

Estimation des teneurs en carbone organique des sols agricoles par télédétection par drone

Jean-Marc Gilliot^{1,2}, Emmanuelle Vaudour^{1,2}, Joël Michelin^{1,2}, Sabine Houot^{2,1}

1. AgroParisTech, UMR 1091 EGC, F-78850 Thiverval-Grignon, France
2. INRA, UMR 1091 EGC, F-78850 Thiverval-Grignon, France

E-mail : jean-marc.gilliot@agroparistech.fr, emmanuelle.vaudour@agroparistech.fr, joel.michelin@agroparistech.fr, sabine.houot@grignon.inra.fr

Résumé

La matière organique (MO) est un élément important de la fertilité des sols cultivés. Les mesures de réflectance ont déjà été utilisées avec succès pour prédire la teneur en carbone organique (CO) des sols agricoles, soit au laboratoire sur des échantillons de sols séchés, soit directement au champ à l'aide de spectro-radiomètres de terrain ou grâce à des images satellitaires. Cette étude propose une méthode de prédiction spatialisée du CO des sols, à partir d'imagerie drone. Une parcelle agricole de 13 ha « la Grande Borne », située dans la plaine de Versailles (78), a été suivie en avril 2013, peu avant le semis alors qu'elle était encore en sol nu. Le drone AIRINOV® utilisé était équipé de la caméra multispectrale quadri-bande multiSPEC 4C® (550nm, 660nm, 735 nm et 790 nm) et évoluait à une altitude de 150 m. Vingt-trois placettes de contrôle au sol, réparties dans la parcelle, ont été délimitées par des cibles géolocalisées centimétriquement par DGPS et ont fait l'objet de mesures synchrones au vol drone : mesures spectrales de terrain (ASD FieldSpec 3®), mesures de rugosité par une méthode photogrammétrique, prélèvements d'échantillons de sol pour analyse de la composition chimique et de la teneur en eau. Les images obtenues d'une résolution de 15cm ont été géoréférencées avec une précision infra-pixellaire. Les spectres de terrain ont été agrégés sur les bandes spectrales de la multiSPEC® 4C afin de valider par régression linéaire la qualité des données de réflectance du drone. Les R^2 obtenus, entre 0,8 et 0,9 selon les bandes, ainsi que l'erreur comprise entre 1 et 3% en réflectance, ont montrés la fiabilité du capteur multiSPEC 4C®. La teneur en CO a ensuite été estimée par régression des moindres carrés partiels (PLSR) à partir des mesures spectrales sur les 23 placettes. L'erreur quadratique moyenne de validation croisée (RMSECV) par la méthode LOO (Leave One Out) était de 1,97 g de CO par kg de sol. Un second modèle intégrant la correction des effets de l'humidité et de la rugosité sur la réflectance, a permis d'améliorer la qualité de la prédiction de 18% avec une RMSECV de 1,61 g/kg. Le modèle a enfin été spatialisé sous SIG et comparé à de simples interpolations spatiales des analyses de sol.

Mots-clés : drone, télédétection, carbone organique, sol agricole

Abstract

The organic matter (OM) is an important element of the fertility of cultivated soils. Reflectance measurements have been successfully used to predict soil organic carbon (OC) content of agricultural soils, measured in the laboratory on samples of dried soil or directly in the field using field spectro-radiometer or satellite imagery. This study proposes a method for spatial prediction of soil OC, from UAV imagery. An agricultural plot of 13 ha "Grande Borne" located in the plain of Versailles (78) was analysed in April 2013, shortly before sowing while it was still bare soil. The AIRINOV® UAV used was equipped with a four channels multispectral camera MultiSPEC 4C® (550nm, 660nm, 735 nm and 790 nm) and flying at an altitude of 150m. Twenty three ground control points, distributed in the plot were delineated by target located with a centimetric DGPS and different measures have been made synchronously with the drone flight: Spectral Measurements (spectroradiometer ASD FieldSpec 3®), roughness measurements by photogrammetric method, samples of soil samples for analysis of chemical composition and water content. The images obtained with a resolution of 15cm have been georeferenced with an infra-pixel accuracy. The field spectra were aggregated on the spectral bands of the Multispec 4C for validation by linear regression. The obtained R^2 , between 0.8 and 0.9 by band, with an error between 1 and 3%, have shown good reliability of the Multispec 4C® sensor. The OC content was then estimated by partial least squares regression (PLSR) from spectral measurements of the 23 plots. The mean squared error of cross validation (RMSECV) by LOO (Leave One Out) method was 1.97 g of OC per kg of soil. A second correction of the model incorporating the effects of moisture and roughness on reflectance, has improved the quality of the prediction by 18% and a RMSECV of 1.61 g / kg. The model was finally spatialized in GIS and compared to simple spatial interpolations of soil analyses.

Keywords: UAV, remote sensing, organic carbon, agricultural soil

1. Introduction

Les Matières Organiques (MO) contribuent à la fertilité des sols agricoles, elles ont en outre un rôle important dans la fonction environnementale des sols car elles permettent de contrebalancer les excès d'émission de gaz à effet de serre (GES), en particulier le CO₂, via les potentialités de stockage de carbone dans les sols [Chenu, 2002]. Aujourd'hui 330 millions de tonnes de matières organiques d'origine résiduaire ou PRO (Produits Résiduaire Organiques) provenant de l'agriculture, effluents d'élevage, mais également des collectivités ou des industries, sont recyclées en agriculture annuellement en France. Le retour aux sols de ces PRO améliore leur fertilité [Chalhoub et al., 2013] et pourrait également contribuer à l'augmentation des stocks de carbone. L'objectif est d'évaluer spatialement la possibilité d'accroître le stock de carbone des sols agricoles par le recyclage des PRO ainsi que de limiter les impacts environnementaux de la fertilisation azotée chimique, tout en garantissant leur innocuité [Colbach et al., 2013]. Nos travaux antérieurs nous ont permis de développer des modèles statistiques de prédiction des teneurs en carbone organique (CO) de l'horizon travaillé des sols agricoles à partir de mesures spectro-radiométriques visible proche infrarouge (NIRS) au champ et par télédétection satellitaire [Gilliot et al., 2010] [Vaudour et al., 2013]. Un certain nombre de limites opérationnelles de l'approche satellitaire, pour le suivi des sols nus agricoles, nous ont conduits à nous intéresser à l'utilisation d'un drone comme vecteur de prise de vue de données de télédétection. L'objectif de ce travail est celui d'évaluer l'apport d'images drones multispectrales à la prédiction des teneurs en CO au niveau parcellaire.

2. Matériels et méthodes

2.1. Le site d'étude

La parcelle de la Grande Borne (48°51'7"N, 1°51'7"E), d'une surface de 13 ha, est située à Maule (78) dans la partie ouest de la Plaine de Versailles (Figure 1), en situation de bordure de plateau en rive gauche de la Mauldre. La Plaine de Versailles, entité de 20000 ha dont 8000 ha cultivés, est composée de 25 communes et correspond globalement au bassin versant du ru de Gally, affluents rive droite de la Mauldre, un affluent de la Seine.

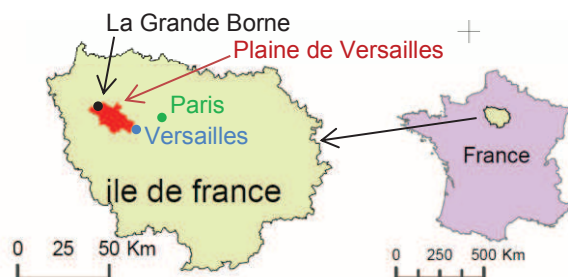


Figure 1 : Carte de situation de la zone d'étude.

