

Prédiction spatiale des teneurs en carbone organique des sols par spectroscopie de terrain visible-proche infrarouge et imagerie satellitale SPOT

Exemple au niveau d'un périmètre d'alimentation en eau potable en Beauce

L. Berthier, J.-C. Pitres et E. Vaudour

UMR INRA/ Agro Paris Tech « Environnement et Grandes Cultures », Equipe Sol, Agro Paris Tech, Av. Lucien Brétignières, 78850 Thiverval-Grignon, France

RÉSUMÉ

La compréhension de la répartition spatiale du carbone organique (CO) est un enjeu environnemental majeur, en lien notamment avec l'évaluation des stocks de carbone ou le transfert des pesticides dans les sols. La télédétection permet le suivi de phénomènes environnementaux à l'échelle de vastes territoires, par l'intermédiaire des propriétés spectrales de surface, notamment liées à des propriétés de sols : cette étude se propose de relier la réflectance du sol à la teneur en CO et de spatialiser celle-ci à l'aide d'imagerie satellitale SPOT (Système Pour l'Observation de la Terre) au niveau d'un périmètre d'alimentation en eau potable en Beauce. Trois étapes composent ce travail : i) la teneur en CO est d'abord estimée à l'aide d'une régression des moindres carrés partiels (Partial Least Squares Regression, PLSR, en anglais) calculée sur 27 spectres de réflectance de terrain à 153 bandes dans le domaine visible-proche infrarouge (400-900 nm) ; ii) la teneur en CO est ensuite estimée à l'aide d'une PLSR basée sur les 3 bandes spectrales simulées du capteur Haute Résolution Visible (HRV) du satellite SPOT ; iii) cette dernière relation est appliquée aux pixels en sols nus d'une image SPOT radiométriquement corrigée en réflectance, ce qui résulte en une spatialisation de la teneur en CO. Un jeu de 22 sites et de 3 images SPOT a été utilisé pour valider ces estimations spatialisées des teneurs en CO. Par la PLSR basée sur 153 bandes des spectres de terrain (400-900 nm), le modèle de prédiction des teneurs en CO est performant, avec une valeur du coefficient de détermination R^2 élevée (0,82) et une erreur quadratique moyenne de validation croisée (RMSECV) faible, de 0,53 g.kg⁻¹. Par la PLSR restreinte à 3 bandes SPOT simulées à partir des spectres de terrain, le modèle de prédiction des teneurs en CO est certes moins performant ($R^2 = 0,40$; RMSECV = 0,99 g.kg⁻¹) mais son application est possible : les valeurs prédites sur les images sont validées par des erreurs de validation (RMSEV) faibles, comprises entre 1,04 et 1,71 g.kg⁻¹, tandis que l'indice RPD de validation le plus élevé atteint 1,57.

Mots clés

Réflectance, PLSR, carbone organique, SPOT, spectroscopie, télédétection.

SUMMARY**SPATIAL PREDICTION OF SOIL ORGANIC CARBON CONTENT FROM BOTH VISIBLE NEAR-INFRARED FIELD SPECTROSCOPY AND SPOT SATELLITE IMAGERY:****A case study at the scale of a drinking water supply area in Beauce (France)**

The understanding of organic carbon (OC) content spatial distribution is an overriding environmental stake, particularly for assessing soil organic stocks or pesticide transfer through soils. Remote sensing enables the monitoring of varied environmental phenomena at the scale of wide territories, through the spectral properties of terrestrial surfaces, including those linked to soil properties: this study intends to relate soil reflectance to soil OC content then to spatially retrieve this parameter over a drinking water supply area in the Beauce region (France), using *Système Pour l'Observation de la Terre* (SPOT) satellite imagery. This work consists of 3 stages: i) OC content is estimated from partial least squares regression (PLSR) derived from 27 field reflectance spectras with 153 bands in the visible and near-infrared domain (400-900 nm); ii) OC content is estimated from PLSR derived from the same 27 field spectra resampled into SPOT spectral bands; iii) this is applied to pixels with bare soils in a radiometrically corrected image. A validation set of 22 sites and 3 images are used to validate the spatial OC contents estimates. With the PLSR based on 153 bands of field spectra (400-900 nm), the OC content estimation leads to a high value of R^2 (0,82) and a root mean square error of cross validation (RMSECV) of 0,53 g.kg⁻¹. Such prediction is much less accurate with the 3 simulated SPOT bands ($R^2 = 0,40$ and RMSECV = 0,99 g.kg⁻¹), yet applicable to the images: the final validation RMSEs are as low as 1,04 to 1,71 g.kg⁻¹ of soil OC, and the best validation RPD reaches 1,57.

Key-words

Reflectance, PLSR, organic carbon, SPOT, spectroscopy, remote sensing.

RESUMEN**PREDICCIÓN ESPACIAL DE LOS CONTENIDOS EN CARBONO ORGÁNICO DE LOS SUELOS POR ESPECTROSCOPIA VISIBLE - INFRARROJO E IMAGEN DE SATÉLITE SPOT:****Ejemplo al nivel de un perímetro de alimentación en agua potable en Beauce**

La comprensión de la repartición espacial del carbono orgánico (CO) es un desafío medioambiental mayor ligado en particular a la evaluación de los almacenamientos de carbono o a la transferencia de los pesticidas en los suelos. La teledetección permite el seguimiento de fenómenos medioambientales a la escala de extensos territorios, por el intermediario de las propiedades espectrales de superficie, en particular ligadas a propiedades de suelos: este estudio propone ligar la reflectancia del suelo al contenido en CO y de espacializarla con ayuda de imagen de satélite SPOT (sistema para la observación de la tierra) al nivel de un perímetro de alimentación en agua potable en Beauce. Tres etapas componen este trabajo: i) el contenido en CO esta primeramente estimado con ayuda de una regresión de mínimos cuadrados parciales (Partial Least Squares Regression, PLSR, en inglés) calculada sobre siete espectros de reflectancia de terreno a 153 bandas en el espectro visible -infrarrojo (400-900 nm); ii) el contenido en CO esta luego estimado con ayuda de una PLSR basada en tres bandas espectrales simuladas del captor Alta Resolución Visible (HVR) del satélite SPOT; iii) esta ultima relación esta aplicada a los píxeles en suelos desnudos de una imagen SPOT radiometricamente corregida en reflectancia, lo que resulta en una espacialización del contenido en CO. Se utilizo un juego de 22 lugares y de 3 imágenes SPOT para validar estas estimaciones espacializadas de los contenidos en CO. Por la PLSR basada en 153 bandas de espectros de terreno (400 - 900 nm) el modelo de predicción de los contenidos en CO esta eficiente, con un valor del coeficiente de determinación R^2 elevado (0,82) y un error cuadrático medio de validación cruzado (RMSECV) pequeño de 0,53 g.kg⁻¹. Por la PLSR restringida a 3 bandas SPOT simuladas a partir de los espectros de terreno, el modelo de predicción de los contenidos en CO esta ciertamente menos eficiente ($R^2=0,40$; RMSECV=0,99 g.kg⁻¹) pero su aplicación esta posible: los valores predichos sobre la imagen están validados por errores de validación (RMSEV) pequeños, incluidos entre 1,04 y 1,71 g.kg⁻¹, mientras que el índice RPD de validación el mas elevado alcanza 1,57.

Palabras clave

Reflectancia, PLSR, carbono orgánico, SPOT, espectralradiometría, teledetección.

INTRODUCTION

Enjeux de la compréhension de la distribution des teneurs en carbone organique des sols

La compréhension de la répartition spatiale du carbone organique (CO) est un important enjeu environnemental, en lien notamment avec l'évaluation des stocks de carbone ou le transfert des pesticides dans les sols. La télédétection permet le suivi de phénomènes environnementaux au niveau de vastes territoires, par l'intermédiaire des propriétés spectrales de surface, notamment liées à des propriétés de sols : cette étude se propose de relier la réflectance du sol à la teneur en CO et de spatialiser celle-ci à l'aide d'images satellitales disposant de bandes dans le domaine visible-proche infrarouge, au niveau d'un périmètre d'alimentation en eau potable de la Beauce. L'intérêt de la télédétection visible proche infra-rouge est reconnu pour la spatialisation des propriétés de sols, à travers notamment les travaux de R. Escadafal *et al.* (1989), D. Courault (1991), E. Ben-Dor (2002), M.C. Girard et R. Escadafal (2005), R. Viscarra-Rossel *et al.* (2006b). Ce travail s'inscrit dans le volet de modélisation spatiale des transferts de produits phytosanitaires vers les eaux de nappes du projet ESHL (Coquet *et al.*, 2007). Dans le cadre de ce projet, diverses propriétés de sols ont été étudiées, parmi lesquelles la teneur en CO a été retenue pour le présent travail. En effet, elle est non seulement susceptible d'influer sur les processus de dissipation et de transfert des pesticides dans les sols, mais elle revêt aussi un intérêt environnemental majeur.

