UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

# Uso de modelos espectrales VIS – NIR para la determinación del contenido de carbono del suelo

**Cindy Carolina Gámez Ávila**

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería
Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola
Bogotá, Colombia
2019

# Uso de modelos espectrales VIS – NIR para la determinación del contenido de carbono del suelo

**Cindy Carolina Gámez Ávila**

Tesis presentada como requisito para optar al título de:

**Magister en Ingeniería –Ingeniería Agrícola**

Director:

Jesús Hernán Camacho Tamayo:

Ingeniero Agrícola, Ph.D.

Codirector:

Oscar Leonardo García Navarrete

Ingeniero Agrícola, MSc.

Línea de Investigación:

Adecuación de tierras y desarrollo sostenible

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería

Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola

Bogotá, Colombia

2019

*A Dios, por permitirme tener esta gran oportunidad.*

*A mi Ángel del cielo, por hacerme una mujer más fuerte.*

*A mis queridos Padres Rosa y Jairo, por su apoyo incondicional brindado en todo momento.*

*A mi Hermano Jaiver, por darme la mejor ayuda en los momentos inesperados.*

# Agradecimientos

Quiero expresar mis agradecimientos al Centro Agropecuario La Granja SENA, Regional Tolima, sus directivas y coordinación académica, por el apoyo brindado para desarrollar el presente trabajo de investigación en las unidades agrícolas del centro. Al laboratorio de suelos del Centro Agropecuario La Granja, por realizar los ensayos de carbono orgánico y densidad aparente y al laboratorio de suelos de Ingeniería Agrícola de la Universidad Nacional de Colombia, por desarrollar los ensayos de textura.

Igualmente, al Ingeniero Jesús Hernán Camacho Tamayo, mi tutor y director de tesis, por motivarme en primera instancia a realizar esta maestría, por su apoyo y acompañamiento académico.

A María Camila, por su dedicación y constancia en el desarrollo de la primera etapa de este trabajo de investigación. De todo corazón espero haber aportado en su proceso de formación y que siga por este camino para llegar a ser una Ingeniera Agrícola.

Por último y no menos importante agradezco a mis amigos, a Niyireth por sus palabras de aliento y ánimo. A Javier Andrés, por su asesoría y acompañamiento, gracias por hacerme ver que podía ser capaz de alcanzar esta meta a pesar de todas las dificultades que se presentaron, gracias por no hacerme perder el norte.

# Resumen

Las técnicas de espectroscopía tienen el potencial para mejorar o reemplazar los métodos convencionales de análisis de suelos. Son rápidas, no destructivas, no utilizan reactivos ni químicos peligrosos, son amigables con el medio ambiente y un espectro único permite la caracterización simultánea de varias propiedades del suelo. El objetivo de este trabajo fue determinar el contenido de carbono del suelo por medio de la calibración de modelos espectrales VIS – NIR. Con una red rígida se recolectaron 102 muestras en cinco profundidades de estudio (de 0 a 5 cm; 5 a 10 cm; 10 a 15 cm; 15 a 20 cm y 20 a 25 cm) para un total de 510 muestras, en las que se les determinaron los contenidos de CO, arena, limo, arcilla y densidad aparente por medio de pruebas analíticas convencionales. Se realizó la toma de respuestas espectrales en la franja VIS – NIR de cada muestra, para la construcción de modelos de estimación por regresión de mínimos cuadrados parciales. Se obtuvo un modelo de estimación representativo para el contendido de CO con un $R^2$ > 0,70; RMSE de 0,13 y RPD > 1,60, lo que indica que el modelo tiene una buena capacidad de predicción. El uso de las técnicas de espectroscopía, el análisis multivariado y la geoestadística permitieron analizar la influencia del manejo agrícola en el contenido de CO. Los valores más altos para este atributo se encontraron en los lotes con cultivos semestrales, en comparación con los de cultivos permanentes.

**Palabras clave: Carbono orgánico, espectroscopía de suelos, geoestadística, VIS-NIR**

# Abstract

Spectroscopy techniques have the potential to improve or replace conventional methods of soil analysis. They are fast, non-destructive, do not use reagents or dangerous chemicals, are friendly to the environment and a single spectrum allows the simultaneous characterization of several properties of the soil. The aim of this study was to determinate the carbon content of the soil by the calibration of VIS - NIR spectral models. With a rigid grid system, 102 samples were collected in five depths (from 0 to 5 cm, 5 to 10 cm, 10 to 15 cm, 15 to 20 cm and 20 to 25 cm) for a total of 510 samples. The contents of CO, sand, silt, clay and bulk density were determined by conventional analytical tests. The spectral responses were taken in the VIS - NIR band of each sample, for the construction of estimation models by partial least squares regression. A representative estimation model was obtained for the content of CO with an $R^2$> 0,70; RMSE of 0,13 and RPD> 1,60, which indicates that the model has a good prediction capacity. The use of spectroscopic techniques, multivariate analysis and geostatistics allowed analyzing the influence of agricultural management on the CO content. The highest values for this attribute were found in the parcels with semi-annual crops, in comparison with those with permanent crops.

**Keywords: Organic carbon, geostatistics, soil spectroscopy, VIS-NIR**

# Contenido

**Pág.**
**Resumen** ..... **IX**
**Lista de figuras** ..... **2**
**Lista de tablas** ..... **4**
**Introducción** ..... **1**
**Objetivos** ..... **5**
**1. Marco Conceptual** ..... **7**
1.1 Espectroscopía ..... 7
1.2 Aplicaciones de espectroscopía en suelos ..... 8
1.3 Estimación de CO por espectroscopía ..... 12
**2. Materiales y métodos** ..... **16**
2.1 Zona de estudio ..... 16
2.2 Muestreo y análisis de laboratorio ..... 17
2.3 Procesamiento de datos y construcción del modelo ..... 18
2.4 Análisis geoestadístico ..... 20
**3. Resultados y discusión** ..... **23**
3.1 Análisis descriptivo ..... 23
3.2 Características de las curvas espectrales ..... 26
3.3 Calibración y validación de modelos espectrales ..... 28
3.3.1 Efecto del número de muestras en la construcción del modelo ..... 34
3.4 Análisis geoestadístico ..... 36
3.4.1 Correlación de los atributos del suelo y las profundidades de estudio ..... 45
3.4.2 Análisis cluster ..... 48
3.4.3 Análisis de componentes principales ..... 52
**4. Conclusiones y recomendaciones** ..... **55**
4.1 Conclusiones ..... 55
4.2 Recomendaciones ..... 56
**Bibliografía** ..... **57**
**A. Anexo: Mapas de variabilidad espacial, datos medidos y estimados para Da, contenido de arena, limo y arcilla** ..... **65**
**B. Anexo: Valores análisis componentes principales en las profundidades de estudio.** **77**

# Lista de figuras

**Pág.**

**Figura 1-1** Distribución energética de las ondas electromagnéticas. ..... 7
**Figura 1-2** Curva espectral de reflectancia franja VIS – NIR representativa ..... 10
**Figura 2-1** Distribución puntos de muestreo en el área de estudio ..... 18
**Figura 3-1** Distribución textual del área de estudio ..... 25
**Figura 3-2** Respuesta espectral obtenida para las profundidades de estudio franja VIS – NIR ..... 26
**Figura 3-3** Respuestas para el área de estudio en la región NIR..... 27
**Figura 3-4** Datos medidos Vs datos estimados para CO ..... 29
**Figura 3-5** Datos medidos Vs datos estimados para Da..... 30
**Figura 3-6** Datos medidos Vs datos estimados para contenido de arena ..... 31
**Figura 3-7** Datos medidos Vs datos estimados para contenido de limo..... 31
**Figura 3-8** Datos medidos Vs datos estimados para contenido de arcilla ..... 32
**Figura 3-9** Longitudes de onda representativas para cada atributo ..... 34
**Figura 3-10** Variación del $R^2$ y RMSE en los modelos de calibración de acuerdo al número de muestras ..... 34
**Figura 3-11** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad. ..... 40
**Figura 3-12** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad ..... 40
**Figura 3-13** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad. ..... 41
**Figura 3-14** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad. ..... 41
**Figura 3-15** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad. ..... 42
**Figura 3-16** Semivariogramas obtenidos para CO. Datos medidos y datos estimados... 43
**Figura 3-17** Semivariogramas obtenidos para Da. Datos medidos y datos estimados.... 44
. **Figura 3-18** Semivariogramas obtenidos para contenido de arena. Datos medidos y datos estimados..... 44
**Figura 3-19** Semivariogramas obtenidos para contenido de limo. Datos medidos y datos estimados ..... 45
**Figura 3-20** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 0 cm a 5 cm ..... 49
**Figura 3-21** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 5 cm a 10 cm..... 49
**Figura 3-22** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 10 cm a 15 cm... 50
**Figura 3-23** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 15 cm a 20 cm... 51
**Figura 3-24** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 15 cm a 20 cm.. 51
**Figura 3-25** Agrupamiento de componentes principales. ..... 53

**Figura A-1** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad ..... 65
**Figura A-2** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad ..... 66
**Figura A-3** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad ..... 66
**Figura A-4** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad ..... 67
**Figura A-5** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad ..... 67
**Figura A-6** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad ..... 68
**Figura A-7** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad ..... 68
**Figura A-8** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad ..... 69
**Figura A-9** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad ..... 69
**Figura A-10** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad ..... 70
**Figura A-11** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad ..... 70
**Figura A-12** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad ..... 71
**Figura A-13** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad ..... 71
**Figura A-14** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad ..... 72
**Figura A-15** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad ..... 72
**Figura A-16** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 0 cm a 5 cm de profundidad ..... 73
**Figura A-17** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 5 cm a 10 cm de profundidad ..... 73
**Figura A-18** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 10 cm a 15 cm de profundidad ..... 74
**Figura A-19** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 15 cm a 20 cm de profundidad ..... 74
**Figura A-20** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 20 cm a 25 cm de profundidad ..... 75

# Lista de tablas

**Pág.**

**Tabla 2-1**: Manejo de las unidades productivas objeto del área de estudio ..... 16
**Tabla 3-1**: Medidas descriptivas para los atributos CO, Da, contenido de arena, limo y arcilla ..... 23
**Tabla 3-2** Parámetros estadísticos para la calibración y validación de los modelos..... 28
**Tabla 3-3** Funciones de variabilidad de los parámetros de validación ($R^2$ y RMSE), a partir del número de muestras para el set de calibración. ..... 36
**Tabla 3-4** Parámetros de semivariogramas teóricos obtenidos para los datos medidos . 37
**Tabla 3-5** Parámetros de semivariogramas teóricos obtenidos para los datos estimados ..... 39
**Tabla 3-6** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad de 0 cm a 5 cm..... 45
**Tabla 3-7** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad de 5 cm a 10 cm..... 46
**Tabla 3-8** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad de 10 cm a 15 cm..... 47
**Tabla 3-9** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad 15 cm – 20 cm..... 47
**Tabla 3-10** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad 20 cm – 25 cm..... 47
**Tabla B-1**Valores análisis componentes principales en las profundidades de estudio. ... 77

# Introducción

En los últimos años la agricultura ha sufrido una transformación, pasando de ser un estilo de vida a empezar a considerar aspectos técnicos, económicos y cifras de producción, con el fin de obtener rendimientos más altos, optimizando el uso de insumos y recursos.

La Organización de las Naciones Unidas (ONU) y los líderes mundiales adoptaron iniciativas para proteger el planeta y erradicar la pobreza, como parte de una agenda de desarrollo sostenible. Shepherd & Walsh (2007) reportan que para el cumplimiento de estas iniciativas, es necesario que la productividad del sector agrícola tenga incrementos de al menos el 6% anual, lo que representa un reto para el gobierno y el sector agrícola.

De acuerdo con lo anterior, es necesaria la incorporación de nuevas tecnologías, que aumenten la eficiencia y la productividad de los sistemas productivos (Uribe, Fonseca, Bernal, Contreras, & Castellanos, 2011). Los nuevos métodos y técnicas de producción utilizan tecnología para dar cumplimiento a las necesidades del mercado, lo que requiere un mayor volumen de producción a precios bajos. Además, los mercados prefieren técnicas y sistemas que disminuyan la contaminación ambiental. (Pinto, Queiroz, Chartuni, & Ruz, 2007).

En este contexto, el productor agrícola debería conocer las propiedades físicas y químicas del suelo, ya que el desarrollo de los sistemas productivos y aspectos fundamentales de la cosecha están relacionados con la disponibilidad de los nutrientes y las características del suelo. Entre las determinaciones de las propiedades físicas del suelo se encuentran contenido de humedad, densidad aparente, densidad real, textura, estructura, color, porosidad y consistencia. En cuanto a las propiedades químicas del suelo se encuentra capacidad de intercambio catiónico, pH, elementos mayores, elementos menores, carbono orgánico y conductividad eléctrica.

De forma general, el análisis del suelo es la herramienta más utilizada para la recomendación de fertilizantes. Este análisis es esencial para el manejo de suelos, ya que permite clasificarlos en grupos, analizar la efectividad de la aplicación de nutrientes, evaluar su fertilidad y determinar oportunidades de mejora (Ministerio de Agricultura y Ganaderia, 1991).

En lo que se refiere al carbono orgánico (CO), este es un constituyente de la materia orgánica del suelo (MO). La MO produce un efecto benéfico en las propiedades físicas del suelo, como la estructura, porosidad, aireación, infiltración, drenaje, contenido de humedad, consistencia, estabilidad, color y en propiedades químicas como CIC y disponibilidad de nutrientes (Jaramillo, 2000). Es importante mencionar, que la MO se estima con el contenido de CO y factores empíricos (Martínez H, Fuentes E, & Acevedo H, 2008). Por lo anterior, es necesario realizar una determinación precisa del contenido de CO, por medio de pruebas analíticas ya que es considerado como uno de los indicadores de calidad y sustentabilidad del suelo. (Eyherabide, Saínz Rozas, Barbieri, & Echeverría, 2014).

Dentro de los métodos analíticos para la cuantificación de CO, se encuentra que el método propuesto por Walkley & Black (1934) es el más difundido y consiste en la oxidación con dicromato de potasio de la muestra de suelo en un medio ácido.

La cuantificación de CO por el método de Walkley & Black puede ser afectada por la presencia de iones cloruro o ferroso y óxidos de manganeso (Eyherabide et al., 2014). No obstante, esta metodología es ampliamente utilizada porque se pueden determinar muestras de forma simultánea y la cantidad de equipos requeridos es mínima (Viscarra Rossel, Gasparoni, & Galantini, 2001). Como desventaja, esta metodología requiere de cantidades considerables de ácido sulfúrico, las cuales varían de acuerdo al número de muestras a realizar. El ácido sulfúrico es considerado como un agente cancerígeno, aunque si se realiza una titulación completa, el residuo resultante contiene cromo trivalente, no cancerígeno, de muy baja toxicidad pero contaminante (Eyherabide et al., 2014).

Otras metodologías realizan la determinación del carbono orgánico total (CT) entre ellas la propuesta por Schlichting & Stahr (1995) que consiste en una modificación de la

metodología propuesta por Walkley & Black aplicando calor a la muestra. Por otra parte, la metodología de Dumas o método de combustión seca (Grewal, Buchan, & Sherlock, 1991) determina el CT de una forma más precisa, sin embargo, en suelos con carbonatos puede llegar a sobreestimar el valor.

En las últimas dos décadas, los desarrollos realizados por las técnicas de espectroscopía presenta avances significativos. La variedad de metodologías, permiten obtener una mejor relación de las respuestas espectrales con la variabilidad de los atributos del suelo. Se considera que la espectroscopía tiene el potencial para reforzar o sustituir las pruebas analíticas convencionales para la determinación de las propiedades del suelo. (Camacho-Tamayo, 2013)

En la actualidad, las técnicas de espectroscopia son consideradas como una herramienta de detección rápida, confiable y de bajo costo para muchas aplicaciones agrícolas y ambientales, además desempeña un papel importante en la vigilancia diagnóstica en los países en desarrollo (Shepherd & Walsh, 2007).

# Objetivos

## Objetivo general

Determinar el contenido de carbono del suelo, por medio de la calibración de modelos espectrales VIS-NIR

## Objetivos específicos

- Evaluar la capacidad de la espectroscopia de reflectancia difusa para la estimación de los contenidos de CO.
- Validar modelos de predicción de las propiedades del suelo, en la estimación de la variabilidad espacial del CO.
- Analizar la influencia de manejo agrícola en el contenido de CO.

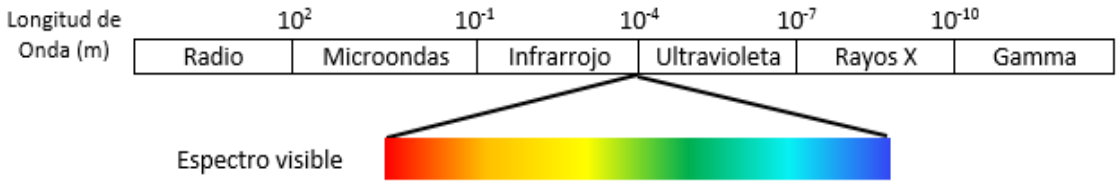
# 1. Marco Conceptual

## 1.1 Espectroscopía

La espectroscopía se refiere al estudio y observación del espectro electromagnético y la interacción de la energía a diferentes longitudes de onda con la materia. Proporciona la mayor parte de la información sobre los niveles energéticos en átomos y moléculas. Esto permite realizar análisis cualitativos y cuantitativos de la composición de muestras orgánicas e inorgánicas (González Cantellano & Montaño Zetina, 2015).

El espectro electromagnético, corresponde a la distribución energética de las ondas electromagnéticas. Este se divide en distintas regiones de mayor a menor longitud de onda así: ondas de radio, microondas, infrarrojo, visible, ultravioleta, rayos X y rayos gamma (Figura 1-1). De esta manera, es posible estudiar el espectro electromagnético en cada una de estas regiones, con diversas técnicas espectroscópicas que se clasifican según la forma en la que se emite o se detecta la radiación incidente.

**Figura 1-1** Distribución energética de las ondas electromagnéticas.




Dentro de las técnicas espectroscópicas, se encuentran las siguientes:

La espectroscopía atómica, es una técnica que mide las concentraciones de una mezcla, tiene la capacidad de determinar más de 70 elementos en una solución o en muestras solidas (González Cantellano & Montaño Zetina, 2015).

La espectroscopía ultravioleta, se fundamenta en la absorción de la radiación ultravioleta visible, lo que ocasiona la excitación de los electrones de enlace de las moléculas. Por lo anterior, es posible relacionar los picos de absorción presentados por la excitación de los electrones con los enlaces presentes en un compuesto. (González Cantellano & Montaño Zetina, 2015)

La espectroscopía infrarroja, se basa en que las frecuencias de vibración son específicas a los enlaces de los elementos. Por medio de la energía que emiten las vibraciones de los enlaces, es posible realizar la determinación de los contenidos de los elementos en una determinada muestra (Atkins, Jones, Cwi, Méndez, & Rondinone, 2012).

La espectroscopía de rayos X, estudia mediante la excitación de los rayos X las estructuras cristalinas de los materiales. Utiliza niveles de energía superiores a la ultravioleta, lo que permite profundizar en la estructura de los materiales y obtener una rápida interacción con los electrones (Albella, 1993).

La espectroscopía es reconocida como una técnica de medición científica, siendo una herramienta utilizada en procesos de investigación, análisis, control y diagnóstico. Tiene variedad de aplicaciones en las disciplinas científicas y en industrias como farmacéutica, alimentaria, ambiental, biofísica y otras.

## 1.2 Aplicaciones de espectroscopía en suelos

Los mapas de suelos han sido ampliamente utilizados debido a que estos agrupan el suelo en diferentes clases de acuerdo a su similitud en las propiedades físicas, químicas o biológicas. Sin embargo, la determinación de las propiedades del suelo en laboratorio son costosas, haciendo que la recolección de muestras sea escasa, estos mapas se basan en un adecuado muestreo y pruebas analíticas de laboratorio para derivar modelos de variación espacial, lo que significa que se requiere un buen grado de precisión (Viscarra Rossel, Chappell, De Caritat, & Mckenzie, 2011).

Este conocimiento ha sido tradicionalmente obtenido a través del muestreo del suelo, en las que la precisión de los resultados se basa en el esquema de muestreo, los aparatos estandarizados y los métodos de análisis de laboratorio. No obstante, los resultados analíticos están sujetos a imprecisiones, principalmente debido a la inherente naturaleza

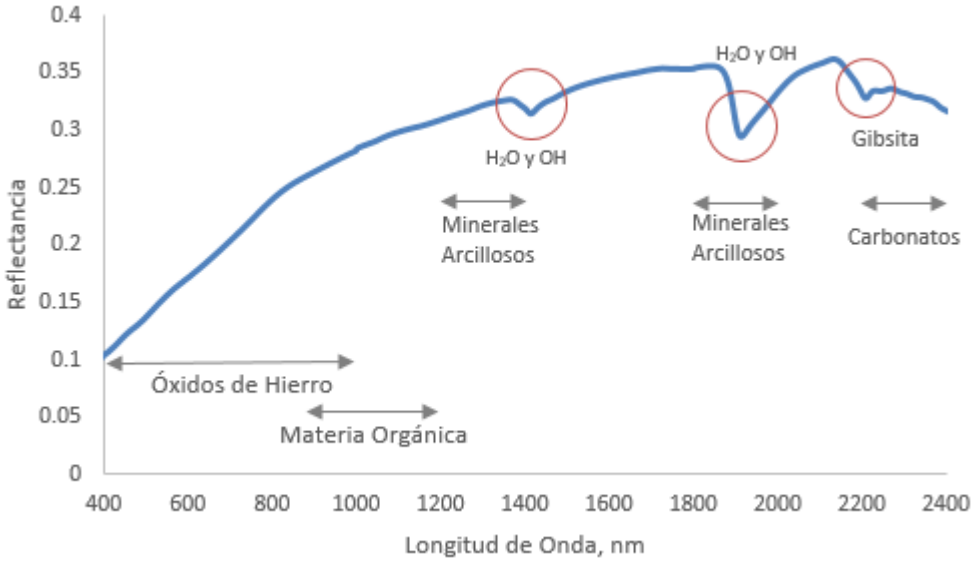
variable del suelo. Además, muchos de estos procedimientos son relativamente complejos y requieren varias etapas antes de obtener el resultado, por lo tanto, están sujetos a imprecisión cuantitativa (Viscarra Rossel & McBratney, 1998).

El suelo es un recurso no renovable, altamente variable y complejo tanto en sus propiedades físicas, químicas y biológicas, desde este punto de vista se hace difícil poder entender su naturaleza, propiedades e interacciones, lo cual es fundamental si se piensa en un manejo eficiente. Por lo tanto, se requiere no sólo que los métodos convencionales de muestreo y análisis de suelos sean mejorados o reemplazados por nuevas técnicas que reduzcan el tiempo, el costo y la mano de obra, sino que mejoren la precisión de los resultados.

La espectroscopia surge como una herramienta para mejorar o reemplazar los métodos convencionales de análisis de suelos por ser rápida, no destructiva, no se utilizan reactivos ni químicos peligrosos, es amigable con el medio ambiente, un espectro único permite la caracterización simultánea de varias propiedades del suelo y además se puede considerar como complemento a los métodos de análisis de laboratorio químico (Ben-Dor, Irons, & Epema, 1999; Ge, Morgan, Grunwald, Brown, & Sarkhot, 2011; B. Kuang & Mouazen, 2011; Morellos et al., 2016; Shepherd & Walsh, 2007; Srinivasan, 2006; Stenberg, Viscarra Rossel, Mouazen, & Wetterlind, 2010).

El uso de la espectroscopia para la estimación de atributos físicos y químicos del suelo, en las regiones del infrarrojo visible (VIS) (400 nm – 700 nm), el infrarrojo cercano (NIR) (700 nm – 2500 nm), el infrarrojo medio (MIR) (2500 nm – 25000 nm) y sus combinaciones VIS – NIR – MIR junto modelos de calibración, análisis multivariado y otras técnicas, permiten obtener aproximaciones de los atributos del suelo. Sin embargo, es importante determinar si estas estimaciones se ajustan a la realidad y responden a la variabilidad espacial del suelo.

**Figura 1-2** Curva espectral de reflectancia franja VIS – NIR representativa




En la Figura 1-2 se presenta una respuesta espectral del suelo, donde la franja VIS está relacionada con los contenidos de carbono y óxidos de hierro en el suelo. La franja NIR está relacionada con los minerales arcillosos alrededor de 1300 nm a 1400 nm y 1800 nm a 1900 nm, la presencia de carbonatos de 2300 nm a 2400 nm y la materia orgánica entre 900 nm – 1200 nm (Ben-Dor, R. Irons, & Epema, 1999; Viscarra Rossel & Chen, 2011).

Islam, Singh, & McBratney (2003) utilizaron la combinación de las franjas UV – VIS – NIR, para la elaboración de modelos de predicción simultanea de pH, contenido de humedad, contenido de arcilla, Ca y Mg, obteniendo coeficientes de determinación entre 0,82 y 0,73 que clasifican a estos modelos con buena capacidad de predicción. También obtuvieron modelos de predicción aceptables para CIC, contenido de arena, contenido de limo, K, Na y Fe con coeficientes de determinación entre 0,29 y 0,61. Así mismo, resaltan el potencial de la espectroscopía en las franjas UV – VIS – NIR como una metodología rápida, económica y ecológica para la estimación de estos atributos.

Viscarra Rossel et al. (2006) realizaron un análisis cuantitativo en las franjas VIS – NIR - MIR y sus combinaciones para la predicción de pH, CO, contenido de arena, limo y arcilla, CIC, Ca, Al, K y CE encontrando estimaciones más precisas en la franja MIR para pH, CO, CIC, contenido de arena, limo y arcilla y P. Para NIR encontraron estimaciones más precisas para Al y K. En cuanto a las combinaciones VIS – NIR – MIR no se encontró una

diferencia significativa en comparación a los resultados obtenidos por MIR. Esto debido a que en MIR la capacidad de discriminar el cuarzo, los minerales arcillosos y varios constituyentes orgánicos permitió una buena caracterización de los diversos atributos químicos y físicos del suelo, por lo tanto obtuvo resultados más precisos que las estimaciones VIS - NIR. Estos autores demostraron, que la exactitud obtenida por las predicciones, difiere para cada atributo del suelo y depende de la franja espectral utilizada. Concluyen que la franja MIR presenta una mejor relación con los atributos físicos y químicos del suelo y las franjas VIS – NIR presentan una mejor relación con los contenidos de arena, limo y arcilla.

En la estimación de los atributos físicos y químicos del suelo Mouazen, De Baerdemaeker, & Ramon (2005) resaltan que los modelos de calibración no se pueden utilizar para muestras tomadas en campo, ya que las calibraciones iniciales se basan en muestras procesadas en laboratorio, es decir, muestras secas, trituradas y tamizadas.

Con relación al contenido de humedad, Bowers & Hanks (1965) mencionan que el agua en el suelo tiene un efecto sobre los espectros, causando que la profundidad y el ancho de la absorción cerca de 1400 nm y 1900 nm sean más grandes, pero generalmente resulta en una disminución general de la reflectancia. Demattê et al. (2006) encontraron que al aumentar el contenido de humedad disminuye respuesta espectral en la franja VIS-NIR, lo anterior causa cambios en la reflectancia de las arcillas y otros minerales.

Nocita, Stevens, Noon, & van Wesemael (2013) realizaron un estudio para cuantificar los efectos de diferentes contenidos de humedad para la predicción de CO, encontrando que las lecturas para la reflectancia de los espectros disminuyen en la medida que aumenta el contenido de humedad. Cuando se realizaron los ajustes de calibración de las muestras secas a las húmedas el error del modelo aumentó significativamente, por lo cual recomiendan realizar estas lecturas a muestras procesadas en laboratorio.

Los modelos de calibración espectrales requieren la aplicación de métodos de regresión multivariados para comprender la respuesta de los atributos del suelo. Entre los más comunes se encuentran la Regresión Lineal Múltiple (MRA), Regresión de Componentes Principales (PCR) y la Regresión de Mínimos Cuadraos Parciales (PLSR)

Ben-Dor & Banin (1995) utilizaron MRA para relacionar bandas específicas en la franja NIR para la predicción de contenido de arcilla, capacidad de intercambio catiónico (CIC), humedad higroscópica, contenido de carbonato y contenido de materia orgánica. Anom et al. (2001) utilizaron la regresión lineal múltiple (MLR) para la predicción de contenido de humedad, MO, N, pH y conductividad eléctrica a partir de los espectros NIR del suelo adquirido por un sistema de detección en tiempo real. Shepherd & Walsh (2002) utilizaron técnicas de regresión adaptativa multivariable (MARS) para la estimación de CIC, Ca, Mg, C, pH, contenido de arcilla, contenido de arena y contenido de limo a partir de bibliotecas espectrales del suelo. Fidêncio, Poppi, & de Andrade (2002) emplearon redes de función con base radial (RBFN) para relacionar la materia orgánica del suelo con los espectros del suelo en la región NIR. Finalmente, Daniel, Tripathi, & Honda (2003) implementaron redes neuronales artificiales para estimar MO, P y K en el espectro VIS-NIR.