D'après la carte géologique [BRGM, 1967], la parcelle est en bordure d'un plateau calcaire entaillé par la Mauldre. Ce plateau est armé par des calcaires durs en

bancs ou en plaquettes, avec des passées marneuses. Des dépôts éoliens de loess (limons carbonatés) ont recouverts la région au Quaternaire, ces dépôts subsistent au centre du plateau et sur certains versants des vallons et vallées, alors qu'en bordure du plateau leur érosion laisse affleurer les calcaires.

La parcelle étudiée (Figure 2) montre un passage entre les limons éoliens épais de centre du plateau (A), aux calcaires du bord de plateau (B), puis dans la pente (C) aux limons épais de pentes.

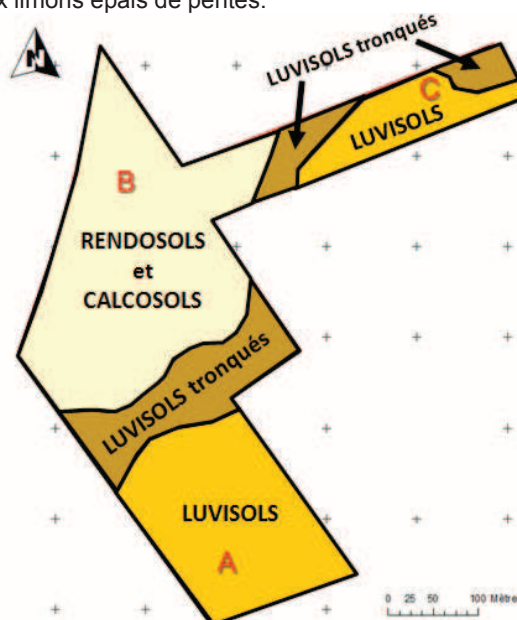


Figure 2 : Répartition des types de sols dans la parcelle de la Grande Borne : typologie d'après le Référentiel pédologique français [AFES, 2008]

Les sols développés à partir des loess sont des LUVISOLS. Le sol est décarbonaté sur 90 à 110 cm d'épaisseur, et il présente des horizons appauvris en argile en surface (19 à 24 % d'argile), et des horizons intermédiaires enrichis en argile. Le loess carbonaté est présent au moins jusqu'à 125 cm (profondeur d'observation à la tarière à main). Les calcaires en bord de plateau donnent des RENDOSOLS et des CALCOSOLS, sols peu épais (30 à 45 cm), carbonatés, avec une charge en éléments grossiers calcaires de l'ordre de 15 à 40 % (estimation par des observations en surface). La teneur en argile varie de 20 à 30%. Le passage entre les LUVISOLS et les CALCOSOLS se fait progressivement. L'épaisseur du matériau limoneux décarbonaté diminue et les éléments grossiers calcaires apparaissent en surface. Les LUVISOLS passent d'abord à des LUVISOLS tronqués, les horizons appauvris en argile ont été érodés et les horizons enrichis en argile se retrouvent en surface (25 à 30 % d'argile). La variabilité des sols donne une variation spatiale des caractéristiques de l'horizon travaillé : carbonaté et non carbonaté, avec et sans charge en éléments grossiers, teneur en argile et couleurs différents, sensibilité plus ou moins forte à la battance. Les potentialités agronomiques des sols sont également variables en fonction des types de sols, et notamment de leur épaisseur qui impacte la réserve utile en eau.

2.2. Le système de prise de vues par drone

Le drone utilisé est de type aile volante, développé par AIRINOV® (Figure 3a), il est construit en polypropylène expansé (EPP) et fait moins de 2kg pour 2 mètres d'envergure, ce qui le classe dans la catégorie des drones légers. Propulsé par un moteur électrique, son autonomie de vol est d'environ 30 minutes à 50 km/h. Il peut évoluer à une altitude comprise entre 20 m et 150 m (plafond réglementaire) ce qui lui confère une capacité d'acquisition de l'ordre de 1,5 ha/min.



Figure 3 : Le drone AIRINOV® (a) et son capteur multispectral quadri-bandes : multiSPEC 4C (b).

Le capteur embarqué est un imageur multispectral quadri-bandes: le multiSPEC 4C® (Figure 3b) couvrant une gamme spectrale de 400 à 850 nm, il a été développé par la société AIRINOV® sur les recommandations de l'Institut National de la Recherche Agronomique [Baret and Verger, 2013]. Il est composé de 4 caméras munies chacune d'un filtre permettant de sélectionner une gamme de longueurs d'ondes : 550 nm pour le vert (V), 660 nm pour le rouge (R), 735 nm pour le rouge lointain ou « red edge » (RE) et 790 nm pour le proche infra-rouge (PIR). La résolution spectrale est de 40 nm (10 nm pour le RE). Chaque caméra fournit une image de 752 x 480 pixels ce qui à 150 m d'altitude correspond à une résolution spatiale de 15 cm. La caméra multispectrale peut aussi être remplacée par un appareil photo classique, pour des prises de vues dans le visible avec une résolution pouvant alors atteindre 1,5 cm.

2.3. Les étapes du vol

Une fois sur le terrain, une station de contrôle est activée. Il s'agit d'un ordinateur avec un logiciel autopilot (Paparazzi), qui va servir dans un premier temps à définir le plan de vol : la parcelle étudiée est repérée sur un fond Google Earth® afin de délimiter la zone à cartographier et d'indiquer la direction de décollage, face au vent. Le plan de vol est ensuite téléchargé dans le drone par une liaison USB. Une fois le capteur installé dans le drone, il est calibré sur une cible de référence radiométrique. Un modem radio assure la communication entre le drone et la station de contrôle au sol. Après les vérifications de sécurité d'usage, une fois le moteur au bon régime, le décollage s'effectue par lancement par un opérateur (Figure 4), à partir de ce moment c'est le logiciel autopilot qui prend le contrôle et assure le pilotage automatique du drone selon la trajectoire calculée par le logiciel. Le drone peut s'orienter correctement grâce à son GPS intégré qui lui donne sa position et à sa centrale inertielle qui lui donne son altitude et sa vitesse. Les prises de vues sont enregistrées sur la carte SD du capteur. Tout au long du vol, un luxmètre au sol enregistre les variations d'éclairement afin de pouvoir corriger les différences d'éclairement entre les prises de vues. Après

atterrissage les images sont transférées sur un ordinateur afin d'être traitées.



Figure 4 : Décollage du drone AIRINOV, lancé par un opérateur.

2.4. Le traitement des images drone

Les effets de vignettage dus aux imperfections optiques sont corrigés par une méthode statistique analysant la moyenne d'un grand nombre d'images [Verger et al., 2014]. Les comptes numériques sont ensuite transformés en réflectance en utilisant la mesure d'éclairement sur la cible de référence. Les images sont ensuite mosaïquées et orthorectifiées par le logiciel de photogrammétrie Photoscan Pro® de Agisoft.

2.5. Le dispositif de mesures au sol

Vingt-trois placettes de contrôle (Figure 5) ont été réparties dans la parcelle, afin de suivre au sol la prise de vues drone. Le plan d'échantillonnage des placettes a été établi en analysant la clarté des sols nus à partir d'une image satellitaire Pléiades acquise 3 semaines plus tôt. Un cadre de 80 cm x 60 cm matérialise les limites de la placette et sert aussi de repères 3D pour les mesures de rugosité (§ 2.5.4). Deux cibles bleues de 55 cm x 38 cm disposées de part et d'autre du cadre servent de repères géographiques.

