Aporte de la espectroscopia a la estimación de carbono orgánico de los suelos de la planicie de Versalles, Francia

Contribution of spectroscopy to soil organic carbon estimation in the plains of Versailles, France

Guillén Carlos E.¹, Dávila Mirian J.¹, Gilliot Jean-Marc² y Vaoudour Emmanuelle²

Recibido: febrero, 2012 / Aceptado: septiembre, 2012

Resumen

En la actualidad, el reto es comprender la distribución espacial del carbono orgánico (CO) para evaluar su almacenamiento y la fertilidad del suelo. La teledetección permite estudiar a escalas territoriales propiedades espectrales de la superficie asociadas a características del suelo. Se desarrolló un método basado en la espectroscopia de terreno y de laboratorio para predecir el CO. La predicción se realizó en 12 parcelas de suelo desnudo de la planicie de Versalles, Francia. Se estimó a partir de una regresión de mínimos cuadrados parciales calculada sobre 182 bandas en el dominio de 350-2500 nm. La predicción del CO en terreno fue aceptable, con un R² de 0,61 y un error de 4,1 g CO kg⁻¹ de suelo seco. En laboratorio, el modelo fue más ajustado con un R² de 0,84 y un error de 2,55 g CO kg⁻¹ de suelo seco. Estos aportes metodológicos permiten obtener informaciones pedológicas con precisión aceptable.

Palabras clave: Suelo; espectroscopia; carbono orgánico; reflectancia; PLSR.

Abstract

At present, it is necessary to understand the spatial distribution of soil organic carbon (OC), so as to assess carbon storage and soil fertility. Remote sensing allows at territorial scales evaluating the spectral properties of surfaces associated with the ground. A method based on field and laboratory spectroscopy to predict the OC was developed. The prediction was done on 12 agricultural plots of bare soil in the plain of Versailles, France. The estimation was carried out with a partial least square regression calculated over 182 bands in the domain of 350-2500 nm. The field model was acceptable, with a R2 of 0. 61 and an error of 4.1 g OC kg-1 of dry soil. The laboratory model was further adjusted with an R2 of 0.84 and an error of 2. 55 g OC kg-1 of dry soil. These methodological contributions allow obtaining the pedological information with acceptable accuracy.

Key words: Soil; spectroscopy; organic carbon; reflectance; PLSR.

¹ Academía de Ciencias Agrícolas de Venezuela (ACAV), Laboratorio de Geomática, Barinas-Venezuela. Correo electrónico: guillencarlos4@gmail.com; miriandavila@gmail.com

² UMR INRA/ Agro Paris Tech «Environnement et Grandes Cultures », Equipe Sol, AgroParisTech, Av. Lucien Brétignières, 78850 Thiverval-Grignon-France

1. Introducción

La heterogeneidad de las propiedades físicas y químicas del suelo a diferentes escalas complica la elaboración de las cartas pedológicas, que son una herramienta importante de gestión de los espacios agrícolas. El método clásico de elaboración de estas cartas, por muestreo pedológico y análisis de laboratorio, es largo y costoso. Se busca cada vez más la utilización de sensores que permitan automatizar a menor costo la medida de ciertas propiedades del suelo. La estimación del secuestro del carbono orgánico. bajo forma de materia orgánica, es un factor importante que hoy en día es objeto de numerosos estudios a diferentes escalas de tiempo y espacio (Arrouays et al., 2003; Huang et al., 2007a, 2007b; Nyssen et al., 2008; Wang et al., 2009, 2010; Han et al., 2010); dentro del contexto de la lucha contra el incremento de gases de efecto invernadero en la atmósfera (Maia et al., 2009; Lal, 2004) y de la sustentabilidad de la calidad agrícola del suelo.

La fuerte variabilidad del almacenamiento del CO en el suelo y la incertidumbre que ello genera, dificulta su cuantificación en el tiempo (Arrouays *et al.*, 2003). Diferentes escenarios de supervisión y cuantificación del carbono orgánico almacenado en el suelo se han desarrollado en territorio francés. El tiempo promedio de estimación necesario para la detección de un cambio en el almacenamiento del CO ha alcanzado hasta 25 años (Arrouays y Saby, 2003). Por tanto, es de gran importancia el desarrollo de técnicas de medida de CO más sistemáticas como la que se plantea en este trabajo.

