays D., 2011 - Une analyse des facteurs de contrôle de la distribution des teneurs en carbone des horizons superficiels des sols de Corse. *Etude et Gestion des Sols*, 18 (4), pp. 259-269.
- Grunwald S., 2009 - Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modeling approaches. *Geoderma*, 152, 195-207.
- Grunwald S., Thompson J.A., Boettinger J.L., 2011 - Digital soil mapping and modeling at continental scales: finding solutions for global issues. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 75, 1201-1213.
- Hartemink A.E., McBratney A.B., and Mendonça Santos M.L. (Eds), 2008 - *Digital Soil Mapping with Limited data*. Springer. 445 pp
- Hartemink A.E., 2008 - Soil map density and nation's wealth and income. In: A.E. Hartemink, A.B. McBratney, M.L. Mendonça-Santos (eds). *Digital soil mapping with limited data*. Springer. pp. 53-68.
- Henderson B.L., Bui E.N., Moran C.J., and Simon D.A.P., 2005 - Australia-wide predictions of soil properties using decision trees. *Geoderma*, 124, pp. 383 -398.
- Hengl T., Heuvelink G.B.M., and Stein A., 2004 - A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma*, 120, 75 -93.
- Hempel J.W. McBratney A.B., McKenzie N.J., Hartemink A.E., McMillan R., Lagacherie P., Arrouays D., 2013 - Vers une cartographie numérique des propriétés des sols du monde: Le programme GlobalSoilMap. *Etude et Gestion des Sols*, 20 (1), pp. 7-14.
- Hempel J.W., Hammer R.D., Moore A.C., Bell, J.C., Thomson, J.A. and Golden, M.L. 2008 - Challenges to Digital Soil Mapping. In: A.E. Hartemink, A.B. McBratney, M.L. Mendonça-Santos (eds). *Digital soil mapping with limited data*. Springer. pp. 80-86.
- Jenny H., 1941 - *Factors of soil formation*. Mac Graw hill C, New York 281 pages
- Kempen B., Brus D.J., Heuvelink G.B.M., 2009 - Updating the 1:50,000 Dutch soil map using legacy soil data: A multinomial logistic regression approach. *Geoderma*, 151, pp. 311-326.
- Kempen B., Heuvelink G.B.M., Brus D. J., Stoorvogel J.J., 2010 - Pedometric mapping of soil organic matter using a soil map with quantified uncertainty. *European Journal of Soil Science*, 61(3), pp. 333-347.
- Kirk G.J.D., Bellamy P.H., Lark R.M., 2010 - Changes in soil pH across England and Wales in response to decreased acid deposition. *Global Change Biology*, 16, pp. 3111-3119.
- Kumar S., Lal R., Liu D., 2012 - A geographically weighted regression kriging approach for mapping soil organic carbon stock. *Geoderma*, 189, pp. 627-634.
- Lacoste M., Minasny B., McBratney B., Michot D., Viaud V., Walter C., 2012 - High resolution 3D mapping for soil organic carbon assessment in a rural landscape. In: Malone, B., Minasny, B., and McBratney A.B. (Eds) *Digital Soil Assessments and Beyond*. CRC Press. pp 341-346
- Lagacherie P., and Depraetere C., 1989 - Analyse des relations sol-paysage au sein d'un secteur de référence en vue d'un zonage pédologique semi-automatisé d'une petite région naturelle. Le zonage agropédoclimatique, séminaire Paris, 23 et 24 mars 1989, 116-138.
- Lagacherie P., and Holmes S., 1997 - Addressing geographical data errors in a classification tree for soil unit predictions. *Int. J. Geographical Information Science*, 11, 183-198.
- Lagacherie P., Legros J.P., and Burrough P.A., 1995 - A soil survey procedure using the knowledge of soil pattern established on a previously mapped reference area. *Geoderma*, 65, pp. 283 -301.
- Lagacherie P., and McBratney A.B., 2007 - Spatial Soil Information Systems and Spatial Soil Inference Systems: Perspectives for Digital Soil Mapping. In: Lagacherie P., McBratney A.B., Voltz M. (eds.), *Digital Soil Mapping: an Introductory perspective*. Elsevier. p. 3-22.
