



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Uso de la reflectancia difusa - NIR en la determinación de características físicas y químicas de un Oxisol. Carimagüa - Meta

Jesús Hernán Camacho Tamayo

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Agronomía, Escuela de Posgrados
Bogotá, Colombia

2013

Uso de la reflectancia difusa - NIR en la determinación de características físicas y químicas de un Oxisol. Carimagua - Meta

Jesús Hernán Camacho Tamayo
Código: 07797091

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:
Doctor en Ciencias Agropecuarias – Área Agraria

Directora:
Agróloga, Doctora Yolanda Rubiano Sanabria

Línea de Investigación:
Suelos y Aguas

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Agronomía, Escuela de Posgrados
Bogotá, Colombia
2013

Sin duda es un esfuerzo donde mi familia tuvo una fuente de energía inagotable para alentarme cada día. A mi esposa Nidia, nuestros hijos Pablo y Alejo y a mis padres Pablo y Ligia.

Agradecimientos

El autor extiende un especial agradecimiento a Corpoica, por el apoyo financiero y de campo para realizar este estudio en la Estación Experimental Carimagua, así como a Ecopetrol por la financiación del proyecto base para el desarrollo de esta investigación. Al Instituto Geográfico Agustín Codazzi por la realización del análisis mineralógico y al Laboratorio del Suelos de la Facultad de Agronomía, de la Universidad Nacional, que a través de la Dra. Martha Cecilia Henao Toro autorizó la realización de los análisis químicos.

De igual manera, un profundo agradecimiento a la Dra. Yolanda Rubiano Sanabria, mi tutora y directora de tesis, quién de forma incondicional me alentó y apoyó a lo largo del doctorado.

A los profesores Luis Marino Santana, Ramón Giraldo y Gustavo de Mattos Vasques (Embrapa, Brasil), miembros del Comité Doctoral, por sus continuos aportes y sugerencias. A los profesores e Investigadores Fabio Rodrigo Leiva, Martha Cecilia Henao, Miguel Cadena, Leonardo Cuervo, Carlos Castilla (Corpoica), María del Pilar Hurtado (CIAT) y Leonardo Ramírez López (Swiss Federal Institute for Forest, Snow and Landscape Research WSL) que con sus comentarios y sugerencias, en las diferentes etapas de evaluación, permitieron fortalecer mi trabajo doctoral.

También a mis colegas y amigos Mandius Romero, Jaime Humberto Bernal, Javier E. Vélez, Miguel A. Meneses, Andrés Felipe Rodríguez, Ernesto Bastidas, Juan David Gómez, Javier Salcedo, Edgar Ávila, Jorge Sánchez, Janeth González, César Cortés, Cristhian Camilo Peña y Martha Quintero, pues cada uno de ellos pusieron su granito de arena, en diferentes etapas de este doctorado.

Resumen

La caracterización de las propiedades del suelo mediante análisis de laboratorio es parte esencial en el diagnóstico del potencial de uso de las tierras y de su fertilidad. Los análisis físicos y químicos tradicionales son costosos y demorados, lo que dificulta la adopción de tecnologías de gestión de cultivos, como la agricultura de precisión. El objetivo del presente trabajo fue determinar las propiedades físicas y químicas de un Typic Hapludox usando espectroscopia de reflectancia difusa NIR y métodos convencionales. Mediante un sistema de red rígida se recolectaron 1240 muestras en los horizontes A y B, para determinar los contenidos de carbono total (CT), nitrógeno total (NT), pH, acidez intercambiable (Ac.I), aluminio intercambiable (Al.I), capacidad de intercambio catiónica (CIC), P, Ca, Mg, K, Na, Cu, Fe, Mn, Zn, arena, limo y arcilla. También se obtuvieron las respuestas espectrales NIR de cada muestra y se elaboraron modelos mediante regresión por mínimos cuadrados parciales, con diferente número de muestras. El uso de la espectroscopía de reflectancia difusa y de técnicas estadísticas permitieron la cuantificación de diez de las propiedades analizadas (CT, NT, Cu, Fe, Arcilla, Mn, Ac.I, Al.I, K, CIC,). Para CT, Cu y Fe, es posible obtener modelos de predicción adecuados con bajo número de muestras (menos de 150) del total, RPD mayores de 2.0, R^2 mayores de 0.80 y RMSE bajos. Los resultados obtenidos a partir de los modelos NIR pudieron integrarse directamente en las evaluaciones geoestadísticas, obteniendo mapas digitales y espectro-digitales similares para aquellas propiedades con modelos representativos. El uso de las técnicas pedométricas, ha mostrado resultados promisorios para estos suelos y se constituye en una base para el desarrollo de esta área de investigación de la ciencia del suelo en Colombia.

Palabras clave: pedometría, mapeo de suelos, funciones de pedotransferencia, regresión por mínimos cuadrados parciales, geoestadística.

Abstract

The characterization of soil properties using laboratory tests is a fundamental part in the diagnosis of potential land use and fertility. The traditional physical and chemical analyzes are expensive and time consuming, hampering the adoption of crop management technologies, such as precision agriculture. The aim of this study was to determine the physical and chemical properties of a Typic Hapludox using NIR diffuse reflectance spectroscopy and conventional methods. Using a rigid grid system, 1240 samples were collected in the A and B horizons soils, to determine the contents of total carbon (CT), total nitrogen (NT), pH, exchangeable acidity (Ac.I), exchangeable aluminum (Al.I) cation exchange capacity (CEC), P, Ca, Mg, K, Na, Cu, Fe, Mn, Zn, sand, silt and clay. Also obtained NIR spectral signatures of each sample and models were developed by partial least squares regression, with different set size samples. The use of diffuse reflectance spectroscopy and statistical methods allowed the quantification of ten analyzed properties (CT, NT, Cu, Fe, Clay, Mn, Ac.I, Al.I, K, CEC). For CT, Cu and Fe, it was possible to obtain adequate prediction models with low calibration set size (less than 150) of the total, RPD greater than 2.0, R^2 greater than 0.80 and lower RMSE. The results obtained from NIR models could be directly integrated into geostatistical evaluations, obtaining similar digital and spectrum digital maps, to those properties with representative models. The use of pedometrics methods has shown promising results for these soils and constitutes a basis for the development of this soil science research area in Colombia.

Keywords: pedometrics, soil mapping, pedotransfer functions, partial least square regression, geostatistics.

Contenido

	Pág.
Resumen	IX
Lista de figuras	XIII
Lista de tablas	XVII
Introducción	1
1. Marco conceptual	7
1.1 Levantamiento de suelos	7
1.2 Pedometría y funciones de pedotransferencia	9
1.3 Cartografía digital de suelos	12
1.4 Espectroscopía aplicada al estudio de suelos.....	15
1.5 Curvas espectrales características de suelos	20
1.6 La altillanura colombiana	21
2. Materiales y Métodos	23
2.1 Zona de estudio	23
2.2 Muestreo y análisis de laboratorio	24
2.3 Procesamiento de datos	25
2.3.1 Estimación de muestras atípicas	25
2.3.2 Análisis descriptivo de las propiedades del suelo	26
2.3.3 Características cualitativas de las curvas espectrales	26
2.3.4 Correlación entre las propiedades del suelo y las longitudes de onda.	29
2.3.5 Obtención de los modelos	30
2.3.6 Análisis geoestadístico	35
3. Resultados y discusión	39
3.1 Caracterización del suelo de la estación experimental Carimagua	39
3.1.1 Características físicas y morfológicas	40
3.1.2 Características químicas	43
3.1.3 Características mineralógicas	47
3.2 Propiedades del suelo y respuestas espectrales	51
3.2.1 Identificación de muestras atípicas.....	51
3.2.2 Caracterización de las propiedades del suelo	52
3.2.3 Descripción cualitativa de las respuestas espectrales	56
3.2.4 Relación entre propiedades del suelo y respuestas espectrales	58
3.3 Elaboración y validación de los modelos espectrales	63
3.4 Efecto del número de muestras en la obtención de los modelos.....	71

3.5	Análisis espacial.....	78
3.5.1	Análisis geoestadístico	79
3.5.2	Obtención de mapas digitales.....	84
3.5.3	Propagación del error en los mapas digitales	96
3.6	Manejo de la información espectral y de la base de datos.....	99
4.	Conclusiones y recomendaciones	103
4.1	Conclusiones.....	103
4.2	Recomendaciones y consideraciones	104
A.	Anexo: Descripción de perfiles.....	107
B.	Anexo: Interpretación de algunas propiedades físicas y químicas	115
	Bibliografía	117

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Elementos de la pedometría (Fuente, Hengl, 2003).	10
Figura 1-2: Detalle del espectro electromagnético visible e infrarrojo, regiones que han sido abordadas en el estudio de las propiedades del suelo.....	16
Figura 1-3: Fraccionamiento de la energía incidente sobre una superficie.....	18
Figura 1-4: Curva espectral de un Oxisol en la región VIS-NIR-SWIR-MIR, resaltando las regiones con información relevante de los constituyentes del suelo.	21
Figura 2-1: Localización de la zona de estudio.	23
Figura 2-2: Esquema metodológico propuesto para el presente estudio.....	24
Figura 2-3: Clases de curvas espectrales propuestas por Stoner & Baumgardner (1981).	27
Figura 2-4: Clases de curvas espectrales propuestas por Formaggio et al, (1996).	28
Figura 3-1: Disposición e imágenes de las calicatas.....	41
Figura 3-2: Difractograma de la fracción arcilla de los horizontes del perfil C2.	50
Figura 3-3: Coeficientes de los tres primeros componentes principales de las propiedades del suelo (a) y de las respuestas espectrales (b), para los horizontes A y B.	51
Figura 3-4: Distribución textural de las muestras obtenidas en las cajuelas.	55
Figura 3-5: Familia de las respuestas espectrales en la región NIR obtenidas del muestreo en cajuelas, para los horizontes A y B.	56
Figura 3-6: Respuestas espectrales de los horizontes observados en las calicatas, en la región NIR.	57
Figura 3-7: Componentes principales de las propiedades del suelo a partir de la transformación CLR.	61
Figura 3-8: Coeficientes de correlación entre las propiedades del suelo y las respuestas espectrales a diferentes longitudes de onda.....	62
Figura 3-9: Valores medidos vs. estimados para las propiedades con modelos representativos. (o) datos calibración de 1000 muestras; (Δ) datos validación.....	66
Figura 3-10: Valores medidos vs. estimados para las propiedades con modelos no representativos. (o) datos calibración de 1000 muestras; (Δ) datos validación.....	68
Figura 3-11: Comparación de los <i>loadings</i> de los tres primeros componentes principales, después del preprocesamiento de la respuesta espectral, para las propiedades que presentaron modelos representativos.....	69
Figura 3-12: Importancia de la variable para la proyección (VIP) en la respuesta espectral de las propiedades del suelo con modelos representativos.....	70

Figura 3-13: Variación del R^2 obtenido en la calibración de los modelos en función del tamaño de muestras.	72
Figura 3-14: Variación del RMSE obtenido en la calibración de los modelos en función del tamaño de muestras.....	73
Figura 3-15: Variación de la desviación residual de la predicción (RPD) obtenida en la calibración de los modelos en función del tamaño de muestras.	75
Figura 3-16: Mapas digitales del contenido de acidez intercambiable obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.	86
Figura 3-17: Mapas digitales del contenido de aluminio intercambiable obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.	87
Figura 3-18: Mapas digitales del contenido de carbono total obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.	88
Figura 3-19: Mapas digitales del contenido de nitrógeno total obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.	89
Figura 3-20: Mapas digitales del contenido de potasio obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.....	90
Figura 3-21: Mapas digitales de la capacidad de intercambio catiónica a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.	91
Figura 3-22: Mapas digitales del contenido de cobre obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.....	92
Figura 3-23: Mapas digitales del contenido de hierro obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números	

de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital. 93

Figura 3-24: Mapas digitales del contenido de manganeso obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital. 94

Figura 3-25: Mapas digitales del contenido de arcilla obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital. 95

Figura 3-26: Variación del R^2 entre mapas digitales y espectro-digitales obtenidos mediante kriging, con relación al tamaño de muestras. 97

Figura 3-27: Variación del $RMSE_{NIR}$, $RMSE_{ES_NIR}$, $RMSE_{ME}$ y $RMSD$ con relación al tamaño de muestras. 98

Figura 3-28: Espectro medio de los grupos obtenidos mediante análisis categóricos (izquierda) y ubicación de los grupos (derecha), para los horizontes A (superior) y B (inferior). 100

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Algunas comparaciones reportadas por diferentes autores para la predicción cuantitativa de algunas propiedades del suelo, a partir de la respuesta espectral y el uso de técnicas estadística	19
Tabla 3-1: Espesor de los horizontes y su distribución granulométrica.	42
Tabla 3-2: infiltración básica, conductividad hidráulica saturada, densidad aparente y real y porosidad de los tres primeros horizontes, obtenidos en las calicatas.	43
Tabla 3-3: Valores de pH, acidez intercambiable, aluminio intercambiable, carbono total, nitrógeno total y fósforo, observados en las calicatas.....	44
Tabla 3-4: Contenido de bases y comportamiento de CIC, CICE y saturación de bases, observados en las calicatas.....	45
Tabla 3-5: Contenido elementos menores, observados en las calicatas.	46
Tabla 3-6: Constitución mineralógica de la fracción arena.	47
Tabla 3-7: Constitución mineralógica de la fracción arcilla.	49
Tabla 3-8: Estadística descriptiva de las propiedades del suelo en el Horizonte A.	53
Tabla 3-9: Estadística descriptiva de las propiedades del suelo en el Horizonte B.	54
Tabla 3-10: Coeficientes de correlación de Pearson (valor de $r > 0.3$ o $r < -0.3$) de las propiedades del suelo medidas en laboratorio.	59
Tabla 3-11: Resultados de la calibración y validación de los modelos.	64
Tabla 3-12: Clases de funciones de la variabilidad de los parámetros de validación (R^2 y RMSE) a partir del número de muestras de calibración y número de muestras óptimo para la calibración de los modelos.....	76
Tabla 3-13: Clases de funciones de la desviación residual de la predicción (RPD) a partir del número de muestras de calibración y número de muestras óptimo para la obtención de RPD's representativos.	78
Tabla 3-14: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Ac.I a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.	79
Tabla 3-15: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Al.I a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.	80
Tabla 3-16: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para CT a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.	80
Tabla 3-17: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para NT a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.	81
Tabla 3-18: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para K a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.....	81

Tabla 3-19: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para CIC a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.....	82
Tabla 3-20: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Cu a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.....	82
Tabla 3-21: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Fe a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.....	83
Tabla 3-22: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Mn a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.....	83
Tabla 3-23: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Arcilla a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.....	84
Tabla 3-24: Valores medios y coeficiente de variación para los grupos encontrados a partir de la respuesta espectral para los horizontes A y B.	101

Introducción

De acuerdo con estimaciones de la FAO (2009), la población mundial para el año 2050 superará 9000 millones de habitantes, el mayor crecimiento se prevé en países en desarrollo. Esto indica una creciente demanda por alimentos e insumos básicos para la agroindustria, ejerciendo una alta presión sobre los recursos naturales, suelo y agua. Gran parte de esta presión se presenta en sabanas tropicales, que poseen suelos frágiles y baja fertilidad natural, donde la ocurrencia de precipitaciones fuertes y altas temperaturas favorece procesos de degradación natural, como se observa en los Llanos Orientales de Colombia, específicamente en la altillanura plana. Por otra parte, la ocupación desordenada de estas zonas, causada por diferentes factores sociales o económicos, conlleva a problemas de degradación debido al mal manejo de los recursos, uso excesivo de insumos agrícolas o conflictos de uso a partir del potencial del suelo (FAO, 2009).

La sostenibilidad de la producción agrícola y del medio ambiente está fuertemente relacionada con el manejo y conservación del suelo, que como manifiesta la FAO en su publicación “Base referencial mundial para recursos de suelos” (World reference base for soil resources, 2006), esta sostenibilidad se logra a partir del conocimiento científico y técnico del suelo, ya que este recurso es limitado y no renovable en el corto y mediano plazo, situación que plantea inquietudes como ¿qué suelos se encuentran en las nuevas fronteras agrícolas? ¿Los estudios que se disponen en la actualidad en Colombia, son lo suficientemente detallados para realizar planes de manejo de acuerdo a su potencialidad y grado de limitaciones? ¿La incorporación de estas zonas se hace considerando las aptitudes agrícolas de estos suelos? ¿Cómo se realiza el manejo de cultivos sin el real conocimiento del suelo?

El conocimiento del suelo y su paisaje es posible a través de levantamientos pedológicos en escalas compatibles con su manejo futuro. Numerosas técnicas de levantamiento y

clasificación de suelos son ampliamente utilizadas para caracterizar la variabilidad de estos, cuya información se representa en mapas que muestran la distribución geográfica de la información de los suelos, donde se definen regiones o unidades a partir de características similares de textura, topografía, espesor de los horizontes, niveles de nutrientes y pendiente, entre otras (Moral et al., 2011). Sin embargo, las propiedades del suelo pueden variar significativamente en una unidad e incluso en pequeñas áreas interiores a la unidad del suelo (Tsegaye & Hill, 1998). Una de las acciones a seguir en el levantamiento de suelos es la determinación de las características y propiedades de los suelos, mediante descripciones apropiadas y análisis de laboratorio (Cortes & Malagón, 1984), que son en la mayoría de los casos dispendiosos, demorados y requieren de una inversión alta (Ge et al., 2011). Además el uso de reactivos químicos en estos análisis genera residuos, que causan contaminación ambiental (Zorzona et al., 2008). Esto, asociado a que algunas características del suelo, principalmente las físicas y químicas, no son estáticas ni uniformes en el espacio y en el tiempo, dificultan aún más el análisis espacial y temporal, por el elevado número de muestras requeridas para un completo conocimiento de la dinámica del suelo (Plant, 2001). Esta situación lleva a otra inquietud ¿Cómo elaborar mapas detallados en áreas grandes, en un tiempo menor y con bajo costo y esfuerzo?

Existe una convergencia mundial para el desarrollo de metodologías económicas y rápidas para la realización de los análisis del suelo (Shepherd & Walsh, 2007), que ayudan, por ejemplo, al monitoreo ambiental (Okin & Painter, 2004), modelamiento de procesos biológicos o de la producción agrícola, en sistemas productivos conocidos como agricultura de precisión o manejo localizado (Viscarra Rossel et al., 2006; Tifton et al., 2008).

La espectroscopía de reflectancia difusa, que se basa en la energía que refleja un material, es un método que se puede utilizar para reforzar o sustituir métodos convencionales de análisis de suelos (Xie et al., 2012). Esta técnica presenta un alto grado de desarrollo en las últimas dos décadas, al superar algunas limitaciones y el perfeccionamiento de metodologías estadísticas robustas que consiguen relacionar de una forma más precisa la variabilidad del espectro con la variabilidad de las características del suelo.

La espectroscopía del suelo es rápida y eficaz, menos dispendiosa, no destructiva, sencilla y en ocasiones más precisa que los análisis convencionales, fortalecida por el uso de otras técnicas como la estadística multivariada y la geoestadística (Tuttonel et al., 2008; Xie et al., 2012; Viscarra-Rossel et al., 2006). Las técnicas envueltas en el uso de la espectroscopía de suelos son ajustables para su uso por parte de investigadores, técnicos y agricultores, proporcionando una alternativa adecuada para el estudio de la variabilidad espacial de las propiedades del suelo, así como de las características y desarrollo de los cultivos. Lo novedoso de esta tecnología es que un único espectro permite caracterizar simultáneamente diversas propiedades del suelo.

Avances alcanzados en espectroscopía resultaron en un aumento potencial del uso de análisis de suelos. El avance del método de espectroscopía está directamente vinculado al desarrollo progresivo de los sistemas de sensores cercanos o de barrido, los cuales ayudan a superar problemas actuales relacionados a altos costos, esfuerzo, tiempo e imprecisión de muestreo, aumentando eficazmente la precisión de la representación de la variabilidad espacial de las propiedades (Viscarra Rossel & McBratney, 1998). La espectroscopía en las franjas del visible (VIS), infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo medio (MIR) permiten una rápida adquisición de la información de distintas variables suelo (Ca, Mg, K, Al, CIC, N, C, materia orgánica, arena, limo, arcilla, mineralogía, entre otras). Bendor et al. (2008) desarrollaron un sistema óptico, adaptado a un espectrómetro, con la finalidad de realizar la clasificación de suelos de forma rápida, económica y precisa. Con este sistema encontraron que el número de muestras a ser enviado al laboratorio puede disminuir notoriamente, siendo conveniente identificar claramente la transición entre uno y otro perfil del suelo.

El uso potencial de la reflectancia difusa en la agricultura y específicamente en el estudio de las propiedades del suelo, ha sido empleado por varios autores, mediante el uso de espectros en las regiones VIS, NIR, MIR. Viscarra Rossel et al. (2006) encontraron una alta relación del carbono orgánico y otros compuestos orgánicos, con las bandas 410, 570 y 660 nm pertenecientes al VIS. Estos autores también corroboraron que la precisión de las estimaciones varía para cada propiedad y que también depende de la región espectral utilizada, concluyendo que el MIR generalmente presenta mejor correlación con las propiedades físicas y químicas del suelo, pero que las regiones del VIS-NIR

proporcionan una información altamente correlacionada con los contenidos de arena, limo y arcilla.

En Colombia se han realizado algunos estudios para caracterizar la materia orgánica en Andisoles de los departamentos de Boyacá (Mosquera et al., 2007) y Cauca (Mosquera et al., 2010), así como para definir clases de suelos a partir de su composición mineralógica en el departamento del Valle (Bastidas-Obando & Carbonell, 2010). Pero, ¿Cómo será la respuesta espectral de los Oxisoles de la altillanura Colombiana? ¿Tiene la percepción remota, por medio de la espectroscopía NIR, condiciones de caracterizar el suelo y estimar sus características para apoyar de esta forma la cartografía de suelos?

Con relación a la disminución del error de los modelos obtenidos a partir de respuestas espectrales, Stevens et al. (2008) describen la importancia del número de muestras y del contenido del agua en el suelo, al momento de hacer las lecturas en campo o en el laboratorio, el cual puede distorsionar significativamente los resultados del análisis del comportamiento espacial de la propiedad en estudio. Demattê et al. (2006) encontraron que un mayor contenido de agua en el suelo disminuye la reflectancia espectral del suelo en toda la franja del VIS-NIR, causando cambios en las respuestas espectrales de las arcillas y otros minerales. Estos autores sugieren analizar con diferentes contenidos de agua de las muestras, pues esto ayuda a identificar la mineralogía del suelo. Además, la fuerte influencia del agua en el espectro de reflectancia del suelo provee una oportunidad de rápido desarrollo de técnicas aplicables en el corto plazo para monitorear el agua en el suelo para fines de manejo.

Actualmente, los estudios en el área edafológica, por medio de la espectroscopía, se concentran en la generación de grandes volúmenes de datos, que provean información para interpretaciones útiles en diversas aplicaciones. Uno de estos trabajos es la creación de bibliotecas espectrales, que posibilitan almacenar simultáneamente muestras de un mismo sitio hechas en diferentes épocas, facilitando y entregando confiabilidad a las calibraciones de modelos espectrales, para la cuantificación de las propiedades del suelo (Viscarra Rossel et al., 2006). Si la precisión de las calibraciones se encuentra entre los límites aceptables, los datos almacenados en la biblioteca espectral pueden usarse para predecir las propiedades del suelo a partir de espectros de reflectancia, para nuevas muestras pertenecientes a las áreas donde fueron recolectadas las muestras que

alimentaron la biblioteca, lo que significa menor tiempo y bajo costo de obtención de la información (Viscarra Rossel et al., 2006; Awiti et al., 2008).

Hipótesis: El uso de la espectroscopía de reflectancia difusa - NIR en el laboratorio de suelos permite identificar y cuantificar características del suelo, conformar bibliotecas espectrales y generar mapas digitales de suelos.

Objetivo General

Determinar las características físicas y químicas de un Typic Hapludox de los Llanos Orientales de Colombia, mediante comparación de la espectroscopía de reflectancia difusa y los métodos convencionales de laboratorio.

Objetivos específicos

- Evaluar la capacidad de la espectroscopía de reflectancia difusa para la estimación de las características físicas y químicas del suelo bajo estudio.
- Validar modelos de predicción de las propiedades del suelo con base en diferentes densidades de muestreo, para la elaboración de mapas digitales de la zona de estudio.
- Obtener la biblioteca espectral para el suelo Typic Hapludox ubicado en la estación experimental Carimagua.

1. Marco conceptual

1.1 Levantamiento de suelos

Los suelos se derivan de la interacción entre la biósfera y la litósfera, cuya formación, evolución y dinámica está regida por leyes naturales, como el intercambio de energía, reacciones químicas y bioquímicas, intercambio iónico, flujos gravitacionales, retención capilar, actividad biológica, entre otros (Malagón, 2003). Su descripción, caracterización y cartografía (mapeo) se realizan mediante levantamiento de suelos (Soil Survey Division Staff, 1993). El suelo es un cuerpo natural complejo, cuya caracterización, mapeo e interpretación requiere de conocimientos y habilidades en diferentes campos de las ciencias químicas, físicas, geológicas y biológicas, entre otras (Cortés & Malagón, 1984).

La USDA (Soil Survey Division Staff, 1993) afirma que el levantamiento de suelos describe características internas (horizontes) y externas de los cuerpos de suelo en un área definida (geología, geomorfología, clima, uso), los clasifica en un sistema taxonómico estándar y los representa como unidades cartográficas en un mapa y efectúa deducciones acerca de su comportamiento. En el diseño y ejecución del levantamiento, se involucra tanto el uso de la tierra como su respuesta al manejo. Con la información obtenida, se apoyan los procesos de planificación y uso de la tierra y se pueden generar predicciones sobre el efecto de estos en el medio ambiente.

De acuerdo con Cortés & Malagón (1984), un estudio de suelos debe cumplir con tres fases. La primera es la determinación de las características y propiedades de los suelos, a través de descripciones (observación directa) y análisis de laboratorio. La segunda es la clasificación de las poblaciones de los suelos, donde se seleccionan las unidades cartográficas y se localizan los límites. La tercera es la interpretación de los datos e información obtenida en campo y en los análisis de laboratorio, con el fin de definir su uso y manejo en el establecimiento de cultivos, planes de ordenamiento territorial, obras de ingeniería, manejo ambiental y planes de desarrollo, entre otros. El producto final del

levantamiento de suelos es un mapa de unidades cartográficas que muestra la distribución espacial de las unidades taxonómicas y las asocia con las propiedades de los suelos a través de una leyenda (símbolos) y un informe técnico que las describe.

No obstante que los levantamientos de suelos siguen realizándose cumpliendo las tres fases descritas anteriormente, en las últimas décadas se han dado cambios fundamentales, particularmente aquellos asociados a la geomática, donde se destacan (a) los métodos de adquisición de datos, que pasaron de observaciones directas en campo (barrenos, cajuelas y calicatas), apoyados en el uso de fotografías y técnicas de fotointerpretación, a la aplicación de los SIG y sensores de medición; (b) el medio de almacenamiento y visualización, pasando de informes y mapas análogos a formas digitales, y (c) el cómo y qué información sobre el suelo se presenta, donde se puede utilizar diferentes escalas y realizar combinación de diferentes propiedades para realizar diferentes clasificaciones, de acuerdo al fin del estudio (Bishop et al., 2001). Bajo estas consideraciones, la definición de calidad del mapa depende del modelo que se utiliza. Pero, en términos generales, la calidad ha estado directamente relacionada con las medidas de incertidumbre las que, en la ciencia del suelo, se reconocen que son de tres tipos: estocástica, determinista y semántica (McBratney, 1992); siendo la estocástica la más utilizada seguida, en menor medida, por la incertidumbre semántica.

Hace varias décadas, cuando era común la elaboración de los mapas de suelos basados en polígonos, se estudiaron dos medidas de incertidumbre estocástica en detalle. La primera fue la “pureza” de las unidades de asignación, en los términos de la clase del mismo nombre, y la segunda la variación de las propiedades individuales dentro de las unidades de asignación (Ragg & Henderson, 1980). Como regla usual, utilizada por expertos en el estudio de los suelos, se aceptaban valores de “pureza” entre 70-80%. En general se creía que estos niveles de pureza se cumplían, pero varios investigadores encontraron que la “pureza” con alguna regularidad podía ser inferior del 70% (Burrough et al., 1997).

Gracias al desarrollo de diferentes tecnologías informáticas y estadísticas, el estudio de suelos cuenta con sensores e instrumentos cada vez más elaborados para la toma de datos, los cuales permiten georreferenciar con mayor precisión los sitios donde se

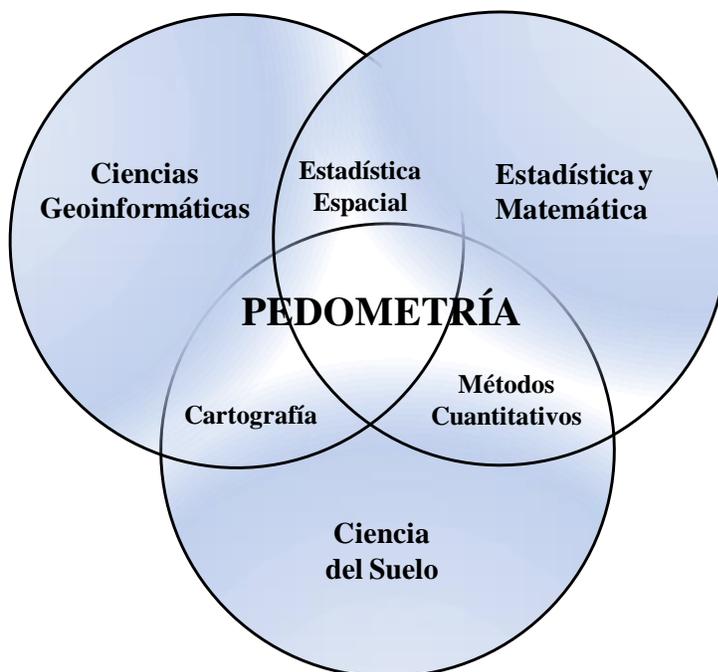
realizan las observaciones (barrenos, cajuelas o calicatas), mejorar la calidad de adquisición de los datos en la fase de campo y laboratorio, así como almacenar dichos resultados en forma digital. Posteriormente, en la etapa de gabinete la interpretación se soporta además en fotografías aéreas, en imágenes de satélite, radar y láser de diferente resolución espacial y temporal en el uso de modelos digitales de elevación (MDE), que facilitan y detallan la interpretación geomorfológica, base de la delineación de las unidades de suelos. Todo esto permite el desarrollo de la pedometría como un área de creciente interés en la Ciencia del Suelo, que conjuntamente con el desarrollo de algoritmos matemáticos y estadísticos, permite disminuir los niveles de incertidumbre, así como una gama amplia de análisis y aplicaciones en el estudio de suelos.

1.2 Pedometría y funciones de pedotransferencia

La pedometría es un área relativamente nueva en la ciencia del suelo, que tiene su origen en la agronomía (Webster, 1994) y cada vez cobra más fuerza a nivel mundial. En 1988 fue aprobada por la Sociedad Internacional de la Ciencia del Suelo y actualmente el grupo de trabajo en pedometría es un comité de la Unión Internacional de Ciencias del Suelo. De acuerdo con Heuvelink (2003), la pedometría es la “aplicación de métodos estadísticos y matemáticos para estudiar la distribución del suelo y su génesis”. Esto incluye la elaboración de modelos cuantitativos que valoren la distribución, así como las propiedades y comportamiento del suelo, donde se consideran también Ciencias Geoinformáticas (Figura 1-1).

La pedometría incorpora nuevas herramientas a la ciencia del suelo y ayuda a entender mejor el funcionamiento de los procesos formadores del suelo, gracias a la utilización de conocimientos multidisciplinarios. El uso más frecuente de técnicas pedométricas en la actualidad es la geoestadística, la cual permite describir la variabilidad espacial del suelo con un número limitado de observaciones, donde se predice el comportamiento de las propiedades en zonas no muestreadas y en el caso de la producción agrícola, la delimitación de zonas de manejo localizado. No obstante, en las últimas décadas ha tenido mucho auge el uso de espectros para estudiar las características químicas, mineralógicas y físicas de los suelos, útiles para su descripción y mapeo.

Figura 1-1: Elementos de la pedometría (Fuente, Hengl, 2003).



Las metodologías pedométricas del estudio espectral del suelo se han basado en la quimiometría, área definida en la década de 1970, cuyo desarrollo estuvo ligado al perfeccionamiento de herramientas computacionales y fue reconocida como una disciplina de la química en la década de 1980, desarrollada a partir de la cromatografía líquida de alto desempeño (HPLC) y la espectroscopía NIR. La quimiometría utiliza métodos matemáticos y estadísticos para delinear o seleccionar procedimientos de medida o experimentos y para suministrar información química a través del análisis de datos (Massart et al., 1988), constituyendo una fuente importante de metodologías para la cuantificación espectral de suelos. Actualmente, entre los métodos de regresión más utilizados para la obtención de modelos se tienen el lineal múltiple (MLR), componentes principales (PCR), mínimos cuadrados parciales (PLSR), regresión multivariada por *splines* adaptativos (MARS) y redes neuronales (NN). La PLSR se ha destacado como el método más eficiente de calibración de modelos de cuantificación de propiedades del suelo, a partir de respuestas espectrales, debido a su simplicidad, robustez, predictibilidad y precisión (Viscarra Rossel et al., 2009; Fontan et al., 2010; Li et al., 2012; Steffens & Buddenbaum, 2013).

Desde su inicio, el uso de técnicas pedométricas favoreció el desarrollo de diferentes aplicaciones que incluyen la modelación de la variación espacial y temporal de las propiedades del suelo (Obando et al., 2006; Peña et al., 2009; Garzón et al., 2010), la predicción de las clases de suelos y sus propiedades (Minasny & McBratney, 2007; Linker, 2008; Debella-Gilo & Etzelmüller, 2009), análisis de los patrones de suelo (Foti et al., 2008; Mathieu et al. 2009; Zhang et al., 2008), diseño y evaluación de los planes de muestreo (Gebremichael & Vivoni, 2008; Heim et al. 2009; Kerry & Oliver, 2007), la incorporación de información con alta densidad de muestreo (percepción remota) en la interpolación espacial (Castañeda et al., 2006; Eldeiry et al., 2008), aplicaciones en agricultura de precisión (Christy, 2008; Tellaeché et al., 2008), estudio de la relación suelo-paisaje mediante modelos digitales de elevación (Thompson et al., 2007; Sommer et al., 2008; Brown, 2007; Hengl et al., 2008), integración de datos a través de escalas múltiples (Corbane et al., 2008; De Rosnay et al., 2009), cuantificación y propagación del error (Castrignano et al., 2008; Sindyheburu et al., 2009; Temme et al., 2009), uso de transformaciones para el análisis de variaciones complejas (Pringle et al. 2008; Furon et al., 2008) y uso de algoritmos para la evaluación cuantitativa de los suelos (Carré et al., 2009), entre otras.

Las funciones resultantes de los fenómenos de modelamiento para predecir propiedades del suelo a partir de variables auxiliares, se denominan Funciones de Pedotransferencia (FPT) (Bouma & Van Lanen, 1987), cuyo objetivo es la “transformación de datos que se poseen, en datos que se requieren” (Bouma, 1989). Estas FPT permiten obtener informaciones que habitualmente son de difícil consecución, ya sea por costos elevados o por su dificultad en el muestreo; también pueden usar datos secundarios, preexistentes (disponibles por ejemplo en informes de levantamientos de suelos o en Sistemas de Información Geográfica) o que sean fáciles de obtener (Minasny et al., 2003). Por tanto, una de las finalidades de la pedometría y de las FPT, es la disminución de costos y el aumento de la velocidad de levantamiento de información. Aunque las FPT presentan la posibilidad de ser utilizadas en diferentes áreas de la ciencia del suelo, su mayor desarrollo se presenta en el área que estudia las propiedades hidrofísicas del suelo, donde se aplicaron los primeros métodos computacionales (Shein & Arkhangel'Skaya, 2006).

Con respecto al esfuerzo y la incertidumbre en la obtención de la información a través de metodologías de predicción, McBratney et al. (2002) dedujeron los dos principios del uso de FPT. El primero (esfuerzo) indica que no deben construirse FPT para algo que sea más fácil medir que predecir. Por ejemplo, Donatelli et al. (2004) indican que no es práctico estimar el coeficiente de infiltración del suelo a partir de parámetros cuantitativos de la estructura del suelo, derivados de imágenes aéreas, ya que el análisis de estas imágenes es más dispendioso que la medición directa de la infiltración. La eficiencia consiste también en extraer la mayor cantidad de información de las variables predictivas, con el objetivo de minimizar costos, tiempo e incertidumbres. Por otro lado Minasny & McBratney (2007) definieron la eficiencia como:

Eficiencia 1= Calidad de la información / esfuerzo

Eficiencia 2= Calidad de la información / costo de la información

El segundo principio presentado por estos autores es el de la incertidumbre, que indica que no se deben utilizar FPTs si la incertidumbre no se puede evaluar y si para un determinado problema existe más de una FPT, caso en el cual el criterio de selección de la FTP a usar debe ser la que presente la menor varianza.

Aunque los métodos pedométricos presenten una fuerte base estadística y matemática (Mouazen et al., 2010), es importante resaltar que esta nueva área requiere indispensablemente el conocimiento de expertos en pedología para realizar inferencias cualitativas, ya que la pedometría no podría funcionar sin el conocimiento cualitativo del suelo, el cual debe incorporarse en los procesos de la obtención de los modelos (Demattê et al., 2004).

1.3 Cartografía digital de suelos

Los mapas digitales de suelos (MDS) pueden definirse como la representación y distribución geográfica de atributos y/o clases de suelos, a partir del uso de la pedometría y herramientas computacionales. Por lo tanto, los principios de exactitud e incertidumbre también se pueden aplicar a la MDS. En la elaboración de mapas digitales generalmente

se aplican métodos perceptivos de observación en campo y de laboratorio, relacionados con los sistemas de inferencia del suelo.

El mapeo digital de suelos está relacionado con las funciones de predicción de estos. El primer modelo fue postulado por Jenny (1941), quien definió los factores que determinan la formación del suelo (S) como función del clima (cl), organismos (o), relieve (r), material parental (p) y tiempo (t), es decir:

$$S = f (cl, o, r, p, t) \text{ o } Sclorpt \quad (1)$$

Desde el desarrollo de este modelo, varios estudios se han realizado con el fin de establecer cuantitativamente la relación entre estos factores y el suelo, pero solo con el desarrollo de sistemas de información geográfica (SIG), las relaciones espaciales de estos factores han comenzado a ser investigadas. Antes de la aparición de los SIG pocos trabajos estudiaron el componente espacial detalladamente. Sin embargo, Legros & Bonneric (1979), con el fin de predecir el grado de podzolización, describieron la relación entre los factores ambientales del suelo, a partir del relieve y del material parental (McBratney et al., 2003). Así, el componente espacial tuvo un gran impacto en la comprensión de los factores de la formación, especialmente en relación con la topografía. La integración de modelos de elevación digital en SIG ha potenciado la investigación de la relación entre parámetros del suelo y del terreno (curvatura media, pendiente, la radiación solar, contenido de agua, entre otros.). La comprensión de las relaciones espaciales entre las propiedades que hacen parte de los factores formadores del suelo, se incrementó gracias a la incorporación de metodologías geoestadísticas.

En cuanto a la predicción espacial de los suelos McBratney et al. (2003) indican que:

- Es fácil encontrar relaciones cuantitativas entre el suelo y la topografía, aunque hay evidencia de relaciones cuantitativas con los otros cuatro factores de formación del suelo.
- No se puede asumir una relación lineal entre los factores formadores y el suelo.
- Pocos estudios se han desarrollado en relación a la interacción entre los factores.
- El comportamiento espacial de los suelos se pueden predecir a partir de su posición geográfica, mediante la aplicación de diferentes técnicas.

- La caracterización de los suelos se puede predecir a partir de otros atributos en el mismo punto geográfico.
- El suelo se puede inferir a sí mismo, a partir de otros atributos del suelo y de atributos ambientales de zonas colindantes.

A partir de estas afirmaciones, estos autores han propuesto una modificación al modelo planteado por Jenny. Esta modificación incluye dos factores de los cuales se puede inferir el suelo. El nuevo factor es el espacio (debido a que las características del suelo pueden predecirse a partir de la información de muestras vecinas) y el segundo factor es el suelo mismo (ya que el suelo puede inferirse a partir de sus propios atributos, o los atributos pueden inferirse a partir de clases o de otras propiedades (McBratney et al., 2003)). Así, el suelo (S) es una función del suelo (s), el clima (c), organismos (o), relieve (r), material parental (p), edad o tiempo (a) y de su posición en el espacio (n). Este nuevo enfoque del modelo derivado directamente de Sclorpt, recibe el nombre de scorpan, que se puede definir como función de:

$$Sc = f(s, c, o, r, p, a, n) \text{ o } Sa = f(s, c, o, r, p, a, n) \quad (2)$$

donde Sc son las clases de suelos y Sa son los atributos del suelo.

Así, para la predicción de variables continuas (pH, Al, P, K, Ca, Mg, arcilla y arena, entre otras) pueden usarse métodos pedométricos o sistemas de inferencia espacial de suelos, así como también para la predicción de variables categóricas o discretas (textura, clases de suelo, estructura y color, entre otros). El mapeo digital de variables continuas se ha aplicado a gran escala, especialmente con la aplicación de técnicas geoestadísticas, donde la densidad de muestreo requerida para la descripción adecuada de la variabilidad espacial de estos atributos normalmente es alta. Pero en la práctica, el suelo presenta una variación espacial significativa en pequeñas distancias, menores a las descritas en el mapeo convencional y digital (Lagacherie & McBratney, 2006). Por ejemplo, McBratney & Pringle (1999) estimaron a través de la media del alcance de semivariogramas presentados por diferentes autores, que la variación de estos atributos solo se puede describir adecuadamente con resoluciones espaciales entre 20 y 200 m, lo cual hace que su aplicabilidad en grandes áreas sea compleja. Es por esto que existe actualmente un

creciente interés en el mapeo digital a gran escala de los atributos del suelo, ya que la geoestadística por sí sola no ofrece ventajas, en relación a la economía de tiempo y costos. Por tanto es necesaria la obtención de sistemas de inferencia espacial de suelos, que incorporen diferentes funciones de pedotransferencia, basadas en múltiples variables auxiliares de fácil obtención, con la posibilidad de proveer alta resolución espacial (modelos digitales de elevación, fotografías aéreas, imágenes de satélite, predicción de atributos del suelo a partir de sensores, entre otros).

La implementación del mapeo digital de variables categóricas del suelo es baja respecto a las variables continuas, pero se verifica su aplicación en áreas de mayor extensión. En este aspecto, los esfuerzos se han focalizado en el mapeo predictivo de clases taxonómicas de suelos (Behrens et al., 2005; Hengl et al., 2008; Debella-Gilo & Etzelmüller, 2009). Comúnmente la clasificación digital de suelos es calculada a partir de un algoritmo aplicado de forma general para un área. Para áreas grandes se recomienda realizar particiones del área, usando como criterio la forma del terreno (Burrough et al., 2001; Martin & Timmer, 2006; Hughes et al., 2009; Guerrero et al., 2010). Este es un enfoque no lineal, donde cada partición posee menor variabilidad espacial. De esta forma se calculan funciones locales de clasificación (una para cada partición), lidiando con relaciones no lineales y reduciendo la incertidumbre (Schmidt et al., 2008).