La espectroscopia a través del estudio de las propiedades de reflexión de los cuerpos, ha demostrado su potencial para estimar el contenido de CO del suelo, ya que se ha establecido una relación estrecha entre la reflectancia y las propiedades físico-químicas del suelo (Brown et al., 2006; Viscarra et al., 2006). Los comportamientos espectrales de un objeto son descritos por su reflectancia o su absorbancia en función de las longitudes de onda del espectro electromagnético. La reflectancia es definida por la relación de la intensidad de la energía reflejada por la superficie de la tierra y la energía incidente sobre esta superficie.

Las estimaciones espectroradiométricas han sido realizadas por diferentes investigadores tanto en laboratorio (Viscarra *et al.*, 2006; Jester & Klik, 2005; Meléndez *et al.*, 2008; Vasques *et al.*, 2008; Brown *et al.*, 2005; Mouazen *et al.*, 2006) como en campo (Eshel *et al.*, 2004). Estas estimaciones son frecuentemente combinadas con imágenes de satélite (Kooistra *et al.*, 2003; Nanni y Dematte, 2006; Berthier *et al.*; 2008; Gómez *et al.*, 2008b, Stevens *et al.*, 2008).

El dominio espectral tomado en cuenta difiere según los estudios. Las gamas del visible (400-700 nm), infrarrojo cercano (700-1.400 nm) y medio (1.400-2.500 nm), son los más frecuentemente empleados para la estimación de las propiedades de los suelos (Brown *et al.*, 2005; Mouazen *et al.*, 2006; Viscarra *et al.*, 2006; Morgan *et al.*, 2007, 2009; Gómez et al., 2008a; Meléndez et al. 2008; Sankey et al. 2008; Vasques et al., 2008). Los factores que afectan la reflectancia del suelo son complejos, variables v tienen frecuentemente una acción combinada. Un ejemplo de ello lo conforma la rugosidad superficial (Jester & Klik, 2005), el contenido de carbono orgánico (Vasques et al., 2008; Gómez et al., 2008b; Berthier et al., 2008; Stevens et al., 2010), los agregados superficiales del suelo (Eshel et al., 2004), el contenido en hierro (Fontes & Carvalho, 2005; Sellitto et al., 2009) y el contenido de agua (Kooistra et al., 2003; Eshel et al., 2004; Mouazen et al., 2006; Viscarra et al., 2006); éstos contribuyen a reducir la reflectancia del suelo. Por el contrario. los suelos con altos contenidos de carbonatos (Meléndez et al., 2008; Lagacherie et al., 2008) y de texturas arenosas (Viscarra et al., 2006; Santra et al., 2009) producen un incremento de la reflectancia.

Este trabajo está enmarcado dentro del programa de intensificación ecológica de sistemas de producción agrícola para el reciclaje de desechos (ISARD) de las instituciones francesas de Investigación en Agricultura (INRA) y la universidad AgroParisTech (Houot et al., 2006); y tiene por objetivo establecer una relación estadística entre las medidas espectrales y la variable pedológica que nos interesa. Para esto se utiliza la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR), que es dentro de los métodos estadísticos, el más utilizado para predecir las propiedades del suelo a partir de datos espectrales (Brown et al., 2005; Mouazen et al., 2006; Berthier et. al., 2008; Vasques et *al.*, 2008; Gómez *et al.*, 2008a; Gómez *et al.*, 2008b). Se empleó la espectroradiometría de terreno y de laboratorio de manera de simplificar la predicción del contenido de carbono orgánico (CO), bajo un dispositivo de medida sobre un conjunto de parcelas caracterizadas por diversos tipos de suelos.

