



UNIVERSIDAD  
**NACIONAL**  
DE COLOMBIA

# **Aplicación de la espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) en el estudio de la conductividad eléctrica del suelo**

**Doris Adriana Meneses Suárez**

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

2022



# **Aplicación de la espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) en el estudio de la conductividad eléctrica del suelo**

**Doris Adriana Meneses Suárez**

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:  
**Magíster en Ingeniería - Ingeniería en Biosistemas**

Director (a):

Ph.D. Jesús Hernán Camacho Tamayo

Línea de Investigación:

Adecuación de Tierras y manejo Sostenible

Grupo de Investigación:

Ingeniería de Biosistemas – INBIO

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de ingeniería, Departamento de ingeniería Civil y agrícola

Bogotá, Colombia

2022



*A mí y a todos aquellos que siempre tuvieron  
una palabra de aliento*



## Declaración de obra original

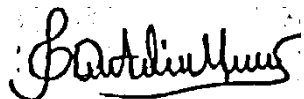
Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.



cc. 1019086440

---

Nombre Doris Adriana Meneses Suárez

Fecha 15/10/2021

## **Agradecimientos**

Quiero extender un agradecimiento especial a todos aquellos que colocaron un granito de arena para lograr esto:

A la Universidad Nacional de Colombia por permitir formarme y por todas las herramientas, laboratorios y personal que he necesitado.

A Kathe y Natha porque siempre están disponibles, dispuestas para ayudarme, apoyarme, ser mis guías y acompañarme en esta travesía. A Sara Noel, Migue y los integrantes del semillero ICIS por ayudarme con el muestreo. A Leidy y Camila Diaz por ponerse esa bata de laboratorio con toda la actitud y hacer esas horas divertidas. A Wrangel por su cariño y apoyo incondicional en este y nuestro camino. A mi familia por toda la fuerza, apoyo y empuje que me han dado. A Lore, Felipe F., Guti, Paola por sus palabras de aliento. A María por tenderme la mano si necesito ayuda. Al Ingeniero Bernardo Castillo por enseñarme el mundo de la investigación. Al Ingeniero Jesús Camacho por asesorarme y compartir sus conocimientos y la Ingeniera Marcela Rodríguez por explicarme cosas que no sabía.

A todos ustedes por creer en mí y siempre motivarme, llamar la calma, darme una palabra de aliento y ánimo para no desfallecer.



## Resumen

### **Aplicación de la espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) en el estudio de la conductividad eléctrica del suelo**

La salinidad es uno de los mayores problemas de degradación de suelos agrícolas, por lo que es necesario identificar técnicas que permitan evaluar y monitorear constantemente el suelo. El objetivo de esta investigación fue determinar modelos de predicción para estimar la conductividad eléctrica (CE) del suelo mediante espectroscopía de reflectancia difusa – NIR para suelos provenientes de tres zonas con características diferentes: un inceptisol del C.A.M (Mosquera - Cundinamarca), un alfisol del C.A.G (Espinal – Tolima) y un oxisol del C.I.C (Puerto Gaitán – Meta). Se utilizaron en total 381 muestras de suelos para determinar la conductividad eléctrica (CE) por medio de una relación 1:2. Se obtuvieron firmas espectrales en la región NIR y a partir de esto y con el uso de la metodología de mínimos cuadrados parciales (PLSR) y análisis de componentes principales (PCA) se elaboraron cuatro modelos de predicción, uno para cada uno para cada suelo y uno global. Con estos modelos fue posible estimar satisfactoriamente la CE para el caso del suelo inceptisol y el modelo global, mientras que para los suelos alfisol y el oxisol los modelos presentaron poca capacidad de predicción y representatividad. Se realizó un análisis geoestadístico con los resultados obtenidos de los modelos y se obtuvieron mapas digitales mediante interpolaciones. A partir de los resultados se observó que utilizando la espectroscopía de reflectancia difusa en el rango NIR, se pueden generar modelos con una buena capacidad predictiva para suelos con una CE mayor a 0,5 dS/m cómo fue el caso del suelo inceptisol

**Palabras clave:** Salinidad, conductividad eléctrica, espectroscopía, NIR, geoestadística.

X

Aplicación de la espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) en el estudio de la  
conductividad eléctrica del suelo

---

## Abstract

### **Application of diffuse reflectance spectroscopy (NIR) in the study of soil electrical conductivity**

Salinity is one of the major problems of agricultural soil degradation, so it is necessary to identify techniques to constantly evaluate and monitor the soil. The objective of this research was to determine predictive models for estimating soil electrical conductivity (EC) using diffuse reflectance spectroscopy (NIR) for soils from three zones with different characteristics one inceptisol the C.A.M (Mosquera - Cundinamarca), an alfisol of C.A.G (Espinal – Tolima) and one oxisol of C.I.C (Puerto Gaitán – Meta). A total of 381 soil samples were used to determine electrical conductivity (EC) using a 1:2 ratio. Spectral signatures were obtained in the NIR region and from this, using partial least squares methodology (PLSR) and principal component analysis (PCA), four prediction models were developed, one for each soil and one global. With these models it was possible to satisfactorily estimate the EC for the Inceptisol soil and the global model, while for the alfisol and oxisol soils the models presented little predictive capacity and representativeness. A geostatistical analysis was carried out with the results obtained from the models and digital maps were obtained through interpolations. From the results, it was observed that using diffuse reflectance spectroscopy in the NIR range, models with a good predictive capacity can be generated for soils with an EC higher than 0.5 dS/m, as was the case of Inceptisol soil.

**Keywords: Salinity, electrical conductivity, spectroscopy, NIR, geostatistics.**



# Contenido

	Pág.
Resumen .....	IX
Lista de figuras.....	XV
Lista de tablas .....	XVII
Introducción .....	1
<b>1 Marco conceptual.....</b>	<b>5</b>
1.1 Suelo.....	5
1.2 Salinización de suelos.....	7
1.3 Conductividad Eléctrica.....	10
1.3.1 Determinación de la conductividad eléctrica .....	11
1.4 pH.....	14
1.5 Espectroscopía .....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
1.5.1 Firmas espectrales .....	17
1.6 Preprocesamientos .....	20
1.6.1 Suavizado o smoothing.....	20
1.6.2 Normalización.....	21
1.7 Métodos de regresión multivariable.....	21
1.7.1 Regresión parcial de mínimos cuadrados (PLSR).....	21
1.8 Loadings Weights (LW).....	22
1.9 Análisis de componentes principales (PCA) .....	22
1.10 Evaluación y precisión del modelo .....	22
<b>2 Materiales y métodos.....</b>	<b>25</b>
2.1 Zona de estudio y muestreo .....	25
2.1.1 Centro Agropecuario Marengo (C.A.M).....	25
2.1.2 Centro Agropecuario La Granja (C.A.G) .....	26
2.1.3 Centro de Investigación Carimagua (C.I.C).....	26
2.2 Recolección y Preparación de muestras .....	27
2.3 Equipo de medición de espectros.....	29
2.4 Determinación de la conductividad eléctrica.....	29
2.5 Análisis de estadística descriptiva.....	30
2.5.1 Set de Calibración .....	30
2.5.2 Procesamiento de curvas espectrales y selección de modelos de predicción. 30	
2.6 Análisis geoestadístico.....	31
<b>3 Resultados.....</b>	<b>34</b>

