



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Uso de la espectroscopía de reflectancia difusa (MIR) para la determinación de las propiedades químicas en suelos agrícolas de Colombia

Johana Paola Bonett Jiménez

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería
Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola
Bogotá, D.C. Colombia
2013

Uso de la espectroscopía de reflectancia difusa (MIR) para la determinación de las propiedades químicas en suelos agrícolas de Colombia

Johana Paola Bonett Jiménez
Código: 02822165

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:
Magister en Ingeniería- Ingeniería Agrícola

Director:
Ing. Jesús Hernán Camacho Tamayo

Codirector:
Ing. Mario Enrique Velásquez Lozano

Línea de Investigación:
Adecuación de tierras y manejo sostenible

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería
Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola
Bogotá, D.C. Colombia
2013

A Dios por darme la fé y la esperanza de terminar este trabajo.

A Jorge Bonett y Olga Payares, mis adorados padre y abuela que me enseñaron a confiar en mi misma.

A Jesús Camacho mi estimado director de tesis y amigo por su incondicional apoyo y confianza.

A Pepe, Rosa y Luis Alfonso por compartir este sueño conmigo.

Agradecimientos

Doy gracias a JESÚS HERNÁN CAMACHO TAMAYO por toda su disposición en la asesoría de este proyecto.

A la DIRECCIÓN DE INVESTIGACIÓN SEDE BOGOTÁ DIB por la financiación parcial a través del proyecto con Código QUIPU 13140, lo cual facilitó la realización de este proyecto.

Gracias a LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA- SEDE BOGOTÁ por su respaldo y acompañamiento académico.

Resumen

Las novedosas técnicas como la espectroscopia en el infrarrojo medio (MIR) pueden ser utilizadas para identificar las clases y propiedades de suelos con gran precisión. En el siguiente estudio se analizaron 312 muestras de suelos de diferentes órdenes, representativos de zonas agrícolas o ganaderas del país, entre los que se prevén inceptisoles y vertisoles del valle del Sinú (Córdoba), andisoles de la cordillera oriental (Cundinamarca) y oxisoles de la altillanura Colombiana Meta, los resultados obtenidos en el análisis de las curvas, permiten observar que el mayor número de atributos están reflejados en la región espectral comprendida entre 400 y 850 cm^{-1} , en los análisis de los suelos los Inceptisoles y Vertisoles obtuvieron los mejores resultados en la calibración de los modelos para la mayoría de las propiedades, seguido de los Andisoles y finalmente los Oxisoles que no presento buenos resultados. En el análisis estadístico la mayoría de las propiedades no presentaron una distribución normal y los coeficientes de variación fueron muy altos. Para los análisis geoestadísticos, la representación de los semivariogramas de los Andisoles y Oxisoles presentaron una variación en el alcance de 10.8 a 325.6 y 44,3 a 572 m respectivamente, lo que indica una dependencia espacial definida que va de moderada a fuerte, los R^2 de la mayoría de las propiedades de los suelos medidos y estimados estuvieron por encima de 0.7 lo que indica una buena predicción por Kriging y de esta forma, poder realizar un manejo del terreno de acuerdo a las especificaciones, lo que va a disminuir el alto consumo insumos, dinero y tiempo, poco sostenibles y práctico para el concepto de agricultura de precisión.

Palabras claves: Espectroscopia, Infrarrojo medio, Propiedades del suelo, análisis del suelo.

Abstract

The novel techniques such as mid-infrared spectroscopy (MIR) can be used to identify classes and properties of soils with high accuracy. In the following study analyzed 312 soil samples from different orders, representing agricultural or farming areas of the country, which provide Inceptisols and vertisols Sinu Valley (Córdoba), the eastern cordillera andosols (Cundinamarca) and oxisols the Colombian upland Meta, the results obtained in the analysis of the curves allowed to observe that the largest number of attributes are reflected in the spectral region between 400 and 850 cm^{-1} , in the analysis of soil and Vertisoles Inceptisoles obuvieron the best results in the calibration of the models for most properties, followed finally Andisols and Oxisols not present good results. In most statistical analysis of the properties not normally distributed and the coefficients of variation were very high. For geostatistical analysis, the representation of the semivariograms of Andisols and Oxisols showed a variation in the range of 10.8 to 325.6 and 44.3 to 572 m respectively, indicating a defined spatial dependence that is moderate to strong, the R^2 most of the soil properties were measured and estimated above 0.7 indicating a good prediction Kriging and thus to perform management of the field according to the specifications, which will reduce the high consumption supplies, money and time, not sustainable and practical for the concept of precision agriculture.

Keywords: Spectroscopy, Mid-Infrared, Soil analysis, soil properties

Contenido

	Pág.
Resumen y Abstract	VIII
Lista de figuras	XI
Lista de tablas	XII
Introducción	1
Objetivos	4
1. Marco teórico	5
1.1 El Suelo	5
1.2 Métodos tradicionales de análisis de suelos	7
1.3 Percepción	8
1.4 Espectroscopía	10
1.5 Espectroscopia MIR	13
1.6 Pedometría	14
1.6.1 Modelos matemáticos	15
1.6.2 Variabilidad espacial	16
1.6.3 Mapeo digital	17
1.7 Importancia de la espectroscopia en la agricultura de precisión	19
2. Materiales y Métodos	21
2.1 Zona de estudio	21
2.2 Análisis estadístico	27
2.3 Análisis geoestadísticos	27
3. Resultados y discusión	31
3.1 Análisis cualitativo de las curvas espectrales	31
3.2 Correlación de las propiedades de los suelos con la respuesta espectral	33
3.3 Calibración y validación de los modelos	41
3.3.1 Calibración de los modelos por tipos de suelos	42
3.4 Importancia de las variables para la proyección (VIP)	46
3.5 Estadística descriptiva	51
3.5.1 Estadística descriptiva del total de las muestras analizadas	51
3.5.2 Estadística descriptiva para Inceptisoles y Vertisoles	54
3.5.3 Estadística descriptiva para Andisoles	56
3.5.4 Estadística descriptiva para Oxisoles	59

3.6	Geoestadística	
3.6.1	Andisoles	60
3.6.2	Oxisoles	60
3.7	Mapas de contorno	66
3.7.1	Andisoles	71
3.7.2	Oxisoles	71
4.	Conclusiones	75
4.1	Conclusiones	79
4.2	Recomendaciones	79
	Bibliografía	80
		81

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Sistema de la percepción remota y cercana. Fuente Ippoliti-Ramilo (1999)	9
Figura 1-2: Espectro electromagnético con la luz visible e infrarroja (IR)	11
Figura 1-3: Representación de los minerales en el espectro MIR de una muestra de suelo. Fuente: Song et al., 2012.	14
Figura 1-3: Importancia de la técnica de espectroscopia en la agricultura de precisión.	20
Figura 2-1: Ubicación de los Municipios donde se realizaron la toma de muestras de los diferentes suelos.	22
Figura 2-2: Diagrama del análisis de muestras a través de la espectroscopía de reflectancia difusa.	23
Figura 3-1: Curvas espectrales de cuatro suelos de Colombia	32
Figura 3-2: Correlación espectral de los atributos analizados en cuatro suelos representativos de Colombia	35
Figura 3-3: Dispersión de los modelos de MIR para las propiedades de suelo evaluadas en cuatro tipos de suelo de Colombia.	45
Figura 3-4: Importancia de las variables para la proyección (VIP), en la calibración de los modelos espectrales.	47
Figura 3-5: Modelo teórico de los semivariogramas de las propiedades de los suelos y gráficos de dispersión de los valores observados vs predichos obtenidos por el procedimiento de validación cruzada e interpolación Kriging para Andisoles.	63
Figura 3-6: Modelo teórico de los semivariogramas de las propiedades de los suelos y gráficos de dispersión de los valores observados vs predichos, obtenidos por el procedimiento de validación cruzada e interpolación Kriging para Oxisoles.	68
Figura 3-7: Distribución espacial de las propiedades de los suelos Andisoles, interpolados por Kriging para Al, Ca, CO, K, Mg, Na, P y pH en los valores medidos y estimados.	73
Figura 3-8: Distribución espacial de las propiedades del suelo del departamento de los Oxisoles, interpolados por Kriging par	76

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Revisión de la literatura comparativa de las predicciones cuantitativas de los atributos del suelo utilizando técnicas estadísticas multivariadas y respuesta espectral en el infrarrojo visible (VIS), Infrarrojo cercano (NIR) e Infrarrojo medio (MIR) de las regiones del espectro electromagnético.	12
Tabla 3-1: Calibración y validación de resultados para predecir las propiedades del suelo a través de modelos de regresión parcial en el infrarrojo medio-(MIR)	42
Tabla 3-2: Calibración de resultados para predecir los atributos de Córdoba, Cundinamarca y Meta.	43
Tabla 3-3: Descripción estadística del total de las propiedades de los suelos, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y estimados (Est.) a partir de los modelos MIR.	53
Tabla 3-4: Descripción estadística de las propiedades de suelos Inceptisoles y Vertisoles, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y estimados (Est.) a partir de los modelos MIR.	55
Tabla 3-5: Descripción estadística de las propiedades de los suelos Andisoles, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y estimado (Est.) a partir de modelos MIR.	58
Tabla 3-6: Descripción estadística de las propiedades de los suelos Oxisoles, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y validación cruzada de predicciones con PLSR (Est.) en el infrarrojo medio (MIR).	59
Tabla 3-7: Parámetros de los modelos de semivariogramas de las propiedades de suelos presentes en Andisoles, medidos (Med.) y estimados (Est.).	61
Tabla 3-8: Parámetros de los modelos de semivariogramas de las propiedades presentes en los suelos Oxisoles medidos (Med.) y estimados (Est.).	67

Introducción

Generalmente el rendimiento de un cultivo se ve comprometido por diversos factores, donde una buena fertilidad del suelo es esencial para el crecimiento de las plantas. Cuando las propiedades no están en cantidades adecuadas, hay la necesidad de adicionar fertilizantes químicos o enmiendas que suplan esas necesidades. Cuando se realiza un análisis de suelo se hace con la intención de conocer el estado de la fertilidad del suelo y las condiciones que pueden ser mejoradas.

A nivel regional se han realizado estudios de caracterización de diferentes tipos de suelos agropecuarios, sin embargo estos dependiendo de la escala pueden reflejar la fertilidad real del suelos. En un terreno específico, es necesario realizar estudios más detallados, debido a la gran variabilidad de las propiedades de los suelos que están presentes, estas se pueden dar inclusive en lotes de una misma finca, así existan, condiciones similares de topografía y capacidad de uso. Esto generalmente es relacionado con el manejo que se le da a cada lote en las diferentes prácticas agrícolas. Cuando es realizado un análisis de suelo en cualquier área de estudio, se diagnostica y evalúa la capacidad del suelo y con base a esto obtener una adecuada interpretación, lo que se puede considerar un paso esencial para la formulación de recomendaciones de manejo.

En la evaluación de la capacidad del suelo de forma convencional para la producción agrícola, se requiere medir las propiedades químicas, mediante técnicas de análisis que son complejas, caras, lentas y requieren de una alta inversión (Viscarra-Rossel & McBratney, 1998; Plant, 2001). Además de la contaminación ambiental (Viscarra Rossel et al., 2006) por los excesos de fertilizantes, residuos de los productos y reactivos de los laboratorios.

Cuando se incursiona en la agricultura de precisión, es necesario determinar la variabilidad espacial de los suelos y para esto se requiere una alta densidad de muestreo (Shepherd y Walsh, 2007), si se utilizan los métodos tradicionales para la realización de

estos análisis, el tiempo que se gastan las muestras en el laboratorio no permitirían arrojar una respuesta real de las propiedades en el tiempo y espacio, teniendo en cuenta que el suelo es un medio cambiante y fácil de afectar por diferentes factores. Por esta razón se requiere de una técnica de análisis de suelo rápida y económica, donde los agricultores e investigadores puedan utilizar exitosamente, el monitoreo del suelo como una herramienta de apoyo para la agricultura de precisión, evaluación y manejo de la calidad del suelo. Por lo tanto se hace necesario la evaluación de un método alternativo como la espectroscopia de reflectancia difusa, una técnica rápida, no destructiva ni contaminante, de gran exactitud siempre que se sigan los procedimientos adecuados para la elaboración de los modelos de calibración.

Desde hace aproximadamente 20 años, en el estudio de los suelos se ha destacado una técnica denominada espectroscopia de reflectancia difusa (DRS). Esta técnica es rápida, no destructiva ni contaminante y de gran precisión, empleada como alternativa a los métodos químicos utilizados tradicionalmente. Desde los años de 1920 y 1930 donde Angstrom (1925); O'Neal (1927); Carter (1931) y Hester (1939) presentaron los primeros estudios sobre el tamaño de partícula de humedad, y composición química de la reflectancia espectral del suelo, a pesar que en este tiempo las aplicaciones se encontraban algo limitadas, debido a que los resultados arrojan una gran cantidad de información a partir de las muestras, se generaba información útil para la predicción de los suelos. Luego el uso de computadores y algoritmos para el procesamiento de la información multivariada dio un gran avance en las aplicaciones de la espectroscopia, al desarrollarse nuevas líneas de espectrómetros como también el desarrollo de innovadores métodos de calibración.

En la actualidad la espectroscopia de infrarrojo (IR) se puede resumir en un espectro (por ejemplo, la número de ondate absorbancia), que luego se relacionan por medio de modelos matemáticos, a partir del comportamiento de las propiedades de interés de las muestras analizadas, con los datos obtenidos, se establece un modelo matemático, el cual se utiliza para la predicción de las propiedades en muestras que no fueron utilizadas para la calibración del modelo (Cobo et al., 2010). Esta técnica es no destructiva, rápida y un único espectro permite establecer simultáneamente múltiples propiedades físicas y químicas del cultivo y de los suelos (McBratney et al., 2006; Cozzolino & Morón, 2006),

siendo más económica que los análisis convencionales de laboratorio, especialmente cuando un gran número de muestras se deben analizar (Viscarra-Rossel et al., 2006).

Otra de las ventajas que arroja el método IR es la posibilidad de combinar los resultados obtenidos con otras ciencias, como la pedometría, la cual a través de modelos matemáticos y estadísticos pueden producir predicciones de las características de los suelos. Estos resultados de los modelos matemáticos se pueden combinar con técnicas como el mapeo digital, el cual permite la creación de modelos espaciales que ayudan a la comprensión de la distribución espacial de los diferentes tipos de suelos, lo que a su vez puede ser aplicado a técnicas de agricultura de precisión, que redundan en el aumento sostenible de la producción agrícola.

Las primeras investigaciones a partir de la información espectral de los suelos y sus propiedades fueron realizadas por Condit (1970) y después Stoner & Baumgardner (1981). A partir de estas se empezaron a desarrollar herramientas para el estudio de los suelos. Otras investigaciones conocida de esta década fueron expuestas por Krishnan et al. (1981) y Sudduth & Hummel (1991). Al continuar con sus investigaciones Hummel & Sudduth (1993) se enfocó en la utilización del infrarrojo cercano (NIR) reflectancia para medir las propiedades del suelo, principalmente materia orgánica y se continuo con el desarrollo de esta tecnología en el espectrofotómetro de NIR al realizarse mediciones de capacidad de intercambio catiónico (CIC) y contenido de humedad.

En Colombia también se han realizado investigaciones en espectrometría para diferentes áreas de la agricultura, como la determinación del estado nutricional de caña y banano (Botero et al., 2009). En tanto para el estudio de los suelos Bastidas & Carbonell (2008) clasificaron a través de NIR los diferentes grupos taxonómicos de suelos presentes en el valle del río Cauca. La combinación de la espectroscopia infrarroja y la resonancia magnética nuclear también ha tenido su participación en la caracterización estructural de la materia orgánica. Mosquera et al. (2010) demostraron que no solo el contenido de carbón orgánico afecta la composición de la MOS, sino que también lo hacen los factores ambientales de la zona, tales como el régimen de humedad y la textura de los suelos.

Objetivos

Objetivo general

Evaluar el potencial de la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo medio (MIR) para el análisis de las propiedades químicas de suelos agrícolas utilizando PLSR como método de calibración de las muestras, con el fin de obtener información detallada de los suelos agrícolas de Colombia.

Objetivos específicos

- Caracterizar la respuesta espectral de cuatro clases de suelos, bajo producción agrícola.
- Ajustar modelos de calibración a partir de la respuesta espectral, mediante Regresión Parcial por Mínimos Cuadrados.
- Validar y verificar la representatividad de los modelos obtenidos, para la cuantificación de carbono orgánico, fósforo, potasio, calcio, magnesio, aluminio y sodio.

1. Marco teórico

1.1 El Suelo

Según Buol (1988) el suelo es una entidad que evoluciona, conservada en un flujo de materiales geológicos, biológicos, hidrológicos y meteorológicos. Los cuerpos de suelos individuales y sus correspondientes horizontes individuales juegan papeles diferentes debido a la distribución desigual de materiales.

La naturaleza de los suelos depende de la interacción de varios factores formadores, quienes actúan como agentes o combinaciones sobre un material parental transformándolo en suelo. Los que interactúan principalmente son los materiales parentales, relieve, clima, organismos, tiempo a través de la interacción de sub factores como el clima, por los viento, temperatura y lluvia, se determinan procesos que finalmente pueden definir propiedades para cada tipo de suelo a través de procesos conocidos como transformaciones, translocaciones, pérdidas y adiciones (Chinchilla et al., 2011). Este proceso genera resultados en la formación de horizontes dentro de un perfil donde se definen características físicas y químicas, diferenciando claramente el suelo del material originario, según Jenny (1941) este es expresado mediante el siguiente modelo:

$$S = F(cl, m, r, o, t, \dots) \quad (1.1)$$

Donde el suelo (s) es una función de cinco factores

Clima (cl)

Organismos (o)

Topografía (r)

Material parental (p)

y Tiempo (t)

Esta ecuación indica que la magnitud de cualquiera de las propiedades de suelo tales como pH, contenido de arcilla, porosidad, densidad, carbonatos y otros, está en función de los factores formadores del suelo. Este modelo explica la formación de los suelos a partir de la interacción entre factores y procesos.

Las propiedades de los suelo son inherentemente variables, principalmente debido a los factores pedogenéticos como material parental, la vegetación y el clima, aunque la heterogeneidad también puede ser inducida por el manejo agrícola (Dercon et al., 2003; Samake et al., 2005; Yemefack et al., 2005; Wei et al., 2008). Otra fuentes variación de los suelo en todo el mundo es el factor biológico y es producido por la compleja naturaleza físico química y la descomposición de la materia orgánica en distintos puntos, que proporciona una heterogeneidad trófica y de hábitat en el espacio (Zerbino & Altier, 2006). La variabilidad espacial del suelo puede ocurrir a través de múltiples escalas espaciales, que van desde nivel micro (milímetros), a nivel de parcela (metros), hasta el paisaje (kilómetros) (Garten et al., 2007).

Es conocido desde hace muchos años que los suelos agrícolas y los rendimientos de los cultivos varían dentro del terreno, dado que el rendimiento del cultivo es el integrador de una amplia y compleja combinación de factores químicos, físicos y variables biológicas, cualquier tipo de suelo puede ser modificada en su capacidad potencial y sus características, a través de la alteración del equilibrio dinámico en el que se formó. A menudo, una alteración pero progresiva disminución de la capacidad productiva del suelo acompaña a cambios rápidos e intensos (Odlare et al., 2005) por lo tanto la variabilidad espacial del suelo es una función de los factores, también de la propiedad específica del suelo (o proceso) en la evaluación y el dominio espacial (ubicación), entre otros (Lin et al., 2005). Hacer el reconocimiento de los patrones espaciales en los suelos es de gran importancia ya que este conocimiento se puede utilizar para mejorar la gestión de los recursos naturales (Liu et al., 2004; Borůvka et al., 2007; Wang et al., 2009), para la predicción de las propiedades del suelo en lugares no muestreados (Wei et al., 2008; Liu et al., 2009) lo que permite tener un mejor aprovechamiento de las características de los suelos destinados al uso agrícola.

1.2 Métodos tradicionales de análisis de suelos

El mal uso de las técnicas de análisis de suelo convencionales, donde no se tienen en cuenta las complejas interacciones de los múltiples componentes presentes en el suelo (Viscarra Rossel, 2006), ha despertado el interés por definir los indicadores de calidad adecuados para evaluar la gestión sostenible del suelo, sin embargo, la mayoría de los métodos actuales utilizados para determinar las propiedades son costosos, y requieren equipos especializados, que no están muy difundidos para el análisis de rutina del suelo en laboratorios, ya sea comerciales o de investigación (Cozzolino & Morón, 2006)

A medida que aumentan las variaciones climáticas, también se aumentan las modificaciones en la formación del suelo, haciendo cada vez más complicado el seguimiento en las propiedades que en este se encuentran, dando como resultado la reducción en la optimización de la producción. El uso de nuevas técnicas como la agricultura de precisión, pueden ser beneficiosas a la hora de minimizar costos de producción, por ejemplo la fertilización localizada para aumentar los rendimientos de los cultivos, donde se utiliza menor cantidad de fertilizantes que el convencional. Esta técnica se ha convertido en una parte muy importante del sector agrícola durante las últimas dos décadas, especialmente en los países, cuyas tierras están dominadas por lotes de gran tamaño, aunque los informes han demostrado que existe una gran variabilidad en el suelo, aun en los pequeños (Godwin & Miller, 2003; Vrindts et al., 2005). Debido a que las propiedades químicas del suelo no son estáticas ni homogéneas en el espacio ni en el tiempo, se torna difícil obtener una variabilidad espacial con análisis de laboratorio ya que es necesario de tiempo y costo para un número elevado de muestras de suelo, necesarias para obtener resultados confiables (Viscarra-Rossel & McBratney, 1998; Plant, 2001) en algunas aplicaciones, la agricultura de precisión necesita la identificación incluso de los cambios a corto o a mediano plazo en el estado de los nutrientes de los suelos.

El uso de la espectroscopia en los rangos visible e infrarrojo para la estimación de las propiedades del suelo, en muchos casos, puede ser más sencilla y precisa las técnicas de análisis convencionales, esto se ha sido demostrada en varios estudios, según McCauley et al. (1993) VIS en espectroscopia es más preciso que el dicromato utilizados

en el análisis convencional para la determinación del carbono orgánico del suelo y Viscarra Rossel et al. (2001) sugieren que la técnica de MIR-PLS debe ser usada para las predicciones de pH del suelo y requerimientos de cal, ya que tiene una precisión más alta que el análisis convencional.

La técnica de espectroscopia además de lo expuesto en estudios anteriores, presenta otras ventajas con respecto a la mayoría de las técnicas convencionales de análisis de suelos, como la rapidez en la obtención de los resultados, oportunas y menos costosas, por lo tanto son más eficientes y sobre todo cuando se tiene que analizar un gran número de muestras. Además las técnicas espectroscópicas no requieren un pre-procesamiento de las muestras o el uso de extractantes químicos perjudiciales para el medio, que aumentan los costos y el tiempo. En este contexto, la espectrometría de reflectancia se acepta como una herramienta de detección no destructiva y rápida para evaluar las propiedades del suelo (Couillard et al., 1997).

1.3 Percepción

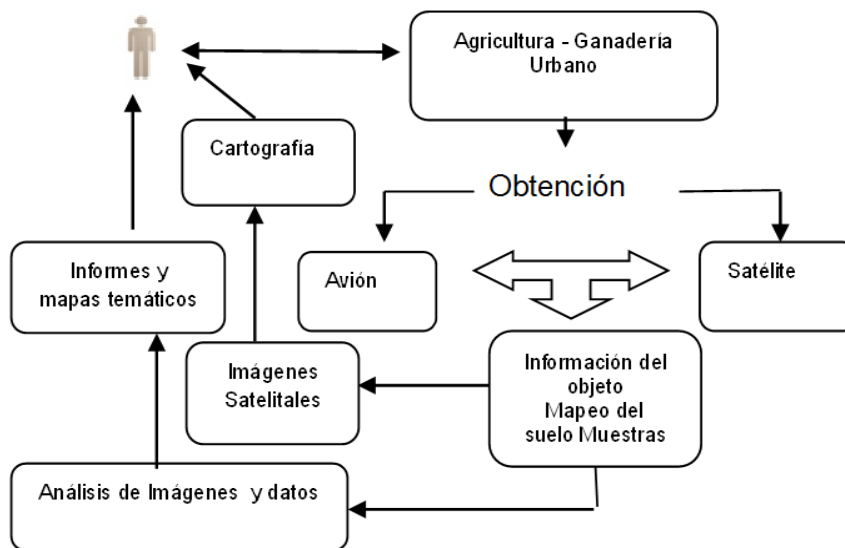
Las técnicas de la percepción remota son usadas ampliamente para recolectar información sobre facciones de la superficie terrestre. Es la técnica o la ciencia a partir de la cual se obtiene información útil (espacial, espectral temporal) sin que los instrumentos a medir estén en contacto con el objeto, área o fenómeno. Generalmente se entiende como la interpretación de datos de imágenes de la superficie de la tierra, adquiridas desde un satélite o un equipo que no está en contacto físico con ella, Los datos percibidos remotamente tienen muchos usos, hasta la planificación del uso de la tierra urbana e industrial, hasta el estudio del suelo agrícola y los cultivos.

La información obtenida a partir de los sensores remotos, sumados a la reciente incorporación de nuevos sensores de mayor resolución espacial, temporal y espectral, ha permitido realizar una mejor comprensión de los procesos antrópicos que actúan sobre el sistema terrestre. El uso de los sensores, junto con las técnicas de geoprocésamiento, tiene el potencial para monitorear las actividades agrícolas y el suministro de información fiable y objetiva sobre las áreas de productividad de los cultivos (Rizzi, 2004).

Los sensores tienen la capacidad de registrar información en detalle, convirtiéndolos en una herramienta útil para entender y monitorear los procesos urbanos relacionados con el espacio físico (Weng, 2001). Los sensores permiten construir bases de datos sobre el ambiente donde adquieren información de forma continua con determinadas frecuencias de tiempo en diferentes regiones del espectro y escalas, ampliando las posibilidades de utilización. De esta forma, el procesamiento digital de imágenes permite apoyar, de manera ágil y fiable, los procesos de toma de decisiones en la planificación y gestión ambiental urbana (Wilson et al., 2003).

El objetivo principal de la teledetección es la determinación de las características y fenómenos que tienen lugar en la tierra o en la superficie a través de una firma espectral. Los estudios de teledetección de las variaciones temporales, espaciales y espectrales de la superficie de la tierra (Chuvieco, 2000) se hacen generalmente clasificándose a partir de imágenes del sensor Landsat (Rizzi & Rudorff, 2005), que proporcionan una amplia gama de cobertura temporal, que puede ser aplicada para predecir y evaluar el uso de la tierra y los rendimientos utilizando fórmulas espectrales (Oberthur et al., 2007).

Figura 1-1: Sistema de la percepción remota y cercana. Fuente Ippoliti-Ramilo (1999)



De acuerdo con Sánchez (2004), las asesorías agrícolas obtenidas a partir de los datos de teledetección generalmente son precisas y objetivas, y junto con un conocimiento más detallado del comportamiento espectral de los cultivos, se permitirá un mejor procesamiento y análisis de datos. El uso combinado de estos datos puede ser utilizado para explorar las áreas de uso y ocupación del suelo. Además la percepción remota tiene la ventaja de obtener datos más precisos para la estimación de superficies agrícolas en comparación con métodos tradicionales que se realizan a un costo más alto y con menor precisión tal como lo muestra Ippoliti-Ramilo (1999) en la **Figura 1-1**.

1.4 Espectroscopía

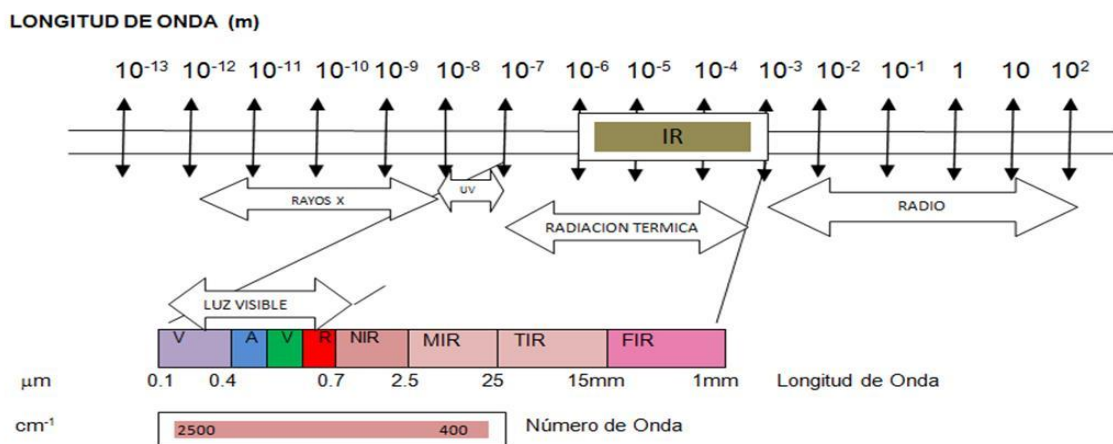
La espectroscopia de reflectancia es una técnica utilizada desde principios del siglo XX por químicos para la identificación de algunos minerales y compuestos. Los análisis realizados con la técnica de IR se efectúan cuando se irradia con el haz de infrarrojo una muestra, interactuando la radiación electromagnética con átomos o moléculas a diferentes longitudes de ondas. La luz que se refleja, penetra en el cuerpo donde se absorbe y refleja la energía de manera diferente, provocando los cambios de luz que se detectan y son relacionados con la composición de las muestras a través de un computador.