2. Materiales y métodos

2.1 Descripción de la zona de estudio

La zona de estudio cubre una superficie aproximada de 222 km² de la planicie de Versalles y terrazas de los Alluets (PVTA), situada a unos 30 km al oeste de Paris, Francia (Figura 1). La mayor proporción de la superficie esta ocupada por cultivos cerealeros (maíz, trigo y cebada) y por los bosques del Rey Marly y Santa Apolline. Los suelos de la planicie de Versalles son principalmente calcáreos, coluvial, de textura limosa loesica (Crahet, 1992).

2.2 Selección de las parcelas de medición

Las unidades de medida fueron seleccionadas a partir de la carta pedológica (1:50.000) y de un reconocimiento en el terreno, de manera de obtener sitios homogéneos bajo suelo desnudo, que representen las 11 unidades más contrastantes de la carta pedológica (Crahet, 1992). Los criterios de selección estuvieron basados en el contenido de carbonatos, variabilidad en texturas y materia orgánica, así como también la condición de suelo



Figura 1. Zona de estudio PVTA: Planicie de Versalles y Terrazas de los Alluets

desnudo o su preparación para la siembra. Se obtuvo de la selección doce parcelas que a principio del mes de marzo se encontraban en preparación para la siembra de cebada (Figura 2); en ellas se instalaron 49 sitios de medición. Los 49 sitios de medición fueron geográficamente ubicados con un GPS diferencial de 50 cm de precisión.

2.3 Dispositivo de medición en campo

Las mediciones espectrales y muestreo de suelo fueron realizadas sobre un cuadrante (píxel) de 2,7 m de cada lado. Éste a su vez fue subdividido en seis sub-pixeles de 0,9 m de cada lado, dejando un corredor central para realizar las medidas sin distorsionar las condiciones de super-



Figura 2. Distribución de las 12 parcelas de medida

ficie del suelo. Las medidas espectrales fueron realizadas sobre cada sub-píxel de frente al sol, con el objeto de no sombrear el punto de medición y con ello no afectar la medida (Figura 3).

2.4 Mediciones y muestreos realizados

Se realizó un muestreo de suelo sobre los primeros 8 cm de profundidad en la parte

central de los seis sub-píxeles del dispositivo de medición (pixel), para luego mezclarlas y obtener una muestra representativa de cada uno de los 49 dispositivos de medición. Los análisis realizados sobre las muestras fueron: contenido de CO, carbonatos, hierro cristalino, granulometría, capacidad de intercambio catiónico (CIC), pH en agua, nitrógeno total, amonio y nitrato. Las muestras de suelo fueron anali-



Figura 3. Esquema del píxel. Unidad elemental de trabajo

zadas en el laboratorio de análisis de suelo del INRA de la región de Arras. De igual forma, sobre el terreno se describieron las condiciones de superficie de suelo, cobertura de nubes, encostramiento, presencia de hierbas y materiales gruesos. La variabilidad vertical del suelo de cada píxel fue descrita bajo la realización de un barreno. Otro parámetro de importancia a describir en campo es la rugosidad (Cierniewski & Karniele, 2003; Wu et al., 2009), elemento necesario para evaluar la sombra que genera la tortuosidad del terreno. Para esto se diseño un distanciometro o rugosimetro que, apoyado con el cálculo del índice de la cadena (Saleh, 1993), permite identificar el grado de rugosidad del terreno. Información cualitativa y cuantitativa que ayuda a la interpretación de los espectros de reflectancia.

2.5 Mediciones espectroradiométricas

El rango del espectro empleado en el trabajo fue el VIS y el NIR, ya que la mayor respuesta del suelo se encuentra en este rango (Kooistra et al., 2003; Eshel et al., 2004; Brown et al., 2006; Berthier et al., 2008; Lagacherie et al., 2008). Se utilizó el espectroradiómetro ASD FieldSpec Pro con un ángulo de abertura de 25° y un dominio espectral que oscila desde 350 a 2.500 nm, de resolución espectral de 3 nm en 700 nm y de 10 nm desde 1.400 a 2.500 nm; con un intervalo de muestreo de 1,4 nm entre 350-1.050 nm y de 2 nm entre 1.000 y 2.500 nm. Las medidas espectrales en campo se realizaron más o menos dos horas del medio día solar correspondiente al sitio de medida,

esto con el fin de reducir los efectos de sombra por la rugosidad del suelo asociados al ángulo de inclinación del suelo. El ASD *FieldSpec Pro* no mide de manera simultánea la energía incidente, por tanto se empleo un blanco de referencia *Spectralon*® de 0,30 x 0,30 m² de 98 % de reflectancia para optimizar y calibrar las medidas de cada píxel (Figura 4a). La altura del sensor fue fijado a 80 cm de altura sobre una proyección circular sobre el suelo de 35 cm de diámetro (Figura 4b). Sobre cada sub-píxel se tomaron 10 mediciones espectrales.