Les objectifs de la présente étude sont les suivants : 1) relier les propriétés spectrales des sols, mesurées en conditions de terrain, à la teneur en CO des sols ; 2) élaborer des modèles de prédiction de la teneur en CO ; 3) évaluer l'utilité de l'imagerie satellitale multi-spectrale SPOT (Système Pour l'Observation de la Terre) pour spatialiser la teneur en CO à l'aide de ces modèles.

Modélisations spatiales de la teneur en CO du sol

La variabilité spatiale de la teneur en CO peut être caractérisée à divers niveaux d'organisation spatiale en utilisant des sources d'informations géographiques variées, structurées au sein de systèmes d'informations géographiques (SIG). Il n'y a pas d'études reposant sur l'analyse thématique de cartes pédologiques et d'occupation du sol existantes pour spatialiser ce paramètre. En France, le suivi de l'évolution des teneurs en carbone organique des sols a été initié à partir de la Base de Données des Analyses de Terre (BDAT) (Lemercier *et al.*, 2006), disponible sur le territoire français depuis 1990 (voire 1980 pour la région Bretagne). D'installation récente, le Réseau de Mesures de la Qualité des Sols de France (RMQS), caractérisé par un maillage de mesures de 16 km² de résolution sur l'ensemble du territoire, devrait permettre un suivi des teneurs

en CO à l'échelon national (Jolivet *et al.*, 2006). La modélisation et la spatialisation du carbone organique ont été approchées par l'exploitation de paramètres de sols disponibles capables d'influencer sa distribution spatiale. Ainsi la teneur en argile (Arrouays *et al.*, 1995) et la topographie (Arrouays *et al.*, 1998) ont été identifiées comme des paramètres déterminants de la distribution spatiale des teneurs en CO de sols sous couvert forestier tempéré.

Quelques travaux récents ont caractérisé les relations entre la réflectance et les teneurs en CO, en matière organique (MO), et/ou en carbone total (C_{total}), le plus souvent en laboratoire (Palacio-Orueta et Ustin, 1998 ; Leiffield *et al.*, 2005 ; Mouazen *et al.*, 2005 ; Terhoeven-Urselmans *et al.*, 2006, Nanni et Demattè, 2006 ; McBratney *et al.*, 2006 ; Brown *et al.*, 2006 ; Viscarra-Rossel *et al.*, 2006a, b ; Selige 2006 ; Vagen *et al.*, 2006 ; Vasques *et al.* 2008). Le domaine spectral pris en compte diffère suivant les études. Le domaine visible-proche infrarouge (Vis-pIR) est le plus souvent considéré en association avec l'infra-rouge moyen réflectif (Palacio-Orueta et Ustin, 1998 ; Leiffield *et al.*, 2005 ; Terhoeven-Urselmans *et al.*, 2006, Nanni et Demattè, 2006 ; McBratney *et al.*, 2006 ; Viscarra-Rossel *et al.*, 2006b ; Selige 2006 ; Vagen *et al.*, 2006), mais certains travaux utilisent le VIS-pIR seul (Brown *et al.*, 2006 ; Mouazen *et al.*, 2007), voire l'infrarouge moyen (Mc Bratney *et al.*, 2006). La majorité de ces travaux met en valeur l'intérêt de modèles linéaires, notamment la régression des moindres carrés partiels (PLSR ou « Partial Least Squares Regression » en anglais), pour prédire des propriétés de sols à partir d'un jeu de bandes spectrales. G.M. Vasques *et al.* (2008) ont récemment montré la supériorité de la PLSR parmi d'autres modèles paramétriques et sur des modèles non paramétriques, pour la prédiction du CO dans le domaine VIS-pIR. Ainsi, en se fondant sur des modèles issus de PLSR, R.A. Viscarra-Rossel *et al.* (2006b) ont étudié pour diverses propriétés de sols, parmi lesquelles la teneur en CO, les relations avec la réflectance de façon exhaustive sur chacun des 3 domaines, dans le visible (400-795 nm), dans le proche et moyen infrarouge réflectifs (810-2400 nm) ainsi que dans l'infrarouge moyen et thermique (2400-22000 nm), puis sur l'ensemble du domaine 400-22000 nm. Dans le cas d'un échantillon de sols australiens, la prédiction de la teneur en CO est très significative ($P < 0.0001$) et meilleure dans ces 2 derniers domaines (erreur quadratique moyenne ou « Root Mean Square Error », RMSE de 1,5 g kg⁻¹ pour chacun) comparée au proche et moyen infra-rouge réflectifs ou au domaine visible (RMSE = 1,8 g kg⁻¹ pour chacun).

Les relations entre CO ou MO et réflectance ont rarement été caractérisées au champ, non plus que comparées entre laboratoire et champ. Pour l'estimation par PLSR de la teneur en MO (%), L. Kooistra *et al.* (2003) ont obtenu une valeur de coefficient de détermination R² de 0,60 et une valeur de RMSE de 2,12 % en laboratoire sur le domaine spectral 400-2500 nm, alors qu'elles étaient de 0,29 (R²) et 2,74 % (RMSE) au champ, en situation de plaine inondable aux Pays-Bas et sur une superficie de 12 ha (niveau de signification non spécifié).

La cartographie des teneurs en CO, MO ou C_{total} couvrent des superficies variables, de quelques hectares au niveau local intraparcellaire (Kooistra *et al.*, 2003; Mc Bratney *et al.*, 2006; Viscarra Rossel *et al.*, 2006a, b; Stevens *et al.*, 2006; Mouazen *et al.*, 2007; Nanni et Demattè, 2006) à plusieurs dizaines ou centaines d'hectares (Palacio-Orueta et Ustin, 1998; Selige *et al.*, 2006; Vagen *et al.*, 2006; Huang *et al.* 2007; Gomez *et al.*, 2008), voire même plusieurs centaines ou milliers d'hectares aux niveaux régional ou national (Ben-Dor *et al.*, 2006). Enfin, au niveau global, D.J. Brown *et al.* (2006) ont mesuré les caractéristiques spectrales Vis-PIR de 4184 échantillons de divers sols dont 3768 provenaient des 50 états américains et de 2 régions tropicales, et le reste de 36 autres pays d'Afrique, Asie, Europe, Amérique du Nord et Amérique latine. Les valeurs de RMSE de validation via différentes méthodes étaient élevées, au mieux de 9,0 g.kg⁻¹. De manière générale, elles sont comprises entre 1 et 15 g.kg⁻¹, qu'il s'agisse d'approches spectroscopiques, en laboratoire ou au champ ou par télédétection (Stevens *et al.*, 2006).