Los primeros datos de espectros en la zona del infrarrojo fue con NIR y fueron publicados entre 1905 y 1910 por Coblenz del U.S. Bureau of Standards a mediados de 1940, donde fueron desarrollados los primeros espectros (Cruz & Páez, 2008). Dentro de estos primeros avances, la espectroscopia vibracional se destacó por ser una de las primeras técnicas espectroscópicas que encontró un uso extendido. Actualmente se están realizando avances en el análisis del suelo donde se muestran que la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo (IR) es una opción viable para facilitar el acceso a los datos requeridos del suelo (Shepherd & Walsh, 2007; Cécillon et al., 2009). A modo de definición la espectroscopia es una técnica robusta, bien establecida para la identificación de los compuestos químicos y / o funcionales específicos. Se basa en la absorción de los grupos C-H, N y O-H-H que se encuentran en materiales orgánicos (Cozzolino & Moron, 2006) generalmente es utilizada para analizar adecuadamente y de

manera rápida y simultánea propiedades las biológicas, químicas y físicas (Awiti et al., 2008).

La IR es capaz de detectar las diferentes moléculas en vibraciones, debido a la elongación y la unión de los diferentes compuestos de una muestra, cuando es iluminado por un haz de infrarrojos (Cobo et al., 2010). La región IR del espectro electromagnético se encuentra entre $12800\text{-}10\text{ cm}^{-1}$. Tanto desde el punto de vista de las aplicaciones como de los aparatos se puede dividir en tres zonas: IR cercano (NIR): $12800\text{-}4000\text{ cm}^{-1}$, IR medio: $4000\text{-}400\text{ cm}^{-1}$; IR lejano: $400\text{-}10\text{ cm}^{-1}$, siendo en el IR medio donde se dan la mayoría de las aplicaciones analíticas tradicionales, aunque desde la década de los 80 la utilización del NIR ha experimentado un innegable auge. El NIR requiere una mínima o nula preparación de la muestra y ofrece un análisis cuantitativo sin consumir o destruir la muestra, con frecuencia se combina con un espectrofotómetro Visible-Ultravioleta y dispositivos de fibra óptica para análisis remoto, encontrándose un interés especial en control de los procesos. En el espectro electromagnético a lo largo de la longitud de onda se pueden diferenciar algunas zonas como son los rayos gama ($10\text{-}4\text{ m- }10\text{-}10\text{ m}$), Rayos X ($10\text{-}12\text{ m- }10\text{-}8\text{ m}$), Rayos UV ($10\text{-}8\text{ m- }10\text{-}7\text{ m}$), la zona de luz visible ($350\text{ }\mu\text{m- }740\text{ }\mu\text{m}$), Infra rojo ($0.74\text{ }\mu\text{m- }1000\text{ }\mu\text{m}$), también, el umbral de las micro-ondas, ondas de radio FM y AM (Ostrooumov & Banergee, 2006) (**Figura 1-2**)

Figura 1-2: Espectro electromagnético con la luz visible e infrarroja (IR)



A partir de esto los investigadores han logrado predecir varios parámetros ya que puede relacionarse con múltiples propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo (McBratney et al., 2006) como la fertilidad para la determinación de carbono orgánico

(SOC), inorgánico, nitrógeno total (NT), capacidad de intercambio catiónica (CIC), pH, K, Mg, Ca, Zn, Fe y Mn, con varios niveles de exactitud en la predicción (Brown et al. 2006; Viscarra Rossel et al., 2006).

En la **Tabla 1-1** se hace un breve recuento de los investigadores más destacados en el uso de la técnica con IR.

Tabla 1-1: Revisión de la literatura comparativa de las predicciones cuantitativas de los atributos del suelo utilizando técnicas estadísticas multivariadas y respuesta espectral en el infrarrojo visible (VIS), Infrarrojo cercano (NIR) e Infrarrojo medio (MIR) de las regiones del espectro electromagnético.

Atributo	Región	Método	n	R ²	Autor
C (total)	NIR	PLSR		0,91	Awiti et al. (2008)
OC	NIRS	PLS		0,90	Cozzolino et al. (2004)
N (NO ₃)	NIR	PCA / PLS	135/30	0.93	He et al. (2007)
N (NO ₃)	NIR	PLS	49	0,755	Jarmer et al. (2008)
OC-Mg	VIS-NIR	PC/ PLS	168	0,84- 0.82	Mouazen et al. (2010)
C _t -PH-P	VIS-NIR	PLS	306/29	0.74-0.71-0.73	Mouazen et al. (2007)
C _t -Ar-Ph	NIR	ACP	99	0.97-0,988-,988	Odlare et al. (2005)
Ar	VIS-NIR	PLS		0,98)	Demattê et al. (2006)
	FTIR-PAS	PCA	166		Du et al.(2008)
Ar-PH-C-	MIR	PLS	432	0,97-0,93-0.99-	Cobo et al. (2010)
N-P				0,98-0,47	
C _t	MIR-NIR	PCA			Maurel et al. (2011)
PH- OC-	VIS-NIR-	PLS	118/11	0,86-0,73-0.43	Viscarra Rossel et al.
AL	MIR		8/49		(2006)
MO	MIR-NIR	PLS	111	0,89	Yi-Wei et al, (2011)
OC	MIR	PLS	309	0.99	Bornemann et al. (2008)
OC-N _t	MIR	PLS	268/25	0,92-0,94	Minasny et al. (2009)
OC _t	MIR	PLS	256	0.94	Janika et al. (2009)

El resultado de las mediciones se resume en un espectro (por ejemplo, la longitud de onda de absorbancia), que luego se relacionan por medio de modelos de calibración, a partir del comportamiento de las propiedades de interés de las muestras de referencia. Por lo tanto, un modelo matemático se establece, el cual se utiliza posteriormente para la

predicción de las propiedades en otras muestras que no fueron utilizadas para la calibración del modelo, pero que permiten validarlo (Cobo et al., 2010). IR tiene la ventaja adicional de que la información espectral se puede utilizar como una medida integradora de la calidad de la tierra y por lo tanto empleado como una herramienta de evaluación de las condiciones del suelo (Shepherd & Walsh, 2007).

1.5 Espectroscopia MIR

La espectroscopia en la región del infrarrojo medio (IRM) es una de las técnicas analíticas disponibles más importantes para conseguir información sobre aspectos cualitativos y cuantitativos de las propiedades en tiempo real (Fuentes et al., 2008). El rango de número en el número de onda es de $4000 - 400 \text{ cm}^{-1}$, equivalente a la longitud de la onda 2.5 a $25 \mu\text{m}$. Este rango es especialmente importante ya que este provee información directa de los constituyentes de la muestra, así como también su estructura molecular característica (Etzion et al., 2004). Aunque el NIR es el más utilizado, la espectroscopía de MIR cada vez es más común, debido a la especificidad de la bandas de absorción en ese rango espectral (Du et al., 2008). Linker et al. (2006) mostraron que la espectroscopia en el infrarrojo medio podría ser utilizada para identificar los tipos de suelos agrícolas, asociados a elementos del suelo característicos (por ejemplo, minerales de carbonato de calcio, arcilla y componentes orgánicos). Tal identificación de los tipos de suelo está dirigido a la mejora significativa de la determinación de bases de nitrato en las fases del suelo (Linker et al., 2006).

El espectro MIR para el análisis cuantitativo también presenta algunas desventajas ya que tiende a dificultarse por las moléculas de agua, que tienen una intensa absorbancia centrada en 1640 cm^{-1} aprox. (siendo el resultado de moléculas de agua que dobla las vibraciones) y 3330 cm^{-1} (siendo el resultado de O-H que estira las vibraciones) (Etzion et al., 2004). Para mejorar la exactitud de la medición del método de espectroscopía en el infrarrojo, en relación con las propiedades del suelo, es necesario una selección adecuada de la instrumentación como el espectrofotómetro, accesorios ópticos y diseño de la sonda óptica (Mouazen et al., 2009), espectros de mejor filtrado y tratamiento previo (Maleki et al., 2008), tratar de controlar las condiciones ambientales (Mouazen et al.,

2007; Waiser et al., 2007), así como el desarrollo de los modelos de calibración (Mouazen et al., 2010).

Figura 1-3: Representación de los minerales en el espectro MIR de una muestra de suelo. Fuente: Song et al., 2012.



Por lo general las muestras analizadas en MIR tienen una mejor dotación para análisis en campo, especificidad y reproducibilidad en comparación con NIR, pero se requiere más preparación de las muestras, con el fin de optimizar la muestra y la interacción de la luz. Los dos métodos clásicos de análisis de MIR de los suelos son reflectancia difusa en suelos secos, como se encuentran en varios artículos citados por Viscarra Rossel et al. (2006) o reflectancia total atenuada (ATR) que se aplica a pastas de suelo especialmente cuando los iones, como el nitrato de amonio y otros son ensayadas (Du & Zhou, 2009). Por lo tanto, hasta ahora el MIR se ha limitado a análisis de laboratorio, aunque su uso en campo ya se ha reportado (Reeves & Smith, 2009).

1.6 Pedometría

Pedometría se refiere a dos ideas principales, en primer lugar, la parte métrica, a los métodos cuantitativos matemáticos y estadísticos, y la parte “pedo” o el suelo que corresponde aproximadamente a la rama de la ciencia del suelo que llamamos la edafología. Webster (1994), también la sugirió como una alternativa orientada hacia la

incertidumbre, donde se define la pedometría como la “aplicación de métodos estadísticos y matemáticos para estudiar la distribución del suelo y su génesis”

En este sentido, pedometría hace énfasis en la incertidumbre en los modelos cuando no se tiene conocimiento de las propiedades del suelo y los procesos que en él ocurren. Por lo tanto, los métodos matemáticos, estadísticos y numéricos podría ser aplicados para resolver la incertidumbre y la complejidad inherente en el sistema suelo, incluyendo métodos numéricos para la clasificación (McBratney et al., 2000).

Por otra parte la pedometría puede y debe desempeñar un papel como proveedor del conocimiento, que se plasma en actividades prolongadas en los campos como agricultura de precisión (Finke, 2012).

1.6.1 Modelos matemáticos

Los modelos matemáticos cumplen un papel importante en la espectroscopia de reflectancia, ya que son necesarios para la predicción de los valores de las propiedades de las muestras realizadas en IR (Conzen, 2003). Las regresiones por mínimos cuadrados parciales (PLS) y de componentes principales (PCR) son los dos métodos más utilizados para el análisis estadístico multivariado de los datos espectrales (Lin, 2008).

PLS es un método estándar de regresión desarrollada por Wold (1966). Esta técnica, en un sistema conducido por componentes, se encarga de determinar algunos vectores propios de las variables explicativas, de tal manera que las puntuaciones correspondientes no sólo explican la varianza de las variables iniciales, sino que también tienen alta correlación con las variables de respuesta. El PLS se caracteriza por ser un método de modelado bilineal donde se proyectan los datos espectrales y referencia a un pequeño número de variables latentes cargas y su utilidad se da en la predicción de un conjunto de variables dependientes y de un gran conjunto de variables colineales independiente, esta técnica ha sido particularmente exitosa en el desarrollo de modelos multivariados de calibración.

La PLS toma ventaja de la correlación que existe entre el espectro y el suelo, por lo tanto los vectores resultantes del espectro están directamente relacionados con el atributo del suelo (Viscarra Rossel et al., 2006). Esta regresión se ha empleado sobre todo en la calibración multivariante de los datos espectroscópicos y la precisión de los parámetros del modelo mejora con el aumento del número de variables y observaciones pertinentes. Las ventajas de PLS son que maneja multicolinealidad y es robusto en términos de datos.

El método PCR aprovecha las propiedades de la descomposición en componentes principales (PCA), realizando una regresión múltiple inversa (ILS) de la propiedad a determinar sobre los resultados obtenidos en el PCA, en lugar de realizarla sobre los datos originales. Una de las ventajas de estos métodos es que se puede usar el espectro completo y no hay necesidad de seleccionar previamente un número determinado de variables de respuesta (Massart et al., 1997).

1.6.2 Variabilidad espacial

La variabilidad de suelos es producida como una consecuencia de los efectos y la interacción de varios procesos en el perfil del suelo (Parkin, 1993). Su caracterización y la distribución de las propiedades del suelo es esencial para predecir las tasas de los procesos del ecosistema con respecto a los factores naturales y antropogénicos (Schimel et al., 2000). Cualquier propiedad del suelo se ve afectada por la variabilidad espacial del suelo, ya que pueden distorsionar considerablemente los resultados de una medición. En el campo es definida generalmente con los clásicos métodos estadísticos y es supuesta como una variabilidad aleatoria.

Al tener en cuenta las propiedades del suelo, estas varían considerablemente en diferentes cultivos, ya sean influenciadas por el tipo y la intensidad de labranza o por las tasas de aplicación de fertilizantes y de que tipos se usan, lo que va a provocar una alteración en la dinámica de nutrientes en el suelo. Los análisis de la variación espacial de los suelos, son esencial para determinar los procesos ecológicos y ambientales en la escala de paisaje, por lo que se hace necesario un requisito previo para cuantificar la variabilidad espacial de los suelos antes de diseñar aplicaciones específicas del sitio

(Iqbal et al., 2005). Cuando en los suelos hace falta información se aumenta las expectativas en los resultados que este pueda dar al cultivo además de presentar grandes limitaciones en el desarrollo a futuro de la distribución espacial.

Recopilar la información sobre la variabilidad espacial del suelo conduce a mejores decisiones de gestión, encaminadas a corregir los problemas y por lo menos mantiene la productividad y la sostenibilidad de los suelos, y por lo tanto aumenta la precisión de las prácticas agrícolas (Özgöz, 2009). Durante la última década, muchos estudios trataron de caracterizar y predecir la distribución espacial de los suelos utilizando variables ambientales, una técnica que ahora se llama relación suelo-paisa o análisis de la correlación del suelo con el medio ambiente (McBratney et al., 2000). En estos estudios generalmente se usan técnicas de la estadística clásica y geoestadística (Wang et al., 2009) donde las variables de interés se miden en los puntos individuales en el espacio, a pesar de que la estadística clásica asume que los datos de medición son independientes, y por lo tanto no son suficientes para analizar espacialmente variables dependientes (Özgöz, 2009). Sin embargo, se requiere información para el espacio de captación entera, lo que requiere métodos que permiten interpolar datos para calcular el valor medio dentro de una zona

1.6.3 Mapeo digital

Históricamente, las imágenes analógicas y digitales proporcionan una herramienta eficaz para el intercambio de información cualitativa. Estas imágenes eran analizadas de forma manual o automática para aplicaciones tales como el diagnóstico de enfermedades y escenas de crímenes por su amplia disponibilidad y facilidad de uso. El uso de las cámaras digitales podría ser un punto de inflexión hacia una mejor utilización. Algunos investigadores han examinado el uso de herramientas fotogramétricas para obtener información de la métrica exacta de las imágenes digitales capturadas por consumidores (Elrahman et al., 2010).

La cartografía geomorfológica se ha basado en la integración de información multidisciplinar en campos, los datos de teledetección y los productos cartográficos del mapa. A escala regional, la geomorfología y el análisis y la cartografía fisiográfica (Bishop

et al., 2012) se basa en la interpretación de fotografías y mapas de menor escala para clasificar los tipos de terreno y sus características a nivel regional (fisiográficos). La cartografía digital de suelos se caracteriza por la adopción de nuevas herramientas y técnicas para analizar, integrar y visualizar conjuntos de datos del suelo y del medio ambiente (Grunwald, 2009), es necesario un sistema de suelo basado en la información espacial, creado por los modelos numéricos que dan cuenta de las variaciones espaciales y temporales de las propiedades del suelo, como una base de información del suelo y las variables relacionadas con el medio ambiente (Lagacherie & McBratney, 2007). Estos datos obtenidos a través de teledetección, así como los modelos geoestadísticos son las herramientas básicas para acelerar y perfeccionar el mapeo de suelos.

La cartografía digital de suelos se ha desarrollado gracias a tecnologías como los SIG (Sistemas de Información Geográfica), percepción remota y GPS (Global Positioning System). También se tiene el avance en sistemas de geotecnología el cual hace que las operaciones algebraicas, que son procesos complejos en un sistema de información geográfica, sean más rápidos y puedan ser aplicados a la cartografía de suelos.

El mapeo digital de suelos se define como la creación y manipulación de sistemas de información espacial aplicada al estudio del suelo, a través de modelos numéricos para la determinación de las variaciones espaciales y temporales de los tipos de suelos así como sus propiedades, partiendo de las observaciones y del conocimiento de ellos y de las variables ambientales (Sarmiento et al., 2009).

En la actualidad existen gran cantidad de tecnologías que permiten el estudio de la tierra y el medio ambiente (Caten et al., 2011), mucha de la información generada a partir de estos sistemas puede ser utilizada en el mapeo digital de los suelos, usando la información como variables predictoras. Sin embargo tanta información puede resultar inconveniente por lo que se hace indispensable al momento de producir mapas digitales reducir el número de variables teniendo en cuenta la aplicación de la regresión logística multinomial para poder mapear las clases y propiedades de los suelos.

Sanchez (2009) explica que la tecnología de MDS (mapeo digital de suelos) tiene como principal aplicación la predicción de las clases y propiedades de los suelos a partir de

ecuaciones matemáticas con el fin de organizar la gran cantidad de datos para que sean analizados e interpretados sin que el producto sea únicamente el mapa digital de suelos.

1.7 Importancia de la espectroscopia en la agricultura de precisión

La agricultura de precisión no solo se enfoca en las mediciones de las variabilidades de las áreas observadas si no también en la adopción administrativa que se realice en función de la variabilidad. Esta se ha desarrollado con el fin de crear nuevas tecnologías que permitan optimizar las ganancias a través de técnicas que pueden ser aplicadas en el sector agrícola. La agricultura de precisión ha sido utilizada en diferentes campos destacándose como una de las principales y más importantes técnicas. En la aplicación comercial de la variabilidad de la fertilidad del suelo, para el desarrollo de esta área, se han implementado técnicas avanzadas como la espectroscopia de imágenes que ha demostrado su utilidad a lo largo de la última década en el campo agrícola, tanto para la determinación de las propiedades de la planta o del suelo, como la gestión medioambiental y el control de contaminación (Adamchuka et al., 2004) generalmente producidas por los desechos de las técnicas convencionales.

De acuerdo con Thomasson et al. (2001) La agricultura de precisión para tener éxito, se requieren tres aspectos:

- Especificaciones precisas del lugar de donde se tomarán los datos sobre las condiciones de campo,
- Comprensión de las relaciones entre los datos y económico / beneficios ambientales y,
- La posibilidad de variar las aportaciones de ubicación.

El uso de la espectroscopía de reflectancia se puede presentar como una herramienta para la agricultura de precisión ya que corresponde a aquellas metodologías no destructivas. Se puede establecer una correlación con otras técnicas y de esta forma facilitar que los agricultores e investigadores puedan utilizarla exitosamente en el monitoreo del suelo como una herramienta de apoyo, evaluación y manejo de la calidad del suelo (Chang et al., 2001).

Figura 1-4: Importancia de la técnica de espectroscopía en la agricultura de precisión.

La **Figura 1-4** indica que durante la primera etapa del proceso de la Agricultura de Precisión se debe coleccionar la mayor cantidad de datos georeferenciados para poder conocer el termino de variabilidad espacial, las variables que pueden ser monitoreadas son el suelo, humedad, producción una vez definidas las variables se inicia el procesamiento de los datos y la creación de tablas de rendimientos, por último se realiza el análisis de los datos a través de técnicas avanzadas y software especiales que permiten a la agricultura de precisión la toma de decisiones

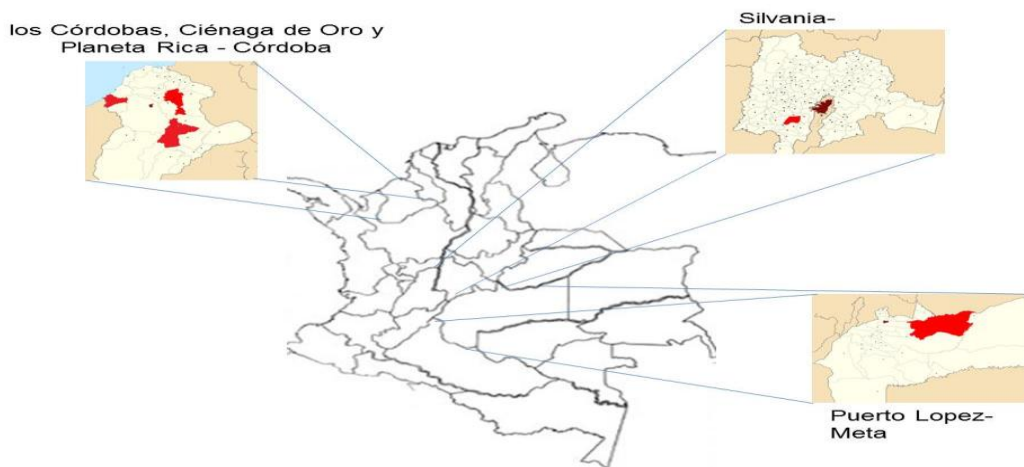
2. Materiales y Métodos

2.1 Zona de estudio

Se realizó el trabajo en campo colectando 312 muestras de suelos de tres departamentos Córdoba, Cundinamarca y Meta (Figura 1-4) Los suelos analizados provienen de diferentes órdenes, representativos de las zonas agrícolas o ganaderas del país entre los que se encuentran:

A) Inceptisoles y Vertisoles del Valle del Sinú (Ciénaga de Oro, Planeta Rica y los Córdoba) en lotes bajo producción agropecuaria, con una altitud media de 20 m sobre el nivel del mar, una precipitación anual de 1600 mm anuales con distribución unimodal, una temperatura media de 28°C y humedad relativa de 80%, y suelos con texturas franco arcillosas y arcillosa respectivamente. B) Ándisoles de la Cordillera Oriental (Silvania), en un lote de producción agrícola, con 2.025 m de altitud, con distribución bimodal de las precipitaciones. Con textura franco arcillosa, ceniza volcánica y contenidos de materia orgánica próximos del 7.7%. C) Oxisoles de la altillanura colombiana (Puerto López), La zona presenta una precipitación anual entre 2100 y 2300 mm, una temperatura entre 24.8 °C y 26.2 °C y una humedad relativa de 85% en la época lluviosa y 65% en la época seca. Muy ácido, saturación de bases inferior al 25% y CIC baja (2.33 cmol_c kg⁻¹), con textura Franco Arenosa.

Figura 2-1: Ubicación de los Municipios donde se realizaron la toma de muestras de los diferentes suelos.



Las muestras fueron llevadas al laboratorio para la realización de los análisis convencionales y obtención de las respuestas espectrales. En las muestras de suelo se determinó carbono total por el método de extracción húmeda (Walkley & Black + volumetría), cationes intercambiables Ca, Mg, Na y K por extracción con acetato de amonio, fósforo por Extracción por Bray II, y Al por extracción con una solución neutra de NaCl.

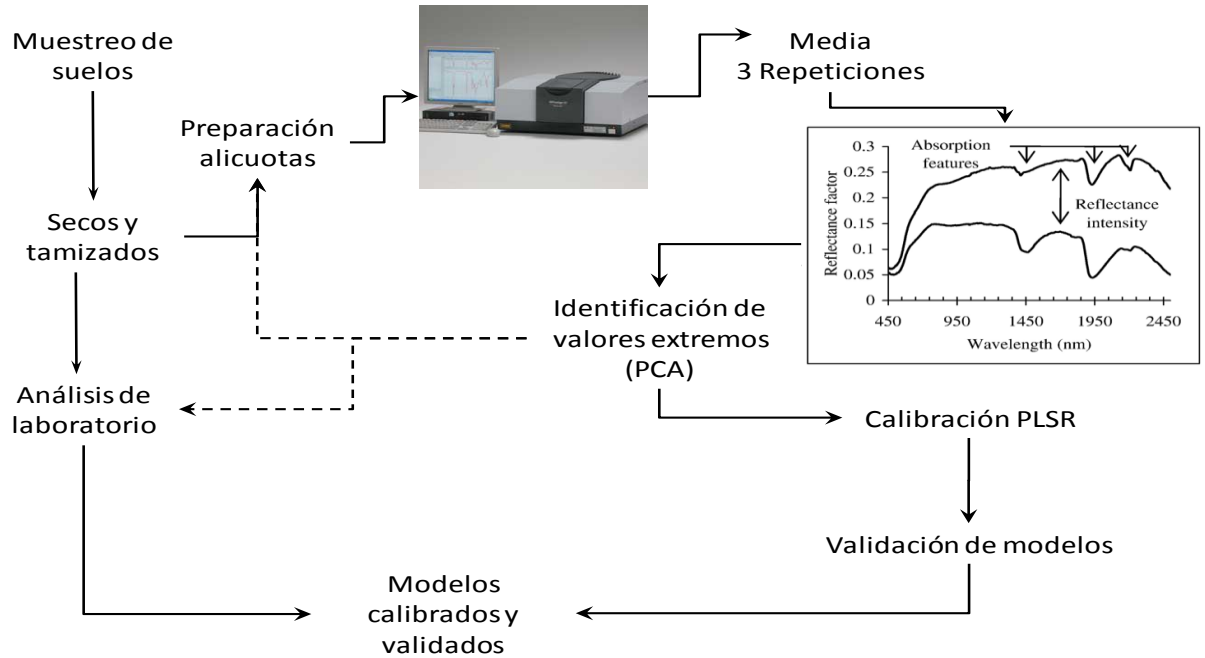
Las propiedades fueron correlacionadas con los suelos analizados con el fin de identificar las semejanzas o las correspondencias que hay entre los grupos de suelos. También se verificó la relación de las propiedades a diferentes longitudes de onda de la respuesta espectral. Esta se determinó usando la correlación de Pearson, y se clasificaron de acuerdo a los rangos determinados por Bisquerra (2004), quien indica que $R=1$ es una correlación perfecta; $0.8 < R < 1$ es una correlación muy alta; $0.6 < R < 0.8$ es una correlación alta; $0.4 < R < 0.6$ es una correlación moderada; $0.2 < R < 0.4$ es una correlación baja; $0 < R < 0.2$ es una correlación muy baja y $R=0$ es una correlación nula.

En la elaboración de los modelos, el resultado fue próximo al análisis realizado por las correlaciones en la respuesta espectral, sin la influencia que esta correlación sea directa o indirecta, demostrando que los modelos fueron confiables de acuerdo a la respuesta obtenida en dichas correlaciones (Santra et al., 2009; Soriano-Disla et al., 2013; Vohland et al., 2011). En este estudio, 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.

La **Figura 2-2** presenta el esquema general propuesto en el presente estudio. Los datos espectrales fueron adquiridos mediante el sensor Prestige 21 (Shimadzu Corporation), que abarca un rango entre 2,5 y 25 μm en el MIR. Se realizaron tres lecturas para cada muestra de suelo. Las curvas espectrales fueron caracterizadas de acuerdo con Stoner & Baumgardner (1981) y Ben-Dor et al. (2008).

Figura 2-2: Diagrama del análisis de muestras a través de la espectroscopía de reflectancia difusa.



Los espectros fueron procesados mediante análisis de componentes principales (APC), utilizando cinco componentes para visualizar la estructura, patrones de comportamiento y agrupamientos de los datos fueron procesados mediante el software ParLes 3.1 (Viscarra-Rossell R.A., 2008). Se utilizó la distancia de Mahalanobis (De Maesschalck et al., 2000), establecida para los cuatro primeros componentes, para la identificación de valores extremos (*outliers*), dado que estos valores, cuando son incorporados a los modelos de regresión, reducen significativamente la confiabilidad del modelo (Pell, 2000). Las muestras que presentaron valores extremos fueron nuevamente analizadas.