Las medidas espectrales bajo condiciones controladas en laboratorio fueron realizadas con el espectroradiómetro ASD FieldSpec Pro equipado con el accesorio Contact Probe®, el cual posee su propia fuente de iluminación. Para la calibración del equipo se utilizó un blanco de referencia Spectralon® de 0,09 x 0,09 m² de 98 % de reflectancia. La configuración del dispositivo consistió en colocar el lente del Contact Probe® hacia arriba. La medición de la muestra de suelo secada y tamizada (2 mm) fue realizada a través de una placa de petri transparente de vidrio, colocada sobre el lente (Figura 5). Se realizaron 10 mediciones espectrales por cada muestra de suelo. El espectro fue tomado entre las longitudes de onda 350-2.500 nm.

2.6 Pre-tratamiento espectral y análisis de datos

Con el fin de reducir el tamaño de los datos y evitar el ruido de los espectros, se promedió las 10 repeticiones o medi-



Figura 4. Calibración del objetivo de referencia Spectralon® (a), y medida de reflectancia del suelo con el espectroradiométro ASD FieldSpec Pro®. (b)



Figura 5. Medida de muestra de suelo en laboratorio

ciones espectrales de cada sub-píxel (60 por píxel). Este promedio da un espectro representativo de una superficie de 7,3 m² (área de píxel). Para cada una de estas curvas de espectros representativos, se realizó un pre-tratamiento estándar (Vasques *et al.*, 2008; Sankey *et al.*, 2008; Morgan *et al.*, 2009), el cual consistió en promediar las 2.151 bandas de 1 nm de longitud (re-muestreado por el ASD *FieldSpec Pro*) a 10 nm de longitud, siendo la pérdida de información mínima. Para los espectros medidos sobre el terreno se seleccionaron y borraron los espectros con mayor ruido, correspondiente a las ventanas radiométricas entre 1.325-1.445 nm, 1.805-1.945 nm y 2.405-2.500 nm (Kooistra *et al.*, 2003; Eshel *et* *al.*, 2004; Mouazen *et al.*, 2006; Viscarra *et al.*, 2006), lo que redujo a 182 bandas promediadas a 10 nm.

2.7 Regresión de mínimos cuadrados parciales o PLSR

Tradicionalmente los métodos matemáticos de regresión han sido empleados para la predicción de una variable de interés a partir de variables medidas, con el fin de construir un modelo de predicción. Los espectros presentan una fuerte coliniaridad entre las bandas espectrales. Lo que no permite utilizar directamente los métodos de regresión lineal sobre los datos, sino que se deben descorrelacionar, aplicando una transformación. El método de regresión de los mínimos cuadrados parciales o PLSR, es un método de regresión lineal que utiliza una transformación, permitiendo descorrelacionar las variables colineales y crear nuevas variables llamadas 'Variables latentes (VL)' (Viscarra et al., 2006; Wold et al., 2001) o componentes. Algunos autores ya lo han utilizado para estimar el carbono orgánico (Brown et al., 2005; Mouazen et al., 2006; Berthier et. al., 2008; Vasques et al., 2008; Gómez et al., 2008a, 2008b). Un elemento importante a tomar en cuenta es el número de componentes o VL (Moeys, 2007). Para estimar la coherencia del modelo en función del número de VL, se calcula el coeficiente de correlación lineal de Pearson (R) o su valor al cuadrado (R²). De manera de estimar la calidad de la regresión, se calcula el error promedio cuadrático de la predicción (RMSEP):

$$RMSEP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (z_i - ze_i)^2}{n}}$$

Donde \mathbf{z} es el valor medido, \mathbf{ze} el valor estimado por el modelo y \mathbf{n} el número de valores considerados.