3.1	Estadística descriptiva .....	34
3.2	Respuesta espectral .....	35
3.3	Modelos de predicción .....	35
3.3.1	Longitudes de onda representativas.....	40
3.3.2	Análisis de componentes principales (PCA) .....	43
3.4	Análisis geoestadístico .....	46
3.4.1	Mapas digitales .....	47
<b>4</b>	<b>Conclusiones y recomendaciones .....</b>	<b>51</b>
4.1	Conclusiones .....	51
4.2	Recomendaciones .....	52
<b>5</b>	<b>Bibliografía .....</b>	<b>54</b>
<b>6</b>	<b>Anexo A: Curvas espectrales para cada uno de los suelos .....</b>	<b>61</b>
A.1.	Curva espectral para el suelo inceptisol .....	61
A.2	Curva espectral para el suelo alfisol.....	62
A.3	Curva espectral para el suelo oxisol.....	62
<b>7</b>	<b>Anexo B: Modelos de predicción para cada uno de los suelos.....</b>	<b>63</b>
B.1.	Modelo para el suelo inceptisol .....	63
B.2	Modelo para el suelo alfisol.....	64
B.3	Modelo para el suelo oxisol.....	64
B.4	Modelo para el modelo global .....	65

## Lista de figuras

<b>Figura 1-1:</b> Rendimiento de cultivos según los valores de conductividad eléctrica .....	9
<b>Figura 1-2:</b> Espectro electromagnético .....	15
<b>Figura 1-3:</b> Medición de un espectro infrarrojo.....	16
<b>Figura 1-4:</b> Reflexión especular y difusa.....	16
<b>Figura 1-5:</b> Bandas de absorción en NIR.....	19
<b>Figura 1-6:</b> Espectro de un suelo representativo en la región infrarroja del espectro electromagnético indicando algunos componentes en su pico de absorción .....	20
<b>Figura 2-1:</b> Localización y puntos de muestreo del C.A.M. ....	27
<b>Figura 2-2:</b> Localización y puntos de muestreo del C.A.G .....	28
<b>Figura 2-3:</b> Localización y puntos de muestreo del C.I.G.....	29
<b>Figura 2-4:</b> Diagrama de flujo de la metodología utilizada para este estudio .....	31
<b>Figura 3-1:</b> Picos importantes en el espectro de reflectancia para los 3 tipos de suelos	35
<b>Figura 3-2:</b> CE medida vs CE predicha para el alfisol.....	37
<b>Figura 3-3:</b> CE medida vs CE predicha para el oxisol.....	38
<b>Figura 3-4:</b> CE medida vs CE predicha para el inceptisol .....	38
<b>Figura 3-5:</b> CE medida vs CE predicha para el modelo global.....	39
<b>Figura 3-6:</b> Longitudes de Onda representativas para el inceptisol.....	40
<b>Figura 3-7:</b> Longitudes de Onda representativas para el alfisol .....	41
<b>Figura 3-8:</b> Longitudes de Onda representativas para el oxisol .....	41
<b>Figura 3-9:</b> Longitudes de Onda representativas para el modelo global .....	42
<b>Figura 3-10:</b> Espectros de diferentes minerales de sales. ....	43
<b>Figura 3-11:</b> <i>Scores plot</i> para el análisis de PCA para el inceptisol .....	44
<b>Figura 3-12:</b> <i>Scores plot</i> para el análisis de PCA para el alfisol.....	44
<b>Figura 3-13:</b> <i>Scores plot</i> para el análisis de PCA para el oxisol.....	45
<b>Figura 3-14:</b> Score plot para el análisis de PCA para el modelo global.....	46
<b>Figura 3-15:</b> Mapas digitales para el tipo de suelo inceptisol para conductividad eléctrica obtenidos a partir de datos medidos (a y c) y estimados (b y d) para las dos profundidades de muestreo analizadas. ....	48
<b>Figura 3-16:</b> Mapas digitales del tipo de suelo alfisol para conductividad eléctrica obtenidos a partir de datos medidos (a y c) y estimados (b y d) para las dos profundidades de muestreo analizadas. ....	49
<b>Figura 3-17:</b> Mapas digitales del tipo de suelo oxisol para conductividad eléctrica obtenidos a partir de datos medidos (a) y estimados (b) para la profundidad de 10 cm..	50





## Lista de tablas

<b>Tabla 1-1:</b> Componentes de las sales más comunes presentes en el suelo. ....	8
<b>Tabla 1-2:</b> Clasificación de suelos salinos.....	8
<b>Tabla 1-3:</b> Clasificación de suelos afectados por sales y la influencia en el estrés de cultivos .....	9
<b>Tabla 1-4:</b> Coeficiente de temperatura para corregir los datos de conductividad eléctrica a la temperatura estándar .....	11
<b>Tabla 1-5:</b> Algunos estudios encontrados para determinar una propiedad del suelo utilizando su respuesta espectral y métodos estadísticos.....	17
<b>Tabla 2-1:</b> Información de los suelos utilizados.....	25
<b>Tabla 3-1:</b> Resultados del análisis de estadística descriptiva para los datos de CE para los sets de calibración y validación.....	34
<b>Tabla 3-2:</b> Parámetros estadísticos obtenidos de los modelos de predicción para CE ...	36
<b>Tabla 3-3:</b> Parámetros de los semivariogramas teóricos para conductividad eléctrica ...	46



# Introducción

Se estima que la población para el 2050 estará entre 9 y 10,5 billones (FAO. s.f.). Esto, ligado a la creciente demanda de alimentos, geomorfología, asentamientos humanos y actividades agropecuarias extensivas (Nyssen et al., 2009) ha generado el aumento de presiones antrópicas sobre elementos no renovables importantes como el agua y suelo, causando procesos de degradación en suelos con gran potencial agrícola. La degradación es definida por la FAO (s.f.) como el cambio de la salud del suelo y cambia en función del tiempo, espacio y uso. Estos procesos de degradación son atribuidos principalmente a actividades agropecuarias excesivas, inadecuadas y al mal manejo del recurso, lo cual afecta la producción de alimentos y seguridad alimentaria (Camacho Tamayo, 2013; IDEAM; CAR; UDCA, 2017) causando pérdidas de masa, estructura, materia orgánica, nutrientes, entre otras propiedades del suelo. En caso de no implementarse un manejo adecuado de este recurso y un adecuado plan de conservación, se tendrá como resultado una disminución de los ingresos del sector agrícola; causando aumento de la pobreza rural y migraciones hacia áreas urbanas (FAO. s.f.).

A causa de esto, radica la importancia de fomentar, promover, desarrollar políticas, estrategias de restauración y recuperación, que incentiven y sean adoptadas por la sociedad para la buena gestión y manejo del suelo (Serna-Giraldo, A. & Salazar-Gutiérrez, F. 2011; Vignola et al., 2010).

Para el caso colombiano se encuentran la política para la Gestión Sostenible del Suelo, el Plan Nacional de Restauración Ecológica, Rehabilitación y Recuperación de Áreas Degradadas (PNR) y Bosques de Paz. Cabe resaltar que estas prácticas deben ir acompañadas de un seguimiento y monitoreo continuo, además acompañado de la investigación para poder lograr sistemas productivos sustentables y así también mejorar la calidad de vida humana y de alimentos, y al mismo tiempo contribuir a la disponibilidad,

acceso a los alimentos (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2021) y evitar que se llegue a un punto donde la recuperación no sea posible.

Hoy en día uno de los problemas mundiales que más se destaca en la degradación del suelo agrícola es la salinización, la cual es un proceso de aumento y acumulación progresiva de sales solubles en el perfil del suelo (IDEAM; CAR; UDCA, 2017) causando un gran impacto en la productividad agrícola que puede ocurrir bajo cualquier condición climática y por las actividades humanas (Shahid et al., 2018; Pessarakli, M., 2011).