Spatialisation des relations « réflectance/ teneurs en CO du sol »

Les images de télédétection radiométriquement calibrées en réflectance permettent d'envisager la spatialisation des modèles de prédiction des propriétés de sols à divers niveaux d'organisation spatiale, variant de quelques dizaines à quelques centaines de km². Cependant les caractéristiques de surface du sol (rugosité, présence de résidus végétaux, humidité, etc.), de même que les effets atmosphériques ou des résolutions spatiale, spectrale et radiométrique sont de nature à perturber le signal spectral lié au carbone organique. De rares travaux ont utilisé des images satellitales multispectrales, telles que Landsat TM (Nanni et Demattè, 2006; Huang *et al.*, 2007), ou Ikonos (Sullivan *et al.*, 2006), pour relier la réflectance de pixels d'une image satellitale à la teneur en CO. Ces travaux s'appuient sur des régressions linéaires multiples entre les propriétés de sols d'un jeu de sites ayant fait l'objet de prélèvements de sol et la réflectance estimée des pixels leur correspondant dans des bandes spectrales TM (Nanni et Demattè, 2006 : bandes TM1, 2, 3, 4, 5 et 7; Huang *et al.*, 2007 : axes principaux d'une analyse en composantes principales réalisée sur 6 bandes TM (résolution 30 m) ou 7 bandes TM (résolution 15 m). Les modèles issus de ces régressions multiples ont donné lieu à des valeurs de R² comprises entre 0,3 et 0,5. Chez ces auteurs, il n'y a pas eu d'application des résultats à l'ensemble des pixels du niveau parcellaire étudié; de plus, la réflectance estimée en chacun des pixels de l'image via un modèle d'atténuation atmosphérique n'a pas fait l'objet de validation par des mesures synchrones au sol. Par ailleurs, C. Gomez *et al.* (2008) ont cartographié les teneurs en CO de sols australiens à l'aide d'une image satellitale hyperspectrale Hyperion à 30 m de résolution spatiale (400-2500) calibrée en réflectance: en s'appuyant sur un échantillon de 52 horizons de surface caractérisé par une large amplitude de valeurs de teneurs en CO (0,002 - 5,1 %), ils ont établi

un modèle de PLSR calculé sur 152 bandes spectrales de l'image, caractérisé par une RMSE de validation croisée de 8 g.kg⁻¹ et un R² de 0,49. Ces auteurs ont également établi des modèles PLSR à partir de mesures spectrales de terrain, mais n'ont pas retenu ceux d'entre eux, qui étaient établis à partir de simulations des bandes spectrales d'Hyperion, pour les appliquer aux pixels de l'image. Les contraintes de l'utilisation d'imagerie hyperspectrale satellitale sont autant liées aux perturbations atmosphériques qu'à la présence de pixels de mélange (résolution de 30 m au mieux) et à la faiblesse du rapport signal/bruit. C'est pourquoi d'autres travaux récents ont utilisé l'imagerie hyperspectrale aéroportée (Selige *et al.*, 2006; Stevens *et al.*, 2006, 2008), dont le principal inconvénient est le coût prohibitif, de l'ordre de plusieurs dizaines de milliers d'euros par mission aéroportée. Il n'existe pas, à notre connaissance, de travaux utilisant des images multispectrales SPOT calibrées en réflectance, couplés à un modèle reliant la réflectance à la teneur en CO issu de la spectroscopie de terrain, pour spatialiser directement la teneur en CO sur l'ensemble des pixels corrigés d'une image satellitale, à un niveau multiparcellaire.

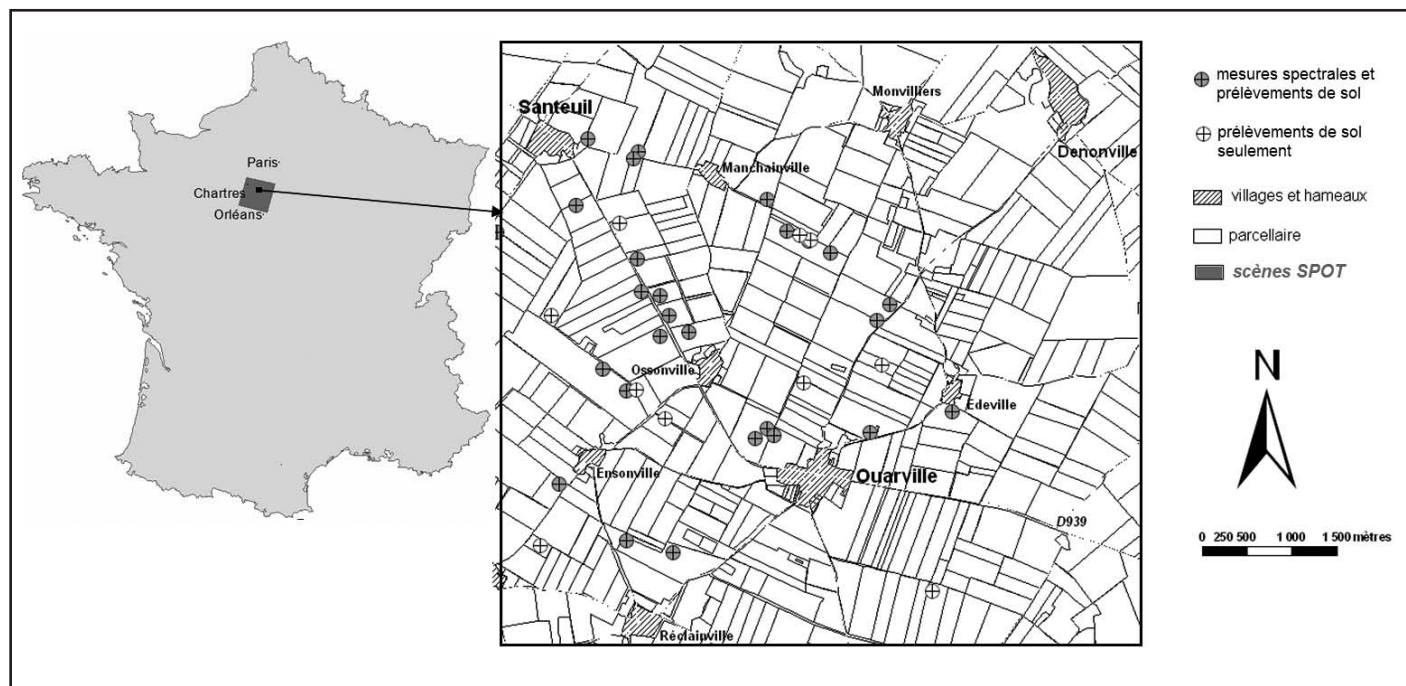
MATÉRIELS ET MÉTHODES

Description de la zone d'étude

La zone d'étude couvre une superficie d'environ 26 km² en Beauce Chartraine, à une vingtaine de kilomètres à l'est de Chartres, en Eure-et-Loir (coin nord-ouest : 48°23'00"N, 1°43'00"E; coin sud-est 48°20'00"N, 1°49'00"E) (*figure 1*). Les substrats géologiques sont des formations lacustres et laguno-lacustres des calcaires de Beauce, généralement recouverts de limons éoliens (Ailliot *et al.*, 1995). Les types de sols rencontrés, dont l'usage agricole est essentiellement céréalier, sont des LUVISOLS TYPHIQUES limoneux, sur calcaire, ou sur argile à meulière, NÉOLUVISOLS, ou encore des CALCISOLS, CALCOSOLS et RENDOSOLS. Les calcaires accueillent le système aquifère de Beauce, l'un des principaux réservoirs d'eau souterraine de France, soumis à une exploitation intense en matière d'irrigation et menacé par des pollutions de nitrates et de pesticides. Cette région se caractérise par un relief faiblement ondulé et un paysage de champs ouverts, constitué de grandes parcelles agricoles de 20 à 100 ha.

Echantillonnage et mesures spectroradiométriques

Afin de calibrer le modèle de prédiction de la teneur en CO, on dispose d'un jeu de mesures spectroradiométriques échantillonné sur 27 sites en sol nu du 1^{er} mars au 3 avril 2006 (*figure 1*) (Pitres, 2006). Le choix des sites supposés représenter une superficie homogène correspondant à la résolution spatiale d'un pixel de 10 m × 10 m d'une image multispectrale SPOT5 a reposé sur une classification des sols nus d'une image infra-rouge couleur SPOT5

Figure 1 - Localisation des sites échantillonnés sur la zone d'étude**Figure 1** - Location of sampling sites in the study zone.

à 2,5 m de résolution prise au printemps 2003 (Vaudour *et al.*, 2008), ainsi que l'interprétation visuelle de cette image. Chaque site échantillonné a aussi fait l'objet d'un prélèvement de 500 g de sol environ, à partir de 5 sous-échantillons prélevés sur une profondeur de 10 cm, à différents endroits répartis aléatoirement, puis mélangés. Les échantillons composites ont été stockés à 4 °C dans des sachets fermés hermétiquement, puis analysés au Laboratoire d'Analyses des Sols de l'INRA d'Arras. Outre la teneur en carbone organique, les analyses ont porté sur la granulométrie avec ou non décarbonatation en 5 classes (argiles, limons fins, limons grossiers, sables fins, sables grossiers), les teneurs en calcaire total et en fer, la capacité d'échange cationique (CEC) et le pH-eau. On dispose en outre d'un jeu supplémentaire de 34 sites dotés d'analyses physico-chimiques de sol, également prélevés au printemps 2006 (Moeys, 2007), dont on a retenu, pour la validation des teneurs prédites, les 10 sites sols nus au moment de la prise de vue satellitale.