- Lagacherie P., McBratney A.B., and Voltz M. (Eds), 2007 - *Digital Soil Mapping - An Introductory perspective*. Elsevier, Amsterdam. 658 pages
- Lagacherie P., Robbez-Masson J.M., Nguyen-The N., and Barthès J.P., 2001 - Mapping of reference area representativity using a mathematical soilscape distance. *Geoderma*, 101, pp. 105-118.
- Lagacherie P., and Voltz M., 2000 - Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area and digital elevation data: a conditional probability approach. *Geoderma* 97 (3-4), pp. 187-208
- Lagacherie P., Bailly J.S., Monestiez P., Gomez C., 2012 - Using scattered hyperspectral imagery data to map the soil properties of a region. *Eur. J. Soil Science*, 63, 110-119
- Laroche B., Richer de Forges A.C., Saby N.P.A., Martelet G., Tourlière B., DeParis J., Messner F., Wetterlind J., Moulin J., Froger D., Arrouays D., 2013 - Potentiel de la spectrométrie gamma aéroportée pour la cartographie des sols et du régolithe: une mini-revue et des premiers exemples en régions Centre et Limousin. *Etude et Gestion des Sols*, 20 (1), pp. 15-26.
- Lau I.C., Cudahy T.J., Caccetta M.C., Kobayashi C., Kashimura O., Kato M., Wheaton G.A., and Carter D.J., 2012 - Mapping surface soil mineralogy using hyperspectral and ASTER imagery. In: Malone, B., Minasny, B., and McBratney A.B. (Eds), *Digital assessment and Beyond*. CRC press, p. 365 - 372.
- Le Bissonnais Y., Jamagne M., Lambert J.J., Le Bas C., Daroussin J., King D., Cerdan O., Léonard J., Bresson L.M., Jones R. 2005 - Pan-European soil crusting and erodibility assessment from the European Soil Geographical Database using pedotransfer rules. *Advances in Environmental Monitoring and Modelling*, 2, 1-15.
- Leenhardt D., Voltz M., Bornand M., and Webster R., 1994 - Evaluating soil maps for prediction of soil water properties. *European Journal of Soil Science*, 45, pp. 293-301.
- Legros J.P., 1978 - Search fir and numerical checking of the precision in pedological cartography. 2. Precision in the characterizing of soil units. *Bibliographical review. Annales Agronomiques*, 29(6), pp. 583-601.
- Legros J.P., Falipou P., and Dunand-Divol F., 1992 - Vérification de la qualité de l'information dans les bases de données de sol. *Science du Sol*, 30, pp. 117-131.
- Lehmann S., Bégon J.C., Eimberck M., Daroussin J., Wynns R., Arrouays D., 2007 - Utilisation du logiciel CLAPAS pour l'aide à la délimitation de

- pédopaysages. Un test sur la carte des sols de Mirande (Gers, France). *Etude et Gestion des Sols*, 14(2), pp. 135-151.
- Lehmann S., Eimberck M., Martin M.P., Bardy M., Arrouays D., 2013 - Cartographie numérique d'une carte pédologique au 1/50 000 dans le Doubs, France. *Etude et Gestion des Sols*, 20 (1), pp. 27-46.
- Lemercier B., Gaudin L., Walter C., Aurousseau P., Arrouays D., Schwartz C., Saby N.P.A., Follain S., Abrassart J., 2008 - Soil phosphorus monitoring at the regional level by means of a soil test database. *Soil Use and Management*, 24(2), pp. 131-138.
- Lemercier B., Lacoste M., Loum M., Walter C., 2012 - Extrapolation at regional scale of local soil knowledge using boosted classification trees: A two-step approach. *Geoderma*, 171, pp. 75-84.
- McBratney A.B., Mendonça Santos M.L., and Minasny B., 2003 - On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, pp. 3-52.
- McKenzie N.J., and Austin M.P., 1993 - A quantitative Australian approach to medium and small scale survey based on soil stratigraphy and environmental correlation. *Geoderma*, 57, pp. 329-355.
- McKenzie N.J., and Gallant J.C., 2007 - Digital soil mapping with improved environmental predictors and models of pedogenesis. In: Lagacherie P., McBratney A.B., Voltz M. (eds.), *Digital Soil Mapping: an Introductory perspective*. Elsevier, p. 327-352.