La salinización trae consigo efectos en el suelo tales como estrés hídrico, destrucción de la estructura del suelo y causa fenómenos de degradación como dispersión de agregados, compactación y erosión (Romić et al., 2018). Esto conlleva a la reducción de la estabilidad del suelo (Sidike et al., 2014), disminución de la función y fertilidad del suelo, perjudicando así el desarrollo de cultivos, pérdida de productividad y disminución de rendimientos agrícolas (Masoud, 2014; McBratney et al., 2014).

Según estimaciones de la FAO (2021) para el año 2021, alrededor de 833 millones de ha en el mundo se encuentran afectadas por salinización; para el caso de Colombia, en el año 2017 se reportaron en total 14'041.883 ha equivalentes al 12,3% del territorio nacional afectadas por salinización (Medio Ambiente, 2018; IDEAM; CAR; UDCA, 2017)

Debido a esto, es importante realizar una identificación temprana del grado de salinización, establecer el manejo sostenible de las tierras que son destinadas a la agricultura y así evitar la desertificación y degradación del suelo (Farifteh et al., 2008a; Masoud, 2014; Sidike et al., 2014; R. Viscarra et al., 2010).

Por lo anterior se hace necesario identificar técnicas y métodos apropiados que permitan evaluar y monitorear constantemente los suelos que estén o no afectados por sales (Romić et al., 2018; R. Viscarra et al., 2010) para una mejor planificación del uso, manejo y recuperación del suelo (Asfaw et al., 2018).

Las técnicas generalmente utilizadas o los métodos tradicionales son lentos y costosos, como el caso de los sensores que utilizan inducción electromagnética o se basan en el método Wenner (Sudduth et al., 2013). Por este motivo ha sido necesario implementar y desarrollar técnicas específicas que permitan realizar el análisis y monitoreo de la sal en tiempo real (Ben-Dor et al., 2002; El Harti et al., 2016) tales como sensores remotos, imágenes satelitales radiométricas (Fernández-Buces et al., 2006; Lagacherie et al., 2013),

imágenes aerotransportadas, espectrorradiometría (el Harti et al., 2016) o teledetección (Allbed et al., 2014).

La mayoría de estas técnicas no pueden detectar la presencia de sales a lo largo del perfil del suelo (Ben-Dor et al., 2009; Farifteh et al., 2008b; Liu et al., 2016), sin embargo, la espectroscopía de reflectancia difusa en los levantamientos de suelos ha mostrado buenos resultados en la estimación de propiedades químicas y físicas, convirtiéndola en una técnica prometedora (Allbed et al., 2014; Fernández-Buces et al., 2006; Zhang et al., 2011)

La espectroscopía de reflectancia consiste en la detección de radiación electromagnética que es reflejada por el suelo y permite estimar cuantitativamente varias propiedades del suelo con un solo espectro, siendo más sencilla y rápida su implementación y análisis (Bedin et al., 2018; Walvoort et al., 2006). Para la generación de modelos de predicción, su calibración y validación se realiza con técnicas de estadística multivariada (Adeline et al., 2017; Bedin et al., 2018; Liu et al., 2016). Algunas de sus ventajas es que es una técnica no destructiva, de menor costo, rápida y no usa extractores químicos como otras técnicas convencionales.

En Colombia se ha implementado el uso de espectroscopía de reflectancia para el análisis de suelos (Rodríguez, W; García, P; Fajardo, 2016), caracterización mineralógica de los suelos del valle del río Cauca (Obando, E; Carbonell, 2010), determinar características físicas y químicas en un oxisol en Puerto Gaitán Meta (Camacho Tamayo, 2013), determinación del contenido de agua en el suelo (Carranza Díaz, 2019), determinar el stock de carbono orgánico del suelo (Gámez, C, 2019) y determinación del contenido de carbono (Fernández Martínez, 2020). Sin embargo, no se encontraron estudios que evalúen, clasifiquen y zonifiquen la salinidad del suelo utilizando espectroscopía, en suelos colombianos.

**OBJETIVO GENERAL:**

Determinar un modelo de predicción para estimar la conductividad eléctrica del suelo mediante espectroscopía de reflectancia difusa - NIR

**OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Evaluar la respuesta espectral en el infrarrojo cercano (NIR) para la estimación de la conductividad eléctrica en el suelo.
- Validar un modelo de predicción para estimar la conductividad eléctrica del suelo, para la delimitación de zonas con problemas de salinidad.

# 1 Marco conceptual

## 1.1 Suelo

La definición de suelo presenta variaciones, de acuerdo con la ciencia/campo de estudio, pero puede ser definido de manera general como el medio natural en el que pueden desarrollarse las plantas terrestres, de manera independiente a la distinción de sus diferentes horizontes (NRSC & USDA, 2014).

También se entiende como componente fundamental, finito y de soporte para el funcionamiento vital de ecosistemas donde ocurren procesos bióticos y abióticos (Survey Staff, 1999; Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. 2021; Pessarakli, M. 2011).

Los autores FAO, s.f.; Survey Staff, 1999; FAO, 1996; SIAC. s.f. definen el suelo como un cuerpo natural que está compuesto por minerales, materia orgánica e incluye las fases sólido líquido y gaseoso, y que además presenta dimensiones temporal y espacial. Se considera una dimensión temporal y espacial debido a que el suelo no es estático en el tiempo ni en el espacio y este debe entenderse a corto y largo plazo, ya que las sales solubles, materia orgánica, macro y microorganismos, entre otros componentes y el clima no son constantes en una determinada época (FAO, 2014; NRSC & USDA, 2014).

Los suelos son el producto de miles de años de formación. En 1883 Dokuchaev (1883) definió los “factores de formación del suelo” y al suelo en función de la roca madre, clima, vegetación, edad y topografía del suelo. Años después Jenny (1941) propuso un modelo en el que definió estos factores como variables independientes describiendo al suelo (S) en función del clima (c), organismos (o), relieve (r), material parental (p) y tiempo (t), y que la magnitud de sus propiedades como porosidad pH, etc., están determinadas por la siguiente ecuación (Jenny, 1941), de la siguiente manera:

$$S = f(c, o, r, p, t) \quad \text{Ecuación 1-1}$$

El resultado de estos factores y procesos de formación tales como adiciones, pérdidas, transformaciones, translocaciones y transformaciones de energía es lo que conocemos como capas u horizontes (Survey Staff, 1999), las cuales proporcionan las propiedades características para cada tipo de suelo (Carranza Díaz, 2019).

A partir del modelo de (Jenny, 1941) se realizaron varios estudios, pero en ellos no se incluía la información espacial. Con la aparición de los sistemas de información geográfica (SIG), la integración de estos y metodologías geoestadísticas se potenció la investigación de la relación suelo – terreno (Camacho Tamayo, 2013). McBratney, A.B et al., 2003 realizaron una modificación del modelo de Jenny (1941) conocido como “*scorpan*” agregando a este dos factores: el espacio y el suelo mismo, debido a que las características del suelo pueden predecirse a partir de información recolectada de muestras vecinas, sus propias propiedades y posición geográfica (Camacho Tamayo, 2013; McBratney, A.B. et al., 2003).