## 1.3 Estimación de CO por espectroscopía

El CO es una propiedad que se relaciona con la calidad del suelo, la nutrición de las plantas y la capacidad de retención de agua del suelo, es un determinante de la estructura del suelo y el mantenimiento de la porosidad, que a su vez se relaciona con aireación del suelo y la infiltración del agua Además juega un papel fundamental en la protección del suelo ante los procesos de erosión por agua y aire (Cambou et al., 2016; Minasny et al., 2011; Morgan, 2005).

Debido al papel tan importante que tienen los suelos en el ciclo global del carbono, existe una demanda creciente de datos sobre el stock de CO, así mismo, varios estudios han demostrado el impacto de las prácticas agrícolas en el stock de CO, pero la determinación convencional resulta ser muy tediosa, no logra satisfacer la demanda y debido a la variabilidad espacial y temporal del suelo, se requiere de una gran cantidad de muestras para identificar los cambios y la variación del CO (Cambou et al., 2016; Stevens et al., 2008). El suelo es heterogéneo en el tiempo y el espacio, y la cuantificación de CO requiere una alta densidad de muestreo, que consume tiempo y es costoso utilizando procedimientos analíticos convencionales.

La espectroscopia en las franjas VIS – NIR ha producido resultados prometedores para predecir el CO bajo condiciones de laboratorio (Sørensen & Dalsgaard, 2005; Xie, Yang, Drury, Yang, & Zhang, 2011). Bajo estas condiciones, la estimación del CO por medio de un espectrómetro está bien establecida y el error asociado tiene el mismo orden de magnitud que los obtenidos por los métodos analíticos (Aldana-Jague, Heckrath, Macdonald, Van Wesemael, & Van Oost, 2016).

Boyan Kuang & Mouazen (2013) realizaron un estudio para la predicción del CO y N en la franja VIS – NIR para muestras procesadas en laboratorio y en campo, encontrando que la textura influye potencialmente en la lectura de los espectros, esto debido a que suelos con alto contenido de arcilla tienen mayor retención de humedad e índice de plasticidad, lo que disminuye la lectura de la reflectancia. Recomiendan para suelos con alto contenido de arcilla realizar la determinación de espectroscopia VIS – NIR con muestras secas y procesadas en laboratorio ya que para suelos arcillosos con alto contenido de humedad no se obtiene una buena aproximación.

Cambou et al. (2016) demostraron el potencial del uso de la espectroscopía en la franja VIS – NIR para caracterizar la concentración de CO y predecir el stock realizando lecturas en campo de muestras tomadas con barreno, encontraron una respuesta positiva reflejada en costo y tiempo. Sin embargo, reportan limitaciones en la predicción de la densidad aparente, por lo que sugieren que las muestras tomadas para hacer esta determinación se realicen con cilindros.

Los efectos producidos por los diferentes tipos de espectrómetros, el entorno y calibración de los modelos para la caracterización de los suelos por medio de la espectroscopia no han sido bien estudiados en su totalidad. Ge et al. (2011) realizaron un estudio para la comparación de los espectros obtenidos por diferentes espectrómetros bajo condiciones de laboratorio, encontrando que donde no se realizaron controles rigurosos en la toma de los espectros se presentaron diferencias significativas para la estimación de CO.

Los estudios más recientes para la predicción de CO se han enfocado en la estimación de este atributo con mediciones VIS-NIR *in situ*, donde la respuesta espectral del suelo se registra en condiciones de campo (Roudier, Hedley, Lobsey, Viscarra Rossel, & Leroux, 2017). La determinación precisa del contenido CO directamente en el campo y con alta

resolución espacial es interesante para aplicaciones como agricultura de precisión o propósitos de monitoreo (Rodionov, Pätzold, Welp, Pude, & Amelung, 2016).

Ji, Viscarra Rossel, & Shi (2015) usaron el método de estandarización directa (ES), para explicar las diferencias entre las respuestas espectrales en la franja VIS - NIR tomadas en campo y las respuestas espectrales preparadas en laboratorio. Esto con el objetivo de eliminar los factores ambientales que afectan las lecturas en campo para la predicción de CO. Usando ES se obtuvo un $R^2$ de 0,69 y sin usar ES se obtuvo un $R^2$ de 0,25 concluyendo que este método puede ser utilizado ´para remover los efectos del agua y otros factores ambientales que afectan la toma de las lecturas.

El uso de cámaras multiespectrales para la captura de imágenes también está siendo implementado para la predicción de CO. Aldana-Jague et al. (2016) utilizaron sistemas aéreos no tripulados con cámaras multiespectrales, obteniendo imágenes con longitudes de onda a los 480-550-670-780-880-1000 nm para la predicción de CO en suelos sin cobertura. El resultado de este estudio obtuvo un coeficiente de determinación 0.95 y RMSE de 0.21, lo que muestra el potencial de las cámaras multiespectrales sistemas aéreos no tripulados en la predicción de CO.

# 2. Materiales y métodos

## 2.1 Zona de estudio

El ensayo se desarrolló en el Centro Agropecuario La Granja SENA, con sede en el Espinal Regional Tolima, vereda Dindalito centro. La finca lleva como nombre la Granja y se ubica en las coordenadas geográficas 4°10’ 20” de latitud norte y 75°55’43” de longitud oeste. La temperatura media es de 25º C y se encuentra a una altitud de 350 msnm. La textura predominante en la zona corresponde a franco arenoso y su topografía se caracteriza por ser plana con pendientes entre el 2 y 5%.

La zona de estudio corresponde a las unidades productivas del área agrícola del Centro Agropecuario La Granja, con un total de 50 ha, las cuales se dividen en 9 lotes. En la Tabla 2-1 se relaciona el manejo de las unidades productivas objeto del área de estudio.

**Tabla 2-1**: Manejo de las unidades productivas objeto del área de estudio

| Unidad productiva | Sistema productivo | Manejo Agrícola |
|---|---|---|
| **Lote 1** | Lote destinado a la producción de cultivos frutales como cítricos, anonáceas, cacao y módulos intensivos de producción de hortalizas | Permanente |
| **Lote 2** | Lote destinado a la producción de cultivos frutales como: plátano, sábila, guayaba, granadilla, gulupa. | Permanente |
| **Lote 3** | Lote destinado a la producción de cultivos semestrales, como arroz, algodón, maíz, sorgo y soya | Semestral |

| Unidad productiva | Sistema productivo | Manejo Agrícola |
|---|---|---|
| **Lote 4** | Lote destinado a la producción de cultivos semestrales, como arroz, algodón, maíz, sorgo y soya | Semestral |
| **Lote 5** | Lote destinado a la producción limpia | Ambiental |
| **Lote 6** | Lote destinado a la producción de cultivos semestrales, como arroz, algodón, maíz, sorgo y soya | Semestral |
| **Lote 7** | Lote destinado a la producción de cultivos semestrales, como arroz, algodón, maíz, sorgo y soya | Semestral |
| **Lote 8** | Lote destinado a la producción de cultivos semestrales, como arroz, algodón, maíz, sorgo y soya | Semestral |
| **Lote 9** | Destinado a la producción de frutales con un sistema productivo de mango y caña de azúcar. | Permanente |

## 2.2 Muestreo y análisis de laboratorio

Para el muestreo se estableció una red rígida con un total de 102 puntos, los cuales fueron georreferenciados, en la Figura 2-1 se muestra la distribución espacial de los puntos de muestreo. En cada punto se tomaron muestras a cinco profundidades, definidas a partir del espesor de los dos primeros horizontes del suelo, para determinar el comportamiento del contenido de carbono. En total, se analizaron 510 muestras.

Las muestras recolectadas fueron procesadas en laboratorio del Centro Agropecuario La Granja, secadas a temperatura ambiente y tamizadas en malla de 2 mm. En las diferentes profundidades, se estimó el contenido de carbono, por el método modificado de Walkley-Black y la textura por el método pipeta. De igual forma, se determinó la densidad aparente (Da), por el método de terrón parafinado.

**Figura 2-1** Distribución puntos de muestreo en el área de estudio

Para obtener las respuestas espectrales se usó un espectroradiómetro FieldSpec donde se midió la franja VIS – NIR (350-2500 nm), se realizó la adquisición de curvas espectrales de cada muestra de suelo por triplicado.

## 2.3 Procesamiento de datos y construcción del modelo

Con los resultados obtenidos de las pruebas convencionales de cada uno de los atributos, se realizaron pruebas de normalidad con el estadístico de Shapiro-Wilk con un nivel de confianza del 95%, seguido se aplicó la Prueba de Grubbs con un nivel de significancia del 5%, esto con la finalidad de identificar posibles datos atípicos y verificar la causa para definir la conveniencia o no de la eliminación de estos datos y así construir el modelo.

Se realizó un análisis de estadística descriptiva de los datos convencionales obtenidos para cada uno de los atributos, utilizando el software estadístico SPSS v. 20. En este análisis se determinó la media, mediana, máximo, mínimo, coeficiente de variación (CV), asimetría y curtosis. Para el análisis del CV se consideró baja para valores menores al 12%, media entre 12% y 60% y alta mayor a 60% (Warrick & Nielsen,1980).

Para la elaboración del modelo, se definió el set de calibración 400 muestras y el set validación con el 110, los datos correspondientes a cada uno de los set se escogieron de forma aleatoria, verificando que en cada uno de ellos se encuentre una distribución equitativa de las 5 profundidades de estudio y los manejos agrícolas, adicional se verificó que el rango de los datos del set de calibración fuera mayor que el rango de datos del set de validación.

Previo a la construcción del modelo, se tuvo en cuenta que en la adquisición de los datos, se presenta deformaciones y ruido en las respuestas espectrales, por lo anterior se utilizan pre tratamientos matemáticos para corregir estas deformaciones. Los pre tratamientos realizados a las respuestas espectrales utilizados fueron: normalización, primera derivada y MSC

Los modelos de predicción fueron obtenidos de acuerdo a la metodología de regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR) y validación cruzada (Wold, Sjöström, & Eriksson, 2001). Este método de forma general presenta la Ecuación 2-1

$$Y = \beta_0 + \beta_{\lambda 1} X_{\lambda 1} + \cdots + \beta_{\lambda n} X_{\lambda n} \qquad \text{Ecuación 2-1}$$

Donde: Y es la variable a predecir, $\beta_0$ es la ordenada al origen, $\beta_{\lambda 1}$ a $\beta_{\lambda n}$ son los coeficientes de regresión para cada longitud de onda y $X_{\lambda 1}$ a $X_{\lambda n}$ son los valores de reflectancia a cada longitud de onda.

Por otra parte, la elección del número de factores de la regresión de mínimos cuadrados, se realizó de acuerdo a los resultados de la calibración y validación de los modelos, considerando el coeficiente de determinación ($R^2$) (Ecuación 2-2), raíz del error medio cuadrático de la predicción (RMSE) (Ecuación 2-3), la desviación estándar (SD) (Ecuación 2-4) y la desviación residual de la predicción (RPD) (Ecuación 2-5).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i - \bar{Y}_i\right)}{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \bar{Y}_i\right)}$$ Ecuación 2-2

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{Y}_i - \bar{Y}_i\right)^2}$$ Ecuación 2-3

$$SD = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i - \bar{Y}_i\right)^2}{1 - N}$$ Ecuación 2-4

$$RPD = \frac{SD}{RMSE}$$ Ecuación 2-5

Donde $\hat{Y}_i$ corresponde a los valores estimados por el modelo, $Y_i$ los valores medidos y N el número de datos.

Para la identificación de las zonas de la curva espectral que resultan ser representativas en la predicción del modelo, se utilizaron los Loading Weights, los cuales gráficamente permiten identificar las longitudes de onda que presentan una correlación con la variable de predicción del modelo.

Todos estos análisis descritos anteriormente para las respuestas espectrales se realizó con el software de uso libre ParLeS, desarrollado por (Viscarra Rossel, 2008)

## 2.4 Análisis geoestadístico

En el análisis geoestadístico se utilizó el software GS+ v. 9 (Gamma Design Software, LLC, Plainwell, MI), a partir del cual se seleccionaron los modelos teóricos de semivariograma isotrópicos para los datos convencionales y los datos estimados como resultado del modelo. De forma general la Ecuación 2-6 presenta la función de semivariograma experimental.

$$Y(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x) - Z(x+h)]^2 \qquad \text{Ecuación 2-6}$$

Donde Z(x) el valor de la variable en un sitio x, Z(x+h) otro punto separado del anterior por una distancia h y N(h) el número de parejas que se encuentran separadas por dicha distancia entre dos posiciones muestreadas.

Para la elección del semivariograma se evaluaron los modelos esférico (Ecuación 2-7), exponencial (Ecuación 2-8) y gaussiano (Ecuación 2-9), para obtener el mejor ajuste de los datos. Los modelos mencionados anteriormente están definidos de la siguiente forma:

$$y(h) = \begin{cases} C_0 + C\left[\frac{3}{2}\left(\frac{h}{a}\right) - \frac{1}{2}\left(\frac{h}{a}\right)^3\right], & h \leq a \\ C_0 + C, & h > a \end{cases} \qquad \text{Ecuación 2-7}$$

$$y(h) = \begin{cases} C_0 + C\left(1 - e^{-3h/a}\right), & h \leq a \\ C_0 + C, & h > a \end{cases} \qquad \text{Ecuación 2-8}$$

$$y(h) = \left\{C_0 + C\left(1 - e^{-h^2/a^2}\right)\right\} \qquad \text{Ecuación 2-9}$$

Donde, $(a)$ corresponde al rango o alcance, $(C_0)$ es la pepita y $(C_0 + C)$ es la meseta

Luego de obtener el mejor ajuste de los datos para cada atributo, se calculó el grado de dependencia espacial (GDE), definido por la relación entre la pepita y la meseta ($C/C_0+C$). El GDE se clasifica como fuerte superior al 75%, moderado 25% y 75% y débil inferior al 25% (Cambardella et al., 1994).

Los mapas digitales se realizaron por el método de Kriging ordinario (Diggle & Ribeiro, 2000), este procedimiento fue realizado con el programa Surfer v.9 (Golden Software Inc., Golden, CO).

Se consideró el coeficiente de determinación $R^2$ y la validación cruzada para evaluar los resultados de la interpolación Kriging para los mapas obtenidos de los datos convencionales y los mapas obtenidos de los modelos de predicción.

# 3. Resultados y discusión

## 3.1 Análisis descriptivo

Los resultados obtenidos de los estadísticos descriptivos para cada una de las profundidades objeto de estudio se presentan en la Tabla 3-1. Se evidencia que, con el aumento de la profundidad, los valores de CO disminuyen. Esto sucede porque a medida que se profundiza en el perfil, disminuye la cantidad de residuos orgánicos del suelo, encontrándose la mayor cantidad de estos en la superficie.

Los contenidos de CO varían de 0,39 % a 0,99 %, los cuales son inferiores al 1,2 % y 3,0% reportados (Alvarado, Andrade, & Segura, 2013; Andrade, Segura, & Rojas, 2016; Rojas, Andrade, & Segura, 2018) para estudios realizados en el departamento del Tolima. Esto puede explicarse debido al manejo agrícola actual que tiene la zona de estudio, en su mayoría con cultivos semestrales, donde se destaca el cultivo de arroz, y la inexistente implementación de una cobertura vegetal en la rotación de los sistemas productivos. Así mismo, Jaramillo (2000) explica la relación entre el contenido de CO y la altitud, mencionando que al aumentar esta última disminuye la temperatura, lo que produce la acumulación de materia orgánica. Para el municipio de El Espinal, la temperatura media anual se encuentra entre 23 °C y 36 °C, lo que favorece la rápida descomposición de los residuos orgánicos.

**Tabla 3-1**: Medidas descriptivas para los atributos CO, Da, contenido de arena, limo y arcilla

| | Atributo | Media | Mediana | CV, % | Asimetría | Curtosis | Máximo | Mínimo |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Profundidad 0 cm a 5 cm** | CO | 0,99 | 1,02 | 24,19 | 0,02 | 0,48 | 1,69 | 0,33 |
| | Da | 1,71 | 1,73 | 4,90 | -1,45 | 3,03 | 1,86 | 1,41 |
| | Arena, % | 36,84 | 36,20 | 39,54 | 0,54 | 0,26 | 77,13 | 2,70 |
| | Limo, % | 49,46 | 49,44 | 33,47 | -0,22 | 0,52 | 95,10 | 1,38 |
| | Arcilla, % | 13,70 | 13,26 | 40,90 | 0,49 | 0,16 | 28,52 | 2,20 |

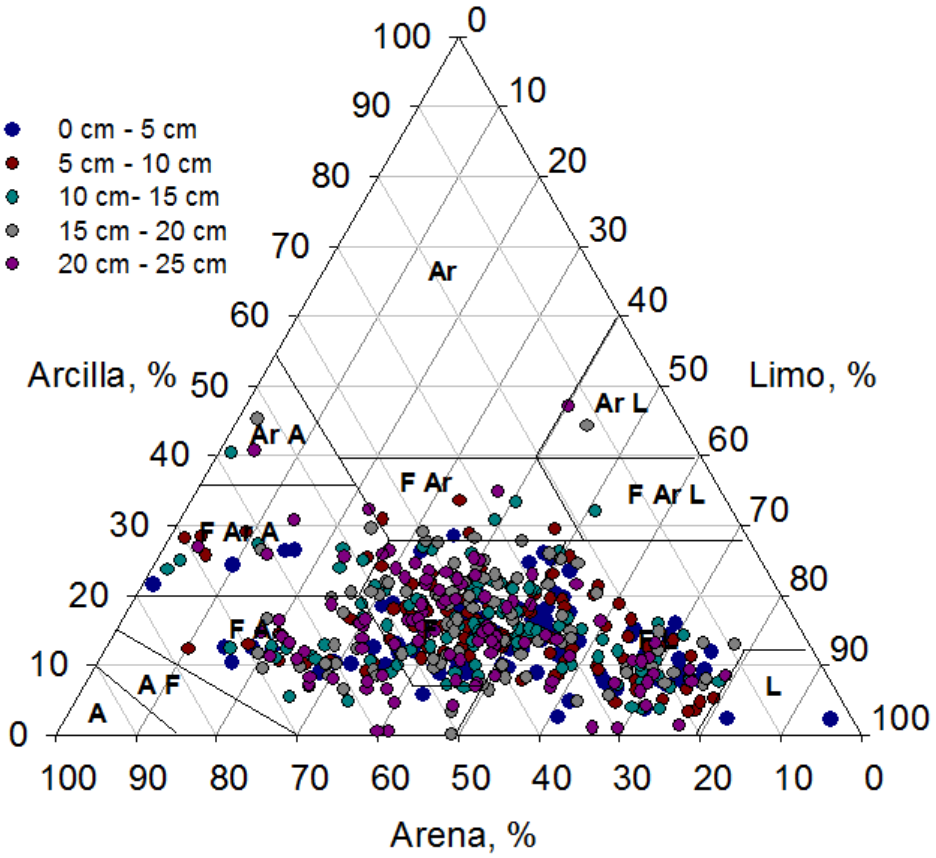
| | Atributo | Media | Mediana | CV, % | Asimetría | Curtosis | Máximo | Mínimo |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Profundidad 5 cm a 10 cm** | CO | 0,80 | 0,78 | 29,00 | 0,05 | -0,27 | 1,43 | 0,27 |
| | Da | 1,78 | 1,79 | 3,21 | -0,95 | 0,91 | 1,90 | 1,61 |
| | Arena, % | 37,33 | 37,12 | 38,68 | 0,66 | -0,07 | 77,33 | 15,50 |
| | Limo, % | 47,53 | 48,31 | 36,45 | -0,37 | 0,01 | 79,18 | 2,06 |
| | Arcilla, % | 15,13 | 13,87 | 42,48 | 0,64 | 0,20 | 33,47 | 3,19 |
| | **Atributo** | **Media** | **Mediana** | **CV, %** | **Asimetría** | **Curtosis** | **Máximo** | **Mínimo** |
| **Profundidad 10 cm a 15 cm** | CO | 0,67 | 0,65 | 39,48 | 2,01 | 10,37 | 2,21 | 0,16 |
| | Da | 1,83 | 1,84 | 2,92 | -1,11 | 1,88 | 1,93 | 1,65 |
| | Arena, % | 39,35 | 37,52 | 35,70 | 0,49 | -0,22 | 74,26 | 13,91 |
| | Limo, % | 45,01 | 45,08 | 36,49 | -0,22 | 0,18 | 78,61 | 1,67 |
| | Arcilla, % | 15,64 | 14,76 | 44,36 | 0,78 | 0,87 | 40,47 | 3,68 |
| | **Atributo** | **Media** | **Mediana** | **CV, %** | **Asimetría** | **Curtosis** | **Máximo** | **Mínimo** |
| **Profundidad 15 cm a 20 cm** | CO | 0,52 | 0,52 | 40,84 | 0,44 | -0,13 | 1,04 | 0,10 |
| | Da | 1,88 | 1,89 | 2,87 | -0,83 | 1,13 | 1,99 | 1,68 |
| | Arena, % | 40,00 | 39,61 | 34,27 | 0,04 | -0,40 | 69,51 | 9,23 |
| | Limo, % | 43,91 | 42,77 | 33,71 | 0,21 | 0,13 | 77,85 | 2,48 |
| | Arcilla, % | 16,09 | 14,74 | 47,78 | 1,02 | 2,24 | 45,25 | 0,09 |
| | **Atributo** | **Media** | **Mediana** | **CV, %** | **Asimetría** | **Curtosis** | **Máximo** | **Mínimo** |
| **Profundidad 20 cm a 25 cm** | CO | 0,39 | 0,39 | 52,90 | 0,77 | 0,83 | 1,04 | 0,02 |
| | Da | 1,93 | 1,94 | 2,40 | -1,20 | 1,03 | 1,99 | 1,79 |
| | Arena, % | 42,61 | 42,93 | 31,87 | -0,11 | 0,57 | 68,82 | 12,56 |
| | Limo, % | 42,22 | 39,65 | 37,63 | 0,30 | -0,03 | 79,01 | 4,34 |
| | Arcilla, % | 15,18 | 14,10 | 54,83 | 0,90 | 1,76 | 47,08 | 0,53 |

En cuanto a la Da, se evidencia que los valores aumentan a medida que se profundiza en el perfil. Se encontró para la profundidad de 0 cm a 5 cm un valor de 1,71 g $cm^{-3}$ y para la profundidad de 20 cm a 25 cm un valor de 1,93 g $cm^{-3}$. Esto se debe a la disminución del espacio poroso y el contenido de CO. El CV para este atributo en las 5 profundidades muestra una variabilidad baja según el criterio de Warrick & Nielsen (1980). Bhattacharyya, Prakash, Kundu, & Gupta (2006); Mogollón Lancheros (2012) atribuyen a la labranza tradicional un aporte en la disminución de la Da, que mejora la relación del espacio poroso de la capa arable. Esto resulta ser de especial interés, debido a que en las unidades agrícolas del Centro Agropecuario La Granja se realizan actividades de labranza convencional y secundaria, lo que puede llegar a contribuir a disminuir la Da.

Se confirma que la textura en las unidades productivas agrícolas del Centro Agropecuario La Granja corresponde a fina (Figura 3-1), donde prevalece la clasificación textural Franca

y la proporción de las partículas de arena y limo. Así mismo, se observa que los contenidos de arena, limo y arcilla se comportan de forma similar en cada una de las profundidades de estudio. Se registró una mayor variabilidad para el contenido de arcilla, con un CV de 40,90% para la primera profundidad (de 0 cm a 5 cm) y un CV de 54,83% para la quinta profundidad (de 20 cm a 25 cm). Los valores de variabilidad obtenidos para contenido de arena (CV entre 31,87 y 39,54) y contenido de limo (CV entre 33,47 y 37,63) corresponden a rangos similares reportados por (Cucunubá-Melo, Álvarez-Herrera, & Camacho-Tamayo, 2011; Mogollón Lancheros, 2012) en otros tipos de suelo.

**Figura 3-1** Distribución textual del área de estudio

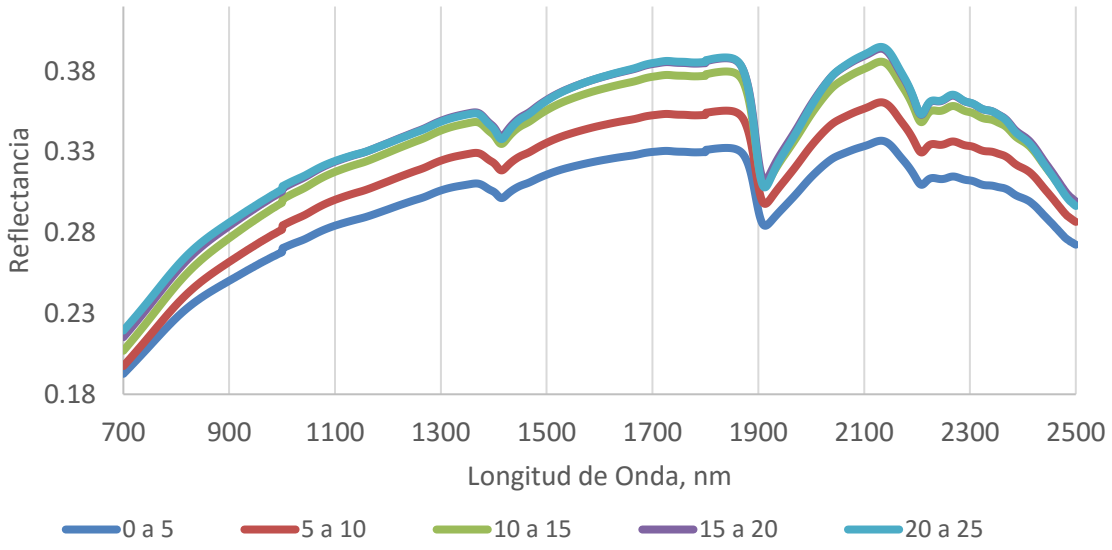



Los valores obtenidos de la media y mediana para CO, Da y el contenido de arena, limo y arcilla son similares en las profundidades de estudio, de igual forma, los valores encontrados de asimetría curtosis son cercanos a cero, confirmando con la prueba de Anderson – Darling la correspondencia con la distribución normal.

## 3.2 Características de las curvas espectrales

En la Figura 3-2, se presenta respuesta espectral de reflectancia representativa para las unidades productivas agrícolas del Centro Agropecuario La Granja en la franja VIS – NIR. Allí es posible distinguir las franjas de absorción, presentando picos que corresponden a la vibración de las moléculas de OH y caolinita (1400 nm, 1900 nm y 2200 nm). Además, la presencia de minerales como la gibsita alrededor de los 2200 nm de acuerdo con lo reportado por (Araujo Martins, Ricardo Fiorio, Demattê, Honorio de Miranda, & Alberto Lelis Neto, 2014; Demattê, Romero Araújo, Ricardo Fiorio, Troula Fongaro, & Rafael Nanni, 2015). Se identifica una discontinuidad en el espectro alrededor de los 980 nm, que se relaciona con el cambio de sensor en el equipo de medición.