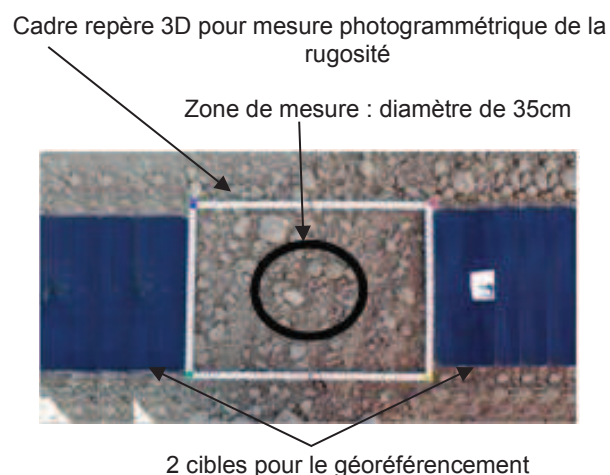


Figure 5 : Placette de contrôle au sol.

2.5.1. Géoréférencement des placettes

Les cibles ont été géoréférencées à l'aide d'un DGPS Trimble Pathfinder, l'antenne étant montée sur une canne avec niveau à bulle et les positions moyennées pendant 1 minute. Les données ont ensuite été post-traitées avec les données du réseau RGP (réseau GNSS permanent) pour obtenir une précision centimétrique.

2.5.2. Mesures spectrales de terrain

Un spectroradiomètre de terrain ASD Fieldspec 3® a été utilisé pour acquérir des mesures spectrales de référence sur les placettes, pendant le vol drone. Le Fieldspec 3 couvre une gamme spectrale de 250 à 2500 nm avec une résolution spectrale de 10 à 30 nm selon les longueurs d'onde. Dix spectres ont été acquis par placette. Le spectroradiomètre a été calibré, avant la série de mesures de chaque placette, à l'aide d'une cible radiométrique de référence Spectralon® (Figure 6a). La fibre optique du Fieldspec, a un champ de mesure de 25°, elle est fixée sur une canne support à 80cm du sol, munie d'un niveau à bulle afin de garantir une mesure en visée verticale. La zone mesurée correspond à un cercle de 35cm de diamètre au centre du cadre de la placette (Figure 6b).

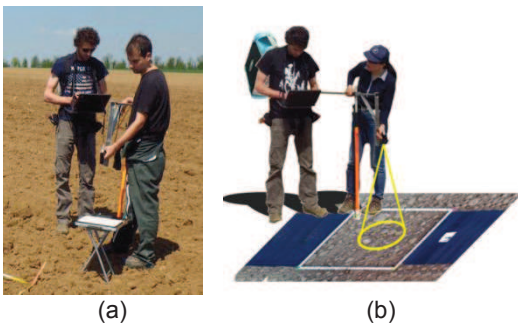


Figure 6 : Mesures spectrales de terrain avec l'ASD Fieldspec 3 sur la placette (b) après calibration sur la cible Spectralon® de référence (a).

Les spectres ont ensuite été traités à l'aide du logiciel Read_Asd, que nous avons développé en VBA sous Excel. Read_Asd permet de moyenner automatiquement une grande série de spectres par placette, ici par exemple 230 spectres pour 23 placettes. Il permet aussi de masquer les zones bruitées par l'absorption par l'eau atmosphérique et de lisser les spectres (filtrage de Savitzky et Golay), il est aussi utilisé pour intégrer les spectres Fieldspec sur les mêmes bandes spectrales que le capteur multiSPEC 4C® du drone afin de pouvoir les comparer et utilise pour ce faire les courbes de réponses spectrales du capteur AIRINOV® (Figure 7).

La qualité des mesures de réflectance du mutiSPEC 4C® a été évaluée via une régression linéaire avec les mesures Fieldspec de référence.

2.5.3. Analyses et observations des sols

Un échantillon de terre est prélevé sur les premiers centimètres de l'horizon de surface, au centre de chaque placette pour être envoyé au laboratoire d'analyse des sols de l'INRA (LAS) afin d'en déterminer la composition chimique, plus particulièrement la teneur en CO. Une partie de l'échantillon sert aussi à mesurer l'humidité massique du sol, par différence entre la pesée à l'état frais et à l'état sec après dessiccation à l'étuve, on peut alors calculer le contenu en eau W_c de l'échantillon comme suit :

$$W_c = \frac{me}{ms} \times 100 \quad (1)$$

Où me , masse d'eau évaporée et ms masse de sol sec.

Le sol a été décrit sur chaque placette à partir d'un sondage à la tarière à main (125 cm de longueur).

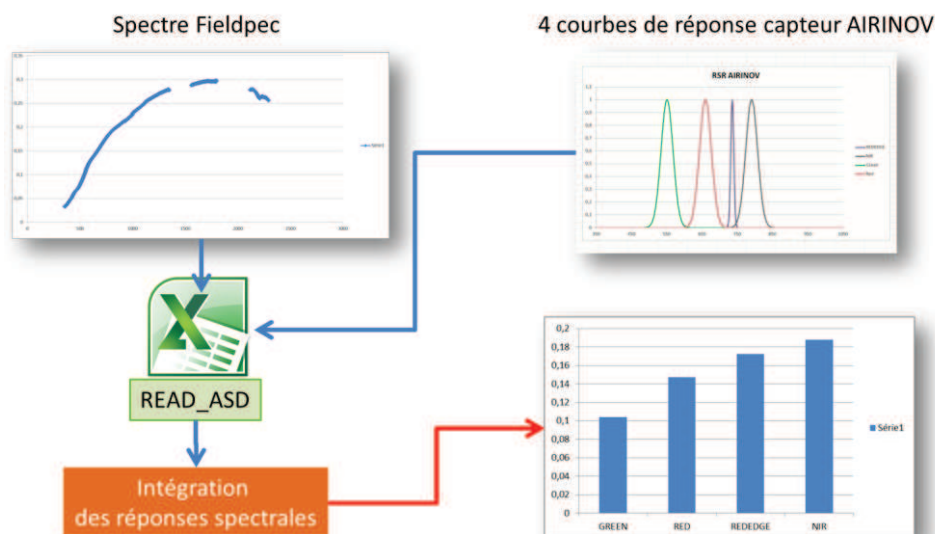
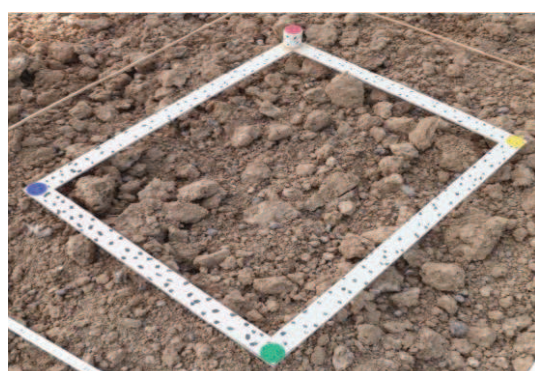


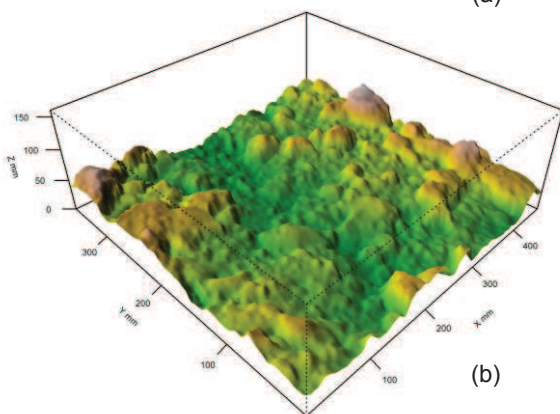
Figure 7 : Intégration des spectres Fieldspec sur les 4 bandes spectrales du multiSPEC 4C en utilisant les courbes de réponse spectrale simplifiées du capteur.