Se realizó la calibración de modelos espectrales de cuantificación mediante regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR) (Wold et al., 2001), procedimiento ampliamente usado en quimiometría analítica y que proporciona un mejor abordaje de los modelos cuantitativos entre variables de predicción (X) y de respuesta (Y), presentando mayor desempeño que la regresión lineal múltiple (MLR). El método de regresión de PLSR es desarrollado, básicamente, en las siguientes etapas:

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

$$W_1 = c * X_0 * y_0 \quad \text{Ecuación (2.1)}$$

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:

$$c = (y_0^T * X_0 * X_0^T * y_0)^{-0,5} \quad \text{Ecuación (2.2)}$$

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

$$\hat{t}_1 = X_0 * \hat{w}_1 \quad \text{Ecuación (2.3)}$$

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

$$p_1 = \frac{(X_0^T * \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T * \hat{t}_1} \quad \text{Ecuación (2.4)}$$

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

$$q_1 = \frac{(y_0^T * \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T * \hat{t}_1} \quad \text{Ecuación (2.5)}$$

donde q_i 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:

$$b = W * (p^T * W)^{-1} * q \quad \text{Ecuación (2.6)}$$

Calculando también el factor de corrección:

$$b_0 = y - X^T * b \quad \text{Ecuación (2.7)}$$

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

$$Y_i = b_0 + \sum_{i=1}^n (R_i * b_i) \quad \text{Ecuación (2.8)}$$

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:

$$X_1 = X_0 - t_1 * p_1^T \quad \text{Ecuación (2.9)}$$

$$y_1 = y_0 - t_1 * q_1^T \quad \text{Ecuación (2.10)}$$

donde X_1 y y_1 son las nuevas matrices a partir de las cuales se obtiene una nueva regresión. Si este procedimiento se hace n veces, se afirma que se ha usado un número n de factores PLS. Las regresiones PLS se han utilizado con frecuencia en la estimación de las propiedades para las respuestas espectrales en MIR (Viscarra Rossel 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 2.11), raíz del error medio cuadrático de la predicción (RMSE) (Ecuación 2.12), error medio cuadrático relativo ($RMSE_R$) (Ecuación 2.13), error medio (ME) (Ecuación 2.14), la desviación estándar del error (SDE) (Ecuación 2.15) y la desviación residual de la predicción (RPD) (Ecuación 2.16). Estos valores son obtenidos por el programa ParLes.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y}_i)}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)} \quad \text{Ecuación (2.11)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad \text{Ecuación (2.12)}$$

$$RMSE_R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N y_i^2}} \quad \text{Ecuación (2.13)}$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i) \quad \text{Ecuación (2.14)}$$

$$SDE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i - ME)^2}{1-N} \quad \text{Ecuación (2.15)}$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad \text{Ecuación (2.16)}$$

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.

Los modelos fueron validados con un grupo de 52 muestras previamente seleccionadas para tal fin, muestras que no hicieron parte de los procesos de calibración de los modelos. De esta forma se verificó, mediante validación cruzada (datos medidos vs. valores estimados), el desempeño de cada propiedad para predecir las características del

suelo. De la validación realizada, se evaluó el coeficiente de determinación (R^2), la raíz cuadrada del error medio cuadrático (RMSE), el error medio (ME) y desviación residual de la predicción (RPD). Para los valores de R^2 evaluados entre 0.50 y 0.65 indican 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, es decir que las representaciones de los atributos empiezan a ser confiables con valores de R^2 mayores al 0.5. Un valor de R^2 entre 0.66 y 0.81 indica predicciones cuantitativas medias, mientras que un valor de R^2 entre 0.82 y 0.90 revela buena predicción y valores de R^2 superiores a 0.91 se considerados excelentes (Williams, 2003). Estos parámetros de la validación sirvieron como base para indicar cuáles fueron los modelos que presentaron mejor desempeño.

2.2 Análisis estadístico

Se realizó la estadística descriptiva para todos los datos de los valores medidos y estimado de las propiedades del suelo analizadas, utilizando el software estadístico SPSS, versión 11.0 (Norusis, 2002). En este análisis se determinó la media, mediana, mínima y máxima, asimetría, curtosis y coeficiente de variación (CV) para cada atributo. El análisis exploratorio de datos para los valores atípicos y pruebas de normalidad se llevaron a cabo con la prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov (K-S $p > 0.05$).

2.3 Análisis geoestadísticos

Este análisis fue realizado para las muestras de los suelos Andisoles y Oxisoles, donde se contaba con las coordenadas geográficas para cada muestra. El grado de variabilidad espacial de las muestras analizadas se determinó por métodos geoestadísticos usando análisis de semivariograma, Kriging ordinario y autocorrelación (Bailey & Gatrell, 1998). La tendencia geográfica, se estimó usando el software GS + v.7 con el que se construyeron los semivariogramas para cada propiedad del suelo y elegir el mejor modelo teórico ajustado de acuerdo con el R^2 .

La función del semivariograma se estimó mediante la fórmula:

$$Y(h) = \frac{1}{2} N \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (2.17)$$

dónde:

$\gamma(h)$ = semivarianza para el intervalo de clase (h),

$N(h)$ = número de pares separado por la distancia, entre dos posiciones muestreadas,

$z(x_i)$ = variable medida en la posición espacial (i),

$z(x_i + h)$ = variable medida en la posición espacial ($i+h$),

Para la elección del semivariograma se evaluaron tres funciones con el fin de elegir el mejor ajuste con los datos, los modelos esférico, exponencial o gaussiana fueron los que mejor se ajustaron a los semivariogramas experimentales, los cuales están definidos por las siguientes ecuaciones (Burgess & Webster, 1980):

Modelo Esférico

$$y(h) = \begin{cases} C_0 + C \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] & h \leq a \\ C_0 + C & h > a \end{cases} \quad (2.18)$$

Modelo Exponencial

$$y(h) = \begin{cases} C_0 + C(1 - e^{-3h/a}) & h \leq a \\ C_0 + C & h > a \end{cases} \quad (2.19)$$

Modelo Gaussiano

$$y(h) = \{C_0 + C(1 - e^{-h^2/\alpha^2})\} \quad (2.20)$$

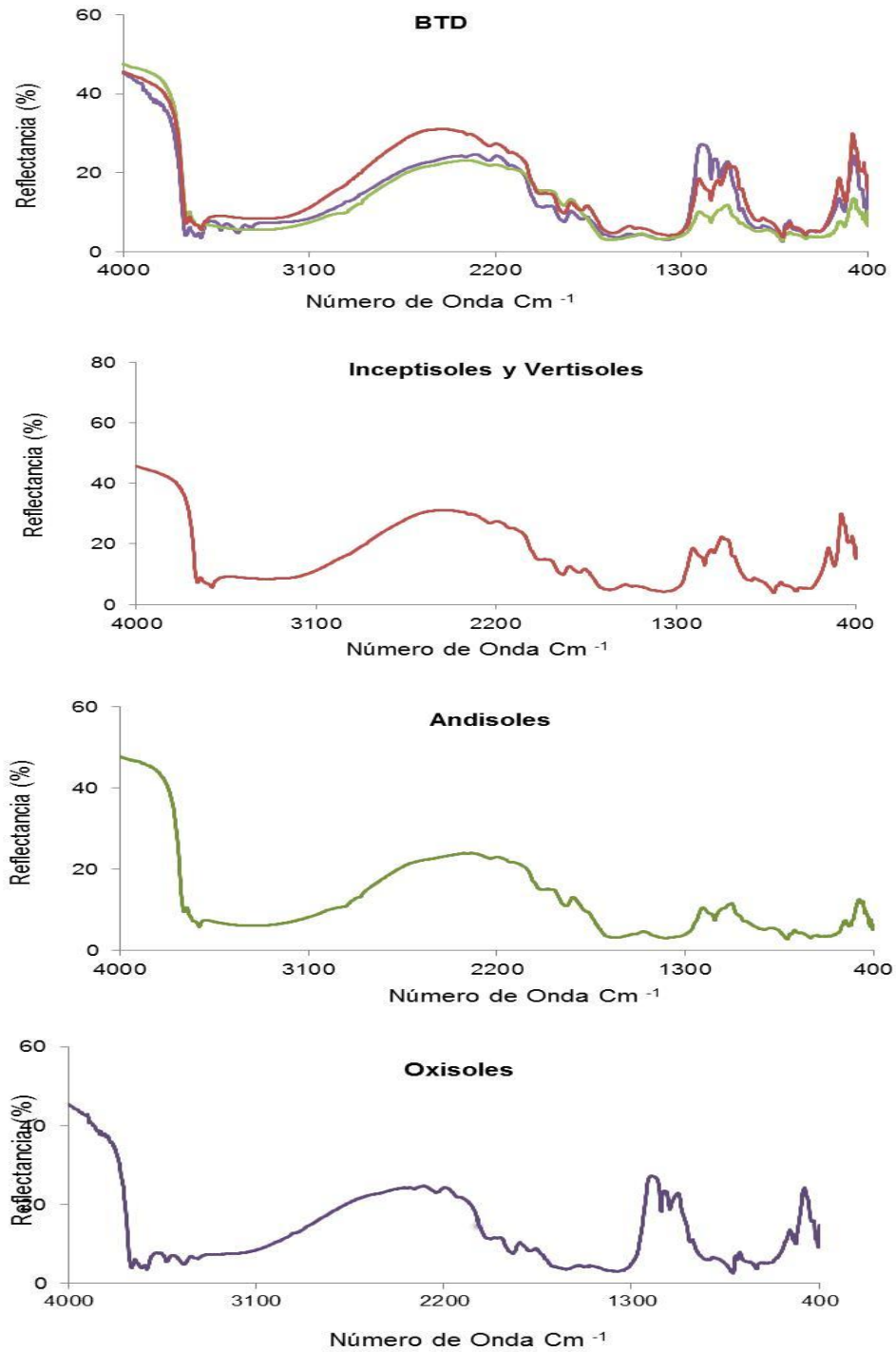
Donde (A_0) es el rango, (C_0) es la pepita y (C_0+C) es la meseta. El rango (A_0) es la distancia a la que la semivarianza deja de aumentar e indican que tan diferentes son las muestras, entre más cercanas se tomen las muestras serán más parecidos los contenidos de las propiedades de suelo, e inversamente cuando son tomadas más lejos. Estas adquieren una dependencia espacial diferente y en muchas ocasiones no hay dependencia espacial (Jaramillo, 2012). Una vez ajustado el modelo para cada propiedad, se identificó (GDE), dada por la relación entre el efecto pepita y la meseta (C/C_0+C). Se tuvo en cuenta la dependencia espacial que existe entre las observaciones para cada atributo en las distancias determinadas y fue estimada a través de la semivarianza. El grado de dependencia espacial (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).

La predicción de las propiedades de suelo por Kriging permitió la realización de los mapas de contorno utilizando el programa Surfer v.10 (Golden Software, CO, EE.UU.) Los Kriging de los valores observados y los Kriging de los valores estimados fueron utilizados para el mapeo de los patrones espaciales de los atributos.

3. Resultados y Discusión

3.1 Análisis cualitativo de las curvas espectrales

En las curvas espectrales de los suelos analizados, hay diferencias entre los espectros (**Figura 3-1**). En la base total de los datos (BTD) el espectro demuestra una mayor expresión en la región espectral de 466 cm^{-1} y 70% de reflectancia. Según Madari et al. (2006), esta región corresponde a la expresión de minerales primarios como Nontronita, Moscovita y grupos CH. Cabe destacar que esta es la suma de todos los suelos y cada espectro puede presentar un comportamiento diferente. Al observar los espectros para cada suelo se identificar donde las propiedades presentan mayor expresión, se puede decir que para los Inceptisoles y Vertisoles, la región espectral de mayor relevancia esta entre 500 y 700 cm^{-1} , con una reflectancia del 63%. Según McDowell et al. (2012) la región de la firma espectral de los suelos que se encuentra entre 600 y 1500 cm^{-1} , es donde se presentan las mayores características de las vibraciones fundamentales de minerales de silicato que hay en el suelo. Para los suelos Oxisoles al igual que Inceptisoles y Vertisoles presenta su máxima expresión de la región espectral de 466 a 680 cm^{-1} y 69% de reflectancia siendo el pico más elevado en los espectros analizados para cada suelo, En los Oxisoles del Meta las características espectrales causadas por los óxidos de hierro tienen gran particularidad, ya que causan un incremento en la reflectancia a longitudes de onda cortas y una depresión en la reflectancia a longitudes de onda ligeramente más largos (McDowell et al., 2012).

Figura 3-1: Curvas espectrales de cuatro suelos de Colombia

Los altos porcentajes de reflectancia también es un efecto del reflejo de la luz infrarroja en el rango espectral de colores claros u oscuros. En los suelos analizados la emisión de luz puede ser un indicador de los bajos contenidos de ácidos húmicos encargados de aportar colores oscuros en suelos de altos contenidos de materia orgánica. Para los suelos Andisoles la curva en la región espectral es más suavizada. Se puede decir que los colores oscuros en los suelos absorben la luz emitida por espectro, lo que reduce el porcentaje de reflectancia dando como resultado una curva menos amplia en porcentaje. La región comprendida entre 900 y 2000 cm^{-1} , según McDowell et al. (2012), puede ser ambigua ya que pueden haber superposición de atributos como componentes orgánicos, tales como carboxilo, amida, y otros con CH, C, O y CO y los minerales comunes de silicato de cuarzo y caolinita. Por esta razón para los suelos Inceptisoles, Vertisoles y Oxisoles se refleja con mayor influencia los minerales y no absorben la luz ya que tienen bajos contenidos de MO. Esto es similar a lo reportado por Reeves et al. (2006) en la estimación del CO. La banda ancha entre 3600 y 3200 es causada por vibraciones de estiramiento de hidrógeno unido al OH con enlace probablemente de H intermolecular, que corresponde a un sistema polimérico.

3.2 Correlación de las propiedades de los suelos con la respuesta espectral

El AI presentó una correlación positiva para la base total de los datos (BTD) y los suelos Andisoles, a diferencia de los Oxisoles, Inceptisoles y vertisoles que presentaron una correlación negativa (**Figura 3-2**). Este atributo destaca su correlación positiva superior de 0.55 para los Andisoles con una correlación positiva de 0.68 en una región espectral de 3502 cm^{-1} . La línea de correlación más baja en lo negativo es considerada menor de -0.45 y pertenece a los Inceptisoles y Vertisoles con -0.61 en una región espectral de 2482 cm^{-1} .

Los suelos con mayor rango de amplitud en el coeficiente de correlación fueron los Inceptisoles y Vertisoles con 0.86, seguido de los Andisoles con 0.78 y finalmente los Oxisoles con 0.59, pese a ser este el de menor amplitud no se encuentra muy alejado de

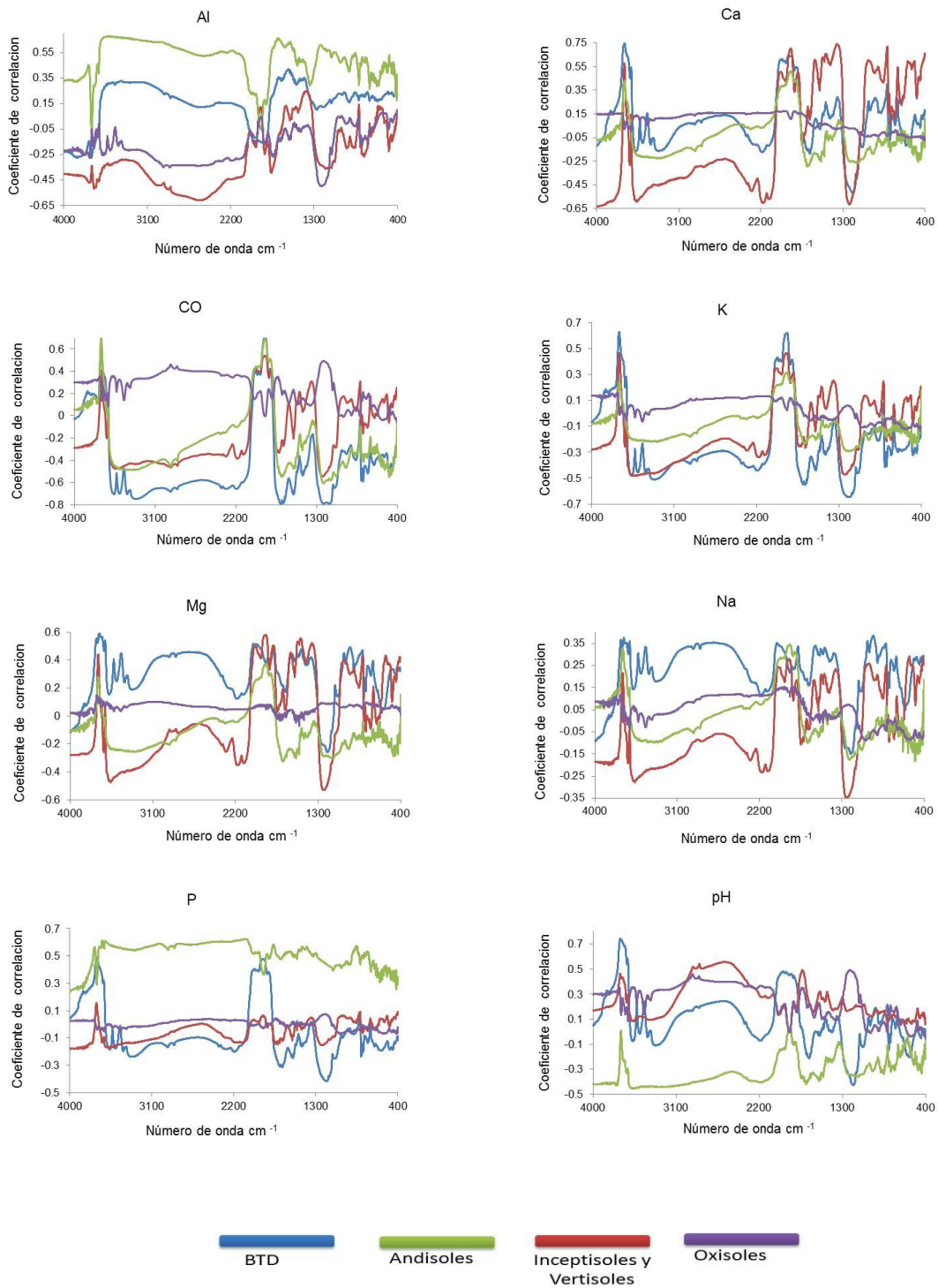
las amplitudes reportadas para los otros suelos. Esto puede indicar que la precisión en la predicción de los modelos para AI en los suelos analizados no varían significativamente.

El Ca para los suelos analizados y la BTD, se encuentra correlacionado positiva y negativamente a lo largo de toda la región espectral (**Figura 3-2**). La correlación positiva de este atributo es mayor de 0.55, siendo la BTD el espectro que supera esta amplitud con una correlación positiva de 0.74 en una región espectral de 3689 cm^{-1} . Las correlaciones negativas del Ca son consideradas menores de -0.65, donde los suelos Inceptisoles y Vertisoles son destacados ya que su correlación negativa tiene una amplitud de -0.63 en una región espectral de 3901 cm^{-1} . Al realizar el análisis de las amplitudes de cada suelo y la BTD, se observa que los Inceptisoles y Vertisoles presentaron el mayor rango de amplitud con 1.37, seguido de los Andisoles con 0.80 y finalmente Oxisoles con 0.27.

Según el rango de amplitud los Inceptisoles y Vertisoles prometen una mejor predicción en el modelo, esto puede ser influenciado por el contenido de bases intercambiables como Ca que se encuentran en concentraciones de medias a altas en esta región, lo que indica una buena reserva nutricional atribuida a los materiales parentales de la zona. La capacidad de intercambio catiónico alta, es un indicativo del tipo de arcilla que predomina (2:1) como la illita y montmorrillonita (Combatt et al., 2009).

Para los Oxisoles, la poca amplitud puede disminuir la precisión en la predicción del modelo. Esto se atribuye a la baja fertilidad y por ende bajos contenidos de Ca. Esta reacción era de esperarse ya que en estos suelos, en la fracción arena y arcilla los minerales predominantes son el cuarzo y la caolinita, indicadores de baja fertilidad potencial del suelo (Peña, 2006).

Figura 3-2: Correlación espectral de los atributos analizados en cuatro suelos representativos de Colombia



El CO presenta una correlación negativa menor de -0.8 para los Inceptisoles, Vertisoles, Oxisoles y la BTB. Solo el suelo Oxisol y parte de la curva de los andisoles presentan una correlación positiva mayor de 0.6. Esta propiedad del suelo destaca su mayor correlación positiva en la base total de 0.71, en una región espectral de 1857 cm^{-1} . La correlación negativa esta dada también por la BTB con -0.79 en una región espectral de 1157 cm^{-1} . En el análisis de los suelos el mayor rango de amplitud fue para los Andisoles con 1.30, seguido de los Inceptisoles y Vertisoles con 1.08 y finalmente los Oxisoles con 0.55. Según Bellon-Maurel & McBratney (2011), los carbonatos son fáciles de encontrar en MIR, debido a las fuertes bandas de absorción. La influencia de los buenos contenidos de este atributo en los Andisoles puede marcar una mejor predicción del modelo, ya que estos suelos en su mayoría son derivados de cenizas volcánicas, donde la predominancia de alófanos que hacen puentes con los ácidos húmicos, tiende a disminuir el proceso de descomposición de la materia orgánica. Estas alofanas ricas en Al indican que hay poca presencia de alofana rica en Si, lo que confirma el efecto antialofánico y la abundancia de complejos órgano-metálicos (Jaramillo, 2009).

El comportamiento de la curva de los Inceptisoles y Vertisoles, puede estar afectado por los contenidos de CO en el suelo, debido a diferentes razones como las altas temperaturas que aceleran el proceso de intemperismo de la materia orgánica, la intensidad del laboreo en los suelos y la forma indiscriminada como se ha venido practicando a lo largo de más de 30 años, causando una reducción de los contenidos de materia orgánica (Prieto et al., 2010).

En los suelos Oxisoles los contenidos de materia orgánica son bajos y la curva del espectro tiende a ser más plana, indicando menor expresión del atributo, pese a tener una correlación directa. Los suelos oxisoles pueden tener esta característica propia de identificación debido a sus bajos contenidos, en las curvas de correlación en la región espectral. La presencia del horizonte óxico es determinante de pH fuertemente ácidos, bajos contenidos de materia orgánica, nitrógeno y bases intercambiables, todo esto sumado a los continuos procesos de meteorización causados por las altas lluvias y altas temperaturas que se dan en el departamento, lo que minimizan la capacidad de acumulación de atributos (Daza et al., 2006).

El K se encuentra correlacionado en su mayoría de la región negativamente con valores menores de -0.5 en las regiones de 400 a 1724 cm^{-1} y de 2046 a 3610 cm^{-1} , también se encuentra correlacionado positivamente con valores mayores de 0.55 en diferentes las regiones espectrales de 1853 cm^{-1} y 3689 cm^{-1} . Solo los Oxisoles se encuentran correlacionados positivamente en su totalidad. Para el K se destaca la amplitud de la BTD en una correlación positiva de 0.63 en la región espectral de 3695 cm^{-1} y la correlación negativa con -0.64 en una región espectral de 1145 cm^{-1} .

En el análisis de los suelos, el de mayor amplitud fueron los Inceptisoles y Vertisoles con 0.95, seguido de los Andisoles con 0.60 y finalmente los Oxisoles con 0.29. Según el rango de amplitud Los Inceptisoles y Vertisoles prometen una mejor predicción en el modelo, está curva presenta el mejor comportamiento al ser comparada con los otros suelos. Sin embargo, los contenidos de K pueden variar respecto a la región debido al arrastre de las lluvias desde las colinas hasta la zona de planicie. El K también es afectado cuando se encuentra fijado entre las capas de las arcillas 2:1 (Ramos et al., 2006) o también por los altos contenidos de Ca, que inhiben en la presencia de K y P disponible para las plantas (Barrera et al., 2007).

En los Andisoles la curva presenta el comportamiento intermedio. Según Garzón et al. (2010), para estos suelos los contenidos de K es uno de los más afectadas por el manejo antrópico, lo que puede estar provocando la pérdida de este elemento. En los Oxisoles se presenta la menor amplitud lo que probablemente reduce las posibilidades de tener una buena predicción de los modelos. Sin embargo, este resultado es esperado para suelos Oxisoles ya que los contenidos de bases intercambiables son pocos y por ende, la región espectral puede presentar menos amplitud que los demás. La poca expresión que se observa en este espectro es en la región de 1100 a 1150 cm^{-1} , probablemente relacionados con minerales de arcilla tales como illita, esmectita y caolinita, así como cantidades mínimas de sílice (McDowell et al., 2012).

En el análisis del Mg, las correlaciones para los suelos Oxicos, BTB, Inceptisoles y Vertisoles son positivas, sin embargo los tres últimos tiene una correlación negativa en las regiones espectrales 977 – 1319 cm^{-1} y los Inceptisoles y Vertisoles nuevamente tiene una correlación positiva en la región de 1938 a 3608 cm^{-1} . Para los Andisoles la correlación negativa se presenta igual que los anteriores y en la región de 1739 a 1919

cm^{-1} presenta una correlación positiva superior a 0.4. La BTM presentan la correlación positiva de 0.59 más alta para esta propiedad, en una región espectral de 3676 cm^{-1} y la correlación negativa de mayor amplitud está dada por Inceptisoles y Vertisoles con -0.52 en una región espectral de 1201 cm^{-1} . El suelos con mayor rango de amplitud fueron los Inceptisoles y Vertisoles con 1.11, seguido de los Andisoles con 0.69 y finalmente los Oxisoles con 0.22.

El Mg en la **Figura 3-2** se observa el contraste de la curva del departamento de los Inceptisoles y Vertisoles con respecto a los otros suelos, lo que puede indicar una mejor precisión del modelo. La presencia de arcillas 2:1 y cloritas ricas en Mg se convierten en una fuente de este atributo a la solución del suelo aumentando los contenidos. Al analizar los contenidos para los Andisoles se ve que estos son intermedios lo que se ve reflejado en el comportamiento de la curva. Finalmente los oxisoles que presenta menor amplitud, donde seguramente la predicción de este modelo no será la más confiable. Los bajos contenidos de bases en esta región del país, se debe principalmente a las altas precipitaciones que lavan los pocos atributos que se pueden acumular. A esto se le suma el tipo de arcillas predominante, las caolinitas que tienen una baja capacidad de intercambio catiónico lo que no facilita la retención de los elementos en el suelo.

El Na, en el análisis realizado para cada suelo y la BTM se observa que Inceptisoles, Vertisoles y la BTM tienen una correlación positiva en la mayoría de la región espectral, sin embargo, la correlación negativa la presentan en las regiones de 985 a 1328 cm^{-1} y en la región de 2044 cm^{-1} solo para los Inceptisoles y Vertisoles. En tanto a los Oxisoles y Andisoles presentan una correlación negativa hasta la región 1685 cm^{-1} donde siguen con una correlación positiva y luego el suelo Andisol en la región de 2681 a 3618 cm^{-1} vuelve a tener una correlación negativa. Para este atributo la correlación positiva total es mayor de 0.35, donde se destaca la BTM con una correlación positiva de 0.38 en una región espectral de 948 cm^{-1} . La correlación negativa total se considera menor de -0.3, donde se destaca la curva de los Inceptisoles y Vertisoles con -0.34 en una región espectral de 1203 cm^{-1} .

El análisis de amplitud de las curvas los suelos Inceptisoles y Vertisoles presentó una mayor amplitud con 0.64, seguido de los Andisoles con 0.52 y finalmente los Oxisoles con 0.22. Se puede observar que para el Na la diferencia en amplitud entre los tres

primeros suelos no es mucho y por ende la predicción en los modelos puede ser similar. Cabe destacar que los niveles de sodio intercambiable generalmente son muy variables en el paisaje y puede ser determinada por un número de factores que no son fácilmente detectados por los MIR, tales como los niveles de sodio en el material parental y los niveles de sodio en la solución externa del suelo (Dunn et al., 2002). El comportamiento de la curva de los Inceptisoles y Vertisoles, como se explicó anteriormente, es debido a los materiales primarios presentes en la zona como las plagioclasas que aportan Na y se encuentran en mayores contenidos en Córdoba que en Cundinamarca. El poco contenido que se puede encontrar de esta propiedad del suelo en los Oxisoles, es atribuido a la condición natural de los suelos de la zona (Camacho-Tamayo et al., 2010).

El P mostró una correlación opuesta a las descritas anteriormente, las correlaciones negativas se presentaron para los Inceptisoles, Vertisoles, Oxisoles y la BTD. Solo BTD tiene una correlación positiva en la región espectral de 1712 a 2054 cm^{-1} . A diferencia de los anteriores, los Andisoles presenta una correlación positiva en toda la curva mayor de 0.5, con una correlación positiva de 0.86 en una región espectral de 2054 cm^{-1} , la correlación negativa del espectro se considera menor de -0.3 y está dada por la BTD con -0.41, en una región espectral de 1163 cm^{-1} (**Figura 3-2**).