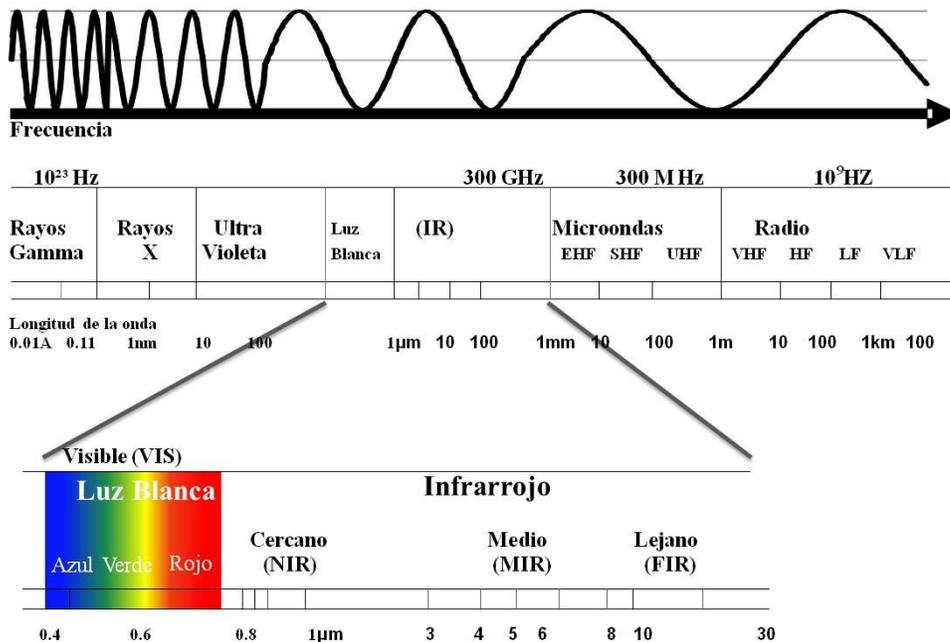
La ciencia del suelo juega un papel fundamental en la generación de información y conocimiento, que apoyen la toma de decisiones estratégicas y para el establecimiento del debate público sobre ordenamiento territorial y del uso sostenido del suelo como un recurso natural (Awiti et al., 2008). De forma específica, el mapeo digital de suelos tiene como propósito básico optimizar las técnicas convencionales para disminuir el consumo de recursos y posibilitar la descripción del suelo y de los riesgos de este, entregando una base sólida para la implementación de políticas que puedan reducir problemas sociales a nivel mundial.

1.4 Espectroscopía aplicada al estudio de suelos

La percepción (próxima y remota) se refiere a la adquisición de información de un objeto, mediante pruebas no destructivas y sin entrar en contacto directo con él (Viscarra Rossel et al., 2008), a través de sensores de laboratorio, de campo, aéreos o ubicados en la

órbita media o alta de la atmósfera terrestre. En este caso de detección espectral, la energía electromagnética funciona como un agente que interactúa con los componentes del suelo, de forma que cada atributo tiene una respuesta característica de reflectividad - absorptividad en cada región espectral (**Figura 1-2**). Se trata entonces de un proceso físico donde el suelo absorbe energía y refleja parte de la misma que incide sobre él. La absorción de la energía por el suelo es dada en función de los materiales que lo componen, los cuales reflejan energía a diferentes longitudes de onda. Este es el principio usado por la mayoría de sensores de satélites de observación para captar imágenes en diferentes regiones del espectro electromagnético. La energía reflejada por el suelo en las diferentes longitudes de onda es relacionada como una función de las propiedades del suelo químicas, físicas, mineralógicas y biológicas. De esta forma, de la lectura de los espectros producto del reflejo de la radiación es posible realizar inferencias sobre las propiedades de los suelos.

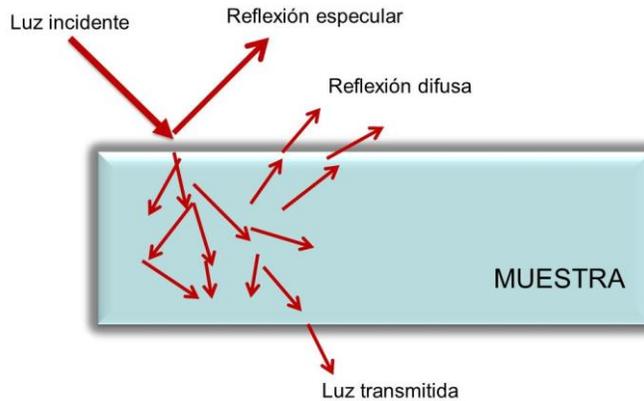
Figura 1-2: Detalle del espectro electromagnético visible e infrarrojo, regiones que han sido abordadas en el estudio de las propiedades del suelo.



La espectroscopía de reflectancia estudia la energía que refleja un material, como parte del fraccionamiento de la energía incidente, en función de la longitud de onda. Esto se debe a procesos electrónicos y vibratorios, relacionados con minerales que contienen hierro (p.e., hematita y goethita). Aunque las banda fundamentales de vibración se encuentran principalmente en regiones del infrarrojo medio y lejano, los procesos vibratorios producen características en la NIR debido a la excitación de armónicos y la combinación de los tonos de las periodos fundamentales de grupos aniónicos (p.e., OH, CO₃ y SO₄; Hunt & Salisbury, 1970).

Cuando la energía incide sobre la superficie de un cuerpo, se presenta reflexión especular y/o difusa (**Figura 1-3**). La reflexión especular se da principalmente en superficies lisas (pulidas) o cuya rugosidad es menor que la longitud de onda considerada. La reflexión difusa se presenta especialmente en superficies rugosas y es el resultado de la penetración de una parte del haz incidente en el interior del cuerpo, como sucede con las partículas del suelo. En definitiva, la energía reflejada por un cuerpo sólido es una combinación de las dos clases de reflexión mencionadas y su magnitud depende del tamaño de partículas, estructura, mineralogía y contenido de agua del suelo, microrrelieve, y otras características.

Desarrollos alcanzados en espectroscopía resultaron en un aumento potencial del uso de análisis de suelos. El avance del método de espectroscopía está directamente vinculado al desarrollo progresivo de los sistemas de sensores cercanos, los cuales ayudan a superar problemas actuales relacionados a altos costos, esfuerzo, tiempo e imprecisión de muestreo, aumentando eficazmente la precisión de la representación de la variabilidad espacial de las propiedades (Viscarra-Rossel & McBratney, 1998). La espectroscopía en las regiones del visible (VIS), infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo medio (MIR), permite una rápida adquisición de la información de distintas variables relacionadas a una amplia cantidad de características del suelo (Ca, Mg, K, Al, CIC, N, C, materia orgánica, arena, limo, arcilla, mineralogía y otras). Ben-Dor et al. (2008) desarrollaron un sistema óptico, adaptado a un espectrómetro, con la finalidad de realizar la clasificación de suelos de forma rápida, económica y precisa. Con este sistema encontraron que el número de muestras a ser enviado al laboratorio puede disminuir notoriamente, siendo conveniente identificar claramente la transición entre uno y otro perfil del suelo.

Figura 1-3: Fraccionamiento de la energía incidente sobre una superficie.

El uso potencial de la reflectancia difusa en la agricultura y específicamente en el estudio de las características del suelo, ha sido demostrado por varios autores, mediante la obtención de espectros en las regiones VIS, NIR, MIR (**Tabla 1-1**). Viscarra Rossel et al. (2006) encontraron una alta relación del carbono orgánico y otros compuestos orgánicos, con las bandas 410, 570 y 660 nm pertenecientes al VIS. Estos autores también corroboraron que la precisión de las estimaciones varía para cada propiedad y que también depende de la región espectral utilizada, concluyendo que el MIR generalmente presenta mejor correlación con las propiedades físicas y químicas del suelo, pero que las regiones del VIS-NIR proporcionan una información altamente correlacionada con los contenidos de arena, limo y arcilla. En relación a la disminución del error de los modelos obtenidos a partir de respuestas espectrales, Stevens et al. (2008) mencionan la importancia del número de muestras y del contenido del agua en el suelo, en el momento de hacer las lecturas en campo o en el laboratorio, el cual puede distorsionar significativamente los resultados del análisis del comportamiento espacial de la propiedad en estudio. Demattê et al. (2006) encontraron que un mayor contenido de agua en el suelo, disminuye la reflectividad espectral del suelo en toda la región del VIS-NIR, causando cambios en las respuestas espectrales de las arcillas y otros minerales. Estos autores sugieren analizar con diferentes contenidos de agua las muestras, pues esto ayuda a identificar la mineralogía del suelo. La fuerte influencia del agua en el espectro de reflectancia del suelo provee una oportunidad de rápido desarrollo de técnicas aplicables en el corto plazo para monitorear el agua en el suelo para fines de manejo.

Tabla 1-1: Algunas comparaciones reportadas por diferentes autores para la predicción cuantitativa de algunas propiedades del suelo, a partir de la respuesta espectral y el uso de técnicas estadística

Propiedad	Región espectral	Método estadístico	n _c (n _v)	Rc ² (Rv ²)	Autores
CO	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,93(0,91)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	164	0,99(0,98)	Cobo et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	228	0,57	Summers et al. (2010)
Ca	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,91(0,85)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,89	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	367(160)	0,94(0,86)	Minasny et al. (2009)
Mg	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,86(0,79)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	165	0,96(0,92)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,92	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	368(159)	0,94(0,74)	Minasny et al. (2009)
K	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,71(0,64)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	165	0,48(0,56)	Cobo et al. (2010)
	VIS - NIR	PLSR	135(30)	0,61(0,58)	He et al. (2007)
	VIS - NIR	PCR-BPNN	16	0,82	Mouazen et al. (2010)
pH (H ₂ O)	VIS-NIR	PLSR	130(64)	0,83(0,72)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	163	0,93(0,89)	Cobo et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	135(30)	0,87(0,87)	He et al. (2007)
	MIR	PLSR	1013(431)	0,90(0,77)	Minasny et al. (2009)
P	MIR	PLSR	165	0,47(0,49)	Cobo et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	135(30)	0,42(0,29)	He et al. (2007)
	VIS-NIR	PCR-BPNN	150	0,74	Mouazen et al. (2010)
Al	MIR	PLSR	165	0,69(0,66)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,81	Janik et al. (2009)
CIC	MIR	PLSR	165	0,98(0,98)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,91	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	344(153)	0,96(0,92)	Minasny et al. (2009)
	VIS-NIR	MARS	359(153)	0,78(0,79)	Volkan Bilgili et al. (2010)
MO	VIS-NIR	PLSR	135(30)	0,93(0,92)	He et al. (2007)
	VIS-NIR	MARS	359(153)	0,79(0,74)	Volkan Bilgili et al. (2010)
Na	MIR	PLSR	708 (256)	0,31	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	354(153)	0,85(0,72)	Minasny et al. (2009)
	VIS-NIR	PCR-BPNN	140	0,68	Mouazen et al. (2010)
Humedad	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,89	Janik et al. (2009)
Arcilla	VIS-NIR	PLSR	130(64)	0,87(0,77)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	109	0,97(0,97)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,82	Janik et al. (2009)
	VIS-NIR	PLSR	237	0,66	Summers (2010)
Limo	VIS-NIR	PLSR	130(64)	0,83(0,77)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	109	0,85(0,82)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,52	Janik et al. (2009)
Arena	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,83(0,75)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,84	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	518(215)	0,94(0,83)	Minasny et al. (2009)

n_c: número de muestras usadas para la calibración del modelo; n_v: número de muestras usadas para la validación del modelo; Rc²: Coeficiente de determinación de la calibración del modelo; Rv²: Coeficiente de determinación de la validación del modelo; PLSR: regresión por mínimos cuadrados parciales; NN: Redes neurales; BPNN: propagación regresiva de redes neurales; PCR: regresión por componentes principales; MARS: regresión por análisis multivariado por "Splines"

Actualmente los trabajos están enfocados a recolectar la información para su uso posterior. De esta forma, la creación de bibliotecas espectrales (Viscarra Rossel et al., 2006), suministran la posibilidad de almacenar simultáneamente muestras de un mismo sitio hechas en diferentes épocas, para facilitar y generar robustez a las calibraciones de modelos espectrales para la cuantificación de las propiedades del suelo. Si la precisión de las calibraciones se encuentran entre los límites aceptables, los datos almacenados en la biblioteca espectral pueden usarse para predecir las características del suelo a partir de espectros de reflectancia, para nuevas muestras pertenecientes a las áreas donde fueron recolectadas las muestras originales que alimentaron la biblioteca, lo que significa menor tiempo y bajo costo de obtención de la información (Viscarra Rossel et al., 2006; Awiti et al., 2008).

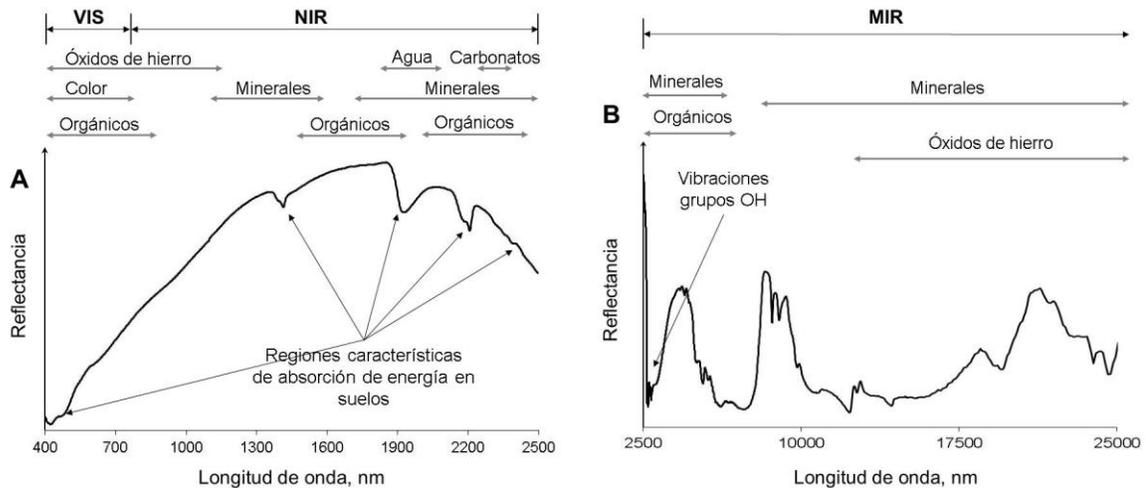
1.5 Curvas espectrales características de suelos

Las curvas espectrales del suelo se pueden evaluar descriptivamente de acuerdo a sus características. La **Figura 1-4** presenta la curva característica de un Oxisol de la altillanura colombiana, donde es posible distinguir franjas de absorción y reflectancia características en la región VIS-NIR-MIR atribuidas a la presencia de óxidos de hierro, compuestos orgánicos, contenidos de agua, grupos hidroxilos y otros minerales. Así, la información espectral puede interpretarse y relacionarse con fines de evaluación y uso del suelo.

La absorción de energía en la región VIS y próxima al NIR (entre 400 y 1000 nm) se debe al contenido de carbono del suelo y a los óxidos de hierro, especialmente por minerales como la hematita y la goethita, mientras que el NIR está fuertemente relacionado con los contenidos de agua, minerales de la arcilla, carbonatos y materia orgánica (Viscarra Rossel & Chen, 2011), siendo que en la región de 2200 y 2300 nm se puede identificar claramente el contenido de caolinita y gibsita. En la región MIR, igualmente se pueden definir regiones relacionadas con minerales y un mayor número de picos, donde se resalta la zona comprendida entre 2700 y 2900 nm, relacionados con grupos OH. En la región comprendida entre 2900 y 6600 nm la presencia de picos se puede atribuir a enlaces dentro de moléculas orgánicas, tales como hidrocarburos alifáticos, compuestos aromáticos, ácidos carboxílicos, aminas, amidas y algunos compuestos de fósforo y

compuestos de azufre (McDowell et al., 2012), mientras la región entre 6600 y 25000 nm se asocia a la presencia de minerales de arcilla tales como illita, esmectita, y caolinita, y cantidades mínimas de sílice (Viscarra Rossel et al., 2006).

Figura 1-4: Curva espectral de un Oxisol en la región VIS-NIR-SWIR-MIR, resaltando las regiones con información relevante de los constituyentes del suelo.



1.6 La altillanura colombiana

Los Oxisoles son el séptimo orden de suelos más comunes en el mundo y ocupan un área cercana a 9,81 millones de km². Se encuentran principalmente en los trópicos, donde representan el 24,5% de los suelos, en zonas planas o ligeramente onduladas (USDA, 1999). En Latinoamérica los Oxisoles cubren cerca de 2,43 millones de km², se ubican principalmente en Brasil, Colombia y Venezuela en sabanas, que son el segundo bioma más grande en Suramérica (Thomas & Ayarza, 1999), consideradas como una de las fronteras agrícolas de mayor expansión en el futuro.

En Colombia, la región de los Llanos Orientales está dominada por este tipo de sabanas, las cuales cubren más de 20 millones de hectáreas (Phiri et al., 2001) y son la zona agrícola de mayor desarrollo en la última década, cuyo uso está cambiando de ganadería extensiva a cultivos tecnificados como arroz, maíz, soya, palma de aceite, caña, caucho, frutales y maderables. Dado los requerimientos nutricionales de estos cultivos y la baja fertilidad del suelo, hacen necesario el uso de correctivos y fertilizantes por los bajos

contenidos de materia orgánica, P, micronutrientes y saturación de bases, alta acidez y aluminio intercambiables (Camacho-Tamayo et al., 2008).

Desde el punto de vista físico, estos suelos poseen una microestructura estable y adensamiento natural, que obedecen a una fuerte agregación de compuestos de Fe y Al. No obstante, son susceptibles a la degradación una vez que se altera la condición original del suelo mediante la intervención e introducción de cultivos; las propiedades del suelo se pueden degradar en un periodo inferior a 5 años, si el manejo se realiza con labranza convencional, que conjuntamente con las altas e intensas precipitaciones de la zona, afecta el tamaño de los agregados, disminuye el espacio poroso y reduce el flujo del agua en el suelo (Phiri et al., 2001), proceso más acentuado cuando no se considera el suelo como un cuerpo complejo y variable.

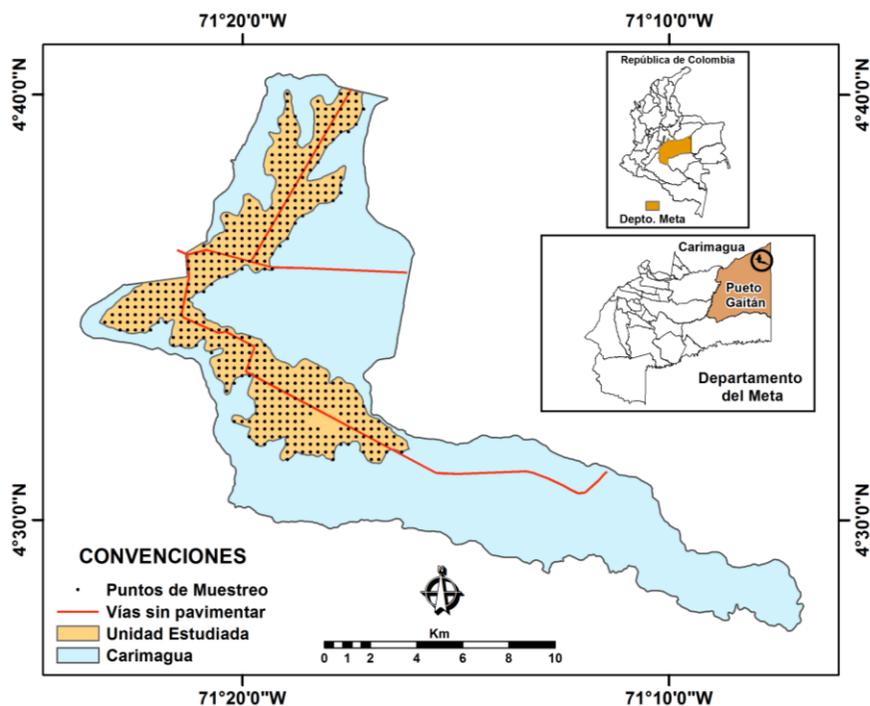
Existen diferentes estudios de suelos realizados por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) para el total de la altillanura del departamento del Meta, escala general 1:100.000 (IGAC, 2004); para la zona específica de interés, en la Estación Experimental Carimagua, se reportan dos estudios semidetallados, el primero realizado a una escala 1:50.000 (IGAC, 1983) y el segundo a escala 1:100.000 (IGAC, 1991). Sin duda, estos trabajos son punto de referencia para la actualización cartográfica a un mayor nivel de detalle, de tal forma que puedan generarse interpretaciones más acordes con la realidad actual y con las necesidades de cultivos específicos que se perfilan como potenciales para esta zona del país, a partir del análisis de las propiedades de los suelos allí presentes.

2. Materiales y Métodos

2.1 Zona de estudio

La zona de estudio se localiza entre las coordenadas geográficas 4° 37' N y 71° 19' W y en una altitud media de 175 msnm, donde se ubica la Estación Experimental Carimagua, de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria – Corpoica, en el municipio de Puerto Gaitán, Departamento del Meta, Colombia (**Figura 2-1**). El uso dominante es ganadería extensiva con sabana nativa, en un clima tropical lluvioso de sabana Awf de la clasificación climática de Köppen, con temperatura media de 27,8°C y precipitación media anual de 2240 mm, concentrada entre los meses de abril y diciembre. Los suelos predominantes son Oxisoles altamente agregados, que se caracterizan por ser fuertemente ácidos (pH < 5). El relieve es plano a ligeramente ondulado, con pendientes entre el 2 y 5%.

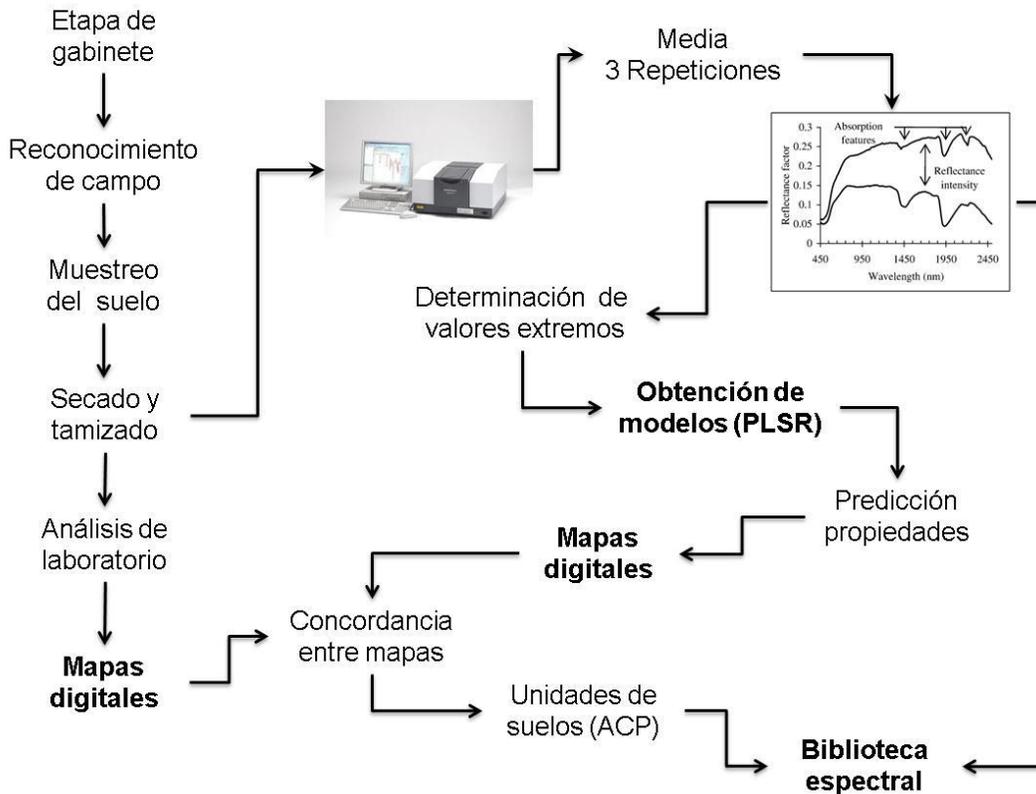
Figura 2-1: Localización de la zona de estudio.



2.2 Muestreo y análisis de laboratorio

La **Figura 2-2** muestra el esquema metodológico utilizado en el presente estudio, el cual partió de la consecución de la información temática de suelos disponible y de levantamientos existentes en la zona de estudio (IGAC, 1983; 1991). A partir de imágenes aéreas y satelitales y del reconocimiento en campo, se estableció un sistema de red rígida de muestreo, donde se realizaron cajuelas distanciadas perpendicularmente cada 320 m, en un área cercana a 5100 ha, totalizando 470 puntos de perfiles descritos. Adicionalmente se seleccionaron 150 puntos en un área piloto, equivalente al 10% del área de estudio, para garantizar una observación cada 2.5 ha, donde se tomaron muestras con barrenos. Todos los puntos fueron georreferenciados con GPS (exactitud de ± 1 m) y la toma de muestras de suelo se realizó para los horizontes superficial A y subsuperficial B, para un total de 1240 muestras.

Figura 2-2: Esquema metodológico propuesto para el presente estudio.



Las muestras fueron secadas a una temperatura de 35°C hasta alcanzar la humedad de equilibrio y tamizadas en malla de 2 mm, para la realización de los análisis de caracterización química y física (textura) de rutina y la adquisición de las curvas espectrales NIR. Las propiedades químicas determinadas fueron carbono total (CT) y nitrógeno total (NT), mediante determinador elemental (TruSpec CN Carbon Nitrogen Determinator, LECO co., St. Joseph, Mi, USA); pH medido con potenciómetro en relación suelo agua 1:1; acidez intercambiable (Ac.I) y aluminio intercambiable (Al.I) por titulación; fósforo mediante método de Bray II; contenidos de Ca, Mg, K y Na a través de extracción con acetato de amonio pH 7.0 y lectura en equipo de absorción atómica; contenidos de Cu, Fe, Mn y Zn, mediante extracción y lectura en equipo de absorción atómica; contenido de B por el método del fosfato monobásico de calcio – Azometina H. Los contenidos de arena, limo y arcilla fueron determinados por el método de Bouyoucos. Las respuestas espectrales fueron adquiridas mediante el sensor NIRS 6500 (FOSS NIRSystems, Inc.), que arroja cada 2 nm una lectura de la respuesta espectral, a partir de una media de 64 lecturas (*scans*) por longitud de onda, en la franja comprendida entre 1000 y 2500 nm.

Con los datos provenientes de la descripción de campo se definieron los sitios para los perfiles modales, los cuales fueron descritos, georreferenciados, muestreados y analizados para realizar la clasificación taxonómica hasta nivel de familia, acorde con las especificaciones de “Keys to soil taxonomy” (Soil Survey Division Staff, 2010) siguiendo las normas de la USDA (Soil Survey Division Staff, 1993).

2.3 Procesamiento de datos

2.3.1 Estimación de muestras atípicas

Los espectros de los suelos fueron procesados mediante análisis de componentes principales, utilizando los tres primeros componentes para visualizar la estructura, patrones de comportamiento y agrupamientos de los datos. A partir de estos resultados, se usó la distancia de Mahalanobis (De Maesschalck et al., 2000), para la identificación de muestras atípicas (*outliers*), dado que estos valores, cuando son incorporados a los modelos de regresión, reducen significativamente la confiabilidad del modelo (Pell, 2000).

La distancia de Mahalanobis reduce el número de bandas espectrales por medio del análisis de componentes principales, a partir de los cuales se obtienen nuevas variables que representan gran parte de la variabilidad de las bandas iniciales y se considera que los valores extremos son aquellos que presentan una distancia mayor de 3. Este procedimiento es muy utilizado en los análisis de respuesta espectral de suelos (Guerrero et al., 2010; Gogé et al., 2012) y su aplicación es como se describe a continuación:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - \bar{x})^T C^{-1} (x_i - \bar{x})} \quad (\text{Ecuación 1})$$

donde x_i es un vector que representa los scores de los primeros componentes principales de las respuestas espectrales, \bar{x} es la media de los scores y C^{-1} es la inversa de la matriz de covarianza de los scores para el conjunto de las muestras.

2.3.2 Análisis descriptivo de las propiedades del suelo

Se realizó un estudio exploratorio de datos (obtenidos en laboratorio), para calcular medidas de localización (media, mediana, mínimo y máximo), de variabilidad (coeficiente de variación, CV), de forma (asimetría y curtosis) y de correlación (coeficiente de correlación de Pearson). De esta forma se evaluó empíricamente el supuesto de normalidad, que si bien no es indispensable, proporciona mejores predicciones cuando se usan técnicas geoestadísticas (Diggle y Ribeiro, 2000) especialmente cuando se realizan predicciones a partir de kriging. Para el análisis del CV se tuvo en cuenta la clasificación de Warrick y Nielsen (1980), que indica variabilidad baja para valores menores del 12%, variabilidad media entre 12 y 60% y variabilidad alta para valores mayores del 60%.

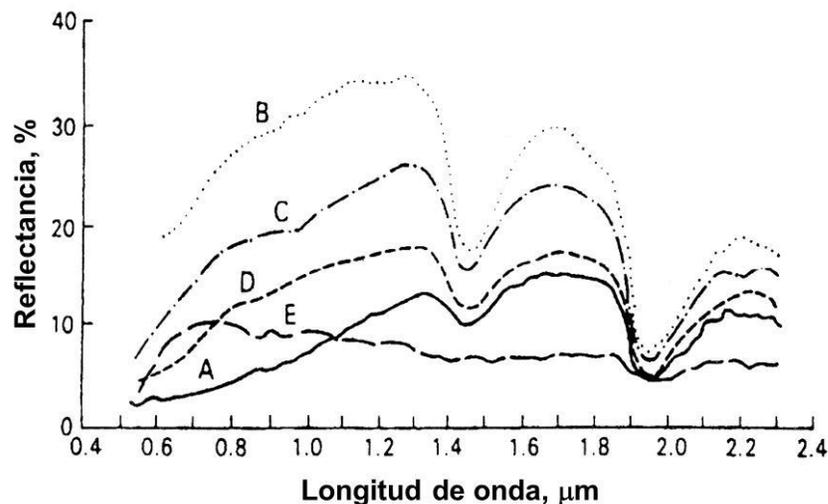
2.3.3 Características cualitativas de las curvas espectrales

Se hizo una caracterización cualitativa, donde se analizaron la intensidad de la reflectancia, picos característicos y comportamiento a diferentes profundidades. Las curvas espectrales del suelo, debido a su naturaleza, guardan información que consiste de diferentes combinaciones y superposiciones de respuestas espectrales de los

componentes del suelo, lo que resulta en un gran número de bandas representativas, incluso para compuestos simples (Reeves III, 2010). De acuerdo con Ramírez-López et al. (2013), las respuestas espectrales del suelo son poco específicas, lo que hace que la información espectral del suelo se altamente compleja. Esto hace que las curvas espectrales de suelos varíen de acuerdo a la concentración de los materiales que los componen, permitiendo inferir diferencias entre muestras de suelos, ya sea para su clasificación o para la diferenciación de horizontes, llegando incluso a proponerse una clasificación de curvas espectrales, íntimamente relacionada con picos característicos dado los contenidos de minerales, materia orgánica, óxidos de hierro, arena y arcilla, principalmente.

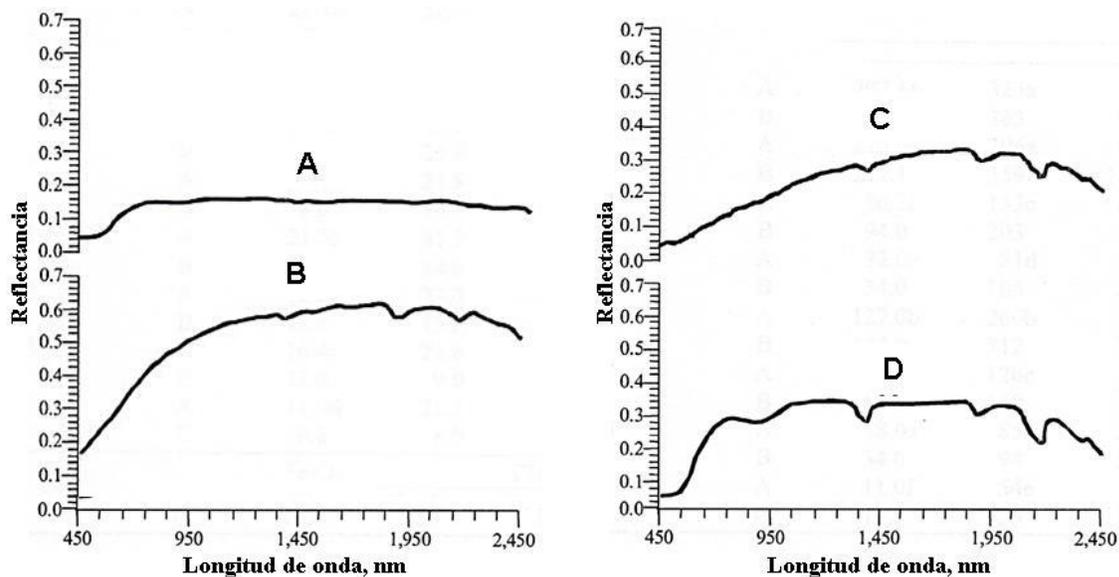
De acuerdo al comportamiento de la respuesta espectral de los suelos, Stoner & Baumgardner (1981) propusieron cinco tipos de curvas espectrales (**Figura 2-3**), donde la curva (A) corresponde a suelos desarrollados de textura fina con altos contenidos de MO (> 2%); la curva (B) a suelos con poco desarrollo pedogenético, bajo contenido de MO (< 2%) y bajo contenido de óxidos de hierro; la curva (C) presenta la curva de suelos desarrollados con bajo contenido de MO (< 2%) y contenido medio de óxidos de hierro (1-4%); la curva (D) corresponde a suelos de textura gruesa moderada con altos contenidos de MO y bajo de óxidos de hierro (< 1%) y la curva (E) hace referencia a suelos de textura fina y altos contenidos de óxidos de hierro (>4%).

Figura 2-3: Clases de curvas espectrales propuestas por Stoner & Baumgardner (1981).



Formaggio et al. (1996) también propusieron cuatro tipos de curvas espectrales (**Figura 2-4**). La curva tipo A presenta altos contenidos de hierro y textura arcillosa. La curva tipo B es una curva típica de espodosoles de Brasil. La curva tipo C pertenece a suelos intemperizados, con bajos o medios contenidos de materia orgánica y altos contenidos de hierro. La curva tipo D corresponde a suelos con contenidos bajos o medios de óxidos de hierro y texturas medias o gruesas. A su vez, suelos que presenten curvas A y D indican mayores contenidos de materia orgánica que suelos con curvas B y C.

Figura 2-4: Clases de curvas espectrales propuestas por Formaggio et al, (1996).



Una desventaja de las clasificaciones de las curvas relacionadas, es que estas se obtuvieron principalmente en suelos de zonas templadas. Si bien, Formaggio et al. (1996) afirman que su estudio se realizó en suelos tropicales, las zonas donde tomaron las muestras de referencia se ubican en regiones distantes del ecuador y más cercanas del subtrópico del hemisferio sur. Sin duda, es conveniente considerar estas clasificaciones, pues otra característica en común que presentan buena partes de las respuestas espectrales, son los picos característicos, que como se observa en las dos clasificaciones, se pueden encontrar en longitudes de onda de 1450 y 1950 nm.

2.3.4 Correlación entre las propiedades del suelo y las longitudes de onda

Las correlaciones se realizaron mediante la prueba de correlación de Pearson, y se clasificaron de acuerdo a los rangos determinados por Bisquerra (1989), quien indica que $r=1$ correlación perfecta, $0.8 < r < 1$ correlación muy alta, $0.6 < r < 0.8$ correlación alta, $0.4 < r < 0.6$ correlación moderada, $0.2 < r < 0.4$ correlación baja, $0 < r < 0.2$ correlación muy baja, y $r=0$ correlación nula, determinando así la interacción entre las distintas variables estudiadas.

Con el fin de optimizar la información proporcionada por las correlaciones bivariadas entre las propiedades, se efectuó la transformación de la razón logarítmica centrada de los datos (CLR) propuesta por Aitchison (2003) y se realizó el análisis de componentes principales (PCA) sobre la base de la matriz de covarianza. Esta transformación es conveniente ya que cada propiedad analizada en una muestra es un “componente” o parte de la misma, por lo que ninguna propiedad varía independientemente de las otras, es decir que la variación del contenido de una propiedad afecta el contenido de otra o varias propiedades, por lo tanto, es más conveniente estudiar proporciones en lugar de concentraciones de elementos individuales, para evitar posibles interpretaciones erróneas (Filzmoser et al., 2010; Soriano-Disla et al., 2013). La transformación CLR da como resultado una observación multivariable $z = (z_1, \dots, z_D)$ y se define como:

$$z = \left(\log \left(\frac{x_1}{g(x)} \right), \dots, \log \left(\frac{x_D}{g(x)} \right) \right) \quad (\text{Ecuación 2})$$

donde, $x = (x_1, \dots, x_D)$ es una parte de la composición de D observaciones y $g(x)$ es la media geométrica.

De igual manera, se determinó la correlación de cada propiedad con la respuesta espectral, para cada longitud de onda. A partir de este resultado, se estimó y analizó la amplitud de correlación, a partir de la suma de los valores absolutos de máxima y mínima correlación lineal observada.

2.3.5 Obtención de los modelos

Para la elaboración de los modelos se formaron 20 subgrupos, donde el primer grupo se conformó de 50 muestras, incrementando 50 muestras para cada subgrupo, es decir, el segundo subgrupo contenía 100 muestras, el tercero 150 y así sucesivamente hasta el grupo 20, que contenía 1000 muestras. Con estos subgrupos se elaboraron y calibraron los modelos, con el fin de evaluar la cantidad mínima de muestras adecuadas para obtener un modelo representativo y evaluar la propagación del error en las estimaciones. De las muestras restantes, se seleccionó un grupo 200 muestras para validar los modelos obtenidos. La formación de cada subgrupo de calibración y del grupo de muestras de validación se realizó usando la técnica de muestreo de Kennard-Stone (KSS) (Kennard & Stone, 1969), algoritmo usado ampliamente en la calibración de modelos, ya que tiende a seleccionar muestras con una mayor gama de valores de propiedades del suelo en el espacio (Gogé et al., 2012; Ramírez-López et al.; 2013b).

La técnica de KSS consiste en seleccionar de un grupo de N muestras ($X = \{x_i\}_{j=1}^N$, donde $n < N$), un subgrupo representativo de n muestras ($X_C = \{x_{c_j}\}_{j=1}^n$), para calibrar modelos espectrales. Este método consiste de los siguientes pasos (Ramírez-López, 2013):

- Encontrar en X la muestra x_{c1} que está más próxima a la media (μ), y asignarla en X_C y retirarla de X .
- Encontrar en X la muestra x_{c2} , que debe ser la más distante de x_{c1} , asignar x_{c2} en X_C y retirarla de X .
- Encontrar en X la muestra x_{c3} , que es la más distante de x_{c1} de las muestras restantes en X y se asigna a X_C . Nótese que la disimilitud entre X_C y cada x_i viene dada por la distancia mínima de cualquier muestra asignada en X_C para cada x_i .
- Repetir el paso anterior, $n-4$ veces con el fin de seleccionar las muestras faltantes (x_{c4}, \dots, x_{cn}).

Una vez establecidos los subgrupos, se procedió a la calibración y validación de los modelos. Para esto, previamente se consideró que las respuestas espectrales pueden

ser normalizadas y recibir diferentes tratamientos matemáticos para corregir posibles ruidos o deformaciones (preprocesamiento). Entre estas técnicas se consideró la SNV (Standard Normal Variation) con el cual se corrige inconvenientes ópticos; Detrend, para corregir la tendencia de los datos; MSC (Multiplicative Signal Correction) que corrige la dispersión múltiple y que se recomienda cuando se identifican varios grupos de muestras (Jiménez, 2007). También es conveniente derivar la respuesta espectral para corregir las respuestas (off-set) causada por diferencias en el tamaño de partícula, donde la primera derivada permite verificar los máximos y mínimos (picos) de una función y la segunda derivada determina los cambios de inflexión, es decir donde existe un cambio de concavidad. También es posible suavizar los puntos y eliminar algunos ruidos de la señal a través de diferentes filtros. Para el análisis de respuestas espectrales se utilizó el programa de uso libre ParLeS, desarrollado por Viscarra Rosel (2008).

Para cada grupo de muestras se elaboraron modelos de predicción, calibrados por medio del método de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR) (Wold, 1982; Wold et al., 2001). Este método de regresión es desarrollado, básicamente, en las siguientes etapas:

Se determinan los *loadings* de los vectores de ponderación:

$$W_1 = c * X_0 * y_0 \quad (\text{Ecuación 3})$$

donde W_1 son los pesos de cada una de las puntos del espectro; X_0 es la matriz de los datos espectrales; y_0 es la matriz del atributo o propiedad que se quiere modelar y c es el factor escalar obtenido a partir de:

$$c = (y_0^T * X_0 * X_0^T * y_0)^{-0,5} \quad (\text{Ecuación 4})$$

Los *scores* y los *loadings* se estiman a partir de:

$$\hat{t}_1 = X_0 * \hat{w}_1 \quad (\text{Ecuación 5})$$

donde t_1 es una matriz de una columna (*scores* de la reflectancia),

$$p_1 = \frac{(X_0^T * \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T * \hat{t}_1} \quad (\text{Ecuación 6})$$

donde p_1 es una matriz de una columna (*loadings* de la reflectancia),

$$q_1 = \frac{(y_0^T * \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T * \hat{t}_1} \quad (\text{Ecuación 7})$$

donde q_1 es una matriz de una columna y una fila (un único valor) (*loadings* del atributo o propiedad del suelo, para este estudio). De esta forma los coeficientes de regresión se pueden calcular a partir de:

$$b = W * (p^T * W)^{-1} * q \quad (\text{Ecuación 8})$$

calculando también el factor de corrección:

$$b_0 = y - X^T * b \quad (\text{Ecuación 9})$$

De esta forma, la estimación de un atributo o propiedad puede realizarse por:

$$Y_i = b_0 + \sum_{i=1}^n (R_i * b_i) \quad (\text{Ecuación 10})$$

donde Y_i es el valor del atributo modelado, b_0 es la intersección, b_i son los coeficientes de regresión para cada región del espectro y R_i es la reflectancia en cada región del espectro. Una de las características de este método de regresión es que puede ser mejorado a través de las matrices de residuos de la regresión inicial. Por esto, se realiza una nueva regresión que minimiza estos residuos, obteniendo nuevos coeficiente b . Estas matrices son calculada por:

$$X_1 = X_0 - t_1 * p_1^T \quad (\text{Ecuación 11})$$

$$y_1 = y_0 - t_1 * q_1^T \quad (\text{Ecuación 12})$$

donde X_1 y y_1 son las nuevas matrices a partir de las cuales se obtiene una nueva regresión. Este procedimiento puede repetirse para minimizar cada vez más los residuos o el error y mejorar hasta cierto punto las regresiones. Si este procedimiento se hace n veces, se afirma que se ha usado un número n de factores PLS. Las regresiones PLS han sido ampliamente utilizadas, presentando buen desempeño en la estimación de propiedades a partir de la respuesta espectral del suelo (Fernández Pierna & Dardenne, 2008; Sarkhot et al., 2011; Vasques et al., 2008; Viscarra Rossel et al., 2008; Vohland et al., 2011; Yang, 2011; Zornoza et al., 2008).

