

Caracterización espectral y mineralógica de los suelos del valle del río Cauca por espectroscopía visible e infrarroja (400 - 2.500 nm)

Soil spectral characterization and mineralogy of the Cauca River Valley by visible and infrared (400 - 2,500 nm) spectroscopy

Ernesto Bastidas-Obando^{1,3} y Javier A. Carbonell²

RESUMEN

Las librerías espectrales se utilizan para identificar diferentes tipos de suelo a partir de análisis espectrales que caracterizan su composición mineralógica y química. Los objetivos del presente trabajo consistieron en determinar si existen diferencias en el perfil espectral de los suelos del valle geográfico del río Cauca a nivel de subgrupo taxonómico; y cuantificar en sus perfiles espectrales la abundancia de minerales arcillosos. Por medio de un análisis de conglomerados se seleccionaron las muestras más homogéneas de cada subgrupo taxonómico para construir el perfil espectral de cada uno de ellos. El modelo *linear spectral unmixing* se utilizó para determinar las concentraciones de minerales arcillosos. A nivel de subgrupo taxonómico se observaron diferencias en la magnitud de los perfiles espectrales, así como en sus longitudes de onda a los 1.400, 1.900 y 2.200 nm. El modelo utilizado permite caracterizar de manera objetiva las concentraciones de minerales arcillosos de cada suelo a partir de su perfil espectral.

Palabras clave: librería espectral, perfil espectral, *linear spectral unmixing*, minerales arcillosos.

ABSTRACT

Spectral libraries are used to identify different soil types based on spectral analyses which feature their mineralogical and chemical composition. On these grounds, the objective of the present work consisted in determining whether there are any differences in the spectral profile of the soils of the geographical Cauca Valley at the taxonomic subgroup level; and to assess their spectral profiles in terms of the abundance of clay minerals. By means of cluster analysis we selected the most homogeneous samples of each taxonomic sub group to elaborate its spectral profile. Clay mineral concentrations were determined by means of a linear spectral unmixing model. Differences among taxonomic subgroups were found in both the magnitude of the spectral profiles and their wavelengths (1.400, 1.900 and 2.200 nm). Based on soil spectral profiles, the applied model can be used to objectively characterize clay mineral concentrations.

Key words: spectral library, spectral profile, linear spectral unmixing, clay minerals.

Introducción

La oportunidad de incorporar información digital en los análisis de suelos, por ejemplo la información espectral para la caracterización mineralógica y química, genera un importante avance en los estudios de suelos. El primer investigador que trabajó con la información espectral de los suelos y sus propiedades fue Condit (1970) y después Stoner y Baumgardner (1981). Sus librerías espectrales fueron utilizadas como una herramienta por los investigadores de la ciencia del suelo. Es el caso de Ben-Dor y Banin (1994), quienes determinaron las concentraciones de carbonatos, óxidos de hierro y aluminio en suelos áridos y semiáridos de Israel. Ben-Dor *et al.* (2002) demostraron que por medio de información espectral se pueden identificar áreas con problemas de salinidad. Hill y Schütt (2000) usaron una

función polinómica para caracterizar el contenido de materia orgánica entre los 400 y 1.600 nm. Demattê *et al.* (2004a) estudiaron diferentes patrones espectrales entre los 400 y 2.500 nm para los contenidos de materia orgánica, hierro, limos, arenas y arcillas en suelos del estado de Sao Paulo, Brasil. Nanni *et al.* (2004) demostraron que la información espectral se puede utilizar para la clasificación de los suelos debido a que estos presentan diferencias estadísticamente significativas entre sus perfiles espectrales.

La obtención de la información espectral se debe a la energía reflejada por un cuerpo como resultado de la interacción con los constituyentes del cuerpo. Esta energía resulta principalmente de la interacción de cuatro factores: i) contenido de materia orgánica; ii) humedad del suelo; iii) contenido de minerales, y iv) textura (Van der Meer, 1999). En condiciones

Fecha de recepción: 7 de diciembre de 2009. Aceptado para publicación: 28 de julio de 2010

¹ Departamento de Agronomía, Facultad de Agronomía, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá (Colombia).

² Programa de Agronomía, Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia (Cenicaña), Cali (Colombia).

³ Autor de correspondencia. ebastidaso@unal.edu.co

controladas, los perfiles espectrales son la respuesta a cambios de vibración en los diferentes grupos de átomos que forman las moléculas y los cristales. La información espectral de los suelos capturada entre los 400 y 2.500 nm puede ser recopilada en bases de datos denominadas librerías espectrales. El procesamiento de la información en las librerías espectrales se ha limitado a la correlación entre características del suelo en el perfil espectral, pero los métodos de clasificación de imágenes multiespectrales e hiperespectrales ofrecen una gran herramienta para extraer información de los perfiles espectrales de suelos.

Librerías espectrales

Los departamentos de seguridad tienen una amplia base de datos de huellas dactilares para reconocimiento de los individuos. Por este motivo, si una persona es desconocida y su huella dactilar se encuentra en la base de datos, esta persona será identificada. Las librerías espectrales son similares a las bases de datos de las huellas dactilares, pero en vez de contener huellas dactilares se tienen perfiles espectrales que son únicos a los materiales de la superficie de cada suelo. Estas librerías espectrales pueden ser usadas para efectos de clasificación de imágenes, identificación de perfiles espectrales no conocidos y para la extracción, por medio de algoritmos, de la composición de materiales orgánicos, minerales primarios, arcillas, sales y materiales cristalinos (Brown *et al.*, 2006).

Las librerías espectrales de minerales componentes de la superficie terrestre son muy comunes, y una de las más importantes es la librería espectral de ASTER (Baldrige *et al.*, 2009). Esta librería espectral contiene más de 2.000 perfiles espectrales de materiales naturales. En el caso de suelos, se han desarrollado proyectos para recopilar perfiles espectrales a nivel global, como es el caso del proyecto de caracterización global con suelos de América, Europa, Asia y África. En este proyecto se capturaron 3.768 muestras de suelos de Estados Unidos y 416 muestras de suelos donde 125 muestras se obtuvieron de África, 104 de Asia, 75 de América y 112 de Europa (Brown *et al.*, 2006).

Modelo *linear spectral unmixing*

En la actualidad, el uso de espectroscopía para estudiar las propiedades del suelo se ha enfocado en correlaciones para diferentes longitudes de onda en el perfil espectral, como es el caso de Demattê *et al.* (2004b), en donde se obtuvo una buena correlación a incrementos de calcio y potasio para las longitudes de onda de 760-900, 2.080-2.350, 2.350-2.500 nm para el suelo Typic Quartzipsament, y 760-900, 1.118-1.270, 1.300-1.460, 1.550-1.750 nm para el suelo Typic

Argiudoll. Estos métodos de correlación son específicos para cada tipo de suelo, y no son robustos en el caso de tener un gran número de muestras de suelo. Por este motivo resulta interesante en este estudio implementar otros métodos de análisis espectral para extraer información de imágenes satelitales multiespectrales o hiperespectrales que responden a una variabilidad espacial y espectral.