Con base en lo anterior, el modelo describe al suelo (S) en función del suelo (s), clima (c), organismos (o), relieve (r), material parental (p) y tiempo (t),

$$Sc = f(s, c, o, r, p, t) \quad o \quad Sa = f(s, c, o, r, p, t) \quad \text{Ecuación 1-2}$$

Donde Sc corresponde a las clases de suelos y Sa son los atributos del suelo.

Así contando con estas herramientas, además de métodos pedométricos y mapeo digital del terreno, es posible predecir las propiedades del suelo como su textura, estructura, pH, entre otras (Camacho Tamayo, 2013). Como apoyo para la elaboración de sistemas de clasificación de los tipos de suelos en función de sus propiedades y así ayudar a explicar e interpretar la historia pedogénica y cualidades del suelo (Jenny, 1941; National Soil Survey Handbook, 2017).

Estos sistemas de clasificación hacen referencia a agrupaciones de suelos con propiedades similares tanto químicas, físicas y biológicas, que con la taxonomía de suelos que ha sido publicada por el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USDA) son definidas y cuantificadas para la designación de “Horizontes diagnósticos de suelo” (FAO. 2021).



Actualmente se tienen los siguientes sistemas de clasificación:

- Claves para la taxonomía de suelo del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos y Servicio de Conservación de Recursos Naturales en el cual se identifican 12 órdenes de suelo.
- Base referencial mundial (WRB) del recurso suelo Sistema internacional de clasificación de suelos para la nomenclatura de suelos y la creación de leyendas de mapas de suelos.
- La leyenda de la FAO para distribución geográfica y global.

## 1.2 Salinización de suelos

La salinización es el proceso de acumulación y aumento progresivo de sales solubles en la superficie, zona de raíces y en el perfil del suelo (IDEAM; CAR & UDCA, 2017), esta acumulación puede encontrarse como costras o solución en el suelo (Farifteh et al., 2008; Richards, L 1954; Rhoades, J., 1993) y puede ser causado por origen natural, cambio climático o inducido por actividades antrópicas a través de la irrigación de cultivos (Richards, 1954). Los suelos que son afectados por sales se forman en áreas en su mayoría de clima árido y semiárido que reciben sales de otros lugares y el agua es el principal portador (Cardon et al., s.f.; Richards, 1954; Pessarakli, M., 2011).

Estos suelos pueden ser tratados para eliminar excesos de sales manteniendo un rango óptimo en la zona de raíces, logrando que cultivos tolerantes a la sal puedan desarrollarse y estos tengan buenos rendimientos. Estos tratamientos pueden ser el suministro de riego adecuado y de calidad, aplicación de enmiendas químicas, lixiviación de sales y drenaje artificial. (Richards, 1954)

Las sales solubles del suelo consisten principalmente de cationes de sodio, calcio, magnesio, aniones de cloruros, sulfatos y en pequeñas cantidades potasio, bicarbonatos, carbonatos, nitratos, haluros y boratos (**Tabla 1-1**). El calcio y el magnesio son los principales cationes presentes en la solución de los suelos normales, mientras que en suelos afectados por sales en su mayoría el sodio es el catión dominante (Farifteh et al., 2008b)

**Tabla 1-1:** Componentes de las sales más comunes presentes en el suelo.

<b>Las sales son compuestos iónicos cristalinos consistentes de un catión y un anión</b>			
<b>Compuesto Salino</b>	<b>Catión (+)</b>	<b>Anión (-)</b>	<b>Nombre común</b>
NaCl	Sodio	Cloruro	Halita (sal de mesa)
Na <sub>2</sub> SO <sub>4</sub>	Sodio	Sulfato	Sal de Glauber
MgSO <sub>4</sub>	Magnesio	Sulfato	Sales de Epsom
NaHCO <sub>3</sub>	Sodio	Bicarbonato	Bicarbonato de sodio
Na <sub>2</sub> CO <sub>3</sub>	Sodio	Carbonato	Sal soda
CaSO <sub>4</sub>	Calcio	Sulfato	Yeso
CaCO <sub>3</sub>	Calcio	Carbonato	Calcita (cal)

Nota: Adaptado de: Cardon, G., et. Al., (s.f.).

Richards, L. (1954) clasifico los suelos afectados por sal en no salinos, salinos, salino – sódico y sódico con base en la conductividad eléctrica (EC), medida a 25 °C, el porcentaje de sodio intercambiable (PSI) y el pH. En la **Tabla 1-2** se encuentra un resumen de clasificación de suelos afectados por sales y en la **Figura 1-1** los rendimientos de cultivos con base en la conductividad eléctrica.

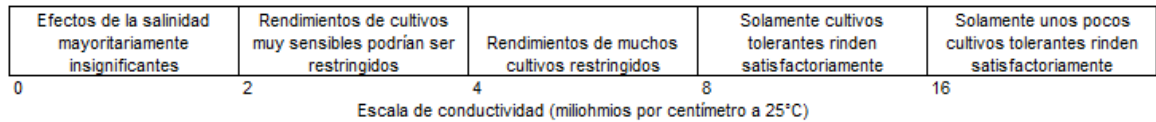
**Tabla 1-2:** Clasificación de suelos salinos

<b>Suelo</b>	<b>EC mmhos/cm</b>	<b>PSI</b>	<b>pH</b>	<b>Manejo</b>	<b>Reconocimiento</b>	<b>Características químicas</b>
Normal	<4	<15	<8,5			
Salino	>4	<15	<8,5	Drenaje adecuado lixiviación con el fin de eliminarse sales solubles excesivas mediante lixiviación, este tipo de suelos pueden volver a ser suelos normales	Costras blancas de sal en la superficie	Determinados por los tipos y cantidades de sales presentes; cationes Ca, Mg y Na; aniones Cloruros, sulfatos, algunas veces nitratos y pequeñas cantidades de bicarbonato
Salino- sódico	>4	>15	>8,5	Con condiciones físicas favorables del suelo, este puede recuperarse a hasta que el exceso de sales y el sodio intercambiable se eliminan de la zona de la raíz	Costras blancas de sal en la superficie	Igual que los suelos salinos, en estos puede encontrarse yeso

Suelo	EC mmhos/cm	PSI	pH	Manejo	Reconocimiento	Características químicas
sódico	<4	>15	>8,5	Enmiendas químicas	A pocos centímetros de la superficie se pueden encontrar texturas gruesas y a más profundidad se puede desarrollar una capa de baja permeabilidad con estructura columnar o prismática.	Cationes Ca, Mg y Na predominante, aniones cloruros, sulfatos bicarbonatos y pequeñas cantidades de carbonato

Donde: PSI: Porcentaje de Sodio Intercambiable. Adaptado de: (Richards, 1954)

**Figura 1-1:** Rendimiento de cultivos según los valores de conductividad eléctrica



Nota: Adaptado de: (Richards, 1954)

Autores como Pessaraki, M., (2011) indican una clasificación de suelos afectados por sales, como se muestra en la (Tabla 1-3), debido a la influencia de diferentes tipos de sales en sus fases líquida o sólida en las diferentes propiedades del suelo, que sin importar el tipo de suelo afectado se presenta una concentración electrolítica que depende de la condición de salinización o alcalización.