Les mesures de réflectance ont été réalisées sur les 27 sites initiaux (Pitres, 2006) à l'aide d'un spectroradiomètre portatif PPSystems-Unispec® composé d'une barrette de photodiodes et d'une lampe halogène. Les mesures sont effectuées dans la bande spectrale 400 - 897,7 nm. L'échantillonnage spectral est de 3,3 nm (soit un total de 153 bandes spectrales) et la résolution spectrale est de 0,3 nm. Les mesures d'éclairement (E , en $W.m^{-2}.nm^{-1}$) sont réalisées au moyen d'un capteur cosinus, tandis que celles de luminance du sol (L , en $W.m^{-2}.nm^{-1}$) le sont à l'aide d'un capteur lentille de 6°.

Afin de connaître le bruit de fond de l'appareil, des mesures d'éclairement (E_{noir}) et de luminance (L_{noir}) sont prises avec un cache noir. Afin d'étalonner les données, on mesure également la luminance ($L_{mesurée-cible}$) et l'éclairement ($E_{mesurée-cible}$), sur une cible de référence de réflectance connue et constante sur la gamme spectrale considérée, soit Cimel® ($R_{théorique-cible} = 98\%$), soit Spectralon® ($R_{théorique-cible} = 99\%$). La réflectance (notée R , en %) s'obtient ainsi (équation 1) :

$$R_{sol} = \frac{(L_{sol} - L_{noir})}{(E - E_{noir})} \times \pi \times \frac{R_{théorique_cible}}{(L_{mesurée_cible} - L_{noir})} \times (E_{mesurée_cible} - E_{noir})$$

Mesures spectrales sur le terrain

Les mesures spectrales ont été réalisées entre 11h00 et 14h00 temps universel, afin de bénéficier d'une inclinaison solaire assez élevée, susceptible de minimiser les effets d'ombrage liés à la rugosité du sol. Sur chacun des sites, 9 points ont fait l'objet de 4 répétitions de mesures de luminance du sol en visée nadirale à 1,5 m de la surface du sol, soit un diamètre vu égal à 16 cm, en faisant pivoter d'environ 30° d'azimut le portique de mesure, afin de mieux représenter la rugosité du terrain. Outre les 4x9 mesures de luminance, 2 mesures d'éclairement en début et en fin des manipulations, 1 mesure dans le noir, ainsi que 2 à 5 mesures de la cible de référence ont été réalisées. Il était en effet impossible de réaliser une mesure simultanée d'éclairement et de luminance, cela nécessitait un changement de fibre optique, et d'enchaîner

rapidement les mesures, un programme de calibration devant être chargé à chaque série de mesures. Pour chacun des sites, on utilise la réflectance moyenne calculée à partir des 36 répétitions de mesure.

Spatialisation des teneurs en CO

On dispose de 3 images satellitaires multispectrales SPOT datant des 16 mars et 2 avril 2005 (SPOT5, 10 m de résolution), ainsi que du 23 mars 2005 (SPOT4, 20 m de résolution), orthorectifiées et radiométriquement corrigées en réflectance (Vaudour *et al.*, 2008). La spatialisation des teneurs en CO repose sur l'application, à l'intégralité des pixels en sols nus de chacune de ces images, de modèles de prédiction de la teneur en CO à partir de la réflectance. Au préalable, les sols nus des images ont été isolés à la suite d'une série de classifications par centres mobiles de type ISODATA, suivies chacune de masquages des zones en végétation, en s'appuyant sur les spectres de réflectance des classes résultat, jusqu'à éliminer complètement les zones en végétation.

Nous avons testé deux démarches d'élaboration des modèles de prédiction de la teneur en CO à partir de la réflectance, de la façon suivante : (i) d'abord, pour les 27 sites, entre la réflectance acquise sur le terrain et la teneur en CO mesurée par le laboratoire d'Arras ; (ii) ensuite, pour chacune des dates et les 22 sites qui étaient en sols nus en 2005 (dont 12 des 27 sites avec mesures spectrales), entre la réflectance des pixels de sols nus de l'image et la teneur en CO mesurée par le laboratoire d'Arras.

Les mesures de réflectance spectrale réalisées sur le terrain ont été simulées en bandes spectrales SPOT (b1 : 0,50-0,59 μm ; b2 : 0,61-0,68 μm ; b3 : 0,79-0,89 μm). L'objectif était celui de vérifier la pertinence de modèles de régression selon l'équation 2 suivante :

$$Y = \alpha \cdot b_1 + \beta \cdot b_2 + \gamma \cdot b_3 + C$$

où Y est la teneur en CO à prédire ; α , β , γ des coefficients, C une constante.

Les prédictions obtenues par le modèle établi à partir de la spectroscopie de terrain, appliqué à chacune des images satellitaires de 2005, ont été validées via le jeu des 66 individus « sol nuxdate » pour l'ensemble des trois prises de vue.

Méthodes statistiques

Parmi les méthodes statistiques utilisées pour prédire les propriétés de sol par des données spectrales, la plus couramment utilisée est la régression des moindres carrés partiels (PLSR ou « Partial Least Squares Regression » en anglais) appelée aussi régression linéaire sur variables latentes (Geladi et Kowalski, 1986). La régression PLSR est basée sur la construction de variables latentes, qui sont des combinaisons linéaires des variables explicatives initiales. Ces variables latentes sont un compromis entre la structure interne des variables explicatives et leur lien avec la variable à expliquer (Druihet et Mom, 2006). La PLSR possède plusieurs

intérêts. Elle peut fonctionner sur de petits échantillons, relier des propriétés à des variables explicatives nombreuses, corrélées sur l'ensemble du domaine spectral et, de surcroît, sélectionner le nombre adéquat de variables latentes afin d'ajuster le modèle (Randall, 1996 ; Brown *et al.*, 2006). Cette méthode a notamment permis de prédire les fractions de CO (Cozzolino et Moron, 2006), les teneurs en carbone total (Mouazen *et al.*, 2007) ou encore en MO (Kooistra *et al.*, 2003 ; Leifeld, 2005). Pour les prédictions basées sur 3 bandes spectrales, les résultats de la PLSR sont identiques à ceux obtenus par régressions linéaires multiples.

Les calculs de PLSR ont été réalisés à l'aide du logiciel SAS9.1[®] (SAS Institute, 2008) avec l'algorithme basique « PLS » (Desbois, 1999) et la méthode de validation croisée « leave one out » (retirer un à la fois). Le modèle final est celui qui présente la plus petite erreur moyenne de prédiction sur l'ensemble des observations considérées. La qualité de l'estimation des variables prédites est décrite par les indicateurs suivants : i) l'erreur quadratique moyenne de validation croisée (RMSE of cross-validation ou RMSECV) pour l'ajustement du modèle ou l'erreur quadratique moyenne de validation (RMSEV) pour la validation via un jeu de données indépendant ; ii) le rapport « RPD » (ratio of performance to deviation) de l'écart-type des mesures de référence à la RMSE (Chang *et al.*, 2001) ; iii) le biais.