2.5.4. Mesures de la rugosité du sol par une approche photogrammétrique.

Parmi les facteurs qui influencent la réflectance des sols on distingue classiquement les paramètres intrinsèques (composition chimique) des paramètres extrinsèques tels que l'humidité et la rugosité du sol agricole. Nous avons développé une méthode de mesure de la rugosité par une approche photogrammétrique [Gilliot et al., 2012], qui permet de créer un modèle 3D de précision millimétrique (Figure 8) de la surface de la placette, à partir d'une série de photographies prises sous différents angles (Figure 9), permettant de calculer plusieurs indices pour quantifier cette rugosité.



(a)



(b)

Figure 8 : (a) photo d'une placette et son Modèle numérique 3D (b) de surface calculé par photogrammétrie

Une chaîne de traitements automatique a été programmée en langage python, utilisant le logiciel Bundler pour les calculs photogrammétriques, ArcGIS® et R pour l'analyse spatiale. Les disques de couleur aux quatre coins du cadre (Figure 8a) sont des points de repère 3D, qui sont détectés automatiquement par analyse d'image, afin d'orienter et de mettre à l'échelle le modèle.

Dans cette étude nous avons choisi d'utiliser la surface ombrée comme mesure de la rugosité. Certains auteurs ont déjà cherché à caractériser la rugosité à partir de la surface des ombres portées des mottes du sol dans des photographies [García Moreno et al., 2008] ou plus récemment [Denis et al., 2014].



Figure 9 : Série de 12 photos prises sous différents angles utilisées pour calculer le modèle 3D de la placette (Figure 6)

Afin que les ombres portées correspondent toutes à la même heure, il faudrait pouvoir réaliser les photos des chacune des placettes simultanément à la prise de vue drone, ce qui est difficile à moins de mobiliser de nombreux opérateurs. Nous avons choisi de simuler les ombres portées correspondant à l'heure de la mesure spectrale, à partir du modèle photogrammétrique 3D. On utilise pour cela la fonction Hillshade du module Spatial Analyst® de ArcGIS 10® qui calcule les ombres portées à partir d'un modèle numérique de surface (MNS), de la hauteur et de l'azimut du soleil. Le MNS est généré par projection du modèle 3D sur le plan de base de la placette, tandis que le module python Astral est utilisé pour calculer la hauteur et l'azimut du soleil correspondant à l'heure de la mesure. (Figure 10). Les 2 cibles encadrant le cadre matérialisent son axe principal, permettent de déterminer son azimut.

2.6. La modélisation de la teneur en CO

2.6.1. Modèle de base

Le modèle de prédiction de la teneur en CO est construit par régression entre les analyses de CO et les mesures spectrales du multiSPEC 4C®. Une régression des moindres carrés partiels a été utilisée à l'aide du module PLS du logiciel R. Une validation croisée par la méthode LOO (Leave One Out) a été appliquée afin d'estimer la qualité du modèle en mesurant sa RMSECV (Root-Mean-Square Error of Cross-Validation). Dans la méthode LOO, pour un échantillon de n mesures, n divisions différentes de l'échantillon sont successivement réalisées, avec $(n-1)$ mesures qui sont utilisées pour construire le modèle qui est ensuite appliqué à la mesure restante pour validation. La moyenne des n erreurs quadratiques moyennes est calculée pour estimer l'erreur de prédiction. Cette méthode a été choisie au vu du nombre relativement limité de mesures (23 placettes).

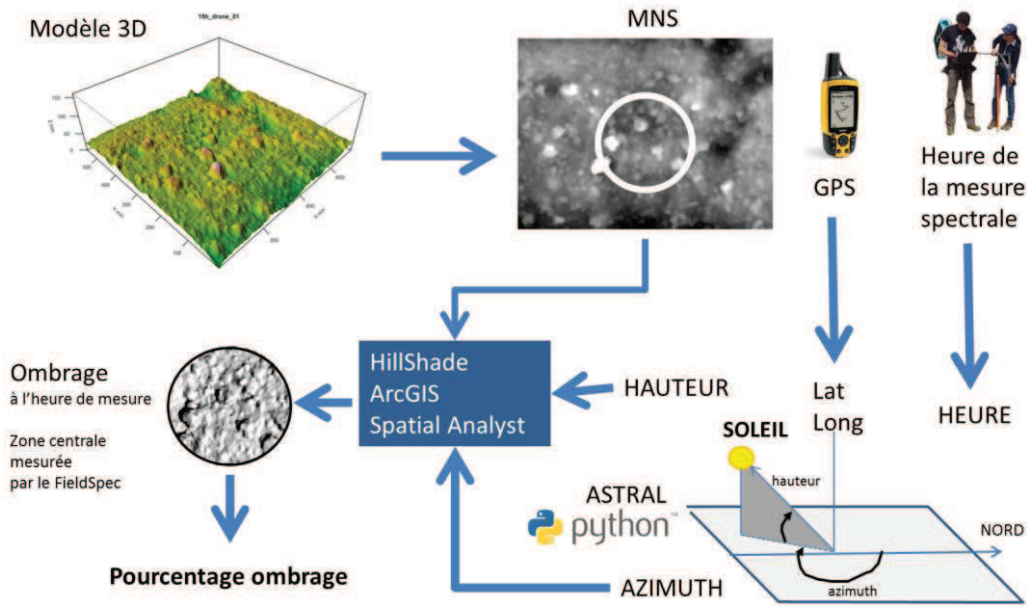


Figure 10 : Calcul du pourcentage d'ombrage de la placette

2.6.2. Modèle avec correction des effets de la rugosité et de l'humidité

L'augmentation du taux d'humidité du sol conduit généralement à un assombrissement se traduisant par une atténuation de sa réflectance [Muller and Décamps, 2001]. Le facteur rugosité joue dans le même sens, une augmentation de la rugosité entraîne une atténuation de la réflectance [Cierniewski, 1987]. On propose un modèle simplifié (équation 2) de cette atténuation pour la correction des réflectances avant la construction du modèle de prédiction du CO par PLSR.

$$Re_{\lambda} = Re_{i\lambda} \cdot Fa_{Ru} \cdot Fa_{Wc} \quad (2)$$

Où Re_{λ} réflectance à la longueur d'onde λ ; $Re_{i\lambda}$ réflectance sans les effets de la rugosité et de l'humidité à longueur d'onde λ ; Fa_{Ru} : facteur d'atténuation de la réflectance lié à la rugosité et Fa_{Wc} : Facteur d'atténuation de la réflectance lié à l'humidité

Les facteurs d'atténuation liés à la rugosité ou à l'humidité sont estimés via l'équation (3).

$$Fa_o = \frac{1}{e^{(\alpha_{Ru\lambda} \cdot Ru)}} \quad \text{et} \quad Fa_w = \frac{1}{e^{(\alpha_{Wc\lambda} \cdot Wc)}} \quad (3)$$

Où $Ru \in [0,1]$: la proportion d'ombrage lié à la rugosité ; $Wc \in [0,1]$: l'humidité massique ; $\alpha_{Ru\lambda}$: coefficient lié à l'ombrage à la longueur d'onde λ et $\alpha_{Wc\lambda}$: coefficient lié à l'humidité à la longueur d'onde λ .