En la calibraciones obtenidas se usó el método “*leave-one-out*”, el cual provee información sobre la incerteza de los modelos (generados con diferentes factores PLS) basado en el método de re-muestreo, a partir de la validación cruzada. Por otra parte, el número de factores PLS se escogió usando como criterio los resultados de la validación de los modelos, donde se consideró el coeficiente de determinación (R^2) (Ecuación 13), raíz del error medio cuadrático de la predicción (RMSE) (Ecuación 14), error medio cuadrático relativo (RMSE_R) (Ecuación 15), error medio (ME) (Ecuación 16), la desviación estándar del error (SDE) (Ecuación 17) y la desviación residual de la predicción (RPD) (Ecuación 18). Estos valores son obtenidos por el programa ParLes.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)} \quad (\text{Ecuación 13})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (\text{Ecuación 14})$$

$$RMSE_R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N y_i^2}} \quad (\text{Ecuación 15})$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i) \quad (\text{Ecuación 16})$$

$$SDE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i - ME)^2}{1 - N} \quad (\text{Ecuación 17})$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (\text{Ecuación 18})$$

donde \hat{y}_i indica los valores estimados por el modelo, y_i indica los valores observados y N es el número de observaciones de la variable a modelar. También se consideró el R^2 y el RMSE dentro de la validación realizada con las muestras para tal fin.

Considerando que el coeficiente de determinación (R^2) indica el porcentaje de la variación en la variable Y_i que se explica por la variable X , un valor de R^2 entre 0.50 y 0.65 indica que más del 50% de la varianza en Y_i se explica por la varianza en X , de modo que la discriminación entre concentraciones altas y bajas es realizada por el modelo, donde alguna representación se comienza a manifestar con valores de R^2 mayores al 0.5. Un valor de R^2 entre 0.66 y 0.81 indica un desempeño predictivo adecuado, mientras que un valor de R^2 entre 0.82 y 0.90 revela buena predicción. De igual manera, los modelos de calibración con un valor de R^2 superior a 0.91 se considera excelentes (Williams, 2003). Por otra parte, la desviación residual de la predicción (RPD) es el factor que indica el comportamiento de la precisión de la predicción en comparación de la composición media de todas las muestras. Para este factor, Saeys et al. (2005) afirman que modelos con RPD inferior a 1.5 indican que la calibración no se puede usar, valores de RPD entre 1.5 y 2.0 revelan la posibilidad de diferenciar la variabilidad de los datos, mientras que valores de RPD superiores de 2.0 indican un mejor desempeño predictivo del modelo, considerada excelente con RPD's mayores de 3.0. Sin duda la interpretación del valor de RPD depende del contexto y propósito para el cual las mediciones y predicciones serán usadas (Fearn, 2002), máxime cuando se trabaja con materiales heterogéneos como el suelo. En general, varios autores prefieren trabajar con RPDs obtenidos en la validación, donde $RPD < 1.4$ son considerados poco o nada representativos, valores de RPD entre 1.4 y 2.0 son considerados para predicciones razonables y $RPD > 2.0$ se consideran excelentes en la predicción (Chang et al., 2001; Cozzolino & Moron, 2006; Minasny et al., 2009; Soriano-Disla et al., 2010; Kodaira & Shibusawa, 2013)

Para identificar las regiones de la curva espectral o las longitudes de onda de mayor representatividad en los modelos, se consideró la importancia de la variable para la proyección (VIP) definida por Wold et al. (2001), donde la variable analizada es la reflectancia obtenida para cada longitud de onda del espectro. En términos concretos,

VIP es un resumen de la importancia de las proyecciones para encontrar variables latentes, no es sensible a los “ruidos” presentes en la información y funciona bien aun cuando se presenten bajos coeficientes de determinación (R^2) y altos RMSE, lo que no sucede con otros métodos (Chong & Jun, 2005).

Para los parámetros de la calibración de los modelos (R^2 , RMSE y RPD) obtenido por cada grupo de muestras, se ajustaron funciones de tipo exponencial (ecuación 19), sigmoide (ecuación 20) y sigmoidal Chapman (ecuación 21). Con estas funciones se identificó el punto a partir del cual el parámetro analizado es constante e independiente del número de muestras usadas en la calibración del modelo, así como el valor de la meseta máximo (para R^2 y RPD) o mínimo (RMSE), de los parámetros del modelo. Para definir el número mínimo de muestras necesarios para la calibración de los modelo, se consideró que el R^2 y RMSE deben presentar por lo menos un valor del 95% de la meseta. En el caso del RPD, se consideró el número de muestras necesarias para alcanzar valores de 1.5 o de 2.0.

$$f = y_0 + a(1 - e^{-bx}) \quad (\text{Ecuación 19})$$

$$f = y_0 + a(1 + e^{-(x-x_0)/b})^{-1} \quad (\text{Ecuación 20})$$

$$f = y_0 + a(1 - e^{-bx})^c \quad (\text{Ecuación 21})$$

2.3.6 Análisis geoestadístico

Para las propiedades con modelos representativos, se calcularon los semivariogramas experimentales, tanto para los datos medidos como para los estimados a partir de los modelos NIR, con los grupos de muestras establecidos. Este análisis supone que los valores de una propiedad separados por distancias pequeñas, son más similares que aquellos localizados a mayores distancias. La función del semivariograma experimental $\gamma(h)$ está definida como:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x) - Z(x+h)]^2 \quad (\text{Ecuación 22})$$

siendo $Z(x)$ el valor de la variable en un sitio x , $Z(x+h)$ otro valor muestral separado del anterior por una distancia h y $N(h)$ el número de parejas que se encuentran separadas por dicha distancia. La función de semivariograma se calcula para varias distancias h . En la práctica, debido a la irregularidad en el muestreo, se toman intervalos de distancia $\{[0, h], (h, 2h], (2h, 3h], \dots\}$ y el semivariograma experimental corresponde a una distancia media entre parejas de sitios dentro de cada intervalo y no a una distancia h específica. La solución del problema de predicción en geoestadística requiere del conocimiento de la estructura de autocorrelación espacial para cualquier posible distancia entre sitios dentro del área de estudio y por ello se hace necesario el ajuste de modelos que determinen el valor del semivariograma para cualquier distancia.

Existen diversos modelos teóricos de semivarianza que pueden ajustarse al semivariograma experimental. Webster & Oliver (2007) presentan una discusión respecto a las características y condiciones que éstos deben cumplir. En general dichos modelos pueden dividirse en no acotados (lineal, logarítmico, potencial) y acotados (esférico, exponencial, gaussiano). Todos estos modelos tienen tres parámetros comunes que son el efecto pepita (C_0), la meseta (C_0+C_1) y el rango o alcance (a). El efecto pepita indica la discontinuidad entre las muestras, es decir la variabilidad espacial no detectada durante el proceso de muestreo. La meseta es el valor de la semivarianza donde el modelo se estabiliza, exhibiendo un valor constante. El rango representa la distancia hasta la cual existe correlación espacial, indicando que ya no existe correlación entre las muestras a partir de esta distancia. En el trabajo se emplearon modelos acotados para hacer el ajuste de los semivariogramas experimentales. El modelo esférico es definido por $\gamma(h) = C_0 + C_1 * [1,5*(h/a) - 0,5*(h/a)^3]$ para $0 < h < a$ y $\gamma(h) = C_0 + C_1$ para $h > a$, el modelo exponencial es definido por $\gamma(h) = C_0 + C_1 * [1 - e^{(-3h/a)}]$ para $0 < h < d$, siendo d la máxima distancia en la cual el semivariograma está definido y el modelo gaussiano es definido por $\gamma(h) = C_0 + C_1 * [1 - e^{(-3h^2/a^2)}]$.

Una vez establecido el modelo de mejor ajuste para cada propiedad, se verificó el grado de dependencia espacial (GDE), mediante la relación entre el efecto pepita y la meseta

(C_1/C_0+C_1) . El GDE es clasificado como fuerte si es superior al 75%, moderado para GDE entre 25% y 75% y débil con GDE inferior al 25% (Cambardella et al., 1994). Es importante que el efecto pepita no supere el 50% del valor de la meseta para que el modelo de correlación espacial describa bien la realidad (Cressie, 1993). En otras situaciones, el ruido en las mediciones explicaría en mayor proporción la variabilidad espacial que la correlación del fenómeno. En estos casos el modelo ajustado al semivariograma experimental se denomina efecto pepita puro (Goovaerts, 1998) y se define por $\gamma(h) = C_0$, para $h > 0$.

Para el análisis geoestadístico se utilizó el software GS+ v. 9 (Gamma Design Software, LLC, Plainwell, MI), a partir del cual se seleccionaron los modelos teóricos de semivariograma con base en el menor valor de la suma de los cuadrados residuales, el coeficiente de determinación (R^2) de la ecuación de ajuste y en los valores semejantes obtenidos entre el valor real y el valor estimado, que se obtienen en la validación cruzada, indicadores apropiados para tal fin (Faraco et al., 2008, Johann et al., 2010).

A partir de los modelos de semivariogramas de las propiedades que expresaron dependencia espacial, se realizó la predicción por el método de kriging ordinario, el cual es considerado como el mejor estimador lineal insesgado y de mínima varianza (Diggle & Ribeiro, 2000), para hacer predicción en sitios no muestreados, presentándose los resultados mediante mapas digitales (con datos obtenidos a partir de los datos medidos) y espectro-digitales (con datos estimados a partir de los modelos). Adicionalmente, para el kriging ordinario se especificó un vecindario de búsqueda local, teniendo en cuenta que algunas propiedades mostraban no estacionariedad, dado que la media cambia dentro de la zona de estudio. Este procedimiento fue realizado con el programa Surfer v.9 (Golden Software Inc., Golden, CO).

Para evaluar el desempeño del kriging entre los mapas digitales obtenidos de los datos de laboratorio (medidos) y los mapas espectro digitales, en función del número de muestras utilizadas para la calibración de los modelos, se utilizó como criterios el coeficiente de determinación (R^2) entre los valores predichos por kriging a partir de los datos de laboratorio y los estimados con cada modelo en cada grupo de muestras, así

como la raíz del error medio de la diferencia (RMSD) entre los mapas obtenidos con interpolación kriging, definida por:

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (\text{Ecuación 23})$$

donde \hat{y}_i indica los valores predichos por kriging a partir de los datos de laboratorio y y_i indica los datos obtenidos por kriging a partir de los valores estimados por los modelos. Este análisis también se realizó en función de número de muestras.

También se consideró el error medio cuadrático de la predicción, entre (a) los datos medidos y los datos estimados por los modelos ($RMSE_{NIR}$), en función del número de muestras; (b) entre los datos medidos y los datos predichos con kriging a partir de los valores estimados en los modelos ($RMSE_{ES_NIR}$), en función del número de muestras; y (c) entre los datos medidos y los valores predichos por kriging con los datos medidos ($RMSE_{ME}$) para la totalidad de las muestras ($n=1200$).

3.Resultados y discusión

3.1 Caracterización del suelo de la estación experimental Carimagua

La zona de estudio se encuentra en la Orinoquía colombiana y corresponde a tierras situadas al oriente de la cordillera de los Andes colombianos, denominada localmente como Llanos Orientales, dentro de la cual el paisaje predominante es la Altiplanicie. Son suelos desarrollados a partir de sedimentos aluviales arcillosos, muy profundos, bien drenados y con buena actividad de macroorganismos.

Los suelos en estudio de la Estación Experimental Carimagua se encuentran ocupados principalmente por pasturas naturales, de topografía plano-convexa (IGAC, 1991), con alturas que varían entre 160 y 190 msnm y con pendientes inferiores al 1%, ligeramente inclinados en dirección a los caños. De acuerdo con Malagón (2003), la evolución de estos suelos está ligada con el origen de la megacuenca sedimentaria delimitada entre el Escudo de la Guayana y el flanco este de la Cordillera Oriental. Predominan los depósitos cuaternarios de origen fluvial, así como las rocas sedimentarias del Terciario (areniscas, lodolitas y calizas) que reposan sobre sedimentitas del Cretáceo, Paleozoico y rocas cristalinas félsicas del Precámbrico. Dentro de los factores que más inciden en la formación de los suelos está el clima, dada las altas temperaturas, así como la frecuencia e intensidad de las precipitaciones, las cuales son superiores a 2000 mm al año.

De acuerdo con las observaciones realizadas en las cajuelas y barrenos, así como con el apoyo de fotografías aéreas, se seleccionaron los sitios para caracterizar las unidades taxonómicas, se describieron, muestrearon y clasificaron cuatro calicatas ubicadas en los sitios conocidos localmente como La Unidad (C1), Tomo (C2), La Hayaca (C3) y

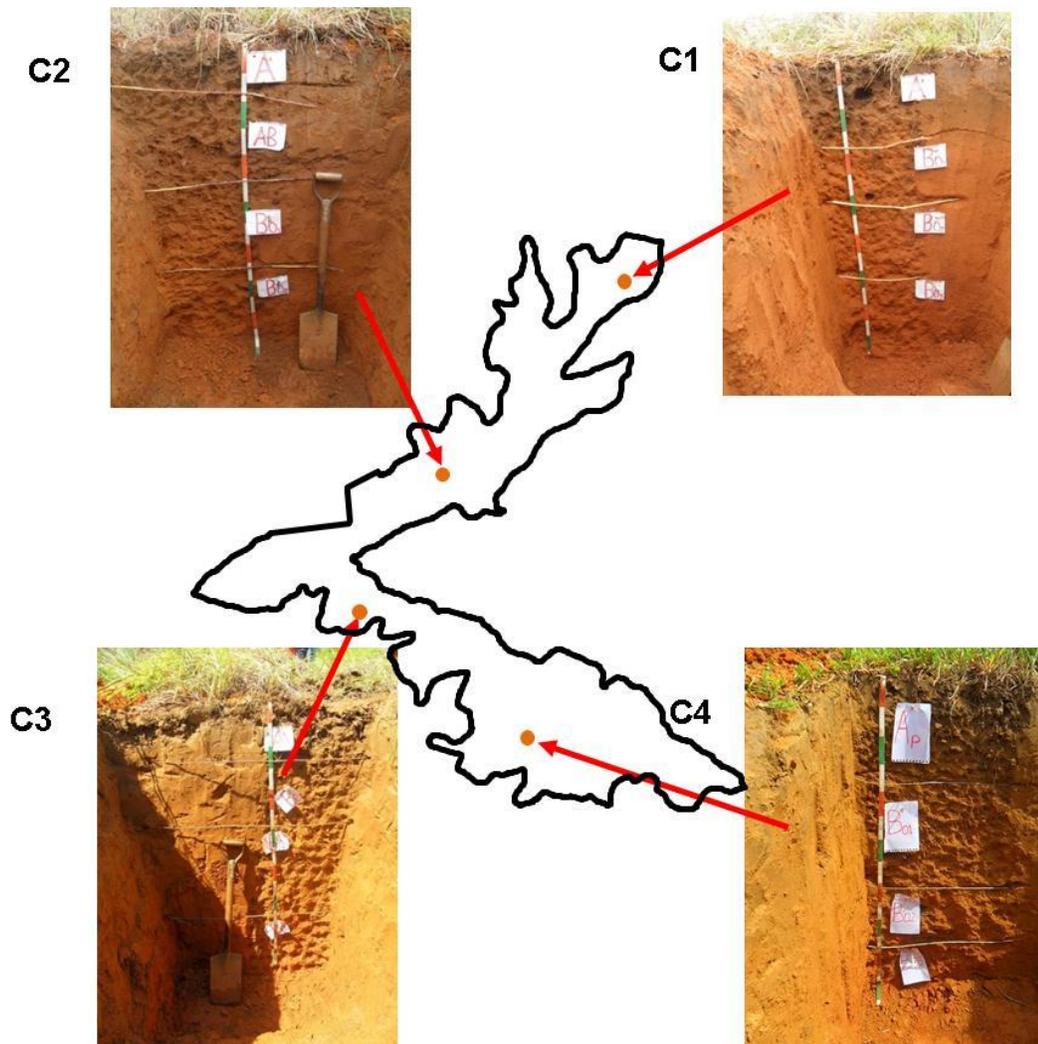
Culticore (C4), como se ilustra en la **Figura 3-1**, cuya descripción de sitio y horizontes morfológicos se presentan en el Anexo A.

3.1.1 Características físicas y morfológicas

La morfología de los suelos presenta una distribución de horizontes tipo A/B/C. El horizonte A es de color pardo oliva y pardo amarillento oscuro en húmedo, con matiz 10YR, *values* de 3 a 4 y cromas entre 2 y 4; la textura es franco arcillo limosa y el espesor oscila entre 16 y 40 cm (**Tabla 3-1**). La coloración obedece al mayor contenido de materia orgánica, proveniente de la descomposición de residuos vegetales y deyecciones de macroinvertebrados. Predomina una estructura blocosa subangular, media y gruesa, fuertemente desarrollada en la parte sur (C3 y C4), pero que es más fina en la parte norte (C1 y C2). La consistencia en seco es dura y en húmedo varía desde firme, en la parte sur (C4), a friable en las áreas ubicadas al norte de la zona de estudio; en mojado es ligeramente pegajosa y ligeramente plástica a pegajosa y plástica. Se observó abundante presencia de raíces finas y medias.

Debajo del Horizonte A se verificó la presencia de 3 subhorizontes, con espesores superiores a 30 cm, que forman el Horizonte B de características óxicas, cuya textura predominante es la arcillo limosa, observándose un mayor contenido de arcillas en el horizonte B, excepto para C2, donde el contenido de arcilla en el horizonte A fue mayor. En general, el contenido de arcilla es menor en la superficie debido a procesos naturales de eluviación desde el Horizonte A, que se favorece por las altas precipitaciones y adicionalmente, debe considerarse también que los procesos de escorrentía superficial arrastran las partículas más finas a zonas más bajas, ubicadas en los denominados “vallecitos”, caños y esteros. El Horizonte B presentan colores pardo amarillentos (10YR5/8) y pardos fuertes (7.5YR5/6), pero a mayor profundidad se van tornando en forma difusa más rojos (5YR5/8), siendo esta situación más notoria en la parte norte. La consistencia en húmedo es friable y en mojado es pegajosa, variando de entre ligeramente plástica y plástica. El Horizonte B presenta poca presencia de raíces vivas, finas y muy finas.

Figura 3-1: Disposición e imágenes de las calicatas.



Los valores de densidad real son similares para todas las zonas, oscilando entre 2.68 y 2.85g cm^{-1} , en los horizontes superficiales y subsuperficiales (**Tabla 3-2**), los que corresponden a densidades reportadas para suelos minerales. La densidad aparente (D_a) aumenta con la profundidad, donde los menores valores se presentan en el horizonte A, en el cual se presentan los mayores valores de porosidad y contenidos de materia orgánica. En C2 se presentan los menores valores de D_a , zona que en términos generales no presenta restricciones físicas para el desarrollo de las raíces, de acuerdo con los criterios considerados que se presentan en el Anexo B. Los otros perfiles (C1, C3 y C4) presentan valores de D_a cercanos o superiores de 1.4 g cm^{-1} , indicando la

presencia de procesos naturales de adensamiento de los agregados del suelo (Jaimes et al., 2003; Ramírez-López et al., 2008), especialmente en los subhorizontes B, lo que representan algunas limitaciones para el desarrollo de las plantas. Estos valores de Da coinciden también con el mayor contenido de arcillas y valores decrecientes de porosidad a mayor profundidad, restringiendo a su vez la capacidad de almacenamiento y de disponibilidad de agua en el Horizonte B.

Tabla 3-1: Espesor de los horizontes y su distribución granulométrica.

Perfil	Horizonte	Profundidad	Distribución de partículas (%)				Textura	
		cm	Arena gruesa	Arena fina	Limo grueso	Limo fino		Arcilla
C1	A	0 - 40	0.12	5.58	32.49	26.24	35.57	F Ar L
	Bo ₁	40 - 69	2.41	5.13	26.73	20.31	45.42	Ar L
	Bo ₂	69 - 118	0.07	5.22	34.60	17.74	42.37	Ar L
	Bo ₃	118-150x	0.06	5.75	33.23	17.96	43.00	Ar L
C2	A	0 - 16	0.29	5.29	27.62	17.52	49.28	Ar L
	AB	16 - 56	0.27	4.88	25.81	23.40	45.64	Ar L
	Bo ₁	56- 92	0.34	5.34	32.96	17.73	43.63	Ar L
	Bo ₂	92 - 150x	0.30	5.04	32.66	18.47	43.53	Ar L
C3	A	0 - 23	1.87	6.20	33.63	24.83	33.47	F Ar L
	Bo ₁	23 - 58	1.76	6.41	28.74	22.01	41.08	Ar L
	Bo ₂	58 - 110	1.08	6.31	30.92	17.49	44.20	Ar L
	Bo ₃	110 - 150x	1.50	6.96	33.13	17.13	41.28	Ar L
C4	Ap	0 - 35	1.16	5.27	32.23	22.49	38.85	F Ar L
	Bo ₁	35 - 83	0.83	4.86	47.13	4.10	43.08	Ar L
	Bo ₂	83 - 116	0.88	4.82	32.88	17.04	44.38	Ar L
	Bo ₃	116 - 150x	0.67	4.01	38.32	13.41	43.59	Ar L

De acuerdo con los valores de Infiltración básica, los suelos presentan una infiltración entre moderada y moderadamente lenta. Las zonas de mayor infiltración corresponden a las áreas con menor contenido de arcilla (C1 y C3) en el horizonte A, sobre el cual se realizaron las pruebas de infiltración. A su vez, la conductividad hidráulica saturada (Ks) es moderadamente lenta para todos los sitios, cuyos mayores valores corresponden también a las zonas con mayor infiltración básica y menor contenido de arcilla.

Tabla 3-2: infiltración básica, conductividad hidráulica saturada, densidad aparente y real y porosidad de los tres primeros horizontes, obtenidos en las calicatas.

Perfil	Horizonte	lb mm h ⁻¹	Ks mm h ⁻¹	Da g cm ⁻¹	Dr g cm ⁻¹	Porosidad %
C1	A	17.56	10.72	1.41	2.72	48.10
	B01			1.47	2.77	47.05
	B02			1.52	2.80	45.89
C2	A	14.89	10.42	1.18	2.69	56.28
	AB			1.22	2.70	54.94
	B01			1.40	2.68	47.73
C3	A	20.44	14.58	1.37	2.74	49.76
	B01			1.57	2.69	41.78
	B02			1.65	2.85	41.99
C4	AP	7.56	8.52	1.54	2.77	44.38
	B01			1.56	2.84	45.19
	B02			1.61	2.73	41.07

3.1.2 Características químicas

Los análisis químicos son fundamentales para el estudio y clasificación de suelos y permiten establecer la fertilidad natural del suelo, la disponibilidad de nutrientes para las plantas, así como para la selección y establecimiento de prácticas de manejo relacionadas con la aplicación de fertilizantes y enmiendas. La evaluación de las propiedades se realizó con los criterios del Anexo B, reportado por el IGAC (1991).

Los suelos de Carimagüa presentan un horizonte A muy fuertemente ácido con pH menores de 5.0 (**Tabla 3-3**). Esta reacción se debe principalmente al alto contenido de aluminio intercambiable (Al.I) y a la pobreza de iones intercambiables (**Tabla 3-4**). Los pH más bajos se encuentran en la zona sur, correspondiente a las calicatas C3 y C4. La saturación de aluminio es superior al 60%, cantidad que lo hace tóxico para la mayoría de las plantas e impide el aprovechamiento de otros nutrientes, situación que hace necesario el uso de correctivos.

El pH se incrementa con la profundidad, clasificándose como fuertemente ácido en el Horizonte B, excepto para el subhorizonte Bo₁ del perfil C2, zona que presentó la mayor acidez, siendo muy fuertemente ácido a partir de una profundidad de 100 cm. A su vez, el

Al.I disminuye con la profundidad, en todos los sitios evaluados. LA CIC guarda correspondencia inversa con el comportamiento observado para el pH y el Al.I, con un CIC que no supera $20 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$, confirmándose que estos suelos presenta extremada pobreza en bases intercambiable, debido principalmente a los materiales pobres en bases, a la lixiviación y a la alteración rápida de los materiales a causa de los factores climáticos y que es diagnóstica en la determinación del horizonte óxico (IGAC, 1991). En general, estos suelos presentan una saturación baja ($SB < 35\%$), que se incrementa con la profundidad, llegando a ser alta en los dos últimos subhorizontes de C4 (Bo_2 y Bo_3). Como es reportado por Basamba et al. (2006), el comportamiento de esta zona, respecto a la CIC y saturación de bases, obedece a que hace más de 10 años se aplicaron enmiendas, práctica que posteriormente dejó de realizarse, lo que ocasionó que dichos materiales lentamente descendieran en el perfil del suelo, proceso que se da favorecido por la infiltración de agua y llamado por algunos autores como frente de neutralización o de corrección de la acidez (Alleoni et al., 2005; Veronese et al., 2012).

Tabla 3-3: Valores de pH, acidez intercambiable, aluminio intercambiable, carbono total, nitrógeno total y fósforo, observados en las calicatas.

Perfil	Horizonte	pH	Ac.I	Al.I	CT	NT	P
			--- $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ ---	---	-----%	-----	mg kg^{-1}
C1	A	5.03	2.81	2.08	1.73	0.08	1.82
	B01	5.16	1.60	1.25	0.53	0.05	2.42
	B02	5.38	1.20	0.92	0.32	0.05	1.68
	B03	5.22	1.71	1.33	0.15	0.04	1.40
C2	A	4.91	2.91	2.08	1.48	0.06	1.68
	AB	5.17	2.61	1.83	2.36	0.12	1.40
	B01	5.10	1.71	1.25	0.58	0.04	1.58
	B02	4.80	0.90	0.75	0.36	0.02	1.40
C3	A	4.80	2.21	1.66	1.91	0.10	1.63
	B01	4.87	1.91	1.41	1.05	0.06	1.09
	B02	5.04	1.00	0.83	0.34	0.05	1.36
	B03	5.56	0.70	0.58	0.18	0.05	0.91
C4	AP	4.86	2.21	1.50	1.69	0.10	1.95
	B01	5.15	1.00	0.75	0.78	0.06	2.33
	B02	5.41	0.10	-	0.31	0.05	1.58
	B03	5.40	0.20	0.08	0.18	0.03	2.07

Tabla 3-4: Contenido de bases y comportamiento de CIC, CICE y saturación de bases, observados en las calicatas.

Perfil	Horizonte	K	Ca	Mg	Na	CIC	CICE	V
		cmol _c kg ⁻¹					%	
C1	A	0.06	0.17	0.06	0.05	13.09	3.11	9.57
	B01	0.02	0.15	0.04	0.05	5.58	1.81	11.36
	B02	0.03	0.13	0.03	0.07	4.67	1.40	13.87
	B03	0.04	0.14	0.03	0.05	5.22	1.93	11.55
C2	A	0.08	0.16	0.06	0.84	19.52	3.21	9.31
	AB	0.03	0.13	0.04	0.10	13.80	2.82	7.40
	B01	0.02	0.16	0.04	0.27	7.98	1.92	11.35
	B02	0.02	0.14	0.03	0.09	7.61	1.10	18.14
C3	A	0.05	0.23	0.06	0.06	14.84	2.54	13.11
	B01	0.02	0.22	0.05	0.06	9.10	2.19	13.07
	B02	0.02	0.16	0.03	0.06	5.40	1.21	16.88
	B03	0.02	0.19	0.04	0.05	4.93	0.96	26.55
C4	AP	0.06	0.29	0.06	0.07	13.70	2.62	15.77
	B01	0.03	0.19	0.06	0.03	7.17	1.29	21.98
	B02	0.05	0.19	0.04	0.03	5.88	0.38	73.78
	B03	0.04	0.37	0.08	0.04	6.51	0.69	71.13

Los contenidos de carbono total (CT) y nitrógeno total (NT) son medios en el primer horizonte, debido al aporte continuo de residuos en la superficie (IGAC, 1983). Estas cantidades decrecen con la profundidad, siendo bajos para los subhorizontes B, exceptuándose el horizonte de transición AB en la calicata C2, que presenta los mayores valores de CT y NT. Estos contenidos obedecen a la rápida mineralización de la materia orgánica, así como al transporte de partículas finas por el escurrimiento superficial, ocasionado por las altas precipitaciones en la zona.

El contenido de P es bajo para todos los horizontes, debido a los materiales pobres a partir de los cuales evolucionaron los suelos de la altillanura y a la dinámica de la materia orgánica en esta zona (Malagón, 1993). Este hecho muestra la necesidad de agregar fertilizantes ricos en fósforo en establecimiento de cultivos, así como la necesidad previa de la aplicación de enmiendas para evitar la fijación del fósforo por el aluminio. De igual manera, el K es bajo para todos los horizontes, excepto para el horizonte A de C4, donde se observaron contenidos medios de este elemento. El bajo contenido de K se debe a la

alteración de los materiales parentales, a la pobreza de feldespatos potásicos y al proceso de lixiviación.

Los contenidos de los elementos menores son bajos y decrecen con la profundidad a excepción del Fe, cuyo contenido es alto en el horizonte A y bajo en los subhorizontes B (**Tabla 3-5**). El Fe es predominante en los suelos de Carimagua, lo cual corresponde con los Oxisoles allí presentes. Es conveniente nombrar que el contenido de Fe analizado corresponde a Fe libre o disponible y no al Fe total, cuyo contenido puede ser homogéneo en el perfil del suelo o crecer con la profundidad, dependiendo de los procesos de óxido-reducción y del drenaje natural. De acuerdo con Pulido y Malagón (1996), este decrecimiento del hierro libre con la profundidad y las altas concentraciones en el horizonte superficial, está directamente relacionado con el contenido de materia orgánica, al movimiento lateral u oblicuo que presentan las sales de hierro en el suelo y a que en condiciones drenadas el Al es más móvil que el Fe.

Tabla 3-5: Contenido elementos menores, observados en las calicatas.

Perfil	Horizonte	B	Cu	Fe	Mn	Zn
		----- mg kg ⁻¹ -----				
C1	A	0.20	0.69	40.00	0.94	0.28
	Bo ₁	0.06	0.09	4.84	0.40	0.28
	Bo ₂	0.08	0.09	2.70	0.35	0.23
	Bo ₃	0.69	0.07	0.47	0.64	0.13
C2	A	0.20	0.46	88.03	1.03	0.39
	AB	0.22	0.25	20.31	0.37	0.23
	Bo ₁	0.21	0.11	5.67	0.28	0.13
	Bo ₂	0.03	0.07	2.50	0.37	0.28
C3	A	0.19	0.46	78.16	1.06	0.32
	Bo ₁	0.21	0.25	20.52	0.50	0.26
	Bo ₂	0.04	0.07	4.04	0.39	0.50
	Bo ₃	0.08	0.08	2.38	0.42	0.57
C4	Ap	0.18	0.49	63.52	0.84	1.02
	Bo ₁	0.18	0.12	8.76	0.51	0.25
	Bo ₂	0.35	0.09	3.93	0.21	0.38
	Bo ₃	0.34	0.06	2.02	0.35	0.22

En general, los suelos de Carimagüa presentan condiciones de fertilidad natural poco favorables dada la fuerte acidez de los suelos, los altos contenidos de aluminio, bajo contenido de bases y de elementos menores, lo que indica que para su aprovechamiento se requiere del manejo de abonos orgánicos y cultivos de cobertura (abonos verdes), así como la aplicación de fertilizantes minerales, posterior a la aplicación de enmiendas.

3.1.3 Características mineralógicas

La fracción arena tiene un dominio de cuarzo en todos los horizontes, con contenidos superiores al 85% (**Tabla 3-6**). Otros minerales como el circón, la turmalina y los minerales opacos, son también comunes en los suelos de Carimagüa, pero con contenidos muy bajos. Como característica común de estos minerales, se tiene que son muy estables a los procesos de intemperismo químico comunes en la zona, debido a los factores climáticos. De estos minerales, la turmalina representa una especial importancia, pues al descomponerse libera boro, elemento esencial para el desarrollo de las plantas. Los minerales opacos corresponden principalmente a magnetita e ilemita (IGAC, 1991).

Tabla 3-6: Constitución mineralógica de la fracción arena.

Perfil	Horizonte	Circón	Cuarzo	Epidota	Feldespato	Fitolitos	Opacos	Turmalina
C1	A	tr	94.00			2	4	
	Bo ₁	tr	91.00		5		3	tr
	Bo ₂	tr	93.00			3	2	tr
	Bo ₃	2.00	94.00			tr	3	tr
C2	A	4.00	85.00	tr	2	3	5	tr
	AB	5.00	88.00	tr	tr	2	4	tr
	Bo ₁		96.00		tr	tr	3	
	Bo ₂	tr	92.00		5	2	tr	tr
C3	A	tr	98.00			tr	tr	tr
	Bo ₁	tr	97.00			2	tr	tr
	Bo ₂	tr	96.00				3	tr
	Bo ₃	tr	95.00			tr	4	tr
C4	Ap	tr	85.00	tr	tr	5	8	tr
	Bo ₁	tr	97.00		tr	tr	tr	tr
	Bo ₂	tr	97.00		tr	tr	2	
	Bo ₃		98.00		tr	tr	tr	tr

Los fitolitos presentan también un contenido bajo en la fracción arena, que corresponden a estructuras silíceas amorfas, producto del metabolismo de ciertas gramíneas y plantas especializadas, que utilizan la sílice coloidal para darle consistencia a los tallos (IGAC, 1983). La presencia de fitolitos pone en evidencia un proceso de desilicación de los minerales silíceos, ya sean primarios como el cuarzo o secundarios como la arcilla (He et al., 2008).

Por otra parte, el IGAC (1983, 1991) reporta que los granos de arena presentan forma irregular, de contornos subangulares en la arena fina y subredondeados a redondos en los granos gruesos, que ponen de manifiesto las condiciones de alteración química así como procesos de abrasión producidos por el arrastre de partículas, ya sea por escorrentía superficial o por transporte eólico. En general, estos suelos presentan una fertilidad potencial baja, ya que se caracterizan por la ausencia de minerales de fácil alteración, aunque algunos horizontes presentan trazas o contenidos bajos de feldspatos, especialmente en la zona norte de Carimagua (C1 y C2).

La composición mineralógica de las arcillas de los suelos de Carimagua se presenta en la

Tabla 3-7. La **Figura 3-2** muestra los resultados del análisis de difracción de rayos X para la fracción arcilla del horizonte A del perfil C2, cuyos resultados son similares en todos los perfiles estudiados. En esta se pueden observar los picos más representativos en esta clase de suelos, que representan la presencia de minerales como la caolinita (7.2 y 3.5 Å), cuarzo (4.2 y 3.3 Å), goethita (5.0 y 4.15 Å), pirofilita (9.2 y 3.08 Å) e integrados 2:1 y 2:2 (14 Å), que colapsan a 11 y 10 Å cuando la muestra se calienta a 550 °C.

El mineral predominante de la fracción arcilla es la caolinita, con una distribución uniforme en todos los horizontes, con un contenido superior al 50%, excepto para el horizonte AB del perfil C2. Este mineral se forma fácilmente en ambientes intempéricos de altas temperaturas y humedades relativas, condiciones presentes en la altillanura que resulta en suelos ácidos e intensamente lixiviados, y explica la baja CIC, así como la baja disponibilidad para suministrar cationes a la planta.

Otros minerales que aparecen con bajos contenidos son los feldespatos y los integrados 2:1 y 2:2 (vermiculita, principalmente), especialmente en las zonas C2 y C4. Estos minerales aunque importantes, tradicionalmente solo aparecen como trazas y no afectan el complejo de cambio presentado por la caolinita, gibsita, goethita y pirofilita, correspondiendo con los resultados del análisis químico realizado.

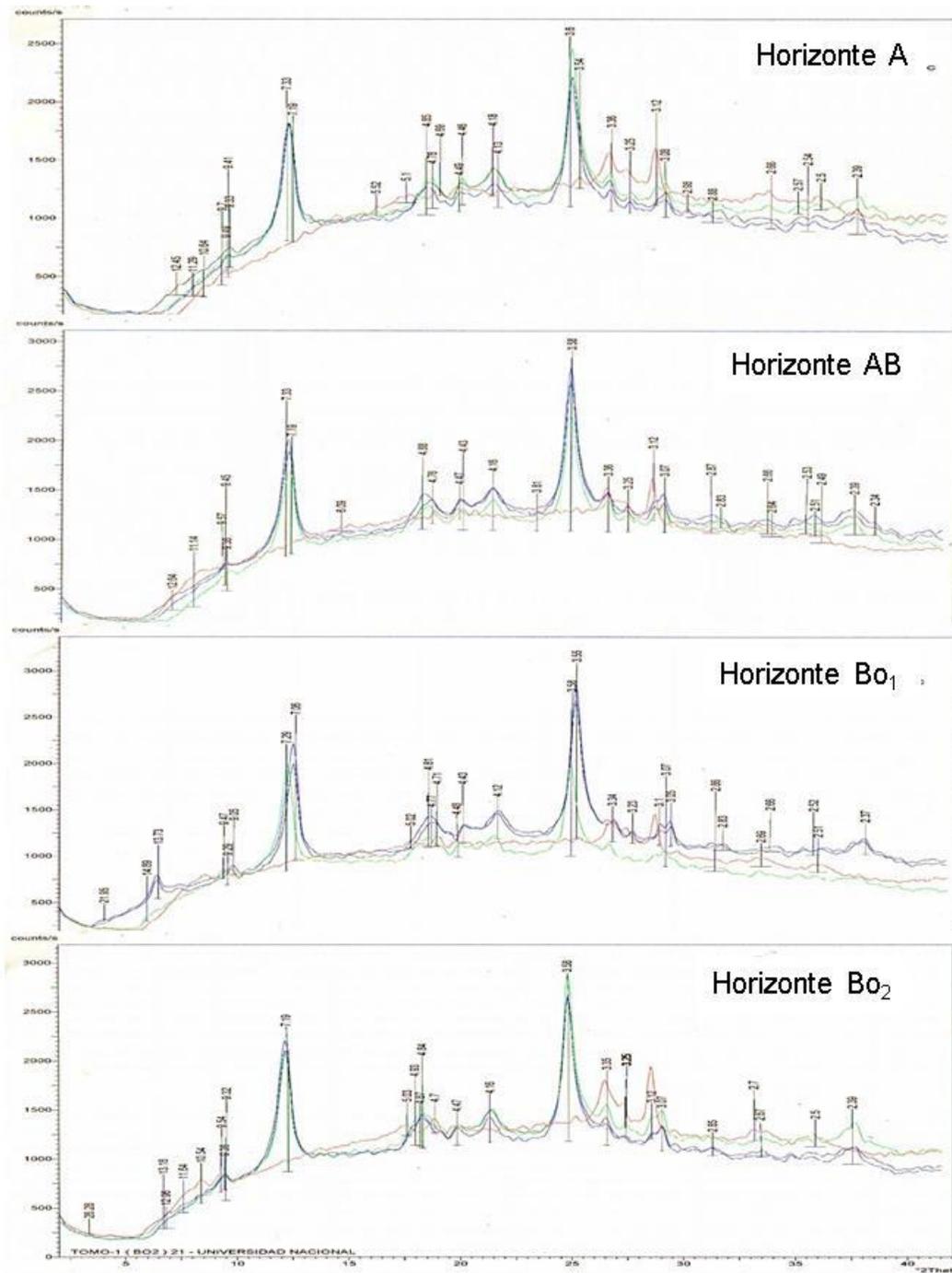
Tabla 3-7: Constitución mineralógica de la fracción arcilla.

Perfil	Horizonte	Caolinita	Cuarzo	Feldespatos	Gibsita	Goethita	Vermiculita	Pirofilita
C1	A	++++	tr	?		tr		tr
	Bo ₁	++++	tr		?	tr		tr
	Bo ₂	++++	tr			tr		?
	Bo ₃	++++	tr		tr	tr		tr
C2	A	++++	+	+	+	+		+
	AB	+++	+	+	+	+		+
	Bo ₁	++++	+	+	+	+	+	+
	Bo ₂	++++	+	tr	+	+	tr	+
C3	A	+++	tr			tr		tr
	Bo ₁	++++	tr		+	tr		tr
	Bo ₂	++++	tr		tr	?		tr
	Bo ₃	++++	tr	tr	tr	tr		tr
C4	Ap	++++	+	tr	+	+	tr	+
	Bo ₁	++++	+	tr	+	+	tr	+
	Bo ₂	++++	+	tr	+	+	+	+
	Bo ₃	++++	+	tr	+	+		+

++++ DOMINANTE (> 50%); +++ ABUNDANTE (30-50%); ++ COMÚN (15-30%); + PRESENTE (5-15%); tr TRAZAS (< 5%); ? DUDOSO

El cuarzo, la goethita y la pirofilita se encuentran presentes en estos suelos, con contenidos inferiores al 5% en los perfiles C1 y C3 y entre el 5 y 15% para los perfiles C2 y C4, en todos los horizontes. La gibsita también está presente en la mayoría de los suelos, siendo menor su contenido en la parte norte de Carimagüa (C1). La presencia de gibsita está relacionada con el grado de meteorización, pues al ser un mineral resultante del proceso de intemperismo y en ambientes tropicales de bosques y sabanas, tiende a acumularse en el suelo, confiriéndole colores amarillos y rojos asociados a la dinámica del Fe en ambientes oxidados (bien drenados).

Figura 3-2: Difractograma de la fracción arcilla de los horizontes del perfil C2.

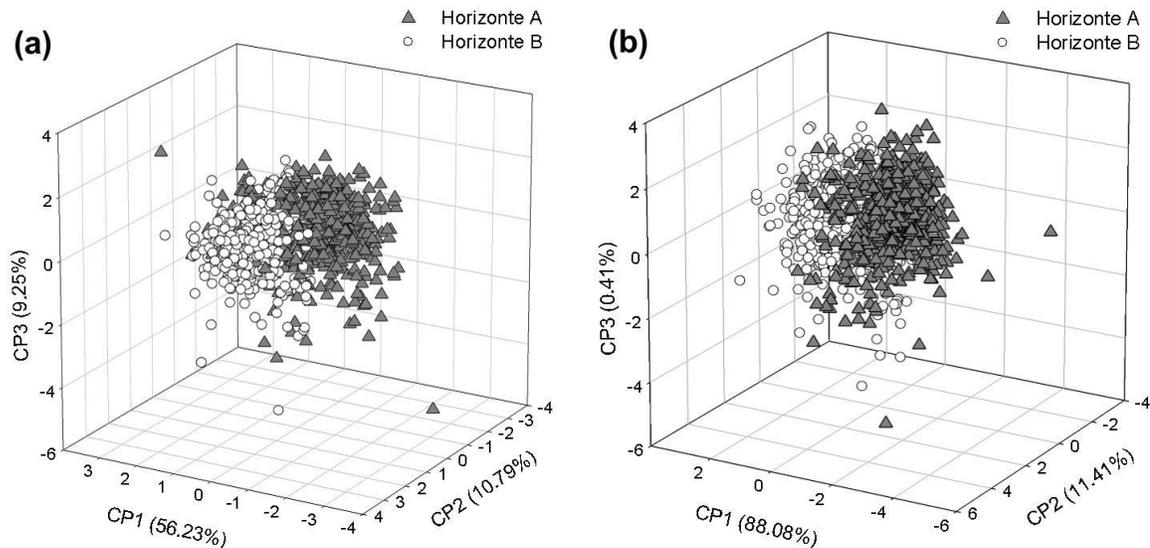


3.2 Propiedades del suelo y respuestas espectrales

3.2.1 Identificación de muestras atípicas

Mediante la aplicación del método de la distancia de Mahalanobis sobre los tres primeros CP, se identificaron 21 muestras atípicas (*outliers*) a partir de las respuestas espectrales y 23 a partir de las propiedades del suelo, que corresponden a coeficientes (*scores*) extremos, fácilmente identificables en los CPs (**Figura 3-3**). Se verificó que las muestras atípicas obtenidas a partir de los espectros corresponden, en su mayoría, con las muestras atípicas encontradas a partir de las propiedades del suelo y al analizarlas y ubicarlas en la zona de muestreo, se identificó que se ubican espacialmente en zonas cercanas de los caños y la laguna, sin ser necesariamente muestras anormales y que pueden pertenecer a otros tipos de suelos, por lo cual no fueron consideradas para la elaboración de los modelos.