Los métodos espectrales se basan en la utilización de la información espectral del material observado y correspondencia con perfiles espectrales de referencia, los cuales se denominan *endmembers*, que pueden estar disponibles en librerías espectrales o en imagen de satélite como píxeles puros. Existen diferentes modelos para extraer información de los perfiles espectrales, pero los más relevantes son: redes neuronales y *linear spectral unmixing*.

El modelo de redes neuronales es un método no paramétrico con alta precisión para la extracción de la información de los perfiles espectrales (Atkinson y Tatnall, 1997; Braswell *et al.*, 2003; Foody y Mathur, 2004). Sin embargo, este tipo de modelo es considerado como una caja negra, pues no se tiene conocimiento de los procesos dentro de la red neuronal, posee un diseño complejo en la definición de la red neuronal, y para el entrenamiento de la red neuronal se debe tener un buen número de perfiles de entrenamiento.

El modelo *linear spectral unmixing* es un modelo paramétrico que se ha utilizado para extraer información de los perfiles espectrales conformados de una mezcla de materiales. Este modelo se basa en la teoría que cada perfil espectral contiene una combinación lineal de los perfiles espectrales de los *endmembers* (Adams *et al.*, 1986). Si la relación es lineal, entre mayor sea la respuesta espectral de un determinado *endmember*, mayor será la abundancia de este material en el perfil espectral evaluado. El algoritmo de este modelo se define como:

$$\rho = \sum_{i=1}^m C_i \rho_i + \varepsilon \quad (1)$$

donde ρ es el perfil espectral por analizar, C_i y ρ_i son las fracciones y perfiles espectrales del i_{th} *endmember* y ε es un residual que representa el error del modelo, como la raíz cuadrada del cuadrado medio del error (*Root Mean Square*, RMS). Para solucionar la fracción correspondiente a cada m *endmember* se necesitan al menos m número de ecuaciones, las cuales resultan de iteraciones de la ecuación (1) para las diferentes longitudes de onda, incluyendo la limitante que la suma de las fracciones sea igual a uno. Roberts *et al.* (1998) utilizaron este algoritmo para clasificar entre vegetación y suelo; Lobell y Asner (2004) clasificaron diferentes tipos de

cultivos por medio de información multi-temporal. Pese a que este método tiene sus limitaciones en la selección de *endmembers*, el modelo es ampliamente usado debido a que se puede implementar fácilmente y permite identificar el grado de error en las estimaciones del modelo. Dadas las limitaciones en el número de perfiles espectrales que exigen las redes neuronales para el entrenamiento de las mismas, para este estudio se decidió trabajar con el modelo *linear spectral unmixing*.

En este estudio se pretende determinar a nivel de subgrupo taxonómico los perfiles espectrales de los suelos más relevantes en el valle del río Cauca, para comenzar con la construcción de librerías espectrales de suelos en Colombia. Además, se pretende evaluar el modelo *linear spectral unmixing* para cuantificar la abundancia de los minerales arcillosos en perfiles espectrales de suelos.

Materiales y métodos

Recolección de muestras

Los suelos seleccionados corresponden a los subgrupos de suelos más relevantes por su área en el valle del río Cauca (Tab. 1), ubicados entre los 3° y 5° N y los 76° 22' y 75° 31' W.

TABLA 1. Cobertura de subgrupos taxonómicos de suelos seleccionados.

Subgrupo	Área (ha)
Typic Haplusterts	32.362
Pachic Haplustolls	19.140
Fluventic Haplustolls	18.717
Vertic Endoaquepts	6.322

En la clasificación taxonómica de los suelos identificados en el estudio detallado de suelos IGAC (2005) se utilizó el Sistema Americano (Soil Survey Staff, 2003). Para cada subgrupo taxonómico se localizaron cuatro sitios, como se puede apreciar en la Fig. 1. Para cada sitio se colectaron once muestras aleatorias para un total de 44 muestras por subgrupo taxonómico. Las muestras se tomaron con un barreno tipo holandés en los 20 cm superficiales, dado que los sensores remotos ópticos no tienen la capacidad de penetrar el suelo en profundidad (Ben-Dor *et al.*, 2009).

Las muestras se secaron por un tiempo de 24 h a una temperatura de 50°C terminando con una humedad gravimétrica de aproximadamente 18%. Estas muestras fueron secadas para disminuir el efecto de la humedad del suelo en el perfil espectral (Ben-Dor *et al.*, 1999). Posteriormente se molieron y tamizaron con un tamiz No. 25 de 710 µm (ASC Scientific, Carlsbad, CA).

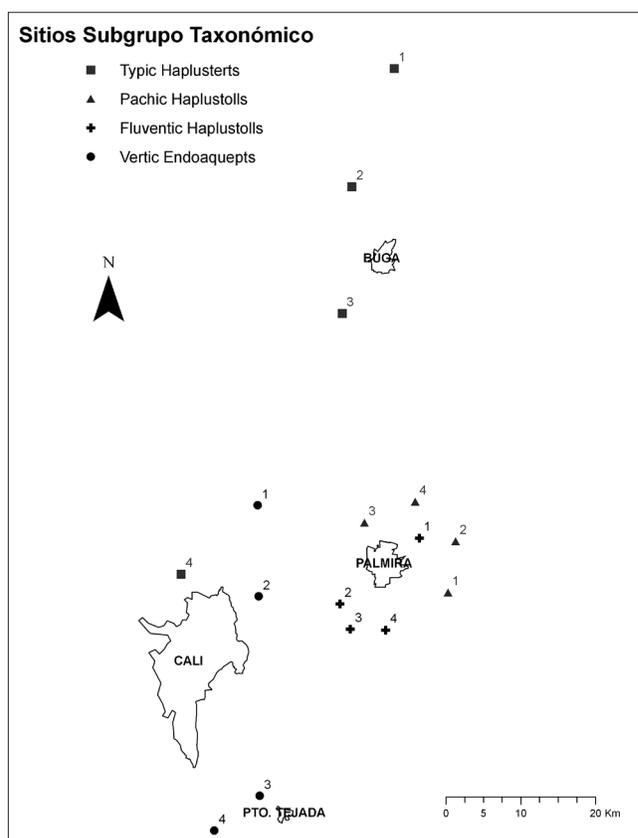


FIGURA 1. Localización de los sitios de muestreo para los subgrupos taxonómicos.