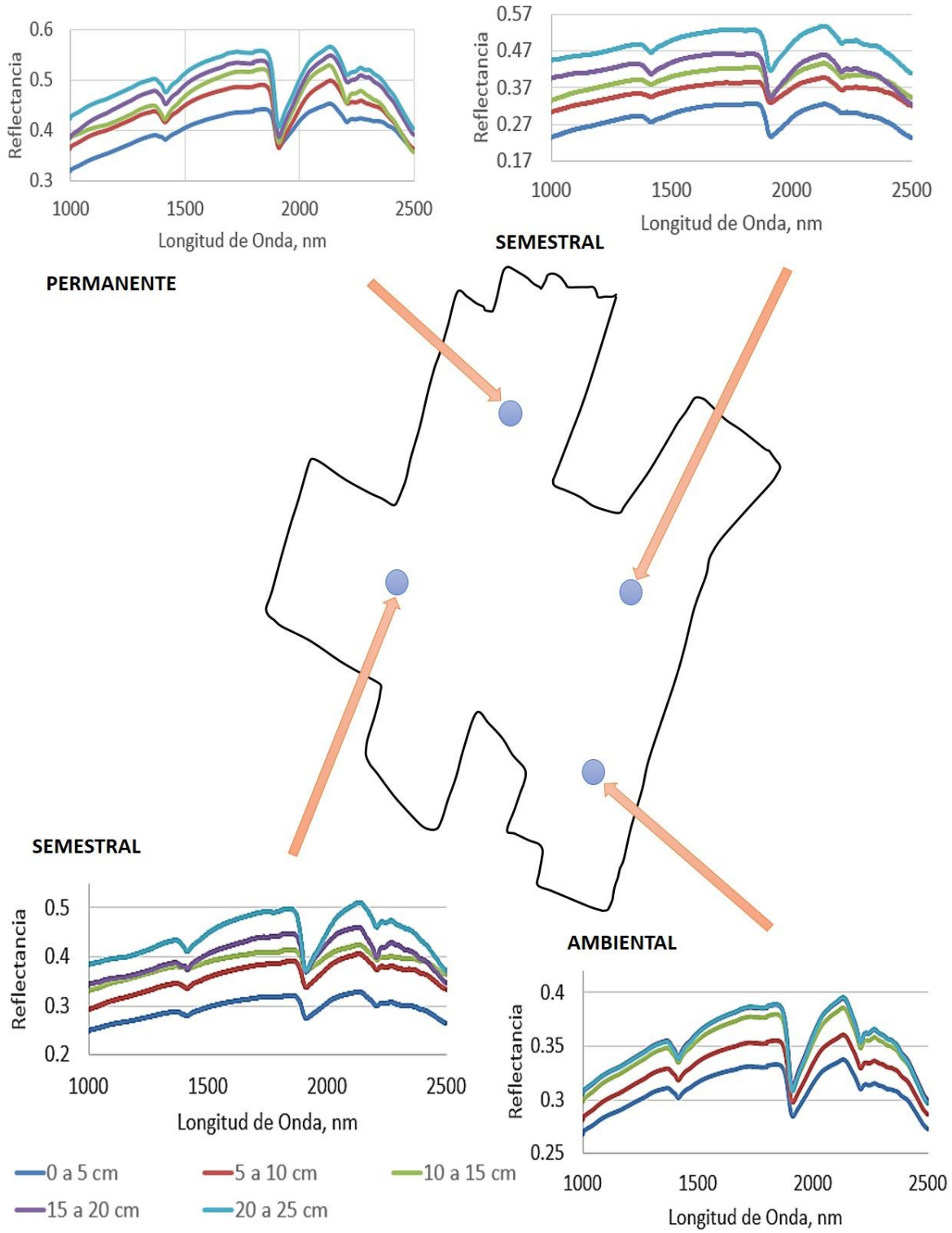
**Figura 3-2** Respuesta espectral obtenida para las profundidades de estudio franja VIS – NIR




A partir de los 1300 nm hasta los 2100 nm se observa la mayor intensidad de la reflectancia, este comportamiento es característico de los suelos donde predominan las texturas finas (Demattê, 2002). Lo cual se corroboró con los ensayos realizados (Figura 3-1).

En la Figura 3-3 se presentan las respuestas espectrales obtenidas para las unidades agrícolas del Centro Agropecuario La Granja, las cuales se encuentran clasificadas de acuerdo al manejo agrícola actual y las profundidades de estudio.

**Figura 3-3** Respuestas para el área de estudio en la región NIR



Demattê (2002); McDowell, Bruland, Deenik, Grunwald, & Knox (2012) coinciden en que la respuesta espectral obtenida para los suelos en la región VIS – NIR, comprendida entre 1000 nm y 1400 nm está fuertemente relacionada con el contenido de CO del suelo, donde bajas pendientes en esta región se asocian con altos contenidos CO. Esto es debido a que el CO absorbe energía, promoviendo una menor intensidad para todo el espectro, lo que disminuye los valores obtenidos para la reflectancia a mayores longitudes de onda. Lo anterior explica el comportamiento encontrado en las respuestas espectrales, donde la mayor intensidad espectral ocurre en la profundidad de 20 cm a 25 cm asociado con bajos contenidos de CO y la menor intensidad espectral se presenta para la profundidad de 0 cm a 5 cm asociado con mayores contenidos de CO.

## 3.3 Calibración y validación de modelos espectrales

Los resultados obtenidos en la construcción de los modelos espectrales, se muestran en Tabla 3-2. La calibración se realizó con 400 muestras y la validación con 110 muestras. La selección del modelo de predicción para cada uno de los atributos, se realizó teniendo en cuenta el menor RMSE, el mayor RPD y el mayor $R^2$ a partir de la regresión de mínimos cuadrados parciales. Donde el RPD corresponde a la relación entre la desviación estándar y el error estándar de la validación cruzada.

**Tabla 3-2** Parámetros estadísticos para la calibración y validación de los modelos

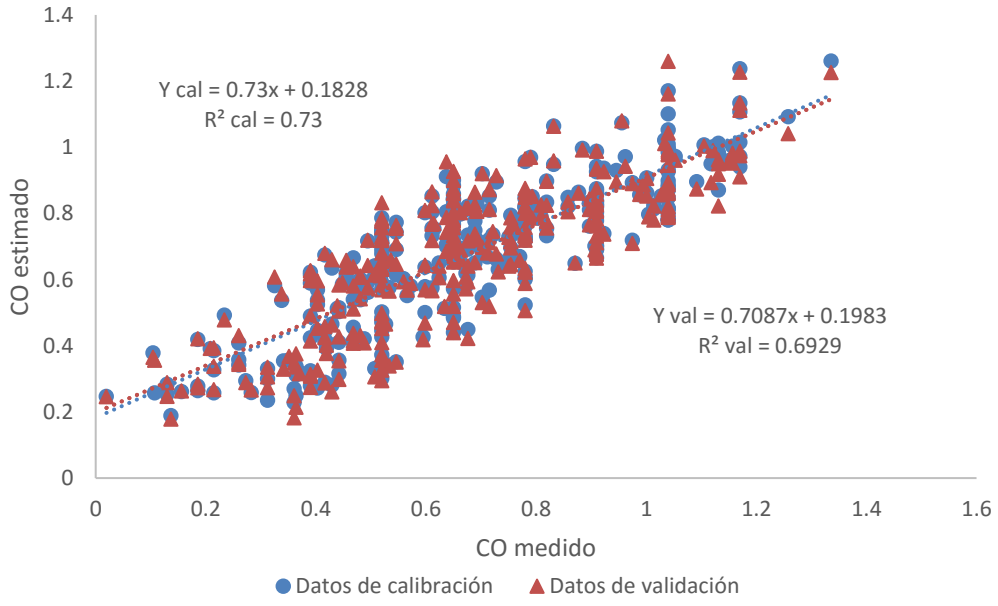
| Atributo | Calibración | | | | Validación | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | $R^2$ | RMSE | SD | RPD | $R^2$ | RMSE | SD | RPD |
| CO | 0,73 | 0,13 | 0,22 | 1,65 | 0,69 | 0,14 | 0,22 | 1,54 |
| Da | 0,46 | 0,058 | 0,058 | 0,92 | 0,40 | 0,061 | 0,058 | 0,40 |
| Arena, % | 0,50 | 8,52 | 8,57 | 1,01 | 0,46 | 8,90 | 8,60 | 0,97 |
| Limo, % | 0,51 | 9,74 | 9,90 | 1,02 | 0,45 | 10,32 | 9,96 | 0,97 |
| Arcilla, % | 0,33 | 4,40 | 3,07 | 0,70 | 0,28 | 4,57 | 3,09 | 0,68 |

Son varios los autores que han usado la espectroscopía en la franja VIS – NIR para la predicción de CO, entre ellos: Cambule, Rossiter, Stoorvogel, & Smaling (2012) obtuvieron diferentes modelos de predicción para CO, con la combinación de diferentes pre-tratamientos para las respuestas espectrales, siendo representativo el obtenido con técnicas de suavizado, primera derivada y MSC ($R^2$ = 0,84; RPD = 2,12). Esquivel, Cruz,

Guerrero, Jarquín, & Burgos (2018) realizaron modelos de predicción para CO y N para suelos forestales en México, obteniendo un $R^2$ > 0,90 y RPD > 2. Amare et al. (2013), obtuvieron buenos modelos de predicción de CO para 9 tipos de suelo en Etiopia, siendo el más representativo en Benishangul ($R^2$ = 0,91; RPD = 3,41). Nocita et al. (2013), realizaron modelos de predicción de CO con diferentes contenidos de humedad, obteniendo el mejor modelo para las muestras secas ($R^2$ = 0,78; RPD = 2,06). Guillén, Dávila, Gilliot, & Vaoudour (2013) obtuvieron un $R^2$ de 0,61 para modelos de predicción de CO en campo y un $R^2$ de 0,85 para muestras procesadas en laboratorio.

Minasny, Tranter, McBratney, Brough, & Murphy (2009) mencionan que valores de RPD mayores a 2 indican que la predicción del modelo es precisa, valores de RPD entre 1,4 y 2 se consideran representativos, mientras que los valores inferiores a 1,4 indican una pobre predicción. Por otra parte, valores de $R^2$ entre 0,6 y 0,81 indican un buen modelo, valores entre 0,82 y 0,90 indican una buena predicción y mayores a 0,91 se consideran excelentes (Williams, 2004).

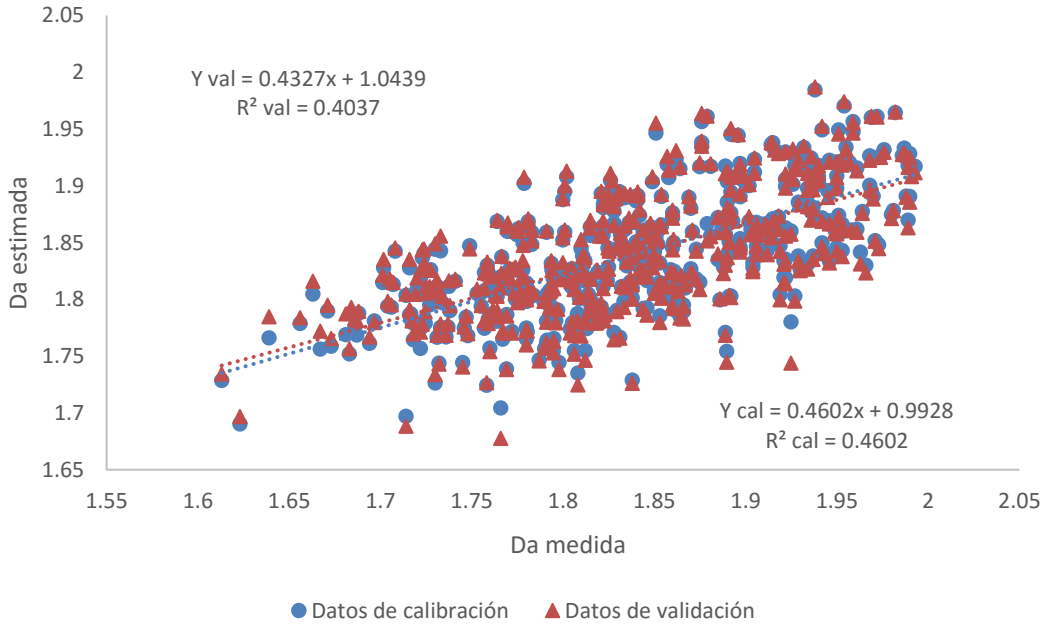
**Figura 3-4** Datos medidos Vs datos estimados para CO




De acuerdo con los resultados obtenidos de los parámetros estadísticos para los modelos de calibración y validación (Tabla 3-2), se obtuvo un buen modelo de predicción para el contenido de CO, con un $R^2$ > 0,70; RMSE 0,13 y RPD > 1,60. Lo que indica que el modelo

tiene una buena capacidad de predicción, así mismo es posible evidenciar que los datos de calibración y validación no son distantes, presentando un comportamiento similar.
La validación cruzada de los datos medidos y los datos estimados para CO, muestra que tiene una buena relación, con poca dispersión de los datos y una buena correspondencia entre los valores medidos en las pruebas analíticas y los estimados por el modelo. (Figura 3-4)

**Figura 3-5** Datos medidos Vs datos estimados para Da




En lo que respecta a la textura del suelo, para el modelo de calibración se obtuvo un $R^2$ de 0,50 para contenido de arena; 0,51 para contenido de limo y 0,33 para contenido de arcilla (Tabla 3-2), y valores inferiores para los modelos de validación. Estos resultados resultan ser inferiores a los trabajos realizados por otros autores. Por ejemplo, Janik, Skjemstad, & Merry (1998) demostraron el potencial de la espectroscopía para reemplazar los métodos tradicionales de laboratorio y registraron valores de $R^2$ de 0,90 para contenido de arena; 0,84 para contenido de limo y 0,79 para contenido de arcilla. Por su parte, Macdonald, Soriano-Disla, McLaughlin, Janik, & Viscarra Rossel (2013) reportan $R^2$ de 0,58 para contenido de arena; 0,90 para contenido de limo y 0,72 para contenido de arcilla. Sin embargo, los valores obtenidos en el presente trabajo resultan ser superiores a los encontrados por Viscarra Rossel et al. (2006) con relación al contenido de arena y

contenido de limo. Ellos reportaron $R^2$ de 0,47 y 0,31 en la franja VIS, y de 0,59 y 0,41, en la franja NIR, para arena y limo respectivamente. Para contenido de arcilla, los valores reportados por estos autores siguen siendo superiores a los encontrados, con $R^2$ de 0,43 para VIS y 0,60 para NIR.

**Figura 3-6** Datos medidos Vs datos estimados para contenido de arena

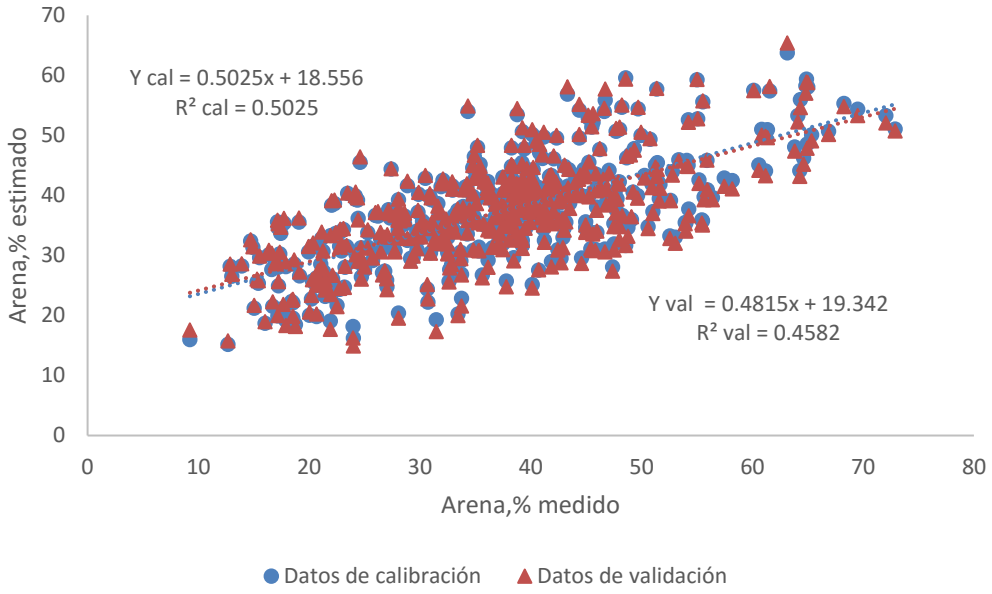
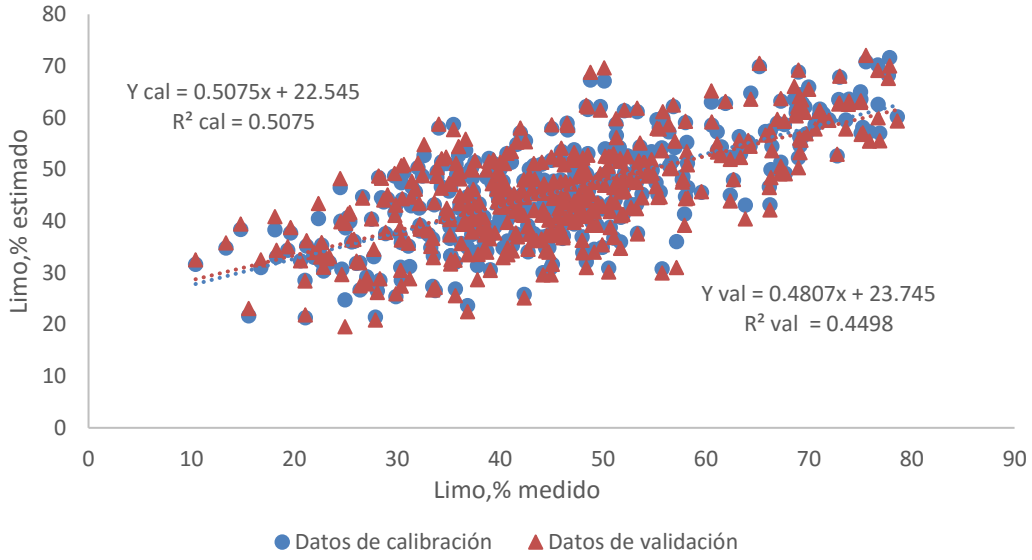
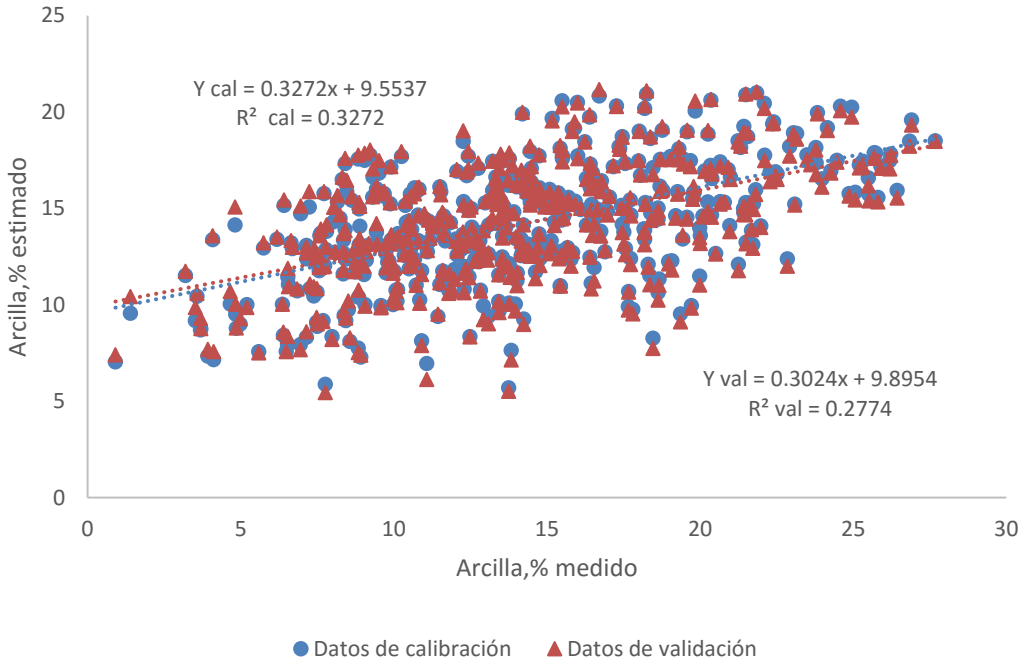



**Figura 3-7** Datos medidos Vs datos estimados para contenido de limo



Es posible que los resultados obtenidos para los modelos de estimación de textura del suelo difieran de los trabajos realizados por otros autores, debido al equipo de medición utilizado para la toma de las respuestas espectrales del suelo. El equipo de medición, al ser de campo causó variación de las características de absorción de energía en las regiones espectrales. Además, se observa que los valores de $R^2$ reportados por otros autores para contenido de arcilla, resultan ser superiores a los valores de contenido de arena y contenido de limo, esto es debido a los tipos de suelo estudiados. En contraste, para este trabajo el $R^2$ del contenido de arcilla resulta ser inferior a los demás, debido a que la textura de la zona de estudio corresponde a fina. En este tipo de textura, la proporción de los minerales arenosos y limosos es mayor, lo que contribuyó a obtener un mejor modelo para estos dos atributos.

**Figura 3-8** Datos medidos Vs datos estimados para contenido de arcilla




La obtención de modelos espectrales para la estimación de Da, resulta ser de gran interés para la cuantificación de las reservas de CO, esto debido a que el muestreo en campo y la medición de la Da por los métodos tradicionales, resulta ser laboriosa y costosa (Moreira et al., 2009).

El modelo espectral para la estimación de la Da del presente trabajo, obtuvo un $R^2$ de 0,46 para la calibración y 0,40 para la validación. Aunque los valores obtenidos no representan un buen modelo, estos valores son superiores a los reportados por Moreira et al. (2009) los cuales registran uno de los primeros trabajos de investigación realizado para la estimación de este atributo, encontrando un $R^2$ de 0,34 para la franja NIR. Previo a este trabajo Viscarra Rossel & Webster (2012) reportan un RPD de 2,20 modelo que presenta un buen potencial para la estimación de este atributo.

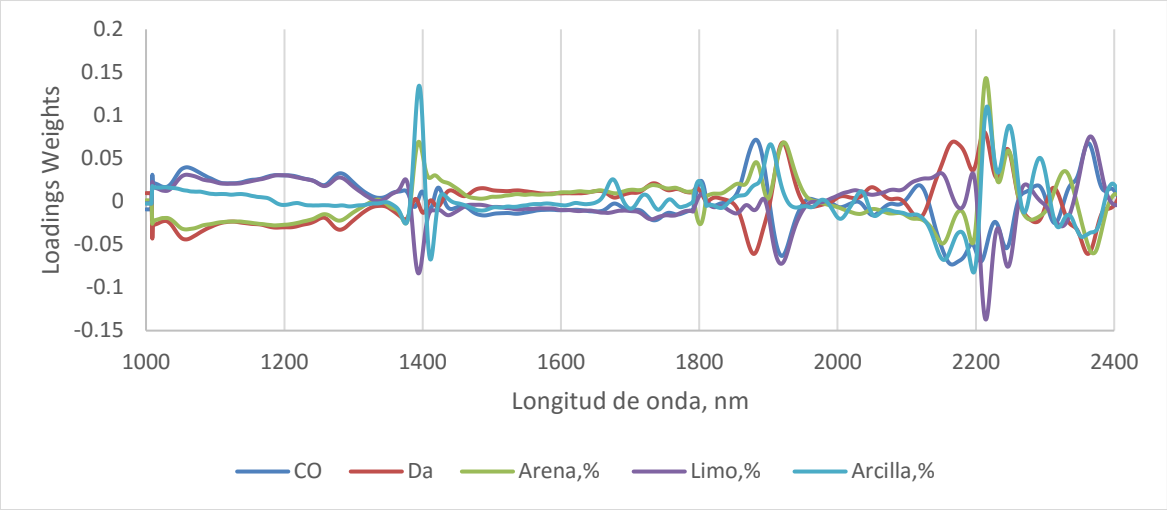
Es posible atribuir la diferencia entre estos dos trabajos al número de muestras utilizado para la construcción de los modelos, Moreira et al. (2009) conformaron el set de validación con un total de 1184 muestras y Viscarra Rossel & Webster (2012) con una base de datos espectroscópica con 1745 muestras. Lo anterior sugiere que es posible mejorar el modelo encontrado en el presente trabajo, haciéndolo más robusto.

En los modelos de estimación obtenidos para los atributos Da, contenido de arena, limo y arcilla se obtuvo un RPD menor a 1,4. Esto indica que los modelos obtenidos son poco representativos y con pobre capacidad de predicción, por lo cual no es recomendable utilizarlos para la predicción de estos atributos. Así mismo, producto de la validación cruzada, se observó que no hay correspondencia entre los datos medidos y los datos estimados, de igual forma se identificó dispersión en los datos y valores atípicos.

Los valores de RMSE, son menores a la SD en los modelos de calibración para todos los atributos (Tabla 3-2), esto indica que el error asociado es aceptable. En cuanto al grupo de validación, se encontró valores de RSME < SD para CO y Da, así como valores de RSME > SD para contenido de arena, limo y arcilla, siendo altos los errores asociados.

La identificación de las longitudes de onda más representativas para los modelos de estimación, se realizó por medio de los *Loading Weights (*Figura 3-9*),* donde los picos más representativos se encuentran alrededor de 1400 nm, 1800 nm, 1900 nm y 2200 nm. Como se mencionó anteriormente, la respuesta espectral en los picos cercanos a 1400 nm y 1900 nm están relacionados con la presencia $H_2O$ y OH, alrededor de 2200 nm con minerales arcillosos y enlaces C-H.

**Figura 3-9** Longitudes de onda representativas para cada atributo

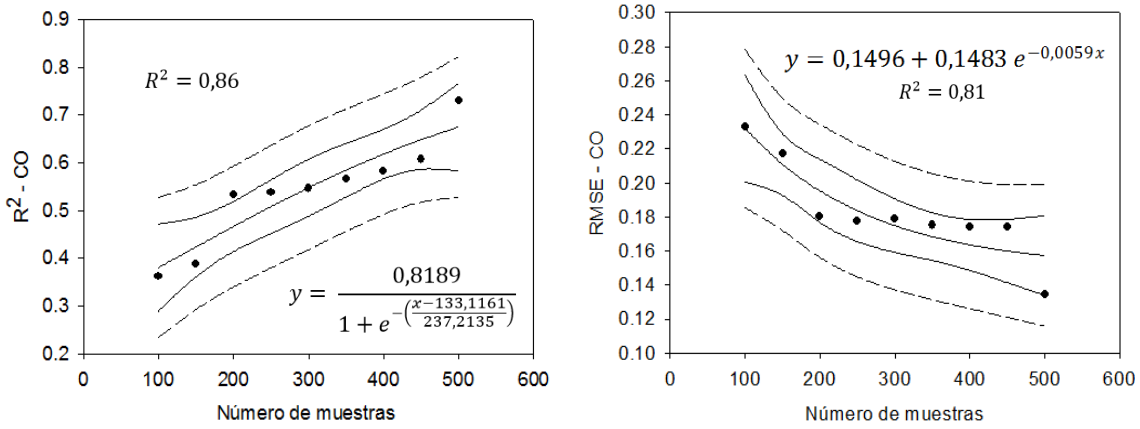


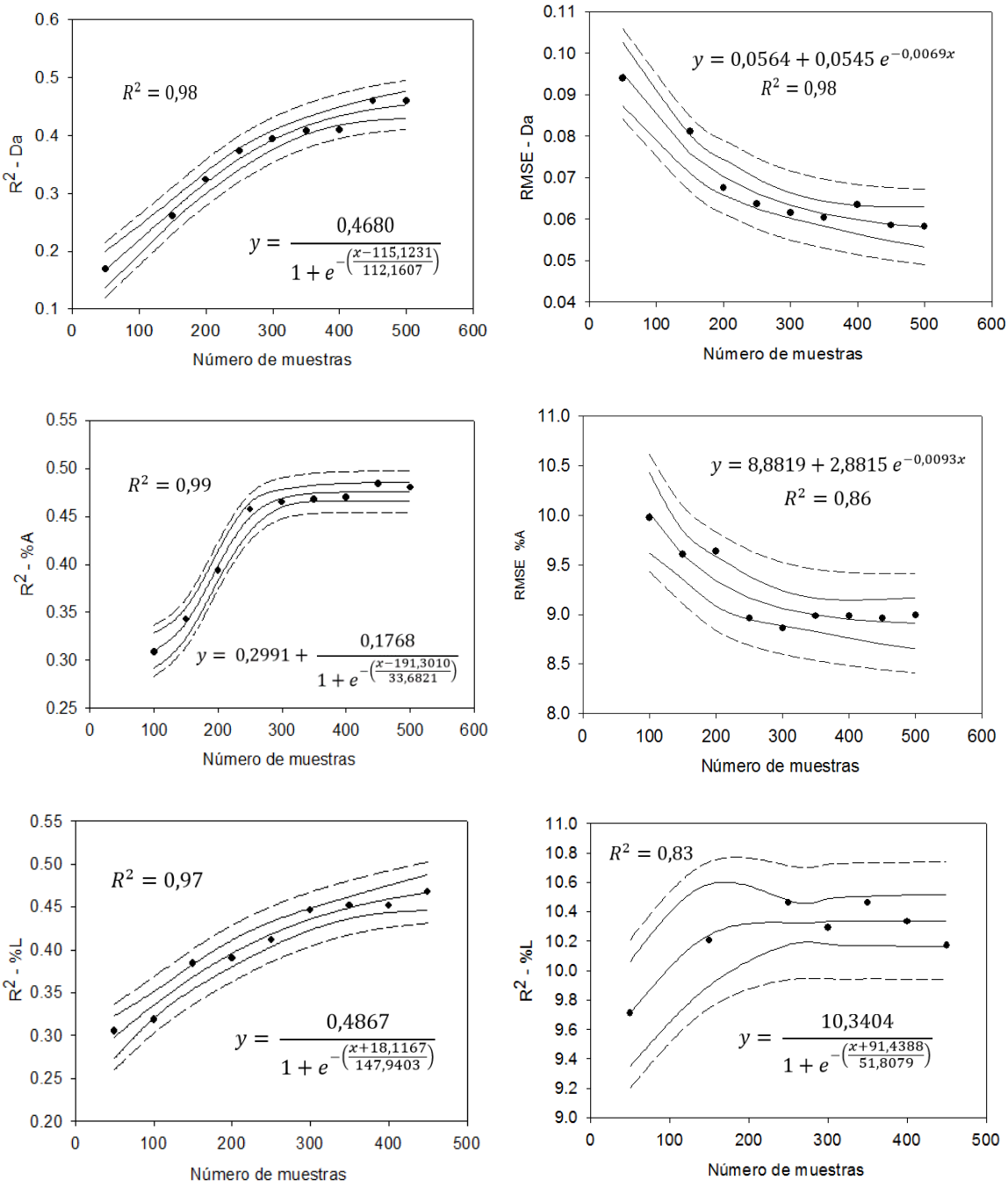

## 3.3.1 Efecto del número de muestras en la construcción del modelo

La construcción del modelo espectral para la estimación de CO, Da, contenido de arena, limo y arcilla se realizó por grupos. Se verificó que al aumentar el número de muestras al modelo, los valores de $R^2$ crecen y los de RMSE disminuyen (Figura 3-10).