- Malone B.P., McBratney A.B., and Minasny B., 2011. Empirical estimates of uncertainty for mapping continuous depth functions of soil attributes. *Geoderma*, 160, pp. 614-626.
- Meersmans J., Martin M.P., Lacarce E., De Baets S., Jolivet C., Boulonne L., Lehmann S., Saby N.P.A., Bispo A., Arrouays D., 2012 - A high resolution map of the French soil organic carbon. *Agronomy for Sustainable Development*, 32, pp. 841-851.
- Mendonça Santos L., McBratney A.B., and Minasny B., 2007 - Soil predictions with spatially decomposed scale factors. In: Lagacherie P., McBratney A.B., Voltz M. (Eds.), *Digital Soil Mapping: an Introductory perspective*. Elsevier, p. 269 - 280.
- Merot P., Ezzahar B., Walter C., Aurousseau P., 1995 - Mapping waterlogging of soils using Digital Terrain Models. *Hydrological Processes*, 9(1), pp. 27-34.
- Merot P., Squidant H., Aurousseau P., Hefting M., Burt T., Maitre V., Kruk M., Butturini A., Thenail C., and Viaud V., 2003 - Testing a climato-topographic index for predicting wetlands distribution along an European climate gradient. *Ecological Modelling*, 163, pp. 51-71.
- Minasny B., McBratney A.B., 2006 - A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Computers & Geosciences*, 32(9), pp. 1378-1388.
- Minasny B., Malone B.P., and McBratney A.B. (Eds), 2012 - *Digital Soil Assessments and Beyond*. CRC Press. 466 pages
- Moeys J., 2009 - The Soil Texture Wizard. R functions for plotting, classifying and transforming soil texture data. *Pedometron* 28, pp 7-10
- Moussa R., Voltz M., Andrieux P., 2002 - Effects of the spatial organization of agricultural management on the hydrological behaviour of a farmed catchment during flood events. *Hydrological processes*, 16, pp. 393-412.
- Mulder V.L., De Bruin S., Schaepman M.E., and Mayr T.R., 2011 - The use of remote sensing in soil and terrain mapping - A review. *Geoderma*, 162, pp. 1-19.
- Oballos J., and Lagacherie P., 2003 - Utilisation d'un secteur de référence pour désagréger les unités cartographiques complexes d'un référentiel régional pédologique. *Etude et Gestion des Sols*, 10, pp. 81 -94.
- Parton W.J., Schimel D.S., Cole C.V., Ojima D.S., 1989 - Analysis of factors controlling soil organic matter levels in great plains grasslands. *Soil Sci Soc Am J*, 51 (5) pp. 1173-1179.
- Qi F., and Zhu A.-X., 2003 - Knowledge discovery from soil maps using inductive learning. *International Journal of Geographical Information Science*, 17, pp. 771 -795
- Ranst E. van, Thomasson A.J., Daroussin J., Hollis J.M., Jones R.J.A., Jarnagin M., and King D., 1995 - Elaboration of an extended knowledge database to interpret the 1:1,000,000 EU soil map for environmental purposes. In: King D., Jones R.J.A., Thomasson A.J. (Eds.), *European Land Information Systems for Agro-environmental monitoring*. Joint Research Centre European Commission DG XIII, Luxembourg, p. 71-84.
- Richer de Forges A.C., Martin M.P., Martelet G., Tourlière B., Arrouays D., 2013 - A preliminary analysis of topsoil organic carbon contents and stocks spatial distribution in a region of France (Région Centre). 1st GlobalSoilMap conference, Orléans, France, 7-9 Oct. 2013. Taylor and Francis. In press.
- Robbez Masson J.M., 1994 - Reconnaissance et délimitation de motifs d'organisation spatiale. Application à la cartographie des paysages. Thèse de Doctorat en Sciences Agronomiques, ENSA Montpellier. 161 pp.
- Robbez-Masson J.M., 2007 - Producing dynamic cartographical sketches by contextual image processing in order to improve the efficiency of pedological surveys. In: Lagacherie P., McBratney A.B., Voltz M. (Eds.), *Digital Soil Mapping: an Introductory perspective*, Elsevier, p. 245 -256.