Perfiles espectrales de suelos

Antes de tomar los perfiles espectrales de las diferentes muestras de suelo, se procedió a llenar cajas petri con suelo seco y tamizado asegurando una superficie plana en la superficie de la caja petri. La lectura espectral se tomó con un espectrómetro FOSS NirSystems modelo 6500 (FOSS NIRSystems Inc., Laurel, MD). Este instrumento captura longitudes de onda entre 400 y 2.500 nm con una separación en el espectro electromagnético de 2 nm. Para cada lectura se calibró el instrumento con el spectralon, y se aseguró que cada caja petri guardara la misma posición en el instrumento para no afectar la lectura del perfil espectral. Debido a que el instrumento directamente no proporciona valores de reflectancia sino de absorbancia, se calculó la reflectancia utilizando la ecuación 2.

$$R = \text{antilog}(-A) \quad (2)$$

donde R es la reflectancia y A la absorbancia.

La homogeneidad y heterogeneidad de los perfiles espectrales entre las muestras para cada subgrupo taxonómico se evaluaron por medio de un análisis de conglomerados.

El análisis de conglomerados permite identificar la heterogeneidad y homogeneidad entre las muestras minimizando la suma de cuadrados entre las muestras para un mismo grupo. La heterogeneidad entre las muestras se puede cuantificar con la disminución en el porcentaje de la varianza cuantificada en el coeficiente de correlación semi-parcial (SPRSQ). El coeficiente SPRSQ varía entre 0 y 1, y un grupo de muestras con un valor cercano a 0 se puede considerar altamente homogéneo, y cercano a 1, altamente heterogéneo. Este análisis se desarrolló con el paquete estadístico Statistical Analysis Software (SAS Institute Inc., 2000).

Después de identificar la homogeneidad y heterogeneidad entre los subgrupos taxonómicos de suelos, se seleccionaron las muestras homogéneas para calcular la mediana y definir el perfil espectral para cada subgrupo taxonómico de suelo.

Concentración de minerales

Una vez identificado el perfil espectral para cada subgrupo taxonómico de suelo, se procedió a calcular la abundancia de los minerales arcillosos más relevantes para cada tipo de suelo. Para este propósito se utilizó la librería espectral de minerales de ASTER (Baldrige *et al.*, 2009) disponible en el software ENVI 4.0 (Environment for Visualizing Images, Research Systems Inc., 2003). De esta librería espectral se seleccionaron los *endmembers* para los siguientes

minerales: caolinita, clorita, vermiculita y montmorillonita. En la Fig. 2 se pueden observar los perfiles espectrales para los diferentes minerales arcillosos. Los *endmembers* se utilizaron para cada uno de los perfiles espectrales de los subgrupos taxonómicos de suelo en el modelo *linear spectral unmixing*.

La abundancia de los minerales arcillosos producto del modelo *linear spectral unmixing* se comparó con los análisis de difracción de rayos X realizados por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) para cada subgrupo taxonómico de suelo. La difracción de rayos X se basa en la dispersión de las ondas electromagnéticas en las capas electrónicas de los átomos. Las muestras de polvo de suelo fino son saturadas con potasio (K) y magnesio (Mg). Después las muestras son orientadas con ángulos que varían entre los 3° a 32° e irradiadas con rayos X (Malagón-Castro *et al.*, 1995). Los análisis de difracción de rayos X de las muestras saturadas con K fueron analizadas a 25 y 550°C, y las muestras de saturadas con Mg fueron analizadas a 25°C y con etilen glicol. El análisis de difracción de rayos X generado por el IGAC es de tipo semi-cuantitativo donde se definen las siguientes clases: dominante, con más de 50% de presencia del mineral; abundante, con un rango entre el 50 y 30%; común, con un rango entre el 30 y 15%; presente, con un rango entre 15 y 5%; trazas, con menos de 5%, y dudoso, cuando el mineral no se pudo discriminar.

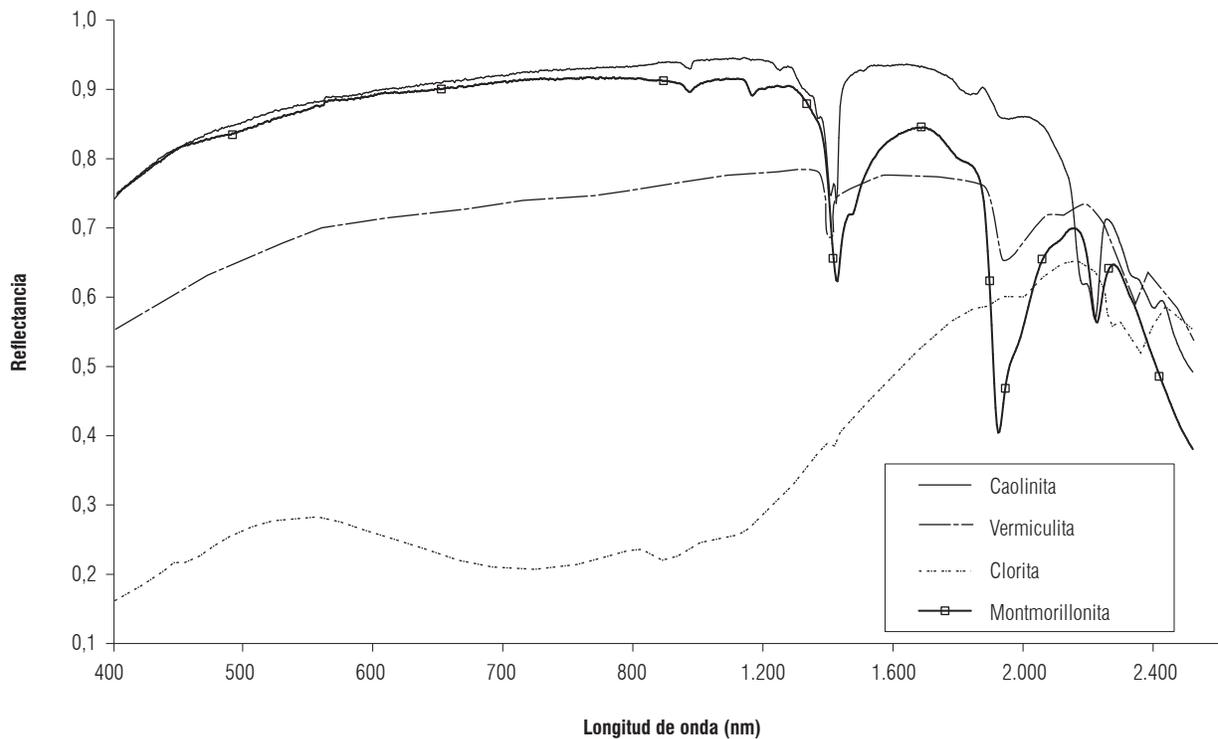


FIGURA 2. Perfiles espectrales de los minerales arcillosos. Reflectancia tiene un rango de 0 a 1.