En el análisis de la amplitud de la curva de los suelos, los Andisoles mostraron una mayor amplitud con 0.52, seguido de los Inceptisoles y Vertisoles con 0.15 y finalmente los oxisoles con 0.07, siendo los Andisoles el más destacado. Es de mencionar que los suelos analizados son intervenidos en la agricultura y que los buenos comportamientos en las regiones espectrales están asociados con los contenidos de P. De acuerdo a esto puede demostrarse que el buen comportamiento de los Andisoles, es debido a la fertilización fosfórica de cultivos como la papa y a la presencia de P en las cenizas volcánicas que son liberados a la solución del suelo, a medida que se hacen correctivos en el pH (Muñoz et al., 2006).

En los suelos Inceptisoles y Vertisoles el comportamiento de la curva es aceptable. Los contenidos de este atributo generalmente se dan por el aporte de materiales primarios como feldespatos, plagioclasas, anfíboles, micas piroxenos y según Berrocal et al. (2009), los mayores aportes de fósforo total en el suelo provienen del fosfato inorgánico del suelo en un 80%, mientras que el fosfato orgánico aporta solo un 20%. Debido a las

precipitaciones del departamento, este atributo tiende a lavarse y en suelos Inceptisoles las retenciones son menores que las realizadas por las cenizas en suelos ándicos. En los suelos Oxisoles se presenta la menor amplitud en las curvas analizadas. En esta región la presencia de arcillas caolinitas, que se caracterizan por que tienen poca retención de cationes intercambiables, favorecerá una baja CIC, lo que reduce los contenidos de este elemento y la poca expresión de esta propiedad del suelo.

En el pH los Andisoles y las BTD presentan una correlación negativa de -0.3 hasta la región de 1747 cm^{-1} , donde empieza a presentar una correlación positiva, los suelos de Inceptisoles, Vertisoles y Oxisoles presentan una correlación positiva mayor de 0.5. Sin embargo, la mayor amplitud en la correlación positiva es para la BTD, con una altura de 0.74 en una región espectral de 3685 cm^{-1} . La máxima correlación negativa se considera menor que -0.3 y está dada por BTD con -0.45 en una región espectral de 3531 cm^{-1} . Al determinar el análisis de amplitud para los suelos, Inceptisoles y Vertisoles con 0.56 presentaron mayor amplitud que los demás, seguidos de los Oxisoles con 0.55 y finalmente los Andisoles con 0.48. De forma general se puede decir que las curvas para cada suelo pueden indicar una predicción similar de buenos modelos para este atributo.

La predicción del pH es quizás la más importante para darnos una introducción del suelo que estamos tratando. En el análisis de las correlaciones se observa cierta similitud en la ampliación de las curvas con un rango aproximado de 0.3 para cada suelo, por lo que podemos inferir que la predicción de estos modelos pueden ser más uniformes. Pese a presentar gran diferencia en sus clasificaciones, ya que los Inceptisoles y Vertisoles tienen pH que van de moderadamente ácidos a Neutros (Ramos et al., 2006), en los Andisoles según Obando et al. (2006) los pH oscilan entre extremadamente ácido a ligeramente ácido y en suelos óxicos, los pH son extremadamente ácidos (Galvis et al., 2007).

La BTD fue el único valor que presentó una mejor amplitud, cercana a 1, lo que puede aumentar las probabilidades de obtener una mejor predicción del modelo, sin embargo la variedad de los contenidos del pH, diversificado por las distintas vocaciones agropecuarias del país, puede sobreestimar la confiabilidad del modelo.

3.3 Calibración y validación de los modelos

La predicción y precisión de los modelos se evaluó a través de parámetros tales como el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE) y la desviación residual de la predicción (RPD), parámetros considerados adecuados para tal fin (McDowell et al., 2012). El número de factores usados fue de 30 pero la mayoría de los atributos el mejor modelo fue hallado con menos de 10 factores.

Los modelos de calibración y validación demuestran el potencial de predicción del MIR, el cual varía con la propiedad del suelo específica a evaluar, y es indicado por el ajuste de los diferentes modelos y el coeficiente de determinación (Cobo et al., 2010). Según Budiman et al. (2009) los valores de RPD para aplicaciones agrícolas, superiores a 2 indican que los modelos son predicciones precisas; valores de RPD entre 1,4 y 2 se consideran razonablemente representativos, mientras que los valores inferiores a 1.4 indican una pobre predicción. La propiedad del suelo de mejor comportamiento fue CO con valores excelentes de $RPD \geq 4.14/3.26$ y R^2 de 0.94/0.91, resultados similares a los reportados por Mouazen et al. (2010). Seguido de Ca con $RPD \geq 3.22/2.32$ y R^2 0.90/0.81, valor excelente según Conzen (2003) quien indica que R^2 cercanos a uno (1) son buenos modelos (**Tabla 3-1**).

El pH, Al, Mg, K y Na presentaron un comportamiento aceptable, estos valores coinciden con los reportados por Cobo et al. (2010). La propiedad del suelo donde los modelos presentaron una pobre predicción fue P con valores de RPD 1.25/1.51 y R^2 0.36/0.57, parámetros de modelos que indican una pobre predicción del atributo, resultado similar al encontrado por Cobo et al. (2010). Para la calibración del atributo de P en MIR. De forma general, los resultados de calibración y validación de las propiedades de suelo analizadas reportaron un comportamiento aceptables, esto puede atribuirse a sus bajas concentraciones en la solución.

Tabla 3-1: Calibración y validación de resultados para predecir las propiedades del suelo a través de modelos de regresión parcial en el infrarrojo medio-(MIR)

Propiedad del suelo	Calibración			Validación		
	R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD
Al	0.77	0.26	2.04	0.70	1.35	1.38
Ca	0.90	1.52	3.22	0.81	2.01	2.32
CO	0.94	0.45	4.14	0.91	0.68	3.26
K	0.64	0.22	1.66	0.79	0.16	2.16
Mg	0.88	1.28	2.84	0.74	1.41	1.92
Na	0.62	0.09	1.61	0.62	0.07	1.59
P	0.36	6.71	1.25	0.57	6.36	1.51
pH	0.86	0.19	2.61	0.70	0.24	1.64

3.3.1 Calibración de los modelos por tipos de suelos

Al realizar un análisis de los modelos por cada tipo de suelos, se observó que el Al, Ca, K, Mg y pH presentan la mejor predicción por parte de los modelos. De acuerdo con Budiman et al. (2009), en suelos vertisoles se presentan buenas predicciones para los atributos de Al, Na, Mg y Ca. Cabe resaltar que para el Na los modelos de mejor predicción se presentaron para Inceptisoles, Vertisoles y Oxisoles, sin embargo no son considerados como modelos confiables (**Tabla 3-2**).

En los Andisoles las predicciones son aceptables de forma general, donde las propiedades destacadas fueron CO y P con R²=0.82; RPD>2.3 y R² =0.69; RPD>1.8 respectivamente, pese a que P tiene un resultado representativo. Los buenos resultados obtenidos al estimar CO son similares a lo reportado por Reeves et al. (2001).

Tabla 3-2: Calibración de resultados para predecir los atributos de Córdoba, Cundinamarca y Meta.

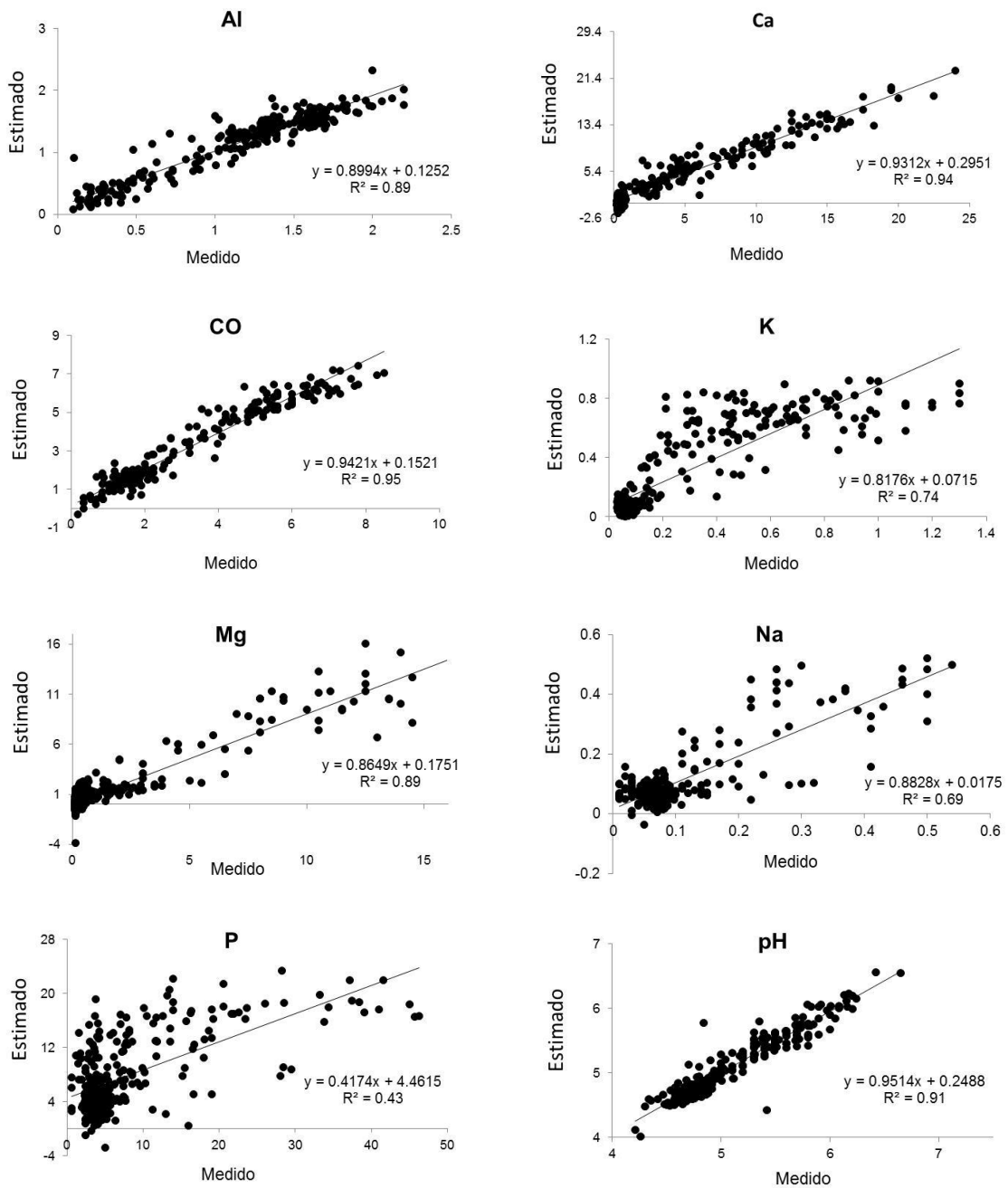
Prop. del suelo	Tipo de suelo	R ²	RMSE	RPD
Al	Inceptisoles Y Vertisoles	0.91	0.82	3.34
	Andisoles	0.75	1.43	1.98
	Oxisoles	0.65	0.16	1.61
Ca	Inceptisoles Y Vertisoles	0.91	2.02	3.42
	Andisoles	0.86	1.56	2.67
	Oxisoles	0.01	2.03	1.00
CO	Inceptisoles Y Vertisoles	0.67	0.55	1.73
	Andisoles	0.82	0.59	2.30
	Oxisoles	0.74	0.10	1.95
K	Inceptisoles Y Vertisoles	0.62	0.19	1.58
	Andisoles	0.21	0.54	1.03
	Oxisoles	0.30	0.16	1.14
Mg	Inceptisoles Y Vertisoles	0.83	1.88	2.34
	Andisoles	0.73	0.43	1.90
	Oxisoles	0.35	0.02	1.16
Na	Inceptisoles Y Vertisoles	0.24	0.34	1.14
	Andisoles	0.07	0.07	1.03
	Oxisoles	0.20	0.01	1.06
P	Inceptisoles Y Vertisoles	0.44	6.17	1.32
	Andisoles	0.69	8.17	1.80
	Oxisoles	0.03	1.08	0.99
PH	Inceptisoles Y Vertisoles	0.78	0.28	2.11
	Andisoles	0.76	0.14	2.02
	Oxisoles	0.44	0.10	1.32

Para los Oxisoles los resultados no fueron los mejores, sin embargo los que presentaron una buena respuesta por parte de los modelos fueron el CO y el Al con valores de $R^2 = 0.74$ y $RPD > 1.95$; $R^2 = 0.65$; $RPD > 1.61$ respectivamente. El resto de las propiedades de suelo no presentaron una buena predicción de los modelos (**Tabla 3-2**). Estos resultados coinciden con las correlaciones realizadas, ya que este suelo fue el que menos confiabilidad presentó en la calibración de los modelos, coincidiendo con lo reportado por Reeves et al. (2006).

Se realizó el análisis de dispersión para cada propiedad del suelo, representado en la **Figura 3-3**, en esta se observa que el mejor R^2 es para CO con 0.95, seguido de Ca con 0.94, pH 0.91, Al con 0.89 y Mg con 0.89, siendo estos últimos cationes de gran importancia por ser dominantes en los sitios de intercambio, la confiabilidad de la predicción es determinada por R^2 mayores de 7, por lo que se puede afirmar que el CO, Ca, Al, Mg y pH tienen una buena predicción a diferencia de las propiedades de P, K y Na que presentaron R^2 de 0.43, 0.74 y 0.69 respectivamente, siendo los más bajos, resultado similar fue reportado por Budiman et al. (2009).

En la predicción de CO se observa que tiene la mejor relación lineal. Estos resultados del modelo PLSR MIR son comparables con los de Reeves et al. (2001), McCarty et al. (2010), McDowel et al. (2012). Los resultados para las propiedades del suelo menos favorecidos como el Na, se puede inferir, que son atribuidos a las bajas concentraciones en las que el elemento se encuentra en el suelos y para los atributos de P y K que también presentaron resultados poco confiables, generalmente se debe a que son afectados por su alta movilidad en la solución del suelo, lo que varía fácilmente su contenido, dando como resultado una predicción menos acertada, sin embargo resultados como estos son reportados por Cobo et al. (2010) en otro tipo de suelo.

Figura 3-3: Dispersión de los modelos de MIR para las propiedades de suelo evaluadas en cuatro tipos de suelo de Colombia.



3.4 Importancia de las variables para la proyección (VIP)

Las regiones espectrales donde se puede observar mayor expresión de la respuesta espectral MIR en la estimación de las propiedades del suelo a partir de los modelos, determinados por los valores de VIP, para Al, Ca, CO, K, Mg, Na, P y pH se encuentra en la región espectral comprendida entre 400 y 700 cm^{-1} (**Figura 3-4**). Resultados similares fueron reportados por Gómez et al. (2008). Al realizar un análisis individual de las propiedades se observa que el Al se encuentra principalmente expresado en la región espectral de 422 a 560 cm^{-1} . En los Oxisoles también se observan expresiones del Al en una región espectral diferente comprendido entre 1093 y 3716 cm^{-1} .

El Ca en los espectros analizados para cada suelo y el total de la muestras se ve expresado en la región espectral de 414 a 499 cm^{-1} y en la región espectral de 3689 a 3740 cm^{-1} para los datos de BTD, Andisoles, Inceptisoles y Vertisoles. Para estos dos último también se ven algunos picos de expresión en la región espectral de 1085 cm^{-1} . Comportamiento similar presentó el CO en todos los espectros, con una expresión en la región espectral de 484 a 550 cm^{-1} . Para los suelos Inceptisoles, Vertisoles y Andisoles, la expresión también se observó en el rango de 3728 a 3750 cm^{-1} .

Los resultados de VIP para las bases intercambiables, presentaron variabilidad en los espectros. Para el K presenta mayor expresión en la región espectral de 565 a 572 cm^{-1} y en los suelos Inceptisoles, Vertisoles y Oxisoles también se expresan en las regiones de 3716 a 3639 cm^{-1} . El Mg presenta su mayor expresión en la región espectral de 455, 1062 y 2848 cm^{-1} , donde los suelos Inceptisoles, Vertisoles y Oxisoles también se expresan en los rangos de 3847 y 2941 cm^{-1} respectivamente. La expresión de Na en los datos analizados fue bastante irregular. La base total de los datos presentó su mayor expresión en la región espectral de 657 cm^{-1} , para los Inceptisoles, Vertisoles y Andisoles en la región espectral de 3689 a 3732 cm^{-1} y finalmente los Oxisoles que tiene varios picos pero su mayor expresión se observó en las regiones de 410 y 2922 cm^{-1} .

El P presenta su mayor expresión en la región espectral de 418 a 557 cm^{-1} y para los suelos Andisoles y Oxisoles también se expresan en las regiones de 3701 y 1047 cm^{-1} respectivamente. Comportamiento similar presentó el pH, observando que se expresa en

la región entre 449 a 511 cm^{-1} en la base total de los datos y en los Inceptisoles y Vertisoles este atributo también se expresa en la región de 3720 cm^{-1} .

Figura 3-4: Importancia de las variables para la proyección (VIP), en la calibración de los modelos espectrales.

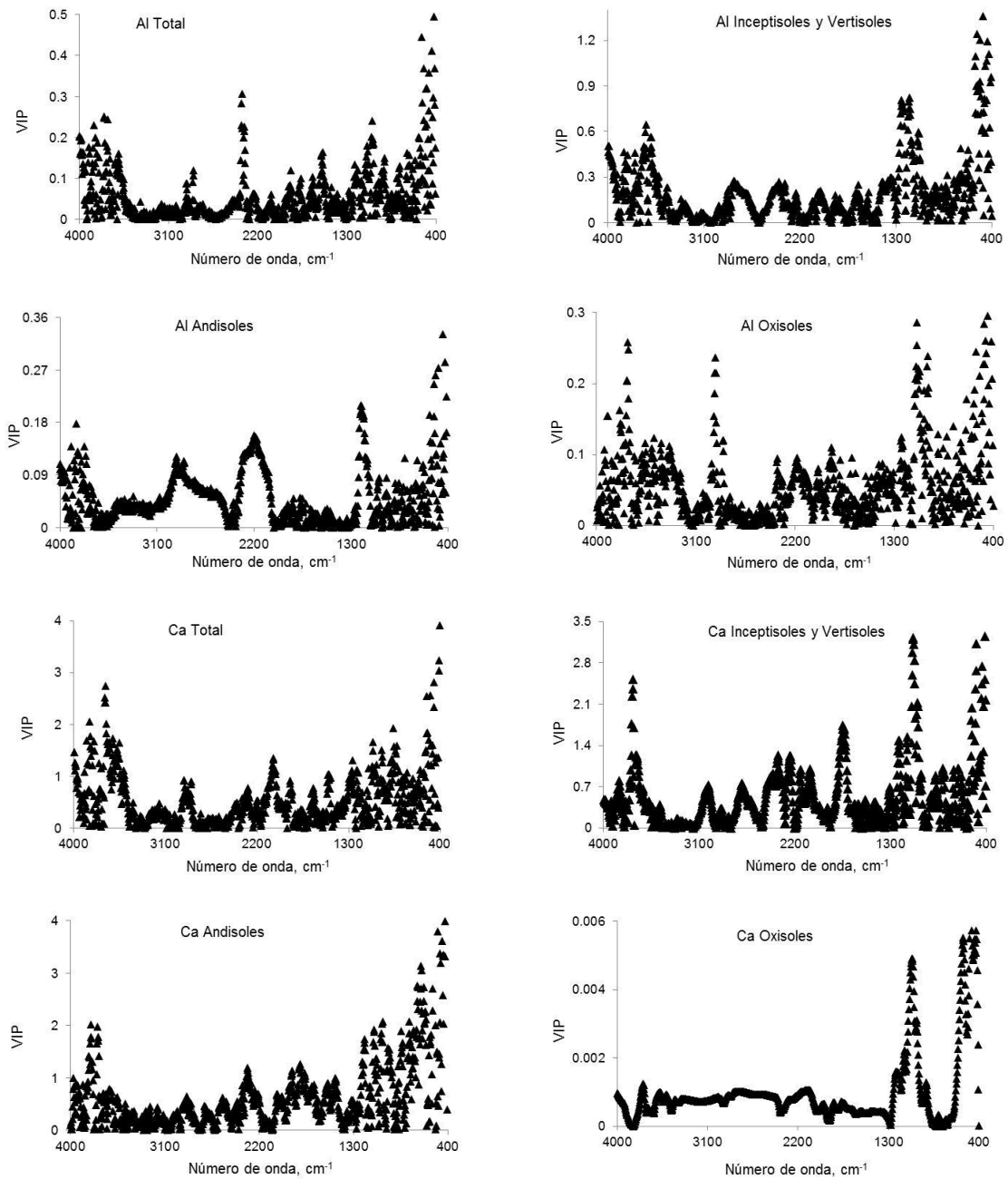


Figura 3-4: Continuación...

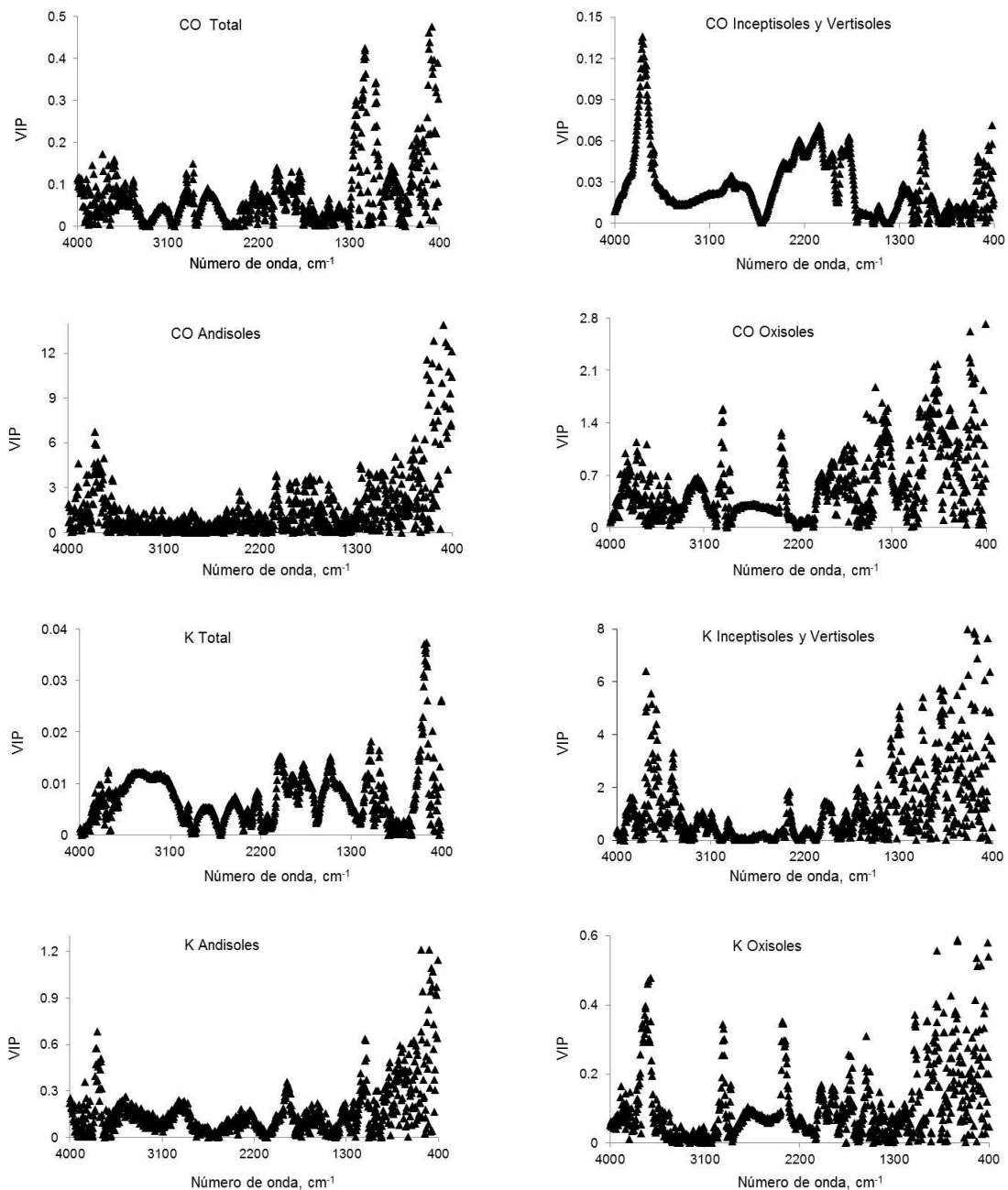


Figura 3-4: Continuación...

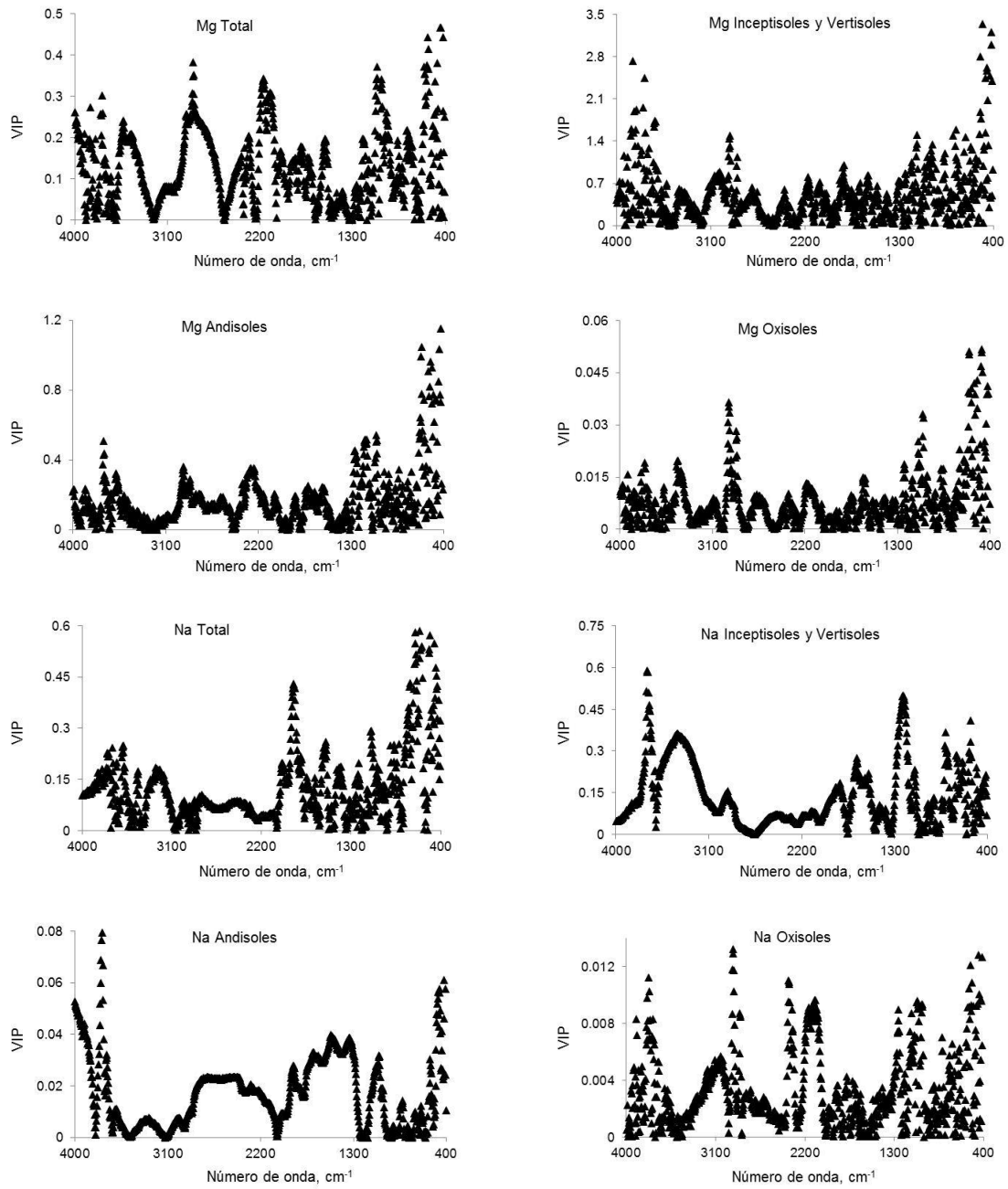
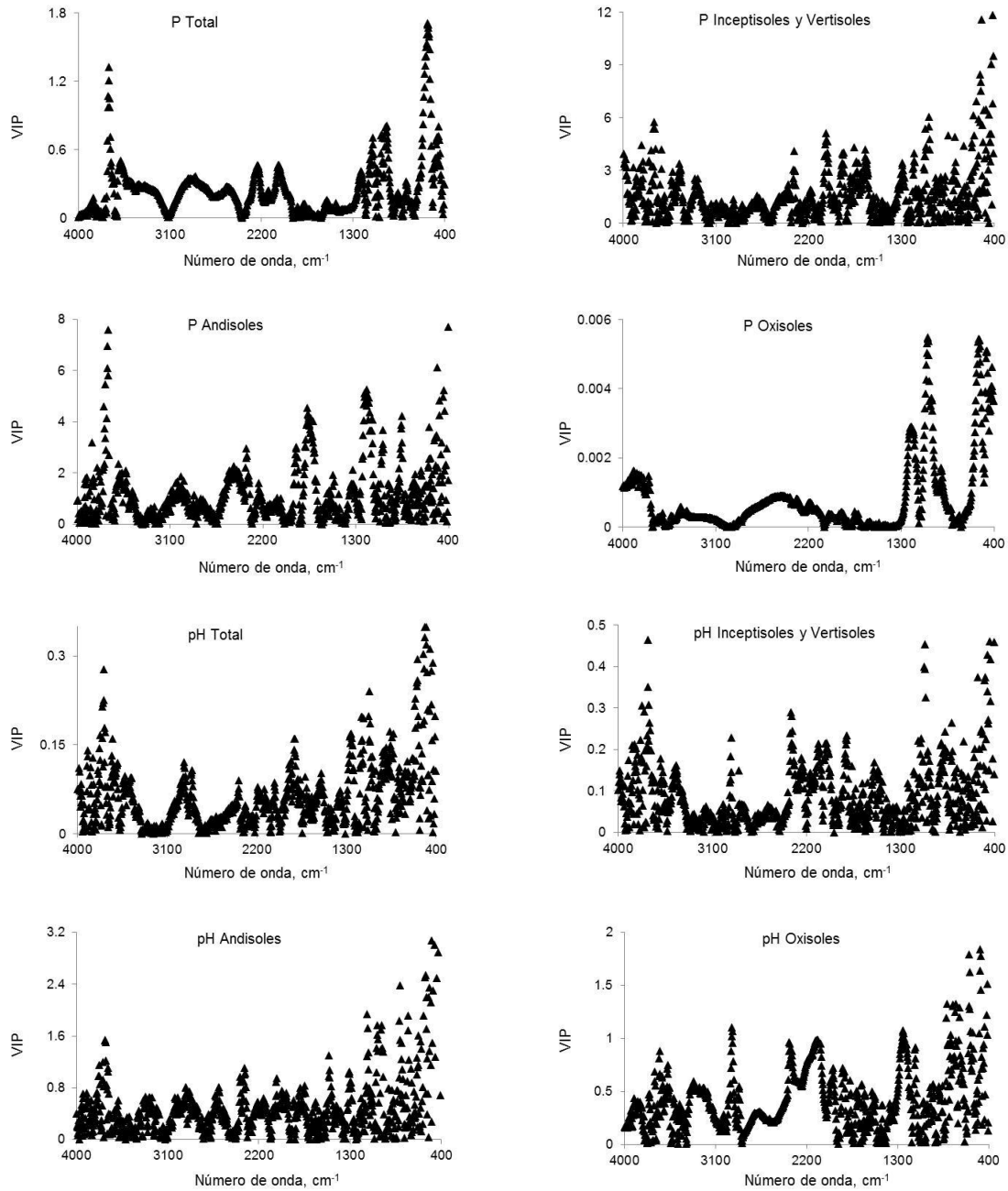


Figura. 3-4. Continuación...