Figura 3-3: Coeficientes de los tres primeros componentes principales de las propiedades del suelo (a) y de las respuestas espectrales (b), para los horizontes A y B.



Los tres primeros CPs resultantes del análisis de las propiedades del suelo describieron el 76.27% de la varianza (**Figura 3-3a**). Para las respuestas espectrales, los tres primeros CPs describieron el 99.90% de la varianza (**Figura 3-3b**). En ambos casos, se observa una tendencia de agrupamiento en función de la profundidad, debido

principalmente a que el horizonte A presenta mayor presencia de materia orgánica, alto contenido de hierro y menores cantidades de arcilla.

3.2.2 Caracterización de las propiedades del suelo

Los resultados del análisis descriptivo de las propiedades del suelo se encuentran en la **Tabla 3-8** para el horizonte A y en la **Tabla 3-9** para el horizonte B. Se confirma que los suelos de Carimagua presentan una reacción muy fuertemente ácida en los dos horizontes (pH entre 4.6 y 5.0), pero con zonas extremadamente ácidas (pH inferior a 5.4) y algunas zonas con reacción fuertemente ácida (pH superior a 5.1), como se observó en los valores mínimo y máximo del pH, para los dos horizontes. El pH es mayor en el horizonte B, mientras la Ac.I y el Al.I es mayor en el horizonte A. Este comportamiento es confirmado por otros estudios en suelos de la altillanura colombiana (Phiri et al., 2001; Rippstein et al., 2001; Rubiano, 2005; Camacho-Tamayo et al., 2008).

Los contenidos de CT varían entre bajos y medios, siendo mayor el contenido en el horizonte A, debido a la presencia de vegetación y de residuos en la superficie. El NT presentó un comportamiento similar al del CT. Los contenidos de P son bajos en los dos horizontes, pero concordantes a los reportados para sabanas nativas de los Llanos Orientales (Phiri et al., 2001). En Oxisoles, estos bajo niveles de P disponible son causados por la fuerte adsorción de $H_2PO_4^-$ por los óxidos de Al y Fe e hidróxidos (sesquióxidos), que convierte el P inorgánico en una forma que no está disponible para las plantas (Fontes & Weed, 1996). El K, Ca, Mg y Na también presentaron valores considerados normales para este tipo de suelos (Goosen, 1991; IGAC, 1991; Phiri et al., 2001; Rippstein et al., 2001), siendo superiores para el primer horizonte, donde la CIC, en general es baja para la zona.

Los elementos menores presentan valores acorde a reportes de otros autores (Goosen, 1991; IGAC, 1991; Phiri et al., 2001), donde el Fe libre predomina, al ser característico de Oxisoles, con contenidos mayores en el horizonte A, que pueden superar 100 mg kg^{-1} .

Tabla 3-8: Estadística descriptiva de las propiedades del suelo en el Horizonte A.

Propiedad	Media	Mediana	CV, %	Mínimo	Máximo	Asimetría	Curtosis
pH (H ₂ O, 1:1)	4.628	4.690	6.42	3.730	5.530	-0.65	0.26
Ac.I, cmol _c kg ⁻¹	2.289	2.307	22.58	0.401	3.912	-0.05	0.37
Al.I, cmol _c kg ⁻¹	1.666	1.664	23.80	0.166	2.812	-0.31	0.64
CT, %	1.876	1.890	16.99	0.894	2.910	-0.12	0.94
NT, %	0.121	0.121	27.75	0.012	0.237	0.15	0.58
P, mg kg ⁻¹	2.073	1.684	68.22	0.000	5.593	1.45	2.45
K, cmol _c kg ⁻¹	0.054	0.048	44.80	0.009	0.180	1.40	2.40
Ca, cmol _c kg ⁻¹	0.351	0.289	62.36	0.028	0.746	1.52	2.45
Mg, cmol _c kg ⁻¹	0.050	0.050	27.70	0.005	0.199	0.15	0.60
Na, cmol _c kg ⁻¹	0.408	0.411	17.00	0.194	0.493	-0.12	0.94
CIC, cmol _c kg ⁻¹	13.196	13.142	21.47	4.151	21.170	0.03	0.41
B, mg kg ⁻¹	0.320	0.294	51.46	0.001	0.892	0.79	0.45
Cu, mg kg ⁻¹	0.420	0.421	34.31	0.065	0.862	0.26	0.31
Fe, mg kg ⁻¹	70.790	67.850	38.70	7.550	148.750	0.39	0.02
Mn, mg kg ⁻¹	1.384	1.155	60.42	0.112	4.868	1.41	1.95
Zn, mg kg ⁻¹	0.420	0.375	45.88	0.071	0.965	1.51	2.92
Arena, %	25.863	24.960	19.93	12.480	49.500	0.52	1.10
Limo, %	45.683	46.000	10.71	31.680	58.540	-0.18	0.38
Arcilla, %	28.397	28.500	16.88	14.500	53.840	0.20	0.45

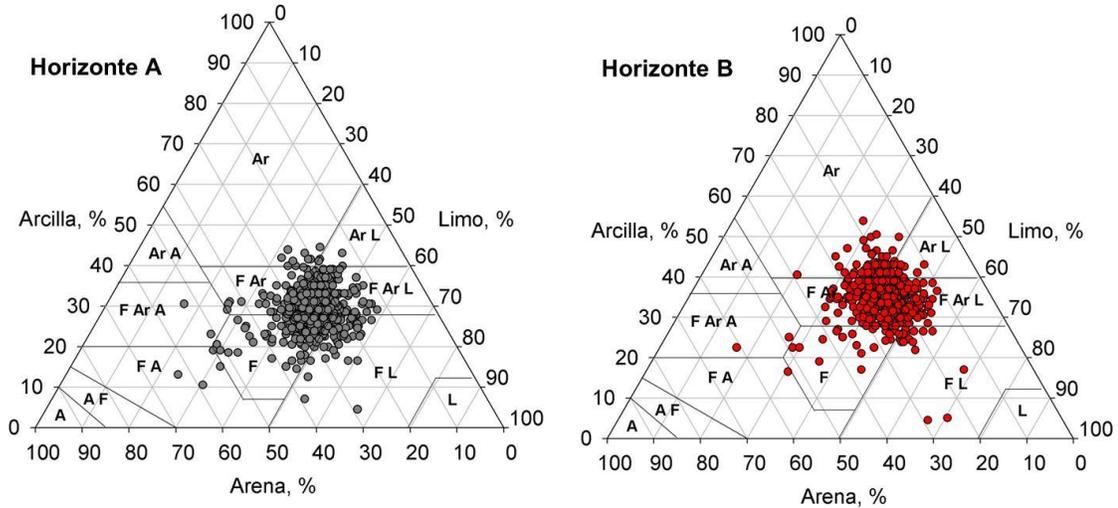
Respecto a la textura, se observa una diferencia de la cantidad de arena, limo y arcilla encontrados en las calicatas (**Tabla 3-1**), donde se observa que los contenidos de arena disminuyen, aumentando los contenidos de limo y arcilla, circunstancia que incide en la clasificación textural de los suelos. Esta diferencia se debe a las metodologías usadas para la estimación de la textura. Para las calicatas, la determinación de la textura se realizó por el método de la pipeta, mientras que para las cajuelas la textura se determinó por el método de Bouyoucos. Estas diferencias entre métodos es relacionada por varios autores como frecuente (Di Stefano et al., 2010; Filgueira et al.; 2006; Naguib & Bedaiwy, 2012). Entre otras razones, Montenegro y Malagón (1990) mencionan que: (a) el hidrómetro es calibrado con suelos de textura franca y por lo tanto serán menos exactos en suelos de texturas extremas; (b) en el método de la pipeta se realiza un agitación más

prolongada e intensa, lo cual desagrega mejor las partículas del suelo y (c) debe considerarse la presencia de óxidos de hierro y aluminio propias de Oxisoles, lo cual favorece la agregación de las partículas del suelo.

Tabla 3-9: Estadística descriptiva de las propiedades del suelo en el Horizonte B.

Propiedad	Media	Mediana	CV	Mínimo	Máximo	Asimetría	Curtosis
pH (H ₂ O, 1:1)	4.835	4.850	4.41	4.070	5.400	-0.68	1.19
Ac.I, cmol _c kg ⁻¹	1.699	1.705	26.50	0.401	3.310	0.34	0.24
Al.I, cmol _c kg ⁻¹	1.272	1.248	26.89	0.333	2.413	0.23	-0.02
CT, %	0.921	0.918	23.21	0.279	1.680	0.44	0.84
NT, %	0.071	0.069	35.12	0.004	0.155	0.38	0.36
P, mg kg ⁻¹	2.028	1.694	60.56	0.000	5.654	0.56	-0.63
K, cmol _c kg ⁻¹	0.034	0.031	44.11	0.008	0.089	1.13	1.24
Ca, cmol _c kg ⁻¹	0.149	0.134	46.93	0.028	0.443	1.51	3.02
Mg, cmol _c kg ⁻¹	0.029	0.028	35.86	0.002	0.070	0.52	0.77
Na, cmol _c kg ⁻¹	0.201	0.200	23.05	0.071	0.365	0.48	0.81
CIC, cmol _c kg ⁻¹	8.710	8.313	27.02	2.953	15.654	0.63	0.16
B, mg kg ⁻¹	0.265	0.242	55.10	0.005	0.782	0.83	0.41
Cu, mg kg ⁻¹	0.157	0.147	44.10	0.017	0.380	0.73	0.46
Fe, mg kg ⁻¹	14.636	12.079	58.25	3.146	45.611	1.62	2.53
Mn, mg kg ⁻¹	0.597	0.538	46.93	0.113	1.777	1.50	3.01
Zn, mg kg ⁻¹	0.266	0.242	43.55	0.059	0.681	1.08	1.06
Arena, %	22.465	22.480	17.97	10.960	36.960	0.56	0.86
Limo, %	42.004	42.000	12.07	26.480	56.540	-0.16	0.16
Arcilla, %	35.248	35.040	13.17	21.880	49.840	-0.13	0.31

En Carimagüa se observa que la textura media, obtenida por el método de Bouyoucos, es franco arcillosa para el horizonte A y Franco arcillo limosa para el horizonte B; es decir, se verifica una textura más fina para el segundo horizonte, pero en general prevalecen texturas francas (**Figura 3-4**), como es reportado para estos suelos por Phiri et al. (2001), Ramírez-López et al. (2008) y Orjuela-Matta et al. (2012).

Figura 3-4: Distribución textural de las muestras obtenidas en las cajuelas.

De acuerdo con la clasificación de Warrick & Nielsen (1980), el pH presentó baja variabilidad, con un CV de 6.42% para el horizonte A y de 4.41% para el horizonte B. El pH es una propiedad que habitualmente presenta baja variabilidad (Obando et al., 2006; Peña et al., 2009; Sánchez et al., 2011). A su vez, el P presentó alta variabilidad en los dos horizontes, comportamiento típico de esta propiedad (Obando et al., 2006; Camacho-Tamayo et al., 2008; Martins et al., 2011; Peña et al., 2009). Las otras propiedades estudiadas presentaron una variabilidad media. El limo, fracción que prevalece en el suelo, presentó baja variabilidad para los dos horizontes. En general, las fracciones del suelo poseen baja o media variabilidad, donde la menor variabilidad se manifiesta en la partícula que predomina (Cucunubá-Melo et al., 2011; Duffera et al., 2007; Rodríguez-Vásquez et al., 2008; Peña et al., 2009; Siqueira et al., 2009).

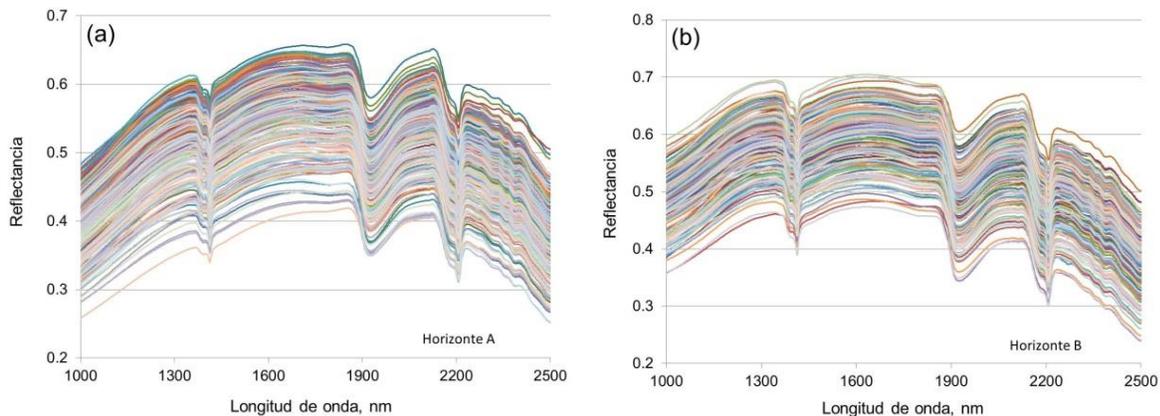
Los valores de media y mediana de los contenidos de P, K, Ca, Fe, Mn y Zn son distantes, los que conjuntamente con los valores de asimetría y curtosis estimados, muestran que los resultados no presentan una distribución simétrica. Para las otras propiedades, se observó que los valores de media y mediana son similares, comportamiento que indica distribuciones simétricas, lo cual se confirma por los valores cercanos a cero de la asimetría y curtosis, corroborándose empíricamente el precepto de normalidad. Más importante que la normalidad, se debe verificar que la distribución

normal no presente colas prolongadas, ya que pueden comprometer resultados que se obtienen a partir de los datos observados (Cressie, 1993), especialmente cuando se realiza interpolación con kriging, método que basa las estimaciones en valores medios (Warrick y Nielsen, 1980). Otro elemento importante de verificar es la ocurrencia del efecto proporcional entre la media y la varianza de las muestras en el espacio, ya que este efecto permite estimar mesetas definidas en los modelos de semivariogramas.

3.2.3 Descripción cualitativa de las respuestas espectrales

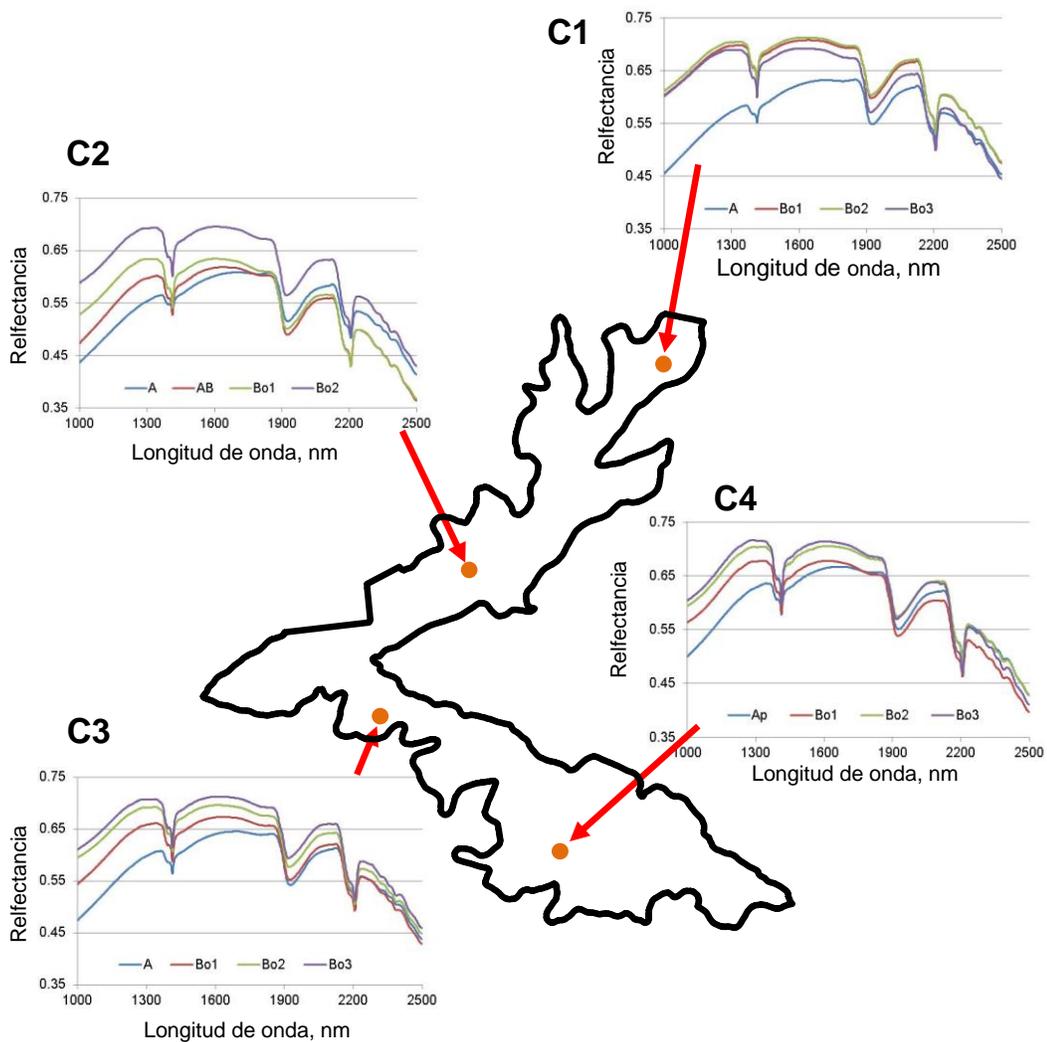
Las curvas espectrales de los suelos de Carimagua corresponden a muestras típicas de Oxisoles (**Figura 3-5** y **Figura 3-6**), con contenidos bajos o medios de materia orgánica y presencia de óxidos de hierro, pero con reflectancias mayores a las reportadas para Oxisoles en São Paulo (Brasil) por Demattê et al. (2012) y Genú & Demattê (2012) y para Oxisoles de Hawaii (USA) por McDowell et al. (2012), indicando un mayor efecto de los procesos de intemperismo en la altillanura colombiana, asociado a una temperatura media anual superior y mayor precipitación, que en los lugares citados. Estas curvas se asemejan a la curva tipo B de las clases propuestas por Stoner & Baumgardner (1981), o tipo 2, de acuerdo a Formaggio et al. (1996), con picos cercanos a 1400, 1900 y 2200 nm.

Figura 3-5: Familia de las respuestas espectrales en la región NIR obtenidas del muestreo en cajuelas, para los horizontes A y B.



El comportamiento creciente entre 1000 y 1300 nm permite afirmar que son suelos altamente intemperizados (Demattê et al., 2004). En estas curvas pueden verificarse también los contenidos superiores al 50% de caolinita en la arcilla, que se manifiestan en los picos ubicados a 1900 y 2200 nm, para todos los sitios y horizontes (Genú & Demattê, 2012). De similar manera, la presencia de gibsita se puede verificar con la leve concavidad que se presenta a 2265 nm.

Figura 3-6: Respuestas espectrales de los horizontes observados en las calicatas, en la región NIR.



La menor reflectancia al inicio de las curvas (1000-1400 nm) está directamente relacionada con los contenidos de CT (o materia orgánica) y mayores contenidos de Fe_2O_3 , presente en la goethita (Demattê et al., 2004). En general, la materia orgánica absorbe energía y promueve una menor intensidad en la reflectancia, a través de todo el espectro, que tiende a disminuir a mayores longitudes de onda, lo cual se manifiesta también en los horizontes subsuperficiales (Bellinaso et al., 2010; McDowell et al., 2012). Por esto, se observa que las curvas de los horizontes subsuperficiales analizados en las calicatas presentan una mayor reflectancia (**Figura 3-6**), debido al menor contenido de carbono total así como hierro, en la parte inicial y media de la curva.

En las calicatas, la menor reflectancia se observa en el horizonte A de C2, causada por los contenidos medios de materia orgánica, óxidos de hierro y mayores contenidos de arcilla 1:1, pues fue el único horizonte A de los sitios muestreados que presentó una textura arcillo limosa, con 49.28% de arcilla. Al observar las respuestas espectrales de los diferentes horizontes, se verifica que estas pueden apoyar la diferenciación de horizontes, especialmente en la región comprendida entre 1000 y 1900 nm, región en la cual se manifiestan principalmente los grupos OH y compuestos de carbono (Viscarra-Rossel et al., 2006).

3.2.4 Relación entre propiedades del suelo y respuestas espectrales

El análisis de correlación es una herramienta útil para analizar la forma en la que varía una propiedad en relación a una o más propiedades. Además de la relación entre las propiedades, también se verificó la relación de estas y las diferentes longitudes de onda de la respuesta espectral. Este análisis permite una aproximación del resultado que se obtendrá en la elaboración de los modelos, ya que si una propiedad presenta una alta o moderada correlación con algunas zonas de la respuesta espectral, sin importar que esta correlación sea directa o inversa, es de esperarse que se obtengan modelos con adecuado desempeño predictivo (Santra et al., 2009; Soriano-Disla et al., 2013; Vohland et al., 2011). De igual manera, una alta o moderada correlación entre pares de propiedades, donde por lo menos una de estas presente una alta correlación con la respuesta espectral, permite inferir, sin ser un comportamiento generalizado, que la otra propiedad presente un modelo adecuado, aun cuando no se observe una buena

correlación con la respuesta espectral, como es reportado en estudios realizados por Soriano-Disla et al. (2013) y Volkan Bilgili et al. (2010).

En la **Tabla 3-10** se observan las correlaciones significativas presentadas entre las propiedades. Las propiedades que no presentaron correlaciones significativas con ningún otro elemento fueron P, Na y Zn. Otras propiedades que presentaron pocas correlaciones significativas fueron el pH, Ca, Mn, Arena y Limo. El pH presentó correlaciones inversas bajas o moderadas con Ac.I, Al.I y CT. Este comportamiento está de acuerdo con la teoría, dado que suelos extremadamente ácidos o muy fuertemente ácidos (bajos valores de pH) corresponden con alta Ac.I y Al.I, debido a las altas concentraciones de H^+ y Al^{3+} , condición que es limitante para el desarrollo adecuado de la mayoría de los cultivos. Dado que el Al.I está implícito en la Ac.I, se observó que estas dos propiedades presentaron la mayor correlación directa (muy alta) observada entre dos propiedades.

Tabla 3-10: Coeficientes de correlación de Pearson (valor de $r > 0.3$ o $r < -0.3$) de las propiedades del suelo medidas en laboratorio.

Propiedad	Coeficiente de correlación (valor de r)								
pH	Ac.I(-0.47)	Al.I(-0.46)	CT(-0.32)						
Ac.I	pH(-0.47)	Al.I(0.92)	CT(0.60)	NT(0.40)	CIC(0.58)	Cu(0.39)	Fe(0.46)		
Al.I	pH(-0.46)	Ac.I(0.92)	CT(0.56)	NT(0.38)	CIC(0.55)	Cu(0.36)	Fe(0.41)		
CT	pH(-0.32)	Ac.I(0.60)	Al.I(0.56)	NT(0.69)	K(0.46)	Mg(0.32)	CIC(0.74)	Cu(0.58)	
	Fe(0.79)	Arcilla(-0.52)							
NT	Ac.I(0.40)	Al.I(0.38)	CT(0.69)	K(0.32)	CIC(0.55)	Cu(0.44)	Fe(0.60)	Arcilla(-0.40)	
P									
K	CT(0.46)	NT(0.32)	Mg(0.41)	CIC(0.38)	Cu(0.34)	Fe(0.46)			
Ca	Mg(0.61)								
Mg	CT(0.32)	K(0.41)	Ca(0.61)	Fe(0.35)					
Na									
CIC	Ac.I(0.58)	Al.I(0.55)	CT(0.74)	NT(0.55)	K(0.38)	Cu(0.52)	Fe(0.59)		
B									
Cu	Ac.I(0.39)	Al.I(0.36)	CT(0.58)	NT(0.44)	K(0.34)	CIC(0.52)	Fe(0.59)	Mn(0.84)	
Fe	Ac.I(0.46)	Al.I(0.41)	CT(0.79)	NT(0.60)	K(0.46)	Mg(0.35)	CIC(0.59)	Cu(0.59)	
	Mn(0.31)	Limo(0.32)	Arcilla(-0.51)						
Mn	Cu(0.84)	Fe(0.31)							
Zn									
Arena	Limo(-0.50)	Arcilla(-0.51)							
Limo	Fe(0.32)	Arena(-0.50)	Arcilla(-0.49)						
Arcilla	CT(-0.52)	NT(-0.40)	Fe(-0.51)	Arena(-0.51)	Limo(-0.49)				

Los contenidos de CT y Fe fueron las propiedades con mayor número de correlaciones significativas. El CT presentó correlación alta y directa con la Ac.I, NT, CIC y Fe. De igual manera, el CT y el Fe presentaron correlación moderada e inversa con la arcilla, lo cual se evidencia por la marcada presencia de caolinita en la arcilla, mineral que presenta una baja capacidad de intercambio catiónico y el cual no presenta óxidos de hierro en su constitución. Este comportamiento se observó en los perfiles de suelo, donde los contenidos de CT y Fe decrecen con la profundidad, mientras que el contenido de arcilla aumenta.

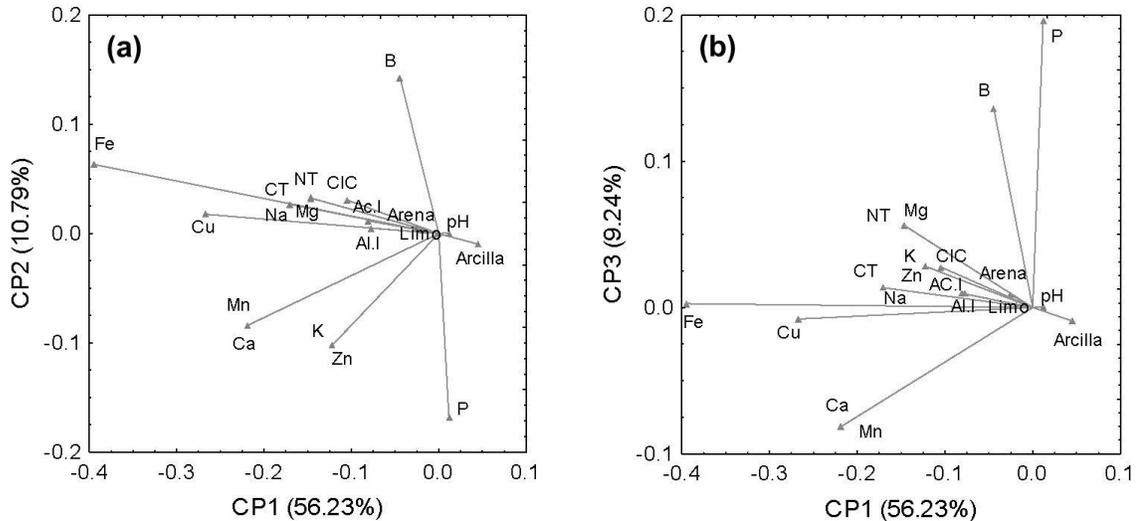
La CIC presentó alta correlación positiva con CT y de acuerdo a las correlaciones con los cationes evaluados, el Fe es el catión que más afecta la CIC, seguida de los cationes de Al, Cu y K, desplazando al Ca, catión que no presenta una influencia marcada en la CIC, dado que el suelo no ha presentado intervenciones marcadas ni aplicaciones de este elemento, como sucede en suelos bajo sistemas de producción agrícola. Por otra parte, la arcilla es el componente que más correlaciones significativas presentó con otras propiedades.

Dados los inconvenientes que el análisis de correlación lineal de Pearson presenta, cuando este se realiza entre variables que hacen parte de una misma muestra (Reiman et al., 2012), se decidió aplicar la transformación CLR y analizar los componentes principales (CP). En contraste al análisis de correlación lineal bivariado, el análisis de componentes principales presenta en una gráfica las múltiples relaciones entre las propiedades y permite visualizar las relaciones más relevantes entre estas. La **Figura 3-7** presenta los resultados de los tres primeros CPs, componentes que en conjunto explican más del 75% de la varianza total de los datos y cuya representatividad se puede considerar adecuada (Ferreira, 2011).

El primer CP representa el 56.23% de la varianza, donde el Fe es la propiedad con mayor peso en este CP, elemento que caracteriza los Oxisoles. En su orden, las propiedades que presentan también peso representativo en este primer componente son el Cu, Mn, Ca, CT, Na, NT y Mg. El segundo CP representó el 10.79% de la varianza y las propiedades que sobresalen son P y B, con una correlación inversa entre sí, que se transforma en una correlación directa cuando se observa el tercer CP, componente que

representa el 9.24% de la varianza. Las propiedades con menor peso en la varianza, para los tres componentes son pH y los contenidos de Arena y Limo, con coeficientes cercanos a cero en los tres CPs.

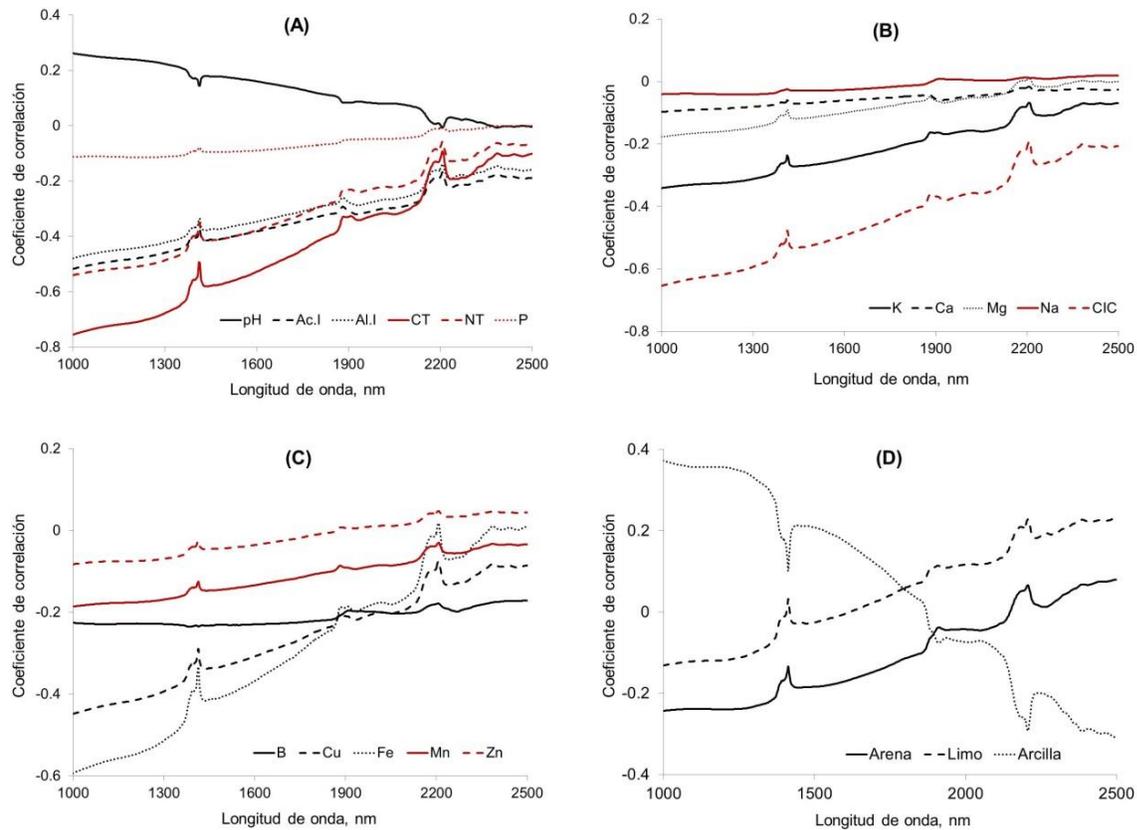
Figura 3-7: Componentes principales de las propiedades del suelo a partir de la transformación CLR.



Este análisis también evidencia que la arcilla presenta una correlación inversa con las otras propiedades del suelo, exceptuando el pH, como se verificó en el análisis de correlación lineal. De igual manera, se puede comprobar correlación significativa entre CT y Fe, así como de estas propiedades con el Cu, CIC, Ac.I, Al.I, NT y Mg. La ausencia de correlaciones significativas de B y P en el análisis de correlación lineal, también es verificada en este análisis, pues se ubican en zonas apartadas del otro grupo de propiedades, es decir, muestran una independencia relativa.

Una forma sencilla de verificar la incidencia de las propiedades en el comportamiento de la curva espectral, es analizar la correlación entre las longitudes de onda y las propiedades del suelo, cuyo resultado se encuentra en la **Figura 3-8**. La mayoría de curvas de correlación presentan picos, que corresponden a los picos de absorción cercanos a 1400, 1900 y 2200 nm, observados en las respuestas espectrales. Sin embargo, estos picos son poco pronunciados o no están claramente definidos en propiedades como pH, P, Ca, Mg, Na, B y Zn.

Figura 3-8: Coeficientes de correlación entre las propiedades del suelo y las respuestas espectrales a diferentes longitudes de onda.



Las propiedades que presentan los tres picos bien definidos son CT, NT, CIC, Fe y Arcilla, lo que permite inferir la incidencia de estas propiedades en el comportamiento de la respuesta espectral de un suelo (a excepción de la CIC), como ha sido reportado por diferentes autores (Bastidas-Obando et al., 2010; Demattê et al., 2012; Reeves III, 2010; Stenberg, 2010; Summers et al., 2011; Viscarra Rossel et al., 2009). La Ac.I, Al.I, K, Cu y Limo presentaron picos definidos en las regiones cercanas a 1400 y 2200 nm. Respecto a los componentes texturales, se verifica una relación inversa con los picos, es decir que a menor tamaño más pronunciados son los picos.

Otro resultado importante es el valor de la correlación que se observa a diferentes longitudes de onda con las propiedades, donde el CT presentó la mayor correlación inversa (-0.75), seguido del contenido de Fe (-0.60), a una longitud de onda de 1000 nm, para las dos propiedades en mención. En esta misma longitud de onda se observa la

mayor correlación directa con la arcilla (0.37). Los mayores valores de correlación (valor absoluto) encontrados en la primera parte de las longitudes de onda en la región NIR para CT, Fe y arcilla, confirman una vez más la incidencia de estas propiedades en el comportamiento de la respuesta espectral. Altas correlaciones entre estas propiedades y diferentes longitudes de onda son también reportadas por diferentes investigadores (Leone & Sommer, 2000; McCarty et al., 2002; Mouazen et al., 2007; Odlare et al., 2005; Santra et al., 2009; Vohland et al.; 2011; Volkan Bilgili et al., 2010). Por otra parte, propiedades como P, Ca, Na y Zn, presentan valores bajos de correlación en todas las longitudes de onda de la región NIR, coincidiendo con la no apreciación de correlaciones lineales significativas analizadas anteriormente.

Respecto a la amplitud, determinada entre los valores de correlación mínimos y máximos para cada propiedad a lo largo de las longitudes de onda analizadas, se verifica que el CT presenta la mayor amplitud, con valores de 0.85. Amplitudes representativas también se observan para Ac.I, Arcilla, Al.I, CIC, Fe, NT y Cu, con valores de amplitud superiores de 0.5. Estos resultados sugieren que la respuesta espectral puede usarse como una variable sustituta de los contenidos de CT, NT, Ac.I, Al.I, CIC, Fe, Cu y arcilla, tal como lo afirman Santra et al. (2009). Las amplitudes más bajas fueron observadas para P, Ca, Na y Zn. Como también fue observado para los picos, considerando los componentes texturales, la mayor amplitud se presenta en la fracción de menor tamaño (0.68).

3.3 Elaboración y validación de los modelos espectrales

Los resultados de la elaboración de los modelos se observan en la **Tabla 3-11**, que corresponde a la calibración de los modelos a partir de 1000 muestras y la validación de los mismos con 200 muestras. Para la obtención de los modelos, se exploraron cerca de 100 ajustes para cada propiedad, resultados de la combinación de transformaciones o aplicación de pre-procesamientos, pre-tratamientos, derivación o eliminación de ruidos en las respuestas espectrales. De estos modelos, se tomaron aquellos que presentaron el menor RMSE y los mayores valores de R^2 y RPD. De las 19 propiedades en estudio, tan solo 10 presentaron modelos adecuados para la estimación de las mismas, coincidiendo en su mayoría, con las altas correlaciones observadas entre estas propiedades y algunas longitudes de onda de la respuesta espectral, donde las propiedades que presentaron las

mayores amplitudes, son las que presentaron los modelos de mejor ajuste. Las propiedades que presentaron los mejores modelos ($R^2 \geq 0.9$ y $RPD \geq 3.0$) fueron CT, Fe y Cu. Diferentes formas de carbono, ya sea orgánico, total o las fracciones que lo componen, presentan buenos modelos, sin importar la clase de suelo que se estudie (Vasques et al., 2008; Sarkhot et al, 2011; Vohland et al., 2011; Ge et al., 2011; McDowell et al, 2012; Kodaira & Shibusawa, 2013). Para Fe y Cu se reportan modelos entre adecuados y buenos, dependiendo del contenido de estos elementos y de la clase de suelo (Cozzolino & Moron, 2003; Xie et al., 2012; Soriano-Disla et al., 2013).

Tabla 3-11: Resultados de la calibración y validación de los modelos.

Propiedad	Calibración			Validación		
	R^2	RMSE	RPD	R^2	RMSE	RPD
pH	0.32	0.245	1.19	0.21	0.259	1.10
Ac.I	0.84	0.216	2.48	0.82	0.237	2.36
Al.I	0.80	0.188	2.12	0.78	0.187	2.23
CT	0.95	0.123	4.41	0.88	0.194	2.90
NT	0.61	0.023	1.58	0.56	0.023	1.48
P	0.46	0.901	1.35	0.45	1.268	0.96
K	0.69	0.017	1.80	0.67	0.018	1.73
Ca	0.36	0.092	1.24	0.34	0.080	1.17
Mg	0.46	0.024	1.35	0.36	0.029	0.99
Na	0.02	0.082	1.01	0.03	0.088	1.01
CIC	0.74	1.705	1.98	0.70	1.800	1.77
B	0.28	0.135	1.16	0.24	0.137	1.12
Cu	0.90	0.054	3.08	0.85	0.057	2.50
Fe	0.91	10.155	3.31	0.88	11.573	2.84
Mn	0.64	0.345	1.67	0.53	0.570	1.44
Zn	0.30	0.118	1.19	0.16	1.825	0.09
Arena	0.34	4.747	1.22	0.30	4.684	0.12
Limo	0.41	4.036	1.30	0.37	9.372	0.55
Arcilla	0.76	2.864	2.05	0.75	2.846	2.01

Otras propiedades que también presentan modelos considerados buenos ($R^2 \geq 0.7$ y $RPD \geq 2.0$), son Ac.I, Al.I, Arcilla y CIC, que en general son propiedades que presentan buenos ajustes, como ha sido reportado por diferentes autores (Chang et al., 2001; Janik et al., 2009; Kodaira & Shibusawa, 2013; Kuang & Mouazen, 2013). El K, Mn y NT son

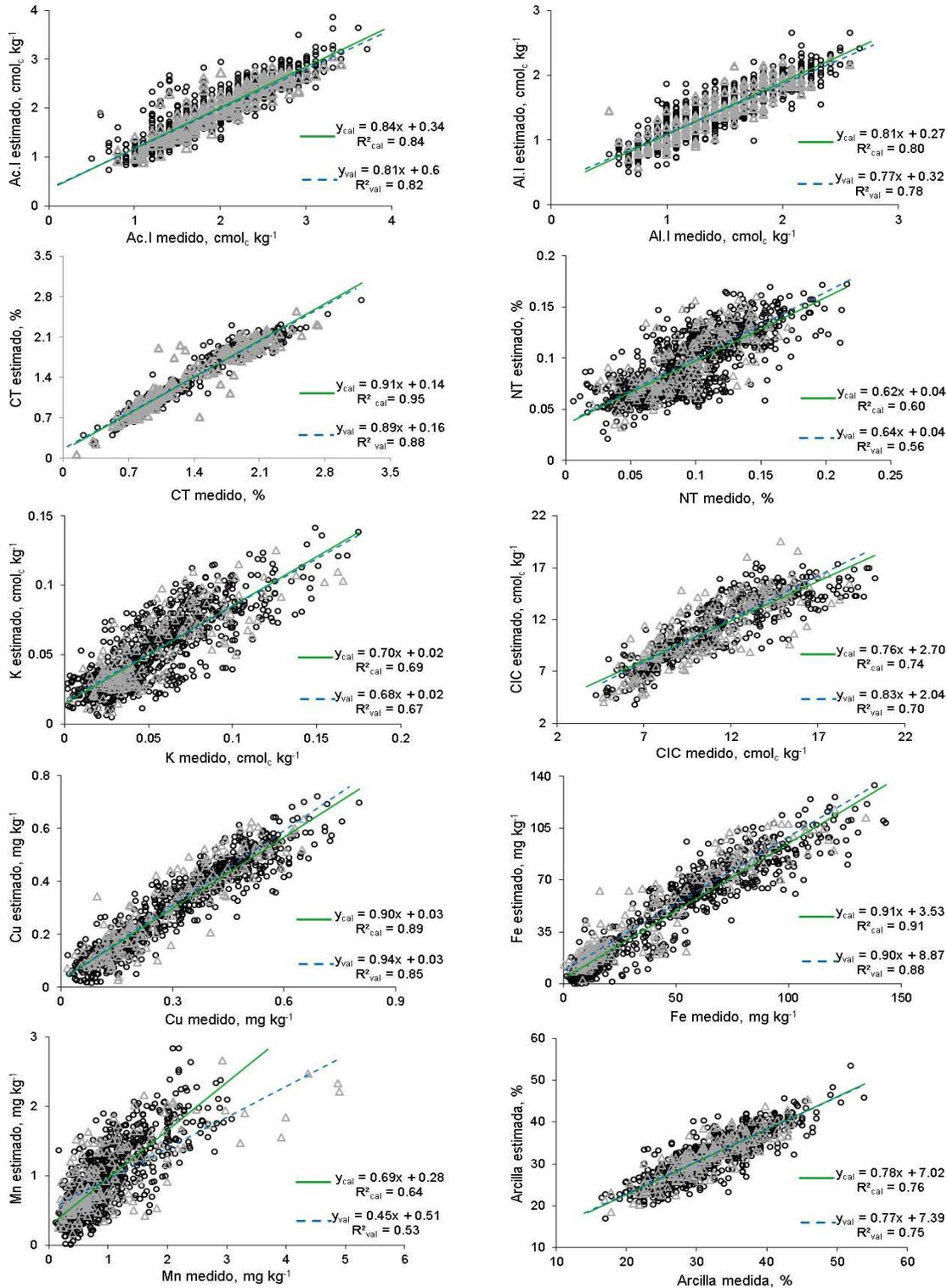
las propiedades que también exhibieron modelos representativos ($R^2 \geq 0.6$ y $RPD \geq 1.5$). De estas últimas siete propiedades, la menos estudiada es el Mn, reportada por Soriano-Disla et al. (2013) con un modelo con valores similares de ajuste para R^2 y RPD a los encontrados en este estudio. Se reportan modelos calibrados y validados, que dependiendo del tipo de suelo, pueden presentar buenos modelos para cada propiedad en la región NIR, donde la CIC y la arcilla, habitualmente presentan los mejores modelos (Lee et al., 2003; Viscarra Rossel et al., 2006; Lee et al., 2009; Santra et al., 2009; Mouazen et al., 2010; Xie et al., 2012; Ramírez-López et al., 2013).