Para la elaboración del modelo se separó las muestras de los 49 dispositivos de medida en dos grupos, uno para calcular el modelo y el otro para su validación. Esta separación de la muestra se realizó de forma automática y aleatoria. Se obtuvo 24 individuos (datos) para establecer la relación de la regresión y 25 individuos para la validación. Para evitar el efecto de muestreo en el RMSEP del modelo, se empleó el método de validación cruzada en su variante *Leave One Out* (LOO). A partir de este valor se determinó el número de VL que se ajusta al modelo.

Los cálculos de PLSR se realizaron con el software R versión 2.11.0.

3. Resultados

3.1 Características pedológicas de los horizontes de superficie

Los 49 sitios de las 12 parcelas que fueron objeto de medidas espectrales sobre el terreno, sus horizontes superficiales fueron caracterizados en campo como suelos de una gama de color que oscila entre marrón grisáceo muy oscuro (10 YR 3/2) a marrón amarillento oscuro (10 YR 4/6). En laboratorio, una vez procesadas las muestras (secadas y tamizadas), los suelos oscilaron en una gama de colores que va desde el marrón grisáceo oscuro (10 YR 4/2) a marrón amarillento (10 YR 5/6) (Figura 6).

Los suelos descritos presentan texturas que van desde limosas (L) hasta arcillo limosas (AL). Los valores de carbono orgánico encontrados en las muestras de suelo oscilan entre 10,2 a 35,9 g CO kg⁻¹ de suelo seco; lo que se traduce en una amplitud de valores de reflectancia que oscilan sobre el terreno entre 15 y 18 %, y en laboratorio hasta un 28 % (Figura 6), presentando una distribución efectiva asimétrica concentrada entre los valores de 10 y 22 g CO kg⁻¹ de suelo seco. Las muestras de suelo presentaron bajos contenidos de hierro (entre 0,6 y 1,2 g Fe 100 g-1 de suelos seco), débilmente carbonatado a muy carbonatado (449 g CaCO3 kg⁻¹ de suelo seco).

3.2 Modelos de predicción de carbono orgánico de suelos a partir de la espectroradiometría

Para la construcción del modelo a partir de los 24 individuos, se empleo el PLSR con validación cruzada; determinando un número de variables latentes (VL) de 5 para su predicción. En el mismo se obtuvo un RMSEP de 4,1 g CO kg⁻¹ de suelo seco, y un R² de 0,61 (Figura 7 izquierda).

El método PLSR por validación cruzada fue también utilizado para predecir los contenidos de carbono orgánico en laboratorio, partiendo de una separación aleatoria de las 49 muestras de suelos tomadas sobre el terreno. El coeficiente de regresión obtenido en laboratorio fue de $R^2 = 0.85$ y un error de RMSEP de 2,55 g CO kg⁻¹ de suelo seco (Figura 7 derecha).



Figura 6. Variabilidad de la reflectancia capturada en laboratorio en función del contenido de carbono de la muestra de suelo



Figura 7. Relación entre el contenido de CO estimado por PLSR con validación cruzada a partir de espectros de terreno (izquierda) y de laboratorio (derecha)

4. Discusión de resultados

Con la finalidad de desarrollar un dispositivo de medición espectroradiometrico de las propiedades de suelo del conjunto de las unidades pedológicas de la planicie de Versalles, se evaluaron 49 pixeles, los cuales han permitido la calibración y estimación del carbono orgánico de forma acertada en los dominios del Visible e Infrarojo cercano y medio, los que corrobora los resultados de Stevens *et al.* (2008; 2010).