Le modèle de base retenu pour les fonctions d'atténuation (Fa) est un modèle exponentiel inverse (Figure 11).

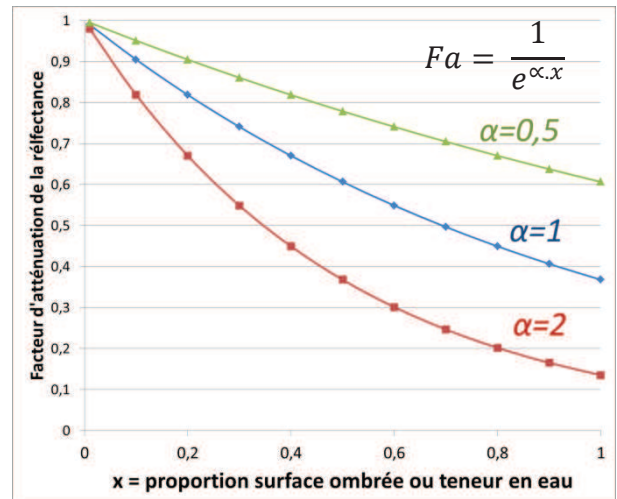


Figure 11 : Exemples de fonctions d'atténuation : Fa pour différentes valeurs de α

L'équation 4 permet d'estimer une réflectance $Re_{i\lambda}$ corrigée des effets de la rugosité et de l'humidité, à partir de la réflectance mesurée Re_{λ} .

$$Re_{i\lambda} = Re_{\lambda} \cdot e^{(\alpha_{Ru\lambda} \cdot Ru)} \cdot e^{(\alpha_{Wc\lambda} \cdot Wc)} \quad (4)$$

$$Re_{i\lambda} = Re_{\lambda} \cdot e^{(\alpha_{Ru\lambda} \cdot Ru + \alpha_{Wc\lambda} \cdot Wc)}$$

Les coefficients $\alpha_{Ru\lambda}$ et $\alpha_{Wc\lambda}$ sont déterminés sous R, par un algorithme combinatoire minimisant la RMSE de la PLSR.

2.6.3. Spatialisation des teneurs en CO au sein de la parcelle

L'équation du modèle de prédiction du CO a été spatialisée sous le SIG ArcGIS 10.2® (Figure 16b) à l'aide de la fonction calculatrice raster de l'extension

Spatial Analyst qui permet de créer un néo-canal en appliquant une formule arithmétique à une image. L'image a préalablement été rééchantillonnée à 1 m de résolution, afin d'éviter les hétérogénéités très locales dues à la très haute résolution spatiale (traces de passage du tracteur, effets de lignage due au mosaïquage des images). Deux autres cartes de teneurs en CO ont été produites en utilisant seulement les analyses de sol, par une interpolation de type IDW (Inverse Distance Weighted) sous ArcGIS, selon l'équation 5.

$$CO_p = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{CO_i}{d_i^m}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^m}} \quad (5)$$

Où CO_p : Teneur en carbone organique prédit par IDW ;
 CO_i : Teneur en carbone organique de la $i^{ème}$ mesure ;
 n : Le nombre de mesures ; i : la $i^{ème}$ mesure ; d_i : distance entre le pixel de calcul et la $i^{ème}$ mesure ; m : poids, plus m est grand plus le poids des mesures proches du pixel est important dans le calcul.

Des statistiques spatiales (statistiques zonales) sont utilisées pour comparer spatialement ces différentes cartes.

3. Résultats et discussions

3.1. Propriétés des images

Le vol drone AIRINOV® du 24/04/2013 sur la parcelle de la grande borne à une altitude de 150m, avec le capteur multiSPEC 4C®, a permis d'acquérir 1100 images d'une résolution de 15cm (Figure 12).

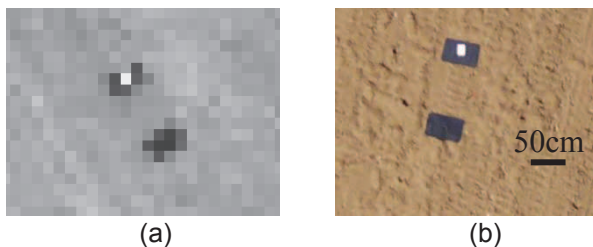


Figure 12 : Extraits des images finales sur une placette, (a) canal vert d'une image multispectrale à 15cm de résolution et (b) une image visible à 1,5cm de résolution.

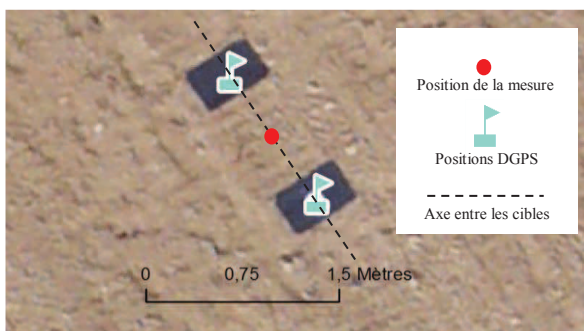


Figure 13 : Superposition sous SIG, des positions DGPS de référence sur les cibles d'une placette sur l'image visible finale géoréférencée.

Le taux de recouvrement moyen entre les images dans le sens longitudinal du passage est de 80% et de 66% dans le sens transversal. La mosaïque finale de la parcelle est une image de 4753 x 4410 pixels (Figure 16a). Un vol test avec la caméra visible à haute résolution (1,5 cm, Figure 12), réalisé sur une partie de la parcelle couvrant environ 4 ha, a permis d'acquérir 435 images aboutissant à une mosaïque de 24375 x 21132 pixels.

La précision géographique des images géoréférencées a été estimée par comparaison avec les levés DGPS des GCP, dans le cas de l'image visible l'erreur est inférieure à 2cm (Figure 13) et pour l'image multispectrale elle est inférieure à la taille du pixel.

3.2. Propriétés des sols

Les horizons de surface des sols montrent (Tableau 1) des teneurs en CO dans la parcelle relativement faible avec une valeur comprise entre 9,6 et 18,7 g/kg et une valeur moyenne de 12,9 g/kg. Ce sont des valeurs inférieures à celles constatées sur l'ensemble de la plaine Versailles (8,4 à 35,9 g/kg) [Vaudour et al, 2013]. On retrouve une grande variabilité de la teneur en calcaire (0 à 370 g/kg) qui correspond bien à l'hétérogénéité sols calcaires / sols non calcaires constatée sur le terrain (§ 2.1.) ainsi que des variations significatives des teneurs en argile. L'humidité massique est relativement faible (16 g/kg en moyenne) les sols étant relativement secs lors de cette campagne de mesures. La rugosité estimée via le taux d'ombrage varie de 0.25 à 0.36 (25 à 36%).

Tableau 1 : Statistiques des analyses de sol (n=23)

	Min	Median	Moy	Max	écart
CO g/kg	9,6	12,1	12,9	18,7	2,7
Argile g/kg	195	257	254	321	38,7
Calcaire g/kg	0	8,4	66,6	370	105
Fe g/kg	0,62	0,90	0,91	1,21	0,14
Wc en %	11,5	16	16	18,7	1,8
Ombre	0.25	0.30	0.30	0.36	0.04

3.3. Les données de réflectance

La présence des 2 cibles situées de part et d'autre de la placette a permis de déterminer visuellement, en traçant un axe les reliant l'une à l'autre, les pixels correspondants précisément à la zone de mesure (Figure 13). Une détermination d'une précision équivalente a été obtenue en utilisant uniquement les positions DGPS.