Resultados y discusión

Perfiles espectrales

El análisis de conglomerados para el subgrupo taxonómico de suelo Typic Haplusterts se puede encontrar en la Fig. 3. Como se puede observar, se presentan dos conglomerados importantes: el primer conglomerado, formado por 26 muestras de los sitios 1, 2 y 3, con un SPRSQ de 0,224; el segundo conglomerado, constituido por 18 muestras de los sitios 3 y 4, con un SPRSQ de 0,042. Con valores de SPRSQ cercanos a cero para ambos conglomerados, se asume una alta homogeneidad en los perfiles espectrales. El conjunto de 44 muestras arroja un SPRSQ de 0,622, por lo que se puede afirmar que hay heterogeneidad entre los 44 perfiles espectrales. Esto se puede explicar por la génesis de los Vertisoles, que son perfiles poco diferenciados que muestran alta heterogeneidad debido al comportamiento físico-químico que tiende a invertir los materiales del suelo (Malagón-Castro *et al.*, 1995). Además, la heterogeneidad también se puede explicar por la distribución espacial de

este subgrupo taxonómico en el valle del río Cauca, como se puede observar en la Fig. 1. Debido a que este subgrupo de suelo presenta una alta heterogeneidad, no solo por su génesis sino también por su distribución espacial y cobertura, se utilizaron todas las muestras para determinar el perfil espectral.

En la Fig. 4 se presenta el análisis de conglomerados para el subgrupo taxonómico Pachic Haplustolls. El primer conglomerado está formado por los perfiles espectrales de 12 muestras, en su mayoría del sitio 1, con un SPRSQ de 0,018. El segundo conglomerado lo constituyen los perfiles espectrales de 32 muestras de los sitios 2, 3 y 4, con un SPRSQ de 0,107. Los valores de SPRSQ cercanos a cero muestran una alta homogeneidad entre las muestras para cada conglomerado. Sin embargo, al agrupar todas las muestras, la varianza aumenta generando un SPRSQ de 0,77. Esto explica una alta heterogeneidad entre las muestras de ambos conglomerados. Tal heterogeneidad puede responder a una inclusión de suelos en donde en el

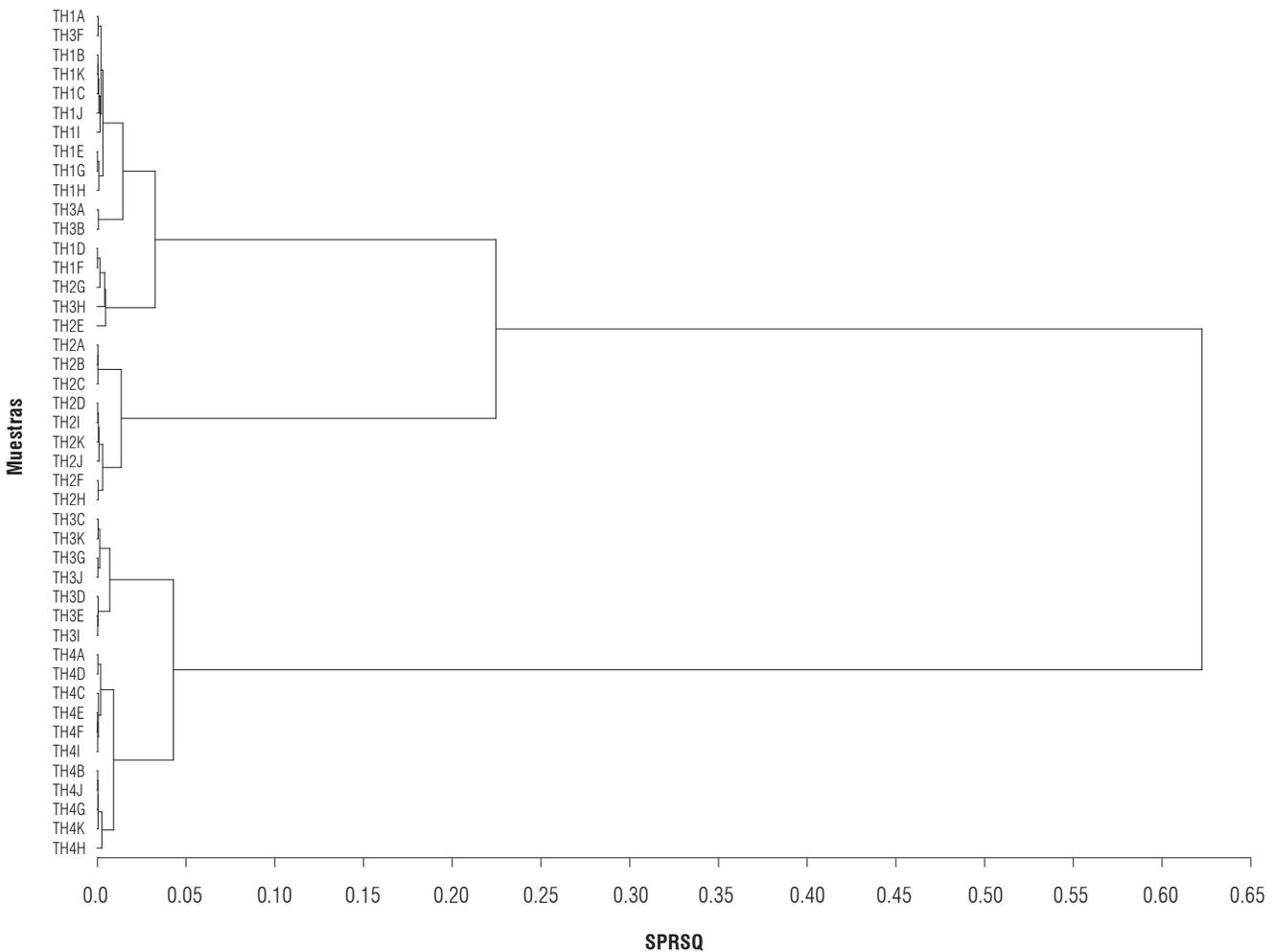


FIGURA 3. Análisis de conglomerados subgrupo Typic Haplusterts (TH) (Fig. 1); 1 al 4, sitios del subgrupo; A – K, muestras del sitio.