L'équation 3 suivante rappelle le calcul de l'erreur quadratique moyenne :

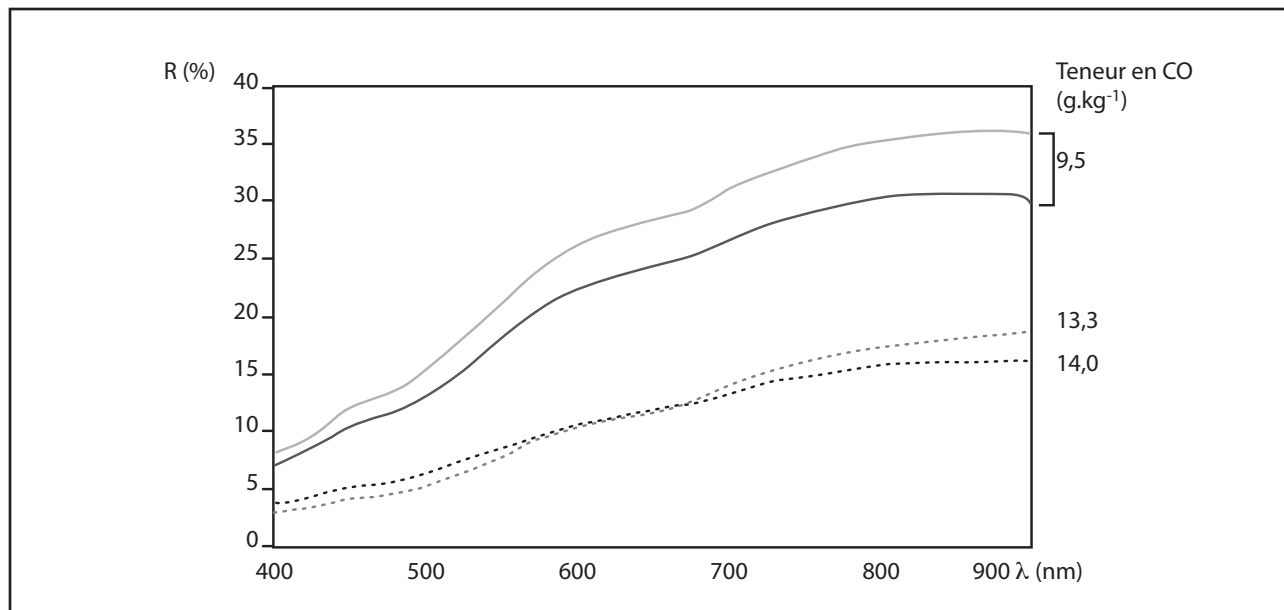
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (valeur_prédite - valeur_réelle)^2}{n}}$$

Le calcul de la RMSECV s'appuie sur les valeurs réelles de chacun des 27 sites et sur les valeurs prédites par le modèle issu de la PLSR, ajusté à partir des 27 spectres de réflectance décrits par 153 bandes ou par 3 bandes SPOT simulées. Le calcul de la RMSEV s'appuie, quant à lui, sur les valeurs réelles des points de validation et sur celles prédites par le modèle issu de la PLSR. Le nombre de variables latentes (VL) est issu de la procédure PLS (Randall, 1996 ; Desbois, 1999) : plus il est élevé, meilleure est la prédiction. Enfin, l'indice d'importance de la variable pour la projection (IVP) représente la contribution de chaque variable explicative à l'ajustement du modèle (Chong et Jun, 2005) : plus il est élevé, c'est-à-dire de valeur supérieure à 0,8 (Desbois, 1999), plus le facteur exerce une influence sur la variation de la propriété d'intérêt.

RÉSULTATS

Caractéristiques pédologiques des horizons de surface avec mesures spectrales

Les 27 sites ayant fait l'objet de mesures spectrales sur le terrain sont caractérisés par des horizons de surface dont la terre fine est décarbonatée pour ¾ d'entre eux ou faiblement carbonatée

Figure 2 - Exemples de spectres de réflectance correspondant à des teneurs en CO contrastées dans l'horizon de surface.**Figure 2** - Examples of reflectance spectra from varying topsoil OC content.

(teneur en calcaire < 4 g kg⁻¹), et pauvre en fer (fer Mehra-Jackson compris entre 0,8 et 1,4 g/100 g). La composition granulométrique de surface varie dans une gamme étroite, à dominante de limons grossiers (34-45 %), de limons fins (29-33 %) et d'argile (20-30 %), tandis que les sables sont rares (sables fins, 2-3 %; sables grossiers, 1-5 %). La teneur en CO varie de 9,5 à 14 g kg⁻¹ et ceci se traduit par une amplitude des valeurs de réflectance atteignant près de 30 % (figure 2). Il y a donc un lien entre la teneur en CO et la réflectance, par exemple dans la bande pIR de SPOT, simulée à partir des spectres de terrain (figure 3).

Modèles reliant la réflectance à la teneur en CO

La distribution de la teneur en CO calculée sur l'échantillon total des 37 sites prélevés avec mesures spectrales ou non (figure 4), est normale à $P < 0,05$ d'après les tests Shapiro-Wilks et Kolmogorov-Smirnov et caractérisée par une valeur moyenne de 11,7 g.kg⁻¹ et un écart-type de 1,39 g.kg⁻¹.

La prédiction de la teneur en CO (figure 5, tableau 1) à partir des spectres de terrain décrits par 153 bandes spectrales est associée à l'identification de 7 variables latentes, un R^2 très significatif de 0,82, une RMSECV de 0,53 g.kg⁻¹. Selon la classification des valeurs de RPD établie par C. Chang *et al.* (2001) pour les paramètres pédologiques, le rapport RPD supérieur à 2 indique que le modèle est très performant. On peut donc obtenir de bonnes prédictions des teneurs en CO du sol à partir de spectres de terrain 400-900 nm. La prédiction à partir des spectres de terrain réduits à 3 bandes

SPOT simulées est associée à 3 variables latentes, un R^2 très significatif de 0,40 et une RMSECV de 0,99 g.kg⁻¹ (figure 5, tableau 1). Le rapport RPD est tout juste inférieur à 1,4, ce qui le rapproche de la catégorie des modèles améliorables selon Chang *et al.* (2001). Ceci n'est pas surprenant du fait de la perte d'information qui s'opère lors du rééchantillonnage spectral vers les bandes SPOT simulées. Les bandes SPOT simulées à partir des spectres de terrain conduisent à définir le modèle de prédiction de la teneur en CO suivant (équation 4, tableau 2):

$$CO = 0,210 \times b_1 - 1,236 \times b_2 + 0,809 \times b_3 + 11,517$$

Quant à la prédiction à partir des spectres de 3 bandes SPOT de l'image du 23 mars 2005, elle est associée à seulement 2 variables latentes, un R^2 non significatif de 0,06, une RMSECV de 1,33 g.kg⁻¹ et une RPD de calibration de 1,02. Nous n'avons donc pas retenu ce modèle PLSR et seul le modèle obtenu à partir de la spectroscopie de terrain a été appliqué à chacune des 3 images.

Spatialisation des teneurs en CO

L'application de l'équation 4 aux pixels de chaque image a permis de cartographier les teneurs en CO pour les sols nus au moment de la prise de vue, par exemple celle du 23 mars 2005 (figure 6). Les seuils indiqués décrivent 5 classes d'isofréquences, recouvrant 275 ha en moyenne. Au total, la prédiction spatiale des teneurs en CO a concerné une superficie de près de 1400 ha. Les parcelles agricoles qui présentent les teneurs en CO les plus élevées d'après la carte sont bien celles connues pour leurs teneurs

Figure 3 - Relation entre la teneur en CO de l'horizon de surface et la réflectance dans le proche infra-rouge (bande b3 de SPOT simulée à partir des spectres de terrain).

Figure 3 - Relationship between the measured topsoil OC content and near infrared reflectance (b3 SPOT channel simulated from field spectra).

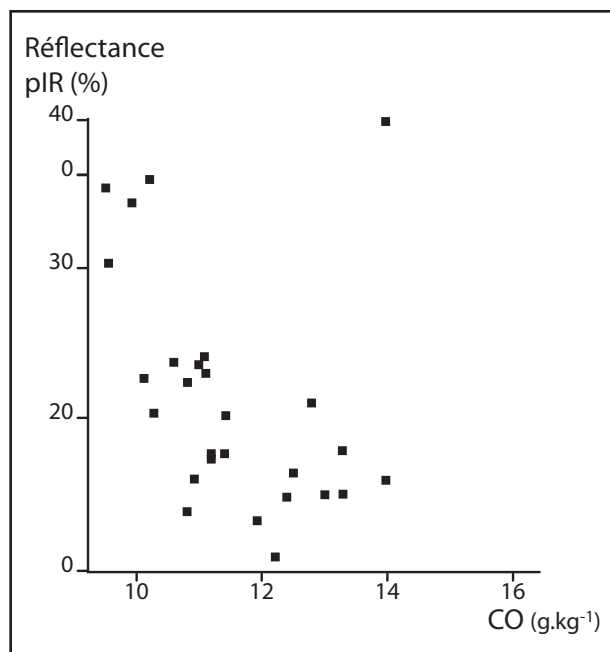


Figure 4 - Histogramme des teneurs en CO pour les 37 sites objets de prélèvements.