Le tableau 2 indique la qualité de la régression entre les mesures de réflectance drone et terrain pour les 4 bandes spectrales. Les R^2 sont tous supérieurs à 0,8 et l'erreur la plus élevée est de 3% dans le proche infrarouge alors que la plus faible est de 1% dans le rouge.

Tableau 2 : Données de régression entre réflectances drone et réflectances Fieldspec, pour les 4 bandes spectrales.

CANAL	R ²	RMSE réflectance en %
GREEN	0,88	1,15 %
RED	0,80	1,10 %
REDEGE	0,85	2,37 %
NIR	0,80	2,93 %

La figure 14 présente la droite de régression établie pour la bande RE.

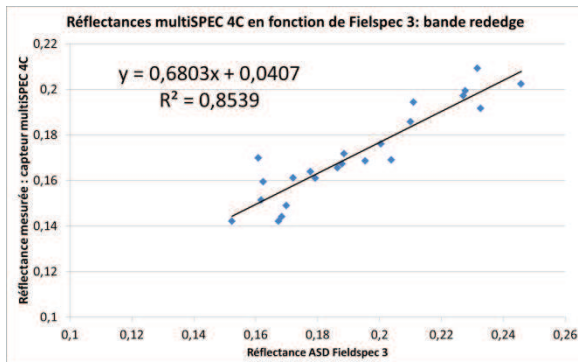


Figure 14 : Régression linéaire entre les mesures du capteur multiSPEC 4C du drone et les mesures spectrales de référence du Fieldspec 3 sur les 23 placettes de contrôle, pour la bande RE.

3.4. Modèle de base de la teneur en CO

La matrice de corrélation présentée dans la Tableau 3, confirme bien qu'il existe une corrélation entre le comportement spectral d'un sol agricole nu et sa teneur en CO, mais elle nous indique aussi qu'il y a de corrélations entre les bandes spectrales. Ces corrélations confortent bien le choix d'utiliser une régression par PLSR plutôt qu'une régression linéaire multiple, beaucoup plus sensible aux corrélations entre facteurs.

Tableau 3 : Matrice de corrélation

	R	Redge	NIR	G	CO
R	1.0000000	0.9877121	0.9842678	0.9915539	-0.5915422
Redge	0.9877121	1.0000000	0.9973786	0.9850692	-0.6285720
NIR	0.9842678	0.9973786	1.0000000	0.9823311	-0.6209065
G	0.9915539	0.9850692	0.9823311	1.0000000	-0.5464519
CO	-0.5915422	-0.6285720	-0.6209065	-0.5464519	1.0000000

Le nombre de composantes a été fixé à 3 pour l'analyse par PLSR, car c'est le nombre qui minimise la RMSE.

L'équation 6 a été obtenue par régression PLSR à 3 composantes avec validation croisée LOO.

$$CO = -187,5 R - 266,4 RE - 20,7 pIR + 468,3 G + 37,7 \quad (6)$$

On obtient une RMSECV de 1,97 g/kg.

Le graphique de la figure 15 présente les correspondances entre CO prédit et CO mesuré.

CO prédit à partir des réflectances en fonction du CO analysé au laboratoire

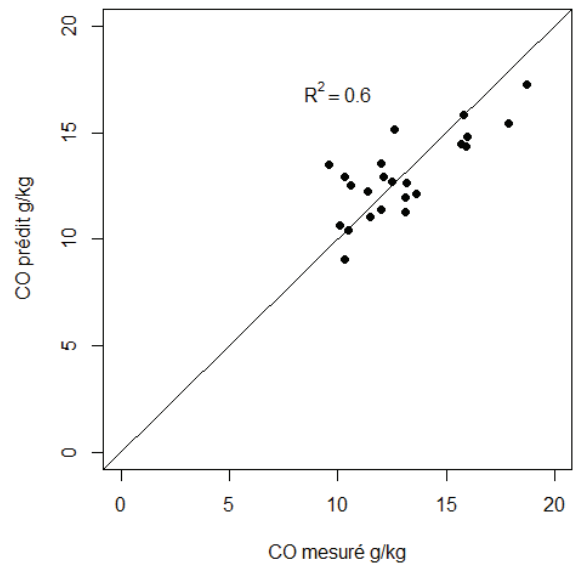


Figure 15 : Graphique des teneurs en CO prédites par PLSR à partir des mesures spectrales en fonction des teneurs en CO analysées au laboratoire.

3.6. Modèle de la teneur en CO avec corrections des effets de l'humidité et de la rugosité

L'équation 7 donne les modèles de correction de la réflectance utilisés pour les 4 longueurs d'onde.

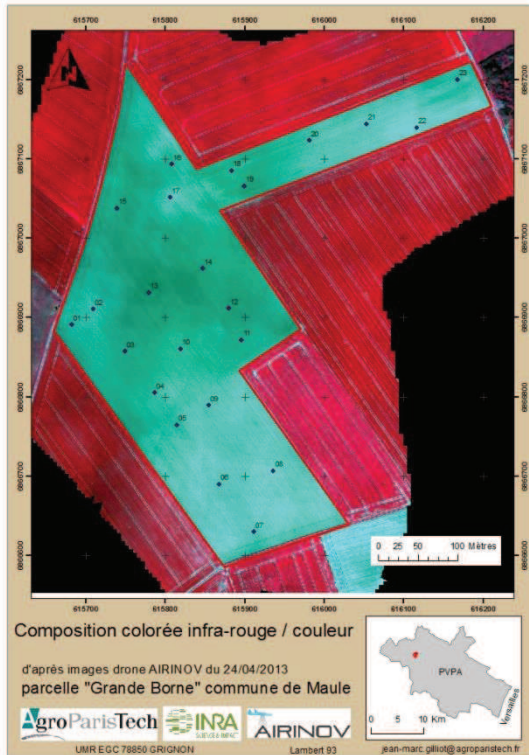
$$\begin{aligned}
 Re_{iV} &= Re_V \cdot e^{(5.Ru + 9.Wc)} \\
 Re_{iR} &= Re_R \cdot e^{(0,05.Ru + 8.Wc)} \\
 Re_{iRE} &= Re_{RE} \cdot e^{(8.Ru + 3.Wc)} \\
 Re_{iPIR} &= Re_{PIR} \cdot e^{(10.Ru + 0,5.Wc)}
 \end{aligned} \quad (7)$$

Après correction des réflectances un second modèle PLSR est calculé (équation 8) de la même façon que précédemment.

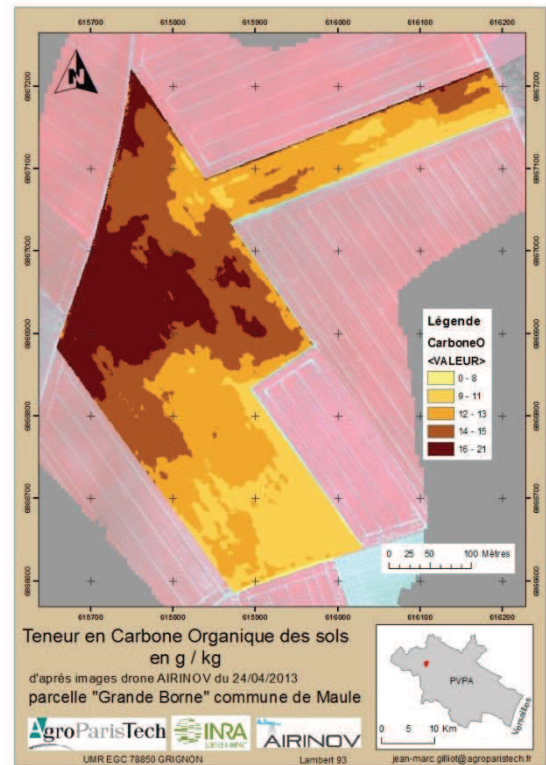
$$CO = -43,7 R - 30,6 RE + 11,6 pIR + 22,7 G + 35,3 \quad (8)$$

On obtient cette fois une RMSECV de 1,61 g/kg.