Los resultados obtenidos para el contenido de arcilla no se tienen en cuenta en este análisis, debido a que no se obtuvo un modelo representativo para este atributo ($R^2 < 0,50$).

**Figura 3-10** Variación del $R^2$ y RMSE en los modelos de calibración de acuerdo al número de muestras






El punto de estabilidad en las funciones de variabilidad para RMSE, se obtiene a un menor número de muestras en comparación $R^2$, lo que indica que al aumentar el número de muestras, el valor de RMSE se mantendrá constante.

De acuerdo al comportamiento de CO en la construcción del modelo espectral, se evidencia que es posible obtener modelos más robustos para la estimación de este atributo, con un número mayor a 500 muestras. También se puede mencionar que un bajo

número de muestras (menor a 200) dará como resultado un modelo de predicción pobre ($R^2 < 0,50$).

**Tabla 3-3** Funciones de variabilidad de los parámetros de validación ($R^2$ y RMSE), a partir del número de muestras para el set de calibración.

| Atributo | Función | Punto de estabilidad | 95% de la estabilidad | Número óptimo de muestras |
|---|---|---|---|---|
| | | $R^2$ | | |
| CO | Sigmoidal Chapman | 0,819 | 0,778 | 1000 |
| Da | Sigmoidal Chapman | 0,468 | 0,445 | 600 |
| Arena, % | Sigmoidal Chapman | 0,476 | 0,452 | 800 |
| Limo, % | Sigmoidal Chapman | 0,487 | 0,462 | 700 |
| | | RMSE | | |
| CO | Exponencial | 0,150 | 0,142 | 900 |
| Da | Exponencial | 0,056 | 0,054 | 700 |
| Arena, % | Exponencial | 8,882 | 8,438 | 650 |
| Limo, % | Sigmoidal Chapman | 10,340 | 9,823 | 450 |

El atributo que requiere el menor número de muestras para la calibración del modelo, corresponde a la Da (600 muestras). En cambio, el CO es el atributo que requiere el mayor número de muestras, lo anterior difiere con lo encontrado por Brodský, Vašát, Klement, Zádorová, & Jakšík (2013) que reportan $R^2 > 0,60$ y RMSE < 0,2 con menos de 100 muestras. Por su parte Gogé, Joffre, Jolivet, Ross, & Ranjard (2012) encontraron valores para $R^2$ de 0,85 entre 300 y 400 muestras. Lo anterior permite atribuir estas diferencias encontradas, al tipo de suelo y las técnicas de ajuste empleadas para la calibración de los modelos.

Así mismo, se observa que el contenido de arena y limo alcanza el punto de estabilidad en las funciones de variación para $R^2$ alrededor de 0,47 entre 800 y 700 muestras. Por el contrario Tümsavaş, Tekin, Ulusoy, & Mouazen (2019) reportan $R^2$ de 0,81 y RMSE de 3.84 en contenido de arena para 68 muestras y Viscarra Rossel, Jeon, Odeh, & Mcbratney (2008) reportan $R^2$ de 0,58 y RMSE de 4,2 en contenido de limo para 153 muestras.

## 3.4 Análisis geoestadístico

El análisis geoestadístico de los atributos (CO, Da, contenido de arena, limo y arcilla) se realizó para los datos medidos con pruebas convencionales de laboratorio (Tabla 3-4) y

para los datos producto de la estimación de modelos espectrales (Tabla 3-5). Para la estimación del contenido de arcilla, no se realizó este análisis, dado que no se obtuvo un modelo representativo.

**Tabla 3-4** Parámetros de semivariogramas teóricos obtenidos para los datos medidos

| | Atributo | Modelo | Co | C + Co | Rango, m | $R^2$ | GDE |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Profundidad 0 cm - 5 cm** | **CO** | Gaussiano | 6,30E-03 | 4,56E-02 | 122,98 | 0,92 | 0,68 |
| | **Da** | Gaussiano | 3,81E-03 | 1,11E-02 | 878,15 | 0,98 | 0,66 |
| | **Arena, %** | Gaussiano | 22,60 | 200,10 | 200,10 | 0,94 | 0,89 |
| | **Limo, %** | Exponencial | 127,60 | 255,30 | 255,30 | 0,95 | 0,50 |
| | **Arcilla, %** | Esférico | 13,30 | 30,22 | 239,00 | 0,92 | 0,56 |
| **Profundidad 5 cm - 10 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Gaussiano | 6,90E-03 | 4,80E-02 | 110,85 | 0,85 | 0,86 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,92E-03 | 4,83E-03 | 895,47 | 0,96 | 0,60 |
| | **Arena, %** | Esférico | 105,60 | 211,30 | 330,00 | 0,88 | 0,50 |
| | **Limo, %** | Exponencial | 111,60 | 251,30 | 396,00 | 0,94 | 0,56 |
| | **Arcilla, %** | Exponencial | 21,31 | 42,63 | 334,29 | 0,89 | 0,50 |
| **Profundidad 10 cm - 15 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Gaussiano | 1,00E-04 | 3,96E-02 | 150,69 | 0,79 | 1,00 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,89E-03 | 4,31E-03 | 968,22 | 0,96 | 0,56 |
| | **Arena, %** | Esférico | 93,00 | 186,10 | 302,00 | 0,89 | 0,50 |
| | **Limo, %** | Esférico | 123,70 | 263,10 | 361,00 | 0,93 | 0,53 |
| | **Arcilla, %** | Exponencial | 6,60 | 49,83 | 183,00 | 0,93 | 0,87 |
| **Profundidad 15 cm - 20 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Gaussiano | 1,00E-04 | 4,18E-02 | 147,22 | 0,82 | 1,00 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,83E-03 | 3,67E-03 | 743,05 | 0,86 | 0,50 |
| | **Arena, %** | Esférico | 108,50 | 235,00 | 848,00 | 0,98 | 0,54 |
| | **Limo, %** | Esférico | 106,70 | 230,60 | 580,00 | 0,95 | 0,54 |
| | **Arcilla, %** | Esférico | 4,90 | 42,85 | 171,00 | 0,92 | 0,50 |
| **Profundidad 20 cm - 25 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Gaussiano | 5,00E-04 | 3,94E-02 | 117,78 | 0,87 | 0,99 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,43E-03 | 3,23E-03 | 975,14 | 0,97 | 0,56 |
| | **Arena, %** | Exponencial | 93,10 | 186,30 | 780,00 | 0,86 | 0,50 |
| | **Limo, %** | Exponencial | 141,30 | 282,70 | 486,71 | 0,90 | 0,50 |
| | **Arcilla, %** | Exponencial | 29,83 | 59,67 | 300,00 | 0,83 | 0,50 |

Para los datos medidos, se encontró que el modelo gaussiano tiene el mejor ajuste teórico para los semivariogramas, seguido del exponencial y el esférico. De acuerdo con Webster & Oliver (1993), estos modelos son los más apropiados para el estudio de suelos.

Se encontró que los semivariogramas obtenidos para los datos medidos presentan un buen ajuste, con valores de $R^2$ > 0,80. Además, para los datos medidos y los datos estimados, la pepita (Co) no superó el 50% del valor para la meseta (C+Co), lo cual es un buen indicativo de que los modelos de correlación espacial se ajustan a la realidad (Cressie, 1993).

Para el CO, el valor del rango en la primera profundidad corresponde a 122,98 m; en la segunda profundidad es de 110,85 m y en la tercera profundidad 150,69 m. Lo anterior permite deducir que es posible disminuir la densidad de muestreo, que inicialmente se realizó cada 50 m. Esto resulta ser de especial interés para futuros estudios, ya que es posible describir patrones de variabilidad de CO, localizando puntos de muestreo no mayores a los rangos reportados en este estudio, para cada una de las profundidades.

Para el contenido de arena, limo y arcilla, los rangos son mayores en comparación al CO y su valor aumenta con la profundidad, lo cual indica que a mayor profundidad hay una menor variabilidad de este atributo. Un comportamiento y rangos similares fue encontrado por Jimenez Alarcón (2013); Mogollón Lancheros (2012).

El mayor rango encontrado para cada profundidad corresponde a la Da, con valores de 743,05 m a 975,14 m. Este comportamiento era el esperado, debido a que este atributo es el que presenta el menor coeficiente de variación y un GDE moderado.

En los semivariogramas obtenidos para datos estimados (Tabla 3-5), se evidencia que presentan un comportamiento similar a los semivariogramas de los datos medidos, con valores de $R^2$ > 0,80 y coeficientes de validación cruzada cercanos a uno. De igual forma se destaca el modelo gaussiano como el mejor ajuste teórico.

Los GDE varían de acuerdo con la profundidad de estudio y, en general, se clasifican como fuertes o moderados. Los valores más altos corresponden a los semivariogramas estimados, en especial para las tres primeras profundidades. Esto se explica debido a la correspondencia encontrada en los modelos para cada uno de los atributos.

**Tabla 3-5** Parámetros de semivariogramas teóricos obtenidos para los datos estimados

| | Atributo | Modelo | Co | C + Co | Rango, m | $R^2$ | GDE |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Profundidad 0 cm - 5 cm** | **CO** | Gaussiano | 1,00E-05 | 1,79E-02 | 143,76 | 0,85 | 0,99 |
| | **Da** | Exponencial | 2,45E-04 | 2,80E-03 | 102,00 | 0,96 | 0,91 |
| | **Arena, %** | Esférico | 2,20 | 43,36 | 293,00 | 0,90 | 0,95 |
| | **Limo, %** | Gaussiano | 0,10 | 52,10 | 176,67 | 0,93 | 1,00 |
| **Profundidad 5 cm - 10 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Exponencial | 1,00E-05 | 2,39E-02 | 143,76 | 0,85 | 1,00 |
| | **Da** | Exponencial | 2,00E-05 | 3,23E-03 | 123,00 | 0,83 | 0,99 |
| | **Arena, %** | Esférico | 10,30 | 62,45 | 375,00 | 0,93 | 0,84 |
| | **Limo, %** | Esférico | 11,00 | 78,97 | 364,00 | 0,94 | 0,86 |
| **Profundidad 10cm - 15 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Exponencial | 5,38E-03 | 3,67E-02 | 100,46 | 0,82 | 0,85 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,00E-06 | 2,09E-03 | 128,17 | 0,88 | 1,00 |
| | **Arena, %** | Esférico | 16,30 | 70,25 | 458,00 | 0,88 | 0,77 |
| | **Limo, %** | Esférico | 18,50 | 79,97 | 443,00 | 0,92 | 0,77 |
| **Profundidad 15cm - 20 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Gaussiano | 1,00E-04 | 3,20E-02 | 143,76 | 0,83 | 1,00 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,00E-06 | 2,97E-03 | 121,24 | 0,81 | 1,00 |
| | **Arena, %** | Gaussiano | 46,60 | 93,21 | 93,21 | 0,97 | 0,50 |
| | **Limo, %** | Esférico | 24,50 | 87,27 | 425,00 | 0,96 | 0,72 |
| **Profundidad 20cm - 25 cm** | **Atributo** | **Modelo** | **Co** | **C + Co** | **Rango, m** | **$R^2$** | **GDE** |
| | **CO** | Exponencial | 4,90E-03 | 4,02E-02 | 243,00 | 0,86 | 0,88 |
| | **Da** | Gaussiano | 1,00E-06 | 2,67E-03 | 112,58 | 0,87 | 1,00 |
| | **Arena, %** | Exponencial | 32,30 | 94,97 | 362,00 | 0,83 | 0,66 |
| | **Limo, %** | Esférico | 33,70 | 81,96 | 398,00 | 0,99 | 0,59 |

Una vez definidos los patrones de variabilidad espacial para cada uno de los atributos, se procedió con la elaboración de los mapas digitales, con interpolación de Kriging ordinario para los datos medidos y los datos estimados.

Para el contenido de CO (desde la Figura 3-11 hasta la Figura 3-15) se observa correspondencia entre el comportamiento espacial de los datos medidos y los datos estimados.

**Figura 3-11** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad.

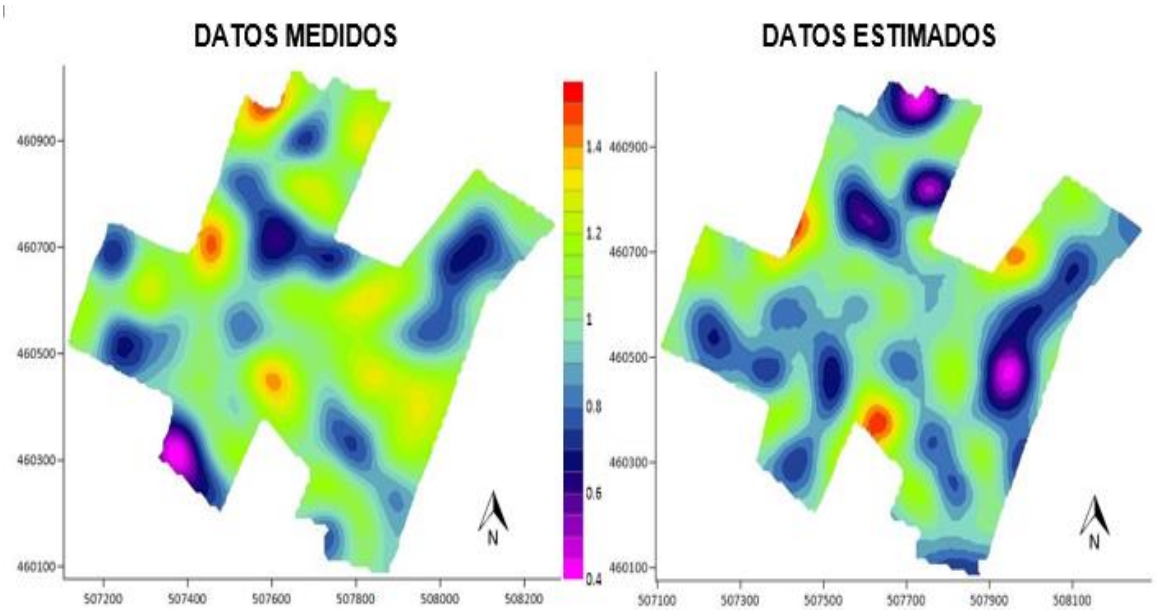



**Figura 3-12** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad

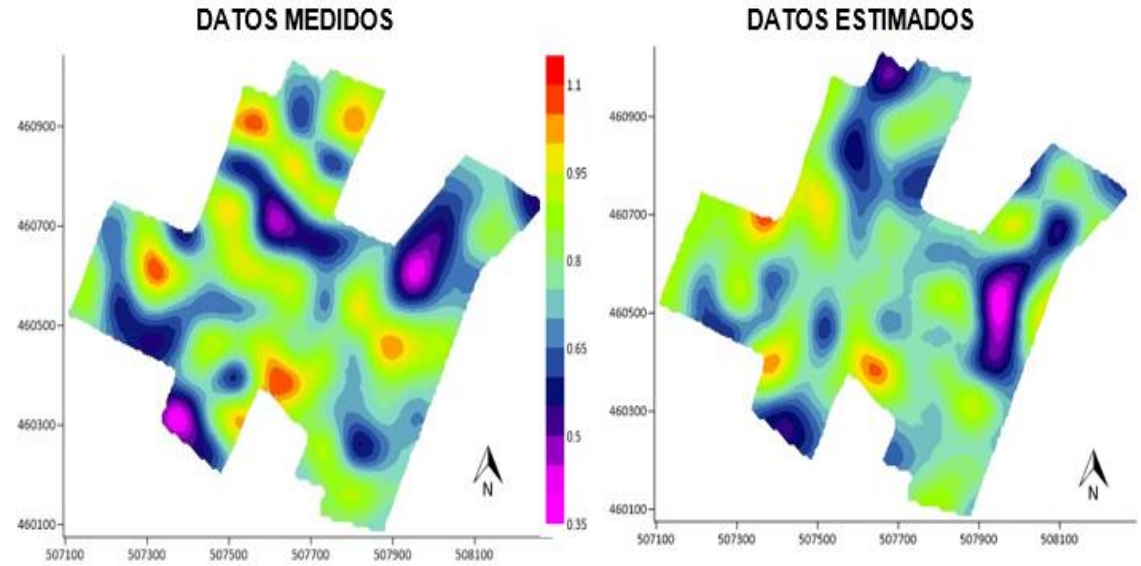


**Figura 3-13** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad.

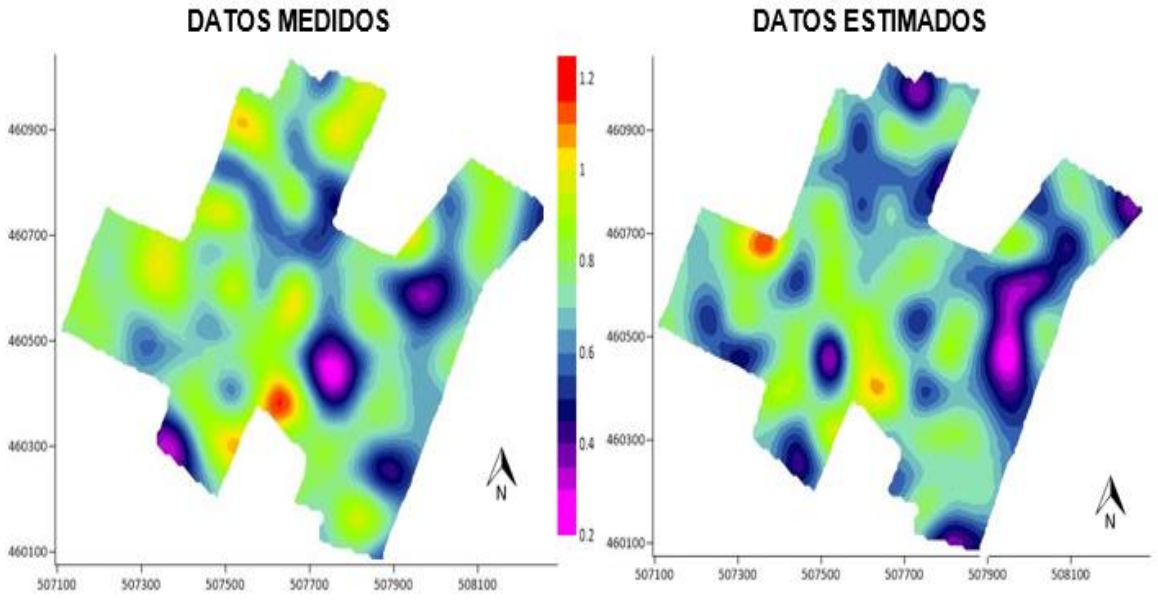



**Figura 3-14** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad.

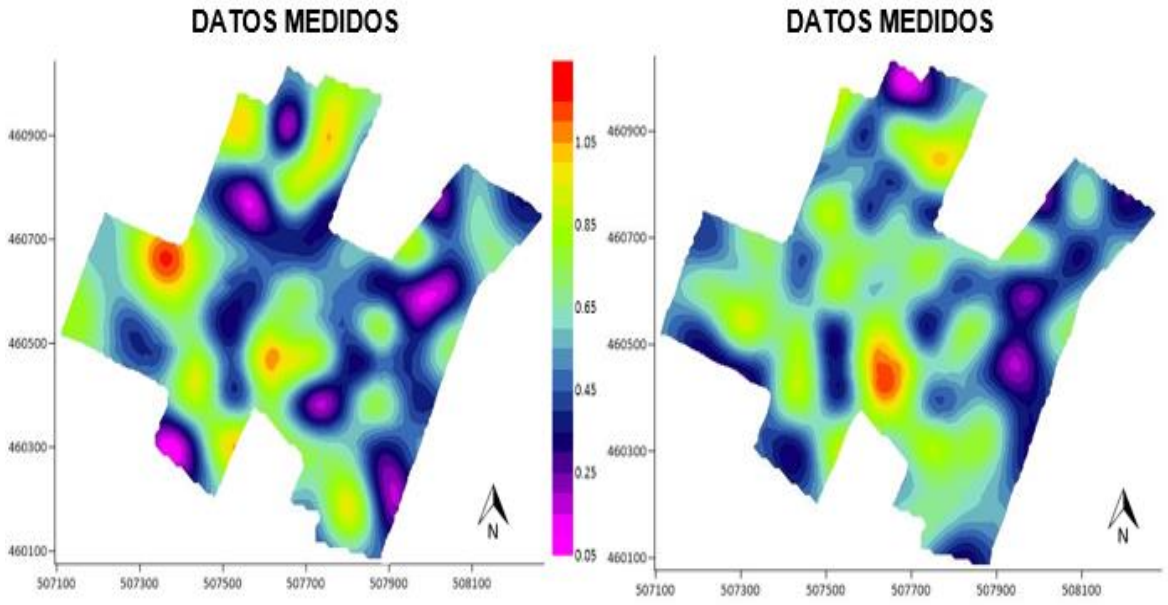
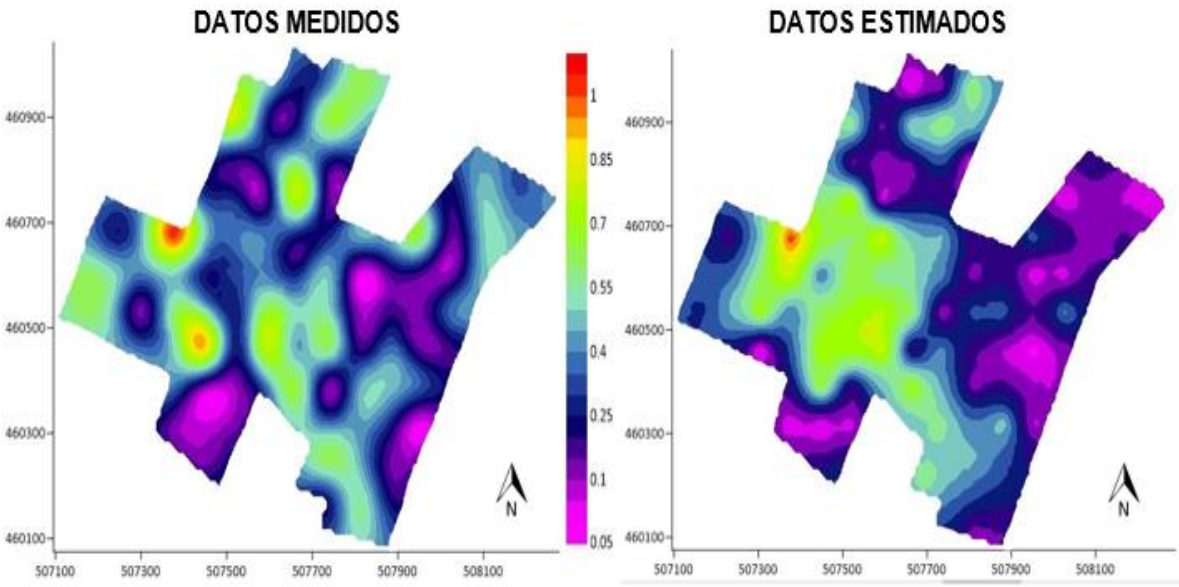


**Figura 3-15** Distribución espacial contenido de CO, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad.




Para la profundidad de 0 cm a 5 cm (Figura 3-11), es posible apreciar que los valores más altos de CO se encuentran ubicados en zonas que corresponden al perímetro del área de estudio, con valores entre 1,2 % y 1,45 %. También se identifican zonas con valores medios entre 0,6% y 0,8%, las cuales en su mayoría se encuentran ubicadas espacialmente en los lotes correspondientes a cultivos permanentes. Finalmente, los valores más bajos se encuentran en el límite inferior del área de estudio, de 0,5 % a 0,4%. Ese patrón de distribución permite afirmar que el comportamiento espacial del contenido de CO disminuye en el sentido norte sur.

Para la profundidad de 5 cm a 10 cm (Figura 3-12), se encuentra un comportamiento espacial similar al de la profundidad de 0 cm a 5 cm, conservando las zonas con los valores más altos de 1,05 % a 1,20% y para los valores medios de 0,5 % a 0,7%.

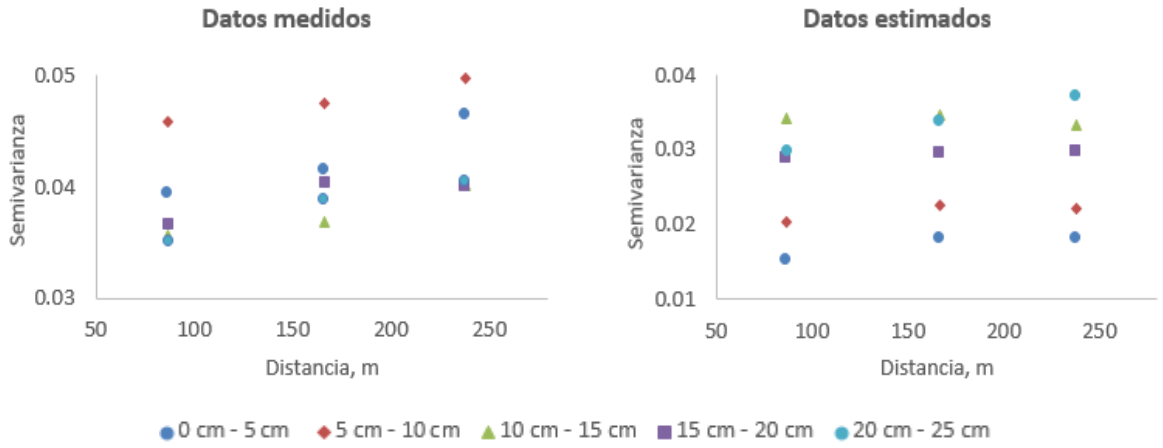
En la profundidad de 15 cm a 20 cm, se identifica un aumento de las zonas correspondientes a los valores de CO, entre 0,25% y 0,6% que predomina para los lotes correspondientes a cultivos semestrales. De igual forma, se aprecia un aumento en las zonas con los valores más bajos de CO de 0,05% a 0,25%. Es posible afirmar que a partir

de esta profundidad, se encuentran los cambios más importantes en la disminución de los valores CO, en comparación a las profundidades sub superficiales.

Finalmente, en la profundidad de 20 cm a 25 cm, se encuentra las zonas con los valores más bajos de CO, entre 0,05 % y 0,1%, lo cual como se mencionó anteriormente, es debido a disminución de los residuos orgánicos a medida que aumenta la profundidad.

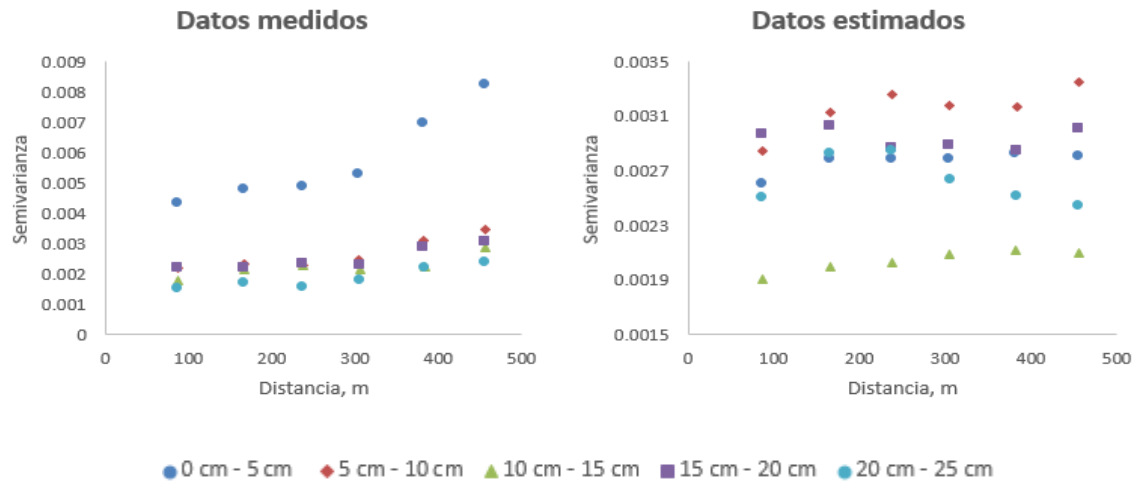
Para los atributos de Da, contendido de arena, limo y arcilla, se encontró la menor similitud entre los mapas de variabilidad espacial para los datos medidos y los datos estimados. Se atribuye este comportamiento a los modelos de estimación obtenidos, donde se presentaron los modelos con $R^2 < 0,50$ para estos atributos. Los respectivos mapas de variabilidad se presentan en el Anexo A.