Figure 4 - Histogram of OC contents for all 37 sampled soil cores.

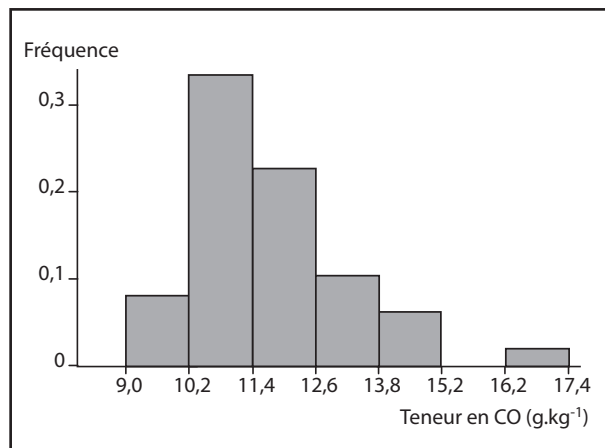


Figure 5 - Relation entre teneur en CO prédite par le modèle PLSR et teneur en CO observée pour l'échantillon de calibration : a) à partir de 153 bandes spectrales ; b) à partir de 3 bandes spectrales simulant celles de SPOT.

Figure 5 - Relationship between OC content predicted from PLSR model and observed OC content : a) from field spectra with 153 bands ; b) from field spectra resampled into 3 SPOT bands.

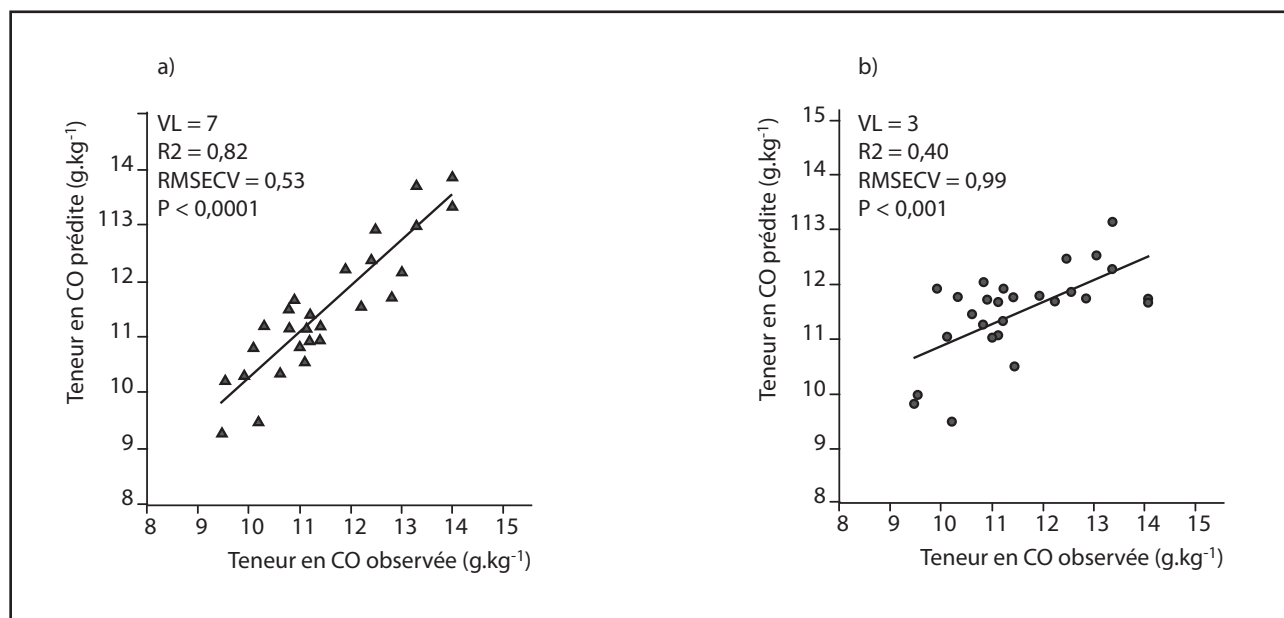


Tableau 1 - Description des résultats de calibration des modèles PLSR de prédiction des teneurs en CO à partir des spectres de terrain.

Table 1 - Summary table of calibration results for PLSR model obtained from field spectra.

Spectres de terrain	N	n	VL	σ	RMSECV (g.kg ⁻¹)	RPD	biais
Spectres complets	153	27	7	1,30	0,53	2,45	0
Spectres SPOT simulés	23	27	3	1,30	0,99	1,31	0

N, nombre de bandes; n, taille de l'échantillon; VL, nombre de variables latentes; σ , écart-type des teneurs en CO de référence; RMSECV, « Root Mean Square Error of Cross Validation » ou erreur quadratique moyenne de validation croisée (en g.kg⁻¹); RPD, « ratio of performance to deviation » ou indice de performance du modèle.

Tableau 2 - Paramètres du modèle de prédiction des teneurs en CO établi à partir des spectres de terrain simulés en 3 bandes SPOT.

Table 2 - Parameters of the PLSR model obtained from field spectra resampled into 3 SPOT bands.

Paramètre	α	β	γ	C
Estimation	0,210	-1,236	0,809	11,517
Ecart-type	0,726	0,744	0,294	0,789
p-value	0,77	0,11	0,01	<0,0001

en CO élevées, du fait de leur gestion en techniques culturales simplifiées (Moeys, 2007).

L'erreur moyenne de validation RMSEV obtenue pour l'ensemble des 3 dates est de 1,38 g.kg⁻¹ associée à une légère surestimation des teneurs en CO par le modèle (tableau 3). Si l'on examine les résultats de validation de manière détaillée (tableau 3), date par date et en distinguant les sites avec et sans mesures spectrales, qui diffèrent légèrement par leurs conditions de prélèvement de sol, on constate que les RMSEV varient entre 1,04 et 1,71 g.kg⁻¹, tandis que les indices RPD sont compris entre 0,71 (très faible) et 1,58 (acceptable). Au vu de la classification de valeurs de RPD proposée par Chang *et al.* (2001), le modèle varie donc de peu performant à amélioré selon les dates et ne fait pas ressortir un avantage de la résolution de 10 m par rapport à celle de 20 m. Le meilleur résultat de validation (RMSEV de 1,04 g.kg⁻¹ et RPD de 1,58) est obtenu avec une image à 20 m pour le jeu de prélèvements sans mesures spectrales, avec toutefois un léger biais positif. Quels que soient les jeux de validation, l'erreur de validation spatiale est plus élevée que celle de calibration du modèle, mais elle reste dans des marges acceptables (moins de 1,5 fois plus) et ne dépassant pas 11 % de la moyenne des teneurs en CO des sites de validation. Malgré le fait que les indices RPD de validation indiquent dans la plupart des cas une faible performance du modèle, en comparaison d'une approche en laboratoire, les erreurs de validation RMSEV restent minimales. Ceci serait en partie dû au fait que la gamme des teneurs en CO de la zone d'étude est étroite (Stevens *et al.*, 2006).

DISCUSSION

Spectroscopie de terrain (400-900 nm)

Dans le domaine Vis-pIR, la méthode de régression PLSR permet de relier de façon précise la réflectance à la teneur en CO à partir des spectres recueillis sur le terrain. Ceci est en contraste avec les résultats de L. Kooistra *et al.* (2003) mais corrobore les résultats de A. Stevens *et al.* (2006, 2008).

La prédiction des teneurs en CO par régression PLSR calculée sur 3 bandes SPOT est moins performante que celle obtenue lorsque l'on dispose du spectre complet, ce qui était prévisible au vu de la littérature (Ben-Dor, 2002; Stevens, 2006, 2008, Gomez *et al.*, 2008). En outre, si l'on examine les valeurs de l'indice IVP, sur le domaine spectral étudié, les bandes spectrales influentes sur la prédiction des teneurs en carbone se situent entre 400 et 450 nm, 650 et 700 nm, puis au-delà de 890 nm, ainsi que, dans une moindre mesure, entre 540 et 610 nm. Or les 3 bandes SPOT utilisées ne recouvrent ni l'intervalle 400-450 nm ni celui au-delà de 890 nm.