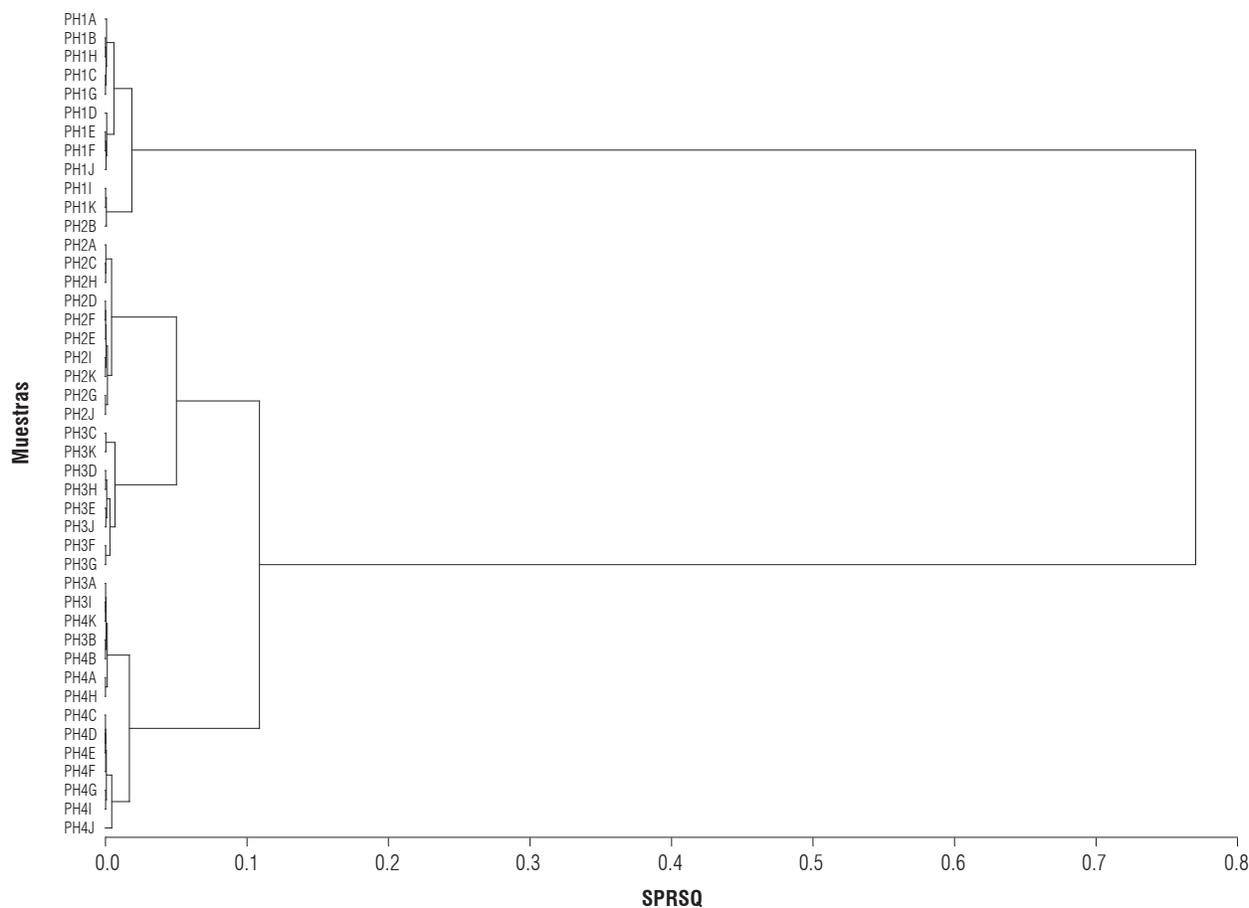


FIGURA 4. Análisis de conglomerados subgrupo Pachic Haplustolls (PH) (Fig. 1); 1 al 4, sitio del subgrupo; A – K, muestras del sitio.

momento de delineación del suelo puede existir, en menor proporción, un suelo que está fuera de la definición taxonómica de los suelos dominantes (IGAC, 2005). Por este motivo, se utilizaron los perfiles espectrales de las 32 muestras correspondientes al segundo conglomerado para extraer el perfil espectral del suelo correspondiente al subgrupo taxonómico.

En la Fig. 5 se presenta el análisis de conglomerados para el subgrupo Fluventic Haplustolls. Como se puede observar, se presenta un conglomerado formado por 12 muestras, que en su mayoría corresponden al sitio 1, con un SPRSQ de 0,076. El segundo conglomerado se encuentra formado por 32 muestras correspondientes a los sitios 2, 3 y 4, con un SPRSQ de 0,174. Al analizar las 44 muestras se genera un SPRSQ de 0,483, valor que se encuentra cercano a cero, por lo que se puede inferir que el conjunto de 44 muestras es homogéneo. Por este motivo se utilizaron todos los perfiles espectrales de las 44 muestras para definir el perfil espectral de este suelo.

En la Fig. 6 se presenta el análisis de conglomerados para el subgrupo Vertic Endoaquepts. El primer conglomerado

se encuentra formado por 31 muestras correspondientes a los sitios 1, 2 y 3, con un SPRSQ de 0,076. El segundo conglomerado está constituido por 13 muestras que en su mayoría corresponden al sitio 4, con un SPRSQ de 0,037. Ambos conglomerados presentan valores de SPRSQ cercanos a cero, por lo que se puede inferir que los perfiles espectrales de las muestras de suelos que conforman cada conglomerado son altamente homogéneos. Al analizar las 44 muestras se obtiene un SPRSQ de 0,842. Este valor permite determinar que los dos conglomerados son altamente heterogéneos, y por tal motivo se seleccionaron los perfiles espectrales correspondientes a las 31 muestras para extraer el perfil espectral de este suelo. La diferencia entre los conglomerados se puede explicar por una posible inclusión en el momento de la delineación del suelo.