**Figura 3-16** Semivariogramas obtenidos para CO. Datos medidos y datos estimados

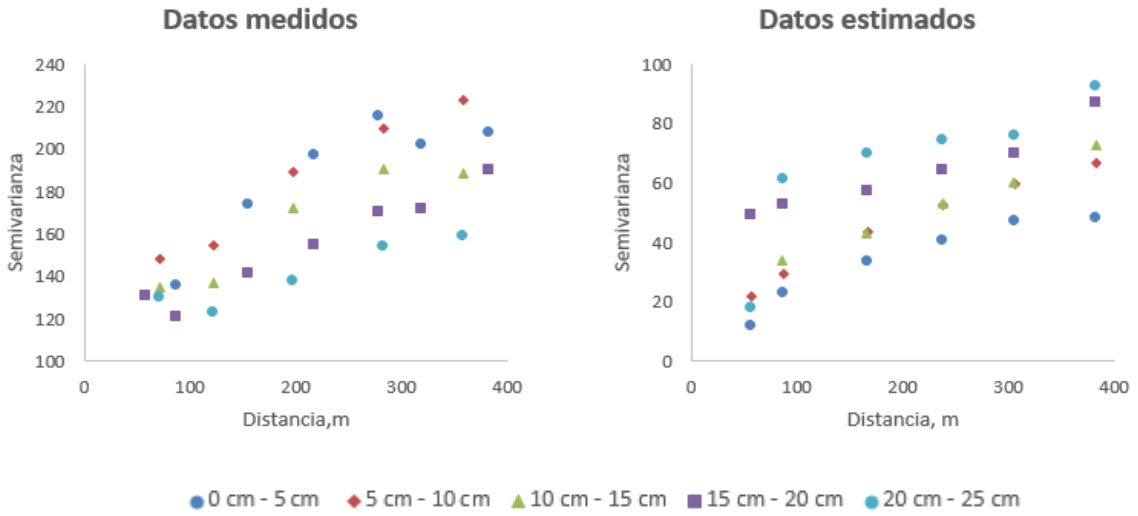



Los semivariogramas obtenidos para los datos medidos y los datos estimados, siguen un comportamiento similar para cada uno de los atributos. En la Figura 3-16 se aprecian los semivariogramas para CO. En los datos medidos se observa que la mayor variabilidad se presenta en la profundidad de 0 cm a 5 cm y la profundidad de 5 cm a 10 cm. Este comportamiento se explica debido a la descomposición de residuos vegetales producto de la reincorporación de residuos de cosecha. Además, las condiciones climáticas de la zona favorecen los procesos de intemperismo, lo que genera cambios constantes más rápidos en estas profundidades.

**Figura 3-17** Semivariogramas obtenidos para Da. Datos medidos y datos estimados



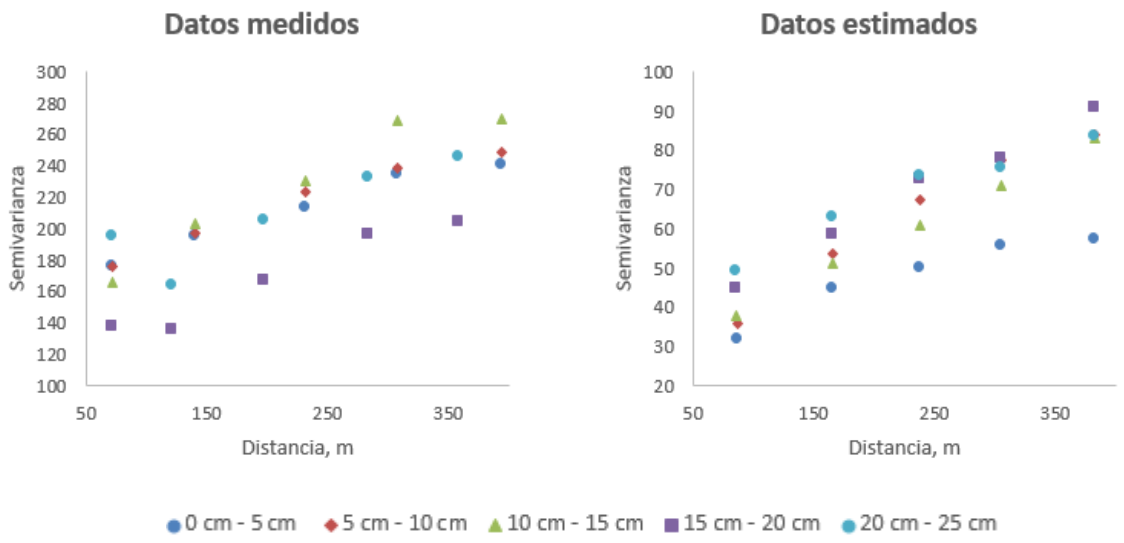

. **Figura 3-18** Semivariogramas obtenidos para contenido de arena. Datos medidos y datos estimados




Para la Da (Figura 3-17), se encontró que en la profundidad de 0 cm a 5 cm, se presenta la mayor variabilidad para este atributo y para las demás profundidades una variabilidad en menor proporción. Lo anterior ocurre debido a que la capa superficial del suelo, es la que sufre más cambios en su estructura, debido a las actividades de preparación de suelos mecanizada, lo que se traduce en una mayor variabilidad para este atributo.

En lo que respecta al contendido de arena y limo (de la Figura 3-18 a la Figura 3-19) se aprecia una mayor variabilidad en las profundidades superficiales. Este comportamiento es similar al de la Da, además al ser atributos que se encuentran relacionados es de esperarse este comportamiento.

**Figura 3-19** Semivariogramas obtenidos para contenido de limo. Datos medidos y datos estimados




## 3.4.1 Correlación de los atributos del suelo y las profundidades de estudio

Con el fin de confirmar la correlación espacial entre los atributos del suelo y las profundidades de estudio, se realizaron correlaciones de Pearson, resaltando las relaciones significativas obtenidas para los atributos.

**Tabla 3-6** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad de 0 cm a 5 cm

| ATRIBUTOS | CO | Da | Arena, % | Limo, % | Arcilla, % |
|---|---|---|---|---|---|
| CO | 1.00 | | | | |
| Da | **0.47** | 1.00 | | | |
| Arena, % | 0.14 | 0.19 | 1.00 | | |
| Limo, % | **0.53** | **0.26** | **-0.63** | 1.00 | - |
| Arcilla, % | **0.51** | **0.34** | **0.48** | -0.14 | 1.00 |

Para la primera profundidad de estudio (Tabla 3-6), se evidencia relaciones positivas altas entre CO y los demás atributos a excepción del contenido de arena, esto es de esperarse, ya que como se mencionó anteriormente, el CO está estrechamente relacionado con las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo. Con respecto a la relación del CO con el contenido de limo y arcilla Christensen (1992); Matus (1994) mencionan que la mayor parte del CO del suelo está asociado a las partículas de arcilla y limo, además, para suelos con textura fina la concentración de CO es hasta 7 veces superior en las partículas de arcilla y limo.

Hassink, Matus, Chenu, & Dalenberg (1997) explican que la proporción de arcilla y limo en suelos de textura fina, se encuentran libres, mientras que en los suelos de textura pesada, se forman paquetes densos con los agregados. Por lo anterior la superficie específica para retener CO es superior en los suelos de textura fina, que en los suelos de textura pesada.

La relación positiva entre la Da con contenido de limo y arcilla, sucede porque la Da es inversamente proporcional al espacio poroso. La organización de los agregados finos del suelo (partículas limosas y arcillosas) favorece la conformación de micro poros en el suelo, aumentando la Da.

Para la segunda profundidad, de 5 cm a 10 cm (Tabla 3-7), las relaciones obtenidas son similares a las encontradas en la profundidad de 0 cm a 5 cm. Donde las más altas corresponden a la relación entre el CO con la Da, contenido de limo y arcilla, seguidas de la relación entre la Da con el contenido de limo y el contenido de arena con contenido de arcilla.

**Tabla 3-7** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad de 5 cm a 10 cm

| ATRIBUTOS | CO | Da | Arena, % | Limo, % | Arcilla, % |
|---|---|---|---|---|---|
| CO | 1.00 | | | | |
| Da | **0.25** | 1.00 | | | |
| Arena, % | 0.00 | -0.04 | 1.00 | | |
| Limo, % | **0.32** | **0.30** | **-0.71** | 1.00 | |
| Arcilla, % | **0.36** | 0.13 | **0.49** | **-0.31** | 1.00 |

En cuanto a la tercera profundidad (Tabla 3-8), se presenta una relación negativa entre el contenido de arena y limo. Esto sucede porque a mayor contenido de arena, menor

contenido de limo y a mayor contenido de arena, mayor proporción de minerales arcillosos. La relación anterior guarda la proporción de los minerales arenosos, limosos y arcillosos. En el presente estudio, esto denota la prevalencia de las texturas finas.

**Tabla 3-8** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad de 10 cm a 15 cm

| ATRIBUTOS | CO | Da | Arena, % | Limo, % | Arcilla, % |
|---|---|---|---|---|---|
| CO | 1.00 | | | | |
| Da | -0.08 | 1.00 | | | |
| Arena, % | -0.01 | -0.04 | 1.00 | | |
| Limo, % | -0.02 | 0.06 | **-0.91** | 1.00 | |
| Arcilla, % | 0.06 | -0.05 | **0.12** | -0.53 | 1.00 |

Finalmente, para la cuarta profundidad de 15 cm a 20 cm (Tabla 3-9), y la quinta profundidad de 20 cm a 25 cm (

Tabla **3-10**), se encontró una relación positiva entre CO con contenido de arcilla y una relación negativa para el contenido de arena con el contenido de limo y entre contenido de limo con el contenido de arcilla.

**Tabla 3-9** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad 15 cm – 20 cm

| ATRIBUTOS | CO | Da | Arena, % | Limo, % | Arcilla, % |
|---|---|---|---|---|---|
| CO | 1.00 | | | | |
| Da | -0.08 | 1.00 | | | |
| Arena, % | -0.15 | -0.09 | 1.00 | | |
| Limo, % | 0.01 | 0.13 | **-0.86** | 1.00 | |
| Arcilla, % | **0.25** | -0.09 | -0.13 | **-0.40** | 1.00 |

**Tabla 3-10** Correlación de Pearson para los atributos del suelo, profundidad 20 cm – 25 cm

| ATRIBUTOS | CO | Da | Arena, % | Limo, % | Arcilla, % |
|---|---|---|---|---|---|
| CO | 1.00 | | | | |
| Da | -0.19 | 1.00 | | | |
| Arena, % | -0.06 | -0.09 | 1.00 | | |
| Limo, % | -0.05 | 0.15 | **-0.85** | 1.00 | |
| Arcilla, % | **0.20** | -0.14 | -0.01 | **-0.52** | 1.00 |

La relación entre el CO y el contenido de arcilla se explica debido a que ambos constituyen la estructura del suelo. Las arcillas forman agregados estables junto con la materia orgánica, que actúa como unión entre las partículas minerales en la estructura del suelo.

### 3.4.2 Análisis cluster

El análisis cluster, es una técnica de análisis multivariado, que permite identificar grupos de observaciones que poseen semejanzas entre sí. Utiliza la distancia Euclidiana para crear un conjunto de puntos representar resultados gráficamente con un dendograma (Ferreira, 2008).

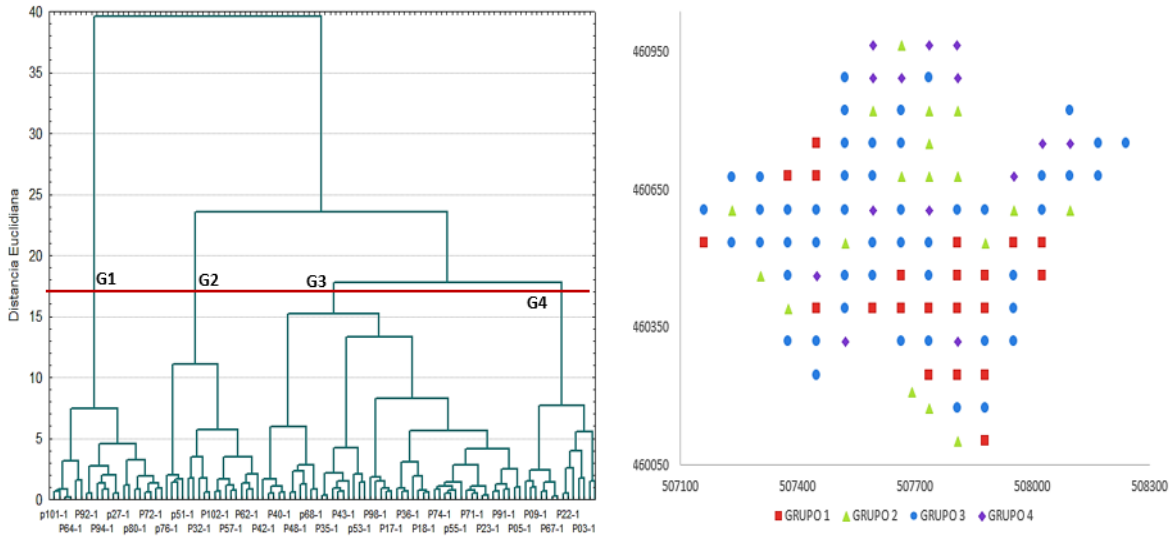
De la Figura 3-20 a la Figura 3-24, se aprecia el agrupamiento para los atributos CO, Da, contenido de arena, limo y arcilla, en cada una de las profundidades. Además, se muestra la distribución espacial de cada uno de los agrupamientos para la zona de estudio.

De acuerdo a los resultados obtenidos para la Da, se encontró que los puntos de muestreo pertenecientes al Grupo 1, para todas las profundidades de estudio, se caracterizan por presentar los valores más altos para este atributo. Esto debido a que en su mayoría estos puntos de muestreo se encuentran cerca de carreteables y límites entre lotes, donde se presenta transito continuo de maquinaria agrícola. También es posible apreciar que existe una correspondencia en la distribución espacial para el Grupo 1 en todas las profundidades de estudio.

En cuanto al CO, se encontró que para el Grupo 2 en las profundidades de 0 cm a 5 cm, 5 cm a 10 cm y 10 cm a 20 cm, se caracterizan por presentar los valores más altos para este atributo y espacialmente se encuentran relacionados por pertenecer a lotes con cultivos semestrales.

En la profundidad de 0 cm a 5 cm, el Grupo 1 se caracteriza por presentar los contenidos de limo más altos, entre 51,9% y 95,1%. En el Grupo 2, se encuentran los puntos de muestreo que corresponden a los contenidos más altos de arena, entre 44,81% y 73,13% y el Grupo 4 los puntos de muestreo que corresponden a los contenidos más altos de arcilla, entre 10,4% y 28,52% Se concluye que los grupos mencionados anteriormente realizan una descripción de la proporción de los minerales del área de estudio.

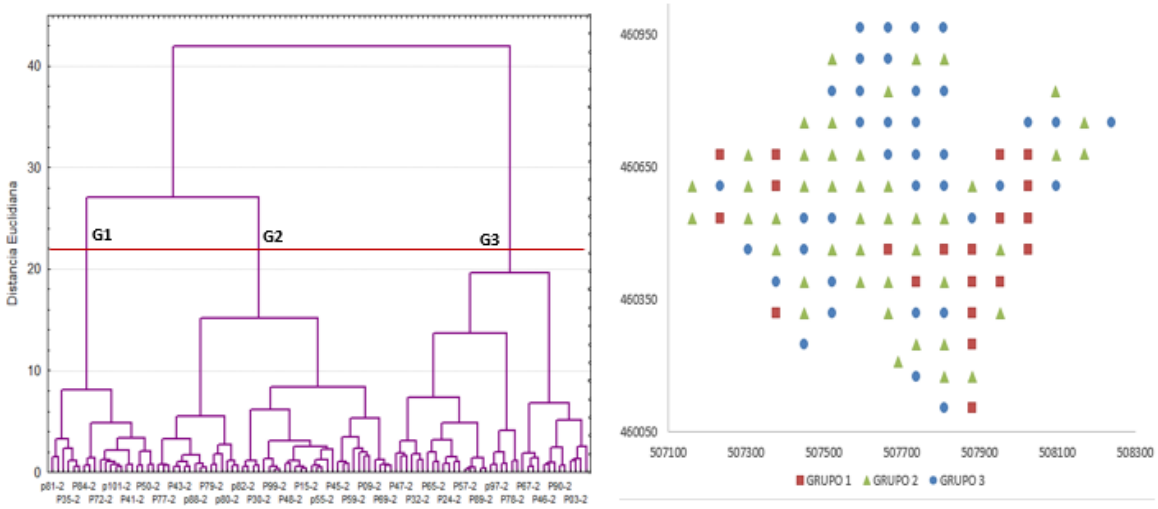
**Figura 3-20** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 0 cm a 5 cm




Finamente para el Grupo 3, de acuerdo a la distribución espacial, se visualiza que es el grupo con más puntos de muestreo, abarcando gran parte del área de estudio con cultivos semestrales.

En la Figura 3-21 se muestra el agrupamiento para la segunda profundidad de estudio, de 5 cm a 10 cm y una distancia Euclidiana de 21.

**Figura 3-21** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 5 cm a 10 cm

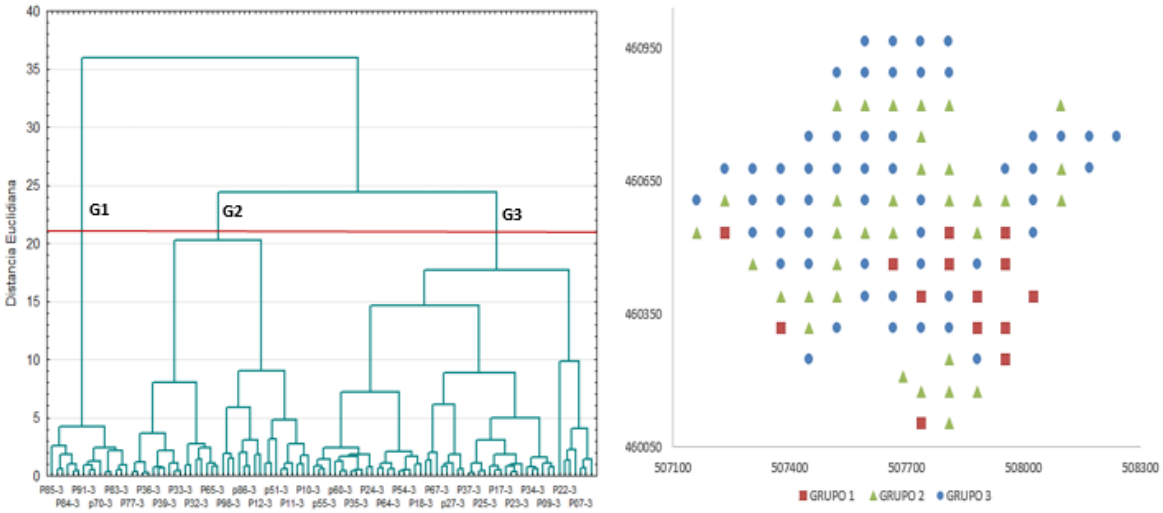



Al igual que en la profundidad de 0 cm a 5 cm, para Grupo 1 se encuentran los valores más altos para la Da, entre 1,72 g $cm^{-3}$ y 1,90 g $cm^{-3}$ y contenido de limo, entre 55,7% y

79,18%. Lo anterior corrobora las relaciones positivas altas encontradas entre la Da y contenido de limo. En el Grupo 3 se encuentran los valores más bajos para los contenidos de CO y Da, de 0,28% a 1,17% y de 1,61 g $cm^{-3}$ a 1,84 g $cm^{-3}$ respectivamente. Lo anterior guarda correspondencia espacial con lo encontrado en los mapas de variabilidad para este atributo, donde se encontraron valores bajos para el contenido de CO en esta profundidad, en comparación con la profundidad de 0 cm a 5 cm y la profundidad de 10 cm a 15 cm.

En la Figura 3-22 se muestra el agrupamiento para la tercera profundidad de estudio (10 cm – 15 cm), y una distancia Euclidiana de 21.

**Figura 3-22** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 10 cm a 15 cm




El Grupo 1 guarda correspondencia espacial con el mapa de variabilidad, con valores de Da altos, entre 1,81 g $cm^{-3}$ a 1,86 g $cm^{-3}$. El Grupo 3 se caracteriza por presentar los valores más bajos para contenido de arena y limo.

El en Grupo 3, para la profundidad de 15 cm a 20 cm, es posible distinguir una diferencia entre los lotes con cultivos semestrales y cultivos permanentes. Además se encuentra la proporción más alta de contenido de arena, limo y arcilla.

El Grupo 2, en la profundidad de 20 cm a 25 cm, se caracteriza por presentar los valores más altos para el contenido de arcilla. Por su parte el Grupo 3, presenta los valores más altos de contenido de limo.

**Figura 3-23** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 15 cm a 20 cm

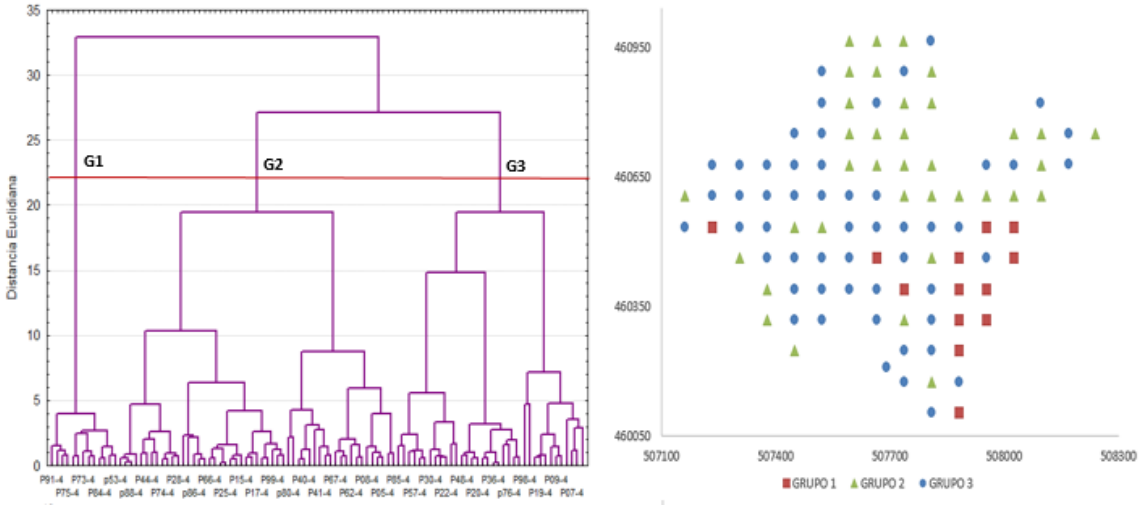
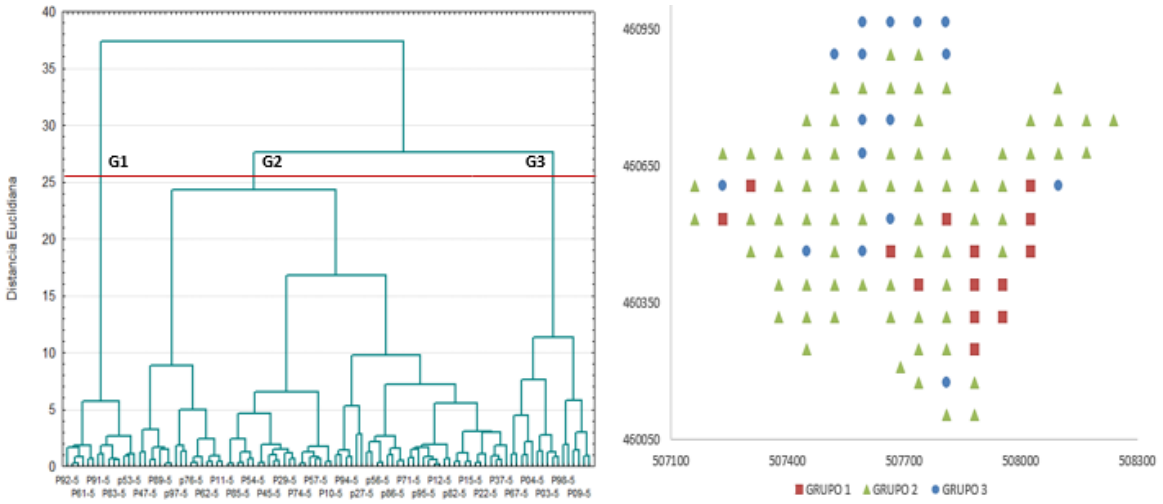



**Figura 3-24** Análisis cluster de los atributos del suelo, profundidad de 15 cm a 20 cm



### 3.4.3 Análisis de componentes principales

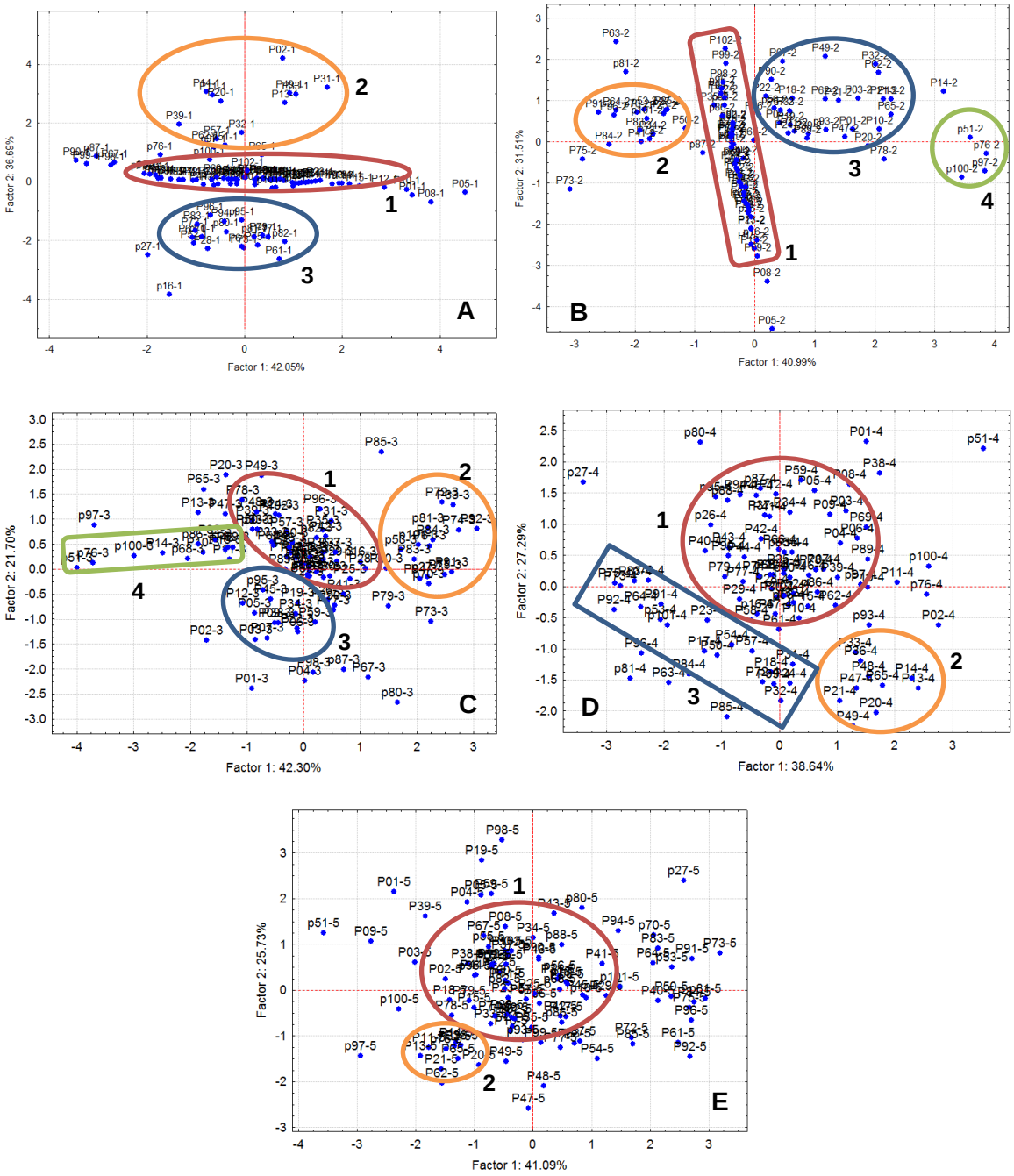
En el anexo B, se presentan los resultados del análisis de componentes principales para cada una de las profundidades de estudio. Se muestran solo los dos primeros componentes, por presentar valores propios superiores a 1 y representar la mayor varianza total. En la Figura 3-25, se presentan los agrupamientos para el componente 1 (CP1) y el componente 2 (CP2) en cada una de las profundidades de estudio.