Modélisation et validation spatiale (images SPOT)

L'utilisation des bandes SPOT correspond à une dégradation de la qualité des modèles de prédiction des teneurs en CO mais le capteur n'est pas le seul en cause pour expliquer la faiblesse du modèle. En effet, la non-concomitance des analyses physico-chimiques des teneurs en CO (2006) et de la prise de vue de l'image (2005) peut expliquer une part de l'erreur observée. La rotation des cultures et les façons culturales telles que travaux du sol, gestion des résidus, et chaulage, sont susceptibles de modifier les teneurs en CO à l'échelle d'une année. Ceci rejoint le constat de A. Stevens *et al.* (2008), établi pour la spectroscopie de terrain sur des Luvisols et Cambisols (W.R.B., 2006) de Belgique, selon lequel il était délicat d'appliquer les résultats de calibration d'une année n aux échantillons de l'année (n+2).

De plus, l'humidité et la rugosité sont susceptibles de varier: pour les 27 sites de calibration spectrale, ce paramètre ne semble

Figure 6 - Carte des teneurs en CO obtenue par application de l'équation 4 à l'image du 23 mars 2005.

Figure 6 - Map of OC contents obtained from applying equation 4 to the SPOT image of 23 March 2005.

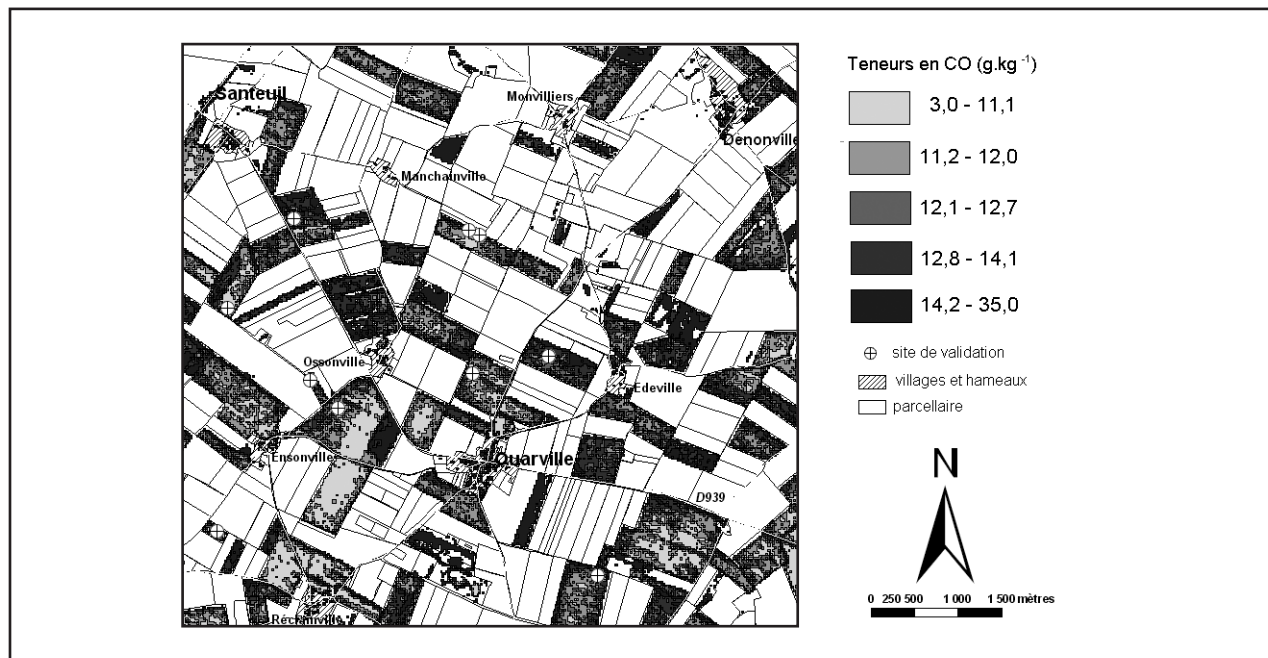


Tableau 3 - Tableau récapitulatif des résultats de validation du modèle de prédiction des teneurs en CO établi à partir des spectres de terrain simulés en 3 bandes SPOT et appliqué à 3 images SPOT.

Table 3 - Summary table of validation results for the OC content prediction from the PLSR model obtained from field spectra resampled to that of SPOT and applied to 3 distinct SPOT images.

Image SPOT de 2005	Sites prélevés en 2006	N	n	VL	σ (g.kg ⁻¹)	RMSEV (g.kg ⁻¹)	RPD	biais
16 mars 2005	Avec mesures spectrales	3	12	3	1,21	1,13	1,07	0,25
	Sans mesures spectrales	3	10	3	1,64	1,34	1,22	0,02
	tous	3	22	3	1,39	1,23	1,13	0,14
23 mars 2005	Avec mesures spectrales	3	12	3	1,21	1,71	0,71	0,38
	Sans mesures spectrales	3	10	3	1,64	1,04	1,58	0,63
	tous	3	22	3	1,39	1,44	0,97	0,50
2 avril 2005	Avec mesures spectrales	3	12	3	1,21	1,31	0,93	-0,26
	Sans mesures spectrales	3	10	3	1,64	1,62	1,01	0,15
	tous	3	22	3	1,39	1,46	0,96	-0,07
Toutes dates	tous	3	66	3	1,37	1,38	1,01	0,19

N, nombre de bandes ; *n*, taille de l'échantillon ; *VL*, nombre de variables latentes ; σ , écart-type des teneurs en CO de référence ; RMSEV, « Root Mean Square Error of Validation » ou erreur quadratique moyenne de validation (en g.kg⁻¹) ; RPD, « ratio of performance to deviation » ou indice de performance du modèle

pas déterminant car la teneur en eau était faible (22 % en médiane) et comprise entre 6 et 31 % pour l'ensemble des prélèvements de sol. En revanche, les états de surface de début de printemps sont caractérisés par une diversité de rugosités liée aux façons culturales (labour, reprise de labour avec émiettement des mottes, lissage au rouleau) et aux phénomènes de battance. Le jeu des 27 sites comporte 16 états labourés, 2 reprises de labour, 7 états semés et 2 après rouleau. Les 10 sites prélevés sans mesures spectrales correspondent à un travail du sol plus homogène et à un prélèvement plus superficiel (0-6 cm), ce qui pourrait expliquer la meilleure performance observée pour ces sites. Le choix de la date de prise de vue est, à ce titre, déterminant, puisque l'image du 16 mars 2005 correspond à une majorité de sols en sortie de labour hivernal, celle du 23 mars correspond à des sols après reprise de labour et celle du 2 avril est marquée par la levée des céréales de printemps.

Dans le cas le plus favorable, l'indice RPD le plus élevé (1,57) est comparable à ceux obtenus pour des modèles PLSR de prédiction des teneurs en CO issus d'imagerie hyperspectrale satellitale visible-PIR-MIR (Gomez *et al.*, 2008 : RPD de validation croisée de 1,43) voire aéroportée (Stevens *et al.*, 2006, 2008 : RPD de validation de 1,86 et RPD de calibration de 1,47). Ces auteurs mettent en évidence la difficulté à obtenir un modèle transférable en dehors de la zone de calibration, et le besoin constant d'accroître le jeu de mesures spectrales de terrain afin d'améliorer la qualité des modèles.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

La présente étude confirme les liens étroits entre réflectance et teneurs en carbone organique dans les sols. La spectroscopie de terrain dans la gamme 400-900 nm permet d'obtenir des résultats de prédiction des teneurs en CO satisfaisants. Le rééchantillonnage des spectres de terrain en spectres simulés permet d'aboutir à un modèle juste applicable, mais qui dans le cas de sols aux caractéristiques assez homogènes, aboutit à des erreurs acceptables. L'avantage de l'utilisation des images SPOT est celui de la répétitivité et du moindre coût, en comparaison de l'imagerie hyperspectrale aéroportée. Les résultats ici obtenus au moyen d'images d'acquisition fréquente, avec une répétitivité allant jusqu'à 2-3 jours seulement, ouvrent des perspectives quant au suivi temporel rapproché des stocks de carbone organique dans les sols. A cet égard, on suggère de renouveler le test sur un secteur présentant une plus large gamme de teneurs en CO et d'inclure la bande du MIR dans le modèle.