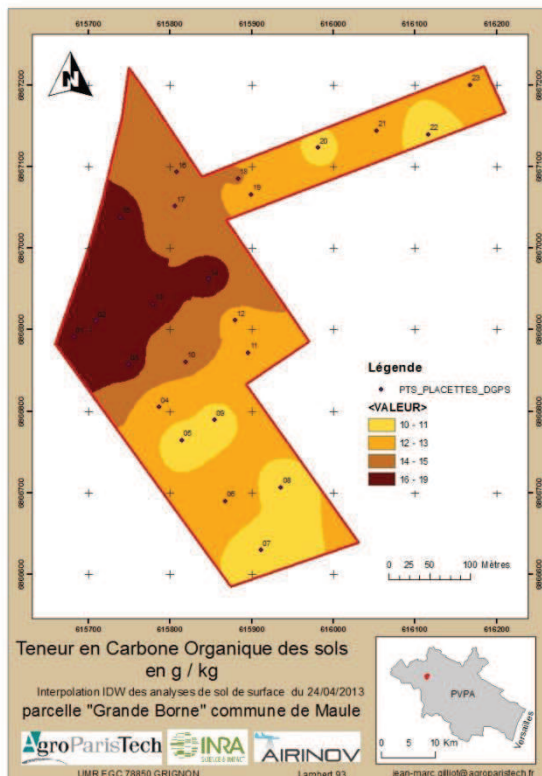
La correction des réflectances avec le modèle de l'équation 7 a donc permis une amélioration de 18% de la précision de l'estimation du CO par rapport au modèle sans correction.



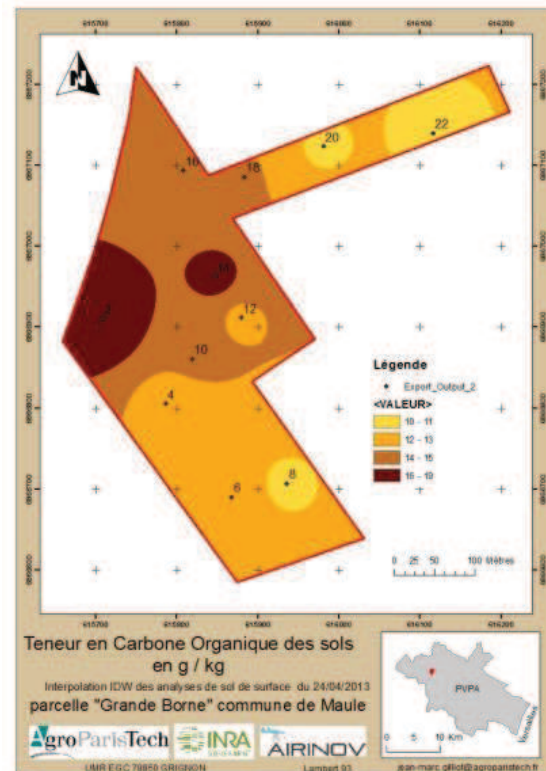
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 16 : Spatialisation du modèle de prédiction de la teneur en CO des sols (b) à partir de l'image drone multispectrale (a) et comparaison avec de simples interpolations spatiales des analyses de sol avec les 23 points initiaux (b) et avec 11 points (d).

3.7. Spatialisation du modèle de CO

La figure 17 présente le lissage spatial à 1 m de résolution (b) de l'image initiale (a). En effet les variations de CO dans la parcelle ne peuvent pas être considérées comme significatives à l'échelle infra-métrique, voire de quelques mètres. Les détails apparaissant à cette très haute résolution peuvent être considérés comme du bruit pour une telle application.

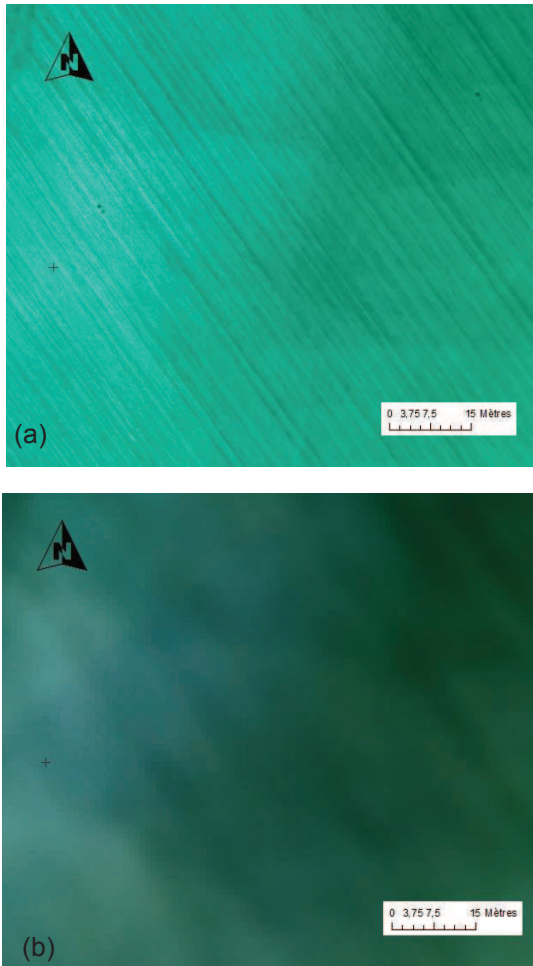


Figure 17 : Le rééchantillonnage de l'image drone (a) composition coloré infrarouge couleur à 15 cm de résolution, (b) la même image rééchantillonnée à 1 m.

La carte des teneurs en CO issue de la spatialisation du modèle de l'équation 8 est représentée en Figure 16b. La carte 16c a été produite par interpolation IDW avec l'ensemble des 23 points d'analyse de sol, alors que pour la carte 16d seuls 11 points régulièrement répartis ont été utilisés.

Tableau 4 : Statistique des surfaces en ha par classe de teneur en CO (g/kg) pour chaque carte de spatialisation du CO.

Méthode	9-11	12-13	14-15	16-21
Modele PLSR	2,5	4,1	3,7	2,6
IDW 23 pts	2,2	4,9	3,3	2,5
IDW 11 pts	1,4	5,0	4,9	1

Même si les surfaces des différentes classes sont relativement proches dans les différentes cartes (Table 4), on voit bien spatialement sur la figure 16 qu'il y a des différences zone à zone entre les cartes pour une même classe. Pour quantifier ces différences, nous avons calculé les statistiques zonales de la carte IDW (23 points) dans les classes de la carte modèle drone PLSR (Tableau 5). Si on considère par exemple la classe 1 (9-11 g/kg), dans la carte modèle PLSR elle occupe 2,5 ha et pour les 2,2 ha qui ont été affectés en classe 1 dans la carte IDW23 (Tableau 4), on s'aperçoit dans le Tableau 5, que seuls 1,18 ha se trouvent bien dans les zones PLSR1, le reste est réparti dans les zones PLSR2 (0,88 ha) et PLSR3 (0,11 ha).