Para la profundidad de 0 cm a 5 cm, los componentes principales representan el 78,44% de la varianza total y se identifican tres agrupaciones. La primera agrupación corresponde a todos aquellos puntos de muestreo que pertenecen a lotes con cultivos semestrales y es la más representativa. Por su parte, la segunda agrupación corresponde a todos aquellos puntos de muestreo que corresponden a lotes con cultivos permanentes y la tercera agrupación corresponde a la zona con el porcentaje más alto contenido de arcilla. Lo anterior permite inferir que es posible encontrar una diferenciación entre los lotes de cultivos semestrales y los lotes de cultivos permanentes, en la profundidad de 0 cm a 5 cm.

Para la profundidad de 5 cm a 10 cm, los dos primeros componentes representan el 72,51% de la varianza total. En la Figura 3-25, se identifican 4 agrupaciones. La primera agrupación corresponde a puntos de muestreo que pertenecen a lotes con cultivos semestrales. La segunda agrupación, y de acuerdo con la distribución espacial para el atributo de la Da, corresponde a los puntos de muestreo con valores entre 1,75 g $cm^{-3}$ y 1,80 g $cm^{-3}$. El tercer agrupamiento corresponde en su mayoría a los lotes con cultivos semestrales y a aquellos puntos de muestreo que limitan con estos lotes. Finalmente, el cuarto agrupamiento corresponde a puntos de muestreo que se encuentran próximos a zonas de tránsito de maquinaria agrícola.

Para la profundidad de 10 cm a 15 cm, los dos primeros componentes representan el 64% de la varianza total y se identifican 4 agrupaciones. La primera corresponde a las zonas donde la variabilidad espacial para el contenido de arcilla se encuentra entre 16 % y 21%. La segunda agrupación corresponde a los valores más bajos de contenido de arena, entre 18% y 34%. El tercer agrupamiento permite diferenciar los lotes con cultivos semestrales y el cuarto agrupamiento corresponde a los puntos de muestreo que se encuentran próximos a los límites del área de estudio.

**Figura 3-25** Agrupamiento de componentes principales.




A:profunidad de 0 cm a 5 cm; B: profunidad de 5 cm a 10 cm; C: Profunidad de 10 cm a 15 cm; D: Profunidad de 15 cm a 20 cm; E: Profunidad de 20 cm a 25 cm

Para la profundidad de 15 cm a 20 cm, los dos primeros componentes representan el 65,93% de la varianza total. El primer agrupamiento corresponde a la ubicación espacial

de los puntos de muestreo con valores de contenido de arcilla entre 16% y 20,5%. El segundo agrupamiento corresponde a los valores altos y medios para contenido de arena, entre 46% y 58%. Finalmente, el cuarto agrupamiento se caracteriza por los valores altos para contenido de limo, entre 50% y 68%.

Para la profundidad de 20 cm a 25 cm, los dos primeros componentes representan el 66,82% de la varianza total. El primer agrupamiento corresponde al contenido de arena, con valores entre 32% y 40%. El segundo agrupamiento corresponde a los cultivos permanentes

# 4. Conclusiones y recomendaciones

## 4.1 Conclusiones

El uso de las técnicas de espectroscopía en la franja VIS – NIR, permite realizar la estimación de propiedades físicas y químicas del suelo. Para el presente estudio, se obtuvo un modelo representativo para la estimación del contenido de CO ($R^2$ de 0,73; RMSE de 0,13 y RPD de 1,65) en las unidades agrícolas del Centro Agropecuario La Granja.

La mayor intensidad espectral ocurre la en la profundidad de 20 cm a 25 cm asociado con bajos contenidos de CO y la menor intensidad espectral se presenta para la profundidad de 0 cm a 5 cm asociado con mayores contenidos de CO. Esto es debido a que el CO absorbe energía, promoviendo una menor intensidad para todo el espectro, lo que disminuye los valores obtenidos para la reflectancia a mayores longitudes de onda.

La obtención de modelos representativos para la estimación de propiedades físicas y químicas del suelo, se puede ver afectado por coeficientes de variación altos y bajos contenidos de los atributos.

El uso de las técnicas de espectroscopía, el análisis multivariado y la geoestadística permiten analizar la influencia del manejo agrícola en el contenido de CO. Donde los valores más altos de este atributo se encontraron en los lotes con cultivos semestrales, en comparación con los lotes con cultivos permanentes.

La reincorporación de residuos de cosecha al suelo favorece la descomposición de los residuos vegetales. Lo anterior explica los contenidos de CO más altos que se encontraron en los lotes con cultivos semestrales, en comparación a los lotes con cultivos permanentes.

La influencia del manejo agrícola en los contenidos de CO no se evidencio en el lote de manejo ambiental. Esto se debe a que aún predomina el manejo realizado de cultivos semestrales por más de 10 años en el área de estudio.

Los análisis geoestadísticos muestran que en su mayoría el modelo teórico gaussiano es modelo de mejor ajuste, seguido por el exponencial. Los semivariogramas demostraron una dependencia espacial alta y moderada para los atributos de estudio.

## 4.2 Recomendaciones

Se recomienda realizar estudios complementarios con los demás atributos químicos del suelo, para el Centro Agropecuario La Granja. Esto con la finalidad de empezar a construir una biblioteca espectral de la zona de estudio.

Se recomienda realizar un estudio futuro al lote de manejo ambiental, para evaluar los cambios de la influencia del manejo agrícola en el contenido de CO.

Se recomienda realizar la toma de las respuestas espectrales del suelo con un equipo de laboratorio, esto con la finalidad de evaluar la variación de las características de absorción de energía en las regiones espectrales, producidas por un equipo de campo.

# Bibliografía


Albella, J. M. (1993). *Introducción a la ciencia de materiales : técnicas de preparación y caracterización*. C.S.I.C.

Aldana-Jague, E., Heckrath, G., Macdonald, A., Van Wesemael, B., & Van Oost, K. (2016). UAS-based soil carbon mapping using VIS-NIR (480–1000nm) multi-spectral imaging: Potential and limitations. *Geoderma*, *275*, 55–66. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.04.012

Alvarado, J., Andrade, H., & Segura, M. (2013). *Storage of soil organic carbon in coffee (Coffea arabica L.) production systems in the municipality of Líbano, Tolima, Colombia* (Vol. 16).

Amare, T., Hergarten, C., Hurni, H., Wolfgramm, B., Yitaferu, B., & Selassie, Y. G. (2013). Prediction of Soil Organic Carbon for Ethiopian Highlands Using Soil Spectroscopy. *ISRN Soil Science*, *2013*, 1–11. https://doi.org/10.1155/2013/720589

Andrade, H., Segura, M., & Rojas, A. (2016). Carbono orgánico del suelo en bosques riparios, arrozales y pasturas en Piedras, Tolima, Colombia. *Agronomía Mesoamericana*, *27*(2), 233. https://doi.org/10.15517/am.v27i2.24359

Anom, S. W., Shibusawa, S., Sasao, A., Sakai, K., Hache, C., & Hirnko, S. (2001). Sampling Strategies in Soil Mapping with Real-Time Soil Spectrophotometer. *IFAC Proceedings Volumes*, *34*(11), 40–43. https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)34102-2

Araujo Martins, J., Ricardo Fiorio, P., Demattê, J. A. M., Honorio de Miranda, J., & Alberto Lelis Neto, J. (2014). Sensoriamento remoto na determinação de atributos de um nitossolo sob aplicação de vinhaça, 959–971.

Atkins, P. W., Jones, L., Cwi, S., Méndez, A., & Rondinone, S. N. (2012). *Principios de química los caminos del descubrimiento*. Editorial Médica Panamericana.

Ben-Dor, E., & Banin, A. (1995). Near-Infrared Analysis as a Rapid Method to Simultaneously Evaluate Several Soil Properties. *Soil Science Society of America Journal*, *59*(2), 364. https://doi.org/10.2136/sssaj1995.03615995005900020014x

Ben-Dor, E., Irons, J. R., & Epema, G. F. (1999). Soil Reflectance. In: Rencz, N., Ed., Remote Sensing for the Earth Sciences: Manual of Remote Sensing, 111–188.

Ben-Dor, E., R. Irons, J., & Epema, G. F. (1999). *Soil Reflectance*.

Bhattacharyya, R., Prakash, V., Kundu, S., & Gupta, H. S. (2006). Effect of tillage and crop rotations on pore size distribution and soil hydraulic conductivity in sandy clay loam soil of the Indian Himalayas. *Soil and Tillage Research*, *86*(2), 129–140. https://doi.org/10.1016/J.STILL.2005.02.018

Bowers, S. A., & Hanks, R. J. (1965). Reflection of radiant energy from soils. *Soil Science*, *100*(2), 130–138.

Brodský, L., Vašát, R., Klement, A., Zádorová, T., & Jakšík, O. (2013). Uncertainty propagation in VNIR reflectance spectroscopy soil organic carbon mapping. *Geoderma*, *199*, 54–63. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.11.006

Camacho-Tamayo, J. H. (2013). *Uso de la reflectancia difusa -NIR en la determinación de características físicas y químicas de un Oxisol. Carimagüa -Meta*. Universidad Nacional de Colombia.

Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Novak, J. M., Turco, R. F., & Konopka, A. E. (1994). Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. *Soil Science Society of America Journal*, *58*(5), 1501. https://doi.org/10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x

Cambou, A., Cardinael, R., Kouakoua, E., Villeneuve, M., Durand, C., & Barthès, B. G. (2016). Prediction of soil organic carbon stock using visible and near infrared reflectance spectroscopy (VNIRS) in the field. *Geoderma*, *261*. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.07.007

Cambule, A. H., Rossiter, D. G., Stoorvogel, J. J., & Smaling, E. M. A. (2012). Building a near infrared spectral library for soil organic carbon estimation in the Limpopo National Park, Mozambique. *Geoderma*, *183–184*, 41–48. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.03.011

Christensen, B. T. (1992). Physical Fractionation of Soil and Organic Matter in Primary Particle Size and Density Separates (pp. 1–90). Springer, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-2930-8_1

Cressie, N. A. (1993). *Statistics for Spatial Data*. (U. John Wiley & Sons, New York, Ed.) (Revised Ed). Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc. https://doi.org/10.1002/9781119115151

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*(1), 87–99. https://doi.org/10.4067/S0718-95162011000100008

Daniel, K. W., Tripathi, N. K., & Honda, K. (2003). Artificial neural network analysis of laboratory and in situ spectra for the estimation of macronutrients in soils of Lop Buri (Thailand). *Australian Journal of Soil Research*, *41*(1), 47. https://doi.org/10.1071/SR02027

Demattê, J. A. M. (2002). Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy, (10), 1445–1458.

Demattê, J. A. M., Romero Araújo, S., Ricardo Fiorio, P., Troula Fongaro, C., & Rafael Nanni, M. (2015). Espectroscopia VIS-NIR-SWIR na avaliação de solos ao longo de uma topossequência em Piracicaba, *46*, 679–688. https://doi.org/10.5935/1806-6690.20150054

Demattê, J. A. M., Sousa, A. A., Alves, M. C., Nanni, M. R., Fiorio, P. R., & Campos, R. C. (2006). Determining soil water status and other soil characteristics by spectral proximal sensing. *Geoderma*, *135*, 179–195. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.12.002

Diggle, P. J., & Ribeiro, P. J. (2000). *Model-based Geostatistics* (1 ed). São Paulo: Associação Brasileira de Estatística.

Esquivel, B., Cruz, C. O., Guerrero, A., Jarquín, A., & Burgos, D. (2018). Carbono orgánico y nitrógeno total en suelos forestales de México mediante espectroscopia VIS-NIR. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, *9*(47), 295–313. https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i47.158

Eyherabide, M., Saínz Rozas, H., Barbieri, P., & Echeverría, H. (2014). Comparación de métodos para determinar carbono orgánico en suelo. *CIENC SUELO (ARGENTINA)*, *32*(1), 13–19.

Ferreira, D. F. (2008). *Estatística multivariada*. Editora UFLA.

Fidêncio, P. H., Poppi, R. J., & de Andrade, J. C. (2002). Determination of organic matter in soils using radial basis function networks and near infrared spectroscopy. *Analytica Chimica Acta*, *453*(1), 125–134. https://doi.org/10.1016/S0003-2670(01)01506-9

Ge, Y., Morgan, C. L. S., Grunwald, S., Brown, D. J., & Sarkhot, D. V. (2011). Comparison of soil reflectance spectra and calibration models obtained using multiple spectrometers. *Geoderma*, *161*(3–4), 202–211.

Gogé, F., Joffre, R., Jolivet, C., Ross, I., & Ranjard, L. (2012). Optimization criteria in sample selection step of local regression for quantitative analysis of large soil NIRS database. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *110*(1), 168–176. https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2011.11.003

González Cantellano, M. A., & Montaño Zetina, M. L. (2015). La espectroscopia y su tecnología: Un repaso histórico y su importancia para el siglo XXI. *Am. J. Phys. Educ*, *9*(4).

Grewal, K. S., Buchan, G. D., & Sherlock, R. R. (1991). A comparison of three methods of organic carbon determination in some New Zealand soils. *Journal of Soil Science*, *42*(2), 251–257. https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1991.tb00406.x

Guillén, C. E., Dávila, M. J., Gilliot, J. M., & Vaoudour, E. (2013). Aporte de la espectroscopia a la estimación de carbono orgánico de los suelos de la planicie de Versalles, Francia. *Revista Geografica Venezolana*, *54*(1), 85–98.

Hassink, J., Matus, F. J., Chenu, C., & Dalenberg, J. W. (1997). Interactions between soil biota, soil organic matter, and soil structure. CRC/Lewis Publishers.

Islam, K., Singh, B., & McBratney, A. (2003). Simultaneous estimation of several soil properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. *Australian Journal of Soil Research*, *41*(6), 1101. https://doi.org/10.1071/SR02137

Janik, L. J., Skjemstad, J. O., & Merry, R. H. (1998). Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? *Australian Journal of Experimental Agriculture*, *38*(7), 681. https://doi.org/10.1071/EA97144

Jaramillo, D. (2000). *Introducción a La Ciencia del Suelo*. *Soil Science* (Vol. 110). https://doi.org/10.1097/00010694-197007000-00018

Ji, W., Viscarra Rossel, R. A., & Shi, Z. (2015). Accounting for the effects of water and the environment on proximally sensed vis-NIR soil spectra and their calibrations. *European Journal of Soil Science*, *66*(3), 555–565. https://doi.org/10.1111/ejss.12239

Jimenez Alarcón, M. F. (2013). *Determinación de zonas de manejo agrícola basadas en el rendimiento de maíz y su relación con atributos edáficos en la altillanura plana*. Universidad Nacional de Colombia.

Kuang, B., & Mouazen, A. M. (2011). Calibration of visible and near infrared spectroscopy for soil analysis at the field scale on three European farms. *European Journal of Soil Science*, *62*(4), 629–636. https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2011.01358.x

Kuang, B., & Mouazen, A. M. (2013). Non-biased prediction of soil organic carbon and total nitrogen with vis–NIR spectroscopy, as affected by soil moisture content and texture. *Biosystems Engineering*, *114*(3), 249–258. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2013.01.005

Macdonald, L. M., Soriano-Disla, J. M., McLaughlin, M. J., Janik, L. J., & Viscarra Rossel, R. A. (2013). The Performance of Visible, Near-, and Mid-Infrared Reflectance Spectroscopy for Prediction of Soil Physical, Chemical, and Biological Properties. *Applied Spectroscopy Reviews*, *49*(2), 139–186. https://doi.org/10.1080/05704928.2013.811081

Martínez H, E., Fuentes E, J. P., & Acevedo H, E. (2008). Carbono orgánico y propiedades del suelo. *Revista de La Ciencia Del Suelo y Nutrición Vegetal*, *8*(1), 68–96. https://doi.org/10.4067/S0718-27912008000100006

Matus, F. J. (1994). *The distribution of soil organic matter of various aggregate size classes in arable soils. I. Relationships between clay content of aggregates of a sand and a clay soil and carbon mineralization, nitrogen mineralization and microbial biomass carbon*. Agricultural University of Wageningen.

McDowell, M. L., Bruland, G. L., Deenik, J. L., Grunwald, S., & Knox, N. M. (2012). Soil total carbon analysis in Hawaiian soils with visible, near-infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, *189–190*, 312–320. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.06.009

Minasny, B., McBratney, A. B., Bellon-Maurel, V., Roger, J.-M., Gobrecht, A., Ferrand, L., & Joalland, S. (2011). Removing the effect of soil moisture from NIR diffuse reflectance spectra for the prediction of soil organic carbon. *Geoderma*, *167–168*,

118–124. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2011.09.008

Minasny, B., Tranter, G., McBratney, A. B., Brough, D. M., & Murphy, B. W. (2009). Regional transferability of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic prediction for soil chemical properties. *Geoderma*, *153*(1–2), 155–162. https://doi.org/10.1016/J.GEODERMA.2009.07.021

Ministerio de Agricultura y Ganaderia. (1991). Aspectos Técnicos sobre Cuarenta y Cinco Cultivos Agrícolas de Costa Rica. Retrieved October 11, 2016, from http://www.mag.go.cr/bibioteca_virtual_ciencia/tec_analisisquimico.pdf

Mogollón Lancheros, M. R. (2012). *Comportamiento espacial de la resistencia mecánica a la penetración y su relación con propiedades físicas del suelo en áreas con diferentes usos y ocupaciones en la Sabana de Bogotá*.

Moreira, C. S., Brunet, D., Verneyre, L., Sá, S. M. O., Galdos, M. V., Cerri, C. C., & Bernoux, M. (2009). Near infrared spectroscopy for soil bulk density assessment. *European Journal of Soil Science*, *60*(5), 785–791. https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2009.01170.x

Morellos, A., Pantazi, X.-E., Moshou, D., Alexandridis, T., Whetton, R., Tziotzios, G., … Mouazen, A. M. (2016). Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using VIS-NIR spectroscopy. *Biosystems Engineering*. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.04.018

Morgan, R. (2005). *Soil erosion and conservation*. Blackwell Pub.

Mouazen, A. M., De Baerdemaeker, J., & Ramon, H. (2005). Towards development of on-line soil moisture content sensor using a fibre-type NIR spectrophotometer. *Soil and Tillage Research*, *80*(1–2), 171–183. https://doi.org/10.1016/J.STILL.2004.03.022

Nocita, M., Stevens, A., Noon, C., & van Wesemael, B. (2013). Prediction of soil organic carbon for different levels of soil moisture using Vis-NIR spectroscopy. *Geoderma*, *199*, 37–42. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.07.020

Pinto, F., Queiroz, D. M., Chartuni, E., & Ruz, E. (2007). Agricultura de precisión : nuevas herramientas para mejorar la gestión tecnológica en la empresa agropecuaria. *Revista Palmas*, *28*(4), 29–34.

Rodionov, A., Pätzold, S., Welp, G., Pude, R., & Amelung, W. (2016). Proximal field Vis-NIR spectroscopy of soil organic carbon: A solution to clear obstacles related to vegetation and straw cover. *Soil and Tillage Research*, *163*, 89–98. https://doi.org/10.1016/j.still.2016.05.008

Rojas, A. S., Andrade, H., & Segura, M. (2018). Los suelos del paisaje Alto-Andino de Santa Isabel (Tolima, Colombia) ¿son sumideros de carbono orgánico? *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica*, *21*(1), 51–59. https://doi.org/10.31910/rudca.v21.n1.2018.662

Roudier, P., Hedley, C. B., Lobsey, C. R., Viscarra Rossel, R. A., & Leroux, C. (2017). Evaluation of two methods to eliminate the effect of water from soil vis–NIR spectra for predictions of organic carbon. *Geoderma*, *296*, 98–107. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.02.014

Schlichting, E., & Stahr, H. B. & K. (1995). *Bodenkundliches Praktikun, Berlin/Wien. Blockwell. Wissenschafts-Verlag*.

Shepherd, K., & Walsh, M. (2002). Development of Reflectance Spectral Libraries for Characterization of Soil Properties. *Soil Science Society of America Journal*, *66*(3), 988. https://doi.org/10.2136/sssaj2002.9880

Shepherd, K., & Walsh, M. (2007). Review: Infrared spectroscopy—enabling an evidence-based diagnostic surveillance approach to agricultural and environmental management in developing countries. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, *15*(2), 1. https://doi.org/10.1255/jnirs.716

Sørensen, L. K., & Dalsgaard, S. (2005). Determination of Clay and Other Soil Properties by Near Infrared Spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*, *69*(1), 159. https://doi.org/10.2136/sssaj2005.0159

Srinivasan, A. (2006). *Handbook of Precision Agriculture: Principles and Applications.*

Stenberg, B., Viscarra Rossel, R. A., Mouazen, A. M., & Wetterlind, J. (2010). Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. *ACADEMIC PRESS INC ELSEVIER*, *107*, 163–215. https://doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7

Stevens, A., Van Wesemael, B., Bartholomeus, H., Rosillon, D., Tychon, B., & Ben-Dor, E. (2008). Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils. *Geoderma*, *144*(1–2), 395–404. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.12.009

Tümsavaş, Z., Tekin, Y., Ulusoy, Y., & Mouazen, A. M. (2019). Prediction and mapping of soil clay and sand contents using visible and near-infrared spectroscopy. *Biosystems Engineering*, *177*, 90–100. https://doi.org/10.1016/J.BIOSYSTEMSENG.2018.06.008

Uribe, C., Fonseca, S., Bernal, G., Contreras, C., & Castellanos, O. (2011). Sembrando innovación para la competitividad del sector agropecuario colombiano. *Universidad Nacional de Colombia,Grupo de Investigación y Desarrollo En Gestión*.

Viscarra Rossel, R. A. (2008). ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *90*(1), 72–83. https://doi.org/10.1016/J.CHEMOLAB.2007.06.006

Viscarra Rossel, R. A., Chappell, A., De Caritat, P., & Mckenzie, N. J. (2011). On the soil information content of visible-near infrared reflectance spectra. *European Journal of Soil Science*, *62*(3), 442–453.

Viscarra Rossel, R. A., & Chen, C. (2011). Digitally mapping the information content of visible–near infrared spectra of surficial Australian soils. *Remote Sensing of Environment*, *115*(6), 1443–1455. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.004

Viscarra Rossel, R. A., Gasparoni, J., & Galantini, J. (2001). *Soil organic matter evaluation. Assessment Methods for Soil Carbon.* USA: Lewis Publishers.

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. https://doi.org/10.1071/SR07099

Viscarra Rossel, R. A., & McBratney, A. B. (1998). Soil chemical analytical accuracy and costs: implications from precision agriculture. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, *38*(7), 765. https://doi.org/10.1071/EA97158

Viscarra Rossel, R. A., Walvoort, D. J. J., McBratney, A. B., Janik, L. J., & Skjemstad, J. O. (2006). Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, *131*(1), 59–75. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007

Viscarra Rossel, R. A., & Webster, R. (2012). Predicting soil properties from the Australian soil visible-near infrared spectroscopic database. *European Journal of Soil Science*, *63*(6), 848–860. https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2012.01495.x

Walkley, A., & Black, A. (1934). An examination of Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science*, *37*, 29–38.

Warrick, A. W., & Nielsen, D. . (1980). Spatial variability of soil physical properties in field. *Applications of Soil Physics*, 319–344.

Webster, R., & Oliver, M. A. (1993). *Geostatistics for environmental scientists*. Wiley.

Williams, P. (2004). *Near-infrared technology : getting the best out of light : a short course in the practical implementation of near-infrared spectroscopy for the user*. PDK Projects, Inc.

Wold, S., Sjöström, M., & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *58*(2), 109–130. https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1

Xie, H. T., Yang, X. M., Drury, C. F., Yang, J. Y., & Zhang, X. D. (2011). Predicting soil organic carbon and total nitrogen using mid- and near-infrared spectra for Brookston clay loam soil in Southwestern Ontario, Canada. *Canadian Journal of Soil Science*, *91*(1), 53–63. https://doi.org/10.4141/cjss10029