Con el fin de disminuir el impacto de las variaciones luminosas, se ajustó la frecuencia de calibración sobre el blanco *Spectralon*, ya que el aparato no mide la energía incidente de manera sincrónica con la luminancia del objeto. Esta condición de medida aumenta grandemente el tiempo de medición en campo, sobre todo cuando las condiciones meteorológicas no son estables. Se obtuvo un modelo de predicción de CO por PLSR a partir de espectros medidos en campo, con un coeficiente de correlación de 0,70 y un RMSEP de 3,6 g CO kg⁻¹ de suelo seco. A través de una validación cruzada (VC) aplicada al juego de datos, se demostró que este modelo es poco sensible al método de muestreo; obteniéndose un coeficiente de regresión de VC de 0,61 y un RMSEP de VC de 4,1 g CO kg⁻¹ de suelo seco. Este error de predicción es comparable a los resultados de Berthier *et al.* (2008).

Para la predicción del CO por PLSR, a partir de los espectros medidos en laboratorio, los valores de coeficiente de correlación sin VC y con VC fueron muy cercanos, 0,84 y 0,85 respectivamente. Los RMSEP sin y con VC también estuvieron muy cercanos; 2,66 y 2,55 g CO kg⁻¹ de suelo seco. Estos niveles de predicción son comparables a los resultados que presentan Viscarra *et al.* (2006) y Vasques *et al.* (2006).

La razón por la cual se obtuvo una mejor predicción a partir de los espectros medidos en laboratorio que los de campo esta asociada a las condiciones controladas en laboratorio. La medición espectral en laboratorio fue realizada sobre la misma porción de suelo muestreada a 8 cm, la cual fue enviada al laboratorio para su análisis. A diferencia de la medidas espectrales sobre el terreno, que solo reflejan una fina capa de la superficie del suelo (del orden de tamaño de la longitud de onda). Para mejorar la concordancia entre los análisis de laboratorio y las medidas espectrales sobre el terreno, se debe desarrollar un método de toma de muestra de suelo, con un espesor más pequeño de la superficie, metodología que se torna complicada sobre los terrenos que se encuentran trabajados. Otra razón que explica las diferencias de las predicciones, es que los espectros sobre el terreno fueron capturados bajo condición de suelo fresco, y las mediciones espectrales en laboratorio se realizaron con las muestras de suelo secas y tamizadas.

5. Conclusiones

La metodología de supervisión agrícola de los suelos a partir de la espectroscopia de terreno y de laboratorio, ofrece la posibilidad de evaluar la evolución de los contenidos de carbono orgánicos en amplios territorios a un menor costo.

El presente trabajo confirma la estrecha relación entre el CO y la reflectancia. Las consideraciones para la implementación de la metodología son más frecuentes sobre el terreno que en laboratorio, dado las condiciones de terreno y de nubosidad. Estos tipos de aportes metodológicos permiten obtener informaciones pedológicas sobre diferentes tipos de suelos con bastante precisión.

6. Agradecimientos

Los autores agradecen toda la colaboración prestada por parte del equipo de suelos de la unidad mixta de investigación del INRA / AGROPARISTECH 'Medio ambiente y Grandes Cultivos'.

7. Referencias citadas

- ARROUAYS, D. et N. SABY. 2003. Une simulation de l'utilisation d'un réseau de surveillance pour le contrôle du carbone séquestré dans les sols Détecterons-nous des changements? Étude et Gestion des Sols. 10 (1): 7-17.
- ARROUAYS, D.; FELLER, C. JOLIVET, C.; SABY, N.; ANDREUX, F.; BERNOUX, M. et C. CERRI. 2003. Estimation de stocks de carbone organique des sols à différentes échelles d'espace et de temps. Étude et Gestion des Sols. 10 (4): 347-355.
- BERTHIER, L.; PITRES J. C. et E. VAUDOUR. 2008. Prédiction spatiale des teneurs en carbone organique des sols par spectroscopie de terrain visible-proche infrarouge et imagerie satellite SPOT. Etude et Gestion des Sols. 15: 213-224.
- BROWN, D.; BRICKLEMYER, R. & P. MILLER. 2005. Validation requirements for diffuse reflectance soil characterization models

with a case study of VNIR soil C prediction in Montana. **Geoderma.** 129: 251-267.