**Tabla 1-3:** Clasificación de suelos afectados por sales y la influencia en el estrés de cultivos

Tipos de suelo afectados por sal	Electrolito(s) causando Salinidad y/o Sodicidad	Ambiente	Propiedades causantes de estrés de la planta y cultivo	Métodos para recuperación
Salino	Cloruro de sodio y sulfato (en casos extremos nitrato)	Árido y semiárido	Alta presión osmótica de solución de suelo. Efecto tóxico de cloruros	Remoción de exceso de sal (lixiviación)
Sódico	Iones de sodio capaces de hidrólisis alcalina	Semiárido, semihúmedo y húmedo	Alto (álcali) pH, pobres condiciones físicas del agua	Disminución de neutralización del alto pH por enmiendas químicas
Magnesio	Iones de magnesio	Semiárido y semihúmedo	Efecto tóxico, presión osmótica alta, deficiencia de Calcio	Enmiendas químicas, lixiviación
Yesíferas	Iones de calcio (principalmente CaSO <sub>4</sub> )	Árido y semiárido	Bajo (ácido) pH, efecto tóxico	Enmiendas alcalinas
Sulfato ácido	Iones férricos y de aluminio (principalmente sulfatos)	Costas y lagunas con sedimentos con alto contenido de sulfato, pendientes interiores diluviales y depresiones	Alta acidez y el efecto tóxico del aluminio	Uso de cal

Nota: Adaptado de: Pessaraki, M. (2011)

Richards (1954) Indica que no hay un procedimiento estándar para obtener muestras de suelos ya que usualmente depende del propósito y la valoración general del área en estudio; se debe tener en cuenta que pocas muestras pueden arrojar valores que indiquen estados de salinidad erróneos así que a mayor cantidad de muestras el error será menor y sugiere donde y como tomar las muestras de la siguiente manera:

- Las costras salinas visibles en la superficie del suelo se deben tomar por separado y registrar la profundidad aproximada de la muestra.
- En suelos con desarrollo de perfil se deben tomar las muestras por horizontes o capas.
- En el caso que exista estratificación clara o ausencia de desarrollo del perfil, las muestras superficiales (excluyendo la corteza superficial) se deben tomar a profundidad del arado, aproximadamente a 15 – 18 cm.
- Podrán tomarse muestras sucesivas a profundidades adecuadas, dependiendo de la profundidad de la zona de la raíz, la naturaleza del problema, y el detalle requerido.
- El tamaño de las muestras dependerá de las mediciones que se vayan a hacer

### **1.3 Conductividad Eléctrica**

La salinidad en el suelo se puede expresar en diferentes términos y unidades, tales como sólidos disueltos totales (TDS), concentración total de cationes solubles (TSC), concentración total de aniones solubles (TSA) y potencial osmótico, pero el indicador de salinidad más utilizado es la conductividad eléctrica (FAO, 1999; Farifteh et al., 2008b)

La conductividad eléctrica (CE) es la capacidad de un medio para llevar corriente eléctrica y puede ser expresada de forma numérica. En suelos, la CE está influenciada por el contenido de agua y por iones intercambiables, los cuales son capaces de conducir corriente eléctrica. La CE se asocia con la salinidad del suelo, que puede ser expresada como la cantidad de sal disuelta en una solución de suelo dependiendo de los iones presentes y la temperatura de la muestra. Esto hace que pueda ser determinada de forma rápida y precisa, independiente del tamaño de la muestra (Camacho, J; Cortés, D & Pérez, J (2013); Richards, (1954); FAO, (1999)). Es importante conocer el valor de la conductividad eléctrica en aplicaciones agrícolas debido a que influye en el esfuerzo que

realizan las raíces para poder absorber nutrientes, refleja el estado actual del suelo y facilita la toma de decisiones en cuanto al manejo de suelo, sistemas de riego, cultivos y variedades a establecer, con el fin de obtener buenos rendimientos productivos (INTAGRI, 2017).

Richards (1954) reporta los valores de conductividad eléctrica en milliohmios por centímetro (mmhos/cm) pero en el Sistema Internacional de medidas es reportada en decisiemes por metro (dS/m) (1 dS/m equivale a 1 mmhos/cm).

### 1.3.1 Determinación de la conductividad eléctrica

Elegir el método para medición de la salinidad del suelo depende del número de muestras, tiempo y esfuerzo disponible para realizar la medición. Richards, L. (1954) estableció que los valores de conductividad eléctrica medidos pueden convertirse a la referencia de temperatura estándar de 25°C para simplificar la interpretación de datos mediante el incremento del 2% del valor medido por grado centígrado de temperatura. Esto puede ser calculado como:

$$EC_{25} = f_t * EC_t \tag{Ecuación 1-3}$$

Donde:

*EC<sub>t</sub>*: es la conductividad eléctrica medida a una temperatura t (°C)

*f<sub>t</sub>*: coeficiente de temperatura que se obtiene de la **Tabla 1-4**

**Tabla 1-4:** Coeficiente de temperatura para corregir los datos de conductividad eléctrica a la temperatura estándar

°C	<i>f<sub>t</sub></i>	°C	<i>f<sub>t</sub></i>	°C	<i>f<sub>t</sub></i>
3,0	1,709	22,0	1,064	29,0	0,925
4,0	1,660	22,2	1,060	29,2	0,921
5,0	1,613	22,4	1,055	29,4	0,918
6,0	1,569	22,6	1,051	29,6	0,914
7,0	1,528	22,8	1,047	29,8	0,911
8,0	1,488	23,0	1,043	30,0	0,907
9,0	1,448	23,2	1,038	30,2	0,904
10,0	1,411	23,4	1,034	30,4	0,901
11,0	1,375	23,6	1,029	30,6	0,897
12,0	1,341	23,8	1,025	30,8	0,894
13,0	1,309	24,0	1,020	31,0	0,890
14,0	2,277	24,2	1,016	31,2	0,887
15,0	1,247	24,4	1,012	31,4	0,884

12 Aplicación de la espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) en el estudio de la conductividad eléctrica del suelo

°C	$f_t$	°C	$f_t$	°C	$f_t$
16,0	1,218	24,6	1,008	31,6	0,880
17,0	1,189	24,8	1,004	31,8	0,877
18,0	1,163	25,0	1,000	32,0	0,873
18,2	1,157	25,2	0,996	32,2	0,870
18,4	1,152	25,4	0,992	32,4	0,867
18,6	1,147	25,6	0,988	32,6	0,864
18,8	1,142	25,8	0,983	32,8	0,861
19,0	1,136	26,0	0,979	33,0	0,858
19,2	1,131	26,2	0,975	34,0	0,843
19,4	1,127	26,4	0,971	35,0	0,829
19,6	1,122	26,6	0,967	36,0	0,815
19,8	1,117	26,8	0,964	37,0	0,801
20,0	1,112	27,0	0,960	38,0	0,788
20,2	1,107	27,2	0,956	39,0	0,775
20,4	1,102	27,4	0,953	40,0	0,763
20,6	1,097	27,6	0,950	41,0	0,750
20,8	1,092	27,8	0,947	42,0	0,739
21,0	1,087	28,0	0,943	43,0	0,727
21,2	1,082	28,2	0,940	44,0	0,716
21,4	1,078	28,4	0,936	45,0	0,705
21,6	1,073	28,6	0,932	46,0	0,694
21,8	1,068	28,8	0,929	47,0	0,683

Fuente: (Richards, 1954)

Los métodos más comunes para estimar la concentración de sales son por conductividad eléctrica en pasta saturado o extracto de agua del suelo.

- **Conductividad eléctrica del extracto de saturación o de pasta saturada**

Es el método más empleado para evaluar la salinidad del suelo con el rango de humedad de campo y directamente permite evaluar el efecto en el crecimiento de las plantas.