- Roerink G.J., Su Z., Menenti M., 2000 - S-SEBI: A simple remote sensing algorithm to estimate surface energy balance. *Physics and chemistry of the earth, Part B: hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25 (2), pp. 147-157.
- Rossiter D.G., 2004 - Digital soil resource inventories: status and prospects. *Soil Use and Management*, 20, pp. 296 -301.
- Rouse J.W., Haas R.H., Schell J., Deering D., Harlan J., 1974 - Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. Tech rep., NASA, GSFC, Type III, Final report, Greenbelt, MD, USA, pp 1-371.
- Saby N., Arrouays D., Jolivet C., Boulonne L., Pochot A., 2006 - Geostatistical assessment of lead in soil around Paris, France. *Sci. Tot. Env.*, 367, pp. 212-221.
- Saby N.P.A., Arrouays D., Antoni V., Foucaud-Lemercier B., Follain S., Walter C., Schwartz C., 2008 - Changes in soil organic carbon content in a French mountainous region, 1990-2004. *Soil Use and Management*, 24, pp. 254-262.
- Saby N.P.A., Marchant B.P., Lark R.M., Jolivet C.C., Arrouays D., 2011 - Robust geostatistical prediction of trace elements across France. *Geoderma*, 162, pp. 303-311.
- Salvador S., Lagacherie P., and Morlat R., 1997 - Zonage prédictif des terroirs viticoles à partir de secteurs pris comme référence. *Etude et Gestion des Sols*, 4, pp. 175 -190.
- Sanchez P.A., Ahamed S., Carré F., Hartemink A.E., Hempel J., Huising J., Lagacherie P., McBratney A.B., McKenzie N.J., Mendonça-Santos M. de L., Minasny B., Montanarella L., Okoth P., Palm C.A., Sachs J.D., Shepherd K.D., Vågen T.-G., Vanlauwe B., Walsh M.G., Winowiecki L.A., and Zhang G.-L., 2009 - Environmental science. Digital soil map of the world. *Science (New York, N.Y.)* 325, 680-1
- Shepherd K.D., and Walsh M.G., 2002 - Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 66, pp. 988-998.
- Simons B.A., Raymond O., Jackson I., and Lee K., 2012 - OneGeology - improving global access to geoscience. In: Minasny B., Malone B.P., McBratney A.B. (Eds.), *Digital Soil Assessment and Beyond*. Taylor & Francis, p. 265 -275.
- Taylor J.A., Jacob F., Galleguillos M., Prévot L., Guix N., and Lagacherie P., 2013 - The utility of remotely-sensed vegetative and terrain covariates at different spatial resolutions in modelling soil and watertable depth (for digital soil mapping). *Geoderma*, 193-194, p. 83-93
- Tenenhaus M., 1998. *La régression PLS*. Editions Technip, Paris, 254 p.
- Tetzlaff B., Kühr P., Wendland F., 2009 - A new method for creating maps of artificially drained areas in large river basins based on aerial photographs and geodata. *Irrigation and Drainage*, 58(5), pp. 569-585.
- Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., McBratney A.B., Janik L.J., and Skjemstad J.O., 2006 - Visible, near infrared, mid infrared or combined

- diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 131, pp. 59-75.
- Webster R., 1985 - Quantitative and numerical methods in soil classification and survey. Monographs on soil survey. Oxford University Press, 269 p.
- Webster R., Lark M., 2012 - Field sampling for environmental Science and Management. Routledge. Taylor & Francis Group. 192 p.
- Wetterlind J.M., Tourlière B., Martelet G., Deparis J., Saby N.P.A., Richer de Forges A.C., Arrouays D., 2012 - Are there any effects of the agricultural use of chemical fertiliser on elements detected by airborne gamma-spectrometric surveys? *Geoderma*, 173-174, pp. 34-41.
- Wilford J., 2012 - A weathering intensity index for the Australian continent using airborne gamma-ray spectrometry and digital terrain analysis. *Geoderma*, 183-184, 124 -142.
- Zhu A.X., Band L., Vertessy R., and Dutton B., 1997 - Derivation of Soil Properties Using a Soil Land Inference Model (SoLIM). *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 61, pp. 523-533.