3.5 Estadística descriptiva

Se realizó la estadística descriptiva de las propiedades de los suelos analizados, en los cuales se encuentran los suelos agropecuarios representativos del país, Vertisoles, Inceptisoles, Andisoles y Oxisoles. Este análisis estadístico se realizó para la base total de los datos y seguidamente para cada departamento.

3.5.1 Estadística descriptiva del total de las muestras analizadas

El Al presenta contenidos que varían de 0.10 a 5.40 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ con una media menor de 1.2 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ (**Tabla 3-3**). Este valor es similar al reportado por Casierra-Posada & Aguilar (2007) para las concentración de Al^{3+} en la solución del suelo, cuando se presentan pH menores de 5.0 y donde el Al se encuentra en el rango de 0.1 a 1.0 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ y en suelos minerales de ecosistemas forestales, la concentración de Al^{3+} soluble puede alcanzar valores cercanos a 10 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$. Con estos contenidos esta propiedad es el principal factor limitante de la producción agrícola y deben ser tenidos en cuenta.

Para el Ca y Mg, en diferentes suelos de Colombia presentan contenidos máximos de 24 y 17 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ y mínimos de 0.2 y 0.07 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ respectivamente. Puede decirse que, en general de las propiedades analizadas, el suelo presenta contenidos altos de Ca y Mg, (Valbuena et al., 2008). Habitualmente estos contenidos en el suelo dependen de los materiales de origen, del grado de meteorización y del grado de lixiviación, por lo tanto, su contenido puede variar ampliamente en los suelos. Es de anotar que el Ca y el Mg se expresan mejor en la solución del suelo cuando los pH están por encima de la neutralidad, en suelos moderadamente alcalinos o alcalinos. Los coeficientes de variación para Ca y Mg son altos y no presentaron una distribución normal (K-S $p > 0.05$).

Los contenidos de CO varían de 0.17 a 8.5 % y el coeficiente variación es muy alto. Se puede decir que los bajos contenidos de este atributo pertenecen a los suelos Oxisoles, Inceptisoles y los altos a los Andisoles. Según Carvajal et al. (2009), las variaciones de CO se presentan dependiendo de la altura, pese a tener el mismo uso del terreno. La media del CO tiene un valor de 2.73 %. De acuerdo a esto se puede decir que los

contenidos de CO en diferentes suelos de Colombia son valores medios, hecho que no concuerda con lo reportado por Jaramillo (2011) para algunos suelos de Colombia. El CO total es un indicador del efecto de diferentes sistemas productivos sobre la fracción orgánica del suelo y se utiliza para evaluar los cambios de MO asociados a sistemas de labranza, uso y capacidad productiva de los suelos (Martínez et al., 2008), por lo que se infiere que en Colombia los suelos están siendo explotados con actividades agrícolas que poco a poco van deteriorando la capa orgánica del suelo.

El K varía su contenido de 0.03 a 1.9 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$. La disponibilidad de este puede cambiar dependiendo de diferentes factores, entre ellos la humedad del suelo (Roldán et al., 2004). Es de esperarse que en Colombia, por estar situada en la Zona Tórrida, el clima debería ser tropical y de unas condiciones climáticas uniformes, pero la conjugación en la topografía de cordilleras y montañas, le dan variedad de climas que influyen en la formación de los suelos, donde aquellos altamente meteorizados como los Oxisoles contrastan con los suelos jóvenes como los Inceptisoles y Vertisoles y que se encuentra más cerca al nivel del mar y de los derivados de materiales volcánicos, en los que los contenidos de arcilla y de K son generalmente altos (Mengel & Kirkby, 2000). Esto diversifica la disponibilidad de ciertos atributos del suelo, lo que se ve reflejado en los altos coeficientes de variación, que al igual que las anteriores propiedades son altos. La asimetría y curtosis en el estimado fue el más cercano a cero y la prueba de K-S no presentó una distribución normal (K-S. $p > 0.05$)

El Na tiene un mínimo de 0.01 y un máximo de 0.91 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$, con una media de 0.07 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$. Estos contenidos son adecuados para suelos de producción agropecuaria. Los excesos de Na es uno de los principales factores que afecta el crecimiento de la planta, según Muñoz et al. (2000) los suelos salino sódicos presentan una concentración de sodio intercambiable de 15% y el pH se encuentra entre 8.5 y 10.0, situación en que la mayoría de cultivos empiezan a presentar problemas en su desarrollo. En Colombia hay muchos lugares donde los suelos son afectados, debido a los excesos de Na, (Laegdsmand et al., 2005), y en el peor de los casos se presentan encostramiento generado por la dispersión en suelos caoliníticos bajo condiciones de exposición a la erosión (Summa et al., 2006). Otero-Gómez et al. (2012) recomiendan un manejo especial para estos suelos sobre todo en la dispersión, la cual debe ser analizada por rangos de los indicadores conductividad eléctrica y relación de actividad de Na^+ (Ca^{2+})^{0,5} teniendo en cuenta las particularidades de las especies iónicas

Los resultados de P van desde 0.6 hasta 46 mg kg⁻¹ con una media de 7.8 mg kg⁻¹ y altos valores en el coeficiente de variación, estos resultados son similares a los reportados por Valbuena et al. (2008). Como se ha comentado anteriormente la principal limitación químicas en la expresión del P, esta relacionan directamente con el pH y el contenido de alófana que pueda haber en los suelos ándicos, que al ser de tendencia ácida pueden fijar o inmovilizar hasta el 90 % del fósforo que existe en la solución del suelo (Alcalá et al., 2002). En Colombia se puede decir que el pH oscila de 4.20 (extremadamente ácido) a 7.07 (neutro).

Tabla 3-3: Descripción estadística del total de las propiedades de los suelos, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y estimados (Est.) a partir de los modelos MIR.

Prop.	N	Media	Mediana	CV (%)	Mínimo	Máximo	Asim.	Curt.	K-S
Al _{Med.}	242	1.19	1.26	59.10	0.10	5.40	1.88	9.91	-
Al _{Est.}	242	1.16	1.31	45.82	-0.19	2.66	-0.41	-0.43	-
Ca _{Med.}	299	3.91	0.70	132.06	0.20	24.00	1.55	1.59	-
Ca _{Est.}	299	3.94	1.54	125.93	-1.78	22.75	1.32	0.99	-
CO _{Med.}	309	2.73	1.74	70.72	0.17	8.50	1.19	0.12	-
CO _{Est.}	309	2.72	1.78	68.60	-0.31	7.44	0.97	-0.54	-
K _{Med.}	308	0.31	0.09	122.75	0.03	1.90	1.82	3.30	-
K _{Est.}	308	0.31	0.12	98.20	-0.04	0.92	0.59	-1.33	-
Mg _{Med.}	311	1.94	0.19	185.02	0.07	17.50	2.40	4.99	-
Mg _{Est.}	311	1.87	0.60	177.35	-3.82	16.04	2.21	4.19	-
Na _{Med.}	309	0.12	0.07	115.04	0.01	0.91	3.00	10.35	-
Na _{Est.}	309	0.12	0.08	99.26	-0.03	0.61	2.08	3.34	-
P _{Med.}	295	7.80	4.20	110.20	0.60	46.30	2.54	6.48	-
P _{Est.}	295	7.72	5.69	70.94	-2.85	23.38	0.87	-0.25	-
pH _{Med.}	310	5.11	4.90	9.87	4.21	7.07	1.05	0.98	-
pH _{Est.}	310	5.10	4.91	9.22	4.01	6.56	0.66	-0.41	-

□ = K-S. $p > 0.05$; - = K-S. $p \leq 0.05$

Según el IGAC (1988), aproximadamente en el 85 % del territorio nacional los suelos tienen valores de pH menores a 5.5 y el 57.6 % tiene pH < 5 donde no se presentan mayores limitaciones para actividad agrícola. Es de destacar que las muestras analizadas provienen de zonas dedicadas a la explotación agrícola y las correcciones

realizadas a través del tiempo han cambiado las condiciones de los suelos. El coeficiente de variación es bajo, y la asimetría y curtosis es la más cercana a cero en los valores de medidos y estimados, este hecho es similar al reportado por (Garzón et al., 2010) en los suelos de Colombia.

3.5.2 Estadística descriptiva para Inceptisoles y Vertisoles

Los rangos que presenta el Al se encuentran de 0.2 a 9.5 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ (**Tabla 3-4**). Los altos valores pueden ser atribuidos a los análisis de unas muestras provenientes de suelos sulfatados ácidos. Generalmente estos suelos son el resultado de la implementación de redes de drenaje para la actividad agropecuaria, lo que se convierte en una fuente de compuestos ácidos que afectan el ambiente edafogenético, al favorecer la hidroxilación del Al y Fe y estos, a su vez, producen hidrogeniones, que aumentan la acidificación en estas zonas (Bennett et al., 2004), generalmente están ubicados en los bacines del río Sinú en la costa caribe colombiana (Combatt et al., 2009). Los coeficientes de variación para el Al son altos, resultados similares a los reportados por Pimentel-Gómez & García (2002) y Muñoz et al. (2006) para suelos bajo producción agrícola. La prueba de K-S no presentó una distribución normal ($p > 0.05$).

El Ca tiene un máximo y mínimo que oscilan de 31.5 a 1.5 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ respectivamente, valores que coinciden con los reportados para el departamento de Córdoba por Prieto et al. (2010) para suelos Vertic Endoaquept en el valle del Sinú. Los buenos contenidos de Ca en la mayoría de los suelos de esta región, es debido a que están formados por sedimentos de la cordillera occidental, donde se encuentran rocas de tipo básico con contenidos importantes de piroxenos, anfíboles y feldspatos cálcicos (anortitas), que se constituyen en fuentes de Ca en los suelos originados. Si analizamos las propiedades de cada muestra, se puede decir que en los suelos sulfatados ácidos se espera un bajo contenido de Ca. Según Albuquerque et al. (2003) el aumento de cargas negativas puede disminuir los contenidos de calcio y magnesio, afectando así el valor de la media total. Los coeficientes de variación siguen siendo altos, hecho que no concuerda con Prieto et al. (2010). El Ca presentó una distribución normal (K-S $p > 0.05$).

El CO tiene el máximo valor del contenido en 3.97 % y el mínimo en 0.17 % con una media de 1,7 % valores intermedios y que se encuentran entre los rangos reportados por Combatt et al. (2009) y bajos para algunos suelos como los vertisoles e inceptisoles ubicados en el Valle del Sinú, que poseen un alto contenido de MO (>10%, determinada por combustión seca) (Cabrera et al., 2008). Es necesario destacar que las altas temperaturas también pueden afectar los contenidos del CO al realizar más rápido el proceso de intemperismo de la materia orgánica. En la prueba de normalidad (K-S $p > 0.05$) solo el valor del estimado presentó una distribución normal.

Tabla 3-4: Descripción estadística de las propiedades de suelos Inceptisoles y Vertisoles, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y estimados (Est.) a partir de los modelos MIR.

Prop.	N	Media	Mediana	CV (%)	Mínimo	Máximo	Asim.	Curt.	K-S
Al _{Med.}	25	2.76	2.00	98.69	0.20	9.50	1.35	1.14	-
Al _{Est.}	25	2.71	1.91	91.13	-0.46	8.11	1.00	-0.14	-
Ca _{Med.}	54	10.12	10.00	68.26	1.50	31.50	0.66	0.22	*
Ca _{Est.}	54	9.92	9.87	68.15	-2.49	27.31	0.32	-0.41	*
CO _{Med.}	58	1.70	1.64	56.13	0.17	3.97	0.50	-0.48	*
CO _{Est.}	58	1.72	1.60	55.74	-0.35	4.44	0.30	0.22	*
K _{Med.}	59	0.34	0.22	87.40	0.03	1.47	1.55	2.51	-
K _{Est.}	59	0.34	0.32	85.41	-0.19	0.94	0.21	-0.81	-
Mg _{Med.}	58	7.54	7.50	58.32	1.00	17.0	0.24	-1.15	*
Mg _{Est.}	58	7.56	7.99	59.14	-2.13	16.08	-0.07	-0.96	*
Na _{Med.}	58	0.39	0.27	98.76	0.11	2.35	3.45	14.38	-
Na _{Est.}	58	0.39	0.35	63.48	-0.08	0.99	0.10	-0.64	*
P _{Med.}	50	8.66	5.30	94.01	0.6	35.4	1.89	3.30	-
P _{Est.}	50	8.27	8.16	82.26	-6.97	29.46	0.55	0.95	*
pH _{Med.}	58	5.64	5.69	10.41	4.21	7.07	-0.14	0.32	*
pH _{Est.}	58	5.63	5.64	10.22	3.89	6.79	-0.39	0.90	*

□ = K-S. $p > 0.05$; - = K-S. $p \leq 0.05$

Los contenidos de K, Mg y Na en los suelos Inceptisoles y Vertisoles varían de 1.47 a 0.03, 1 a 17 y 0.11 a 2.35 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ respectivamente, resultado similar a los rangos reportados por Combatt et al. (2008) y Pardo et al. (2009) y elevados al ser comparados con los demostrados por Combatt et al. (2006) para Inceptisoles. Los altos valores son consecuencias de las arcillas predominantes y a los minerales primarios como

feldespatos, plagioclasas, anfíboles, micas y piroxenos encargados de aportar bases intercambiables y que se encuentran en mayor proporción en el departamento de Córdoba que en el resto de los departamentos analizados. Los coeficientes de variación son altos para las tres propiedades del suelo y solo el valor del estimado para Mg y Na presentaron una distribución normal (K- S $p > 0.05$).

El P en Inceptisoles y Vertisoles varía de 0.6 a 35.4 mg Kg⁻¹ con una media de 8.66 mg kg⁻¹ y un alto coeficiente de variación de 94 %. Según Ramos et al. (2006), la variación en los contenidos de P es atribuido a factores como el arrastre de las lluvias, lo que determina la poca uniformidad del atributo en el departamento. Otro factor que afecta los contenidos de P es el pH cercano a la neutralidad y altos contenidos de Ca, condiciones en la que el atributo de Ca insolubiliza al P (Barrera et al., 2008). Cabe destacar que no solo el Ca puede reducir la movilidad de esta propiedad a altos pH, los altos contenidos de arcillas 2:1 que son predominante en el departamento a pH entre 5 y 7 fijan el P con óxidos e hidróxidos de hierro con aluminio (Berrocal et al., 2009), lo que no permite que esté disponible para las plantas. Las pruebas de asimetría y curtosis estuvieron más cercanas a cero en el valor estimado y solo el P presentó una distribución normal.

El pH varía de 5.7 a 7.1, con suelos entre moderadamente ácidos y neutros, valores adecuados para el crecimiento de las plantas, ya que la mayoría de las propiedades químicas expresan sus contenidos a la solución del suelo a estos pH (Barrera et al., 2008). Los coeficientes de variación son bajos hecho anteriormente reportado en otros estudios por Garzón et al. (2010) en suelos de Colombia bajo producción agrícola. Las pruebas de normalidad presentaron una distribución normal tanto para los valores medidos y estimados (K-S $p > 0.05$).

3.5.3 Estadística descriptiva para Andisoles

El Al varía de 0.1 a 1.6 cmol_c kg⁻¹ contenido de medios a bajos. Estos resultados concuerdan con los reportados (Muñoz et al., 2006) para el Al intercambiable en suelos Andisoles. Los coeficientes de variación para este atributo, al igual que el reportado para en suelos anteriores es alto y la prueba de normalidad (K-S $p > 0.05$) no presentó una distribución normal (**Tabla 3-5**).

El Ca tiene un máximo de $18.3 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$. Estos valores son menores a los reportados para suelos Inceptisoles y Vertisoles y mayores a los reportados por Obando et al. (2006) para Andisoles, es decir que este suelo tiene mayor nutrición que el modal para suelos ándicos, sin embargo sus características no pueden igualar los contenidos de un vertisol o un inceptisol. Los coeficientes de variación son altos y Ca no presentó una distribución normal (K-S $p > 0.05$).

El CO varía sus contenidos de 2.4 a 9.4 % valores altos debido a la predominancia de alófanas y del clima que hace más lento el proceso de intemperismo de la materia orgánica, resultados similares fueron reportados por Muñoz et al. (2006). Según Carvajal et al. (2009) a medida que se aumenta la altura se obtendrán mayores contenidos de esta propiedad en los suelos. Los coeficientes de variación fueron intermedios entre el 15 y 25% (Pimentel-Gómez & García, 2002). El CO presentó una distribución normal (K-S $p > 0.05$) lo que concuerda con lo reportado por Obando et al. (2006) para Andisoles.

El K y Mg presentaron contenidos de medios y bajos con valores de 0.8 y $1.12 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ respectivamente. Cabe destacar que estos atributos son los que se lixivian rápidamente en comparación con otros, reduciendo sus contenidos. Estos resultados son similares a los reportados por Estupiñán et al. (2009) para el K en suelos de paramos Colombianos. Los coeficientes de variación son altos y solo el valor estimado para K presentó una distribución normal. En tanto el Na varía de 0.01 a $0.41 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ con una media de $0.06 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$, resultados que coinciden a los reportados por Obando et al. (2006) para ándisoles. Los coeficientes de variación, al igual que la mayoría de las propiedades de suelos analizadas son altos. Se puede inferir que para suelos ándicos los patrones en la depositación de las cenizas volcánicas en forma dispersa y los mecanismos y grado de meteorización son los responsables de la alta variabilidad espacial de los suelos actualmente encontrados (Lizcano et al., 2006). La prueba de normalidad tuvo una distribución normal solo para el valor estimado.

El P en suelos Andisoles varía de 0.6 a 77.2 mg kg^{-1} y una media de 15.81 mg kg^{-1} . Esta disponibilidad, como se había mencionado antes, se encuentra condicionada por el pH. En los Andisoles se presentan suelos donde los pH llegan hasta 4.7, medio en el que el P no está disponible, ya que es necesario un medio ligeramente ácido para que el P pueda expresarse en su punto máximo (Barrera et al., 2007), cuando los suelos presentan una acidez determinante el P presenta unas formas iónicas ($\text{H}_2\text{PO}_4^{-1}$, HPO_4^{-2} y PO_4^{-3}) que se

encargan de formar sales con el Fe y el Al, que no son asimilables por la planta, otro factor que afecta la disponibilidad de fósforo en los suelos volcánicos es la adsorción de fósforo (fijación), en la superficie de los minerales amorfos (Ramos-Hernández & Flores-Román, 2008). Sin embargo estos suelos reportaron los mejores contenidos. En Andisoles los pH se encuentran entre 4.7 y 6.0, de fuertemente ácido a moderadamente ácidos lo que puede estar afectando la expresión no solo de P, sino de otras propiedades del suelo como el Ca, que se manifiestan mejor a pH más elevados. Los coeficientes de variación para el P son altos, pero para pH son bajos, estos resultados son similares a los reportados para suelos de diferentes lugares de Colombia por Camacho-Tamayo et al. (2008); Peña et al. (2009) y Garzón et al. (2010).

Tabla 3-5: Descripción estadística de las propiedades de los suelos Andisoles, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y estimado (Est.) a partir de modelos MIR.

Prop.	N	Media	Mediana	CV (%)	Mínimo	Máximo	Asim.	Curt.	K-S
Al _{Med.}	60	0.42	0.36	66.48	0.10	1.60	1.78	4.48	-
Al _{Est.}	60	0.42	0.39	65.74	-0.20	1.58	1.55	5.31	-
Ca _{Med.}	86	6.72	5.00	61.69	1.8	18.30	0.98	0.04	-
Ca _{Est.}	86	6.67	5.99	61.35	0.51	16.22	0.71	-0.26	-
CO _{Med.}	85	5.56	5.50	24.45	2.40	9.40	0.11	0.2	*
CO _{Est.}	85	5.58	5.59	24.28	2.28	8.74	-0.23	0.43	*
K _{Med.}	84	0.80	0.67	68.81	0.21	3.90	2.76	11.51	-
K _{Est.}	84	0.77	0.77	62.32	-0.26	1.95	0.02	-0.31	*
Mg _{Med.}	84	1.12	0.83	73.30	0.17	3.80	1.39	1.78	-
Mg _{Est.}	84	1.12	0.99	69.17	-0.50	2.78	0.37	-0.44	-
Na _{Med.}	90	0.06	0.06	92.37	0.01	0.41	2.58	7.91	-
Na _{Est.}	90	0.06	0.08	34.70	0.01	0.13	-0.05	-0.29	*
P _{Med.}	85	15.81	11.6	92.97	0.61	77.2	1.76	3.53	-
P _{Est.}	85	15.76	14.24	82.37	-5.32	65.59	1.38	2.63	-
pH _{Med.}	85	5.39	5.40	5.15	4.70	6.00	-0.18	-0.33	*
pH _{Est.}	85	5.39	5.38	5.03	4.78	5.92	-0.14	-0.50	*

□ = K-S. $p > 0.05$; - = K-S. $p \leq 0.05$

3.5.4 Estadística descriptiva para Oxisoles

El Al en Oxisoles varía sus contenidos de 0.87 a 2.05 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$. Pese a tener menores valores que los Inceptisoles, son contenidos altos de este atributo propios de suelos evolucionados como los Oxisoles, predominantes en la altillanura Colombiana. Estos suelos fueron los únicos que presentaron una distribución normal para Al. Los contenidos de CO en Oxisoles varían de 0.88 a 2.15 % (**Tabla 3-6**) tanto para estimado como para el medido, valores similares a los reportados por Camacho-Tamayo et al. (2008), para suelos de los llanos orientales. Este es el más bajo de los cuatro suelos analizados probablemente influenciado por las altas temperaturas y precipitaciones que aceleran el grado de intemperismo de la materia orgánica.

Tabla 3-6: Descripción estadística de las propiedades de los suelos Oxisoles, utilizando métodos convencionales de análisis de laboratorio (Med.) y validación cruzada de predicciones con PLSR (Est.) en el infrarrojo medio (MIR).

Prop.	N	Media	Mediana	CV (%)	Mínimo	Máximo	Asim.	Curt.	K-S
Al _{Med.}	153	1.43	1.40	18.24	0.87	2.06	0.03	-0.67	*
Al _{Est.}	153	1.43	1.42	17.92	0.81	2.26	0.09	0.17	*
Ca _{Med.}	159	0.56	0.37	359.78	0.2	25.84	12.51	157.4	-
Ca _{Est.}	159	0.56	0.60	23.34	-0.20	0.67	-3.26	13.87	-
CO _{Med.}	159	1.60	1.61	12.83	0.88	2.16	-0.35	0.65	*
CO _{Est.}	159	1.60	1.60	10.87	1.04	2.07	-0.19	0.56	*
K _{Med.}	152	0.06	0.06	29.88	0.03	0.13	0.68	0.7	-
K _{Est.}	152	0.06	0.06	25.00	0.02	0.10	0.28	0.23	-
Mg _{Med.}	152	0.12	0.11	18.83	0.07	0.20	1.02	1.00	*
Mg _{Est.}	152	0.12	0.12	17.01	0.06	0.17	0.25	0.32	-
Na _{Med.}	150	0.07	0.07	18.32	0.04	0.10	0.01	-0.87	*
Na _{Est.}	150	0.07	0.07	13.84	0.04	0.09	-0.22	0.19	*
P _{Med.}	151	3.97	3.62	45.09	2.00	15.98	3.55	18.17	-
P _{Est.}	151	3.96	3.99	2.48	3.56	4.10	-1.75	4.08	-
pH _{Med.}	152	4.74	4.76	2.71	4.30	5.04	-0.63	1.15	*
pH _{Est.}	152	4.74	4.75	2.14	4.43	4.98	-0.43	0.47	*

□ = K-S. $p > 0.05$; - = K-S. $p \leq 0.05$

Las bases intercambiables Ca, K, Mg y Na en suelos Oxisoles presentan medias de 0.5; 0.06; 0.12 y 0.06 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ respectivamente. Estos resultados son similares a los reportados por (Peña et al., 2009) en suelos de la altillanura Colombiana. De forma general estos contenidos son relativamente bajos, comportamiento esperado para estos suelos, debido a que las arcillas caolinitas son predominantes en Oxisoles, minerales que tienen una baja capacidad de intercambio catiónico. Para la prueba de K-S solo el Na presentó una distribución normal para los valores observados y estimados. (K-S $p > 0.05$).

El P en suelos Oxisoles fueron los más bajos de los suelos analizados de 2 a 15 mg kg^{-1} . Este comportamiento como se había mencionado anteriormente depende del pH, donde los valores son de 4.3 a 5.0 medio extremadamente ácido y el P se encuentra formando puentes con Al y Fe dando como resultado compuestos como la varicita y la estregita, hecho que lo hace insoluble a la solución del suelo y por ende no disponible para la planta.

3.6 Geoestadística

El análisis geoestadístico se realizó para los suelos Andisoles y Oxisoles con los que se contaba las coordenadas geográficas de cada muestra.