# A. Anexo: Mapas de variabilidad espacial, datos medidos y estimados para Da, contenido de arena, limo y arcilla

**Figura A-1** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad

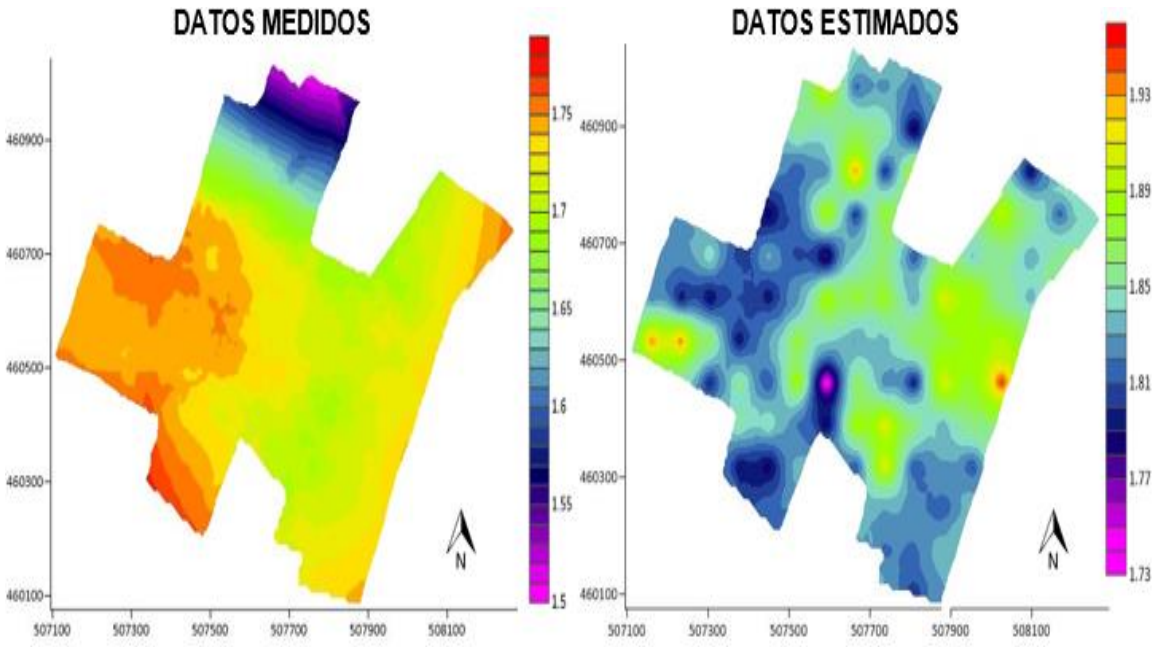


**Figura A-2** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad

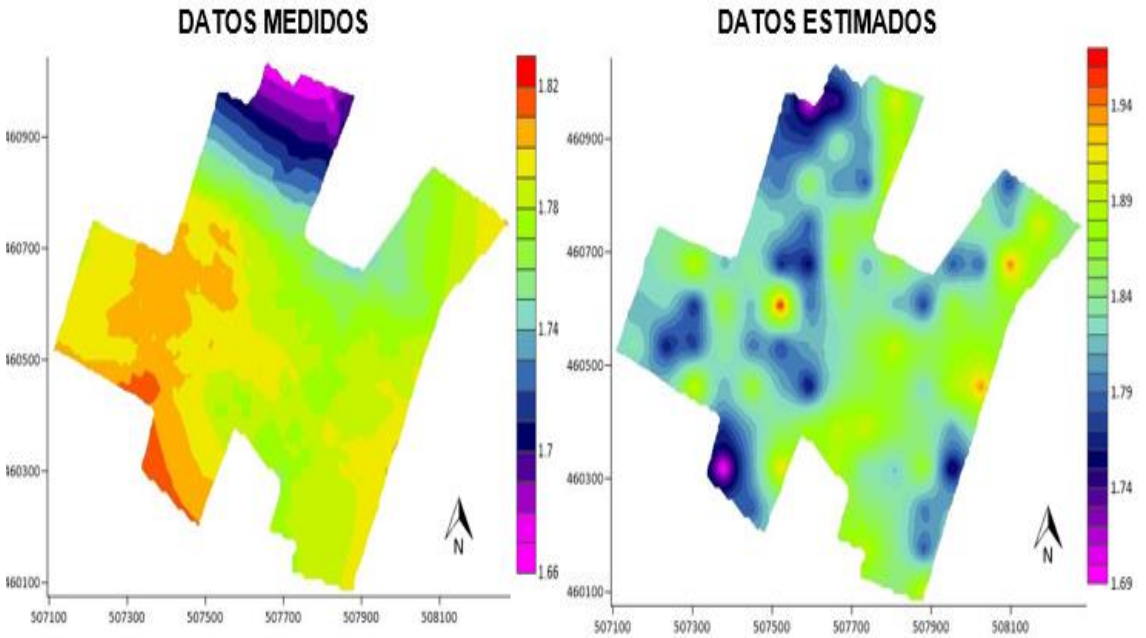



**Figura A-3** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad

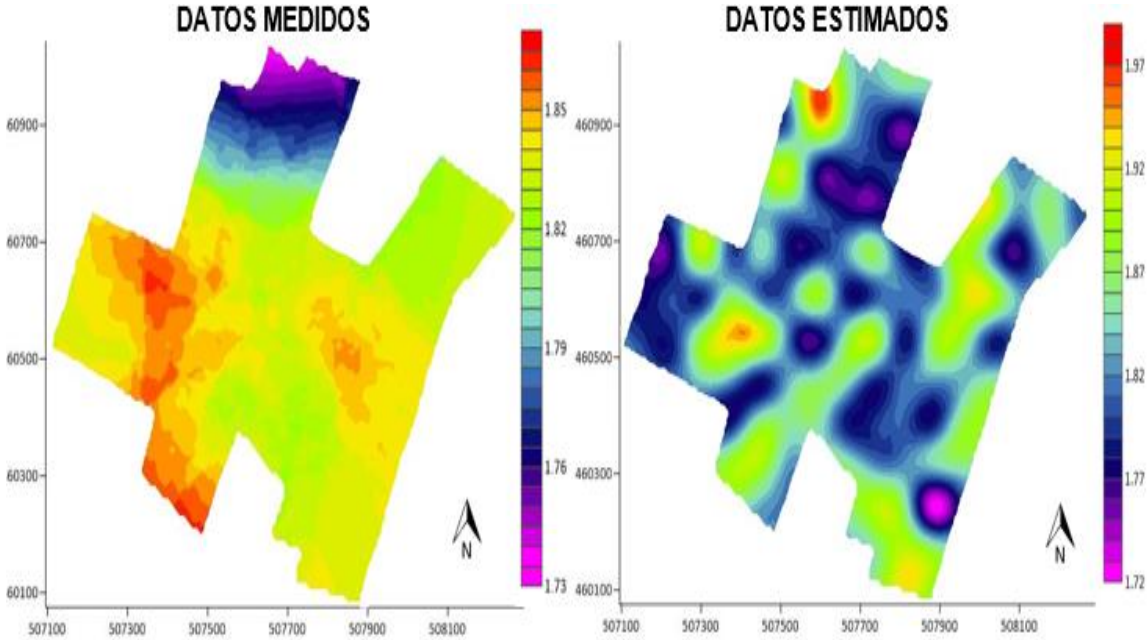


**Figura A-4** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad

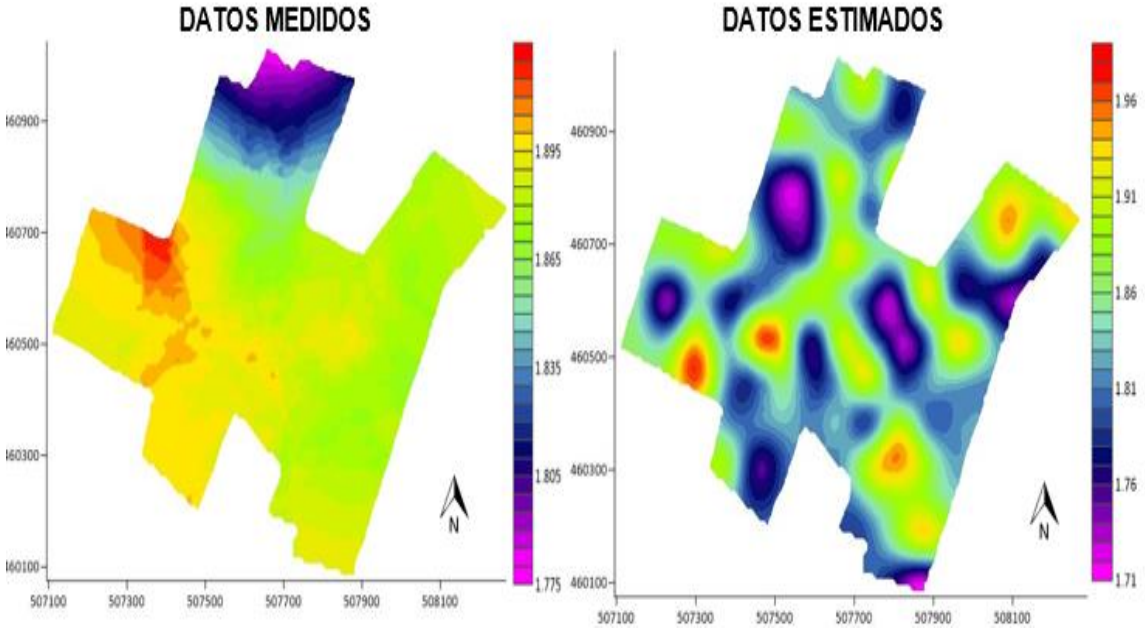



**Figura A-5** Distribución espacial contenido de Da, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad

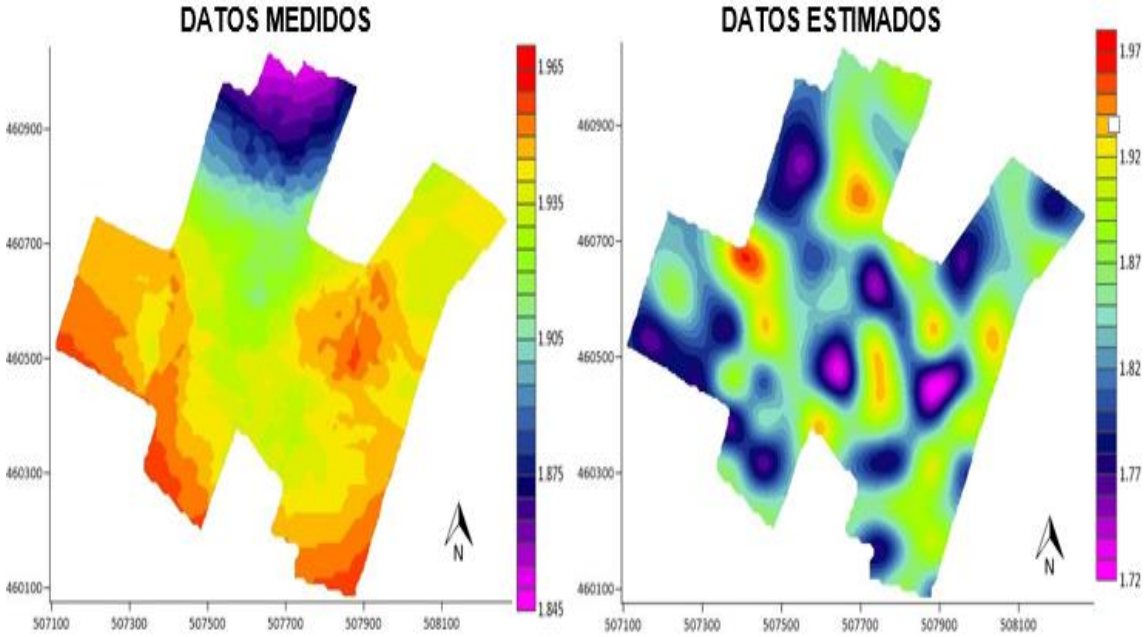


**Figura A-6** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad

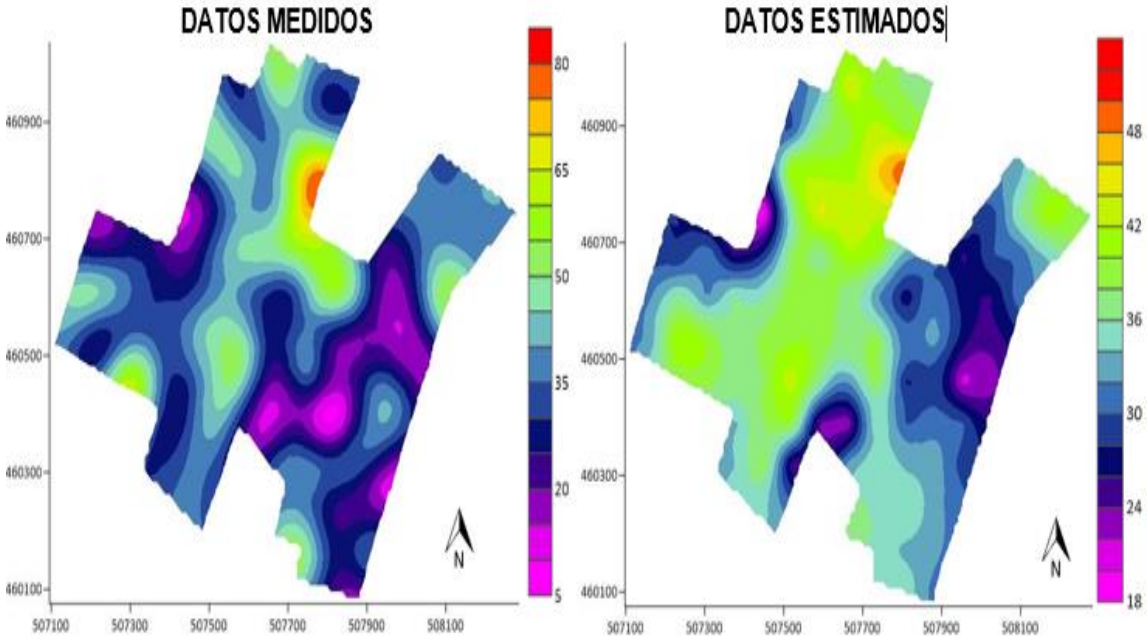



**Figura A-7** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad

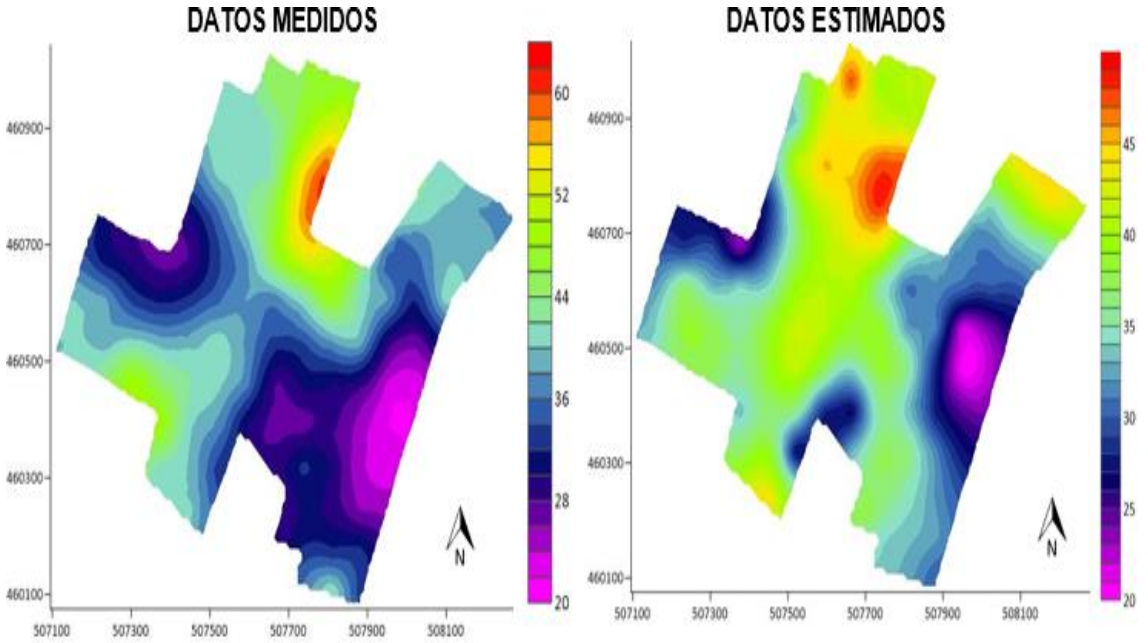


**Figura A-8** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad

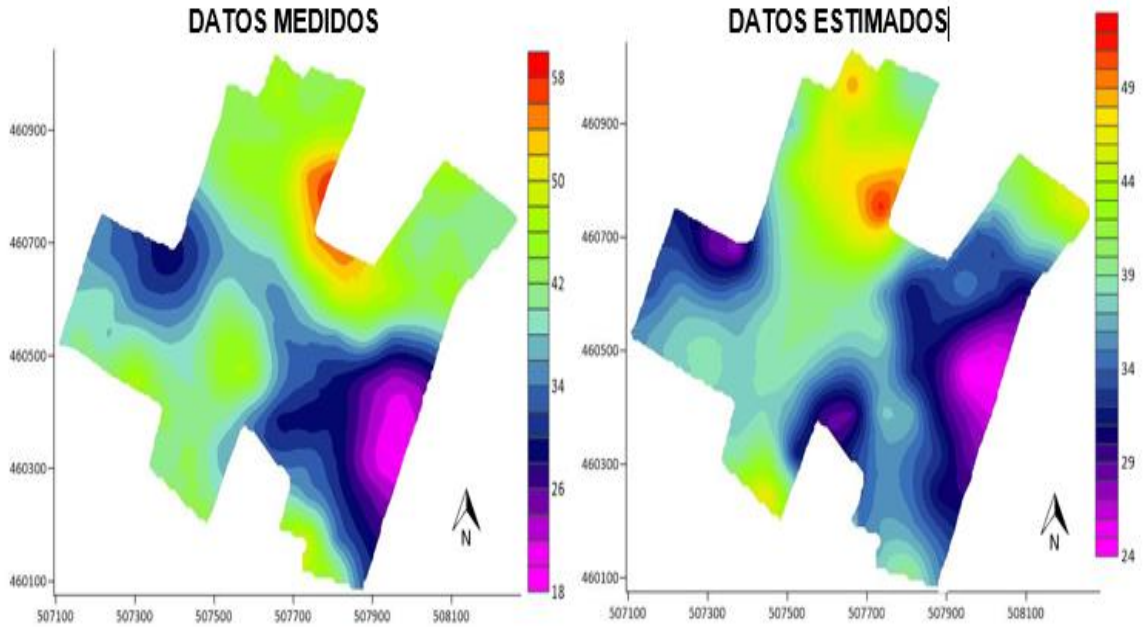



**Figura A-9** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad

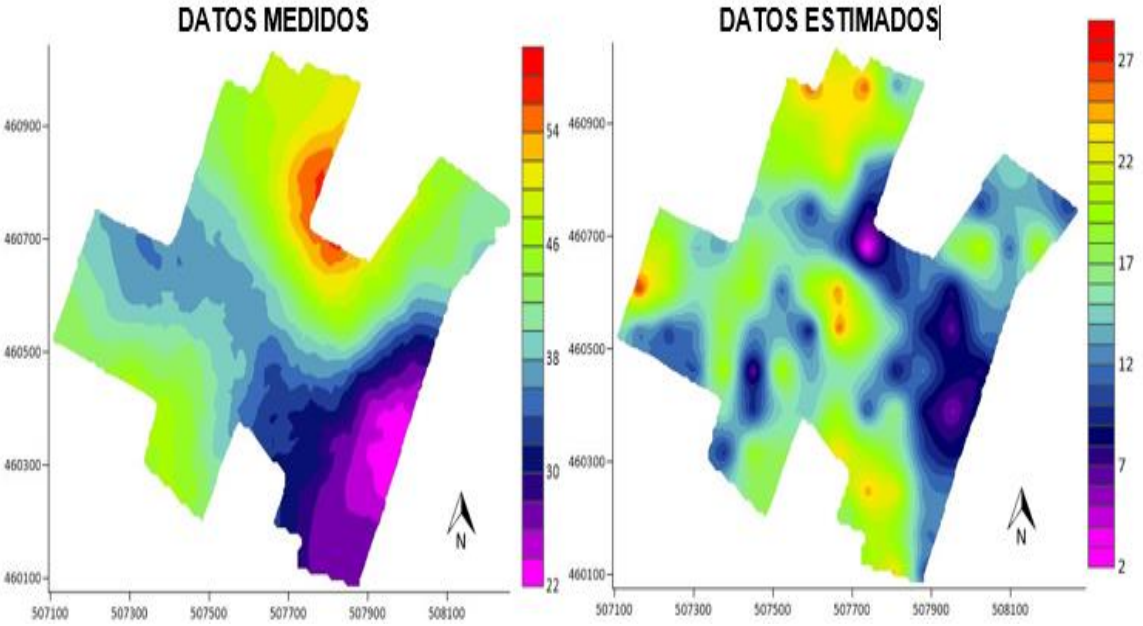


**Figura A-10** Distribución espacial contenido de arena, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad

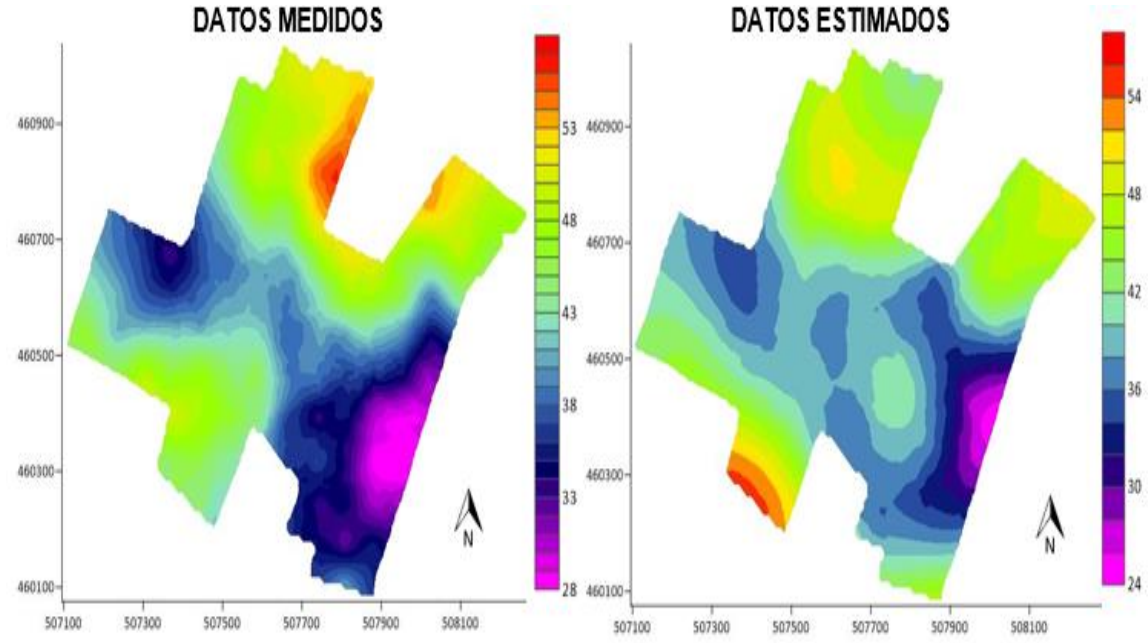



**Figura A-11** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 0 cm a 5 cm de profundidad

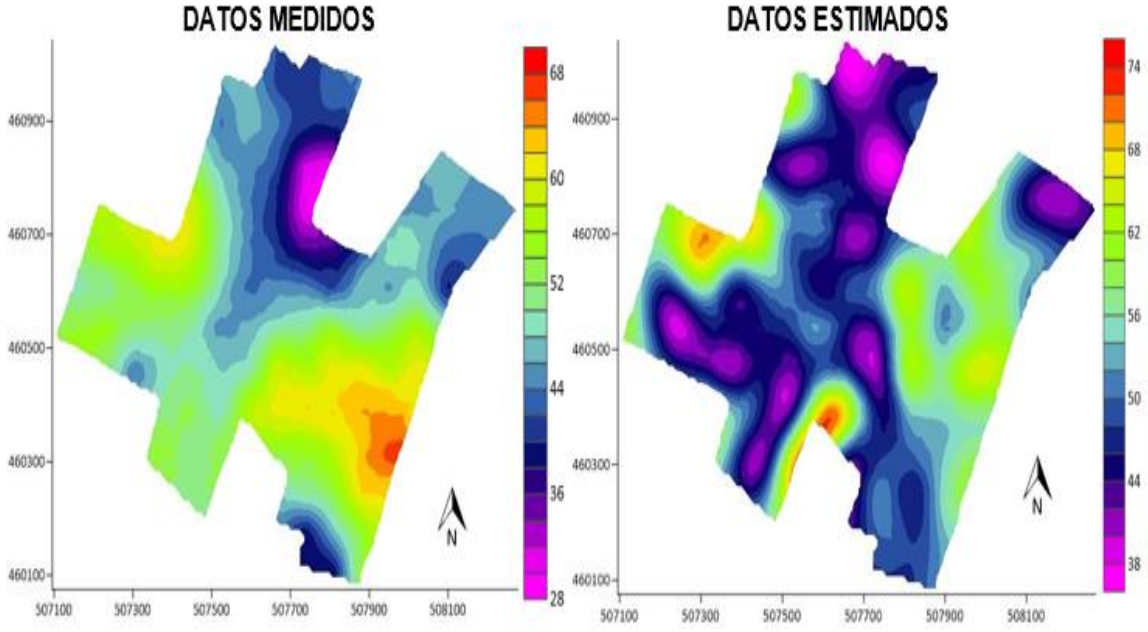


**Figura A-12** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 5 cm a 10 cm de profundidad

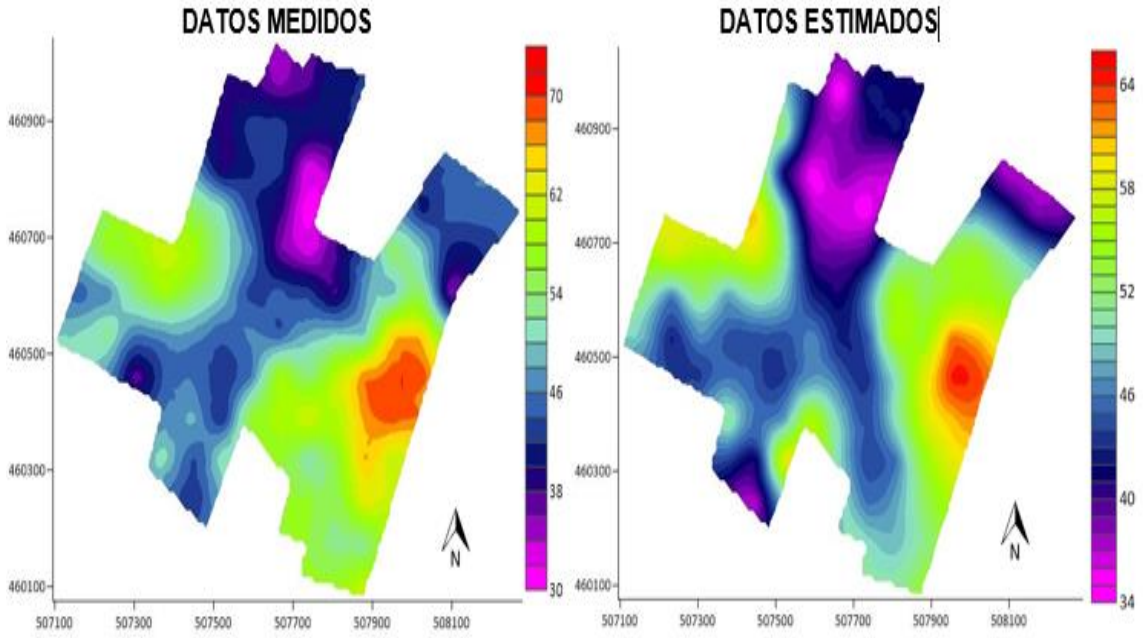



**Figura A-13** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 10 cm a 15 cm de profundidad

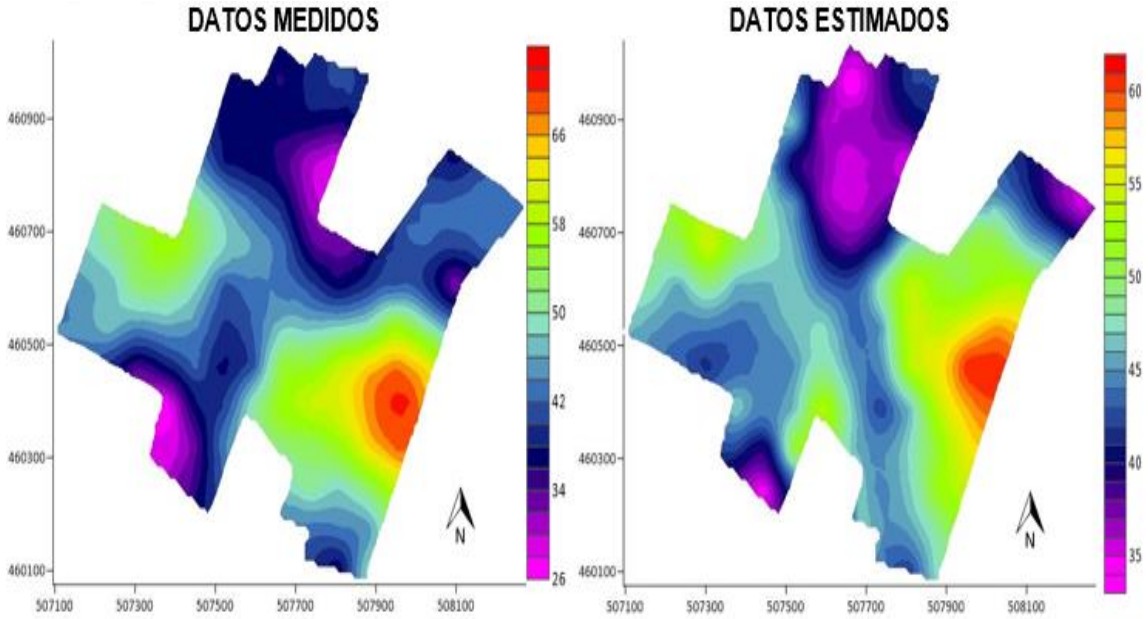


**Figura A-14** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 15 cm a 20 cm de profundidad

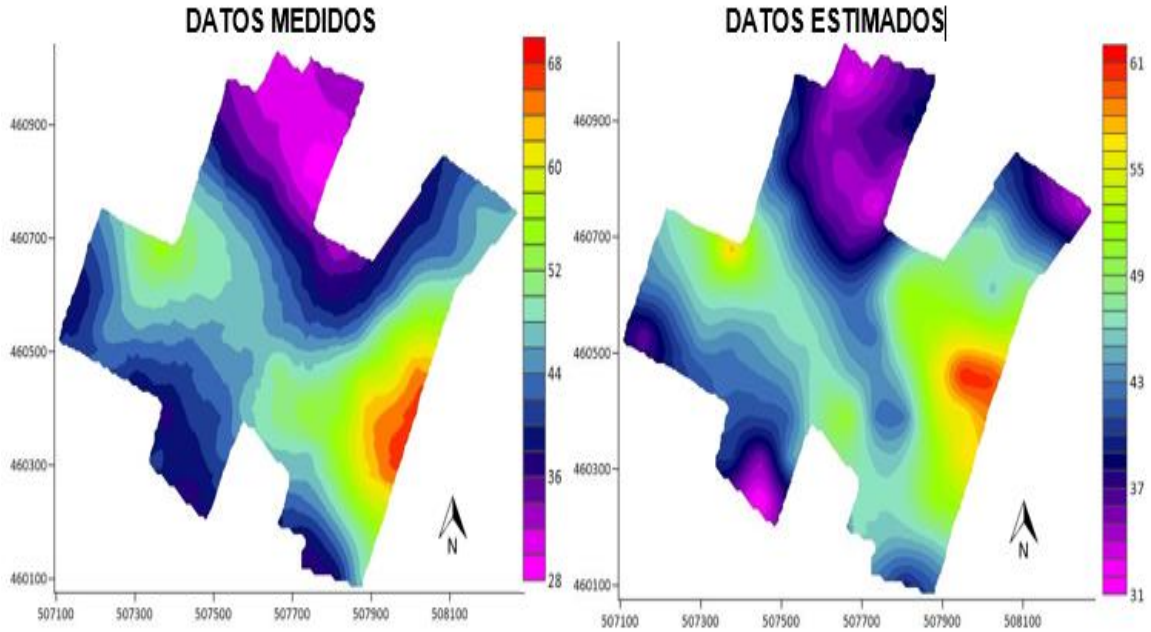



**Figura A-15** Distribución espacial contenido de limo, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos y estimados de 20 cm a 25 cm de profundidad