REMERCIEMENTS

Les auteurs tiennent à remercier le Centre National d'Etudes Spatiales pour l'acquisition des images SPOT par l'intermédiaire du programme ISIS, ainsi que Dominique Courault, pour ses précieuses remarques.

BIBLIOGRAPHIE

- Ailliot B., Verbeque D. et Goussault C., 1995 - Les terres de Beauce - Typologie des sols. Chambres d'Agriculture d'Eure-et-Loir, du Loiret et du Loir-et-Cher, BBV Imprimerie, Orléans, 52 p.
- Arrouays D., Daroussin J., Kicin J.L., Hassika P., 1998 - Improving topsoil carbon storage prediction using a digital elevation model in temperate forest soils of France, *Soil Science*, 1632, pp. 103-108.
- Arrouays D., Vion I., Kicin J.L., 1995 - Spatial analysis and modelling of topsoil carbon storage in temperate forest humic loamy soils of France, *Soil Science*, 1593, pp. 191-198.
- Ben-Dor E., 2002, - Quantitative remote sensing of soil properties, *Advances in Agronomy*, 75, pp. 173-243.
- Brown D.J., Shepherd K.D., Walsh M.G., Mays M.D., Reinsch T.G., 2006 - Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy, *Geoderma*, n°132, pp. 273-290.
- Chang C. W., Laird D. A., Mausbach M., Hurbugh C.R., 2001 - Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties, *Soil Science Society of America Journal*, volume 65, pp. 480-490.
- Chong I.G., Jun C.H., 2005 - Performance of some variable selection methods when multicollinearity is present, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 78, pp.103-112.
- Coquet Y. *et al.*, 2007 - Caractérisation du risque de contamination de la nappe de Beauce par les pesticides. Projet de recherche soutenu par le programme du MEEDAT « Evaluation et réduction des risques liés à l'utilisation des pesticides ». Rapport final. 62 p.
- Cozzolino D., Moron A., 2006 - Potential of near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics soil organic carbon fractions, *Soil & Tillage Research*, 85, pp. 78-85.
- Desbois D., 1999 - Introduction à la régression des moindres carrés partiels avec la procédure PLS de SAS, *Modulad*, 24, pp. 41-97.
- Druilhet P., Mom A., 2006 - PLS regression: a directional signal to noise approach, *Journal of Multivariate Analysis*, volume 97, pp. 1313-1329.
- Escadafal R., Girard M.C., Courault D., 1989 - Munsell soil color and soil reflectance in the visible spectral band of landsat MSS and TM data, *Remote Sensing of Environment*, 27, pp. 37-46.
- Geladi P., Kowalski B.R., 1986 - Partial least-squares regression: a tutorial, *Analytica Chimica Acta*, 185, pp. 1-17.
- Girard M-C., Escadafal R., 2005 - La télédétection: méthode d'inventaire et de surveillance globale. *In Sols et Environnement*, Chapitre 9, Girard M.C., Walter C., Berthelin J., Remy J.C., Morel J.L. (coord.), Dunod, coll. Sciences Sup., Paris, 832 p.
- Gomez C., Viscarra-Rossel R.A., McBratney A.B., 2008 - Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: an Australian case study, *Geoderma*, volume 146, pp. 403-411.
- Jolivet C., Arrouays D., Boulonne L., Ratié C., Saby N., 2006 - Le réseau de mesures et de la qualité des sols en France, *Etude et Gestion des Sols*, volume 13, 3, pp. 149-164.
- Kooistra L., Wanders J., Epema G.F., Leuven R.S.E.W., Wehrens R., Buydens L.M.C., 2003 - The potential of field spectroscopy for the assessment of

- sediment properties in rivers floodplains, *Analytica Chimica Acta*, 484, pp. 189-200.
- Leifeld J., 2006 - Application of diffuse reflectance FT-IR spectroscopy and partial least squares regression to predict NMR properties of soil organic matter, *European Journal of Soil Science*, 57, pp. 846-857.
- Lemercier B., Walter C., Schwartz C., Saby N., Arrouays D., Follain S., 2006 - Suivi des teneurs en carbone organique et en phosphore extractible dans les sols de trois régions françaises, *Etude et Gestion des Sols*, volume 13, 3, pp. 165-179.
- Mc Bratney A.B., Minasny B., Viscarra Rossel R.A., 2006 - Spectral soil analysis and inference systems: A powerful combination for solving the data crisis, *Geoderma*, 136, pp.272-278.
- Moeys J., 2007 - Variabilité spatiale et déterminismes agro-pédologiques du devenir d'un herbicide dans l'horizon de surface - Application au cas de l'isoproturon dans un secteur agricole de Beauce chartraine. Thèse de doctorat de l'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement (AgroParisTech), Spécialité sciences du sol, Paris, 272 pp.
- Mouazen A.M., De Baerdemaeker J., Ramon H., 2005 - Towards development of on-line soil moisture content sensor using a fibre-type NIR spectrophotometer, *Soil & Tillage Research*, 80, pp. 171-183.
- Mouazen A.M., Maleki M.R., De Baerdemaeker J., Ramon H., 2007 - On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor, *Soil & Tillage Research*, 93, pp. 13-27.
- Nanni M.R., Dematte J.A.M., 2006 - Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis, *Soil Science Society of America*, n°70, pp. 393-407.
- Palacio-Orueta A., Ustin S.L., 1998 - Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains I. Spectral analysis, *Remote Sensing of Environment*, 65, pp. 170-183.
- Pitres J.C., 2006 - Etude des propriétés de surface des sols de Beauce Chartraine par spectroradiométrie visible - proche infrarouge, Mémoire de master M2 Domaine « Sciences et Techniques du Vivant », Mention « Sciences Agronomiques, de l'Environnement et du Paysage », Spécialité « Environnements Continentaux, Hydrosciences », Parcours « Sols : organisation, fonctionnement, gestion ». Institut National Agronomique Paris-Grignon, 20 p.
- Randall D.T., 1996 - An introduction to Partial Least Squares Regression, SAS institute, 8 p.
- SAS, 2008 - Statistical Analysis System, SAS institute Inc, Cary, NC.
- Selige T., Böhner J., Schmidhalter U., 2006 - High resolution topsoil mapping using hyperspectral image and field data in multivariate regression modeling procedures, *Geoderma*, volume 136, pp. 235-244.
- Stevens A., Van Wesemael B., Vandenschrick G., Touré S., Tychon B., 2006 - Detection of carbon stock change in agricultural soils using spectroscopic techniques, *Soil Science Society of America Journal*, volume 70, pp. 844-850.
- Stevens A., Van Wesemael B., Bartholomeus H., Rosillon D., Tychon B., Ben Dor E., 2008 - Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils, *Geoderma*, volume 144, pp. 395-404.
- Sullivan D.G., Shaw J.N., Rickman D., 2006 - IKONOS Imagery to estimate surface soil property variability in two Alabama physiographies, *Soil Science Society of America Journal*, 69, pp 1789-1798.
- Terhoeven-Urselmans T., Kerstin M., Helfrich M., Flessa H., Ludwig B., 2006 - Near-infrared spectroscopy can predict the composition of organic matter in soil and litter, *J. Plant Nutr. Soil Sci.*, 169, pp. 168-174.
- Vagen Tor-G., Shepherd K.D., Walsh M.G., 2006 - Sensing landscape level change in soil fertility following deforestation and conversion in the highlands of Madagascar using Vis-NIR spectroscopy, *Geoderma*, 133, pp. 281-294.
- Vasques G.M., Grunwald S., Sickman J.O., 2008 - Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra, *Geoderma*, 146, pp. 14-25.
- Vaudour E., Moeys J., Gilliot J.M., Coquet Y., 2008 - Spatial retrieval of soil reflectance from SPOT multispectral data using the empirical line method, *International Journal of Remote Sensing*, 29, 19, pp. 5571-5584.
- Viscarra Rossel R.A., McGlynn, McBratney A.B., 2006a - Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-VIS-NIR diffuse reflectance spectroscopy, *Geoderma*, 137, pp. 70-82.
- Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., Mc Bratney A.B., Janik L.J., Skjemstad J.O., 2006b - Visible near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties, *Geoderma*, 131, pp. 59-75.