Las propiedades restantes (pH, P, Ca, Mg, Na, B, Zn, arena y limo) no presentaron modelos adecuados ($R^2 < 0.5$ y $RPD < 1.4$), coincidiendo con las bajas correlaciones con las longitudes de onda, analizadas previamente. Entre las causas probables de modelos no representativos para estas propiedades, se tiene la falta de sensibilidad de los análisis de rutina empleados a nivel de laboratorio (Ramírez-López, 2009), errores en la ejecución de las rutinas (Cantarella et al., 2006), así como los bajos contenidos de los elementos analizados que inciden también en un mayor error analítico a nivel de laboratorio (Minasny & McBratney, 2008).

Factores ambientales (p.e. luz, temperatura y humedad relativa) también inciden en la obtención de las respuestas espectrales, afectando o “enmascarando” regiones que están estrechamente relacionadas con algunas propiedad en particular (Mouazen et al., 2010). De igual manera, diferentes técnicas estadísticas, empleadas de forma individual o en conjunto, pueden mejorar el desempeño de los modelos para la estimación de las diferentes propiedades del suelo (Mouazen et al., 2010; Vasques et al., 2008), así como explorar otras regiones espectrales (VIS-NIR-MIR) (Viscarra-Rossel et al. 2006).

Las validaciones cruzadas entre los datos medidos y los estimados permiten visualizar como aquellas propiedades que expresaron buenos ajustes en los modelos (**Figura 3-9**), presentan una menor dispersión, con valores altos de R^2 , tanto para la calibración como para la validación de los modelos, donde se verifica que para estas propiedades, tanto el grupo de calibración como el de validación presentan un comportamiento similar, excepto para el Mn, que mostró algunas muestras atípicas, las cuales incidieron en los resultados y en una menor representatividad en la validación del modelo obtenido para esta propiedad.

Figura 3-9: Valores medidos vs. estimados para las propiedades con modelos representativos. (o) datos calibración de 1000 muestras; (Δ) datos validación.



Para las propiedades que presentaron modelos no representativos, se observa que las validaciones cruzadas son dispersas, con valores de correspondencia bajos entre los valores medidos en laboratorio y los estimados por los modelos (**Figura 3-10**), lo que corrobora el bajo poder de predicción de los modelos obtenidos.

Para identificar las regiones de las respuestas espectrales de mayor relevancia en la estimación de las propiedades del suelo a partir de los modelos, se analizaron los *loadings* de los tres primeros componentes principales de la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR) (**Figura 3-11**) y la importancia de la variable (longitud de onda) para la proyección en la estimación (**Figura 3-12**). Para cada propiedad, los *loadings* fueron centrados con un eje correspondiente a cero. Se consideraron estos tres primeros componentes de la regresión, que en conjunto explican más del 85% de la varianza total de los datos, para todos los casos. En el caso de los *loadings* los picos negativos indican correlación positiva con la predicción y del mismo modo, picos positivos corresponden a correlaciones negativas con la predicción (Summers et al., 2011).

En una inspección inicial, se observa que los tres primeros componentes para las propiedades que tienen de forma implícita más de un componente (Ac.I, CT, CIC y arcilla), presentan picos poco pronunciados y curvas con tendencias similares en las diferentes longitudes de onda, lo que confirma la relación existente entre ellas, especialmente entre CIC y arcilla. Otra característica notoria de los *loadings* se encuentra entre las longitudes de onda de 1800 a 2500 nm, donde se ubica la región espectral más “activa”, con el mayor número de picos, comportamiento registrado por autores como (Ge et al., 2011; McDowell et al., 2012; Mouazen et al., 2010). El primer componente presenta alguna similitud para todas las propiedades, con menor presencia de picos respecto a los otros componentes, situación reportada por Lee et al. (2003) y Santra et al. (2009).

Los picos más pronunciados se encuentran en las regiones cercanas a las longitudes de onda de 1400, 1900 y 2200-2250 nm, las cuales son características para el estudio de las propiedades del suelo y su mineralogía (Viscarra Rossel et al., 2006). Es de notar que los picos registrados a 1400 y 1900 nm están influenciados también por los contenidos de agua así como por grupos OH y su interacción con los cationes (McDowell et al., 2012), mientras que los picos presentados entre 2200 y 2250 nm están más relacionados con los minerales de las arcillas y compuestos con enlaces C-H, N-H, C=O.

Figura 3-10: Valores medidos vs. estimados para las propiedades con modelos no representativos. (o) datos calibración de 1000 muestras; (Δ) datos validación.

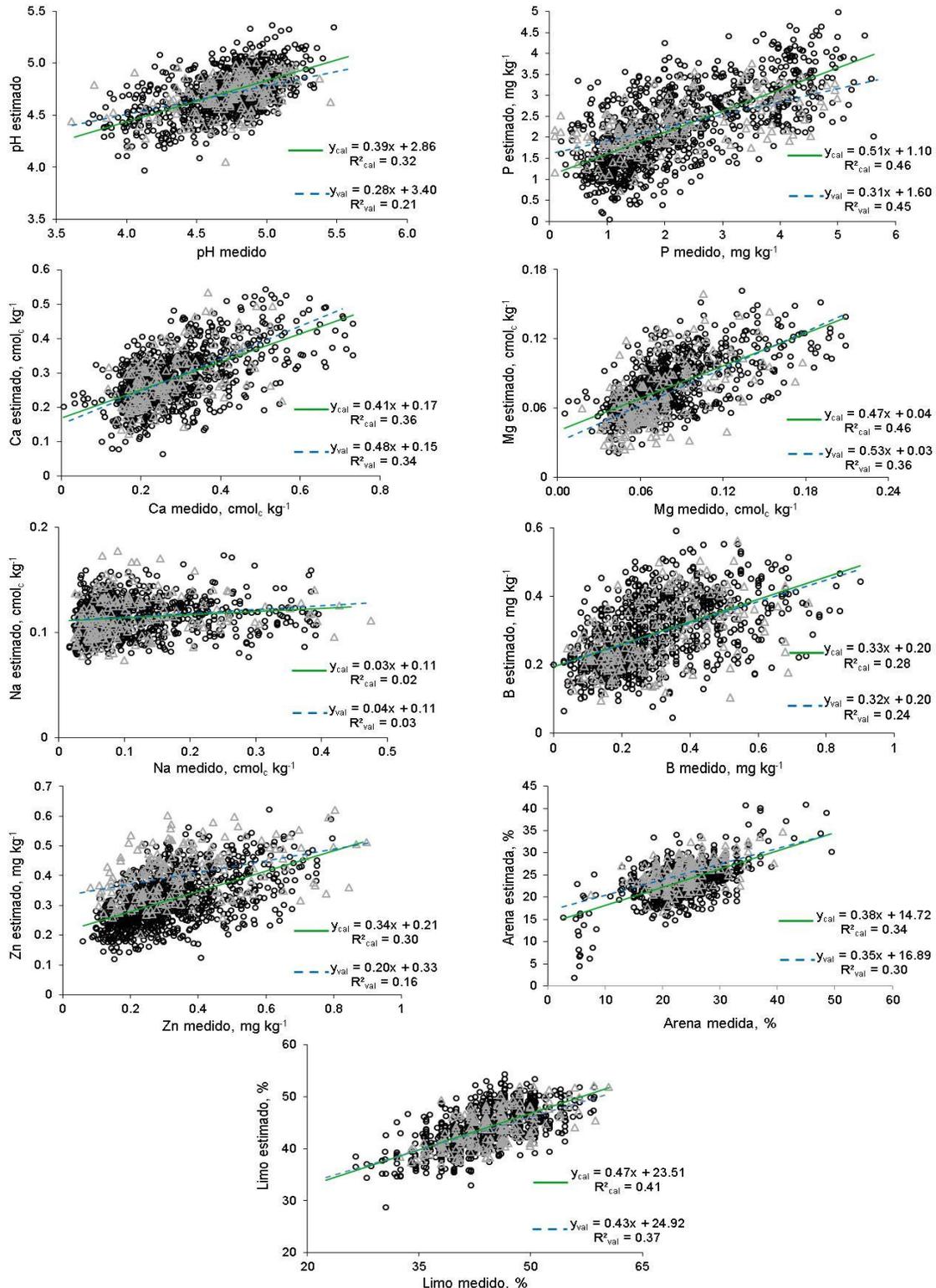
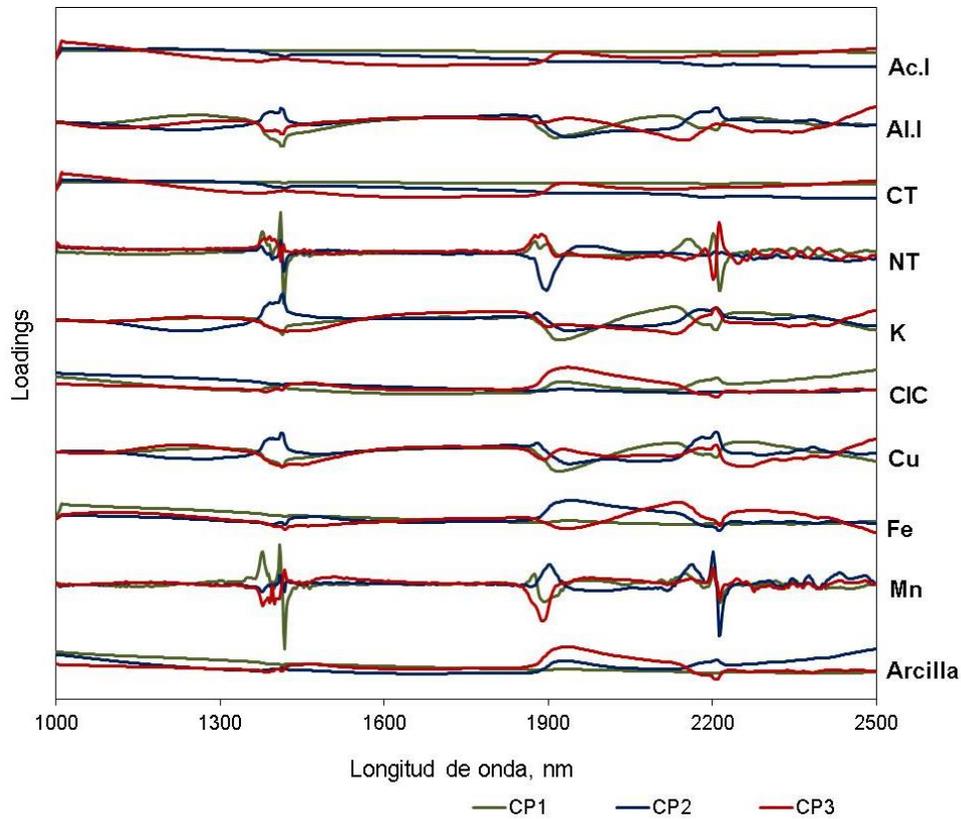
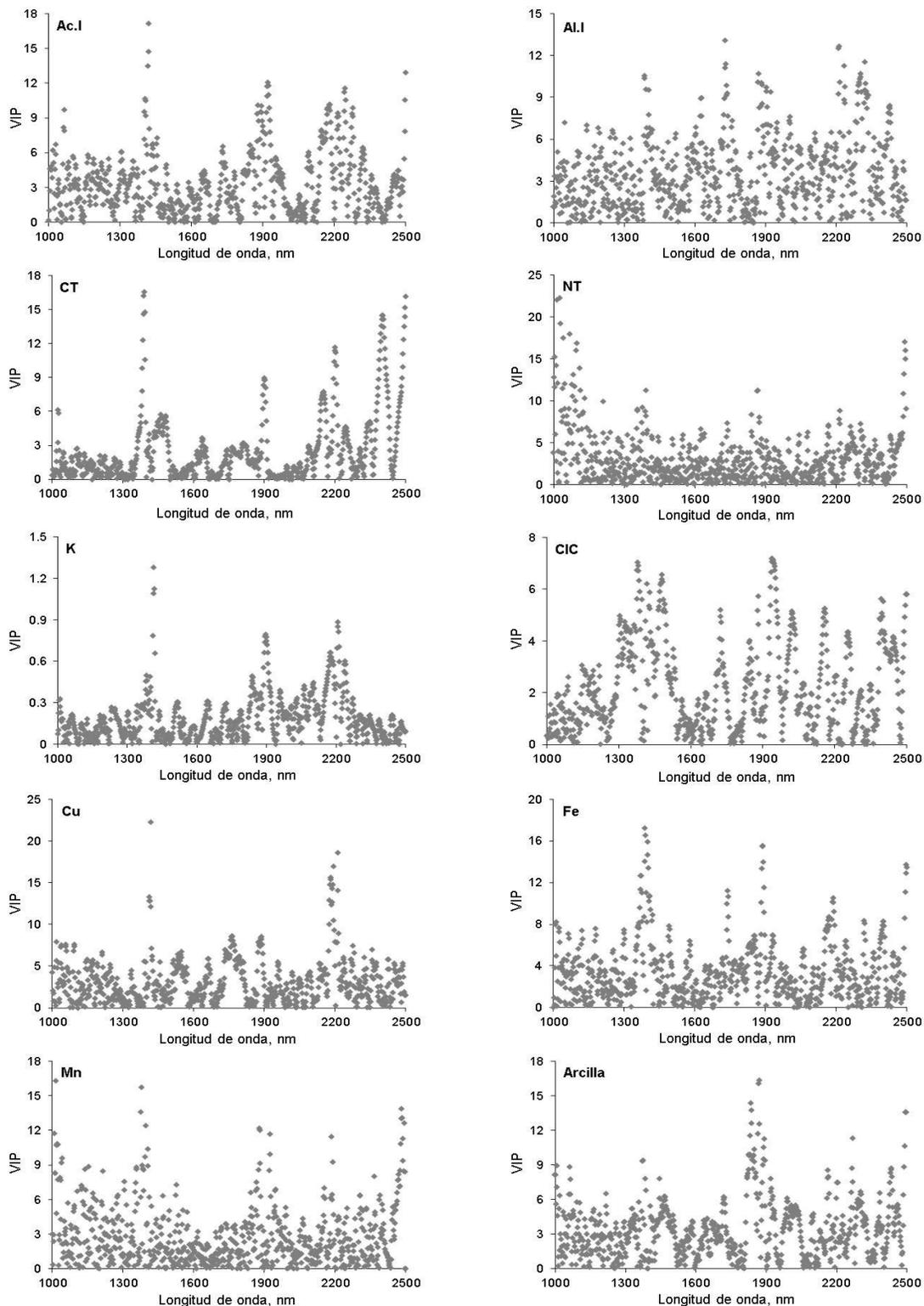


Figura 3-11: Comparación de los *loadings* de los tres primeros componentes principales, después del preprocesamiento de la respuesta espectral, para las propiedades que presentaron modelos representativos.



Con base en el concepto de la importancia de la variable para la proyección (VIP), se verifica que la estimación de una propiedad es el resultado de una combinación de diferentes variables (longitudes de onda), cuya incidencia de algunas regiones del espectro es mayor y depende de cada propiedad en particular (**Figura 3-12**). De las propiedades con modelos representativos, el K presentó VIP bajos, con valores inferiores a 1.5 y pocos picos o regiones representativas. Los picos representativos (1400, 1900 y 2200-2250 nm) observados en la respuesta espectral del suelo, los *loadings* y las correlaciones entre las propiedades y las diferentes longitudes de onda, también se manifiestan en el análisis de VIP, para todas las propiedades. Además de estos picos, se identifican otras regiones que, como se observa para Ac.I, NT y Mn, la región cercana a 1000 nm presenta también alta importancia en la estimación de esta propiedad, sugiriendo que en la región del visible estas propiedades también se pueden relacionar para la obtención de modelos representativos.

Figura 3-12: Importancia de la variable para la proyección (VIP) en la respuesta espectral de las propiedades del suelo con modelos representativos.



En el caso de la Ac.I y el NT, son propiedades fuertemente relacionadas con el contenido de materia orgánica, de aquí la presencia de este pico a 1000 nm, ya que la materia orgánica presenta una alta absorción de energía en la región del visible lo que facilita su cuantificación a partir de las respuestas espectrales del suelo entre las longitudes de onda entre 500 y 1500 nm (Li et al., 2012; Stenberg, 2010; Stevens et al., 2008).

En el VIP de la CIC y el Al.I se observan mayor número de picos, lo cual indica que existe un mayor número de longitudes de onda o de regiones que se deben considerar para la estimación de estas propiedades.

En la región cercana a 1700 nm, se observa un pico para Al.I, K, Cu y Fe; dada la influencia de estos cationes en la CIC, ese pico también se observa en esta propiedad. Por otra parte, el mayor pico presente en la arcilla se observa a 1900 nm, región en la cual se manifiesta la caolinita que, como se analizó en la composición mineral de los suelos de Carimagua, es el mineral predominante en la fracción arcilla.

3.4 Efecto del número de muestras en la obtención de los modelos

Para las calibraciones realizadas para los 20 grupos definidos para cada propiedad con modelos representativos, se verificó que cuando se aumentó el número de muestras, los valores del coeficiente de determinación (R^2) se incrementaban (**Figura 3-13**), mientras la raíz del error medio cuadrático de la predicción (RMSE) (**Figura 3-14**) disminuyó, mostrando que un incremento de las muestras permite obtener modelos más robustos.

A partir de la clasificación dada por Williams (2003) para el R^2 , al observar el comportamiento de este parámetro con diferente número de muestras, se verifica que es posible conseguir buenas predicciones para el CT, Cu y Fe con un bajo número de muestras ($0.82 < R^2 < 0.91$), pero que pueden ser excelentes ($R^2 > 0.91$) si se cuenta con más de 500 muestras para estas propiedades. De igual forma, un bajo número de muestras no permitiría obtener modelos que estimen con algún grado de representatividad ($R^2 < 0.50$) propiedades como NT, K y Mn.

Figura 3-13: Variación del R^2 obtenido en la calibración de los modelos en función del tamaño de muestras.

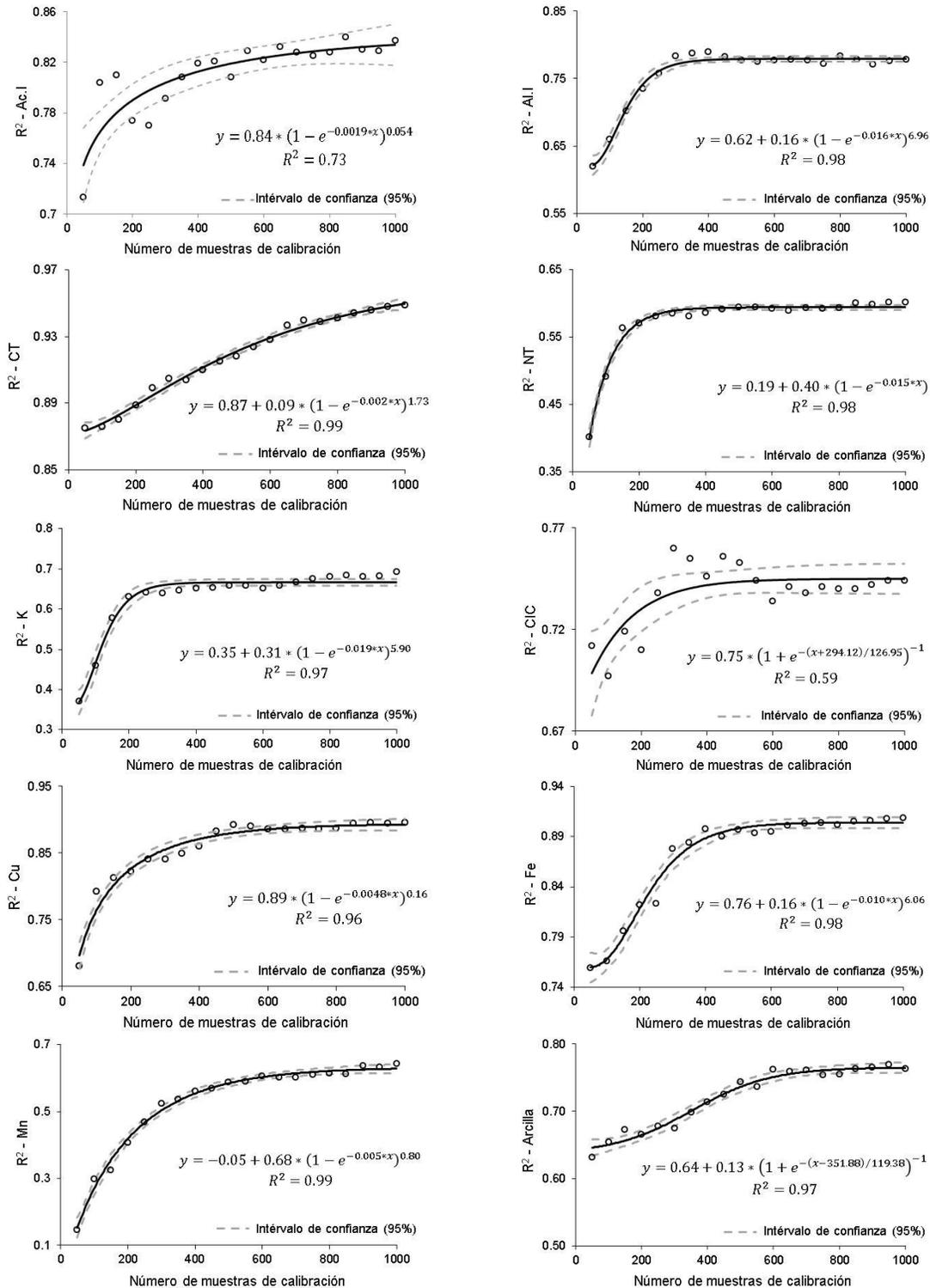
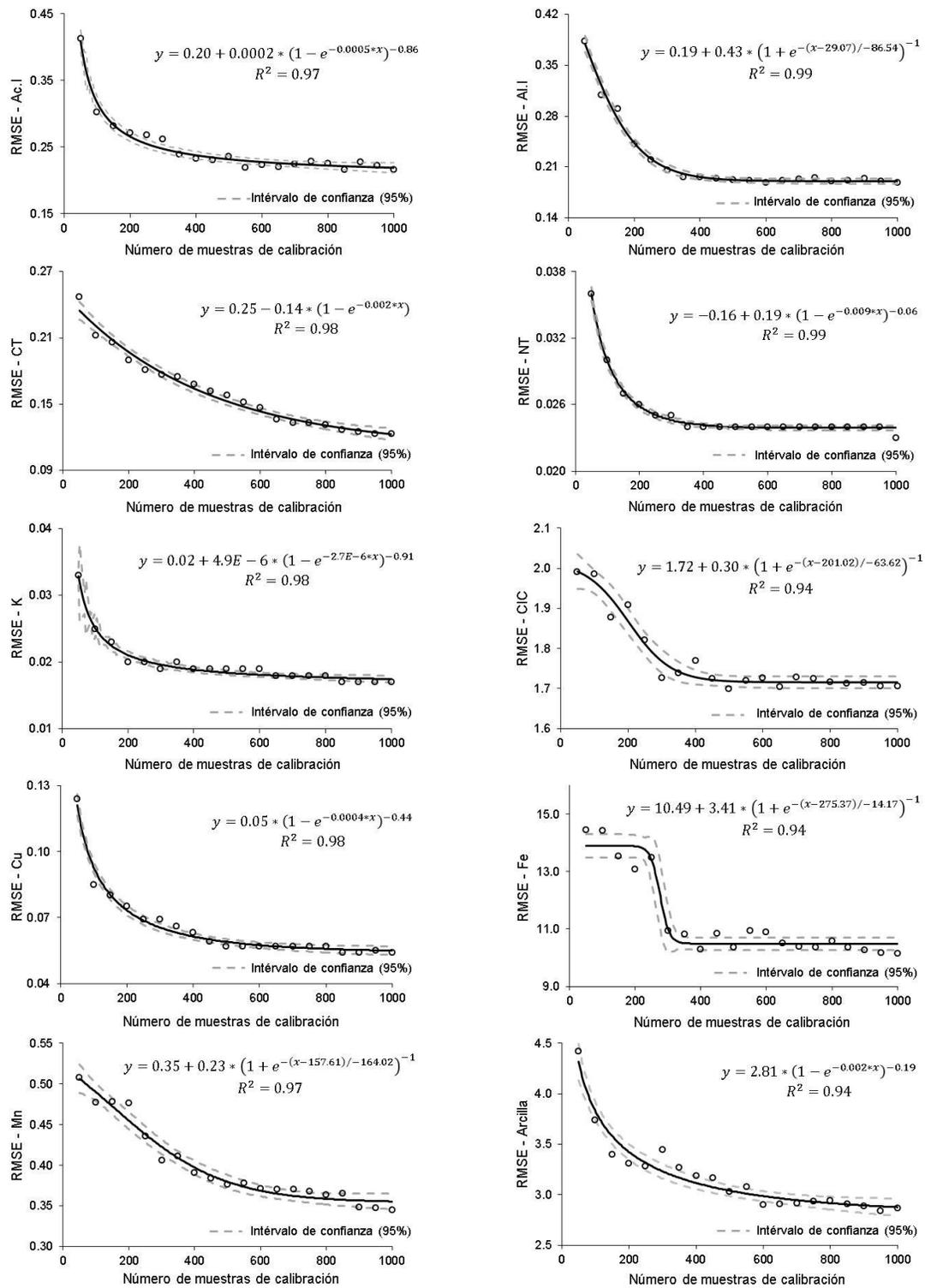


Figura 3-14: Variación del RMSE obtenido en la calibración de los modelos en función del tamaño de muestras.



También debe considerarse que el RMSE, que depende de la propiedad bajo estudio, sea bajo. En general, estos valores varían de acuerdo con la clase de suelo y de la cantidad que pueda presentar un elemento específico. Para el presente estudio, los valores de RMSE encontrados para las propiedades químicas y la arcilla son cercanos o menores a los reportados en diferentes clases de suelos por otros autores (Cobo et al., 2010; Gogé et al., 2012; Viscarra Rossel et al., 2006). Estos bajos valores de RMSE en parte se deben a que los suelos de Carimagua presentan bajos contenidos de diferentes elementos químicos aquí considerados (exceptuándose el Fe) y a variabilidades bajas o medias de las propiedades, como es el caso del pH, arena y limo, entre otras. De igual manera, el RMSE varía sensiblemente cuando se usa un bajo número de muestras, independiente de la propiedad, lo cual justifica que no se empleó un bajo número de muestras para la obtención de los modelos.

Por otra parte, es conveniente analizar la desviación residual de la predicción (RPD), parámetro que también aumenta cuando se incrementa el número de muestras usado para la calibración de los modelos (**Figura 3-15**). Para el contenido de CT, el RPD presenta una relación directa con el número de muestras y junto con el Fe, son las propiedades que, independientemente del número de muestras, siempre presentan un valor de RPD superior a 2, indicando que con un bajo número de muestras ya se puede obtener un modelo representativo. Comportamiento similar es observado para el Cu. Estas tres propiedades fueron las únicas cuyos modelos de calibración presentaron RPD's superiores a 3.0, cuando se usaron 1000 muestras para la calibración de los modelos. Como también se observó para el R^2 de NT, K y Mn, el RPD de estas propiedades es sensible con un bajo número de muestras para (RPD < 1.5) e inclusive, para Mn, cuando el número de muestras es inferior de 450, el modelo de calibración no es adecuado. Las otras propiedades muestran valores de RPD superiores de 1.6 para cualquier número de muestras, alcanzando incluso valores mayores de 2.0.

La variación de los parámetros de los modelos de calibración se ajustaron a funciones Chapman principalmente, seguidas de funciones Sigmoides y Exponenciales (**Tabla 3-12** y **Tabla 3-13**), donde el CT fue la única propiedad que no presentó un valor constante definido para R^2 , RMSE y RPD a medida que el número de muestras se incrementó.

Figura 3-15: Variación de la desviación residual de la predicción (RPD) obtenida en la calibración de los modelos en función del tamaño de muestras.

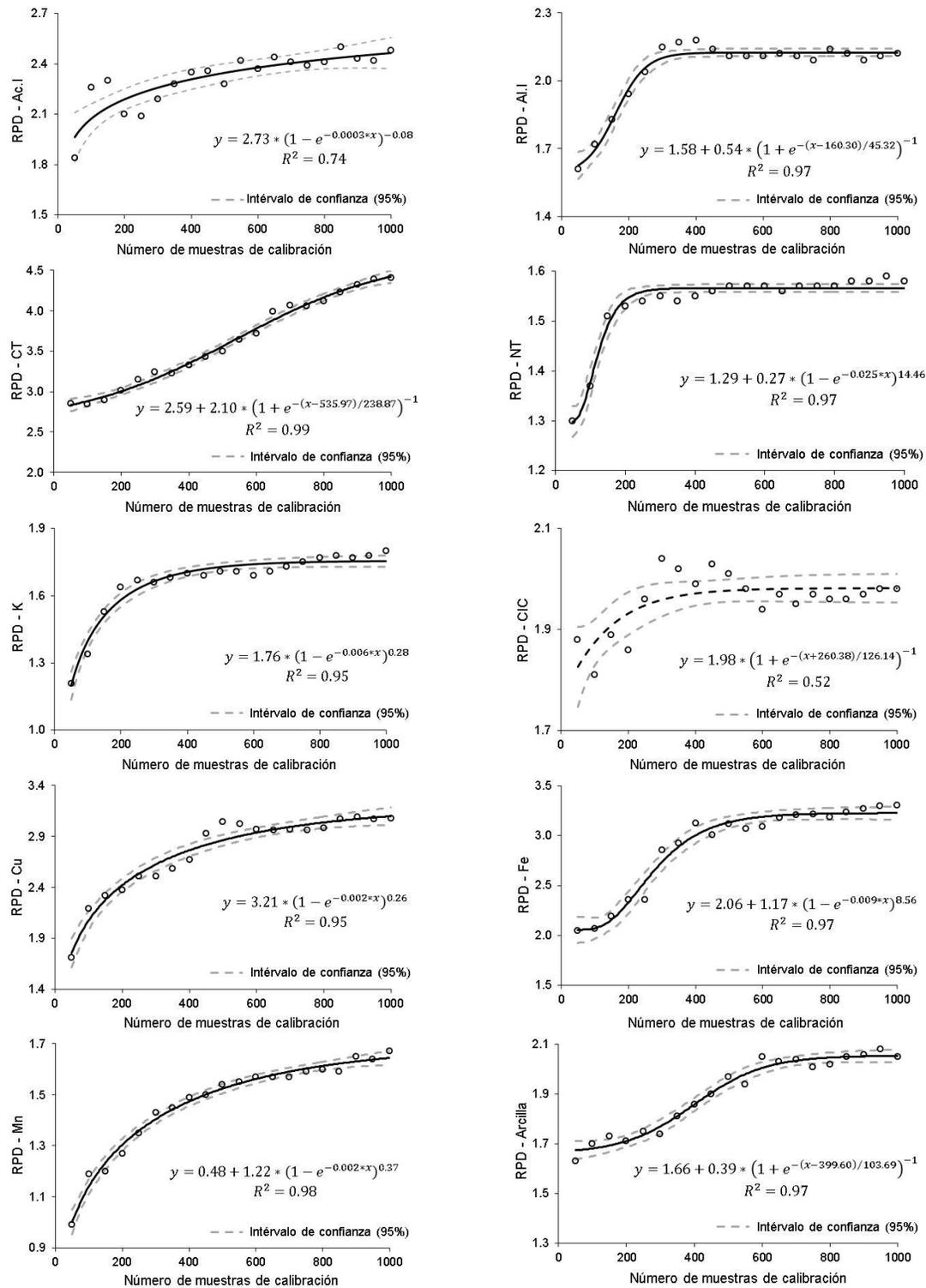


Tabla 3-12: Clases de funciones de la variabilidad de los parámetros de validación (R^2 y RMSE) a partir del número de muestras de calibración y número de muestras óptimo para la calibración de los modelos.

Propiedad	Función	Punto de estabilidad	95% de la estabilidad	Número óptimo de muestras
----- R^2 -----				
Ac.I	Sigmoidal Chapman	0.834	0.792	211
Al.I	Sigmoidal Chapman	0.779	0.740	196
CT	Sigmoidal Chapman	0.950	0.903	321
NT	Exponencial	0.594	0.564	178
K	Sigmoidal Chapman	0.667	0.634	215
CIC	Sigmoide	0.745	0.708	81
Cu	Sigmoidal Chapman	0.892	0.847	263
Fe	Sigmoidal Chapman	0.904	0.859	284
Mn	Sigmoidal Chapman	0.628	0.597	562
Arcilla	Sigmoide	0.765	0.727	455
----- RMSE -----				
Ac.I	Sigmoidal Chapman	0.219	0.231	515
Al.I	Sigmoide	0.190	0.200	355
CT	Exponencial	0.123	0.129	837
NT	Sigmoidal Chapman	0.024	0.025	254
K	Sigmoidal Chapman	0.018	0.019	378
CIC	Sigmoide	1.716	1.806	255
Cu	Sigmoidal Chapman	0.055	0.058	551
Fe	Sigmoide	10.487	11.039	299
Mn	Sigmoide	0.355	0.374	544
Arcilla	Sigmoidal Chapman	2.877	3.028	517

Las otras propiedades presentaron valores de R^2 , RMSE y RPD estables a partir de cierto número de muestras, que varían de acuerdo a cada propiedad. Estos valores estables fueron determinados a partir de las funciones ajustadas, con el fin de establecer el número mínimo de muestras necesarias para la obtención de modelos representativos para cada propiedad, con base al 95% del valor de R^2 y de la RMSE donde se alcanza la estabilidad. Para el CT, que no presentó un valor constante de estos parámetros, se consideró el 95% del valor máximo de estos, para determinar el número de muestras mínimas necesarias para la calibración del modelo.

El número de muestras mínimo para la calibración de los modelos difiere para cada propiedad, así como del parámetro que se considere, razón por la cual es conveniente analizar de forma conjunta tanto el R^2 como el RMSE, donde el número que se defina

como mínimo para la calibración de los modelos, sea el mayor obtenidos entre estos dos parámetros y de esta manera no afectar la calidad del modelo de calibración obtenido.

A excepción del Mn, el número mínimo de muestras encontrado a partir del R^2 siempre fue menor del número encontrado a partir del RMSE para las otras propiedades. El NT y la CIC son las propiedades que requiere el menor número de muestras para la calibración del modelo (254 y 255 respectivamente), seguido del Fe, con 299 muestras. El CT es la propiedad que mayor número de muestras requiere para la calibración del modelo (837), pero cabe resaltar que los parámetros de los modelos de esta propiedad no alcanzaron la estabilidad, por lo cual, para determinar el número mínimo de muestras para la calibración del modelo de CT es mejor considerar el R^2 o el comportamiento del RPD, pues existen reportes que incluso menos de 50 muestras son suficientes para la obtención de modelos representativos de las diferentes formas de carbono (Brodský et al., 2013; Gogé et al., 2012; Lee et al., 2010), obtenidos a partir de PSLR. Las otras propiedades presentan un requerimiento mínimo entre 300 y 550 muestras para la calibración de los modelos, valores similares o superiores a los reportados en diferentes estudios para estas propiedades (Cobo et al., 2010; Guerrero et al., 2010; Gogé et al., 2012), a excepción de la arcilla, propiedad sobre la cual se reporta incluso menos de 100 muestras para la calibración de modelos (Ramírez-López, 2009, Ramírez López et al., 2013). Al comparar los resultados obtenidos con los reportados con otros autores, se observa que el número mínimo de muestras depende también del tipo de suelo, el mineral predominante en las arcillas, así como de la técnica de calibración utilizada.

Al considerar el parámetro RPD, el número mínimo de muestras es menor que los encontrados, cuando se busca que los modelos sean adecuados ($RPD > 1.5$) (Saeyset al., 2005), es decir, que expresen la variabilidad de los datos. Con este criterio, la Ac.I, Al.I, CT, CIC, Cu y arcilla son propiedades que con menos de 50 muestras alcanzarían este objetivo (**Tabla 3-13**). Sin embargo, con este bajo número de muestras se disminuye la robustez de los modelos.

Cuando se busca que el RPD sea mayor de 2.0, no todas las propiedades permiten la elaboración de modelos, como es el caso del NT, K y Mn, para los suelos de Carimagua. Por otra parte, este criterio sería conveniente para la calibración del modelo del CT, pues a pesar de resultar en un número pequeño de muestras (< 50), los valores de R^2 y RMSE

estarían en rangos adecuados y no se reduce significativamente la calidad del modelo calibrado. También se observa que para el Fe podría usarse cerca de 50 muestras para la calibración del modelo. Con este criterio, las únicas propiedades que requieren un mayor número de muestras son la CIC y la arcilla (> 500), respecto al número encontrado con los parámetros R^2 y RMSE. Para las otras propiedades, el número mínimo de muestras requeridas fue siempre más bajo a los encontrados con los RMSE. Considerando que el mejor modelo fue presentado por el CT y dada la importancia que esta propiedad tiene en la calidad del suelo, así como del contexto y propósito para el cual las mediciones y predicciones serán usadas, puede ser conveniente buscar un RPD superior a 3.0 para esta propiedad, el cual se obtiene con 198 muestras.

Tabla 3-13: Clases de funciones de la desviación residual de la predicción (RPD) a partir del número de muestras de calibración y número de muestras óptimo para la obtención de RPD's representativos.

Propiedad	Función	Número de muestras para RPD > 1.5	Número de muestras para RPD > 2.0
Ac.I	Sigmoidal Chapman	< 50	63
Al.I	Sigmoide	< 50	216
CT	Sigmoide		< 50
NT	Sigmoidal Chapman	156	
K	Sigmoidal Chapman	144	
CIC	Sigmoide	< 50	510
Cu	Sigmoidal Chapman	< 50	86
Fe	Sigmoidal Chapman		< 50
Mn	Sigmoidal Chapman	448	
Arcilla	Sigmoide	< 50	588

3.5 Análisis espacial

Una vez identificadas las propiedades que presentaron modelos representativos, así como el comportamiento de los parámetros obtenidos en la calibración de los modelos y el nivel de precisión de las propiedades estimadas a partir de estos, es conveniente verificar su aplicación y nivel de precisión en la elaboración de mapas digitales a partir de los modelos espectrales obtenidos, así como el efecto del número de muestras e identificar como los posibles errores a nivel de campo, laboratorio o propios de las herramientas estadísticas, pueden influir en la descripción espacial de las propiedades.

3.5.1 Análisis geoestadístico

Para este análisis, se consideraron tanto los resultados obtenidos en el laboratorio como los resultados de las propiedades estimadas a partir de los modelos NIR, para 200, 500 y 1000 muestras, donde se verificó que el modelo predominante fue el exponencial, seguido del esférico, como se observa para cada una de las propiedades, con modelos representativos (desde la **Tabla 3-14** hasta la **Tabla 3-23**). Analizando los semivariogramas obtenidos, se verifica que la mayoría de propiedades presentaron modelos teóricos apropiados, con R^2 mayores de 0.8 y coeficientes de validación cruzada próximos de uno (1).

Tabla 3-14: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Ac.I a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	0.115	0.23	4770	0.721	0.916	0.502
NIR ₂₀₀	Esf.	0.071	0.143	6600	0.898	0.988	0.504
NIR ₅₀₀	Exp.	0.057	0.116	5370	0.866	0.975	0.504
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.071	0.143	5610	0.838	0.966	0.503
Horizonte B							
Medidos	Exp.	0.089	0.199	4590	0.962	0.884	0.553
NIR ₂₀₀	Exp.	0.070	0.209	6060	0.964	0.939	0.665
NIR ₅₀₀	Exp.	0.061	0.166	4050	0.942	0.890	0.632
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.061	0.176	4140	0.951	0.879	0.656

Se verifica que la estructura espacial de los datos se mantiene con los datos estimados a partir de los modelos NIR, donde solo algunas propiedades como la Ac.I y el Al.I, para el primer horizonte y C_u para el segundo horizonte, no presentaron la misma estructura espacial que los datos medidos en el laboratorio, cuando se utilizaron los modelos de calibración obtenidos con 200 muestras, pero que si fue similar cuando se analizaron las estructuras de estas propiedades estimadas, cuando los modelos de calibración fueron obtenidos con 500 y 1000 muestras. Otro parámetro que puede variar significativamente es el alcance, cuando se analiza la estructura espacial a partir de modelos calibrados con un bajo número de muestras. En general, este comportamiento es reportado en varios estudios, donde se muestran las ventajas del uso de los modelos espectrales en la

elaboración de mapas digitales (Brodský et al., 2013; Cobo et al., 2010; Ramírez-López, 2009; Summers et al., 2010)

Tabla 3-15: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Al.I a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	0.062	0.125	5680	0.759	0.919	0.504
NIR ₂₀₀	Esf.	0.038	0.077	6310	0.938	0.951	0.501
NIR ₅₀₀	Exp.	0.036	0.072	7890	0.918	0.975	0.501
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.038	0.750	5130	0.809	0.988	0.501
Horizonte B							
Medidos	Exp.	0.050	0.116	3960	0.970	0.892	0.573
NIR ₂₀₀	Exp.	0.041	0.112	4830	0.960	0.916	0.634
NIR ₅₀₀	Exp.	0.033	0.098	4980	0.941	0.912	0.663
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.031	0.100	4350	0.957	0.901	0.695

Tabla 3-16: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para CT a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	0.003	0.079	960	0.678	0.781	0.963
NIR ₂₀₀	Exp.	0.004	0.047	1080	0.568	0.872	0.923
NIR ₅₀₀	Exp.	0.003	0.046	930	0.621	0.843	0.946
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.001	0.05	960	0.677	0.829	0.984
Horizonte B							
Medidos	Exp.	0.006	0.041	1230	0.852	0.703	0.862
NIR ₂₀₀	Exp.	0.021	0.061	2760	0.953	0.906	0.655
NIR ₅₀₀	Exp.	0.015	0.051	2430	0.939	0.879	0.698
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.007	0.044	1890	0.944	0.826	0.839

Una característica observada, a excepción del K en el primer horizonte, es que la varianza obtenida en los modelos NIR es menor que la varianza obtenida con los datos medidos, con menores valores para la pepita (C_0) y la meseta (C_0+C). Considerando que

el valor de la C_0 está directamente relacionado con el error propio en el proceso de muestro, así como en la medición de la propiedad, los resultados aquí encontrados indican que a partir de los datos estimados, el error de medición pudo ser menor.