3.6.1 Andisoles

Los modelos ajustados, se eligieron mediante la técnica de la validación, cruzada donde se compararon los valores estadísticos a partir de los modelos de los valores estimados y medidos. Los resultados dados por los análisis geoestadísticos presentaron diferentes ajustes en los modelos. Para el Al, Ca, CO, K estimado, Mg, Na estimado, P medido y pH se usó el modelo exponencial. Los atributos de K medido, Na medido se ajustaron al modelo gaussiano y finalmente el P estimado se ajustó al modelo esférico. En todas las propiedades de los suelos, los rangos presentados, fueron diferentes (**Tabla 3-7**) Estos resultados son similares a los reportado por Esfandiarpour et al. (2010).

La dependencia espacial en todas las propiedades analizadas fue de moderada a fuerte. El Al, Ca, CO, K, Mg medido, Na medido, P y pH presentaron una dependencia espacial, moderada, y para el Mg estimado y Na estimado una dependencia espacial fuerte, esto es similar a lo reportado por Jaramillo (2009) para suelos con propiedades ándicas en Colombia. La dependencia espacial moderada en la mayoría de las propiedades puede indicar que estos suelos aún conservan su variabilidad edafogénica a medida que se aumenta la distancia de muestreo, la cual está dada por factores, tales como la pendiente, forma de terreno, precipitaciones, entre otras, pese a que estos suelos son intervenidos con la actividad agropecuaria. Los (R^2) para la mayoría fueron mayores de 0.7 lo que puede indicar una buena precisión de los atributos por Kriging (**Tabla 3-7**).

Tabla 3-7: Parámetros de los modelos de semivariogramas de las propiedades de suelos presentes en Andisoles, medidos (Med.) y estimados (Est.).

Prop.	Modelo	Co	Co + C	A, m	R^2	C/(Co+C)
Al _{Med.}	Exp.	0,020	0,062	58,20	0.82	0,681
Al _{Est.}	Exp.	0,014	0,040	43,80	0.95	0,649
Ca _{Med.}	Exp.	7,530	15,070	48,00	0.78	0,500
Ca _{Est.}	Exp.	3,780	10,040	49,20	0.90	0,624
CO _{Med.}	Exp.	0,942	1,885	64,20	0.92	0,500
CO _{Est.}	Exp.	0,433	0,914	58,80	0.86	0,526
K _{Med.}	Gau.	0,086	0,181	76,55	0.80	0,528
K _{Est.}	Exp.	0,005	0,010	57,00	0.76	0,519
Mg _{Med.}	Exp.	0,349	0,723	103,20	0.78	0,517
Mg _{Est.}	Exp.	0,035	0,320	10,80	0.68	0,890
Na _{Med.}	Gau.	0,003	0,007	93,18	0.82	0,637
Na _{Est.}	Exp.	1.0E-4	9.0E-4	11,70	0.58	0,882
P _{Med.}	Exp.	77,400	256,10	324,60	0.72	0,698
P _{Est.}	Sph.	7,350	17,770	18,20	0.65	0,586
pH _{Med.}	Exp.	0,043	0,087	85,50	0.84	0,501
pH _{Est.}	Exp.	0,027	0,056	94,80	0.81	0,525

El análisis de los semivariogramas se realizó con el fin de corroborar los resultados expuestos para los datos de los medidos y estimados. La presentación de estos semivariogramas permite realizar algunos ajustes y correlacionar espacialmente de los datos analizados. En la **Figura 3-5** se observa que el modelo exponencial se ajustó a los semivariogramas de la mayoría de las propiedades del suelo, exceptuando el K medido, Na medido y P estimado que se ajustaron a los modelos esféricos y gaussianos, de forma general las propiedades mostraron una moderada dependencia espacial, lo que coincide con lo reportado por Muñoz et al. (2006), para algunos atributos de los suelos de Cundinamarca.

El alcance de todas las propiedades de los suelos varía de 43 a 324 m a excepción de los resultados estimados para el Mg y Na. Cambardella et al. (1994) sugirieron que las variables del suelo con fuerte dependencia espacial pueden ser controladas por la variabilidad intrínseca del suelo, mientras que las variables de suelo con una menor variabilidad espacial se puede controlar por la variabilidad extrínseca, es decir, las prácticas de gestión agrícola, la labranza en este caso.

En la validación cruzada se muestra como las propiedades del suelo pueden ser estimadas por la aplicación del método Kriging. En la **Figura 3-5** se ven representados los diagramas de dispersión, obtenidos a partir del método de Kriging ordinario, entre los valores de las propiedades medidos y los valores estimados. En todos los casos, la utilización de los parámetros de los semivariogramas para la interpolación de datos vía Kriging resultó en excelentes predicciones para algunos atributos y para otros mala predicción, tal como lo indican los valores de R^2 obtenidos.

Figura 3-5: Modelo teórico de los semivariogramas de las propiedades de los suelo y gráficos de dispersión de los valores observados vs predichos obtenidos por el procedimiento de validación cruzada e interpolación Kriging para Andisoles.

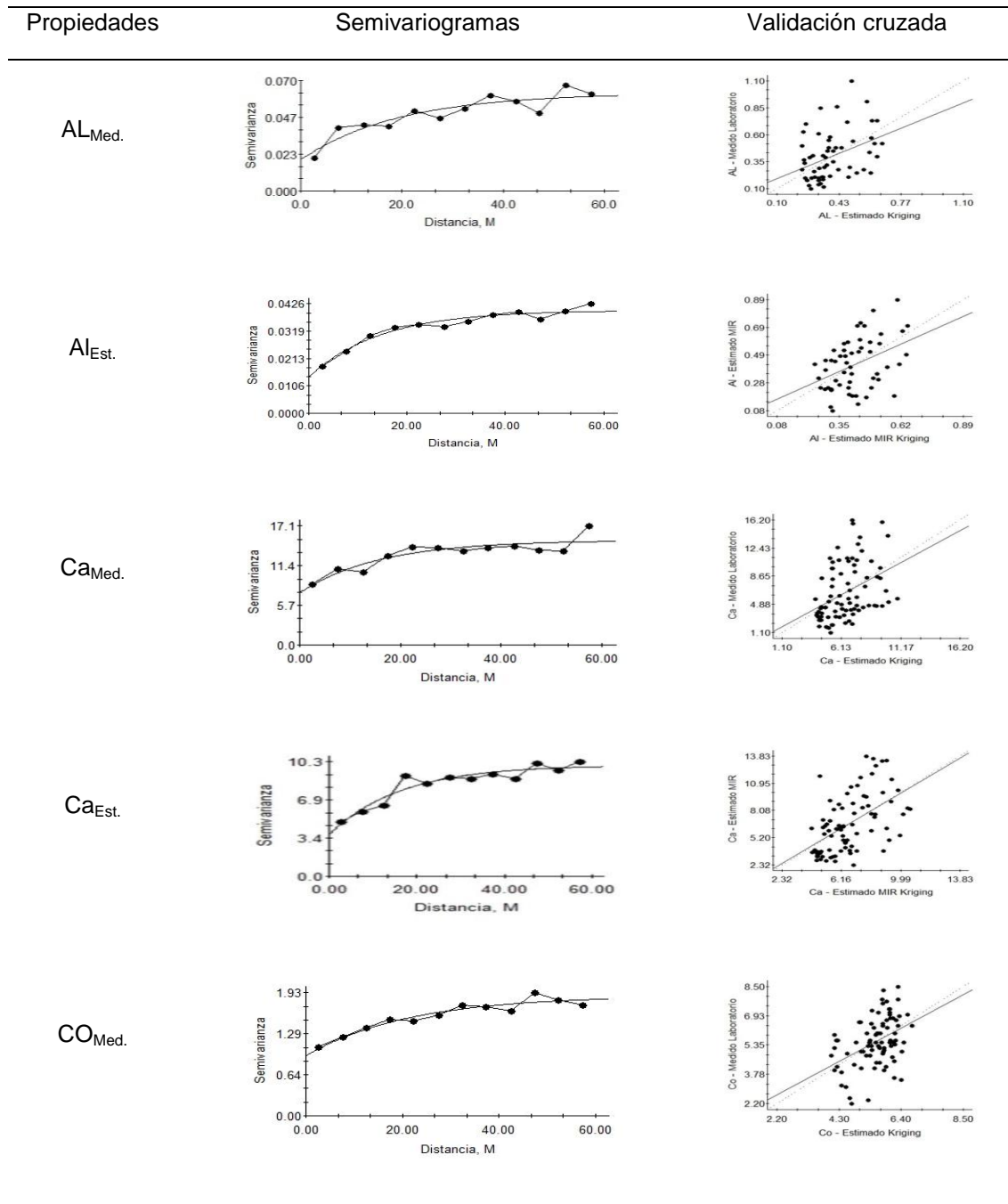


Figura 3-5: Continuación...

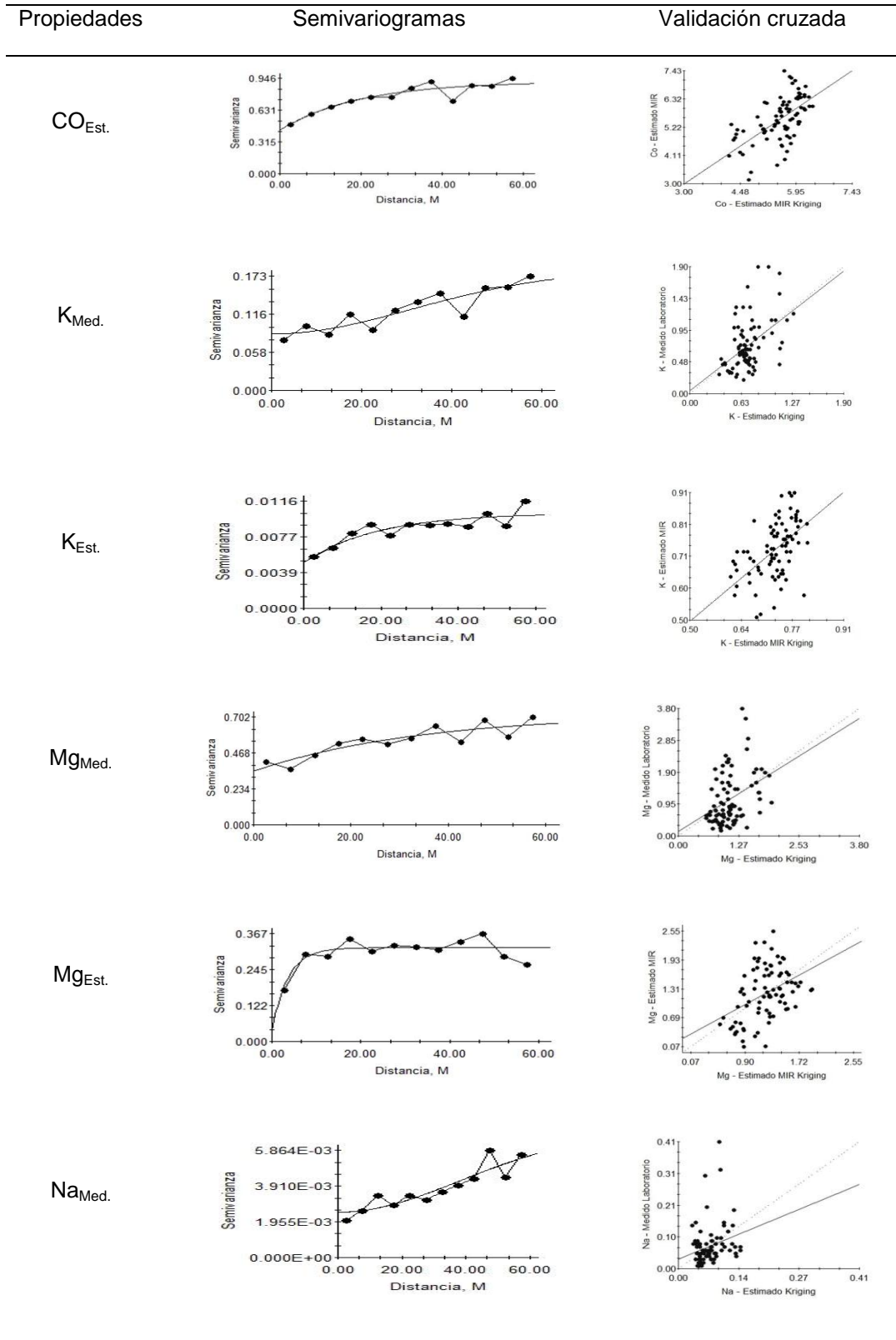
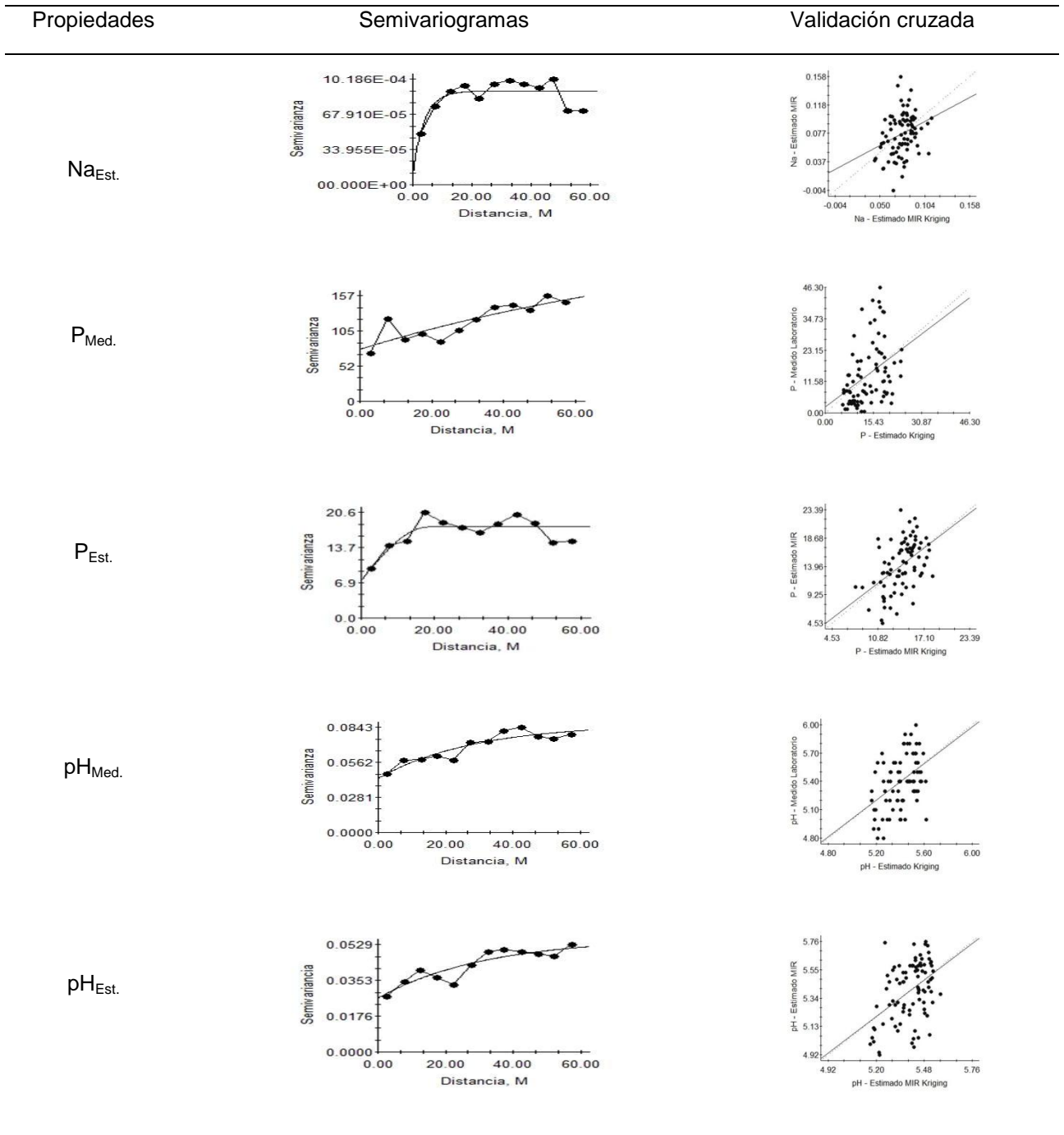


Figura 3-5: Continuación...



3.6.2 Oxisoles

Para el departamento de Meta los modelos que se ajustaron a los atributos al igual que en Cundinamarca fueron los modelos exponencial y gaussiano. Para el Al, CO y Mg estimado, Na estimado, P y pH medido, se usó el modelo exponencial y para los atributos de Ca, K, Mg medido y Na medido se ajustaron a los modelos esférico y gaussiano (**Tabla 3-8**).

Las propiedades de los suelos presentaron un grado de dependencia espacial definida. Para el K, Na medido, P medido y pH estimado se observó una dependencia moderada y para el resto una dependencia espacial fuerte (Cambardella et al., 1994). Los R^2 de las propiedades, al igual que lo reportado por Cruz et al. (2011), son superiores de 0.80, a excepción de Ca, Mg medido y P medido que presentaron valores de R^2 0.69/0.72, 0.75 y 0.68 respectivamente. Para las propiedades de los suelos que presentaron dependencia espacial moderada, se puede incidir que habrá una menor precisión de los atributos por Kriging (Parfitt et al., 2009).

En **Figura 3-6** se observan los semivariogramas y los resultados del procedimiento de validación cruzada. Los modelos obtenidos permitieron estimar los diagramas de dispersión a partir del método de Kriging, entre los valores medidos y estimados. De acuerdo a esto la mayoría de los diagramas presentaron una nube de puntos dispersa, solo el Al, CO y pH muestran alguna similitud en los puntos, distribuidos cerca de la línea de pendiente. Siendo estas las propiedades de los suelos que mejor R^2 presentaron.

Tabla 3-8: Parámetros de los modelos de semivariogramas de las propiedades presentes en los suelos Oxisoles medidos (Med.) y estimados (Est.).

Prop.	Modelo	Co	Co + C	A, m	R ²	C/(Co+C)
Al _{Med.}	Exp.	0.009	0.063	213.60	0.95	0.856
Al _{Est.}	Exp.	0.005	0.044	165.60	0.99	0.880
Ca _{Med.}	Sph.	1.0E-4	0.013	57.50	0.69	0.999
Ca _{Est.}	Gau.	0.059	0.443	44.30	0.72	0.867
CO _{Med.}	Exp.	0.005	0.042	102.9	0.93	0.879
CO _{Est.}	Exp.	0.004	0.032	90.90	0.89	0.882
K _{Med.}	Gau.	8.0E-5	3.0E-4	309.0	0.99	0.723
K _{Est.}	Gau.	0.001	0.002	358.5	0.95	0.503
Mg _{Med.}	Sph.	4.0E-6	1.0E-4	63.50	0.75	0.968
Mg _{Est.}	Exp.	0.026	0.184	81.30	0.91	0.861
Na _{Med.}	Gau.	5.0E-5	2.0E-4	572.1	0.97	0.710
Na _{Est.}	Exp.	6E-5	5.0E-4	95.10	0.87	0.881
P _{Med.}	Exp.	0.828	1.657	213.90	0.68	0.500
P _{Est.}	Exp.	1.258	2.584	284.40	0.84	0.513
pH _{Med.}	Exp.	0.003	0.023	217.50	0.98	0.862
pH _{Est.}	Sph.	0.006	0.013	285.60	0.99	0.563

Figura 3-6: Modelo teórico de los semivariogramas de las propiedades de los suelos y graficos de dispersión de los valores observados vs predichos, obtenidos por el procedimiento de validación cruzada e interpolación Kriging para Oxisoles.

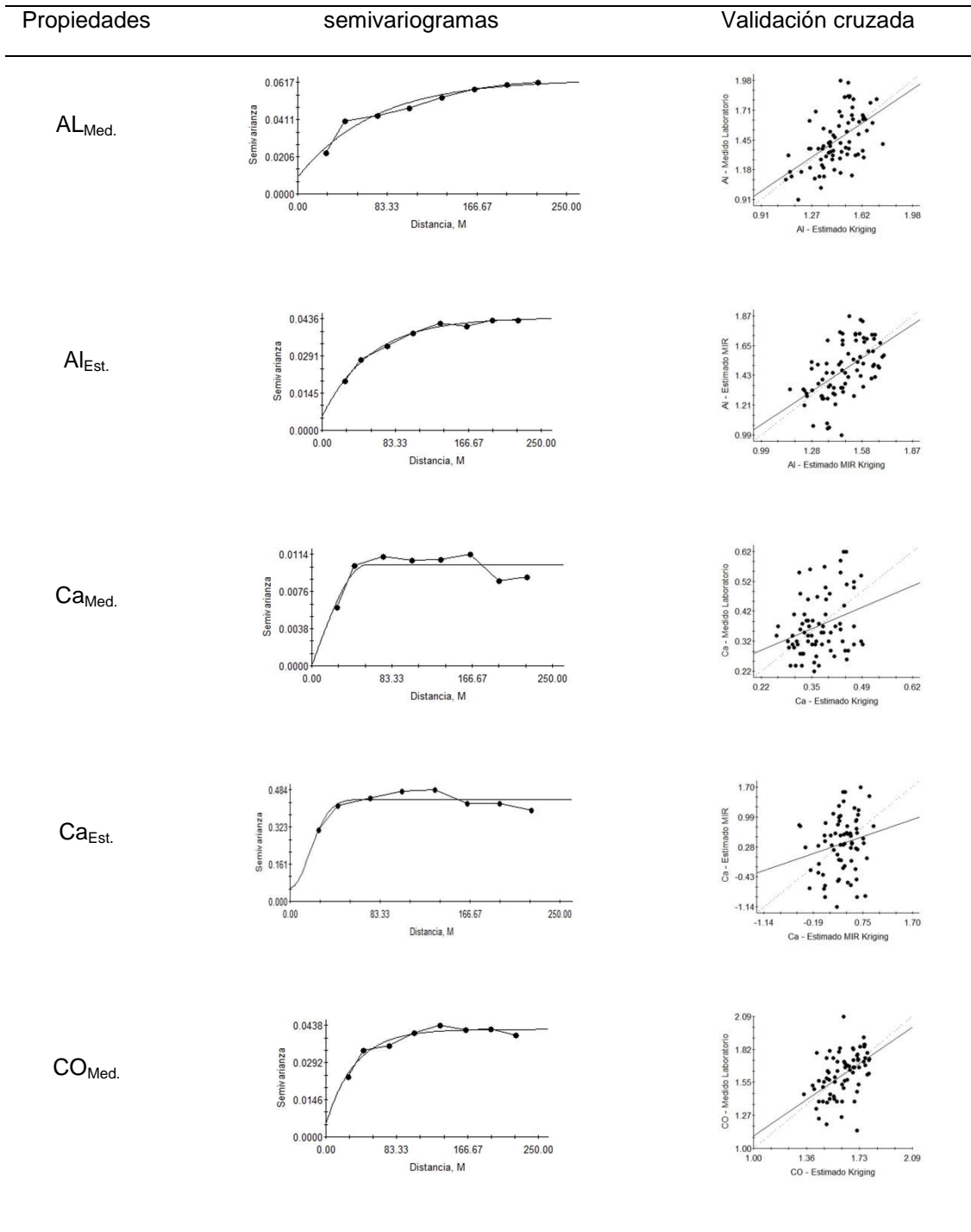


Figura 3-6: Continuación...

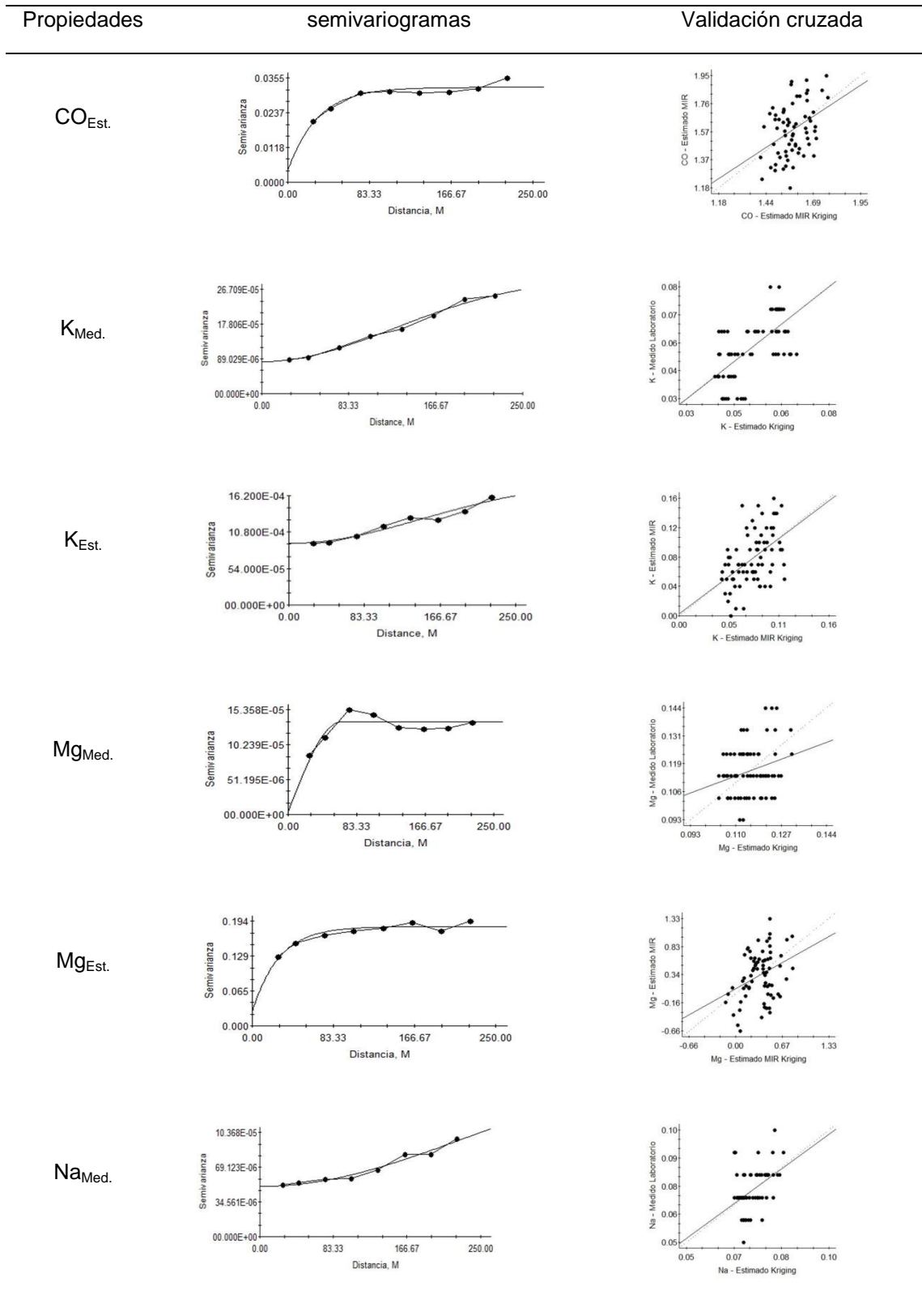
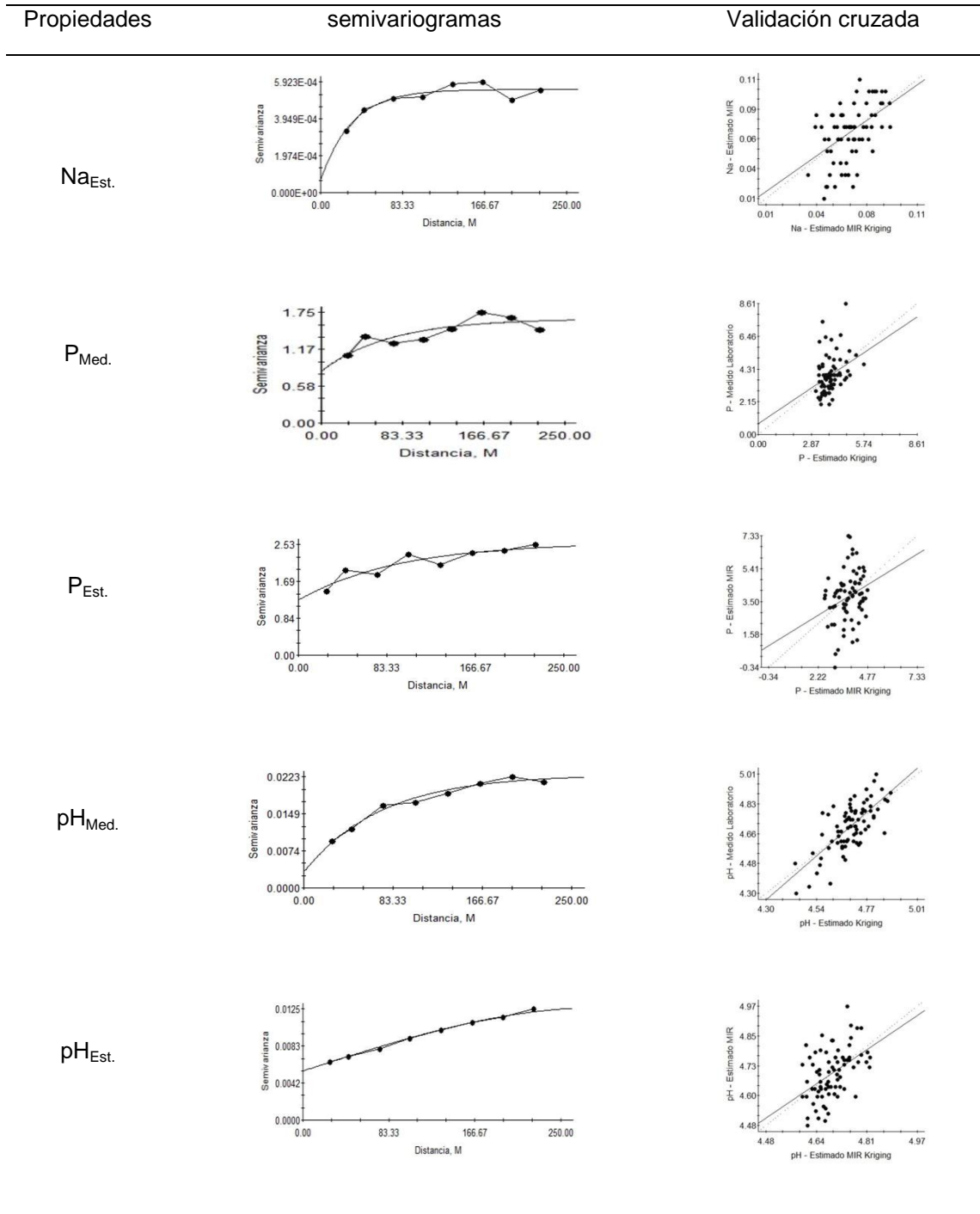


Figura 3-6: Continuación...