Este método consiste en preparar una pasta de suelo saturada agregando agua destilada a una muestra entre 200 g y 400 g de suelo seco revolviéndose con ayuda de una espátula durante un tiempo hasta garantizar que el suelo haya absorbido completamente el agua y hasta llegar a un punto característico del suelo cercano a la saturación. Una ayuda para determinar este punto característico es: cuando la pasta de suelo brilla al reflejar la luz, esta fluye, se desliza limpiamente al inclinar el recipiente o al realizar una zanja en la pasta con ayuda de la espátula y se consolida fácilmente al golpear el recipiente. Una vez obtenida la pasta se debe pasar por un filtro de succión hasta obtener la suficiente cantidad de extracto para realizar la medición de conductividad eléctrica y del contenido de solutos. (FAO, 1999; Richards, 1954).

Es necesario aclarar que este método varía con la textura y es algo subjetivo debido a la cantidad de agua que debe agregarse a cada muestra de suelo. Algunos autores proponen métodos para estandarizar un poco más el procedimiento, por ejemplo Allison (1973) recomienda que el suelo sea añadido lentamente al agua para acelerar la humectación del suelo, pero ralentiza el procedimiento en general; Longenecker and Lylerly (1964) proponen el humedecimiento por capilaridad utilizando tablas de saturación y Loveday (1972) utiliza técnicas de humectación capilar para determinar la cantidad de agua necesaria para la saturación y esta misma cantidad es añadida a las demás muestras del mismo suelo.

- **Conductividad eléctrica de extractos**

Este método consiste en relaciones de extracción, los más utilizados son las relaciones de suelo – agua 1:1; 1:2 o 1:5. Estos se determinan sin el uso de vacío o presión, sus ventajas es que son usados para una rápida determinación, más fáciles de usar que el método de pasta saturada si la cantidad de la muestra de suelo es limitada o para repetición de muestreos en el tiempo, pero debe tenerse cuidado ya que los valores de las sales pueden verse ligeramente afectadas por el contenido de agua, procesos de hidrólisis, y disolución mineral (FAO, 1999; Richards, 1954; Sonneveld & van den Ende, 1971).

Sonneveld & van den Ende (1971) realizaron un análisis del método 1:2 encontrando buenos resultados y un coeficiente de correlación de 0.984 para conductividad eléctrica, contra datos obtenidos con extractos de saturación, mientras que para el extracto con relación 1:5 encontraron algunas desventajas, por ejemplo, no se recomienda cuando hay altas cantidades de yeso o de sales poco solubles.

Kargas et al., (2020) encontraron también que el extracto 1:5 era afectado por la presencia de yeso y calcita en el suelo, pero que además influía la textura, la composición química de la solución, entre otros, tanto para el extracto 1:5 como 1:1

- **Sensores**

También existen sensores que se usan para medir la conductividad eléctrica en campo y permiten hacer un monitoreo constante de la salinidad en suelos, pero no son muy adecuados ya que algunos tienen tiempos de respuesta largos o que en suelos secos no tiene buenas lecturas de los cambios a corto plazo y deben instalarse correctamente o

podrían arrojar datos erróneos. Una de sus ventajas es la medición continua a una misma profundidad, son fáciles de leer y duraderos a mediano plazo (FAO, 1999).

La norma por la cual se rigen los suelos en Colombia es la NTC 5596, esta describe dos métodos para la determinación de la conductividad eléctrica en laboratorio, basándose principalmente en el nivel de utilización. Los métodos allí referenciados son la medición en el extracto de saturación y la medición en suspensión suelo - agua en relación 1:5 con corrección de temperatura a 25 °C (ICONTEC, 2008). Por otra parte, el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (2006) utiliza métodos analíticos para la determinación de la conductividad eléctrica como el potenciométrico, potenciométrico en relación suelo - agua 1:2 o potenciométrico en extracto de pasta de saturación.

## 1.4 pH

El pH hace referencia a la actividad del ion hidrogeno en una solución acuosa, puede ser determinado potenciométricamente por color y depende de las características del suelo, contenido de agua, entre otros, también sirve como indicador simple y clave de la calidad del suelo e intercambio catiónico, presencia de yeso y carbonatos (Richards, 1954),(Wang, H. 2015),(Johnson, J. 2019).

El pH puede ser afectado por el aumento de concentración de iones básicos disueltos en la solución del suelo, y junto con CE ayuda a la estimación de la concentración de sales solubles y a comprender el comportamiento de estas ya que están correlacionadas con el rendimiento de los cultivos (Husson, O., et al., 2018).

## 1.5 Espectroscopía

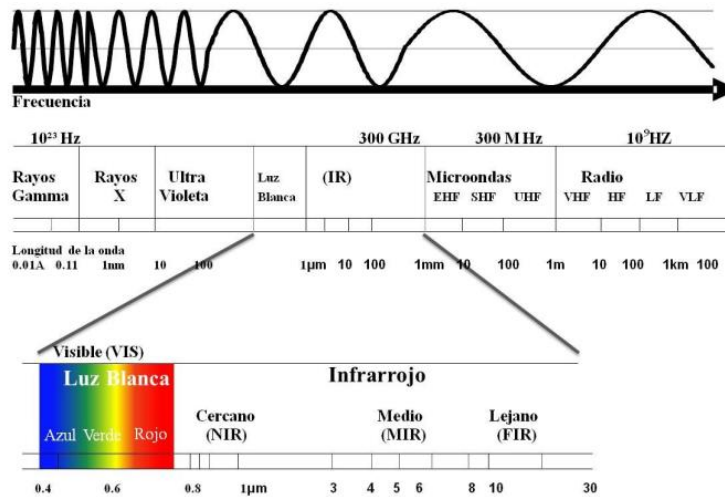
La espectroscopía es una técnica no destructiva, no contaminante, rápida y fácil de aplicar que permite una adquisición rápida de la información. Debido a esto, es propuesta para contribuir a la mejora de los métodos convencionales (Carranza Díaz, 2019; Janik et al., 1998; R. A. Viscarra et al., 2006; Viscarra Rossel et al., 2006) y permite estimar información tanto cuantitativa como cualitativa (Bedin et al., 2018; Viscarra Rossel et al., 2006), lo que hace que su uso pueda aplicarse en la agricultura y medio ambiente con buenos resultados.



Esta técnica estudia la interacción entre la materia y la radiación electromagnética en función de la longitud de onda; cada componente de dicha materia tiene una respuesta espectral característica de absorción y reflexión según la región del espectro electromagnético.

El espectro electromagnético incluye todas las ondas electromagnéticas desde las de menor hasta las de mayor longitud de onda: los rayos gamma, rayos x, radiación ultravioleta, luz visible, infrarroja, microondas y las ondas radio eléctricas ( **Figura 1-2**)

**Figura 1-2:** Espectro electromagnético



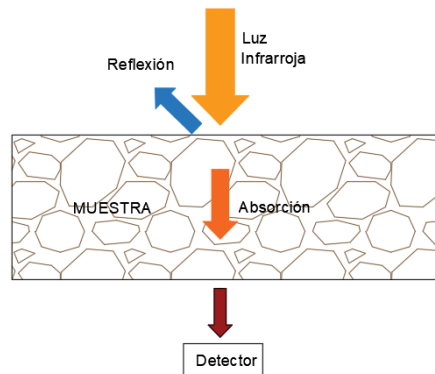
Fuente: (Camacho Tamayo, 2013)

La mayoría de las moléculas absorben luz en la región infrarroja ( $4000 - 600 \text{ cm}^{-1}$ ) y esta absorción se convierte en vibración molecular a una frecuencia característica; esta interacción es conocida como espectroscopía infrarroja la cual puede ser NIR (Near Infrared), MIR (Mid Infrared) o FIR (Far Infrared por sus siglas en inglés) y que por medio del análisis de enlaces constituyentes los minerales que componen el suelo pueden aparecer más fuerte en una región que otra.