Tabla 3-17: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para NT a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	3.11E-04	7.60E-04	720	0.559	0.748	0.591
NIR ₂₀₀	Exp.	7.70E-06	1.93E-04	870	0.712	0.804	0.960
NIR ₅₀₀	Exp.	1.95E-05	3.90E-04	3750	0.883	0.961	0.501
NIR ₁₀₀₀	Exp.	6.50E-05	4.30E-04	780	0.561	0.705	0.849
Horizonte B							
Medidos	Esf.	3.00E-04	6.04E-04	8260	0.840	0.785	0.503
NIR ₂₀₀	Esf.	7.20E+05	1.45E-04	4360	0.568	0.970	0.503
NIR ₅₀₀	Esf.	7.41E-05	1.64E-04	9760	0.821	0.942	0.548
NIR ₁₀₀₀	Esf.	1.38E-04	3.02E-04	8040	0.945	0.944	0.541

Tabla 3-18: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para K a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	3.63E-04	7.43E-04	2560	0.738	0.844	0.511
NIR ₂₀₀	Exp.	2.18E-04	5.07E-04	2650	0.754	0.909	0.570
NIR ₅₀₀	Exp.	1.46E-04	3.47E-04	3080	0.870	0.952	0.579
NIR ₁₀₀₀	Exp.	1.83E-04	3.98E-04	3660	0.947	0.970	0.541
Horizonte B							
Medidos	Esf.	1.17E-04	2.39E-04	1760	0.829	0.846	0.510
NIR ₂₀₀	Esf.	6.02E-05	1.22E-04	2810	0.948	0.988	0.508
NIR ₅₀₀	Esf.	4.86E-05	1.24E-04	2360	0.947	0.968	0.609
NIR ₁₀₀₀	Esf.	4.21E-05	8.99E-05	1730	0.972	0.947	0.532

Los mayores alcances fueron presentados por la Ac.I, Al.I, Fe y arcilla. A su vez, las propiedades que presentaron los menores alcances fueron CT y NT, para el primer horizonte, con valores cercanos a 1000 m. Estos resultados indican que es posible

disminuir la densidad de muestreo, cuyas distancias entre puntos pueden variar de 900 a 5000 m, para identificar los patrones de variabilidad, dependiendo de la propiedad que se analice, como es reportado por Rubiano (2005) para carbono y pH.

Tabla 3-19: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para CIC a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C ₀	C ₀ +C	Alcance, m	R ²	CVC	C/(C ₀ +C)
Horizonte A							
Medidos	Exp.	2.733	5.599	1221	0.516	0.739	0.512
NIR ₂₀₀	Exp.	1.378	2.757	5670	0.847	0.975	0.500
NIR ₅₀₀	Exp.	1.265	2.554	3360	0.832	0.973	0.505
NIR ₁₀₀₀	Exp.	1.501	3.003	4140	0.865	0.957	0.500
Horizonte B							
Medidos	Exp.	2.031	5.205	1602	0.928	0.856	0.61
NIR ₂₀₀	Exp.	0.921	3.331	3030	0.992	0.914	0.724
NIR ₅₀₀	Exp.	0.770	4.056	2460	0.988	0.880	0.810
NIR ₁₀₀₀	Exp.	1.094	3.906	3030	0.984	0.917	0.720

Tabla 3-20: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Cu a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C ₀	C ₀ +C	Alcance, m	R ²	CVC	C/(C ₀ +C)
Horizonte A							
Medidos	Esf.	0.008	0.160	1920	0.956	0.971	0.503
NIR ₂₀₀	Esf.	0.004	0.011	3030	0.951	1.018	0.562
NIR ₅₀₀	Esf.	0.005	0.011	2580	0.948	1.001	0.533
NIR ₁₀₀₀	Esf.	0.006	0.012	2300	0.946	1.003	0.508
Horizonte B							
Medidos	Exp.	0.003	0.007	8450	0.857	0.935	0.585
NIR ₂₀₀	Gau.	0.002	0.004	2009	0.958	0.905	0.501
NIR ₅₀₀	Exp.	0.002	0.004	3270	0.840	0.884	0.632
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.002	0.005	9450	0.844	0.959	0.572

De acuerdo al grado de dependencia espacial (GDE), definido por la relación C/(C₀+C), ninguna propiedad presentó un grado de dependencia espacial bajo, donde CT y NT

fueron las únicas propiedades con GDE fuertes, para el primer horizonte, tanto para los semivariogramas obtenidos a partir de los datos medidos, como de los estimados a partir de los modelos. Se verifica que el GDE resultante de los semivariogramas obtenidos a partir de los modelos, es consistente con el obtenido a partir de los datos medidos.

Tabla 3-21: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Fe a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	327	654.1	9360	0.946	0.936	0.500
NIR ₂₀₀	Exp.	131	322.6	17700	0.959	0.966	0.593
NIR ₅₀₀	Exp.	178	356.9	5490	0.968	0.952	0.500
NIR ₁₀₀₀	Exp.	214	428.3	8250	0.968	0.965	0.500
Horizonte B							
Medidos	Esf.	24	124.7	5970	0.902	0.955	0.810
NIR ₂₀₀	Esf.	50	158.3	8200	0.914	0.94	0.681
NIR ₅₀₀	Esf.	41	84.8	9950	0.958	0.948	0.519
NIR ₁₀₀₀	Esf.	26	80.6	7760	0.975	0.941	0.676

Tabla 3-22: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Mn a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C_0	C_0+C	Alcance, m	R^2	CVC	$C/(C_0+C)$
Horizonte A							
Medidos	Exp.	0.198	0.449	3990	0.931	0.923	0.559
NIR ₂₀₀	Exp.	0.024	0.218	1200	0.770	0.820	0.891
NIR ₅₀₀	Exp.	0.027	0.248	1020	0.729	0.735	0.890
NIR ₁₀₀₀	Exp.	0.033	0.226	1470	0.784	0.805	0.856
Horizonte B							
Medidos	Esf.	0.032	0.096	1900	0.934	0.860	0.672
NIR ₂₀₀	Esf.	0.025	0.082	1510	0.818	0.903	0.695
NIR ₅₀₀	Esf.	0.034	0.081	1590	0.978	0.874	0.581
NIR ₁₀₀₀	Esf.	0.025	0.061	1640	0.987	0.923	0.595

Tabla 3-23: Parámetros de los semivariogramas teóricos obtenidos para Arcilla a partir de los datos de laboratorio (medidos) y estimados a partir de los modelos.

Datos	Modelo	C ₀	C ₀ +C	Alcance, m	R ²	CVC	C/(C ₀ +C)
Horizonte A							
Medidos	Esf.	14.32	28.68	5000	0.850	0.977	0.500
NIR ₂₀₀	Esf.	5.79	11.59	1660	0.848	0.938	0.500
NIR ₅₀₀	Esf.	6.97	16.27	4700	0.955	0.999	0.572
NIR ₁₀₀₀	Esf.	8.22	17.01	5060	0.898	1.029	0.517
Horizonte B							
Medidos	Esf.	13.50	27.01	5520	0.935	1.013	0.500
NIR ₂₀₀	Esf.	5.68	16.76	8350	0.968	1.046	0.661
NIR ₅₀₀	Esf.	8.25	20.65	7410	0.941	1.051	0.600
NIR ₁₀₀₀	Esf.	7.64	20.54	6100	0.972	1.05	0.628

3.5.2 Obtención de mapas digitales

Una vez definida la estructura espacial de cada propiedad, se elaboraron los mapas digitales a partir de los datos medidos y mapas espectros digitales, para las propiedades con modelos representativos. Al comparar estos mapas, para cada propiedad se verifica un patrón similar (desde la **Figura 3-16** hasta la **Figura 3-25**), como también fue encontrado para los semivariogramas. Esta similitud entre mapas digitales y espectro-digitales, también se ha reportado para diferentes propiedades por varios autores (Brodský et al., 2013; Cobo et al., 2010; He et al., 2007; Jarmer et al., 2008; Mouazen et al., 2007; Ramírez-López, 2009; Summers et al., 2010).

La menor similitud observada entre mapas, se observó para Mn, seguida de los mapas de K y de NT, principalmente en el segundo horizonte. Este comportamiento está relacionado con los modelos obtenidos, donde estas propiedades presentaron modelos con los menores valores de R² y de RPD, lo que influyó en la estimación de los valores de estas propiedades a partir de los modelos, así como en la variabilidad espacial de las mismas. A su vez, las propiedades con mejores modelos (CT, Cu y Fe), presentaron mapas digitales de alta correspondencia con los mapas espectro-digitales, para las dos profundidades.

Existe también influencia del número de muestras, donde un bajo número afecta el análisis espacial, pues la densidad de muestreo cambia y por tanto, la correspondencia entre mapas también. Por otra parte, la diferencia entre mapas de una misma propiedad puede estar asociada a errores de muestreo, que son generalmente mayores que los errores derivados del análisis de suelos (Cantarella et al., 2006).

Como se mencionó anteriormente, la distancia de muestreo depende de cada propiedad, pero es conveniente considerar criterios como los de Fraisse y Faoro (1998), quienes afirman que el espaciamiento de una malla de muestreo experimental es menor en relación a áreas comerciales, debido al costo propio del muestreo y de los análisis de laboratorio (Werner, 2007). En un Oxisol del estado de Sao Paulo (Brasil), Demattê et al. (2006b) verificaron que en la práctica la densidad de muestreo mínima requerida es de una muestra por hectárea, pero para que sea económicamente viable, la densidad de muestreo debe ser de una muestra por cada 4 ha, lo cual implica que el detalle necesario para una descripción adecuada del suelo es económicamente inviable, debido a los costos del análisis de suelos. Por esto, la implementación de tecnologías como la espectroscopía de reflectancia puede ayudar a minimizar esta limitante, dada la alta correspondencia espacial entre los mapas digitales y espectro-digitales, y de esta manera apoyar tecnologías como la agricultura de precisión o procesos metodológicos inmersos en gestión del suelo como el levantamiento de suelos, la identificación de unidades de manejo agronómico o planes de ordenamiento.

Otra clara ventaja de esta tecnología es que se pueden identificar muestras atípicas (*outliers*) de forma rápida, las cuales pueden ser retiradas, ya que la información de estas muestras puede generar errores sectorizados en los mapas espectrales. Además de esto, la identificación de muestras atípicas disminuye la posibilidad de invertir esfuerzo y dinero en los análisis químicos de muestras cuya información es irrelevante o poco relacionada con los objetivos que se buscan. Por último, la semejanza en la distribución espacial observada entre mapas de dos o más propiedades, como entre Ac.I y Al.I, donde se verifica que la distribución espacial de estas propiedades coinciden en gran parte de los mapas, o entre CT y CIC, donde zonas con alto contenido de CT corresponden a zonas con alta CIC, así como entre Fe y Arcilla, donde zonas con mayor contenido de Fe corresponde a zonas con menor contenido de arcilla. Estos resultados corresponden con los resultados de las correlaciones observadas en la **Tabla 3-10**.

Figura 3-16: Mapas digitales del contenido de acidez intercambiable obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

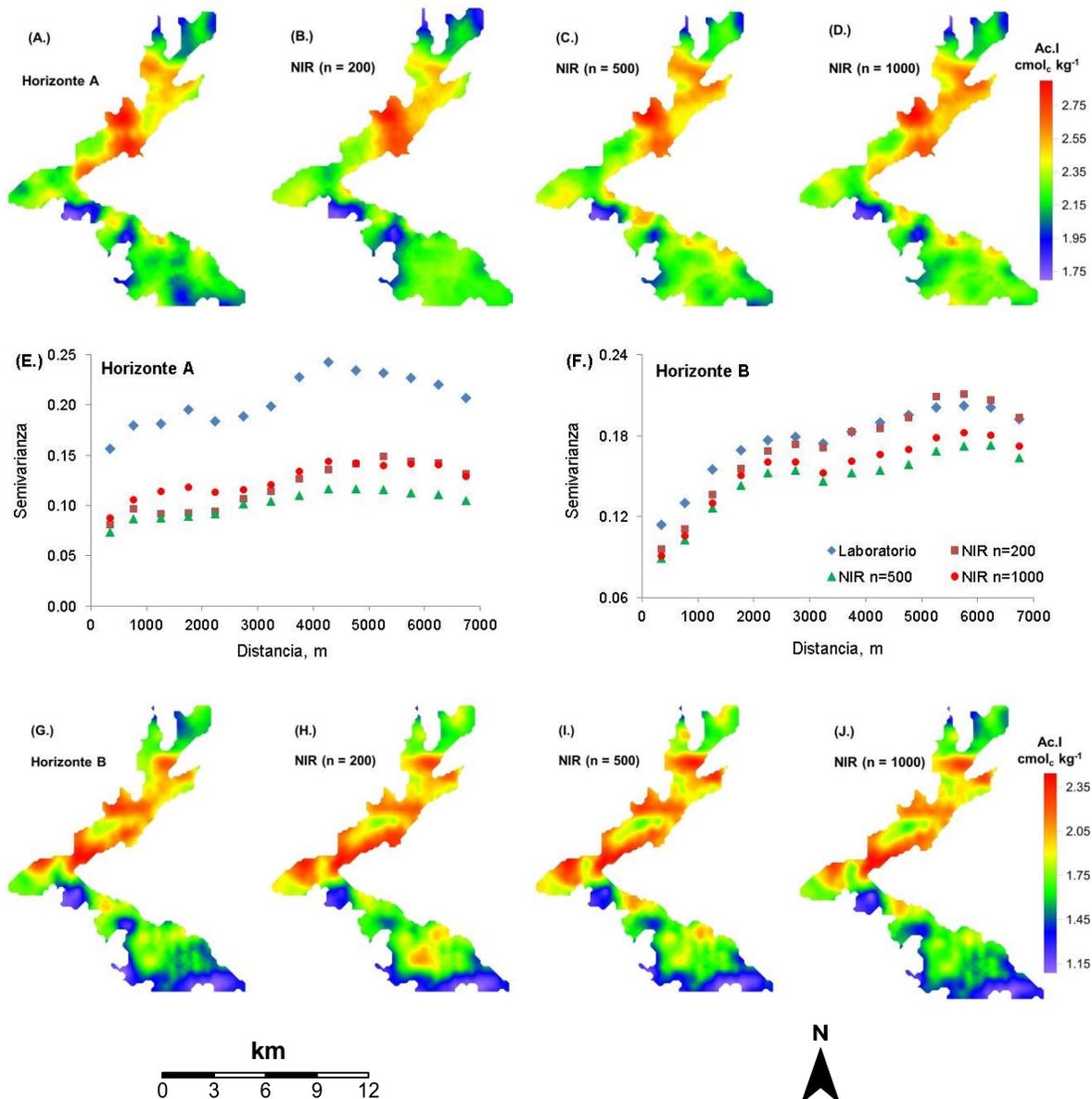


Figura 3-17: Mapas digitales del contenido de aluminio intercambiable obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

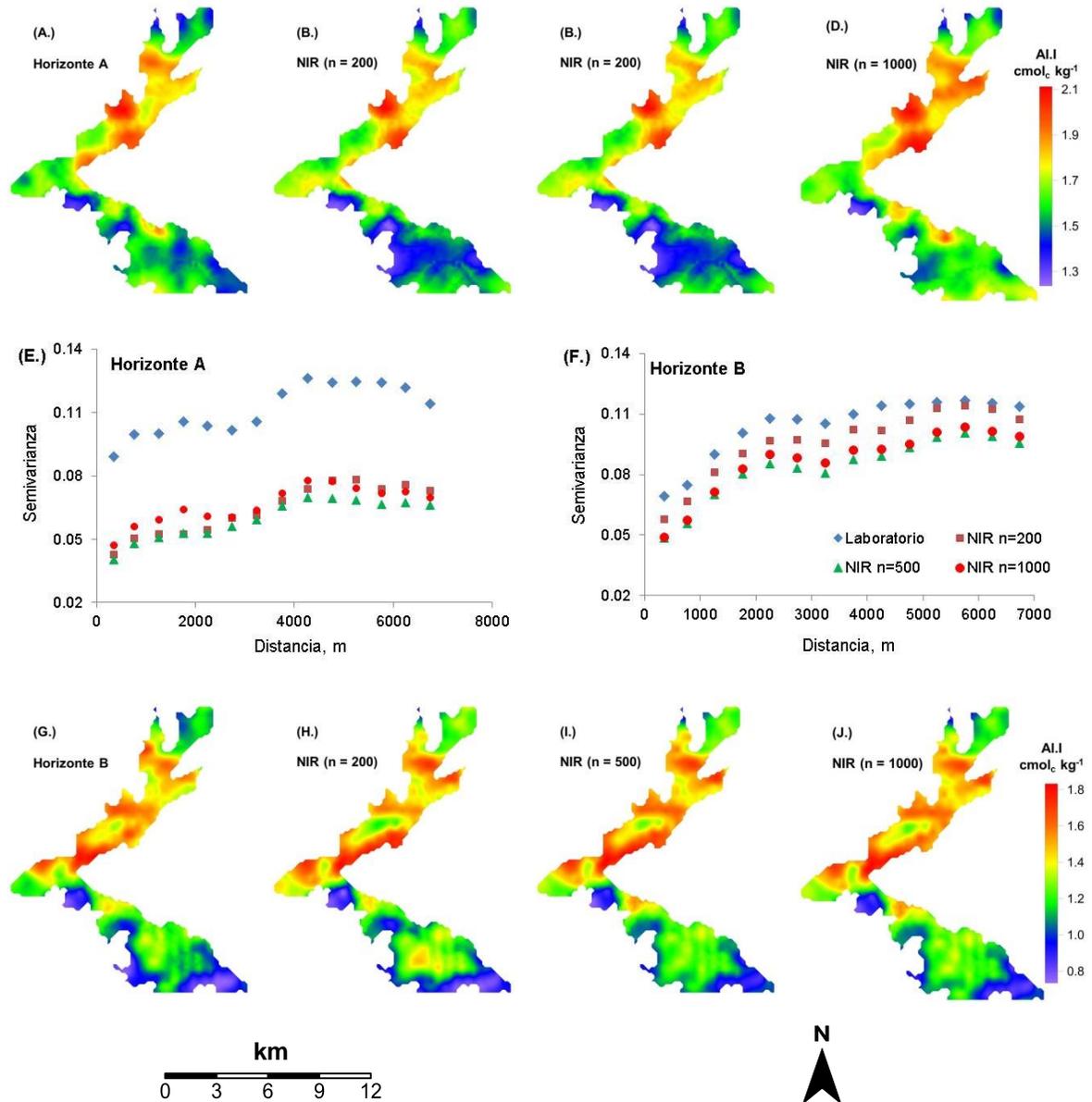


Figura 3-18: Mapas digitales del contenido de carbono total obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

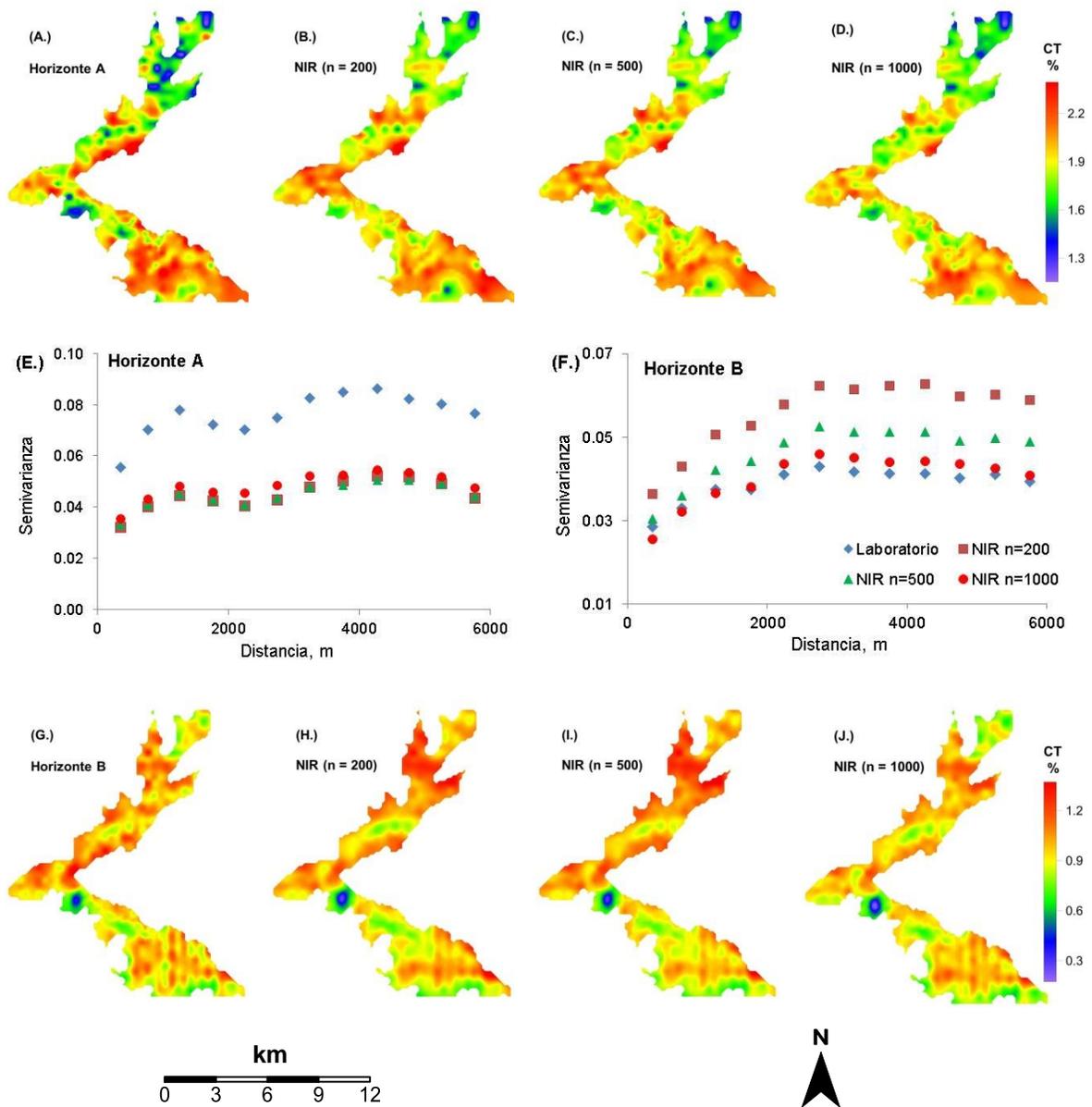


Figura 3-19: Mapas digitales del contenido de nitrógeno total obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

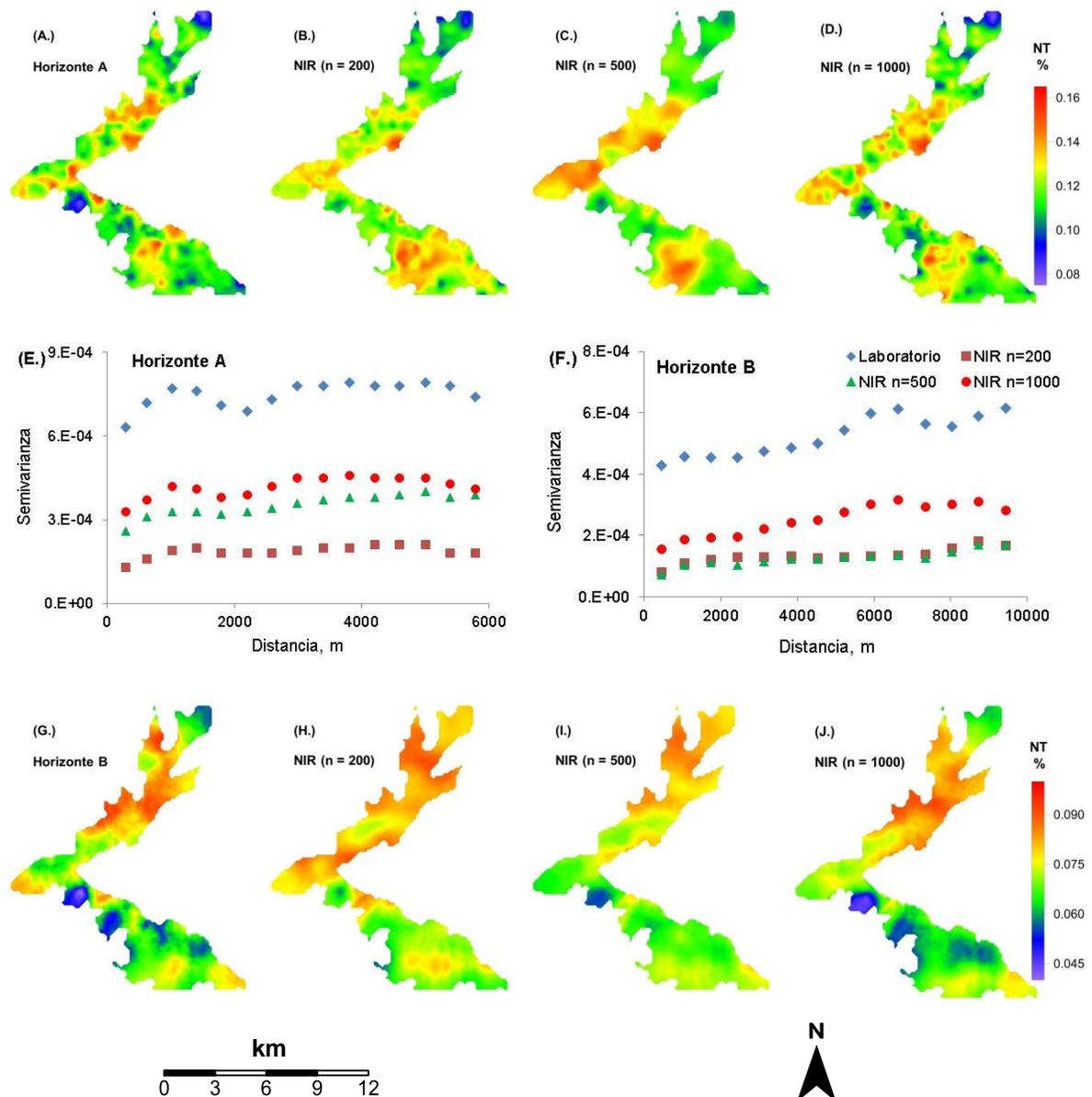


Figura 3-20: Mapas digitales del contenido de potasio obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

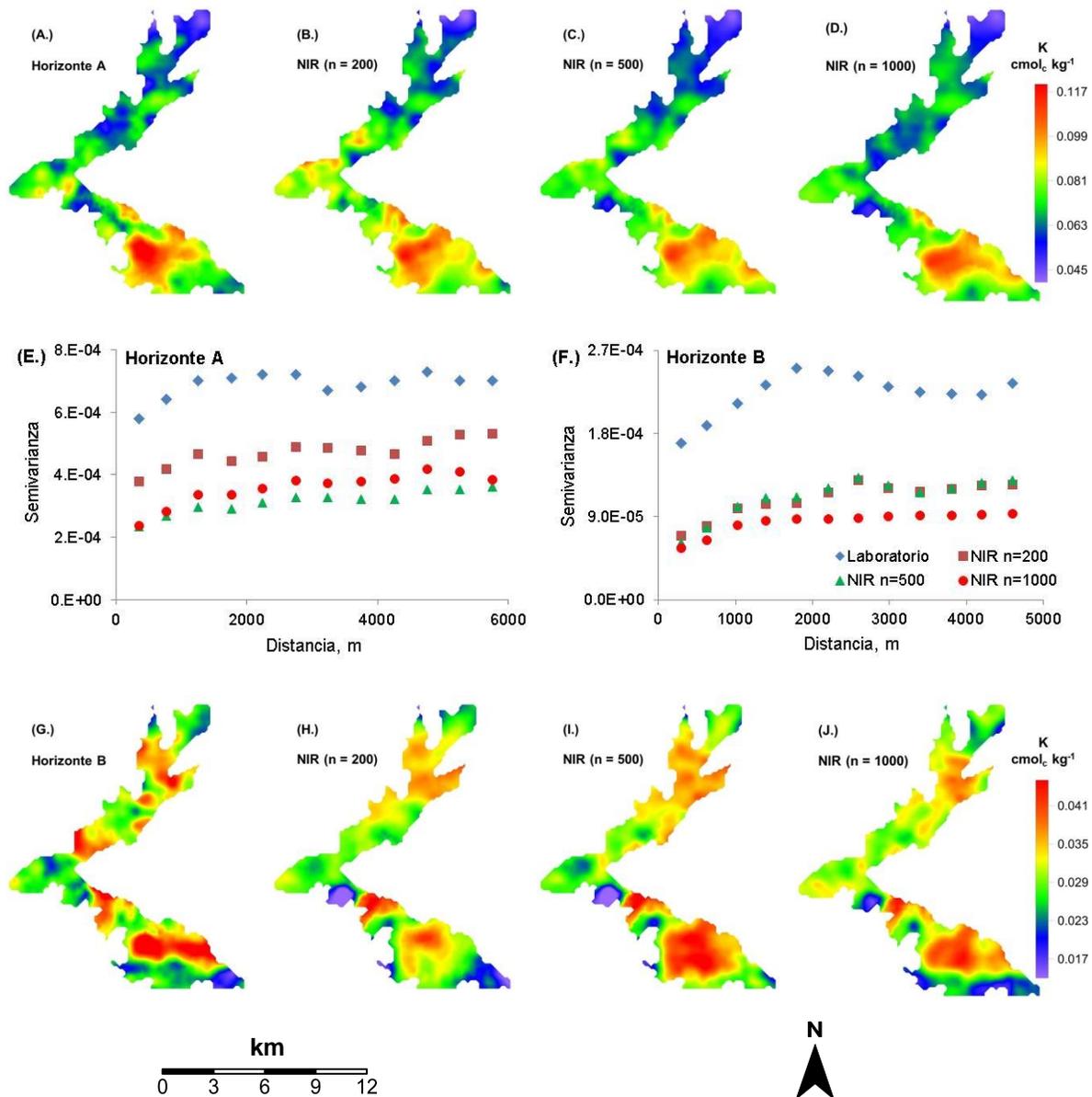


Figura 3-21: Mapas digitales de la capacidad de intercambio catiónica a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

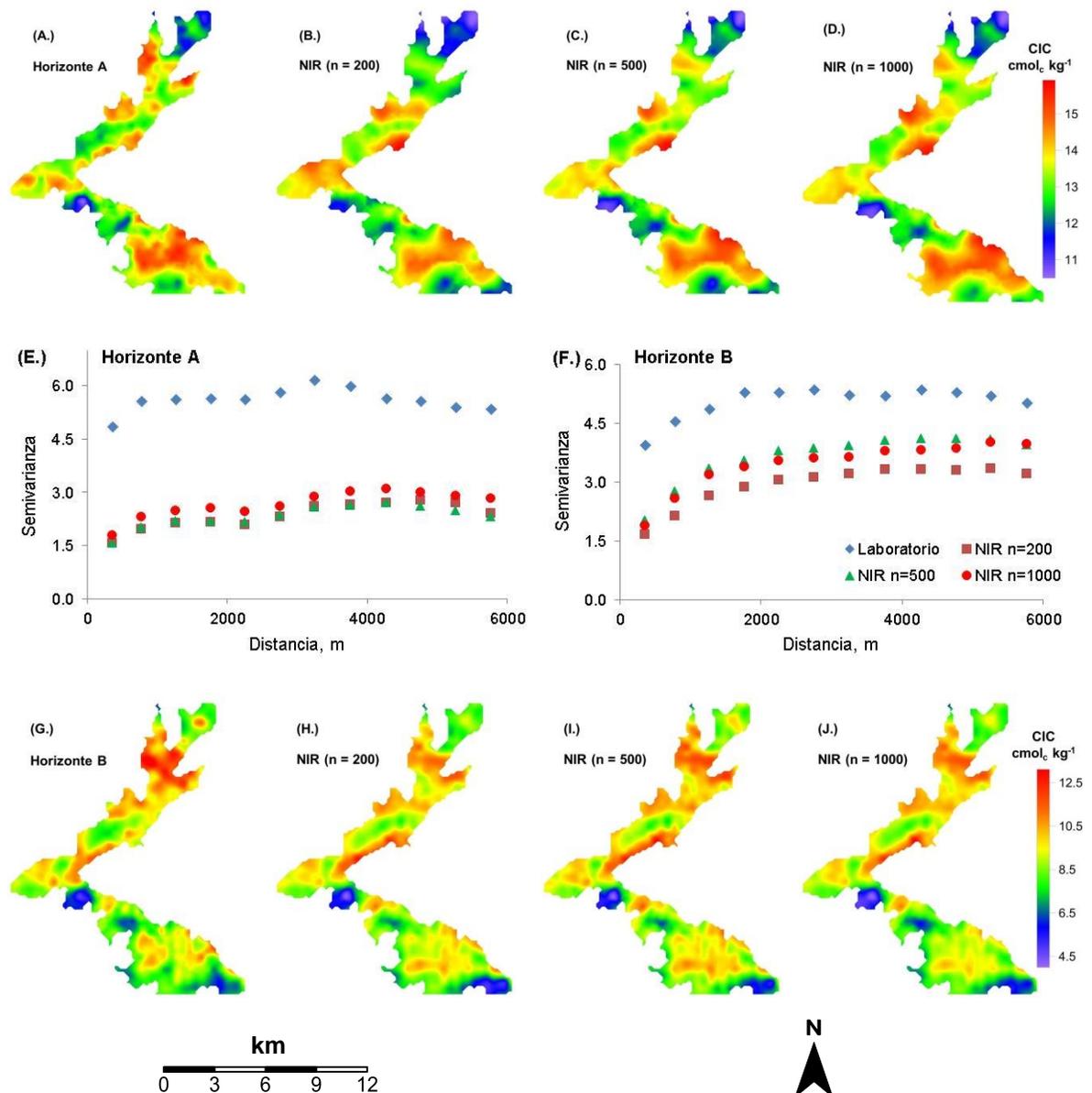


Figura 3-22: Mapas digitales del contenido de cobre obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

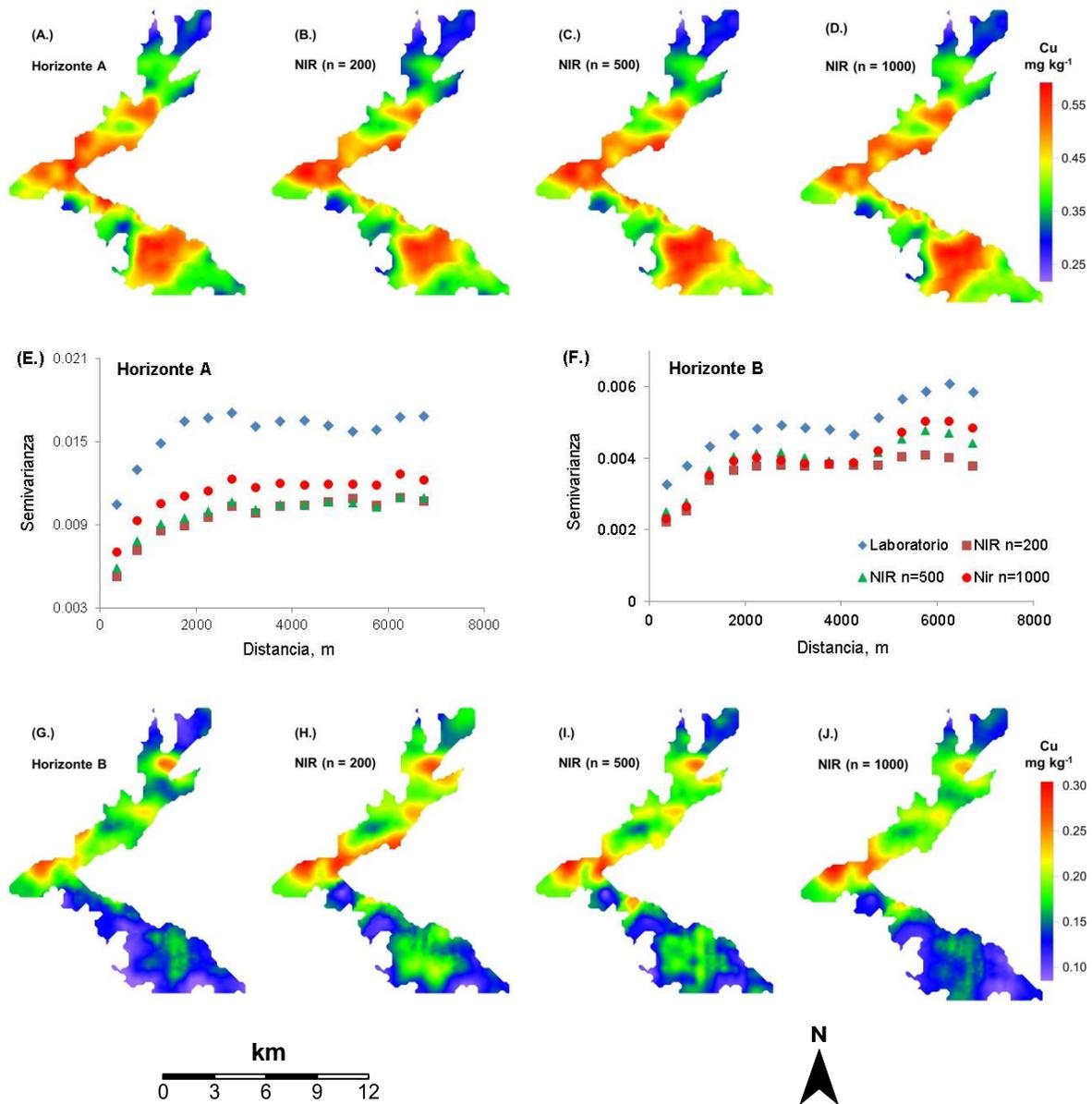


Figura 3-23: Mapas digitales del contenido de hierro obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

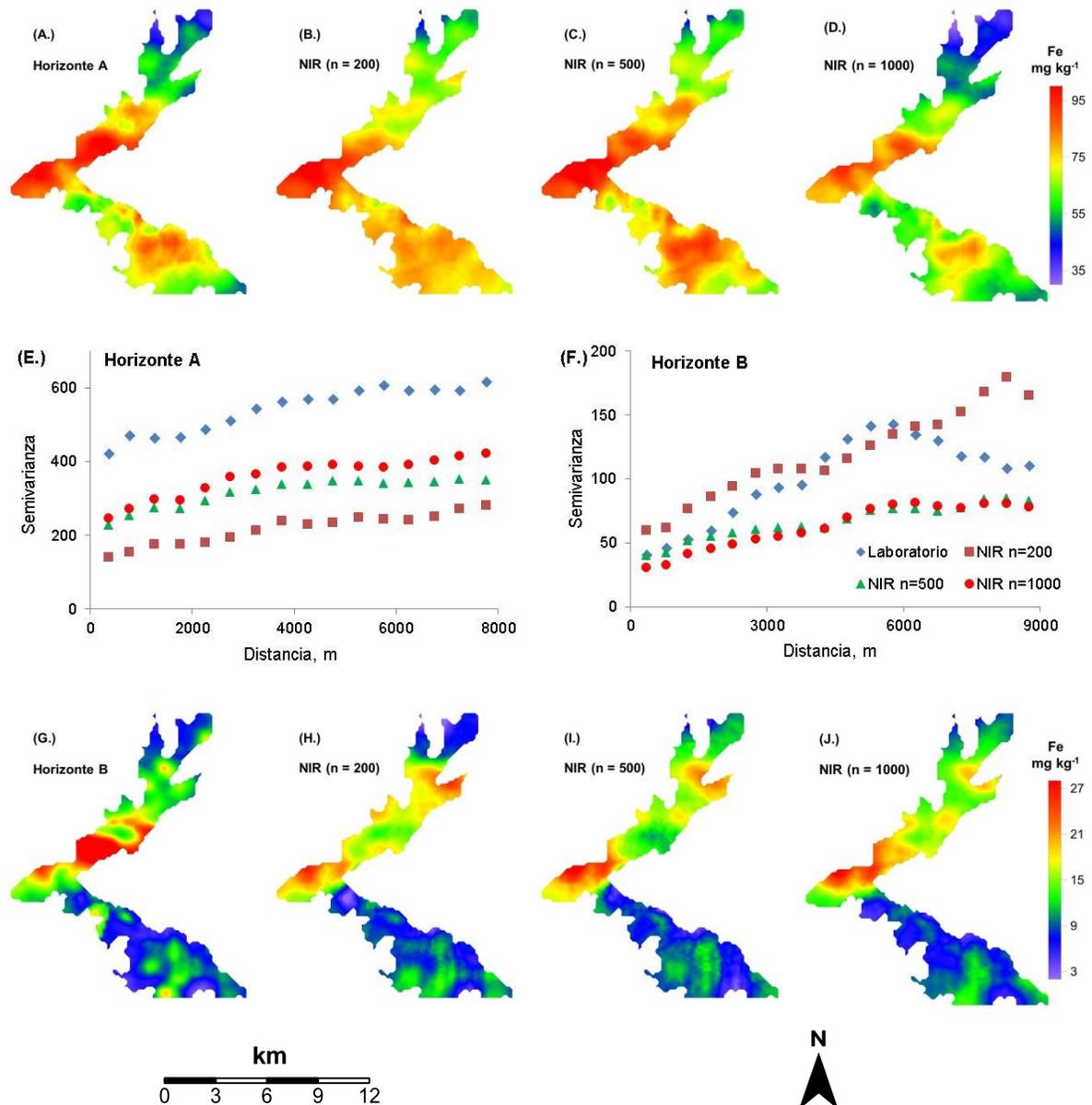


Figura 3-24: Mapas digitales del contenido de manganeso obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.