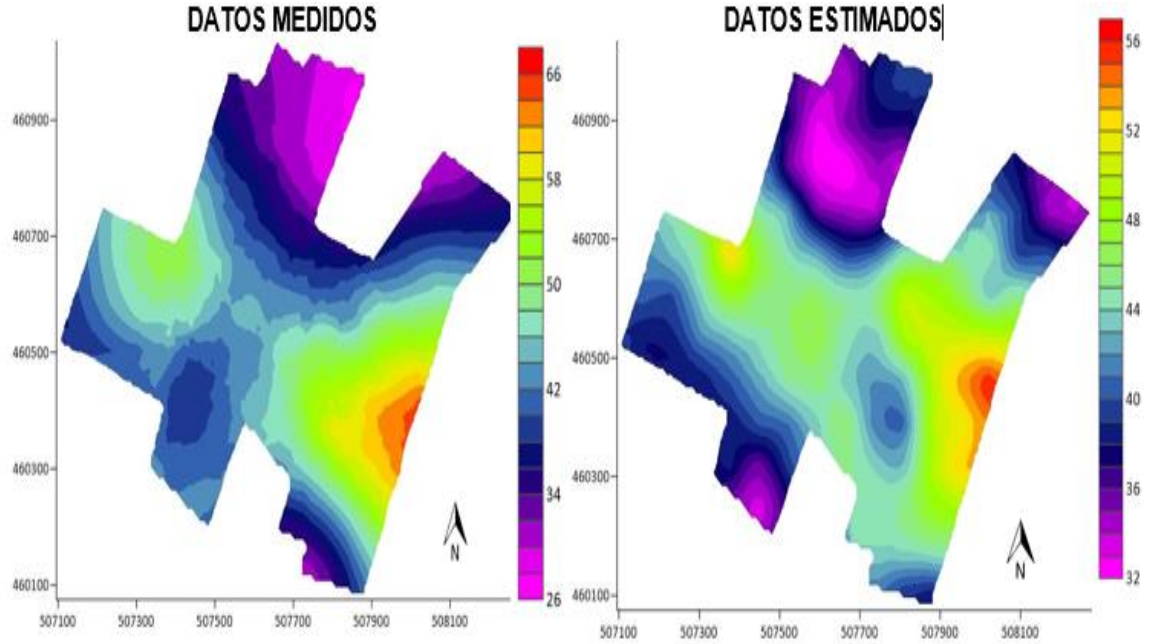


**Figura A-16** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 0 cm a 5 cm de profundidad

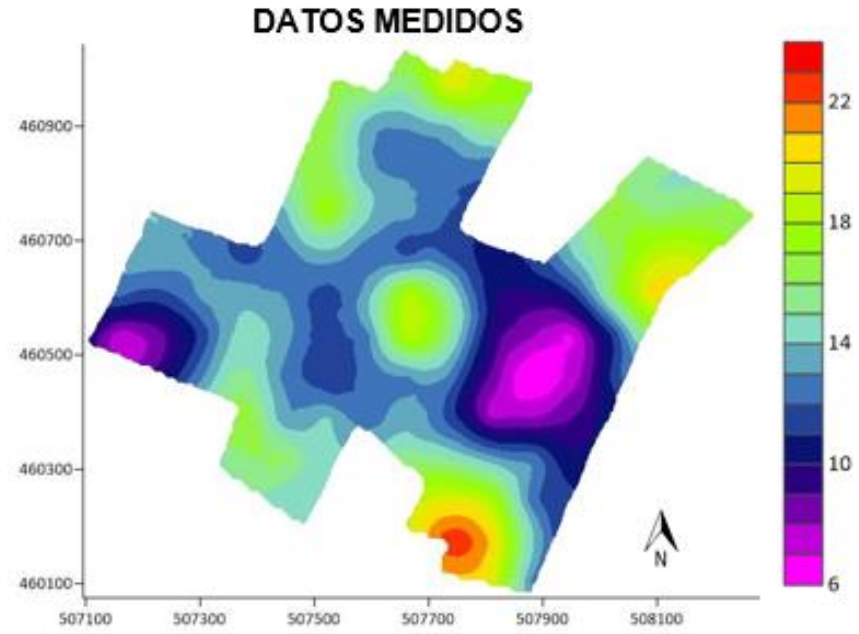



**Figura A-17** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 5 cm a 10 cm de profundidad

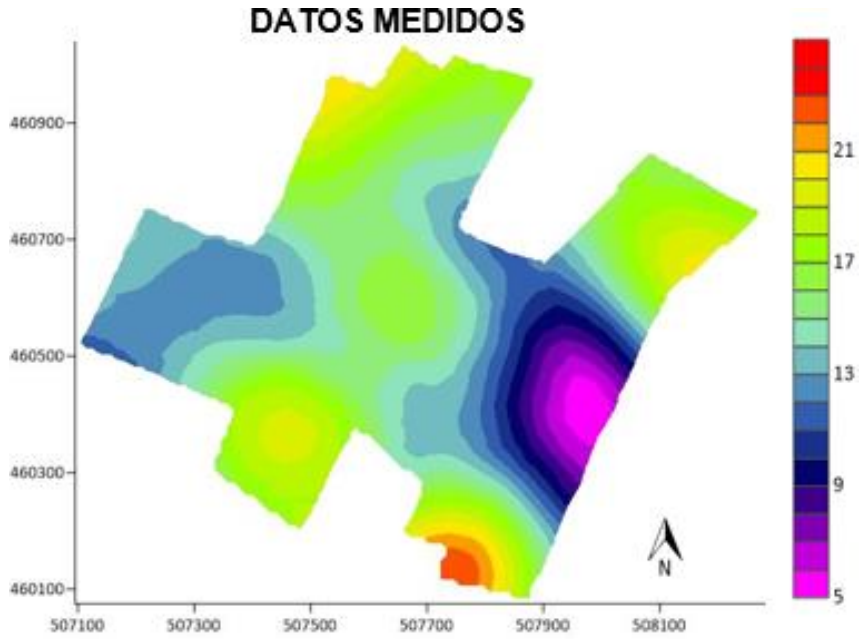


**Figura A-18** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 10 cm a 15 cm de profundidad

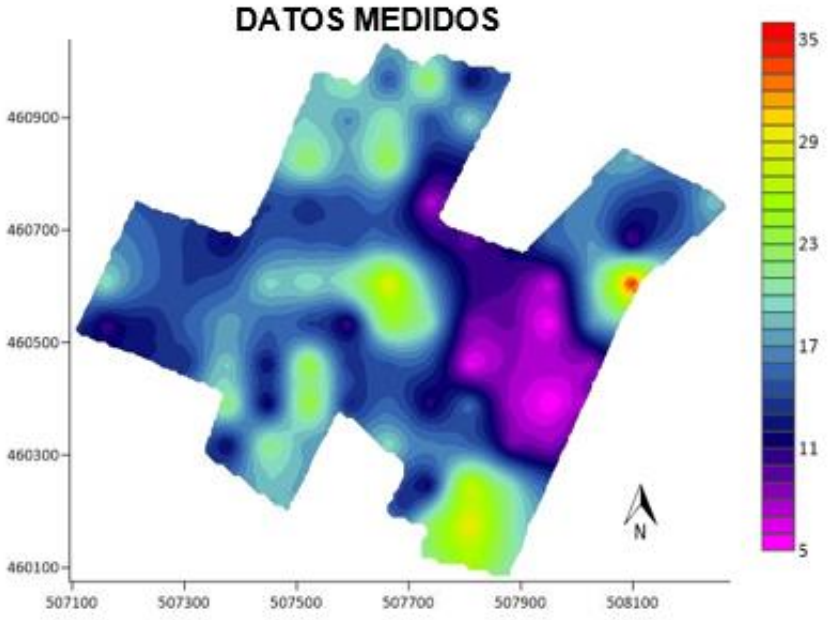



**Figura A-19** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 15 cm a 20 cm de profundidad

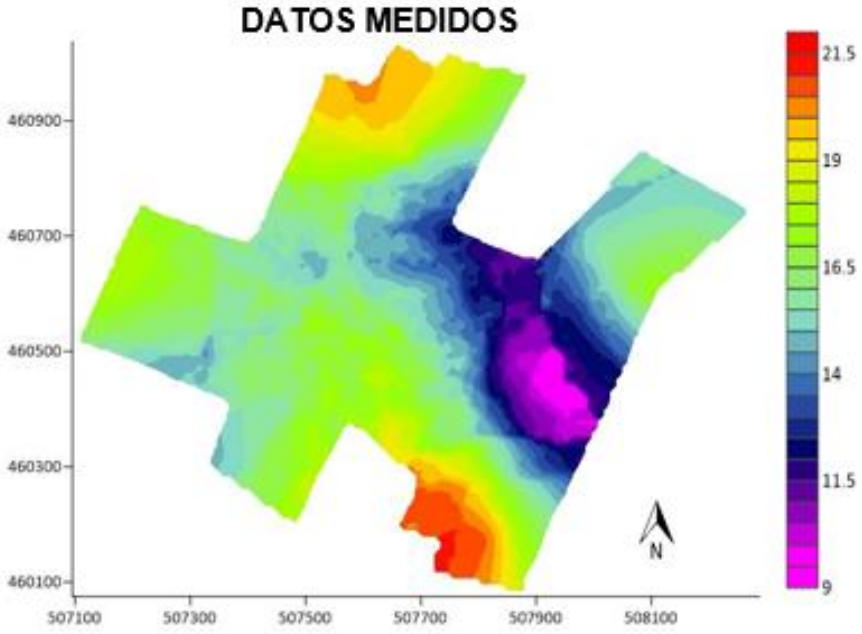
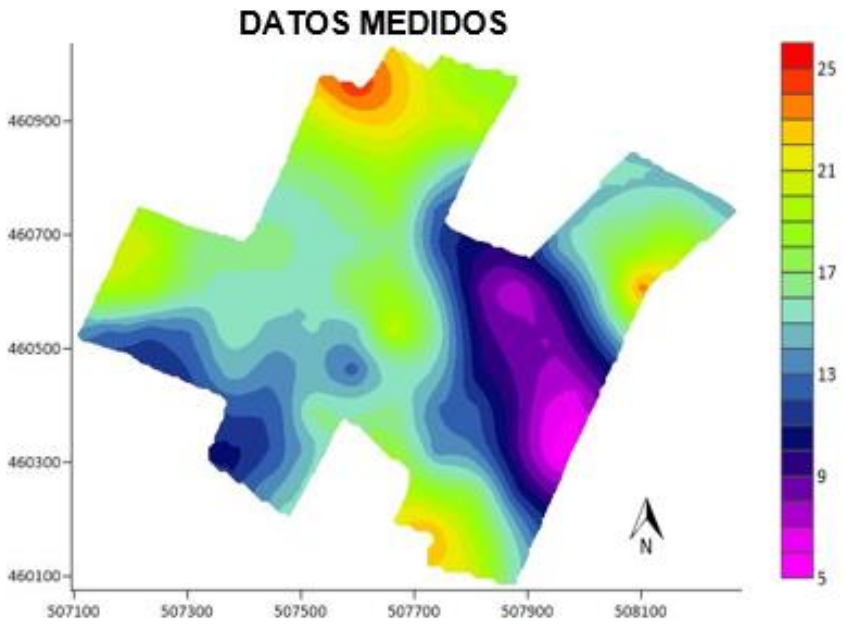


**Figura A-20** Distribución espacial contenido de arcilla, obtenidos por interpolación Kriging ordinario, para los datos medidos de 20 cm a 25 cm de profundidad



# B. Anexo: Valores análisis componentes principales en las profundidades de estudio.

**Tabla B-1**Valores análisis componentes principales en las profundidades de estudio.

| Punto | Profundidad 0 cm a 5 cm | | Profundidad 5 cm a 10 cm | | Profundidad 10 cm a 15 cm | | Profundidad 15 cm a 20 cm | | Profundidad 20 cm a 25 cm | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | CP 1 | CP 2 | CP 1 | CP 2 | CP 1 | CP 2 | CP 1 | CP 2 | CP 1 | CP 2 |
| 1 | 2,372 | -0,334 | 1,143 | 0,247 | -0,627 | -2,298 | 1,513 | 2,321 | -2,366 | 2,145 |
| 2 | 0,539 | 3,115 | 1,439 | 1,335 | -1,176 | -1,363 | 2,763 | -0,620 | -1,488 | 0,239 |
| 3 | 1,335 | -0,042 | 1,207 | 0,836 | -0,581 | -1,356 | 1,163 | 1,206 | -2,010 | 0,613 |
| 4 | 0,683 | -0,100 | 0,290 | 0,364 | 0,014 | -2,148 | 1,062 | 0,693 | -1,117 | 1,916 |
| 5 | 3,118 | -0,272 | 0,202 | -3,620 | -0,593 | -0,852 | 0,609 | 1,537 | -0,881 | 2,081 |
| 6 | 0,443 | -0,140 | -0,127 | -0,327 | -0,067 | -1,205 | 1,348 | 0,769 | 0,121 | -0,285 |
| 7 | 0,144 | -0,072 | 0,329 | 1,549 | -0,443 | -1,322 | 0,764 | 0,277 | -0,694 | 0,513 |
| 8 | 2,634 | -0,511 | 0,142 | -2,692 | 0,075 | -0,134 | 1,215 | 1,640 | -0,465 | 1,384 |
| 9 | -0,111 | -0,055 | 0,033 | -2,214 | -0,346 | -1,030 | 0,876 | 1,157 | -2,758 | 1,061 |
| 10 | 2,295 | -0,186 | 1,450 | 0,239 | -1,217 | 0,314 | 0,340 | -0,513 | -0,379 | -0,894 |
| 11 | -0,448 | 2,184 | 0,460 | 0,206 | -0,896 | 0,187 | 2,044 | 0,061 | -1,775 | -1,257 |
| 12 | 1,975 | -0,143 | -0,004 | -2,066 | -0,736 | -0,653 | -0,055 | 1,478 | -0,655 | 0,579 |
| 13 | 0,574 | 1,985 | 1,591 | 0,827 | -1,282 | 1,079 | 2,412 | -1,637 | -1,917 | -1,439 |
| 14 | -0,537 | 2,272 | 2,201 | 0,979 | -1,712 | 0,307 | 2,300 | -1,481 | -1,312 | -1,146 |
| 15 | 1,624 | -0,107 | -0,040 | -1,988 | -0,948 | 0,374 | 0,500 | -0,322 | -1,005 | -0,377 |
| 16 | -1,062 | -2,829 | 0,020 | -1,904 | 0,691 | 0,139 | -0,388 | -0,444 | 0,915 | -0,164 |
| 17 | 1,483 | -0,063 | -0,038 | -1,688 | 0,358 | -0,796 | -1,291 | -1,040 | 0,567 | -0,579 |
| 18 | 1,375 | -0,046 | 0,436 | 0,836 | -0,207 | 0,243 | -0,143 | -1,381 | -1,419 | -0,214 |
| 19 | 1,241 | -0,050 | 0,416 | 0,328 | -0,071 | -0,640 | 1,538 | -0,012 | -0,874 | 2,843 |
| 20 | -0,332 | 2,034 | 1,322 | -0,082 | -0,940 | 1,813 | 1,683 | -2,029 | -0,924 | -1,630 |
| 21 | -0,201 | -0,054 | 1,500 | 0,825 | 0,042 | -0,246 | 1,046 | -1,837 | -1,565 | -1,720 |
| 22 | -0,376 | -0,060 | 0,132 | 0,880 | -0,079 | -1,141 | -0,109 | 0,188 | -0,570 | 0,401 |
| 23 | 1,067 | 0,035 | -0,041 | -1,667 | 0,246 | 0,184 | -1,248 | -0,545 | -0,416 | -0,176 |
| 24 | 1,005 | 0,023 | 0,394 | 0,158 | -0,335 | 1,057 | 0,182 | -1,553 | -0,352 | -0,790 |
| 25 | 0,941 | -0,004 | -1,060 | 0,540 | 0,564 | -0,190 | 0,076 | 0,277 | 0,034 | -0,071 |

| | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 26 | 0,900 | -0,006 | -0,040 | -1,452 | 0,296 | -0,585 | -1,185 | 0,983 | 0,567 | 0,179 |
| 27 | -1,366 | -1,840 | -1,034 | 0,604 | 1,504 | -0,145 | -3,391 | 1,676 | 2,578 | 2,398 |
| 28 | -0,523 | -1,681 | -0,072 | -1,375 | 0,748 | 0,017 | -0,127 | -0,039 | -0,442 | -0,543 |
| 29 | 0,867 | -0,013 | -0,065 | -1,325 | 0,404 | 0,151 | -0,688 | -0,201 | 1,254 | -0,127 |
| 30 | 0,802 | -0,027 | -0,076 | -1,258 | 0,320 | -0,134 | -0,045 | -0,178 | -0,473 | 0,849 |
| 31 | 1,166 | 2,383 | 0,975 | 0,795 | 0,340 | 0,922 | 0,231 | -1,256 | 0,420 | 0,245 |
| 32 | -0,040 | 1,230 | 1,406 | 1,506 | -1,077 | 0,562 | 0,032 | -1,832 | -1,330 | -1,219 |
| 33 | 0,724 | 2,195 | 0,410 | 0,603 | -0,379 | 0,524 | 1,312 | -1,061 | -0,721 | -0,731 |
| 34 | -0,431 | -0,082 | -1,183 | 0,150 | -0,097 | -0,855 | 0,191 | 1,182 | 0,003 | 1,143 |
| 35 | 0,763 | -0,043 | -0,477 | 0,707 | 0,235 | 0,753 | 0,217 | 0,552 | -0,016 | -0,812 |
| 36 | 0,732 | -0,040 | -0,084 | -1,218 | 0,243 | 0,325 | 1,414 | -1,198 | -1,223 | -1,203 |
| 37 | 0,677 | -0,023 | -0,104 | -1,187 | 0,390 | 0,323 | -0,248 | 1,141 | -0,419 | 0,781 |
| 38 | 0,557 | 0,032 | -0,126 | -1,144 | -0,306 | -1,038 | 1,740 | 1,814 | -1,104 | 0,586 |
| 39 | -0,922 | 1,450 | 0,626 | 0,156 | -0,618 | 0,936 | 1,015 | 0,145 | -1,830 | 1,621 |
| 40 | 0,546 | 0,030 | -0,121 | -1,039 | 1,004 | 0,011 | -1,288 | 0,571 | 2,129 | -0,227 |
| 41 | 0,500 | 0,070 | -1,317 | 0,002 | 0,492 | -0,482 | -0,170 | 1,124 | 1,184 | 0,577 |
| 42 | 0,446 | 0,054 | -0,120 | -0,979 | 0,267 | 0,630 | -0,314 | 0,764 | 0,469 | -0,573 |
| 43 | 0,410 | 0,062 | -0,105 | -0,880 | -0,911 | 0,420 | -0,876 | 0,620 | 0,366 | 1,685 |
| 44 | -0,581 | -0,072 | -0,154 | -0,864 | -0,082 | 0,211 | -0,606 | 0,467 | -0,961 | 0,341 |
| 45 | 0,383 | 0,056 | -0,160 | -0,801 | -0,397 | -0,572 | -0,398 | 1,459 | 0,850 | -0,112 |
| 46 | -1,179 | 0,103 | 0,046 | 0,533 | -0,023 | 0,124 | 0,519 | 0,171 | 0,107 | 0,676 |
| 47 | 0,350 | 0,052 | 1,053 | 0,102 | -0,952 | 1,055 | 1,341 | -1,631 | -0,075 | -2,576 |
| 48 | 0,271 | 0,085 | -0,180 | -0,765 | -0,568 | 1,098 | 1,547 | -1,439 | 0,186 | -2,099 |
| 49 | 0,638 | 2,233 | 0,824 | 1,657 | -0,509 | 1,795 | 1,281 | -2,238 | -0,460 | -1,556 |
| 50 | 0,255 | 0,092 | -0,803 | 0,262 | -0,622 | 0,756 | -1,079 | -1,111 | 2,360 | -0,144 |
| 51 | -0,276 | 0,925 | 2,508 | 0,084 | -2,751 | 0,021 | 3,541 | 2,206 | -3,574 | 1,244 |
| 52 | -0,715 | -1,541 | -0,170 | -0,658 | 0,050 | -0,173 | 0,251 | -0,112 | -0,307 | -0,624 |
| 53 | 0,179 | 0,092 | -1,285 | 0,621 | 1,181 | 0,371 | -2,058 | -0,536 | 2,376 | 0,496 |
| 54 | 0,147 | 0,053 | -0,200 | -0,563 | -0,154 | 0,304 | -0,820 | -0,937 | 1,101 | -1,501 |
| 55 | 0,011 | 0,111 | -0,213 | -0,512 | 0,063 | 0,004 | 0,086 | 0,546 | -0,755 | 0,953 |
| 56 | -0,005 | 0,118 | 0,229 | 0,648 | -0,004 | 0,086 | 0,165 | -0,300 | 0,464 | 0,324 |
| 57 | -0,393 | 1,077 | 0,299 | 0,613 | -0,203 | 0,707 | -0,471 | -1,042 | -0,110 | -0,198 |
| 58 | -0,100 | 0,050 | -0,232 | -0,432 | 0,087 | 0,228 | -0,479 | -0,546 | 0,588 | 0,138 |
| 59 | -0,128 | 0,059 | -0,212 | -0,366 | 0,141 | -1,023 | 0,375 | 1,706 | -0,702 | 2,099 |
| 60 | -0,181 | 0,060 | -0,212 | -0,344 | -0,136 | 0,507 | 0,185 | 0,146 | -0,465 | 0,206 |
| 61 | 0,487 | -1,952 | -0,267 | -0,105 | 1,530 | 0,448 | -0,003 | -0,694 | 2,475 | -1,139 |
| 62 | -0,554 | 0,960 | 0,819 | 0,819 | -0,361 | 0,461 | 0,973 | -0,306 | -1,552 | -2,032 |
| 63 | -0,740 | -1,400 | -1,615 | 1,935 | 1,818 | 1,228 | -1,913 | -1,549 | 0,706 | -1,162 |
| 64 | -0,040 | -1,635 | -1,613 | 0,608 | 0,163 | -0,062 | -2,395 | -0,325 | 2,055 | 0,592 |
| 65 | 0,250 | 0,687 | 1,591 | 0,523 | -1,209 | 1,533 | 1,794 | -1,594 | -1,276 | -1,503 |
| 66 | -0,226 | 0,060 | -0,247 | -0,055 | -0,170 | 0,419 | -0,002 | 0,592 | -0,453 | 0,557 |
| 67 | -1,833 | 0,492 | -0,013 | 0,026 | 0,790 | -2,075 | -0,070 | -0,444 | -0,840 | 1,191 |

| | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 68 | -0,293 | 0,089 | -0,272 | -0,009 | -1,408 | 0,201 | -0,151 | 0,184 | 0,464 | 0,022 |
| 69 | -0,389 | 0,111 | -0,274 | 0,099 | -1,586 | -4,251 | 1,512 | 0,949 | -0,697 | 0,559 |
| 70 | -0,599 | -1,389 | -1,372 | 0,564 | 1,518 | -0,286 | -2,261 | 0,102 | 2,069 | 1,205 |
| 71 | -0,462 | 0,056 | -0,267 | 0,115 | 0,059 | 0,081 | 0,083 | 0,212 | -0,424 | 0,152 |
| 72 | -0,701 | -1,232 | -1,220 | 0,058 | 1,684 | 1,289 | -0,289 | -1,530 | 1,687 | -1,040 |
| 73 | -0,007 | -1,667 | -2,154 | -0,914 | 1,551 | -1,006 | -2,749 | 0,002 | 3,193 | 0,802 |
| 74 | -0,680 | 0,043 | -0,260 | 0,142 | 1,883 | 0,750 | -0,348 | 0,166 | -0,649 | -0,571 |
| 75 | 0,190 | -1,591 | -2,002 | -0,336 | 1,717 | -0,103 | -2,846 | 0,053 | 2,668 | -0,383 |
| 76 | -1,191 | 0,683 | 2,696 | -0,223 | -2,554 | 0,122 | 2,556 | -0,127 | -1,483 | -1,287 |
| 77 | 0,336 | -1,380 | -0,281 | 0,166 | 0,245 | -0,155 | -0,632 | 0,078 | 0,468 | -1,247 |
| 78 | -0,724 | 0,037 | 1,504 | -0,342 | -0,742 | 1,319 | 0,636 | 0,266 | -1,378 | -0,553 |
| 79 | 0,260 | -1,342 | -0,261 | 0,246 | 1,029 | -0,714 | -0,945 | 0,154 | -1,088 | -0,236 |
| 80 | -0,257 | -1,253 | -0,252 | 0,333 | 1,138 | -2,558 | -1,372 | 2,316 | 0,834 | 1,793 |
| 81 | 0,139 | -1,377 | -1,496 | 1,346 | 1,512 | 0,790 | -2,583 | -1,478 | 2,939 | -0,178 |
| 82 | 0,573 | -1,500 | -0,252 | 0,362 | 0,161 | 0,598 | 0,244 | -0,263 | -0,475 | 0,032 |
| 83 | -0,671 | -1,067 | -1,340 | 0,219 | 1,345 | 0,180 | -2,504 | 0,082 | 2,136 | 0,919 |
| 84 | -0,867 | 0,043 | -1,696 | -0,051 | 1,571 | 0,567 | -1,565 | -1,406 | 2,749 | -0,263 |
| 85 | -0,922 | 0,051 | -1,018 | 0,618 | 0,947 | 2,245 | -0,906 | -2,094 | 1,703 | -1,180 |
| 86 | -1,041 | 0,061 | -0,379 | 0,508 | -1,283 | 0,479 | 0,656 | -0,096 | 0,490 | -0,710 |
| 87 | -2,093 | 0,646 | -0,605 | -0,210 | 0,490 | -1,930 | -0,328 | 1,572 | 0,801 | -1,113 |
| 88 | -1,174 | 0,082 | -0,349 | 0,710 | 0,047 | -0,108 | -0,897 | 1,381 | 0,493 | 0,998 |
| 89 | -1,223 | 0,086 | 0,611 | 0,076 | -0,221 | -0,005 | 1,535 | 0,437 | -0,358 | -0,590 |
| 90 | -2,378 | 0,542 | 0,196 | 1,202 | 0,381 | -0,701 | -0,881 | 0,493 | 0,099 | 0,721 |
| 91 | -1,254 | 0,165 | -1,814 | 0,573 | 1,804 | -0,061 | -2,044 | -0,287 | 2,721 | 0,686 |
| 92 | -1,337 | 0,189 | -0,353 | 0,850 | 2,103 | 0,780 | -2,859 | -0,381 | 2,676 | -1,452 |
| 93 | -1,418 | 0,206 | 0,833 | 0,225 | -0,564 | 0,762 | 1,559 | -0,617 | -0,168 | -1,088 |
| 94 | -0,284 | -0,994 | -0,389 | 0,931 | 1,416 | -0,191 | -0,670 | 1,465 | 1,453 | 1,298 |
| 95 | -0,038 | -0,969 | -0,380 | 1,030 | -0,492 | -0,402 | -1,104 | 1,436 | -0,990 | 0,316 |
| 96 | -0,484 | -0,836 | -1,641 | 0,520 | 0,205 | 1,155 | -2,384 | -1,077 | 2,699 | -0,658 |
| 97 | -0,436 | 0,874 | 2,682 | -0,559 | -2,539 | 0,844 | 1,416 | 0,024 | -2,942 | -1,440 |
| 98 | -1,886 | 0,418 | -0,366 | 1,156 | 0,122 | -1,980 | -0,326 | 4,517 | -0,521 | 3,286 |
| 99 | -2,236 | 0,453 | -0,336 | 1,514 | -0,856 | 0,421 | -0,091 | -1,569 | 0,143 | -1,142 |
| 100 | -0,494 | 0,552 | 2,412 | -0,691 | -2,053 | 0,249 | 2,592 | 0,326 | -2,279 | -0,414 |
| 101 | 0,395 | -0,156 | -1,250 | 0,448 | 1,396 | 0,474 | -1,938 | -0,620 | 1,480 | 0,069 |
| 102 | 0,039 | 0,270 | -0,341 | 1,793 | -0,298 | 1,032 | 0,092 | -0,153 | -0,360 | 0,855 |
| **Valor propio** | 1,702 | 1,598 | 2,050 | 1,576 | 2,115 | 1,085 | 1,932 | 1,364 | 2,055 | 1,287 |
| **Varianza** | 42,050 | 36,690 | 40,995 | 31,510 | 42,304 | 21,696 | 38,643 | 27,289 | 41,092 | 25,733 |
| **Varianza acumulada** | 42,050 | 78,740 | 40,995 | 72,505 | 42,304 | 64,000 | 38,643 | 65,933 | 41,092 | 66,825 |