- BROWN, D.; SHEPHEERD, K.; WALSH, M.; MAYS, M. & T. REINSCH. 2006. Global soil characterization with VNIR diffuses reflectance spectroscopy. Geoderma. 132: 273-290.
- CIERNIEWSKI, J. & A. KARNIELI. 2003. Virtual surface simulating the bidirectional reflectance of semiarid soils. International Journal of Remote Sensing. 24 (7): 1.469-1.486.
- CRAHET, M. 1992. Carte des sols de VER-SAILLES, échelle 1/50.000. Notice explicative. Service d'étude des sols et de la Carte Pédologique de France, INRA.
- ESHEL, G.; LEVY, G. J. & M. J. SINGER. 2004. Spectral Reflectance Properties of Crusted Soils under Solar Illumination. Soil Science Society of American Journal. 68: 1982-1991.
- FONTES, M. & I. A. CARVALHO. 2005. Colour attributes and Mineralogical Characteristics, Evaluated by Radiometry, of Highly Weathered Tropical Soils. Soil Science Society of America Journal. 69: 1162-1172.
- GOMEZ, C. ; LAGACHERIE, P. & G. COULOU-MA. 2008a. Continuum removal versus PLSR method for clay and calcium carbonate content estimation from laboratory and airborne hyperspectral measurements. Geoderma. 148: 141-148.
- GOMEZ, C.; VISCARRA, R. & A. MCBRATNEY. 2008b. Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field VIS-NIR spectroscopy: An Australian case study. Geoderma. 146: 403-411.
- HAN, F.; HU, W.; ZHENG, J.; DU, F. & X. ZHANG. 2010. Estimating soil organic

carbon storage and distribution in a catchment of Loess Plateau, China. **Geoderma**. 154: 261-266.

- HOUOT, S.; BODINEAU, G.; RAMPON et M. DESCHAMPS. 2006. Essai au champ. Synthèse des principaux résultats 1998-2006. UMR INRA AgroParisTech «Environnements et Grandes cultures» France. 110 p.
- HUANG, B.; SUN, W.; ZHAO, Y.; ZHU, J.; YANG, R.; ZOU, Z.; DING, F. & J. SU. 2007a. Temporal and spatial variability of soil organic matter and total nitrogen in an agricultural ecosystem as affected by farming practices. Geoderma. 139: 336-345.
- HUANG, X.; SENTHILKUMAR, S.; KRAV-CHENKO, A. & QI. J. THELEN K. 2007b. Total carbon mapping in glacial till soils using near-infrared spectroscopy, Landsat imagery and topographical information. Geoderma. 141: 34-42.
- JESTER, W. & A. KLIK. 2005. Soil surface roughness measurement-methods, applicability, and surface representation. Catena. 64: 174-192.
- KOOISTRA, L.; WANDERS, J.; EPEMA, G. F.; LEUVEN, R.; WEHRENS, R. & L. BUY-DENS. 2003. The potential of field spectroscopy for the assessment of sediment properties in river floodplains. Analytical Chemical Act. 484: 189-200.
- LAGACHERIE, P.; BARET, F.; FERET, J.; MA-DEIRA, J. & J. ROBBEZ. 2008. Estimation of soil clay and calcium carbonate using laboratory, field and airborne hyperspectral measurements. **Remote Sensing of Environment**. 112 (3): 825-835.
- LAL, R. 2004. Soil carbon sequestration to mitigate climate change. Geoderma. 123: 1-22.