Con los perfiles espectrales seleccionados para cada subgrupo taxonómico de suelo se desarrolló un análisis de medianas para construir el perfil espectral representativo para cada suelo. En la Fig. 7 se presentan los perfiles espectrales para cada subgrupo de suelo y se puede observar que no hay diferencias significativas en los perfiles espectrales a

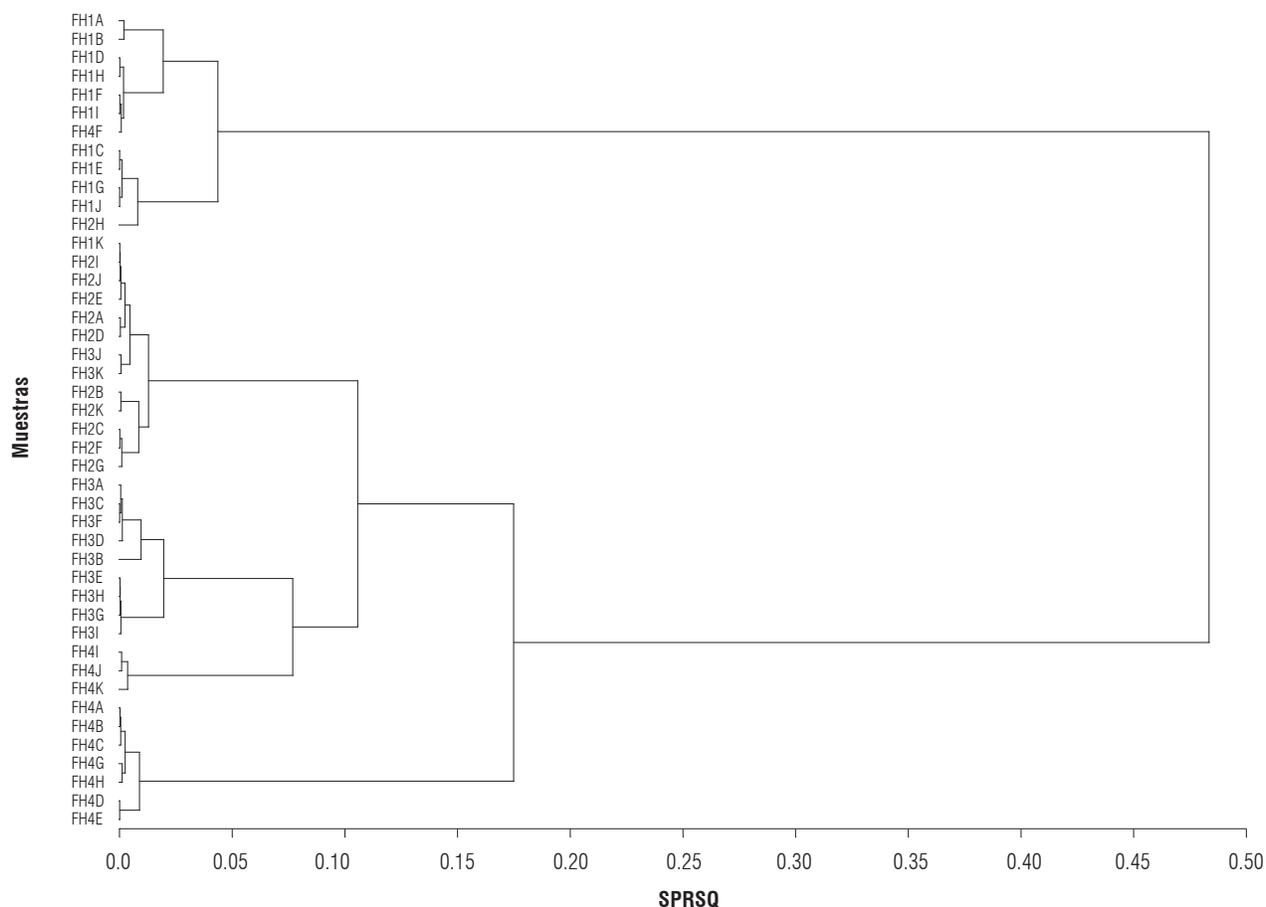


FIGURA 5. Análisis de conglomerados subgrupo Fluventic Haplustolls (FH) (Fig. 1); 1 al 4, sitio del subgrupo; A – K, muestras del sitio.

longitudes de onda entre 400 y 1.000 nm, por la escasa absorción de los suelos minerales en este rango de longitud de onda (Ben-Dor y Banin, 1994). Sin embargo, las diferencias en magnitud para este rango se deben principalmente a minerales de óxido de hierro, que son claramente identificados en la coloración de los suelos. Por ejemplo, se afirma que entre más rojos sean los suelos, mayor es el contenido de hematita y más cóncavo es el perfil alrededor de 550 nm (Sherman y Waite, 1985).

Para las longitudes de onda entre los 1.000 y 2.500 nm se observa que los perfiles espectrales de los suelos Pachic Haplustolls, Typic Haplusterts y Fluventic Haplustolls tienen una tendencia similar, pero presentan diferencias en su magnitud. Esta diferencia responde al contenido de materia orgánica en el suelo, en donde a mayor materia orgánica, menor es la magnitud en el perfil, y a menor materia orgánica, mayor es la tendencia en el perfil (Ben-Dor *et al.*, 1997; Demattê *et al.*, 2004b). Para todos los perfiles de suelos se encuentran diferencias en puntos específicos de absorción, como ocurre a los 1.400 nm, 1.900 nm y 2.200 nm. Estas diferencias responden a la absorción de minerales arcillosos. Por ejemplo, una mayor absorción a los 1.400 y 1.900 nm

responde a minerales de tipo 2:1 y una pobre absorción en estas bandas corresponde a minerales arcillosos del tipo 1:1 (Demattê *et al.*, 2004a). La magnitud de la absorción en los 2.200 nm se relaciona con la presencia de caolinita (Hauff *et al.*, 1990), por lo que se esperaría una mayor concentración de este mineral de arcilla para el subgrupo taxonómico de suelo Typic Haplusterts. Además, el perfil espectral para este suelo presenta una alta heterogeneidad, como se puede observar en su desviación estándar. Esta respuesta se puede asumir por la heterogeneidad presentada en el análisis de conglomerados. Es interesante observar que existen diferencias entre los perfiles Fluventic Haplustolls y Pachic Haplustolls perteneciendo a suelos del orden Mollisol.

Concentración de minerales

Los resultados semi-cuantitativos de los análisis de difracción de rayos X aparecen en la Tab. 2, y las concentraciones de minerales arcillosos provenientes del modelo *linear spectral unmixing* se pueden observar en la Tab. 3.