La utilización de esta técnica permite estimar propiedades del suelo y la influencia de factores externos, de tal forma que cada propiedad o variable de suelo (elementos químicos, materia orgánica, textura, mineralogía, entre otras) tiene una respuesta característica de absorción - reflexión y depende de los materiales, moléculas y átomos (N, O, C e H) que lo componen (Camacho Tamayo, 2013; R. Viscarra et al., 2010). Un

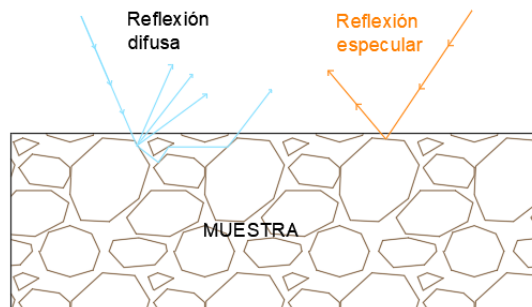
espectro infrarrojo puede medirse ya sea por absorción o reflexión (**Figura 1-3**). en el caso de los suelos la forma más utilizada es la reflexión y esta se clasifica según la incidencia de la radiación electromagnética sobre la muestra ya sea especular o difusa.

**Figura 1-3:** Medición de un espectro infrarrojo



La espectroscopía de reflectancia difusa, conocida como DRIFTS por sus siglas en inglés (reflectancia difusa en la espectroscopía de transformada de Fourier), está relacionada con la radiación reflejada y dispersa de las superficies internas a una profundidad del material; en el caso del suelo al ser una superficie irregular y rugosa, el haz de luz infrarroja incidente penetra el interior y es reflejada en diferentes ángulos, pero también puede presentarse al mismo tiempo una reflexión especular que se da en superficies lisas o puede presentarse en rugosidades menores a la longitud de onda y es reflejada en una dirección (**Figura 1-4**). La cantidad de energía reflejada depende de la composición del suelo, estructura, tamaño de partículas, color, contenido de agua presente, entre otros. (Camacho Tamayo, 2013).

**Figura 1-4:** Reflexión especular y difusa.



### 1.5.1 Firmas espectrales

Varios autores han aplicado esta técnica para estimar, predecir y caracterizar propiedades de suelos en las regiones VIS (Visible) (400 - 700 nm), NIR (700 - 2500 nm), MIR (2500 - 25000 nm) y combinadas, en la **Tabla 1-5** se encuentra un resumen de algunos de estos autores.

Por medio de la obtención de espectros, en conjunto con métodos estadísticos y análisis multivariable, se han obtenido buenos resultados con precisiones altas, ya que con un solo espectro se puede hacer una caracterización de varios componentes del suelo en una sola toma para fines de evaluación, estudio, monitoreo y uso del suelo (R. Viscarra et al., 2010; R. A. Viscarra et al., 2006; Bedin et al., 2018)

**Tabla 1-5:** Algunos estudios encontrados para determinar una propiedad del suelo utilizando su respuesta espectral y métodos estadísticos

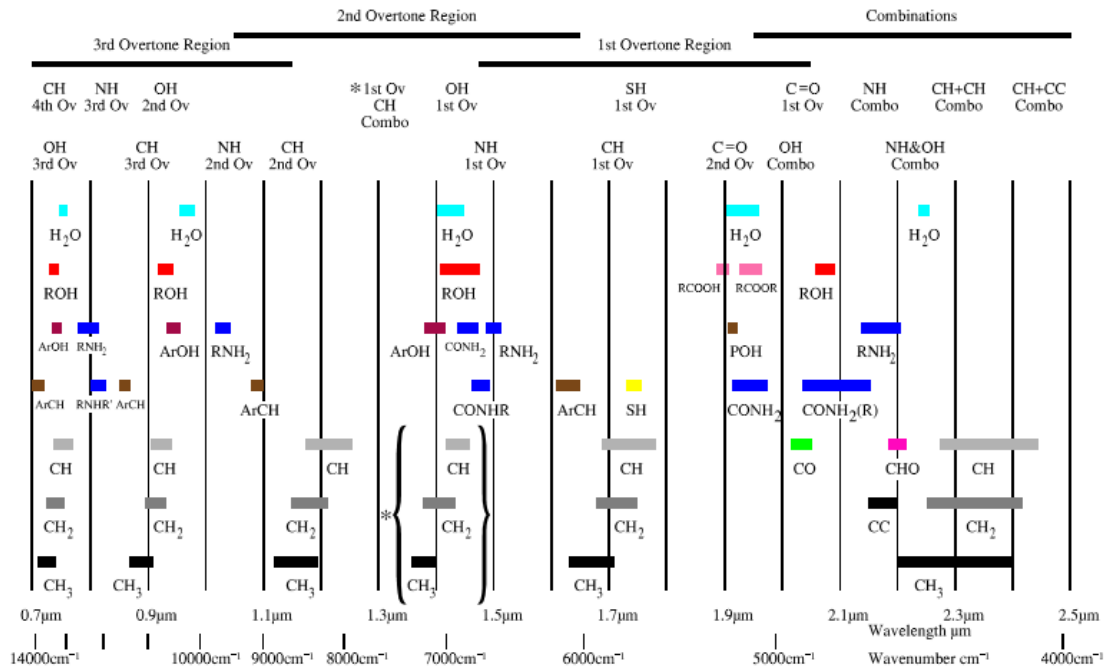
Propiedad	Región espectral	Método estadístico	nc(nv)	Rc <sup>2</sup> (Rv <sup>2</sup> )	Autores
Agua	MIR	PLSR	303	0,7	Janik et al. (1998)
	NIR	PCR	121(40)	0,8	Islam et al. (2003)
Al	MIR	PLSR	165	0,69(0,66)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,81	Janik et al. (2009)
	VIS-NIR	PLSR	130(64)	0,87(0,77)	Awiti et al. (2008)
Arcilla	MIR	PLSR	109	0,97(0,97)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,82	Janik et al. (2009)
	VIS-NIR	PLSR	237	0,66	Summers (2010)
Arena	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,83(0,75)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,84	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	518(215)	0,94(0,83)	Minasny et al. (2009)
Ca	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,91(0,85)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,89	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	367(160)	0,94(0,86)	Minasny et al. (2009)
Carbonato	MIR	PLSR		0,95	Janik and Skjemstad (1995)
	NIR	MRA	22(47)	0,69	Ben-Dor and Banin (1995)
	MIR	PLSR	165	0,98(0,98)	Cobo et al. (2010)
CIC	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,91	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	344(153)	0,96(0,92)	Minasny et al. (2009)
	VIS-NIR	MARS	359(153)	0,78(0,79)	Volkan Bilgili et al. (2010)
CO	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,93(0,91)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	164	0,99(0,98)	Cobo et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	228	0,57	Summers et al. (2010)
EC	MIR	PLSR	88	0,23	Janik et al. (1998)
	VIS-NIR	SMLR	15(10)	0,65	Shibusawa et al. (2001)
	UV-VIS-NIR	PCR	121(40)	0,1	Islam et al. (2003)
Humedad	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,89	Janik et al. (2009)
	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,71(0,64)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	165	0,48(0,56)	Cobo et al. (2010)
K	VIS - NIR	PLSR	135(30)	0,61(0,58)	He et al. (2007)
	VIS - NIR	PCR-BPNN	16	0,82	Mouazen et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	130(64)	0,83(0,77)	Awiti et al. (2008)
Limo	MIR	PLSR	109	0,85(0,82)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,52	Janik et al. (2009)