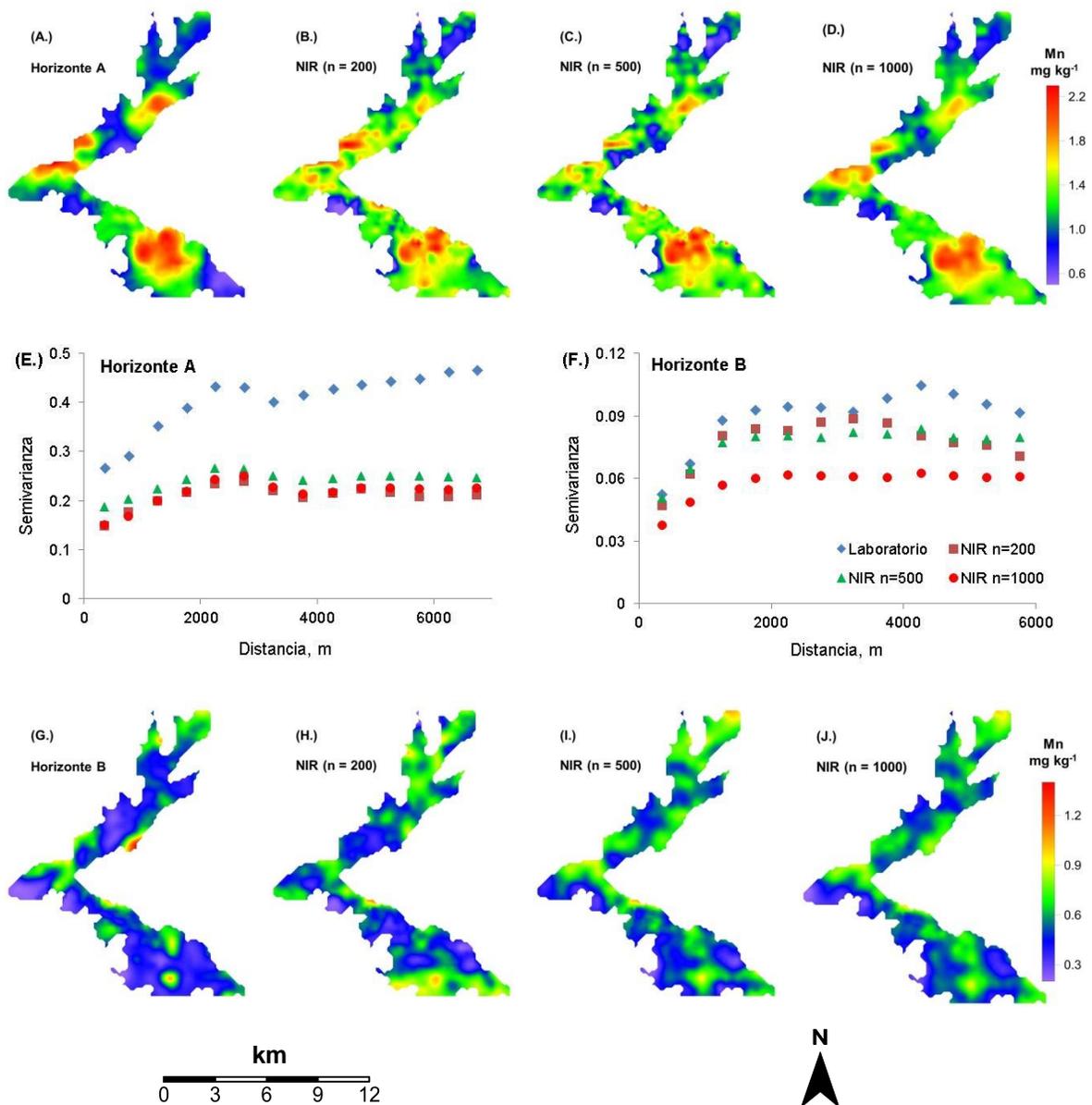
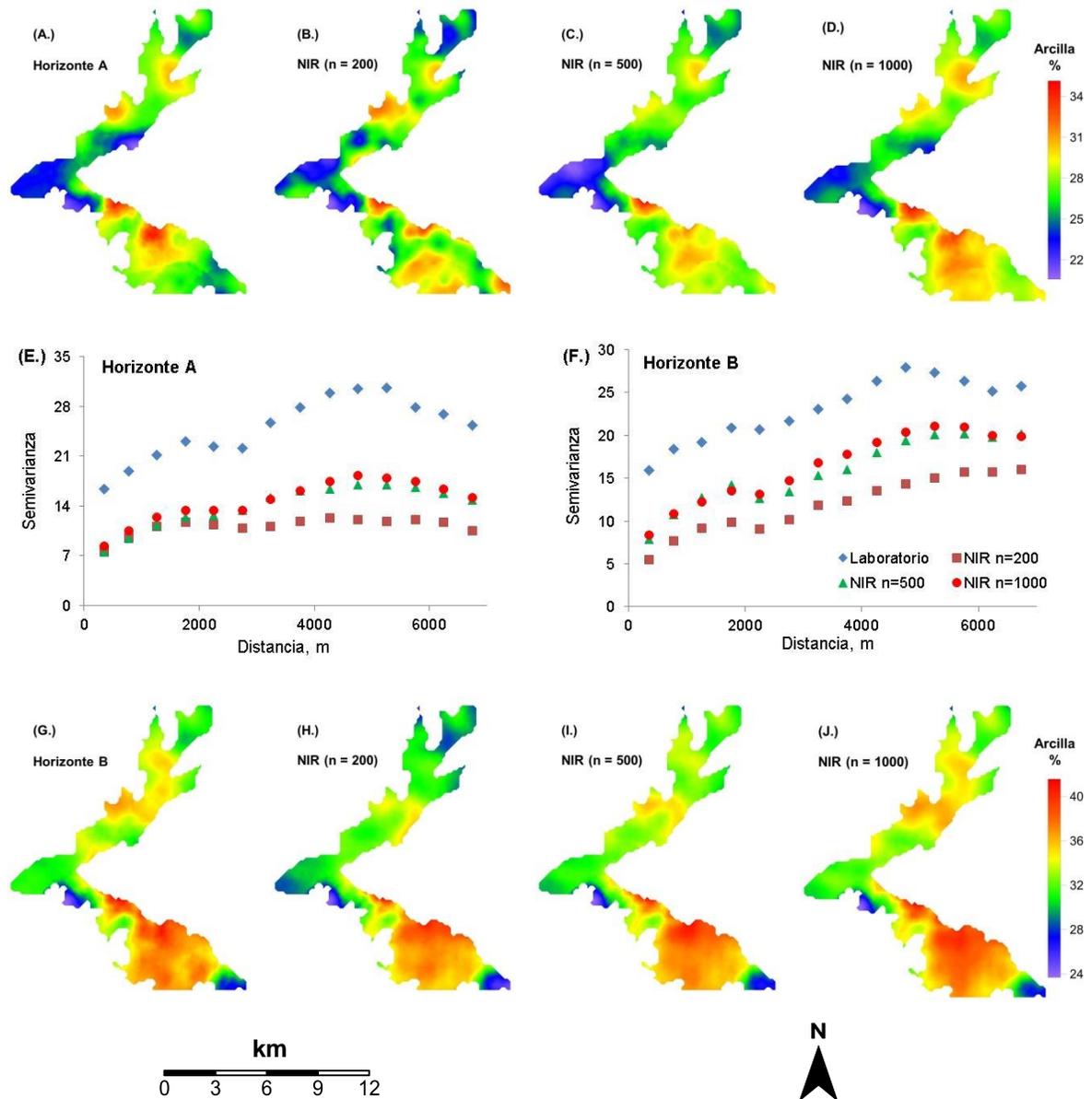


Figura 3-25: Mapas digitales del contenido de arcilla obtenidos a partir de los datos de laboratorio (A y G) y de los modelos espectrales obtenidos a partir de diferentes números de muestras para la elaboración de los modelos (B, C, D y H, I, J), en los horizontes A (superior) y B (inferior). Las figuras E y F muestran los semivariogramas para la obtención de cada mapa digital.



3.5.3 Propagación del error en los mapas digitales

Como se observó en la comparación visual de mapas digitales y espectro-digitales, un bajo número de muestras incide en la similitud de estos. La **Figura 3-26** muestra el resultado del análisis de la correspondencia entre los mapas digitales respecto a los espectro-digitales, en función del número de muestras, considerando el coeficiente de regresión (R^2), para la validación interna ($n=1000$) y externa ($n=200$). Las propiedades más sensibles al número de muestras fueron NT, K, CIC y Mn, que coinciden con los bajos valores de RPD y del R^2 encontrados en la calibración de los modelos. Para estas propiedades es necesario considerar modelos obtenidos con más de 500 muestras, si desea tener mapas espectro-digitales que representen de forma adecuada y evidente la variabilidad espacial de la misma manera que se representa con los mapas digitales.

Para el CT y Cu, el R^2 siempre es superior al 0.90, independiente del número de muestras, que con el Fe, presentan la mejor correspondencia entre mapas digitales y espectro-digitales. Como se encontró para CT en la calibración de los modelos, con menos de 200 muestras es posible obtener un mapa espectro-digital que corresponda en más de un 97% con el mapa digital. Estos resultados se observan tanto para los mapas obtenidos en la validación interna, como para los valores predichos por kriging con los datos de validación, que corresponden a la validación externa.

Al considerar la variación del $RMSE_{NIR}$, $RMSE_{ES_NIR}$, $RMSE_{ME}$ y $RMSD$ en función del número de muestras, se verifica que estos errores son mayores con un bajo número de muestras empleada en la calibración de los modelos y que decrecen a medida que el número de muestras empleadas para calibración aumentan, incidiendo en la correspondencia entre mapas interpolados a partir de kriging ordinario.

Estos resultados confirman que a partir de un número de muestras para cada propiedad en particular, se pueden obtener mapas espectro-digitales con bajos errores y altamente correlacionados con los mapas digitales, dado que el $RMSE_{ES_NIR}$ es similar al $RMSE_{ME}$ para todas las propiedades con modelos representativos, además de evidenciar que los errores entre los valores obtenidos por kriging a partir de los valores medidos comparados con los valores obtenidos por kriging a partir de los resultados de los

modelos espectrales son bajos ($RMSD < RMSE$), para todas las propiedades con modelos representativos. Verificar este comportamiento es pertinente para definir la calidad de los mapas espectro-digitales (Brodský et al., 2013; Grinand et al., 2012; Kuang & Mouazen, 2013)

Figura 3-26: Variación del R^2 entre mapas digitales y espectro-digitales obtenidos mediante kriging, con relación al tamaño de muestras.

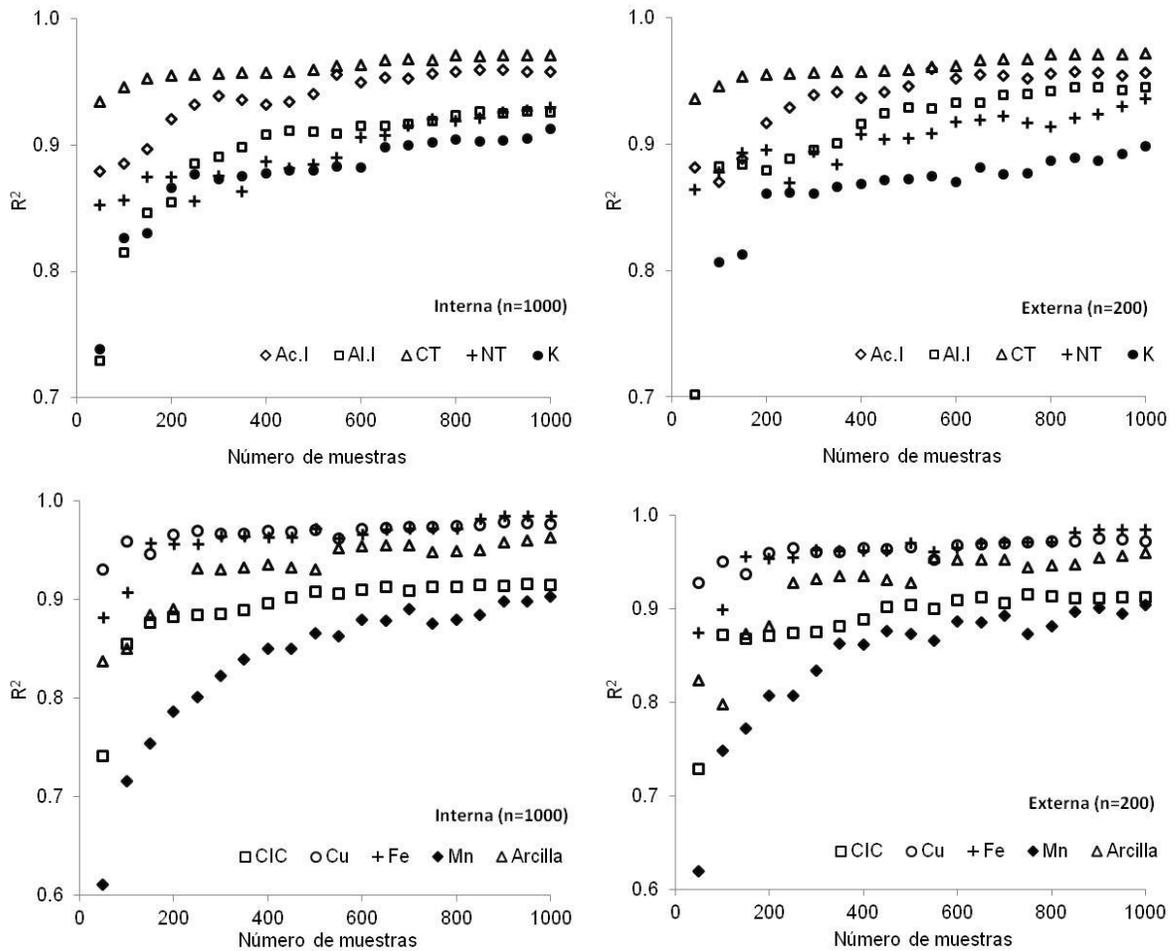
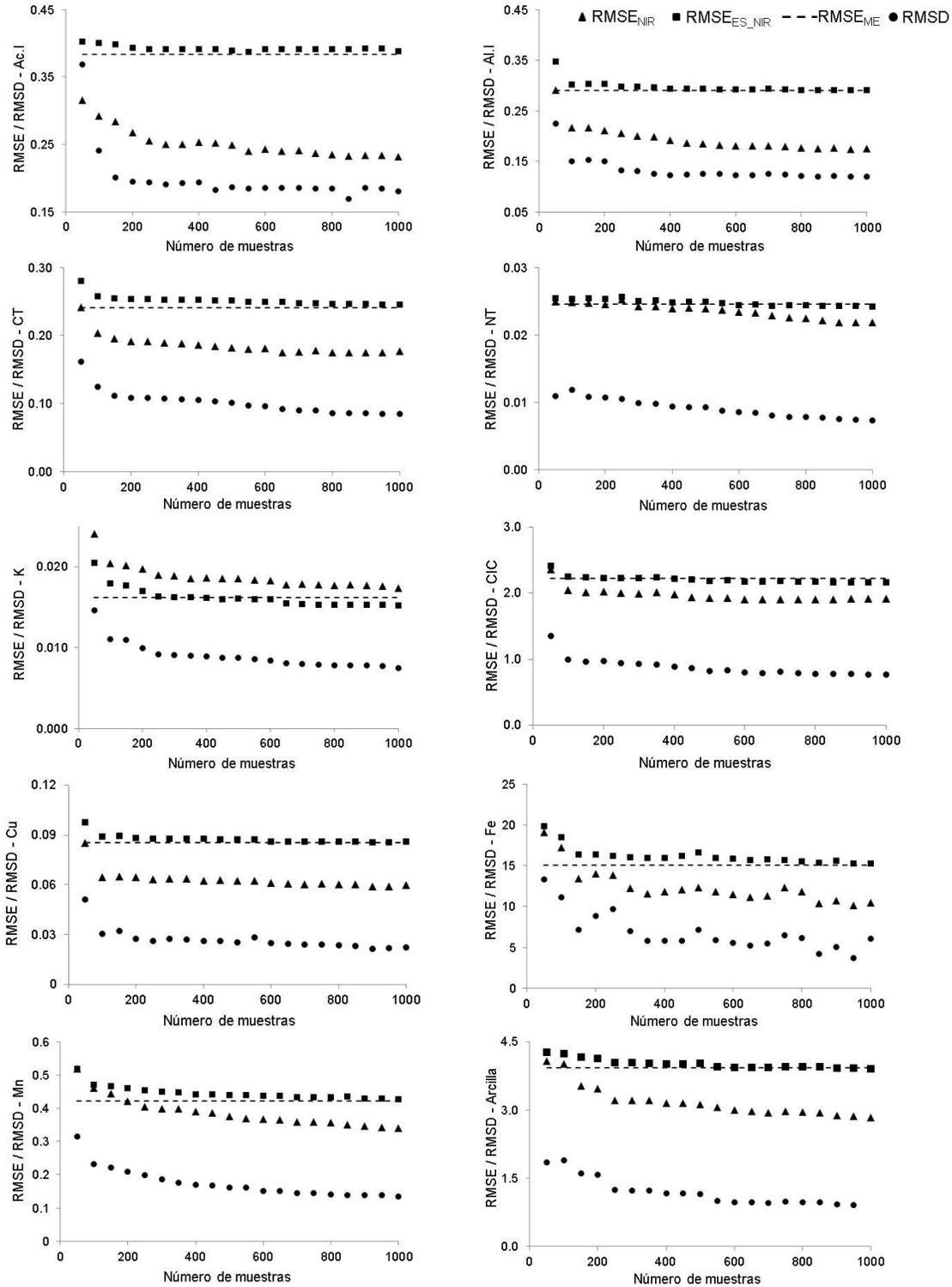


Figura 3-27: Variación del $RMSE_{NIR}$, $RMSE_{ES_NIR}$, $RMSE_{ME}$ y $RMSD$ con relación al tamaño de muestras.



Es conveniente, por tanto, para definir el número mínimo de muestras en la calibración de modelos para cada propiedad, tener claro la finalidad del estudio, pues es posible buscar este número mínimo con base en los parámetros de los modelos de calibración, pero si se busca además la elaboración de mapas espectro-digitales mediante kriging, es necesario considerar las distancias de muestreo adecuadas obtenidas a partir de los semivariogramas, tener los resultados de los errores y analizar la propagación de estos (Cobo et al., 2010), así como identificar rangos de variación adecuados para los errores en la elaboración de los mapas de cada propiedad (Grimm & Behrens, 2010)

3.6 Manejo de la información espectral y de la base de datos

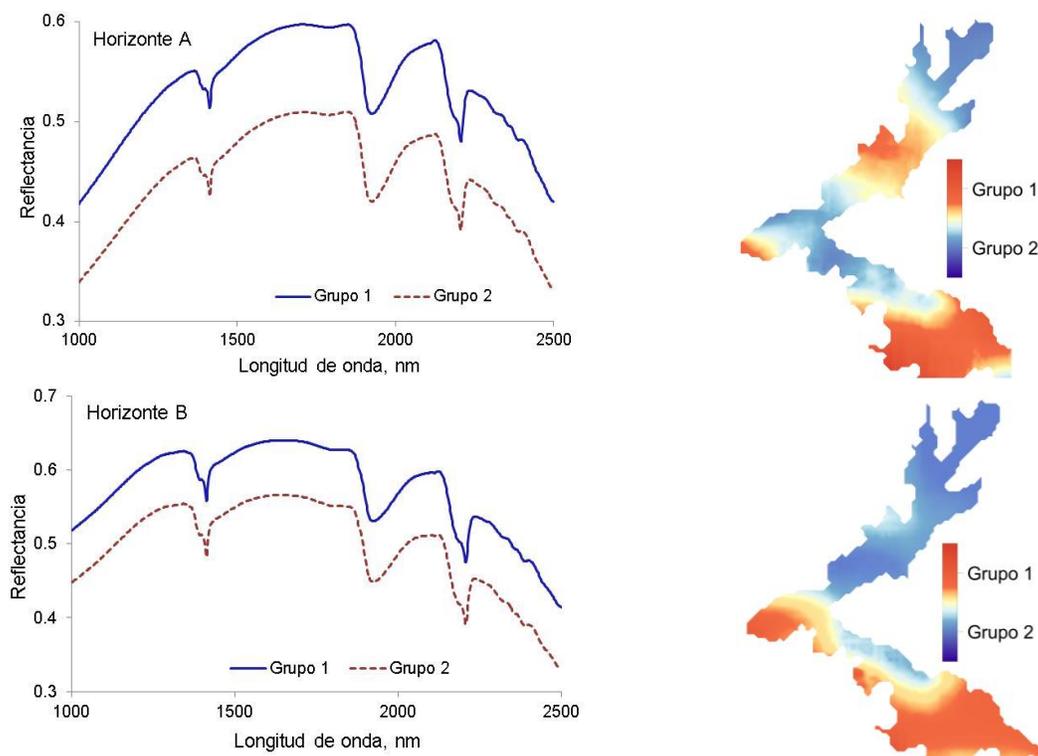
Como se verificó en el ítem 3.2.3, las respuestas espectrales de las muestras a diferentes profundidades de las calicatas y las cajuelas presentan un patrón similar, lo cual indica que se trata del mismo suelo, es decir, que el suelo allí presente obedece a los mismo factores formadores, cuyas diferencias obedecen a contenidos de materia orgánica, así como a la presencia de algunos minerales, observados en las fracciones de arena y arcilla, principalmente. Como también se observó, estas respuestas espectrales son típicas de Oxisoles, con algunas diferencias respecto a otros Oxisoles que se encuentra en zonas templadas o cerca de estas, constituyendo ya un insumo para la conformación de la biblioteca espectral de este tipo de suelos en Colombia, básico para realizar una comparación descriptiva inicial con otras muestras. Es claro que la simple comparación de estas respuestas espectrales con aquellas que se obtengan de muestras futuras, no permitirá realizar una clasificación exacta de suelos, pero es una herramienta que permitirá ahorro de tiempo y esfuerzo. Sin duda, es necesario analizar la respuesta espectral de otras clases de suelos, que permite enriquecer o construir una biblioteca espectral regional o nacional, para apoyar los levantamientos de suelos que se realicen hacia el futuro.

Los modelos obtenidos para algunas propiedades, los cuales hacen parte de la biblioteca digital, permitirán su aplicación cuando se tomen muestras de la zona de estudio, sustituyendo parcialmente los análisis convencionales. Estos modelos toman especial importancia, considerando que la tendencia mundial involucra muestreos intensivos y sistemáticos, los cuales se deben realizar con alguna periodicidad en la producción

agrícola, situación que es esperada en Carimagua en el corto o mediano plazo, como viene ocurriendo en la altillanura colombiana durante la última década.

También es posible diferenciar suelos de acuerdo a la respuesta espectral, mediante análisis categóricos. En este caso, para cada profundidad se realizó una discriminación de k-means, considerando dos grupos, dado que con un mayor número de grupos no se observó una diferencia significativa entre respuestas espectrales medias. Las respuestas espectrales de los dos grupos obtenidos para cada horizonte, se presentan en la **Figura 3-28**, donde se observa que son del mismo tipo, donde el grupo 1 presenta una mayor reflectancia. De igual manera, existe algún grado de correspondencia entre horizontes, es decir, los mapas elaborados por grupo para cada horizonte presentan algún grado de similitud, siendo que el horizonte A presenta una mayor variabilidad por estar expuesto a adiciones o pérdidas.

Figura 3-28: Espectro medio de los grupos obtenidos mediante análisis categóricos (izquierda) y ubicación de los grupos (derecha), para los horizontes A (superior) y B (inferior).



Para cada horizonte, se observa que los valores medios de cada propiedad son similares (**Tabla 3-24**), por lo cual no se identifica cual o cuales propiedades inciden en la mayor reflectancia de Grupo 1, pues a pesar de observar mayores contenidos de CT en los dos horizontes para el grupo 2, este no es tan significativo para incidir decididamente en el nivel de reflectancia de un grupo de muestras. Además de este hecho, se verifica también que la CIC es mayor en el grupo 2, propiedad que conjuntamente con el CT, están muy relacionadas con el contenido de materia orgánica, lo que posiblemente indica una mayor presencia, en el grupo 2, de materia orgánica. Sin duda, la diferencia entre las respuestas espectrales de las zonas identificadas depende de más de una propiedad, así como de la composición mineral del suelo, es decir, la respuesta espectral es la combinación de varias características, donde al menos una es predominante.

Tabla 3-24: Valores medios y coeficiente de variación para los grupos encontrados a partir de la respuesta espectral para los horizontes A y B.

Propiedad	Horizonte A		Horizonte B	
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2
pH (H ₂ O, 1:1)	4.64 (8.01)	4.61 (6.35)	4.83 (5.58)	4.79 (7.40)
Ac.I, cmol _c kg ⁻¹	2.24 (24.39)	2.42 (21.94)	1.62 (26.13)	1.86 (28.86)
Al.I, cmol _c kg ⁻¹	1.66 (25.18)	1.74 (21.46)	1.22 (27.59)	1.37 (29.25)
CT, %	0.12 (29.46)	0.13 (25.50)	0.07 (44.74)	0.08 (45.00)
NT, %	1.82 (17.84)	2.00 (18.48)	0.88 (26.97)	1.03 (24.29)
P, mg kg ⁻¹	2.89 (58.64)	2.48 (82.65)	2.23 (58.64)	2.19 (132.10)
K, cmol _c kg ⁻¹	0.08 (79.27)	0.09 (57.44)	0.04 (117.35)	0.05 (184.57)
Ca, cmol _c kg ⁻¹	0.41 (114.89)	0.37 (93.12)	0.27 (100.61)	0.30 (110.73)
Mg, cmol _c kg ⁻¹	0.12 (103.00)	0.10 (61.05)	0.06 (87.50)	0.07 (93.61)
Na, cmol _c kg ⁻¹	0.21 (132.16)	0.26 (202.17)	0.19 (146.51)	0.16 (151.42)
CIC, cmol _c kg ⁻¹	12.76 (21.45)	14.30 (17.19)	8.29 (29.49)	9.80 (26.87)
B, mg kg ⁻¹	0.30 (68.87)	0.39 (61.21)	0.26 (69.68)	0.31 (55.97)
Cu, mg kg ⁻¹	0.42 (37.33)	0.48 (95.83)	0.15 (51.27)	0.18 (47.65)
Fe, mg kg ⁻¹	76.05 (51.77)	74.03 (31.56)	15.10 (71.99)	17.06 (67.26)
Mn, mg kg ⁻¹	1.55 (76.83)	1.75 (238.94)	0.61 (49.74)	0.70 (94.45)
Zn, mg kg ⁻¹	0.55 (199.25)	0.40 (52.63)	0.28 (47.85)	0.31 (169.87)
Arena, %	25.50 (19.80)	26.02 (23.45)	23.47 (23.61)	22.88 (25.01)
Limo, %	46.29 (10.85)	46.33 (11.46)	43.81 (13.06)	41.57 (13.47)
Arcilla, %	28.21 (18.46)	27.65 (16.61)	32.72 (16.42)	35.17 (13.09)

4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

El uso de la espectroscopía de reflectancia difusa y de técnicas estadísticas permitió la cuantificación de algunas propiedades del suelo, que para el Oxisol presente en la Estación Experimental Carimagua son Ac.I, Al.I, CT, NT, K, CIC, Cu, Fe, Mn y arcilla. Esta cuantificación, mediante la calibración y validación de modelos, es menos dispendiosa, más rápida y genera menos impactos ambientales, respecto a los métodos convencionales. Sin embargo, esta técnica sustituiría parcialmente los métodos convencionales de laboratorio, pues se requiere de ellos para la elaboración de los modelos y la retroalimentación de estos en el tiempo, enriqueciendo así la biblioteca espectral generada a partir del presente estudio.

La calibración y validación de los modelos espectrales debe considerar diferentes criterios y escenarios, donde se definan las propiedades centrales o de mayor importancia, así como los factores que la afectan (p.e. contenido de agua de la muestra); identificar la relación entre las propiedades del suelo y finalmente, la precisión de los parámetros a través del tiempo, entendiendo que los modelos espectrales deben ser dinámicos, es decir, se deben retroalimentar con nuevas muestras.

Los resultados mostraron que los datos obtenidos a partir de los modelos NIR pueden integrarse directamente en las evaluaciones geoestadísticas. Este enfoque es muy útil cuando el tiempo y los recursos son limitados, pues permite tener una adecuada aproximación geoestadística con un bajo número de muestras. Por otra parte, definir la variabilidad de los suelos y sus patrones espaciales permitió establecer recomendaciones importantes para futuros diseños de muestreo y mapeo. Mediante la combinación de información sobre los tamaños mínimos de la muestra, con sus correspondientes rangos definidos a partir de los semivariogramas, es posible mejorar la

eficiencia (en términos de tiempo, costo y precisión) durante los ejercicios de muestreo. Por lo tanto, la conjunción de modelos espectrales y métodos geoestadística son técnicas que se pueden integrar con éxito para el análisis de la variabilidad espacial de las propiedades del suelo y su cartografía.

En este estudio a escala local, diferentes tamaños de muestras se usaron en la calibración de los modelos y en la elaboración de mapas digitales. Cuando el número de muestras se incrementó, las precisiones en las predicciones mejoraron. Los indicadores de calidad del modelo PLSR cambiaron al aumentar el número de muestras de calibración y las precisiones en las predicciones también presentan una mejoría, hasta alcanzar un valor estable. Dicha estabilidad depende de la propiedad, requiriéndose incluso menos de 100 muestras para propiedades como CT, Cu y Fe. Sin embargo, para propiedades como CT y Fe un número menor de 150 muestras ya permite obtener modelos adecuados, con RPD mayores de 2.0, R^2 mayores de 0.80 y RMSE bajos. Este comportamiento también se identificó en los mapas digitales y su correspondencia con los mapas espectro-digitales. Por esto, es conveniente recalcar el especial cuidado en la toma de muestras y especialmente en las rutinas de laboratorio, pues seguramente un menor error en esta etapa, incidirá directamente en el número de muestras requerido para la elaboración de los modelos y su calidad, pero también en la calidad de los mapas.

4.2 Recomendaciones y consideraciones

En relación a investigaciones realizadas en otras regiones, este tipo de tecnologías genera aún una serie de interrogantes que deben resolverse para nuestro país a través de otras propuestas, en especial para su aplicación en la producción agrícola y levantamiento de suelos, ya que son pocos los estudios pedométricos realizados a nivel del trópico. Entre estas cuestiones se tiene:

(1) ¿Cómo obtener las respuestas espectrales: in situ o a nivel de laboratorio? Existen factores, como el contenido de agua y la presencia de tejido vegetal en el suelo, que

afecta la respuesta espectral, que deben ser identificados y evaluados. Pero por otra parte, existe también presión para disminuir los costos de los análisis, que puede hacerse cuando la toma de las respuestas espectrales se hace in situ, disminuyendo de esta forma el transporte de muestras al laboratorio;

(2) ¿Cuál será el resultado en otros tipos de suelos? En otras clases de suelos el número mínimo de muestras puede diferir del presente estudio, así como habrá propiedades que arrojen modelos representativos solo en algunas clases de suelo;

(3) ¿Cuál será la escala adecuada para la calibración de un modelo? Es posible que se presente una gran variabilidad espacial, la cual debe ser detectada previamente para definir la intensidad de muestreo y que conjuntamente con la cobertura (local, regional o nacional) se defina la realización de uno o varios modelos sectorizados, donde el conocimiento y la experiencia, sean el apoyo para el desarrollo del estudio.

(4) Dada la heterogeneidad de los suelos en Colombia, debe evaluarse la necesidad de la velocidad en la adquisición de la información, respecto a la precisión y la cantidad de muestras a ser analizadas, para la obtención de modelos robustos en la mayoría de las propiedades. Debe resaltarse que la obtención de modelos de carbono puede realizarse con un bajo número de muestras y a bajo costo, independiente de la clase de suelos, lo que no sucede para las otras propiedades.

(5) En la actualidad existe gran interés por la aplicación de esta técnica y se cuenta con equipos de diferentes fabricantes, por parte de varias instituciones a nivel nacional. Sin embargo, para pensar en una biblioteca digital de suelos hacia el futuro debe pensarse en como transferir los resultados de un equipo a otro, es decir, con el fin de aunar esfuerzos y compartir información, es necesaria la elaboración de modelos de transferencia entre equipos.

(6) ¿Cuál es el mejor método para la calibración de modelos? En el presente estudio solo se utilizó la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR), por lo cual es necesario explorar otras técnicas para la obtención de modelos como redes neurales (NN), propagación regresiva de redes neurales (BPNN), regresión por componentes principales (PCR) y regresión por análisis multivariado por “*Splines*” (MARS), entre otras, que

seguramente permitirán obtener modelos más robustos para una o varias propiedades, dependiendo de la clase de suelo.

(7) Es conveniente realizar otros estudios que incluyan métodos alternativos de cuantificación de las propiedades del suelo a nivel de laboratorio, cuyos resultados, posiblemente generen mejores modelos de calibración y validación, especialmente para aquellas propiedades cuyos modelos no fueron representativos (p.e. B, P, Mg, Limo y arena). De igual manera, debe considerarse una evaluación de equipos e instrumentos, capacitación de mano de obra y uso de diferentes técnicas pedométricas, para viabilizar su uso en el contexto nacional.

A. Anexo: Descripción de perfiles

PERFIL C1 (La Unidad)

Tipo de perfil:	Modal
Taxonomía del suelo:	Typic Hapludox, Familia Franco Fina/Fina, Caolinitica, Isohipertérmica, Fase por Tipo FArl
Unidad cartográfica:	Consociación Carimagua-La Unidad Símbolo: CR
Localización:	Departamento: Meta Municipio: Puerto Gaitán Sitio: Carimagua - Unidad (C1)
Coordenadas:	Latitud: 4° 39' 21.59" N Longitud: 71° 17' 17.56" W Altitud: 160 msnm
Geomorfología:	Paisaje: Altillanura Tipo de relieve: Terraza Forma del terreno: Plano de terraza (banco)
Relieve:	Plano, no disectado.
Pendiente:	Grado: 0-1%, Longitud: Muy larga, Forma: Rectilínea,
Material parental:	Sedimentos aluviales finos
Formación ecológica:	Bosque húmedo tropical (Bh-T)
Clima ambiental:	Cálido y húmedo – Tropical Lluvioso de Sabana Awf Precipitación promedio anual: 2.300 mm Temperatura promedio anual: 27°C Distribución de lluvias: Monomodal
Clima edáfico:	Régimen de temperatura: Isohipertérmico Régimen de humedad: Údico
Tipo de erosión:	No se evidencia
Pedregosidad superficial:	No se observa
Drenaje:	Interno: Lento Externo: Lento Natural: Bien drenado
Nivel freático:	No se encontró
Profundidad efectiva:	Muy profunda
Horizontes diagnósticos:	Epipedón: Ocrico Endopedón: Oxico
Uso actual:	Sabana nativa (pasto natural), chaparro.
Limitantes de uso:	Alta saturación de aluminio
Describió:	Jesús Hernán Camacho - Yolanda Rubiano
Fecha de descripción:	17/12/2010

Descripción de los horizontes C1 (La Unidad)

0-40 cm Ap	Color en húmedo pardo (10YR4/3); textura franco arcillo limosa (FArL); estructura blocosa subangular, que parte a granular, fina y media, fuertemente desarrollada; consistencia en húmedo friable y en mojado ligeramente pegajosa y plástica; muchos poros gruesos y pocos finos y medianos; muchas raíces finas y medias, vivas, de distribución normal; mucha actividad de macroorganismos; límite gradual y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido (5.03)
40-69 cm Bo ₁	Color en húmedo rojo amarillento (5YR5/8); textura arcillo limosa (ArL); estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; muchos poros gruesos y pocos finos y medianos; frecuentes raíces finas, vivas, de distribución normal; regular actividad de macroorganismos; límite difuso y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.13)
69-118 cm Bo ₂	Color en húmedo rojo amarillento (5YR5/8) en un 90% y moteados de color pardo grisáceo oscuro (10YR4/2) en un 10%; textura arcillo limosa, estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; muchos poros gruesos y pocos finos y medianos; pocas raíces finas, vivas, de distribución normal; poca actividad de macroorganismos; límite difuso y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.22)
118-150x cm Bo ₃	Color en húmedo rojo amarillento (5YR5/8) en un 90% y moteados de color pardo (10YR5/3) en un 10%; textura arcillo limosa (ArL), estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y ligeramente plástica; muchos poros gruesos; pocas raíces finas, vivas, de distribución normal; no hay actividad de macroorganismos; no hay reacción al H ₂ O ₂ ; medianamente ácido pH (5.75)

PERFIL C2 (Tomo)

Tipo de perfil:	Modal
Taxonomía del suelo:	Typic Hapludox, Familia Fina, Caolinitica, Isohipertérmica, Fase por Tipo ArL
Unidad cartográfica:	Consociación Carimagua-Tomo Símbolo: CR-TM
Localización:	Departamento: Meta Municipio: Puerto Gaitán Sitio: Carimagüa - Tomo
Coordenadas:	Latitud: 4° 36' 36.66" N Longitud: 71° 20' 15.56" W Altitud: 167 msnm
Geomorfología:	Paisaje: Altillanura Tipo de relieve: Terraza Forma del terreno: Plano de terraza (banco)
Relieve:	Plano, no disectado.
Pendiente:	Grado: 0-1%, Longitud: Muy larga, Forma: Rectilínea,
Material parental:	Sedimentos aluviales finos
Formación ecológica:	Bosque húmedo tropical (Bh-T)
Clima ambiental:	Cálido y húmedo – Tropical Lluvioso de Sabana Awf Precipitación promedio anual: 2.300 mm Temperatura promedio anual: 27°C Distribución de lluvias: Monomodal
Clima edáfico:	Régimen de temperatura: Isohipertérmico Régimen de humedad: Údico
Tipo de erosión:	No se evidencia
Pedregosidad superficial:	No se observa
Drenaje:	Interno: Medio Externo: Lento Natural: Bien drenado
Nivel freático:	No se encontró
Profundidad efectiva:	Muy profunda
Horizontes diagnósticos:	Epipedón: Ocrico Endopedón: Oxico
Uso actual:	Sabana nativa (pasto natural), chaparro.
Limitantes de uso:	Alta saturación de aluminio
Describió:	Jesús Hernán Camacho – Yolanda Rubiano
Fecha de descripción:	17/12/2010

Descripción de los horizontes C2 (Tomo)

0-16 cm	A	Colores en húmedo pardo grisáceo oscuro (10YR4/2) en un 50% y pardo (10YR5/3) en el restante 50%; textura arcillo limosa (ArL); estructura granular, fina, fuertemente desarrollada; consistencia en húmedo friable y en mojado ligeramente pegajosa y ligeramente plástica; muchos poros finos, medianos y gruesos; frecuentes raíces finas y medias, vivas, de distribución normal; poca actividad de macroorganismos; límite gradual y ondulado; reacción fuerte al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido(4.91)
16-56 cm	AB	Color en húmedo pardo (7.5YR4/4); textura arcillo limosa (ArL); estructura granular, fina, fuertemente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado ligeramente pegajosa y ligeramente plástica; muchos poros finos, medianos y gruesos; frecuentes raíces gruesas, vivas, de distribución normal; frecuente actividad de macroorganismos; límite gradual y ondulado; reacción fuerte al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.17)
56-92 cm	Bo ₁	Color en húmedo rojo amarillento (5YR5/8) en un 90% y moteados de color pardo amarillento (10YR5/6) en un 10%; textura arcillo limosa (ArL);, estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; muchos poros gruesos y pocos finos; pocas raíces finas, vivas, de distribución normal; poca actividad de macroorganismos; límite difuso y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.10)
92-150x cm	Bo ₂	Color en húmedo pardo fuerte (7.5YR5/8); textura arcillo limosa (ArL); estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y ligeramente plástica; muchos poros gruesos y pocos finos; pocas raíces finas, vivas, de distribución normal; no hay actividad de macroorganismos; no hay reacción al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido (4.80)

PERFIL C3 (La Hayaca)

Tipo de perfil:	Modal
Taxonomía del suelo:	Typic Hapludox, Familia Fina, Caolinitica, Isohipertérmica, Fase por Tipo FArL.
Unidad cartográfica:	Consociación Carimagua-La Hayaca Símbolo: CAHA
Localización:	Departamento: Meta Municipio: Puerto Gaitán Sitio: Carimagüa - La Hayaca
Coordenadas:	Latitud: 4° 34' 5.99" N Longitud: 71° 21' 11.00" W Altitud: 162 msnm
Geomorfología:	Paisaje: Altillanura Tipo de relieve: Terraza Forma del terreno: Plano de terraza (banco)
Relieve:	Plano, no disectado.
Pendiente:	Grado: 0-1%, Longitud: Muy larga, Forma: Rectilínea,
Material parental:	Sedimentos aluviales finos
Formación ecológica:	Bosque húmedo tropical (Bh-T)
Clima ambiental:	Cálido y húmedo – Tropical Lluvioso de Sabana Awf Precipitación promedio anual: 2.300 mm Temperatura promedio anual: > 24°C Distribución de lluvias: Monomodal
Clima edáfico:	Régimen de temperatura: Isohipertérmico Régimen de humedad: Údico
Tipo de erosión:	No se evidencia
Pedregosidad superficial:	No se observa
Drenaje:	Interno: Lento Externo: Lento Natural: Bien drenado
Nivel freático:	No se encontró
Profundidad efectiva:	Muy profunda
Horizontes diagnósticos:	Epipedón: Ocrico Endopedón: Oxico
Uso actual:	Sabana nativa (pasto natural)
Limitantes de uso:	Alta saturación de aluminio
Describió:	Yolanda Rubiano Sanabria – Jesús Hernán Camacho
Fecha de descripción:	18/12/2010

Descripción de los horizontes C3 (La Hayaca)

0-23 cm	A	Color en húmedo pardo amarillento oscuro (10YR3/4); textura franco arcillo limosa (FArL); estructura blocosa subangular, media y gruesa, fuertemente desarrollada que parte a granular, fina y media, fuertemente desarrollada; consistencia en húmedo firme y en mojado pegajosa y plástica; muchos poros medianos y gruesos y frecuentes finos; muchas raíces finas y medias y frecuentes gruesas, vivas, de distribución normal; mucha actividad de macroorganismos; límite gradual y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido (4.80)
23-58 cm	Bo1	Color en húmedo pardo fuerte (7.5YR5/6) en un 90% y moteados de color pardo amarillento (10YR5/8) en un 10%; textura arcillo limosa (ArL); estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; pocos poros finos; muchas raíces finas y pocas medias, vivas, de distribución normal; frecuente actividad de macroorganismos; límite difuso y ondulado; no hay reacción al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido (4.87)
58-110 cm	Bo2	Color en húmedo pardo amarillo (10YR5/8) en un 90% y moteados de color oliva pálido (5Y6/4) en un 10%; textura arcillo limosa (ArL), estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; pocos poros medianos y frecuentes finos; pocas raíces finas, vivas, de distribución normal; poca actividad de macroorganismos; límite difuso y ondulado; no hay reacción al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido (5.04)
110-150x cm	Bo3	Color en húmedo rojo amarillento (5YR5/8) en aproximadamente 80% y moteados de color pardo fuerte (7.5YR5/6) en un 20%; textura arcillo limosa (ArL), estructura blocosa subangular, muy gruesa, débilmente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; muchos poros gruesos; pocas raíces finas, vivas, de distribución normal; no hay actividad de macroorganismos; no hay reacción al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.56)

PERFIL C4 (Culticore)

Tipo de perfil:	Modal - Replica
Taxonomía del suelo:	Typic Hapludox, Familia Fina/Fina, Caolinitica, Isohipertérmica, Fase por Tipo FArL
Unidad cartográfica:	Consociación Carimagua Símbolo: CM
Localización:	Departamento: Meta Municipio: Puerto Gaitán Sitio: Carimagua - Culticor
Coordenadas:	Latitud: 4° 32' 3.37" N Longitud: 71° 19' 4.52" W Altitud: 165 msnm
Geomorfología:	Paisaje: Altillanura Tipo de relieve: Terraza Forma del terreno: Plano de terraza (banco)
Relieve:	Plano, no disectado.
Pendiente:	Grado: 0-1%, Longitud: Muy larga, Forma: Rectilínea,
Material parental:	Sedimentos aluviales finos
Formación ecológica:	Bosque húmedo tropical (Bh-T)
Clima ambiental:	Cálido y húmedo – Tropical Lluvioso de Sabana Awf Precipitación promedio anual: 2.300 mm Temperatura promedio anual: > 24°C Distribución de lluvias: Monomodal
Clima edáfico:	Régimen de temperatura: Isohipertérmico Régimen de humedad: Udico
Tipo de erosión:	No se evidencia
Pedregosidad superficial:	No se observa
Drenaje:	Interno: Lento Externo: Lento Natural: Bien drenado
Nivel freático:	No se encontró
Profundidad efectiva:	Muy profunda
Horizontes diagnósticos:	Epipedón: Ocrico Endopedón: Oxico
Uso actual:	Sabana nativa (pasto natural)
Limitantes de uso:	Alta saturación de aluminio
Describió:	Yolanda Rubiano Sanabria – Jesús Hernán Camacho
Fecha de descripción:	16/12/2010

Descripción de los horizontes C4 (Culticore)

0-35 cm	Ap	Color en húmedo pardo amarillento oscuro (10YR4/4) en un 90% y moteados de color pardo grisáceo oscuro (2.5Y4/2) en un 10%; textura franco arcillo limosa (FArL); estructura blocosa subangular, media y gruesa, fuertemente desarrollada; consistencia en seco dura, en húmedo firme y en mojado pegajosa y plástica; muchos poros gruesos y frecuentes finos y medianos, vesiculares, continuos; muchas raíces finas y medias, vivas, distribución normal; frecuente actividad de macroorganismos; límite gradual y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido (4.86)
35-83 cm	Bo1	Color en húmedo pardo amarillento (10YR5/8) en un 80% y moteados de color pardo grisáceo (10YR5/2) en un 20%; textura arcillosa limosa (ArL); estructura blocosa subangular, media y gruesa, fuertemente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y ligeramente plástica; muchos poros gruesos y frecuentes medianos; frecuentes raíces muy finas y finas, vivas, de distribución normal; frecuente actividad de macroorganismos; límite gradual y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.15)
83-116 cm	Bo2	Color en húmedo amarillo rojizo (7.5YR6/8) en un 80% y moteados de color amarillo pardusco (10YR6/8) en un 20%; textura arcillosa limosa (ArL), estructura blocosa subangular, media y gruesa, fuertemente desarrollada; consistencia en húmedo friable, en mojado pegajosa y plástica; pocas concreciones de hierro, redondeadas, blandas, de distribución irregular y color rojo (5R5/8); muchos poros gruesos y pocos medianos; pocas raíces muy finas, vivas, de distribución normal; poca actividad de macroorganismos; límite difuso y ondulado; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH fuertemente ácido (5.41)
116-150x cm	Bo3	Color en húmedo pardo fuerte (7.5YR5/8) en aproximadamente 80% y moteados de color amarillo (2.5Y7/8) en un 20%; textura arcillosa limosa (ArL), estructura blocosa subangular, fina y media, moderadamente desarrollada; consistencia en húmedo muy friable, en mojado muy pegajosa y plástica; pocas concreciones de hierro, redondeadas, blandas, de distribución irregular y color rojo (2.5YR5/8); pocos poros medianos; sin raíces; no hay actividad de macroorganismos; reacción ligera al H ₂ O ₂ ; pH muy fuertemente ácido 5.0.