El subgrupo Pachic Haplustolls presenta en el análisis de difracción de rayos X la montmorillonita como dominante,

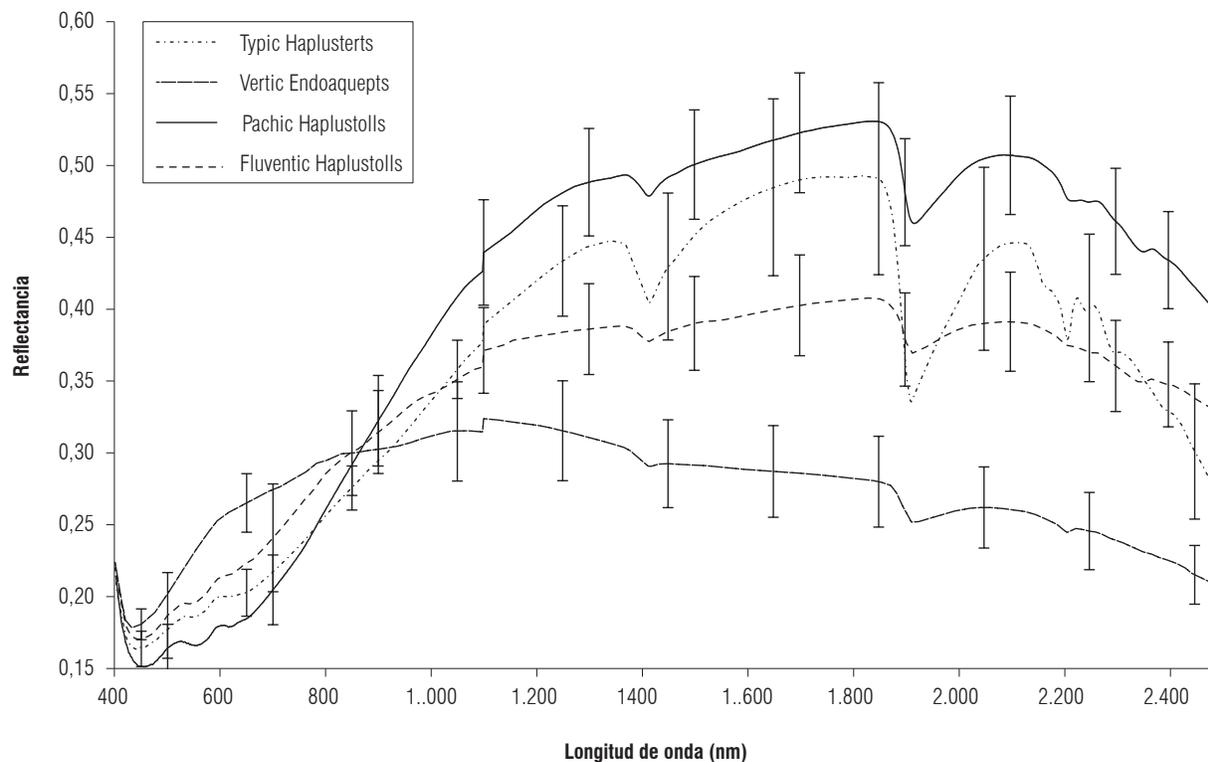


FIGURA 7. Perfiles espectrales de subgrupos taxonómicos de suelos. Reflectancia tiene un rango de 0 a 1.

TABLA 2. Resultados de análisis mineralógico. Difracción de rayos X.

Mineral arcillo	Pachic Haplustolls	Fluventic Haplustolls	Typic Haplusterts	Vertic Endoaquepts
Caolinita	+	++	?	?
Vermiculita	?	?	tr	++++
Clorita	++	+++	?	tr
Montmorillonita	++++	++++	++++	-

++++, dominante (>50%); +++, abundante (30 – 50%); ++, común (15 – 30%); +, presente (5 – 15%); tr, trazas (<5%); ?, dudoso.

TABLA 3. Resultados de concentraciones de minerales arcillosos por medio del modelo *linear spectral unmixing*.

	Pachic Haplustolls (%)	Fluventic Haplustolls (%)	Typic Haplusterts (%)	Vertic Endoaquepts (%)
Caolinita	8	2	14	1
Vermiculita	52	72	0	99
Clorita	30	25	38	0
Montmorillonita	10	1	48	0
RMS	0,014	0,018	0,02	0,02

permita mejorar la respuesta semi-cuantitativa del análisis de difracción de rayos X. En el suelo Pachic Haplustolls, se obtiene una buena correspondencia para los minerales clorita y caolinita; en el suelo Fluventic Halustolls no se logra una buena clasificación para estos minerales, pero se mantiene el orden de abundancia asignando un mayor porcentaje a la clorita seguido de la caolinita.

El análisis de difracción de rayos X para el subgrupo Typic Haplusterts presenta el mineral dominante como montmorillonita; los resultados del modelo clasifican este mineral como abundante, con un 48% de concentración. Los minerales arcillosos clorita y caolinita se clasifican como dudosos, lo que sugiere que en el análisis de difracción de rayos X la información del difractograma puede

estar enmascarada con la de otro mineral. Sin embargo, el modelo presenta concentraciones de 44% para la caolinita y de 38% para la clorita. La vermiculita se clasifica como trazas con el análisis de difracción de rayos X, pero el modelo no registra ningún porcentaje. La descripción de dudoso para la clorita y caolinita genera un alto grado de incertidumbre en los resultados proporcionados por el análisis de difracción de rayos X, por lo que se justifica implementar otro tipo de análisis que permita clasificar la abundancia de estos minerales. La clasificación de trazas para la vermiculita no es identificada por el modelo *linear spectral unmixing*. Posiblemente el nivel de incertidumbre del modelo no permite identificar con precisión concentraciones menores al 5%.

Para el subgrupo Vertic Endoaquepts, se obtuvo correspondencia entre el análisis de difracción de rayos X y el modelo para la vermiculita y la montmorillonita. La clorita se clasificó con una concentración de trazas en el análisis de difracción de rayos X, pero no se obtuvo ningún porcentaje en el modelo. La caolinita se clasificó como dudosa y el modelo calculó un porcentaje del 1%.

Infortunadamente, los rangos de clasificación semi-cuantitativa son muy amplios para poder evaluar la precisión del modelo *linear spectral unmixing*, aunque se presentaron contenidos de minerales con alta correspondencia entre las clases. Con el análisis de difracción de rayos X no se ha desarrollado un método para un análisis cuantitativo de los minerales arcillosos, debido a que son muchos los factores que tienen inherencia en el análisis, como son: el tamaño de la muestra, el espesor del montaje, la posición en el porta-muestras, la homogeneidad de la muestra y la subjetividad en el estudio de los difractogramas (Malagón-Castro *et al.*, 1995). El modelo *linear spectral unmixing* puede discriminar porcentajes para los diferentes minerales arcillosos de manera objetiva con respecto a los *endmembers* de los minerales estudiados. La diferencia más significativa con los porcentajes de minerales entre el modelo y el análisis de difracción de rayos X es cuando se asigna la clasificación dudosa en el análisis de difracción de rayos X. Es importante evaluar la incertidumbre del modelo, porque el modelo tiene inconvenientes con la estimación de minerales con concentraciones menores al 5%. La selección de los *endmembers* puede evaluarse con la raíz cuadrada del cuadrado medio del error (RMS), la cual resulta ser baja para todos los tipos de suelos estudiados.

Conclusiones

Los análisis de conglomerados son una herramienta para evaluar todo el perfil espectral e identificar la heterogeneidad

u homogeneidad de los perfiles espectrales en el nivel subgrupo taxonómico de suelos. Su uso en este estudio permitió definir los perfiles espectrales para el desarrollo de las librerías espectrales.