3.7 Mapas de contorno

3.7.1 Andisoles

Los análisis espaciales indican el estado de la variabilidad del suelo, estos son el resultado de los parámetros utilizados en el semivariograma, con los que se generan un mapa de interpolación de las propiedades del suelo (Tsfahunegn et al., 2011). Estos mapas confirman la relación entre diferentes propiedades, así como la variabilidad que puede haber en el suelo (Cruz et al., 2011; Rodríguez-Vásquez et al., 2008).

Al determinar la distribución espacial de los contenidos de las propiedades de los suelos Andisoles, se puede observar que los valores son diferentes y se ven representados de tal manera, en los mapas de estimación (Veronese Júnior et al., 2006). En la **Figura 3-7** el Al de acuerdo a los contenidos, se encuentra distribuido con los valores más altos en la parte izquierda de la zona de estudio siendo el menor porcentaje, de forma general la mayoría del terreno analizado presenta valores menores de $0.35 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ y están ubicados en la derecha del terreno y hacia el centro, tanto en los mapas de los valores medidos y estimados.

En el Ca la distribución espacial está dada en mayor porcentaje por los contenidos de $5 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ y se encuentra ubicados en la parte de arriba al lado izquierdo del terreno y en los contenidos más altos los que están alrededor de $9,5 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ están ubicados en la parte de abajo al lado izquierdo del terreno y van disminuyendo hacia el lado derecho tanto en el mapa de valores medido como en estimado

El CO en suelos Andisoles, presenta una distribución espacial dominada por los altos contenidos, ya que los valores superiores a 6 % ocupan el mayor porcentaje del terreno, principalmente en el mapa de los valores estimados. Era de esperarse este comportamiento, ya que en las pruebas realizadas anteriormente, el CO siempre presento una buena predicción. Hecho que confirma la influencia del contenido en la solución del suelo, para la predicción de la propiedad del suelo. Esta presencia del CO en ándisoles, está dada en mayor cantidad que en otros suelos, debido a los complejos formados por la fracción humus con él Al donde el CO queda atrapado de tal forma que este deja de ser parte del carbono activo, lo que permite una mayor acumulación en el suelo (Besoain et al., 2000).

El K tiene una distribución espacial similar al CO, donde los contenidos superiores a $0.82 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ ocupan el mayor porcentaje y están ubicados en la izquierda inferior del terreno. Es de destacar que en las cenizas volcánicas la presencia del K, es igual de favorable que el CO, ya que los suelos ándisoles también tienen la capacidad de fijar el K. Sin embargo este comportamiento se encuentra condicionado por el tipo de arcilla predominante, que puede fijarlo entre sus láminas haciéndolo no disponible para las plantas.

El Mg y Na no presentaron buenos modelos de predicción por esta razón se observa una diferencia en la apariencia de los mapas y una confusa distribución espacial.

En el análisis del mapa de P se puede decir que los contenidos que predominan son los de medianos a bajos, con valores menores de 14 mg kg^{-1} y se encuentran distribuidos en el centro del terreno. Este comportamiento no era el esperado ya que esta propiedad esta correlacionado no sólo con el suelo, sino con el contenido de CO en superficie. Para los suelos ándicos la predominancia de materia orgánica, sumada al uso de fertilizantes en la actividad agrícola se convierten en una fuente de alimento al contenido de fosforo (Camacho-Tamayo et al., 2008), que no es reflejada en los mapas de contorno del P.

Los valores de pH predominantes en el terreno son de 5.5 y se encuentran ubicados en la parte de abajo del terreno, a medida que se sube los valores del pH van disminuyendo hasta el menor valor de 5.15 ubicado en la parte izquierda del mapa. Al realizar un análisis estos contenidos no varían demasiado, además de encontrarse en un rango donde se favorece la solubilidad de algunos atributos pero se condiciona la de otros. Según Camacho-Tamayo et al. (2008), las zonas con menores pH presentan menores concentraciones de Ca y Mg, por esta razón se ve la predominancia de los bajos contenidos de algunas bases del suelo.

En la correspondencia de los modelos, el R^2 más cercano a uno (1) fueron los de Ca (0.90), seguido de CO (0.88) y finalmente Al (0.77), el resto presentaron comportamientos de medianos a bajos siendo el de peor comportamiento el Na ($5E^{-4}$), hecho esperado para este atributo y como se ha mencionado antes este comportamiento puede ser debido al bajo contenido en la solución del suelo.

Figura 3-7: Distribución espacial de las propiedades de los suelos Andisoles, interpolados por Kriging para Al, Ca, CO, K, Mg, Na, P y pH en los valores medidos y estimados.

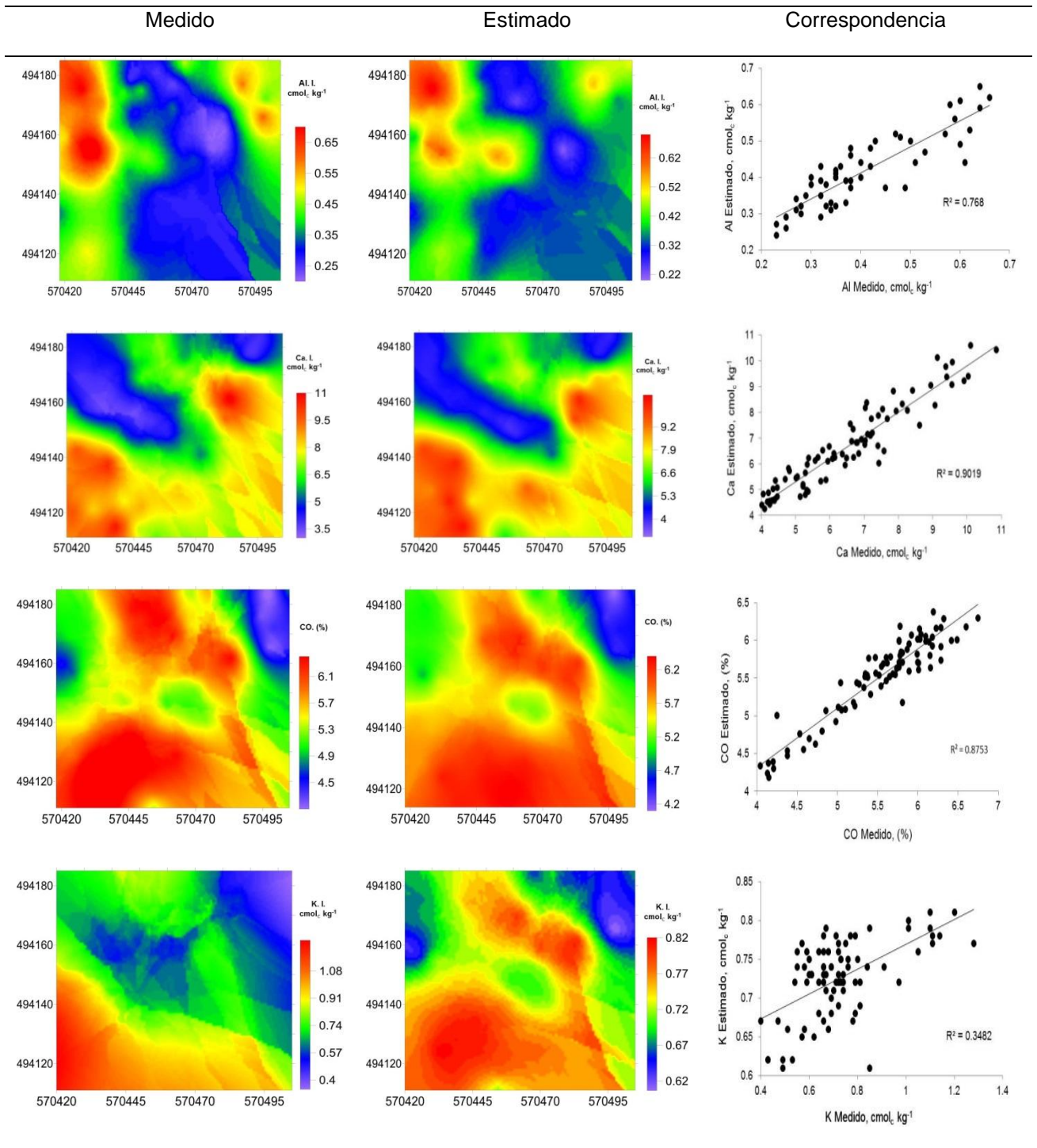
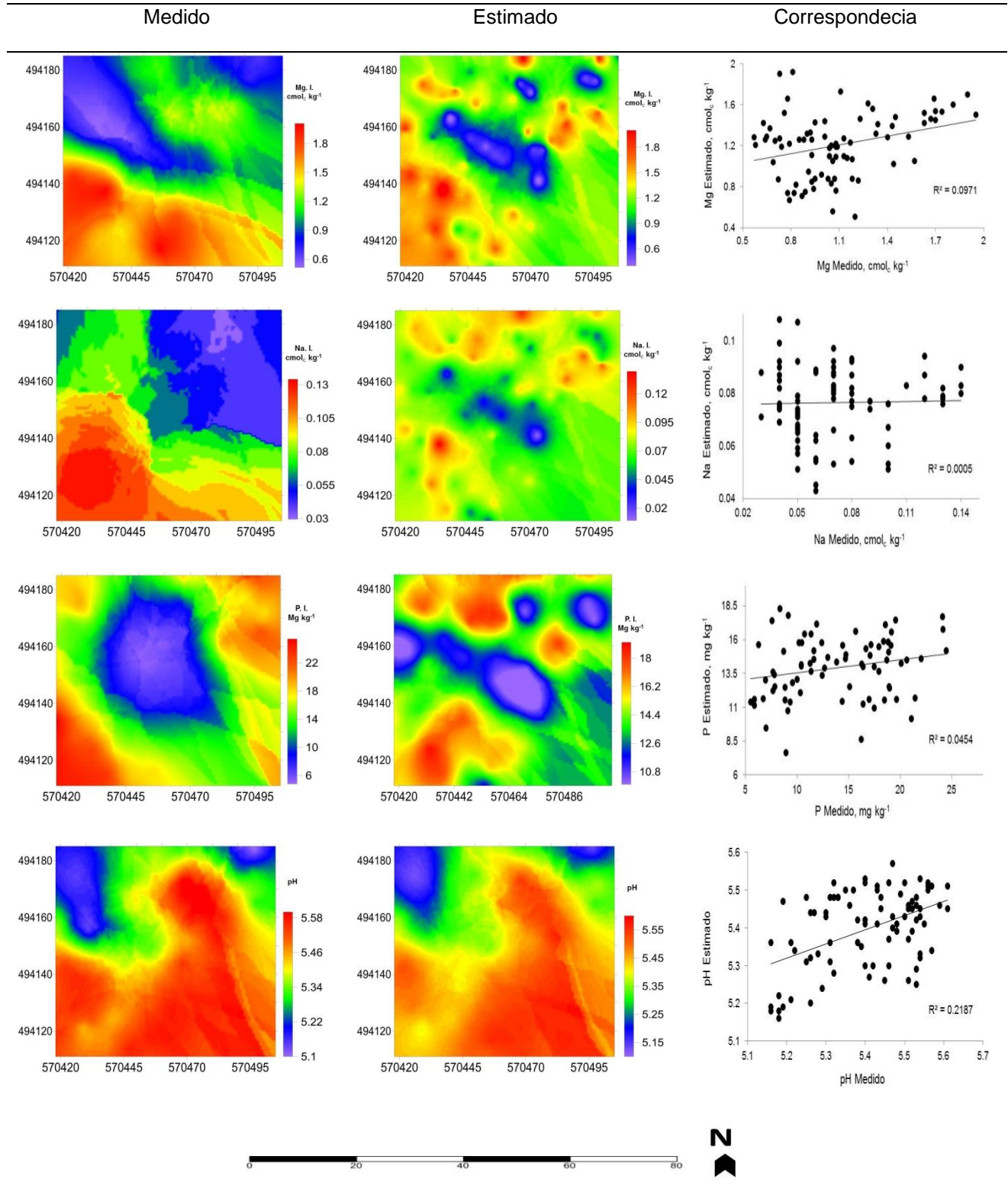


Figura 3-7: Continuación...



3.7.2 Oxisoles

Para los suelos Oxisoles al igual que los Andisoles, se realizó el proceso de interpolación de los mapas de Kriging, a partir de los modelos teóricos de los semivariogramas, permitiendo obtener los valores de las propiedades de los suelos en puntos no muestreados. En los mapas de contorno de los Oxisoles se observan distintas tendencias espaciales buenas para algunos y otros a los que la estimación de los modelos no presentó buenos resultados y por lo tanto la distribución espacial en los mapas obtenidos no se ve representada. Las propiedades donde los mapas obtenidos a partir de la interpolación espacial mediante Kriging, que presentaron buenos resultados en los modelos del semivariograma, son Al y pH, mostrando similitud entre la distribución espacial de los mapas de medido y estimado (**Figura 3-8**).

El Al presenta una distribución poco homogénea. Los mayores contenidos son los que comprenden valores superiores de 1.4 a 1.7 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ y están ubicados en el lado izquierdo del terreno. Los valores de menor contenidos entre 1 y 1.3 $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$, están ubicados en el lado derecho e inferior del terreno y los contenidos intermedios se encuentran en la parte central. En el análisis de la interpolación de los datos de Kriging para el pH, este fue el más similar entre los mapas al compararse con los demás, ya que la distribución fue un poco más homogénea que la del Al, probablemente debido a la poca variabilidad en los contenidos de los suelos. En los mapas de medido y estimado donde los pH más altos se encuentran en la parte inferior del terreno con valores de 4.7 a 4.93 y los menores contenidos en la parte superior con valores de 4.45. De acuerdo a esto se puede estimar que en la parte superior del terreno, existen los mayores problemas dados por los excesos de Al y al realizar una correlación de los mapas de pH y Al se observa que en este lugar el Al presenta los mayores contenidos.

Las bases intercambiables, el Na y el P no presentaron buenos resultados, esto era de esperarse ya que en las pruebas anteriores, este departamento no presentó buenas predicciones en los modelos de estimación, este efecto es particularmente notable en Oxisoles, suelos que presentan cargas bajas y con diferentes condiciones que limitan la acumulación de algunas propiedades de los suelos (Camacho-Tamayo et al., 2008).

Figura 3-8: Distribución espacial de las propiedades del suelo del departamento de los Oxisoles, interpolados por Kriging para Al, Ca, CO, K, Mg, Na, P y pH en los valores medidos y estimados.

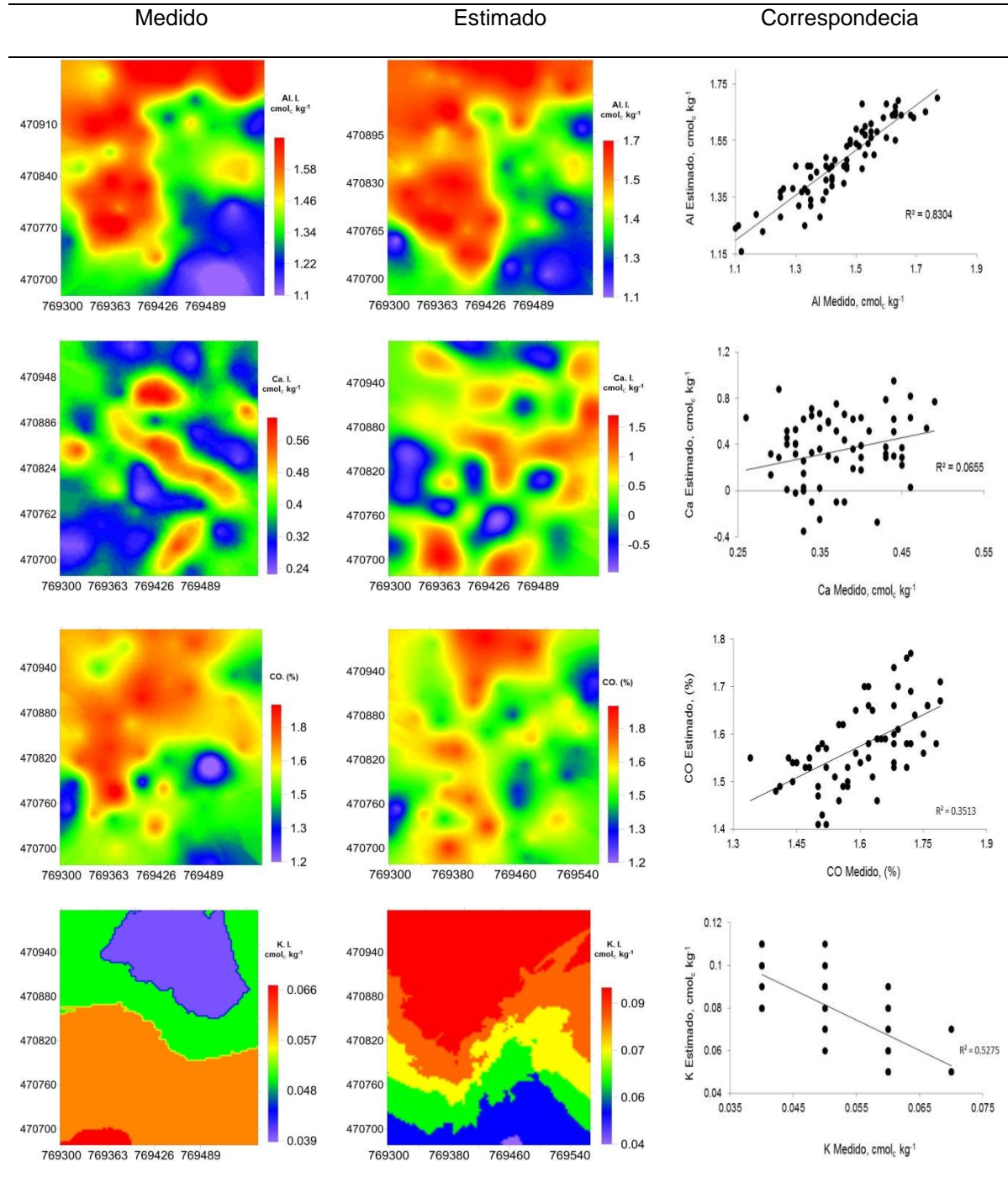
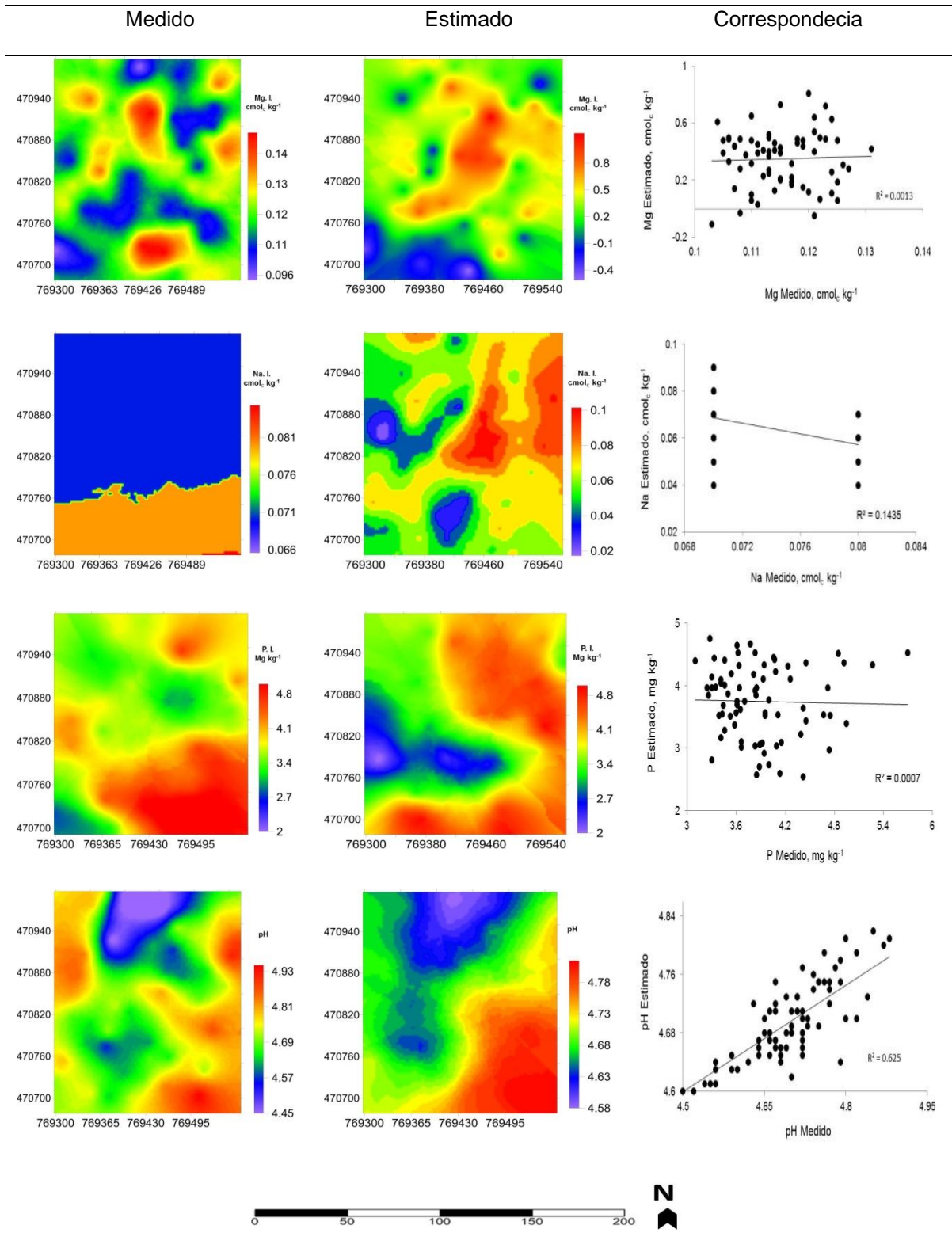


Figura 3-8: Continuación...



En el análisis del comportamiento de los mapas realizados, se confirma la existencia de la variabilidad espacial en el suelo, lo que ofrece la posibilidad de identificar los sectores donde es necesario aplicar enmiendas (Cucunubá-Melo et al., 2011; Orjuela et al., 2012), siendo esto una manera de mejorar el uso del suelo, disminuyendo costos de producción y la contaminación ambiental (Martins et al., 2011; Silva et al., 2011).

En el análisis de la correspondencia, las propiedades de los suelos presentaron un resultado aceptable de R^2 fueron Al con 0.83, seguido de pH con 0.625. El resto de las propiedades analizadas mostraron un resultado muy bajo que varía de 0.527 hasta 0 donde los que se ubican en los peores resultados son el P y Mg. Como se había mencionado antes para los Andisoles, estos resultados pueden ser debido al bajo contenido, lo que refleja una baja predicción de la propiedad del suelo.

4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

El resultado de este trabajo demuestra que a través de la técnica de espectroscopia de reflectancia infrarroja MIR se pueden procesar una gran cantidad de muestras, donde se puede proporcionar información sobre varios parámetros en un solo espectro, en este caso el CO y Ca fueron los de mejor predicción con R^2 de 0.95 y 0.94 respectivamente y $RPD \geq 4$. La cuantificación de las propiedades de los suelos por este método permitió una alta confiabilidad de las medidas, aunque este puede verse afectado cuando los contenidos presentes son bajos.

Al realizar los análisis a través de la espectroscopía infrarroja MIR, las propiedades de los suelos, se manifestaron en regiones espectrales similares, pero con diferentes niveles de reflectancia. Esta diferencia se vió marcada en el espectro de los Andisoles donde los picos espectrales fueron los más bajos, hecho atribuible a los compuestos de la MO que tienden a oscurecer el suelo absorbiendo la luz infrarroja.

Las muestras analizadas provenientes de lugares con condiciones climáticas y geomorfológicas diferentes, arrojaron una respuesta espectral donde se indica las propiedades de cada suelo. En los suelos Inceptisoles y Vertisoles se obtuvo la mayor cantidad de propiedades destacadas en la respuesta espectral y la precisión en los modelos para el Al, Ca, Mg, K y pH. En Andisoles los de mayor precisión fueron CO y P y finalmente en los Oxisoles no se obtuvo buenos resultados, hecho que es atribuido a los bajos contenidos de las propiedades en los suelos.

En el análisis estadístico descriptivo, el total de las muestras, no presentaron una distribución normal. En el análisis de cada suelo, los Inceptisoles y Vertisoles presentaron la mayor cantidad de propiedades que siguen una distribución normal, seguido de los Oxisoles y finalmente los Andisoles. Los coeficientes de variación para todas las propiedades de los suelos fueron altos, sin embargo los Inceptisoles y Vertisoles se

presentaron los valores más altos sobre todo en las bases. Cabe destacar que los suelos generalmente varían sus propiedades de acuerdo a su geomorfología y las reservas que provenientes de los materiales parentales, que son menores en los departamentos de Andisoles y Oxisoles.

La integración de las técnicas de estadística descriptiva y geoestadística con MIR pueden realizarse con éxito para el análisis de las propiedades de los suelos. En el análisis geoestadístico se puede concluir que la mayoría de las propiedades se ajustaron al modelo exponencial y esférico y en el análisis de los semivariogramas se demostró que estos presentaron una dependencia espacial definida que va de moderada a alta tanto para los Andisoles y como para Oxisoles.

4.2 Recomendaciones

Es recomendable continuar realizando estudios de espectroscopia de reflectancia difusa MIR en otras clases de suelos con el fin de caracterizar los mejores modelos para cada tipo de suelo.

Evaluar el número de muestras mínimas en la técnica de espectroscopia MIR para la obtención de modelos adecuados

Bibliografía

- Adamchuka V., Hummelb J.W, Morgan M.T. & Upadhyaya S.K. 2004. On-the-go soil sensors for precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 44, 71–91 p.
- Albuquerque J., Bayer C., Ernani P., Mafra A. & Fontana E. 2003. Aplicação de calcário e fósforo e estabilidade da estrutura de um solo ácido. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 27, 799-806 p.
- Alcalá M.J., Ortiz S.C. & Gutiérrez C.M.C. 2002. Clasificación de los suelos de la Meseta Tarasca, Michoacán. *Terra* 19, 227-239 p.
- Angstrom, A. 1925. The albedo of various surfaces of ground. *Geografiska Annaler* 7, 323–342 p.
- 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 a tropical forest-cropland chronosequence. *Geoderma* 143, 73–84 p.
- Bailey T.C. & Gatrell A.C. 1998. *Interactive Spatial Data Analysis*. Harlow, UK: Longman 413 p.
- Barrera J.L., Diaz B., Durango J. & Ramos A. 2008. Efecto de las épocas de lluvia y sequía sobre la absorción del potasio y fosforo en plantaciones de plátano. *Acta Agronómica Palmira* 57, 1, 55-59 p.
- Bastidas E. & Carbonell J.A. 2008. La espectroscopia en el infrarrojo cercano (NIR) para caracterizar el patrón espectral en los suelos. En: *Memorias del XIV Congreso Colombiano de la Ciencia del Suelo "Manejo del suelo para la mitigación del cambio climático"* Sociedad Colombiana de la ciencia del suelo. Villavicencio, Colombia.
- Bellon-Maurel V. & McBratney A. 2011. Near-infrared (NIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopic techniques for assessing the amount of carbon stock in soils - Critical review and research perspectives. *Soil Biology & Biochemistry* 43, 1398-1410 p.
- 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 America Journal* 72, 1113-1123 p.
- Bennett C., White I., Keene A., Melville M., Reynolds J. 2004. Acidity, metals and acid sulfate soils. {En línea}{17/10/2011} Disponible en (http://www.regional.org.au/au/asssi/supersoil2004n/s1/oral/1797_macdonald.htm#TopOfPage)
- Berrocal Rosso E. P., Durango J.M., Barrera J.L. & Diaz B. 2009. Evaluación de formas de fosforo en suelos cultivados con plátano. *Acta Agronómica* 58, 152- 159 p.