B. Anexo: Interpretación de algunas propiedades físicas y químicas

Densidad aparente, g cm ⁻¹	
Valor	Interpretación
< 1.0	Muy baja
1.0 - 1.4	Baja
1.4 - 1.75	Media
> 1.75	Alta

Porosidad total, %	
Valor	Interpretación
< 30	Muy baja
30 - 40	Baja
40 - 55	Media
> 55	Alta

Infiltración básica, cm h ⁻¹	
Valor	Interpretación
< 0.1	Muy lenta
0.1 - 0.5	Lenta
0.5 - 2.0	Moderadamente lenta
2.0 - 6.3	Moderada
6.3 - 12.7	Moderadamente rápida
12.7 - 25.4	Rápida
> 25.4	Muy rápida

Conductividad hidráulica saturada, m día ⁻¹	
Valor	Interpretación
< 0.03	Muy lenta
0.03 - 0.12	Lenta
0.12 - 0.38	Moderadamente lenta
0.38 - 1.20	Moderada
1.20 - 2.90	Moderadamente rápida
2.90 - 4.30	Rápida
> 4.3	Muy rápida

pH (H ₂ O) 1:1	
Valor	Reacción
< 4.5	Extremadamente ácido
4.6 - 5.0	Muy fuertemente ácido
5.1 - 5.5	Fuertemente ácido
5.6 - 6.0	Medianamente ácido
6.1 - 6.5	Ligeramente ácido
6.6 - 7.3	Neutro
7.4 - 7.8	Ligeramente alcalino
7.9 - 8.4	Medianamente alcalino
8.5 - 9.0	Fuertemente alcalino
> 9.0	Extremadamente alcalino

Saturación A.I., %	
Valor	Apreciación
< 15	Limitante para cultivos susceptibles
15 - 30	Limitante para cultivos moderadamente tolerantes
30 - 60	Limitante para cultivos tolerantes
> 60	Niveles tóxicos para la mayoría de cultivos

Caracterización de los suelos

Propiedad	Clima	Apreciación		
		Bajo	Medio	Alto
P, g kg ⁻¹		<15	15 - 40	>40
K, meq/100 g		<0.2	0.2 - 0.4	>0.4
Materia orgánica, %	Frío	<5	5 - 10	>10
	Medio	<3	3 - 5	>5
	Cálido	<2	2 - 4	>4
Nitrógeno total, %	Frío	<0.25	0.26 - 0.5	>0.5
	Medio	<0.15	0.16 - 0.3	>0.3
	Cálido	<0.1	0.1 - 0.2	>0.2
CIC, meq/100 g		<10	10 - 20	>20
Saturación de bases, %		<35	35 - 50	>50

Rango óptimo elementos menores, mg kg⁻¹

B	0.6 - 1.0
Zn	3.0 - 6.0
Cu	1.5 - 3.0
Mn	15 - 30
Fe	20 - 30

Bibliografía

Aitchison, J. 2003. A concise guide to compositional data analysis. In: 2nd Compositional Data Analysis Workshop; Girona, Italy. 134p.

Alleoni, L.R.F.; Cambri, M.A.; Caires, E.F. 2005. Atributos químicos de um Latossolo de cerrado sob plantio direto, de acordo com doses e formas de aplicação de calcário. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 29:923-934.

Awiti, A.O.; Walsh, M.G.; Shepherd, K.D.; Kinyamario, J. 2008. Soil condition classification using infrared spectroscopy: a proposition for assessment of soil condition along la tropical forest-cropland chronosequence. *Geoderma* 143:73-84.

Basamba, T.A; Barrios, E.; Amézquita, e.; Rao, I.M.; Singh, B.R. 2006, Tillage effects on maize yield in a Colombian savanna oxisol: Soil organic matter and P fractions. *Soil and Tillage Research*, 91:131-142.

Bastidas-Obando, E.; Carbonell, J.A. 2010. Caracterización espectral y mineralógica de los suelos del valle del río Cauca por espectroscopía visible e infrarroja (400 - 2.500 nm). *Agronomía Colombiana*, 28:291-301.

Behrens, T.; Förster, H.; Scholten, T.; Steinrücken, U., Spies, E.D.; Goldschmitt, M. 2005. Digital soil mapping using artificial neural networks. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 168:1-13.

Ben-Dor, E.; Heller, D.; Chudnovsky, A. 2008. A novel method of classifying soil profiles in the field using optical means. *Soil Science Society of American Journal*, 72:1113-1123.

Bishop, T.F.A.; McBratney, A.B.; Whelan, B.M. 2001. Measuring the quality of digital soil maps using information criteria. *Geoderma*, 103:95-111.

Bisquerra, R. 2004. Metodología de la investigación educativa. Madrid, La Muralla. 459p.

Bouma, J. 1989. Using soil survey data for quantitative le evaluation. *Advances in Soil Science*. 9:177-213.

Bouma, J.; Van Lanen, H.A.J. 1987. Transfer functions and threshold values: from soil characteristics to le qualities. In: *International Workshop on Quantified le Evaluation Procedures*, 1987, Washington. Proceedings. Washington. ITC Publ. p.106–110.

Brodský, L.; Vašát, R.; Klement, A.; Zádorová, T.; Jakšík, O. 2013. Uncertainty propagation in VNIR reflectance spectroscopy soil organic carbon mapping. *Geoderma*, 119:54-63.

Brown, D.J. 2007. Using a global VNIR soil-spectral library for local soil characterization and landscapemodelling in a 2nd-order Uganda watershed. *Geoderma*, 140:444-453.

Burrough, P.A.; van Gaans, P.F.M.; Hootsman, R. 1997. Continuous classification in soil survey: spatial correlation, confusion and boundaries. *Geoderma*, 77:115–135.

Burrough, P.A.; Wilson, J.P.; van Gaans, P.F.M.; Hansen, A.J. 2001. Fuzzy k-means classification of topo-climatic data as an aid to forest mapping in the Greater Yellowstone Area, USA. *Landscape Ecology*, 16:523-546.

Camacho-Tamayo, J.H.; Luengas, C.A.; Leiva, F.R. 2008. Effect of agricultural intervention on the spatial variability of some soils chemical properties in the eastern plains of Colombia. *Chilean Journal of Agricultural Research*, 68:42-55.

Cambardella, C.A.; Moorman, T.B.; Novak, J.M.; Parkin, T.B.; Karlen, D.L.; Turco, R.F.; Konopka, A.E. 1994. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa Soils. *Soil Science Society of American Journal*, 5:1501-1511.

Cantarella, H.; Quaggio, J. A.; Raij, B. Van.; Abreu, M.F. 2006. Variability of soil analysis in commercial laboratories: implications for lime and fertilizer recommendations. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, London, v. 37, p. 2213-2225.

Carré, F.; Jacobson, M. 2009. Numerical classification of soil profile data using distance metrics. *Geoderma*, 148:336–345.

Castañeda Sánchez, D.A.; Montoya Gutiérrez, R.Y.; Escobar Chalarca, C.A. 2006. Prototipo de un sistema integrado digital para la clasificación de coberturas y usos de la tierra a nivel de finca bananera. *Revista Facultad Nacional de Agronomía*, 59:3167-3199.

Castrignanò, A.; Buttafuoco, G.; Canu, A.; Zucca, C.; Madrau, S. 2008. Modelling spatial uncertainty of soil erodibility factor using joint stochastic simulation. *Land Degradation and Development*, 19:198–213.

Chang, C.W.; Laird, D.A.; Mausbach, M.J.; Hurburgh Jr., C.R. 2001. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analysis of soil properties. *Soil Science Society of American Journal*, 65, 480–490.

Christy, C.D. 2008. Real-time measurement of soil attributes using on-the-go near infrared reflectance spectroscopy. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61:10-19.

Chong, I.G.; Jun, C.H. 2005. Performance of some variable selection methods when multicollinearity is present. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 78:103-112.

Cobo, J.G.; Dercon, G.; Yekeye, T.; Chapungu, L.; Kadzere, C.; Murwira, A.; Delve, R.; Cadisch, G. 2010. Integration of mid-infrared spectroscopy and geostatistics in the assessment of soil spatial variability at landscape level. *Geoderma*, 158:398-411.

Cozzolino, D., Morón, A. 2003. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyse soil chemical and physical characteristics. *Journal of Agricultural Science*, 140:65-71.

Cozzolino, D.; Morón, A. 2006. Potential of near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics to predict soil organic carbon fractions. *Soil and Tillage Research*, 85:78-85.

Corbane, C.; Raclot, D.; Jacob, F.; Albergel, J.; Erioux, P. 2008. Remote sensing of soil surface characteristics from a multiscale classification approach. *CATENA*, 75:308-318.

Cortés Lombana, A.; Malagón Castro, D. 1984. Los levantamientos agrológicos y sus aplicaciones múltiples. Universidad Jorge Tadeo Lozano, Bogotá, 360p.

Cressie, N. 1993. *Statistics for spatial data*. Revised Edition. John Wiley & Sons, New York, USA. 928pp.

Cucunubá-Melo, J.L.; Álvarez Herrera, J.G.; Camacho-Tamayo, J.H. 2011. Identification of agronomic management units based on physical attributes of soil. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, 11:87-99.

De Maesschalck, R.; Jouan-Rimbaud, D.; Massart, D.L. 2000. The Mahalanobis distance. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 50:1-18.

De Rosnay, P.; Gruhier, C.; Timouk, F.; Baup, F.; Mougín, E.; Hiernaux, P.; Kergoat, L.; Ledantec, V. 2009. Multi-scale soil moisture measurements at the Gourma meso-scale site in Mali, *Journal of Hydrology*, 375:241-252.

DeBella-Gilo, M.; Etzelmüller, B. 2009. Spatial prediction of soil classes using digital terrain analysis and multinomial logistic regression modeling integrated in GIS: Examples from Vestfold County, Norway. *CATENA*, 77:8-18.

Demattê, J.A. 2002. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 37:1445-1458.

Demattê, J.A.M.; Campos, R.C.; Alves, M.C.; Fiorio, P.R.; Nanni, M.R. 2004. Visible-NIR reflectance: a new approach on soil evaluation. *Geoderma*, 121:95-112.

Demattê, J.A.; Sousa, A.; Alves, M.; Nanni, M.R.; Fiorio, P.R.; Campos, R.C. 2006. Determining soil water status and other soil characteristics by spectral proximal sensing. *Geoderma*, 135:179-195.

Demattê, J.A.M.; Morelli, J.; Demattê, J.L.I. 2006b. Nem tanta precisão. *Idea News, Ribeirão Preto*, v. 70, p. 52-60.

Demattê, J.A.M.; Terra, F.S.; Quartaroli, C.F. 2012. Spectral behavior of some modal soil profiles from São Paulo State, Brazil. *Bragantia*, 71:413-423.

Di Stefano, C.; Ferro, V.; Mirabile, S. 2010. Comparison between grain-size analyses using laser diffraction and sedimentation methods. *Biosystems Engineering*, 106:205-215.

Diggle, P.; Ribeiro, J. 2000. *Model Based Geostatistics*. 1ed. São Paulo: Associação Brasileira de Estatística. 129 p.

Donatelli, M.; Wösten, H.; Belocchi, G. 2004. Evaluation of pedotransfer functions. In: Pachepsky, Ya; Rawls, W.J. (Ed.). *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*. Amsterdam. Elsevier. p. 357-363.

Duffera, M.; White, J.G.; Weisz, R. 2007. Spatial variability of Southeastern U. S. Coastal Plain soil physical properties: Implications for site-specific management. *Geoderma*, 137:327-339.

Eldery, A.A.; Garcia, L.A.; Reich, R.M. 2008. Soil salinity sampling strategy using spatial modeling techniques, remote sensing, and field data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 134:768-777.

Faraco, M.A.; Uribe-Opazo, M.A.; Silva, E.A.; Johann, J.A.; Borssoi, J.A. 2008. Seleção de modelos de variabilidade espacial para elaboração de mapas temáticos de atributos físicos do solo e produtividade da soja. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 32:463-476.

Fearn, T. 2002. Assessing calibrations: SEP, RPD, RER and R^2 . *NIR News* 13:12-14.

Fernández-Pierna, J.A.; Dardenne, P. 2008. Soil parameter quantification by NIRS as a Chemometric challenge at 'Chimiometrie 2006', *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 91:94-98.

Ferreira, D.F. 2011. *Estatística multivariada*. 2 ed. Ed. UFLA. Lavras, Brasil. 676p.

Filgueira, R.R.; Fournier, L.L.; Cerisola, C.I.; Gelati, P.; García, M.G. 2006. Particle-size distribution in soils: A critical study of the fractal model validation. *Geoderma*, 134:327-334.

Filzmoser, P.; Hron, K.; Reimann, C. 2010. The bivariate statistical analysis of environmental (compositional) data. *Science of the Total Environment*, 408:4230-4238.

Fontan, J.M.; Calvache, S.; López-Bellido, R.J.; Lopez-Bellido, L. 2010. Soil carbón measurement in clods and sieved samples in a Mediterranean Vertisol by visible and near-infrared reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 156:93-98.

Fontes, M.P.F.; Weed, S.B., 1996. Phosphate adsorption by clays from Brazillian Oxisols: relationship with specific surface area and mineralogy. *Geoderma*, 72:37-51.

Food and Agriculture Organization of the United Nations - FAO. 2006. World reference base for soil resources 2006, A framework for international classification, correlation and communication. World soil resources reports 103, Rome, 132p.

Food and Agriculture Organization of the United Nations - FAO. 2009. La agricultura mundial en la perspectiva del año 2050. Foro de expertos de alto nivel. Roma 12-13 de octubre, 4p.

Formaggio, A.R.; Epiphanyo, J.C.; Valeriano, M.M.; Oliveira, J.B. 1996. Comportamento espectral (450-2450 nm) de solos tropicais de São Paulo. Revista Brasileira de Ciência do Solo, 20:467-474.

Fóti, S.Z.; Balogh, J.; Nagy, Z.; Ürmös, ZS.; Bartha, S.; Tuba, Z. 2008. Temporal and spatial variability and pattern of soil respiration in loess grassland. Community Ecology, 9:57-64.

Fraisse, C.; Faoro, L. 1998. Agricultura de precisão: a tecnologia de GIS/GPS chega às fazendas. Fator GIS On Line. Curitiba, v. 21, p. 28-33.

Furon, A.C.; Wagner-Riddle, C.; Smith, R.; Warle, J.S. 2008. Wavelet analysis of wintertime and spring thaw CO₂ and N₂O fluxes from agricultural fields. Agricultural and Forest Meteorology, 148:1305-1317.

Garzón G., A.C.; Cortes, C.A.; Camacho-Tamayo, J.H. 2010. Variabilidad espacial de algunas propiedades químicas en un entisol. Revista UDCA – Actualidad y Divulgación Científica, 13:87-95.

Ge, Y.; Morgan, C.L.S.; Grunwald, S.; Brown, D.J.; Sarkhot, D.C. 2011. Comparison of soil reflectance spectra and calibration models obtained using multiple spectrometers. Geoderma, 161:202-211.

Gebremichael, M.; Vivoni, E.R. 2008. Spatial sampling uncertainty in SMEX04 soil moisture fields: A data-based resampling experiment. Remote Sensing of Environment, 112:326-336, 2008.

Genu, A.M.; Dematte, J.A.M. 2012. Espectrorradiometria de solos e comparação com sensores orbitais. Bragantia, 71:82-89.

Gogé, F.; Joffre, R.; Jolivet, C.; Ross, I.; Ranjard, L. 2012. Optimization criteria in sample selection step of local regression for quantitative analysis of large soil NIRS database. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 110:168-176.

Goovaerts, P. 1998. Geostatistical tools for characterizing the spatial variability of microbiological and physico-chemical soil properties. Biology and Fertility of Soils, 27(4):315-334.

Goosen, D. 1971. Physiography and soils of the Llanos Orientales, Colombia. Sol Offsetdruk, Amsterdam. 198p.

Grimm, R.; Behrens, T. 2010. Uncertainty analysis of sample locations within digital soil mapping approaches. *Geoderma*, 155:154-163.

Grinand, C.; Barthes, B.G.; Brunet, D.; Kouakoua, E.; Arrouays, D.; Jolivet, C.; Caria, G.; Bernoux, M. 2012. Prediction of soil organic and inorganic carbon contents at a national scale (France) using mid-infrared reflectance spectroscopy (MIRS). *European Journal of Soil Science* 63, 141–151.

Guerrero, C.; Zornoza, R.; Gómez, I.; Mataix-Beneyto, J. 2010. Spiking of NIR regional models using samples from target sites: Effect of model size on prediction accuracy. *Geoderma*, 158:66-77.

He, Y.; Huang, M.; García, A.; Hernández, A.; Song, H. 2007. Prediction of soil macronutrients content using near-infrared spectroscopy. *Computers and Electronics in Agriculture*, 58:144-153.

He, Y.; Li, D.C.; Velde, B.; Yang, Y.F.; Huang, C.M.; Gong, Z.T.; Zhang, G.L. 2008. Clay minerals in a soil chronosequence derived from basalt on Hainan Island, China and its implication for pedogenesis. *Geoderma*, 148:206-212.

Heim, A., Wehrli, L.; Eugster, W.; Schmidt, M.W.I. 2009. Effects of sampling design on the probability to detect soil carbon stock changes at the Swiss CarboEurope site Lägeren. *Geoderma*, 149:347–354, 2009.

Hengl, T. 2003. Pedometric mapping: bridging the gaps between conventional and pedometric approaches. Enschede: International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation (ITC). 214 p. (ITC Series 101).

Hengl, T.; Bajat, B.; Blagojevic, D.; Reuter, H.I. 2008. Geostatistical modeling of topography using auxiliary maps. *Computers and Geosciences*, 34:1886-1899.

Heuvelink, G. 2003. The definition of pedometrics. *Pedometron*, Gainesville, n. 15, 10p.

Hughes, M.W.; Schmidt, J.; Almond, P.C. 2009. Automatic landform stratification and environmental correlation for modelling loess landscapes in North Otago, South Island, New Zealand. *Geoderma*, 149:92-100.

Hunt, G.R.; Salisbury, J.W., 1970. Visible and near infrared spectra of minerals and rocks. I. Silicate minerals. *Modern Geology* 1, 283-300.

Instituto Geográfico Agustín Codazzi - IGAC. 1983. Estudio semidetallado de los Suelos del Centro de Investigaciones Agropecuarias de Carimagua ICA – CIAT. Departamento del Meta. Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Subdirección de Agrología. 291p.

Instituto Geográfico Agustín Codazzi - IGAC. 1991. Estudio semidetallado de Suelos Sector Carimagua – Gaviotas. Departamento del Meta y Vichada. Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Subdirección de Agrología. 336p.

Instituto Geográfico Agustín Codazzi - IGAC. 2004. Estudio general de suelos y zonificación de tierras: Departamento de Meta. Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Subdirección de Agrología. 1 CD.

Jarmer, T.; Vohland, M.; Lilienthal, H. Schug, E. 2008. Estimation of some chemical properties of an agricultural soil by spectroradiometric measurements. *Pedosphere*, 18:163-170.

Janik, L.J.; Forrester, S.T.; Rawson, A. 2009. The prediction of soil chemical and physical properties from mid-infrared spectroscopy and combined partial least-squares regression and neural networks (PLS-NN) analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 97:179-188.

Jenny, H. 1941. *Factors of soil formation: a system of quantitative pedology*. New York: McGraw-Hill, 1941.

Jiménez Torres, P.A. 2007. Identificación de harinas de yuca (*manihot esculenta* Crantz) con alto contenido proteico mediante espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS). Tesis de Maestría (Ciencias Agrarias – Producción Animal Tropical). Universidad Nacional de Colombia, Sede Palmira. 719.

Johann, J.A.; Silva, M.C.A.; Uribe-Opazo, M.A.; Dalposso, G.H. 2010. Variabilidade Espacial da rentabilidade, perdas na colheita e produtividade do Feijoeiro. *Engenharia Agrícola*, 30:700-714.

Kennard, R.W., Stone, L. 1969. Computer aided design of experiments. *Technometrics* 11:137–148, 1969

Kerry, R.; Oliver, M.A. 2007. Comparing sampling needs for variograms of soil properties computed by the method of moments and residual maximum likelihood. *Geoderma*, 140:383–396.

Kodaira, M.; Shibusawa, S. 2013. Using a mobile real-time soil visible-near infrared sensor for high resolution soil property mapping. *Geoderma*, 199:64-79.

Kuang, B.; Mouazen, A.M. 2013. Effect of spiking strategy and ratio on calibration of on-line visible near infrared soil sensor for measurement in European farms. *Soil and Tillage Research*, 128:125-136.

Lagacherie, P.; McBratney, A.B. 2006. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. In: Lagacherie, P.; McBratney, A.B.; Voltz, M. (Ed.). *Developments in soil science*, Amsterdam: Elsevier. v. 31, p. 1-15. (Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective, 31).

Lark, R.M. 2002. Modelling complex soil properties as contaminated regionalized variables. *Geoderma*, 106:173-190.

- Lee, W.S.; Sanchez, J.F.; Mylavarapu, R.S.; Choe, J.S. 2003. Estimating chemical properties of Florida soils using spectral reflectance. *Transaction of the ASAE*, 46:1443-1453.
- Lee, K.S.; Lee, D.H.; Sudduth, K.A.; Chung, S.O.; Kitchen, N.R.; Drummond, S.T. 2009. Wavelength identification and diffuse reflectance estimation for surface and profile soil properties. *Transaction of the ASABE*, 52:683-695.
- Legros, J.P.; Bonneric, P. 1979. Modelisation informatique de la repartition des sols dans le Parc Naturel Régional du Pilat. *Annales de l'Université de Savoie: Sciences Naturelles, Chambéry*, t. 4, p.63– 68.
- Leone, A.P., Sommer, S., 2000. Multivariate analysis of laboratory spectra for the assessment of soil development and soil degradation in the Southern Apennines (Italy). *Remote Sensing of Environment*, 72:346–359.
- Li, D.; Chen, X.; Peng, Z.; Chen, S.; Chen, W.; Han, L.; Li, Y. 2012. Prediction of soil organic matter content in a litchi orchard of South China using spectral indices. *Soil and Tillage Research*, 123:78-86.
- Linker, R. 2008. Soil classification via mid-infrared spectroscopy. *Computing Technologies in Agriculture*, 2:1137–1146.
- Malagon Castro, D. 2003. Ensayo sobre tipología de suelos colombianos - énfasis en génesis y aspectos ambientales. *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias*, 27: 319-341.
- Martin, W.K.E.; Timmer, V.R. 2006. Capturing spatial variability of soil and litter properties in a forest stand by landform segmentation procedures. *Geoderma*, 132:169-188.
- Martins, A.L.S.; Moura, E.G.; Camacho-Tamayo, J.H. 2011. Evaluation of corn production parameters and their spatial relationship with chemical attributes of the soil. *Agronomía Colombiana*, 29:99 – 106.
- Massart, D.L.; Vandeginste, B.G.M.; Deming, S.N.; Michotte, Y.; Kaufman, L. 1988. Chemometrics and the analytical process. In: Massart, D.L.; Vandeginste, B.G.M.; Deming, S.N.; Michotte, Y.; Kaufman, L. (eds.). *Chemometrics: a textbook*. Amsterdam: Elsevier. p. 5-10.
- Mathieu, J.; Grimaldi, M.; Jouquet, P.; Roule, C.; Lavelle, P.; Desjardins, T.; Rossi, J.P. 2009. Spatial patterns of grasses influence soil macrofauna biodiversity in Amazonian pastures. *Soil Biology and Biochemistry*, 41:586–593.
- McBratney, A.B. 1992. On variation, uncertainty, and informatics in environmental soil management. *Australian Journal of Soil Research*, 30:913–935.

McBratney, A.B.; Pringle, M.J. 1999. Estimating average and proportional variograms of soil properties and their potential use in precision agriculture. *Precision Agriculture*, 1:125-152.

McBratney, A.B.; Minasny, B.; Cattle, S.R.; Willem Vervoort, R. 2002. From pedotransfer functions to soil inference systems. *Geoderma*, 109:41-73.

McBratney, A. B.; Mendonça-Santos, M. L.; Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117: 3-52.

McCarty, G.W., Reeves III, G.B., Reeves, V.B., Follett, R.F., Kimble, J.M., 2002. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurement. *Soil Science Society of America Journal*, 66:640–646.

McDowell, M.L.; Bruland, G.L.; Deenik, J.L.; Grunwald, S.; Knox, N.M. 2012. Soil total carbon analysis in Hawaiian soils with visible, near-infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 189-190:312-320.

Minasny, B.; McBratney, A.; Mendonça-Santos, M.L.; Santos, H.G. 2003. Revisão sobre funções de pedotransferência (PTFs) e novos métodos de predição de classes e atributos do solo. Rio de Janeiro: Embrapa solos. 50.p. (Série Documentos, 45).

Minasny, B.; Tranter, G.; McBratney, A.B.; Brough, D.M.; Murphy, B.W. 2009. Regional transferability of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic prediction for soil chemical properties. *Geoderma*, 153:155-162.

Minasny, B.; McBratney, A. 2007. Incorporating taxonomic distance into spatial prediction and digital mapping of soil classes. *Geoderma*, 142:285-293.

Minasny, B.; McBratney, A.B. 2008. Regression rules as a tool for predicting soil properties from infrared reflectance spectroscopy, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Amsterdam, v.94, p.72-79.

Montenegro González, H; Malagón Castro, D. 1990. Propiedades físicas de los suelos. Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Bogotá. 813p.

Moral, F.J.; Terrón, J.M.; Rebollo, F.J. 2011. Site-specific management zones based on the Rasch model and geostatistical techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75:223-230.

Mosquera, C.S.; Bravo, I.; Hansen, E.W. 2007. Comportamiento estructural de los ácidos húmicos obtenidos de un suelo andisol del departamento del Cauca. *Revista Colombiana de Química*, 36:31-42.

Mosquera, C.S.; Martínez, M.J.; Guerrero, J.A.; Hansen, E.W. 2010. Caracterización estructural de la materia orgánica de tres suelos provenientes del municipio de Aquitania-Boyacá, Colombia. *Revista Colombiana de Química*, 39:47-60.

Mouazen, A.M.; Kuang, B.; De Baerdemaeker, J.; Ramon, H. 2010. Comparison among principal component, partial least squares and back propagation neural network analyses for accuracy of measurement of selected soil properties with visible and near infrared spectroscopy. *Geoderma*, 158:23-31.

Mouazen, A.M., Maleki, M.R., Baerdemaeker, J.D., Ramon, H., 2007. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor. *Soil and Tillage Research*, 93:13-27.

Moral, F.J.; Terrón, J.M.; Rebollo, F.J. 2011. Site-specific management zones based on the Rasch model and geostatistical techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75:223-230.

Naguib, M.; Bedaiwy, A. 2012. A simplified approach for determining the hydrometer's dynamic settling depth in particle-size analysis. *CATENA*, 97:95-103.

Obando Moncayo, F.H.; Villegas Hincapie, A.M.; Betancur P., J.H.; Echeverri Tafur, L. 2006. Variabilidad espacial de propiedades químicas y físicas en un Typic Udivitrands, arenoso de la región andina central colombiana. *Revista Facultad Nacional de Agronomía*, 59:3217-3235.

Odlare, M., Svensson, K., Pell, M., 2005. Near infrared reflectance spectroscopy for assessment of spatial soil variation in an agricultural field. *Geoderma*, 126:193-202.

Okin, G.S.; Painter, T.H. 2004. Effect of grain size on remotely sensed spectral reflectance of sandy desert surfaces. *Remote Sensing of Environment*, 89:272-280, 2004.

Orjuela-Matta, H.M.; Rubiano Sanabria, Y.; Camacho-Tamayo, J.H. 2012. Spatial analysis of infiltration in an Oxisol of the Eastern Plains of Colombia. *Chilean Journal of Agricultural Research, Chile*, 72:404-410.

Pell, R.J. 2000. Multiple outlier detection for multivariate calibration using robust statistical techniques. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 52:87-104.

Peña, R.; Rubiano, Y.; Pena, A.; Chaves, B. 2009. Variabilidad espacial de los atributos de la capa arable de un Inceptisol del piedemonte de la cordillera Oriental (Casanare, Colombia). *Agronomía Colombiana*, 27:111-120.

Phiri, S.; Amézquita, E.; Rao, I.M.; Singh, B.R. 2001. Disc harrowing intensity and its impact on soil properties and plant growth of agropastoral systems in the Llanos of Colombia. *Soil and Tillage Research*, 62:131-143.

Plant, R. 2001. Site-specific management: The application of information technology to crop production. *Computers and Electronics in Agriculture*, 30:9-29.

Pringle, M.J.; Marchant, B.P.; Lark, R.M. 2008. Analysis of two variants of a spatially distributed crop model, using wavelet transforms and geostatistics. *Agricultural Systems*, 98:135-146.

Pulido, C.; Malagón, D. 1996. Estudio genético y taxonómico de suelos y su relación con el manejo de tierras. En: Instituto Geográfico Agustín Codazzi - IGAC (ed.). Aspectos ambientales para el ordenamiento territorial del municipio de Mitú (Departamento del Vaupés). Tomol. Bogotá. p. 307-399.

Ragg, J.M.; Henderson, R. 1980. A reappraisal of soil mapping in an area of southern Scotland: Part I. The reliability of four soil mapping units and the morphological variability of a dominant taxa. *Journal of Soil Science*, 31:559–572.

Ramírez-López, R. 2009. Pedología quantitativa: espectrometría VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos. Tesis de Maestría (Agronomía - Solos e Nutrição de Plantas). Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, Brasil, 171p.

Ramírez-López, R. 2013. Sampling design and machine learning optimization for the application of soil sensing data in digital soil mapping. Ph. D. Thesis (Pedometrics). Institute of Geography, Eberhard-Karls-University, Tuebingen, Germany. 173p.

Ramírez-López, L.; Reina-Sánchez, A.; Camacho-Tamayo, J.H. 2008. Variabilidad espacial de atributos físicos de un Typic Haplustox de los Llanos Orientales de Colombia. *Engenharia Agrícola*, 28:55-63.

Ramírez-Lopez, L.; Behrens, T.; Schmidt, K.; Viscarra Rossel, R.; Demattê, J.A.M.; Scholten, T. 2013a. The spectrum-based learner: A new local approach for modeling soil vis–NIR spectra of complex datasets. *Geoderma*, 195-196:268-279.

Ramírez-Lopez, L.; Behrens, T.; Schmidt, K.; Viscarra Rossel, R.; Demattê, J.A.M.; Scholten, T. 2013b. Distance and similarity-search metrics for use with soil vis–NIR spectra. *Geoderma*, 199:43-53.

Reeves III, J.B. 2010. Near- versus mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil analysis emphasizing carbon and laboratory versus on-site analysis: Where are we and what needs to be done? *Geoderma*, 158:3-14.

Reimann, C.; Filzmoser, P.; Fabian, K.; Hron, K.; Birke, M.; Demetriades, A.; Dinelli, E.; Ladenberger, A.; Gemas Project Team. 2012. The concept of compositional data analysis in practise – total major element concentrations in agricultural and grazing land soils of Europe. *Science of the Total Environment*, 426:196-210.

Rippstein, G.; Amézquita, E.; Escobar, G.; Grollier, C. 2001. Condiciones naturales de la sabana. En: Rippstein, G.; Escobar, G.; Motta, F. (Eds.), *Agroecología y biodiversidad de las sabanas de los Llanos Orientales de Colombia*, p.1-21.

Rodríguez-Vásquez, A.F., Aristizabal-Castillo, A.M., Camacho-Tamayo, J.H. 2008. Variabilidad espacial de los modelos de infiltración de Philip y Kostiakov en un suelo ándico. *Engenharia Agrícola*, 28:64-75.

- Rubiano, Y. 2005. Sistema georreferenciado de indicadores de calidad del suelo. Herramienta SIG para apoyo a la planificación, uso y manejo del suelo. Tesis de doctorado. Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Colombia, Palmira.
- Saeyns, W.; Mouazen, A.M.; Ramon, H. 2005. Potential for Onsite and Online Analysis of Pig Manure using Visible and Near Infrared Reflectance Spectroscopy. *Biosystems Engineering*, 91:393-402.
- Sánchez T., J.D.; Ligarreto M., G.A; Leiva, F.R. 2011. Spatial variability of soil chemical properties and its effect on crop yields: a case study in maize (*Zea mays* L.) on the Bogota Plateau. *Agronomía Colombiana*, 29:456-466.
- Santra, P.; Sahoo, R.N.; Das, B.S.; Samal, R.N.; Pattanaik, A.K.; Gupta, V.K. 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.
- Sarkhot, D.V.; Grunwald, S., Ge, Y.; Morgan, C.L.S. 2011. Comparison and detection of total and available soil carbon fractions using visible/near infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 164:22-32.
- Schmidt, K.; Behrens, T.; Scholten, T. 2008. Instance selection and classification tree analysis for large spatial datasets in digital soil mapping. *Geoderma*, 146:138-146.
- Shein, E.V.; Arkhangel'Skaya, T.A. 2006. Pedotransfer functions: state of the art, problems, and outlooks. *Eurasian Soil Science*, 39:1089-1099.
- Shepherd, K.; Walsh, M. 2007. Infrared spectroscopy - enabling an evidence-based diagnostic surveillance approach to agricultural and environmental management in developing countries. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 15:1-19.
- Sindayihebura, A.; Van Meirvenne, M.; Verstraete, S.; Nsabimana, S. 2008. Accounting for shape reliability in modeling contour-derived topographic properties for use in soil-terrain correlation. *CATENA*, 74:165-174.
- Siqueira, G.M.; Vieira, S.R.; Decen, S.C.F. 2009. Variabilidade espacial da densidade e da porosidade de um Latossolo Vermelho Eutroférico sob semeadura direta por vinte anos. *Bragantia*, 68:751-759.
- Soil Survey Division Staff. 1993. Soil survey manual, ed. U.S.D.o.A.H. 18. Washington, DC: US Department of Agriculture. 437p.
- Soil Survey Division Staff. 2010. Keys to Soil Taxonomy, 11th. ed. USDA, Natural Resources Conservation Service. Washington, DC, 346p.
- Sommer, M.; Gerke, H.H.; Deumlich, D. 2008. Modelling soil landscapegenesis - a "time split" approach for hummocky agricultural landscapes. *Geoderma*, 145:480–493.

Soriano-Disla, J.M.; Gómez, I.; Guerrero, C.; Navarro-Pedreño, J.; García-Orenes, F. 2010. The potential of NIR spectroscopy to predict stability parameters in sewage sludge and derived compost. *Geoderma*, 158:93-100.

Soriano-Disla, J.M.; Janik, L.; McLaughlin, M.J.; Forrester, S.; Kirby, J.; Reimann, C.; The EuroGeoSurveys GEMAS Project Team. 2013. The use of diffuse reflectance mid-infrared spectroscopy for the prediction of the concentration of chemical elements estimated by X-ray fluorescence in agricultural and grazing European soils. *Applied Geochemistry*, 29:135-143.

Steffens, M.; Buddenbaum, H. 2013. Laboratory imaging spectroscopy of a stagnic Luvisol profile — High resolution soil characterisation, classification and mapping of elemental concentrations. *Geoderma*, 195-196:122-132.

Stenberg, B. 2010. Effects of soil sample pretreatments and standardized rewetting as interacted with sand classes on Vis-NIR predictions of clay and soil organic carbon. *Geoderma*, 158:15-22.

Stevens, A.; Wesemael, B. Bartholomeus, H.; Rosillon, D.; Tychon, B.; Ben-Dor, E. 2008. Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils. *Geoderma* 144:395-404.

Stoner, E.R.; Baumgardner, M.R. 1981. Characteristics variations in reflectance of surface soils. *Soil Science of American Journal*, 45:1161-1165.

Summers, D.; Lewis, M.; Ostendorf, B.; Chittleborough, D. 2010. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. *Ecological Indicators*, 11:123-131.

Tellaèche, A.; Burgos Artizzu, X.P; Pajares, G.; Ribeiro, A.; Fernandez Quintanilla, C. 2008. A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60:144-155.

Temme, J.A.M.; Heuvelink, G.B.M.; Schoorl, J.M.; Claessens, L. 2009. Geostatistical simulation and error propagation in geomorphometry. In: Hengl, T.; Reuter, H.I. (Ed.) *Developments in soil science*. Amsterdam: Elsevier. p.121-140. (*Geomorphometry: Concepts, Software, Applications*, 33).

Thomas, R.J.; Ayarza, M.A. 1999. Sustainable land management for the Oxisols of the Latin American savannas: dynamics of soil organic matter and indicators of soil quality. International Center for Tropical Agriculture (CIAT), Cali, Colombia.

Thompson, J.A.; Pena-Yewtukhiw, E.M.; Grove, J.H. 2007. Soil-landscape modeling across a physiographic region: topographic patterns and model transportability. *Geoderma*, 140:444-453.

Tittonell, P.; Shepherd, K.; Vanlauwe, B.; Giller, K. 2008. Unravelling the effects of soil and crop management on maize productivity in smallholder agricultural systems of

western Kenya: An application of classification and regression tree analysis. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 123:137-150.

Tsegaye, T.; Hill, R.L. 1998. Intensive tillage effects on spatial variability of soil physical properties. *Soil Science*, 163:143-154.

USDA. 1999. Soil taxonomy. 2nd ed. Agriculture Handbook. Number 436. 869 p. United States Department of Agriculture, Washington D.C., USA.

Vasques G.M.; Grunwald, S.; Sickman, J.O. 2008. Comparison of multi-variate methods to predict soil carbon using visible/near-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 146:14-25.

Veronese, M.; Francisco, E.A.B.; Zancanaro, L.; Rosolem, C.A. 2012. Plantas de cobertura e calagem na implantação do sistema plantio direto. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 47:1158-1165.

Vieira, S.R. 2000. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: *Tópicos em ciência do solo*. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo 1:1-55.

Viscarra Rossel, R.A. 2008. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 90:72-83.

Viscarra Rossel, R.A.; Chen, C. 2011. Digitally mapping the information content of visible-near infrared spectra of surficial Australian soils. *Remote Sensing of Environment*. 115:1443-1455.

Viscarra Rossel, R.A.; Cattle, S.R. Ortega, A.; Fouad, Y. 2009. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by VIS-NIR spectroscopy, *Geoderma*, 150:253-259.

Viscarra Rossel, R.A.; Jeon, Y.S.; Odeh, I.O.A.; McBratney, A.B. 2008. Using a legacy soil sampling to develop a mid-IR spectral library. *Australian Journal of Soil Research*, 46:1-16.

Viscarra Rossel, R.A.; McBratney, A.B. 1998. Soil chemical analytical accuracy and costs: implications from precision agriculture. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 38:765-775.

Viscarra Rossel, R.; Walvoort, D.; McBratney, A.; Janik, L.; Skjemstad, J. 2006. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma* 131:59-75.

Vohland, M.; Besold, J.; Hill, J.; Fründ, H.C. 2011. Comparing different multivariate calibration methods for the determination of soil organic carbon pools with visible to near infrared spectroscopy. *Geoderma*, 166:198-205.

- Volkan Bilgili, A.; van Es, H.M.; Akbas, F.; Durak, A.; Hively, W.D. 2010. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. *Journal of Arid Environments*, 74:229-238.
- Warrick, A.W.; Nielsen, D.R. 1980. Spatial variability of soil physical properties in the field. En: Hillel, D. (ed). *Applications of soil physics*. New York: Academic Press. p.319-344.
- Webster, R. The development of pedometrics. *Geoderma*, 62:1-15. 1994.
- Webster, R.; Oliver, M.A. 2007. *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley & Sons Inc., Hoboken, NJ.
- Werner, V. 2007. *Análise econômica e experiência comparativa entre agricultura de precisão e tradicional*. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, 133p.
- Williams, P. 2003. *Near-infrared Technology—Getting the Best Out of Light*. PDK Grain. Nanaimo, Canada
- Wold, H. 1982. *Systems under indirect observation*. Amsterdam: Elsevier. 2v.
- Wold, S.; Sjöström, M.; Eriksson, L. 2001. PLS-regression: la basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58:109-130.
- Xie, X.L.; Pan, X.Z.; Sun, B. 2012. Visible and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for prediction of soil properties near a copper smelter. *Pedosphere*, 22:351-366.
- Yang, H. Spectroscopic Calibration for Soil N and C Measurement at a Farm Scale. *Procedia Environmental Sciences*, 10:672-677, 2011.
- Zhang, Z.; Wei, C.; Xie, D.; Gao, M.; Zeng, X. 2008. Effects of land use patterns on soil aggregate stability in Sichuan Basin, China. *Particuology*, 6:157–166.
- Zornoza, R.; Guerrero, C.; Mataix-Solera, J.; Scow, K.M.; Arcenegui, V.; Mataix-Beneyto, J. 2008. Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 40:1923-1930.