Existen diferencias para los perfiles espectrales a nivel de subgrupo taxonómico entre los 400 y 2.500 nm. Sin embargo, para poder correlacionar la información de los perfiles espectrales con concentración de minerales arcillosos es preciso tener información cuantitativa. Para este propósito, el modelo *linear spectral unmixing* puede ser más apropiado que los resultados semi-cuantitativos proporcionados con el análisis de difracción de rayos X.

Los modelos para clasificación de materiales en imágenes de satélite, como es el caso del modelo *linear spectral unmixing*, pueden ser implementados para extraer las concentraciones de minerales arcillosos de manera objetiva, utilizando perfiles espectrales de suelos y librerías espectrales de minerales. Además, abren la posibilidad de cuantificar la abundancia de otros compuestos en el suelo de interés agronómico.

El uso de modelos espectrales como redes neuronales se recomienda en futuros estudios con la utilización de la librería espectral de ASTER para la selección de los *endmembers*.

Agradecimientos

Este estudio fue financiado por la Unión Europea, con el proyecto “Caracterización Radiométrica de los Suelos y del Cultivo de la Caña de Azúcar en el Valle del Río Cauca”. Los autores agradecen a Paulo José Murillo de Cenicaña por su colaboración en la lectura de los perfiles espectrales, y a Bernardo Chávez de la Universidad Nacional de Colombia por la implementación del análisis de conglomerados.

Literatura citada

- Adams, J.B., M.O. Smith y P.E. Johnson. 1986. Spectral mixture modeling: a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *J. Geophys. Res.* 91, 8098-8112.
- Atkinson, P.M. y A.R.L. Tatnall. 1997. Neural networks in remote sensing. *Int. J. Remote Sens.* 18, 699-709.
- Baldrige, A.M., S.J. Hook, C.I. Grove y G. Rivera. 2009. The ASTER spectral library version 2.0. *Remote Sens. Environ.* 113, 711-715.
- Ben-Dor, E. y A. Banin. 1994. Visible and near-infrared (0.4 – 1.1 μm) analysis of arid and semiarid soils. *Remote Sens. Environ.* 48, 261-274.
- Ben-Dor, E., S. Chabrilat, J.A.M. Dematté, G.R. Taylor, J. Hill, M.L. Whiting y S. Sommer. 2009. Using Imaging Spectroscopy to study soil properties. *Remote Sens. Environ.* 113 (Sup. 1), 38-55.

- Ben-Dor, E., Y. Inbar e Y. Chen. 1997. The reflectance spectra of organic matter in the visible near-infrared and short wave infrared region (400-2.500 nm) during a controlled decomposition process. *Remote Sens. Environ.* 61, 1-15.
- Ben-Dor, E., J.R. Irons y G.F. Epema. 1999. Soil reflectance. pp. 111-188. En: Rencz, A.N. (ed.). *Remote sensing for the earth sciences: manual of remote sensing*. Vol. 3. 3a ed. John Wiley & Sons Inc., New York, NY.
- Ben-Dor, E., K. Patkin, A. Banin y A. Karnieli. 2002. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data - a case study over clayey soils in Israel. *Int. J. Remote Sens.* 23, 1043-1062.
- Braswell, B.H., S.C. Hagen, S.E. Frolking y W.A. Salas. 2003. A multivariable approach for mapping sub-pixel land cover distributions using MISR and MODIS: application in the Brazilian Amazon region. *Remote Sens. Environ.* 87, 243-256.
- Brown, D.J., K.D. Shepherd, M.G. Walsh, M. Dewayne Mays y T.G. Reinsch. 2006. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma* 132, 273-290.
- Condit, H.R. 1970. The spectral reflectance of American soils. *Photogramm. Eng.* 36, 955-966.
- Demattê, J.A.M., R.C. Campos, M.C. Alves, P.R. Fiorio y M.R. Nanni. 2004a. Visible-NIR reflectance: a new approach on soil evaluation. *Geoderma* 121, 95-112.
- Demattê, J.A.M., M.A.P. Gama, M. Cooper, J.C. Araújo, M.R. Nanni y P.R. Fiorio. 2004b. Effect of fermentation residue on the spectral reflectance properties of soils. *Geoderma* 120, 187-200.
- ENVI Research Systems Inc. 2003. *Environment for visualizing images*. Version 4.0. Boulder, CO.
- Foody, G.M. y A. Mathur. 2004. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 42, 1335-1343.
- Hauff, P.L., F.A. Krauseand y M. Thiry. 1990. Spectral identification and characterization of kaolinite/smectite clays in weathering environments. pp. 898-905. En: *Proc. Australian Remote Sens. Conf. 5th*. Perth, Australia.
- Hill, J. y B. Schütt. 2000. Mapping complex patterns of erosion and stability in dry Mediterranean ecosystems. *Remote Sens. Environ.* 74, 557-569.
- IGAC, Instituto Geográfico Agustín Codazzi. 2005. Estudio detallado de suelos y capacidad de uso de las tierras sembradas con caña de azúcar localizadas en el valle geográfico del río Cauca. Bogotá.
- Lobell, D.B. y G.P. Asner. 2004. Cropland distributions from temporal unmixing of MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 93, 412-422.
- Malagón-Castro, D., C. Pulido-Roa, R.D. Llinás-Rivera, C. Chamorro-Bello y J. Fernández-Lamus. 1995. Suelos de Colombia: origen, evolución, clasificación, distribución y uso. Subdirección de Agrología, Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Bogotá.
- Nanni, M.R., J.A.M. Demattê y P.R. Fiorio. 2004. Análise discriminante dos solos por meio da resposta spectral no nível terrestre. *Pesq. Agropec. Bras.* 39(10), 995-1006.
- Roberts, D.A., M. Gardner, R. Church, S. Ustin, G. Scheer y R.O. Green. 1998. Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models. *Remote Sens. Environ.* 65, 267-279.
- SAS Institute Inc. 2001. *SAS User's guide*. Version 8.1. ed. SAS Institute, Cary, NC.
- Sherman, D.M. y T.D. Waite. 1985. Electronic spectra of Fe⁺³ oxides and oxide hydroxides in the near IR to near U.V. *Amer. Miner.* 70, 1262-1269.
- Soil Survey Staff. 2003. *Key to soil taxonomy*. 9a ed. USDA-Natural Resources Conservation Service, Washington, DC.
- Stoner, E.R. y M.F. Baumgardner. 1981. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Sci. Soc. Amer. J.* 45, 1161-1165.
- Van der Meer, F. 1999. Can we map swelling clays with remote sensing? *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinfor.* 1(1), 27-35.