- Besoain E., Peralta M. & Massaro S. 2000. Mineralogía y génesis de algunos suelos de cenizas volcánicas de Chiloé continental, Chile. *Agricultura Técnica* 60, 127-153 p.
- Bishop M. P., L. James A., Shroder J. F. & Walsh S. J. 2012. Geospatial technologies and digital geomorphological mapping: Concepts, issues and research. *Geomorphology* 137, 5–26 p.
- Bisquerra R. 2004. Metodología de la investigación educativa. Madrid, La Muralla. 59 p.
- Borůvka L., Mládková L., Penížek V., Drábek O. & Vašát R. 2007. Forest soil acidification assessment using principal component analysis and geostatistics. *Geoderma* 140, 374–382 p.
- Botero J., Parra L. & Cabrera K. 2009. Determinación del nivel de nutrición foliar en banano por espectrometría de reflectancia. *Revista Facultad Nacional de Agronomía - Medellín* 62, 5089-5098 p.
- Brown D., Shepherd, K.D., Walsh, M.G., Mays, M.D. & Reinsch, T.G. 2006. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma* 132, 273–290 p.
- Budiman M., Tranter G., McBratney A., Brough D. & Murphy B. 2009. Regional transferability of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic prediction for soil chemical properties. *Geoderma* 153, 155–162 p.
- Buol S. W., Hole F. D. & McCracken. 1988. Genesis y clasificación de los suelos. Editorial Tillas. 417 p.
- Burgess T. M. & Webster R. 1980. Optimal interpolation and isarithmic of soil properties. I. The semivariogram and punctual Kriging. *Journal of soil. Sci*, 31, 315-331 p.
- Cabrales E.M., Grandeth G. & García A. 2008. Dinámica del azufre bajo condiciones de invernadero de un *Typic sulfaquept* en el valle medio del Sinú, Colombia. *Temas Agrarios* 13, 25-35 p.
- Camacho-Tamayo J.H., Luengas-Gómez C. & Leiva F.R. 2010. Análisis multivariado de propiedades químicas en Oxisoles con diferentes niveles de intervención agrícola. *Acta Agronómica* 59, 273-284 p.
- 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. *Revista Chilena de Investigación Agrícola*, 68, 42-55 p.
- 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 America Journal* 58, 1501-1511 p.
- Carter W.T. 1931. Color analysis of soils with spectrophotometer. *American Soil Survey Association Bulletin* B 12, 169–170 p.
- Carvajal A. F., Feijoo A., Quintero H. & Rondón M. A. 2009. Carbono orgánico del suelo en diferentes usos del terreno de paisajes andinos Colombianos. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition* 9, 222-235 p.

- Casierra-Posada F. & Aguilar-Avenidaño O. 2007. Estrés por aluminio en plantas: Reacciones en el suelo, síntomas en vegetales y posibilidades de corrección. Una revisión. *Revista Colombiana De Ciencias Hortícolas* 1, 246-257 p.
- Caten. A., Dalmolin R. Pedron. F. & Mendonça M. 2011. Componentes principais como preditores no mapeamento digital de classes de solos. *Ciência Rural*, Santa Maria 41, 1170-1176 p.
- Cécillon L., Barthès B.G., Gomez C., Ertlen D., Genot V., Hedde M., Stevens A. & Brun, J.J. 2009. Assessment and monitoring of soil quality using near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS). *European Journal of Soil Science* 60, 770–784 p.
- Chang Ch., Laird D.A., Mausbach M.J. & Hurburgh Ch. 2001. Near infrared reflectance spectroscopy=principal components regression analyses of soil properties. *Soil Science Society of America Journal* 65, 48 p.
- Chinchilla M., Alvarado A. & Mata R. 2011. Soil-forming factors and soils distribution of the middle-upper Pirrís River watershed, Talamanca, Costa Rica *Agron. Costarricense* 35, 33-57 p.
- Chuvieco E. 2000. *Fundamentos de la Teledetección Espacial*. Madrid, España Ed. Rialp, 558 p.
- 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, 98–411 p.
- Combatt C.E., Jarma A. & Maza L. 2008. Crecimiento de *Brachiaria decumbens* Stapf Y *Cynodon nlemfuensis* Vanderyst en suelos sulfatados ácidos de Córdoba. *Revista MVZ Córdoba* 13, 1380-1392 p.
- Combatt Caballero E., Mercado Fernández T. & Palencia Severiche G. 2009. Alteración química de la solución de un suelo sulfatado ácido, con enclamiento y lavado en columnas disturbadas. *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica* 12, 101-11 p.
- Condit, H.R. 1970. The spectral reflectance of American soils. *Photogramm. Eng.* 36, 955-966 p.
- Conzen, J.-P. 2003. *Multivariate Calibration: A practical guide for the method development in the analytical chemistry*. Bruker Optik GmbH 92
- Couillard A., Turgeon A.J., Westerhaus M.O. & Shenk J.S. 1997. Determination of soil separates with near infrared reflectance spectroscopy. *J. Near Infrared Spectrosc.* 4, 201-212 p.
- Cozzolino D. & Moron A. 2006. Potential of near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics to predict soil organic carbon fractions. *Soil & Tillage Research* 85, 78–85 p.
- Cruz J.S., Assis Júnior R.N., Matías S.S.R. & Camacho-Tamayo J.H. 2011. Spatial variability of an Alfisol cultivated with sugarcane. *Ciencia e Investigación Agraria* 38, 155-164 p.
- Cruz Páez E. 2008. Espectrometría de reflectancia (SWIR), aplicada para mapeo de alteración, en la India, distrito minero Mulato.

- 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, 87-99p.
- Da Silva A., de Souza Lima J.S. & Batista de Oliveira R. 2010. Métodos de interpolación para estimar o ph em solo sob dois manejos de café arábica1. *idesia (chile)* 28, 2, 61-66 p.
- Daza M.C., Alvarez J. & Rojas L. 2006. Efecto de materiales orgánicos e inorgánicos sobre las fracciones de fosforo en un oxisol de los Llanos orientales Colombianos. *Agronomía Colombiana*. 24, 326-333 p.
- De Maesschalck R., Jouan-Rimbaud D. & Massart D.L. 2000. The Mahalanobis distance. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 50, 1–18 p.
- Dercon G., Deckers J., Govers G., Poesen J., Sanchez H., Vanegas R., Ramirez M. & Loaiz G. 2003. Spatial variability in soil properties on slow-forming terraces in the Andes region of Ecuador. *Soil and Tillage Research* 72, 31–41 p.
- Du C., Linker R. & Shaviv A. 2008. Identification of agricultural Mediterranean soils using mid-infrared photoacoustic spectroscopy. *Geoderma* 143, 85–90 p.
- Du C. & Zhou J. 2009. Evaluation of soil fertility using infrared spectroscopy: a review. *Environmental Chemistry Letters* 7, 97-113 p.
- Dunn B.W., Beecher H.G., Batten G.D. & Ciavarella, S. 2002. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis—a case study from the Riverine Plain of south eastern Australia. *Australian Journal of Experimental Agriculture* 42, 607–614 p.
- Elrahman H., Abd- Thornhill M. & Andreu M., 2010. Escobedo F. A community-based urban forest inventory using online mapping services and consumer-grade digital images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 12, 249–260 p.
- Esfandiarpour Borujeni I., Mohammadi J., Salehi M.H., Toomanian N. & Poch R.M. 2010. Assessing geopedological soil mapping approach by statistical and geostatistical methods: A case study in the Borujen region, Central Iran. *Catena* 82, 1–14 p.
- Estupiñán L.H., Gómez J.E., Barrantes V.J. & Limas L.F. 2009. Efecto de actividades agropecuarias en las características del suelo en el páramo el granizo, (Cundinamarca - Colombia). *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica* 12, 79-89 p.
- Etzion Y., Linke R., Cogan U. & Shmulevich I. 2004. Determination of protein concentration in raw milk by mid-infrared Fourier transforms infrared/attenuated total reflectance spectrsocopy. *J. Dairy Sci.* 87, 2779- 2788 p.
- Finke Peter A. 2012. On digital soil assessment with models and the Pedometrics agenda. *Geoderma* 171, 3–15 p.
- Fuentes Navarta M., Bosch C. & Sánchez F. 2008. Aplicación de la espectroscopia del infrarrojo medio en química analítica de procesos. *Sociedad Química de México* 2, 3 p.

- Galvis J.H., Amézquita E. & Madero E. 2007. Evaluación del efecto de la intensidad de la branza en la forma de costra superficial de un Oxisol de sabana en los llanos orientales de Colombia. *Acta Agronómica -Palmira* 56, 187-190 p.
- Garten J.r., Kanga S., Bricea D.J., Schadta C.W. & Zho J. 2007. Variability in soil properties at different spatial scales (1 m–1 km) in a deciduous forest ecosystem. *Soil Biology & Biochemistry* 39, 2621–2627 p.
- Garzón C.A., Cortés C.A. & Camacho-Tamayo J.H. 2010. Variabilidad espacial de algunas propiedades químicas en un entisol. *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica* 13, 87-95 p.
- Godwin R.J. & Miller P.C.H. 2003. A review of the technologies for mapping within-field variability. *Biosyst. Eng.* 84, 393-407 p.
- Gómez C., Lagacherie P. & Coulouma G. 2008. Continuum removal versus PLSR method for clay and calcium carbonate content estimation from laboratory and airborne hyperspectral measurements. *Geoderma* 148, 141-148 p.
- Grunwald. S. 2009. Con varios criterios de caracterización de la cartografía digital de suelos y los últimos métodos de modelización. *Geoderma* 152, 195–207 p.
- Hester J.B. 1939. The relation of soil texture and color to the organic matter. *Soil Science Society of America Proceedings* 3, 112–114 p.
- Hummel J.W. & Sudduth K.A. 1993. Portable, near-infrared spectrophotometer for rapid soil analysis. *Transactions of the ASAE* 36, 185-193 p.
- INIA. 2011. *Handbook de Agricultura de Precisión*. Centro Regional de Investigación Quimalapú, Chillán, Chile, 261p.
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). 1988. *Suelos y bosques de Colombia*. IGAC. Bogotá 135 p.
- Ippoliti-Ramilo G.A. 1999. Fotos y tm / Landsat-5. da Época de pré-plantío para a previsão de Área de Culturas de verão. Tesis de Maestría (Senso-riamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil 183.
- Iqbal J., Thomasson J.A., Jenkins J.N., Owens P.R. & Whisler F.D. 2005. Spatial variability analysis of soil physical properties of alluvial soils. *Soil Science Society of America Journal* 69, 1–14 p.
- Jaramillo D. 2012. Variabilidad espacial del suelo bases para su estudio. *Revista de la Facultad de Ciencias Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín*. 1, 73-87 p.
- Jaramillo D. 2011. *El suelo: origen, propiedades, espacialidad*. Universidad Nacional de Colombia sede Medellín.
- Jaramillo D. 2009. Variabilidad espacial de las propiedades ándicas de un andisol hidromórfico del Oriente Antioqueño (Colombia). *Revista Facultad Nacional de Agronomía - Medellín* 62, 1, 4907-4921 p.
- Jenny H. 1941. *Factors of soil formation. A system of quantitative pedology*. McGraw-Hill. New York 281 p.
- Krishnan P., Butler B.J., & Hummel J.W. 1981. Close-range sensing of soil organic matter. *Trans. ASAE* 24, 306–311 p.

- Laegdsmand M., De Jonge L.W. & Moldrup P. 2005. Leaching of colloids and dissolved organic matter from columns packed with natural soil aggregates. *soil science* 170, 13-27 p.
- Lagacherie, P. & McBratney, A. 2007. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. In: Lagacherie P., Mcbratney, A.; Voltz, M. (Ed.). *Digital soil mapping: an introductory perspective*. Amsterdam: Elsevier 3-22 p.
- Lin H., Wheeler D., Bell J. & Wilding L. 2005. Assessment of soil spatial variability at multiple scales. *Ecological Modelling* 182, 271–272 p.
- Lin Li. 2008. Quantifying lunar soil composition with partial least squares modeling of reflectance. *Space Research* 42, 267–274 p.
- Linker R., Weiner M., Shmulevich I. & Shaviv A. 2006. Nitrate determination in soil pastes using FTIR-ATR mid-infrared spectroscopy: improved accuracy via soil identification. *Biosystems Engineering* 94, 111–118 p.
- Liu X., Xu J., Zhang M. & Zhou B. 2004. Effects of land management change on spatial variability of organic matter and nutrients in paddy field: a case study of Pinghu, China. *Environmental Management* 34, 691–700 p.
- Liu X., Zhang W., Zhang M., Ficklin D.L. & Wang F. 2009. Spatio-temporal variations of soil nutrients influenced by an altered land tenure system in China. *Geoderma* 152, 23–34 p.
- Lizcano A., Herrera M.C. & Santamarina J.C. 2006. Suelos derivados de cenizas volcánicas en Colombia. *Rev. Int. de Desastres Naturales, Accidentes e Infraestructura Civil*. 6, 167 p.
- Madari B.E., Reeves J.B. III, Machado P., Guimaraes CM., Torres E. & McCarty G.W. 2006. Mid- and near-infrared spectroscopic assessment of soil compositional parameters and structural indices in two Ferralsols. *Geoderma* 136, 245–259 p.
- Maleki M.R., Mouazen A.M., De Keterlaere B., Ramon H. & De Baerdemaeker J. 2008. On-the-go variable-rate phosphorus fertilization based on a visible and near infrared soil sensor. *Biosystems Engineering* 99, 35–46 p.
- Martínez E., Fuentes J. P. & Acevedo E. 2008. Carbono orgánico y propiedades del suelo. *Revista de la ciencia del suelo y nutrición vegetal* 8,1, 68-96 p.
- 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 p.
- Massart D.L., Vandeginste B.G.M., Buydens L.M.C., De Jong S., Lewi P.J. & Smeyers-Verbeke S. 1997. *Handbook of Chemometrics and Qualimetrics*. Elsevier 1-20 p.
- McBratney A.B., Minasny B. & Rossel R.V. 2006. Spectral soil analysis and inference systems: a powerful combination for solving the soil data crisis. *Geoderma* 136, 272–278 p.
- McBratney Alex B., Odeh Inakwu O.A., Bishop Thomas F.A., Dunbar Marian S. & Shatar Tamara M. 2000. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. *Geoderma* 97, 293–327 p.

- McCarty G.W., Reeves III, Yost J.B., Doraiswamy R. & Dombia P.C. 2010. Evaluation of methods for measuring soil organic carbon in West African soils. *African Journal of Agricultural Research* 5, 2169–2177 p.
- McCauley J.D., Engel B.A., Scudder C.E., Morgan M.T. & Elliot P.W. 1993. Assessing the spatial variability of organic matter. *American Society of Agricultural Engineers* 93–1555 p.
- McDowell M., Bruland G., Deenik J., 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 p.
- Mengel K. & Kirkby E.A. 2000. *Principios de nutrición vegetal*. Instituto Internacional de la Potasa. Basilea. Suiza 607 p.
- Mosquera C, Martínez M., Guerrero. J. & Hansen E. 2010. Caracterización estructural de la materia orgánica de tres suelos provenientes del municipio de Aquitania-Boyacá, Colombia. *Revista colombiana de química*. 39.
- 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 p.
- Mouazen A.M., Maleki M.R., Cockx L., Van Meirvenne M., Van Holm L.H.J., Merckx R., De Baerdemaeker J. & Ramon H., 2009. Optimum three-point link set up for optimal quality of soil spectra collected during on-line measurement. *Soil & Tillage Research* 103, 144–152 p.
- Mouazen A.M., Maleki M.R., De Baerdemaeker J. & Ramon H. 2007. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS–NIR sensor. *Soil & Tillage Research* 93, 13–27 p.
- Muñoz I.D.J., Mendoza C.A., López G.F., Soler A.A. & Hernández M.M.M. 2000. *Manual de análisis de suelo*. Edafología. Escuela Nacional de Estudios Profesionales Iztacala, UNAM, México.
- Muñoz J.D., Martínez J.L. & Giraldo R. 2006. Variabilidad espacial de las propiedades edáficas y su relación con el rendimiento en un cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.). *Agronomía Colombiana* 24, 355-366 p.
- Norusis, M.J. 2002. *SPSS 11.0 guide to data analysis*. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA.
- Ożgoż E. 2009. Long term conventional tillage effect on spatial variability of some soil physical properties. *International Journal of Agricultural Sustainability* 33, 142–160 p.
- Obando Moncayo F.H., Villegas A.M., Betancur J. & Echeverri 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 - Medellín* 59, 3217-3235 p.
- Oberthur T., Cocka J., Andersson M., Naranjo R. Castaneda D. & Blair M. 2007. Acquisition of low altitude digital imagery for local monitoring and management of genetic resources. *Computers and Electronics in Agriculture* 58, 60–77 p.

- 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 p.
- O'Neal A.M. 1927. The effect of moisture on the color of certain Iowa soils. *American Soil Survey Association Bulletin B* 8 158–174 p.
- 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* 72, 3 p.
- Ostrooumov M. & Banergee A. 2006. Amazonite from Pre-cambrian pegmatites (Kola Peninsula, Russia), crystal chemical and spectrometric study. *Schweizerische Mineralogische und Petrographische Mitteilungen* 85, 89-102 p.
- Otero-Gómez L.M., Gálvez-Varcalcer V., Navarro-Gómez N., Rivero-Ramos L., Pérez-Jiménez J. & Guardia-Madrado T. 2012. Influencia De Electrolitos, Especies Iónicas Y Sodio Cambiable En La Dispersión Del Suelo. *agronomía mesoamericana* 23, 189-200 p.
- Pardo Carrasco S., Suárez H. & Pertuz Buelvas V. 2009. Interacción de los suelos sulfatados ácidos con el agua y sus efectos en la sobrevivencia del bocachico (*Prochilodus magdalenae*) en cultivo. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias* 22, 619-631 p.
- Parfitt JMB., Timm LC., Pauletto EA., Sousa RO., Castilhos DD., de Ávila CL. & Reckziegel NL. 2009. Variabilidad espacial de la industria química, propiedades físicas y biológicas de las tierras bajas cultivadas con arroz de riego. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 33, 819-830 p.
- Parkin T.B. 1993. Spatial variability of microbial process in soil: a review. *J. Environ. Qual* 22, 409–417 p.
- Pell R.J. 2000. Multiple outlier detection for multivariate calibration using robust statistical techniques. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 52, 87-104 p.
- Peña R., Rubiano Y., Peña 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 p.
- Peña R.A. 2006. Caracterización de la variabilidad espacial de los atributos del suelo como base para el manejo por sitio específico en el cultivo de piña “Gold”. Estudio de caso Tauramena - Llanos Orientales. Tesis de maestría. Facultad de Agronomía, Universidad Nacional de Colombia- Bogotá.
- Pimentel-Gómez F. & García C.H. 2002. Estatística aplicada a experimentos agronômicos e florestais: exposição com exemplos e orientações para uso de aplicativos. Piracicaba, FEALQ 309 p.
- Plant R. 2001. Site-specific management: The application of information technology to crop production. *Computers and Electronics in Agriculture* 30, 9-29 p.
- Prieto B., Peroza J. A. & Grandet G. 2010. Efecto de labranza y manejo de materiales orgánicos sobre algunas propiedades físicas y químicas de un Vertic Endoaquept del valle del sinú, Córdoba Colombia. *Temas Agrarios* 15, 27 – 36 p.

- Ramos A., Durango J., Grandett G., Díaz B. & Barrera J. 2006. Evaluación de las diferentes formas de potasio en suelos de la zona platanera de Córdoba (Colombia). *Agronomía Colombiana* 24, 2, 334-339 p.
- Ramos–Hernández S. G. & Flores–Román D. 2008. Comparación de dos fuentes fosfatadas en suelos volcánicos cultivados con café del soconusco, Chiapas, México. *Revista Agrociencia* 42.
- Reeves J.B., Follett R.F., McCarty G.W. & Kimble J.M., 2006. Can near or mid infrared diffuse reflectance spectroscopy be used to determine soil carbon pools. *Communications in Soil Science and Plant Analysis* 37, 2307-2325 p.
- Reeves J.B. & Smith D.B. 2009. The potential of mid- and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for determining major- and trace-element concentrations in soils from a geochemical survey of North America. *Applied Geochemistry* 24, 1472-1481 p.
- Reeves J.B., McCarty G.W. & Reeves V.B. 2001. Mid-Infrared diffuse reflectance spectroscopy for the quantitative analysis of agricultural soils. *Journal of Agricultural and Food Chemistry* 49, 766–772 p.
- Rizzi R. & Rudorff BFT. 2005. Estimativa da Área de soja no Rio Grande do Sul. Por meio de imagens Landsat. *Revista Brasileira de Cartografia* 57, 226-234 p.
- Rizzi R. 2004. Geotecnologias em um Sistema de Estimativa de Produção de Soja: Estudo de Caso no Rio Grande do Sul. Tesis de Doctorado (Sensoriamento Remoto). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil 214.
- 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, 64-75p.
- Roldán M.F., Venialgo C.A. & Gutiérrez N.C. 2004. Potasio disponible, de reserva y energía de reemplazamiento en suelos y el nivel foliar en rye-grass. Universidad Nacional del Nordeste (Argentina). *Comunicaciones Científicas y Tecnológicas A 072*, 1-3 p.
- Samake O., Smalin E.M.A., Kropff M.J., Stomph T.J. & Kodio A. 2005. Effects of cultivation practices on spatial variation of soil fertility and millet yields in the Sahel of Mali. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 109, 335–345 p.
- Sanchez I.A. 2004. Sensoriamento Remoto párrafo Le-vantamento Espectro-Temporal e Estimativa de Área de Culturas Agrícolas. Tesis de Maestría en Sensoriamento Remoto (INPE-10290-TDI/909), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil. 172.
- Sanchez P.A. 2009. Digital soil map of the world. *Science* 325, 680-681 p.
- 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 p.
- Sarmento E. C., Weber E., Giasson E., Flores. C.A. & Hasenack. H. 2009. Comparação entre quatro algoritmos de aprendizagem de máquina no mapeamento digital do Vale dos Vinhedos. Brasil. En: *Congresso Brasileiro de Ciência do Solo*.

- Schimel D., Melillo J., Tian H., McGuire D., Kicklighter D., Kittel T., Rosenbloom N., Running S., Thornton P., Ojima D., Parton W., Kelly R., Sykes M., Neilson R. & Rizzo B. 2000. Contribution of increasing CO₂ and climate to carbon storage by ecosystems in the United States. *Science* 287, 2004–2006 p.
- Shepherd K.D. & Walsh M.G. 2007. Infrared spectroscopy — enabling an evidence-based diagnostic surveillance approach to agricultural and environmental management in developing countries. *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 15, 1–20 p
- Song Y., Li F., Yang Z., Ayoko G.A., Frost R.L., Ji J. 2012. Diffuse reflectance spectroscopy for monitoring potentially toxic elements in the agricultural soils of Changjiang River Delta, China. *Clay Science* 64, 75-83 p.
- Soriano-Disla J.M., Janik L., McLaughlin M.J., Forrester S., Kirby J. & Reimann C. 2013. The EuroGeoSurveys GEMAS Project Team. 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 p.
- Stoner E.R. & Baumgardner M.F. 1981. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Science Society of America* 45, 1161-1165 p
- Sudduth K. A. & Hummel J. W. 1991. Evaluation of reflectance methods for soil organic matter sensing. *Trans. ASAE* 34, 1900–1909 p
- Summa V., Tateo F., Medici L. & Giannossi L. 2006. The role of mineralogy, geochemistry and grain size in badland development in Pisticci (Basilicata, southern Italy). *earth surface Processes and Landforms* 32, 980-997 p.
- Temesgen B., Mohammed M. & Korme T. 2001. Natural Hazard Assessment Using GIS and Remote Sensing Methods, with Particular Reference to the Landslides in the Wondogenet Area. *Physics and Chemistry of the Earth* 26, 665-615 p.
- Tesfahunegn G.B., Tamene L. & Vlek P. L.G. 2011. Catchment-scale spatial variability of soil properties and implications on site-specific soil management in northern Ethiopia. *Soil & Tillage Research* 117, 124–139 p.
- Thomasson J.A., Sui R., Cox M.S. & Rajehy A.I. 2001. Soil reflectance sensing for determining soil properties in precision agriculture. *American Society of Agricultural Engineers*. 44, 1445–1453 p.
- Valbuena C.A., Martínez L.J. & Giraldo R. 2008. Variabilidad espacial del suelo y su relación con el rendimiento de mango (*Mangifera indica* L.). *Revista Brasileña de Fruticultura, Jaboticabal – SP* 30, 4, 1146-1151 p.
- Veronese Júnior V., Carvalho M.P., Dafonte J., Freddi O.S., Vidal Vázquez E. & Ingaramo O.E. 2006. Spatial variability of soil water content and mechanical resistance of Brazilian ferralsol. *Soil and Tillage Research*. 85, 166-177 p.
- Viscarra Rossel R.A., Jeon Y.S., Odeh I.O.A. & McBratney A.B. 2008. Using a legacy soil sample to develop a mid-IR spectral library. *Australian Journal of Soil Research* 46, 1–16 p.

- 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 p.
- Viscarra Rossel R.A. & McBratney A.B. 2001. A response-surface calibration model for rapid and versatile site-specific lime requirement predictions in south-eastern Australia. *Australian Journal of Soil Research* 39, 85–201 p.
- Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., McBratney A.B., Janik L.J. & Skjemstad J.O. 2006. Visible, near infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma* 131, 59–75 p.
- Viscarra Rossel RA (2008) ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 90, 72-83. doi: 10.1016/j.chemolab.2007.06.006
- 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 p.
- Vrindts E., Mouazen A.M., Reyniers M., Martens K., Maleki M.R., Ramon H. & De Baerdemaeker J. 2005. Management zones based on correlation between soil compaction, yield and crop data. *Biosystems Engineering* 92, 419–428 p.
- Waiser T.H., Morgan C.L.S., Brown D.J. & Hallmark C.T. 2007. In situ characterization of soil clay content with visible near-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal* 71, 389–396 p.
- Wang Y., Zhang X. & Huang C. 2009. Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. *Geoderma* 150, 141–149 p.
- Webster R. 1994. The development of pedometrics. *Geoderma* 62, 1–15 p.
- Wei J.-B., Xiao D.-N., Zeng H. & Fu Y.K. 2008. Spatial variability of soil properties in relation to land use and topography in a typical small watershed of the black soil region, northeastern China. *Environmental Geology* 53, 1663–1672 p.
- Weng Q. 2001. A remote sensing-GIS evaluation of urban expansion and its impact on surface temperature in the Zhujiang Delta, China. *International journal of Remote Sensing* 22, 1999-2014 p.
- Williams P. 2003. *Near-infrared Technology—Getting the Best Out of Light*. PDK Grain. Nanaimo, Canada.
- Wilson J., Clay M., Martin E., Stuckey D. & Vedder-Risch K. 2003. Evaluating environmental influences of zoning in urban ecosystems with remote sensing. *Remote Sensing of Environment* 86, 303-321 p.
- Wold H. 1966. Estimation of principal components and related models by iterative least squares, in: Krishnaiah, P.R. (Ed.), *Multivariate Analysis*. Academic Press, New York, 391–420 p.
- Wold S, Sjostrom M & Eriksson L. 2001. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 58, 109–130 p.

- Yemefack M., Rossiter D.G. & Njomgang R. 2005. Multi-scale characterization of soil variability within an agricultural landscape mosaic system in southern Cameroon. *Geoderma* 125, 117–143 p.
- Zerbino S. & Altier N. 2006. La Biodiversidad del suelo. 8-9. En: Suplemento Tecnológico. Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias (INIA), La Estanzuela. Uruguay.