- MAIA, S.; OGLE, S.; CERRI, C. & C. CERRI. 2009. Effect of grassland management on soil carbon sequestration in Rondônia and Mato Grosso states, Brazil. Geoderma. 149: 84-91.
- MELÉNDEZ, I.; NAVARRO, J.; GOMEZ, I. & M. KOCH. 2008. Identifying optimal spectral bands to assess soil properties with VNIR radiometry in semi-arid soils. Geoderma. 147: 126-132.
- MOEYS, J. 2007. Variabilité spatiale et déterminismes agro-pédologiques du devenir d'un herbicide dans l'horizon de surface.
 Instituto de Ciencias e Industrias de Seres Vivos y el Ambiente. AgroParisTech. Paris-Francia. Tesis doctoral France. 290 p. (Inédito).
- MORGAN, C.; WAISER, T.; BROWN, D. & C. HALLMARK. 2007. In situ characterization of soil clay content with visible near-infrared diffuse reflectance spectroscopy. Soil Science Society American Journal. 71: 389-396.
- MORGAN, C.; WAISER, T.; BROWN, D. & C. HALLMARK. 2009. Simulated in situ characterization of soil organic and inorganic carbon with visible near-infrared diffuse reflectance spectroscopy. Geoderma. 151: 249-256.
- MOUAZEN, A. M.; KAROUI, R.; DE BAER-DEMAEKER, J. & H. RAMON. 2006. Characterization of Soil Water Content Using Measured Visible and Near Infrared Spectra. Soil Science Society American Journal. 70: 1.295-1.302.
- NANNI, M. & J. DEMATTE. 2006. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. Soil Science Society American Journal. 70: 393-407.

- NYSSEN, J.; TEMESGEN, H.; LEMENIH, M.; ZENEBE, A.; HAREGEWEYN, N. & M. HAILE. 2008. Spatial and temporal variation of soil organic carbon stocks in a lake retreat area of the Ethiopian Rift Valley. Geoderma. 146: 261-268.
- SALEH A. 1993. Soil roughness measurement: Chain method. Journal of Soil and Water Conservation, 48 (6): 527-529.
- SANKEY, J.; BROWN, D.; BERNARD M. & R. LAWRENCE. 2008. Comparing local and near-infrared (VisNIR) diffuse reflectance spectroscopy (DRS) calibrations for the prediction of soil clay, organic C and inorganic C. Geoderma. 148: 149-158.
- SANTRA, P.; SAHOO, R.; DAS, B.; SAMAL, R.; PATTANAIK, A. & V. GUPTA. 2009. Estimation of soil hydraulic properties using proximal spectral reflectance in visible, near-infrared, and shortwave-infrared (VIS-NIR-SWIR) region. Geoderma. 152: 338-349.
- SELLITTO, V.; FERNÁNDEZ, R.; BARRÓN, V. & C. COLOMBO. 2009. Comparing two different spectroscopic techniques for the characterization of soil iron oxides: Diffuse versus bi-directional reflectance. Geoderma. 149: 2-9.
- STEVENS, A.; WESEMAEL, B.; BART-HOLOMEUS, H.; ROSILLON, D.; TYCHON, B. & E. BEN-DOR. 2008. Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils. Geoderma. 144: 395-404.
- STEVENS, A.; UDELHOVEN, T.; DENIS, A.; TYCHON, B.; LIOY, R.; HOFFMANN, L. &
 B. WESEMAEL. 2010. Measuring soil organic carbon in croplands at regional scale using airborne imaging spectroscopy.
 Geoderma. 158: 32-45.

Guillén C. E., Dávila M. J., Gilliot J.M. y Vaoudour E.

- VASQUES, G.; GRUNWALD, S. & J. SICKMAN. 2008. Comparison of multivariate methods for inferential modelling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. Geoderma. 146: 14-25.
- VISCARRA, R.; WALVOORT, D.; Mc BRAT-NEY, A.; JANIK, L. & J. SKJEMSTAD. 2006. Visible near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. Geoderma. 131: 59-75.
- WANG, L.; OKIN, S.; CAYLOR, K. & S. MACKO. 2009. Spatial heterogeneity and sources of soil carbon in southern African savannas. Geoderma. 149: 402-408.
- WANG Z. L. & O. J. SUN. 2010. Soil carbon change and its responses to agricultural practices in Australian agro-ecosystems: A review and synthesis. Geoderma. 155: 211-223.
- WOLD, S.; SJÖSTRÖM, M. & L. ERIKSSON. 2001 PLS-regression: a basic tool of chemometrics. Chemometrics and intelligent laboratory systems. 58: 109-130.
- WU, C.; JACOBSON, A.; LABA, M. & P. BAVE-YE, P. 2009. Accounting for surface roughness effects in the near-infrared reflectance sensing of soils. Geoderma. 152: 171-180.