Tableau 5 : Statistiques zonales en ha des classes de CO de la carte IDW 23 points dans les zones définies par les classes de CO de la carte du modèle drone PLSR.

	IDW 1	IDW 2	IDW 3	IDW 4
PLSR 1	1,18	1,23	0,087	0
PLSR 2	0,88	2,44	0,77	0
PLSR 3	0,11	1,09	1,92	0,55
PLSR 4	0	0,11	0,51	1,99

La carte IDW est moins détaillée spatialement que la carte calculée à partir de l'imagerie drone, en effet la carte IDW n'est qu'une interpolation spatiale de seulement 23 mesures, alors que la carte PLSR à la résolution de 1 m, repose sur 130000 pixels soit 130000 mesures de réflectance. La finesse spatiale de la carte IDW peut être améliorée en densifiant l'échantillonnage des points d'analyse de sols, toutefois le coût serait vite prohibitif.

4. Conclusions

Dans cette étude, nous avons montré que la qualité de la réponse spectrale du capteur multiSPEC 4C et la précision géographique de l'imagerie du drone utilisé, permettent une exploitation par des approches de télédétection de ces données. Nous avons démontré la capacité à construire à partir de ces données un modèle de prédiction spatialisé des teneurs en CO de l'horizon travaillé des sols agricoles. Nous avons introduit un modèle simplifié pour corriger les effets de la rugosité et de l'humidité sur la réflectance des sols nus, afin d'améliorer la qualité de la prédiction des teneurs en CO. Nous avons pu constater que même si la précision de la teneur en elle-même était limitée par la performance prédictive du modèle, le fait qu'il s'appuie sur une donnée image spatialement exhaustive, permet d'atteindre une plus grande précision cartographique qu'une interpolation spatiale de données d'analyse.

La précision spatiale de la carte du CO défini par le modèle est en adéquation avec une utilisation opérationnelle en agriculture de précision, pour piloter les amendements organiques destinés à améliorer les teneurs en CO [Noirot-Cosson et al., 2013]. Néanmoins, notre approche n'a été validée que pour un petit nombre de placettes de sol et au moyen de validation croisée. Nous prévoyons de recueillir un jeu supplémentaire de placettes afin d'en évaluer le biais, et l'erreur de prédiction selon une procédure de validation externe. Des placettes supplémentaires

permettraient aussi de tester l'influence du calcaire et/ou de la pierrosité sur la prédiction. Il serait aussi intéressant de travailler sur une méthodologie permettant de réduire le nombre de point de calage nécessaires à la construction de la prédiction du CO₂, en construisant des modèles, par type de sol, en fonction des conditions de surface et de tester leur généralité entre parcelles ou à différentes échelles spatiales. Enfin l'utilisation du drone pour le suivi d'expérimentations agricoles au champ, nous est apparue comme un outil très efficace de suivi spatialisé du milieu et des pratiques agricoles, principalement parce qu'il nous donne la capacité de maîtriser pleinement le moment de la mesure et d'être ainsi parfaitement synchrone avec un événement naturel, une pratique agricole ou une campagne de mesures sur le terrain. Sa souplesse d'utilisation permet aussi d'envisager d'augmenter le nombre d'acquisitions, pour un suivi temporel beaucoup plus fin des phénomènes étudiés.

Remerciements

Ce travail a bénéficié du financement de la Direction Scientifique d'AgroParisTech ainsi que du réseau SORE-PRO INRA / AllEnvi (Alliance nationale de recherche pour l'Environnement). Les auteurs remercient Dalila Hadjar (INRA) pour son travail sur les levés DGPS et Christian Hubert, l'agriculteur propriétaire de la parcelle de la Grande Borne, pour sa grande disponibilité ainsi que AIRINOV pour les prises de vues drone.

Références

AFES, 2008. *Référentiel pédologique 2008*. Association française pour l'étude du sol. Collection Savoir-faire. Ed. Quae. 405p.

Baret, F. and Verger, A., 2013. *Report on the development of an algorithm for estimating GAI from UAV images over wheat and rapeseed crops*, INRA, rapport interne.

BRGM, 1967. *Carte géologique au 1/50000 Versailles*.

Chalhoub, M., Garnier, P., Coquet, Y., Mary, B., Lafolie, F. and Houot, S., 2013. *Increased nitrogen availability in soil after repeated compost applications: Use of the PASTIS model to separate short and long-term effects*. *Soil Biology and Biochemistry*, 65, pp.144–157.

Chenu, C., 2002. *Conséquences agronomiques et environnementales du stockage du carbone dans les sols agricoles*. In Contribution à la lutte contre l'effet de serre. Stocker du carbone dans les sols agricoles de France? Synthèse du rapport d'expertise réalisé par l'INRA à la demande du Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable. Paris: INRA, pp. 60–62.

Cierniewski, J., 1987. *A model for soil surface roughness influence on the spectral response of bare soils in the visible and near-infrared range*. *Remote Sensing of Environment*, 23(1), pp.97–115.

Colbach, N., Tschudy, C., Meunier, D., Houot, S. and Nicolardot, B., 2013. *Weed seeds in exogenous organic matter and their contribution to weed dynamics in cropping systems. A simulation approach*. *European Journal of Agronomy*, 45, pp.7–19.

Denis, A., Stevens, A., van Wesemael, B., Udelhoven, T. and Tychon, B., 2014. *Soil organic carbon assessment by field and airborne spectrometry in bare croplands: accounting for soil surface roughness*. *Geoderma*, 226–227, pp.94–102.

García Moreno, R., Saa Requejo, A., Tarquis Alonso, A.M., Barrington, S. and Díaz, M.C., 2008. *Shadow analysis: A method for measuring soil surface roughness*. *Geoderma*, 146(1–2), pp.201–208.

Gilliot J.-M., de Junet A., Guillen C., Michelin J., Vaudour E. and Cambier P., 2010. *Cartographie des teneurs en carbone organique des sols agricoles de la plaine de Versailles par spectroscopie proche-moyen infrarouge*. In 10èmes rencontres HelioSPIR : Applications de la spectrométrie infrarouge en science du sol. Agropolis Montpellier.

Gilliot J.M., Michelin J. and Vaudour E., 2012. *Une chaîne de traitement automatique pour l'estimation de la rugosité des sols agricoles par photogrammétrie 3D à partir de photographies prises sans contraintes pour le suivi radiométrique des sols*. *Colloque des 11e journées d'étude des sols*, pp.244–245.

Muller E. and Décamps H., 2001. *Modeling soil moisture–reflectance*. *Remote Sensing of Environment*, 76(2), pp.173–180.

Noirot-Cosson P.E., Vaudour E., Aubry C., Gilliot J.M., Gabrielle B., Houot S., 2014. *Scenarios of organic amendment use to increase soil carbon stocks and nitrogen availability in cropped soils at the territory scale: spatial and temporal simulations with the NCSOIL/CERES-EGC crop model*. *Geophysical Research Abstracts*, EGU General Assembly 2014, Vienna, Austria, Vol. 16, EGU2014-2656.

Vaudour, E. et al., 2013. *Potential of SPOT Multispectral Satellite Images for Mapping Topsoil Organic Carbon Content over Peri-Urban Croplands*. *Soil Science Society of America Journal*, 77(6), p.2122.

Verger, A., Vigneau, N., Chéron, C., Gilliot, J.-M., Comar, A. and Baret, F., 2014. *Estimates of green area index from UAV over wheat and rapeseed crops*. *Remote Sensing of Environment*. En cours de publication.