Propiedad	Región espectral	Método estadístico	nc(nv)	Rc <sup>2</sup> (Rv <sup>2</sup> )	Autores
Mg	VIS, NIR	PLSR	130(64)	0,86(0,79)	Awiti et al. (2008)
	MIR	PLSR	165	0,96(0,92)	Cobo et al. (2010)
	MIR	PLSR-NN	708(256)	0,92	Janik et al. (2009)
	MIR	PLSR	368(159)	0,94(0,74)	Minasny et al. (2009)
MO	VIS-NIR	PLSR	135(30)	0,93(0,92)	He et al. (2007)
	VIS-NIR	MARS	359(153)	0,79(0,74)	Volkan Bilgili et al. (2010)
	MIR	PLSR	708 (256)	0,31	Janik et al. (2009)
Na	MIR	PLSR	354(153)	0,85(0,72)	Minasny et al. (2009)
	VIS-NIR	PCR-BPNN	140	0,68	Mouazen et al. (2010)
	MIR	PLSR	165	0,47(0,49)	Cobo et al. (2010)
P	VIS-NIR	PLSR	135(30)	0,42(0,29)	He et al. (2007)
	VIS-NIR	PCR-BPNN	150	0,74	Mouazen et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	130(64)	0,83(0,72)	Awiti et al. (2008)
pH (H <sub>2</sub> O)	MIR	PLSR	163	0,93(0,89)	Cobo et al. (2010)
	VIS-NIR	PLSR	135(30)	0,87(0,87)	He et al. (2007)
	MIR	PLSR	1013(431)	0,90(0,77)	Minasny et al. (2009)

Donde: nc : "número de muestras usadas para la calibración; nv: número de muestras usadas para la validación; PLSR: regresión por mínimos cuadrados parciales; NN: Redes neurales; BPNN: propagación regresiva de redes neurales; PCR: regresión por componentes principales; MARS: regresión por análisis multivariado por "Splines"; Rc<sup>2</sup>: Coeficiente de determinación de la calibración del modelo; Rv<sup>2</sup>: Coeficiente de determinación de la validación del modelo; Adaptado de" (Camacho Tamayo, 2013; Walvoort et al., 2005)

Con base en estudios realizados para determinar propiedades del suelo, se ha encontrado que la región MIR es más sensible a vibraciones de compuestos orgánicos e inorgánicos del suelo y permite estimar sus propiedades fisicoquímicas (R. A. Viscarra et al., 2006). La región NIR se basa en sobretonos y son más dados por matices débiles y combinaciones para enlaces CH, NH y OH (**Figura 1-5**), contenido de agua, carbonatos y minerales de arcilla (Murray, 2004; Nicolai, B.M. et al., 2007) . La región VIS-NIR esta correlacionada con el tamaño de partículas, carbono orgánico, óxidos de hierro (Camacho Tamayo, 2013). Aunque en la región MIR se obtienen mejores resultados para estimar las propiedades del suelo, los equipos utilizados tienen un costo más elevado y aun no se tiene conocimiento de su implementación en campo, a diferencia de la región NIR (Viscarra Rossel et al., 2006).

Figura 1-5: Bandas de absorción en NIR

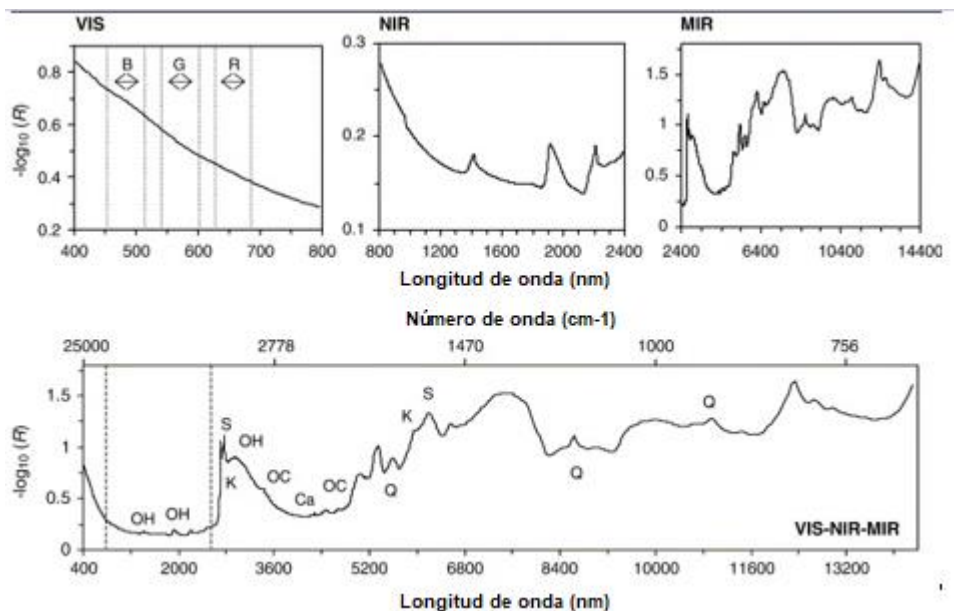


Fuente: (Murray, 2004)

Además, los autores indican que la precisión de las estimaciones depende de la región utilizada y cuál es la más adecuada para el análisis, teniendo en cuenta la exactitud y precisión que requiera el estudio y el presupuesto disponible para el uso de tecnología que se requiere para cada región. Asimismo, influye el número de muestras y el contenido de agua del suelo puesto que, al aumentar, se enmascara información del espectro suavizando el albedo y los picos característicos (Carranza, A., 2019).

El análisis cualitativo de los espectros de suelos se hace mediante observación de los picos generados en el espectro (R. A. Viscarra et al., 2006) (Figura 1-6).

**Figura 1-6:** Espectro de un suelo representativo en la región infrarroja del espectro electromagnético indicando algunos componentes en su pico de absorción



Donde: Grupos (OH), cuarzo (Q), calcita (ca), esméctica (S), caolinita (K) y compuestos orgánicos (OC). tomado de: (Viscarra Rossel et al., 2006)

## 1.6 Preprocesamientos

El análisis espectral de suelos necesita la aplicación de métodos estadísticos y matemáticos con el fin de entender los resultados de las firmas espectrales, eliminando datos atípicos, corrección de la curva, y con ello lograr obtener modelos de buena calidad de predicción. Para ello se realizan análisis de regresión y preprocesamientos de información. Estos preprocesamientos remueven información irrelevante o atípica que pueden generar ruido al momento de realizar las regresiones, los más usados son:

### 1.6.1 Suavizado o smoothing

Permite remover el ruido de un espectro, entre ellos se encuentran el suavizado promedio, filtro de suavizado Gaussiano y suavizado Savitsky – Golay (Wang et al. 2015)

## 1.6.2 Normalización

- MSC (Multiplicative Scatter Correction): Este método corrige efectos aditivos y multiplicativos que corresponden a cambios en la línea base e inclinación de la línea base del espectro respectivamente, con el fin de linealizar el espectro (Wang et al. 2015; Nicolai, B. M. et al. 2007; Næs et al. 2004)
- SNV (Standar Normal Variation): Este método es mejor que el MSC y elimina las desviaciones estándar causadas por los diferentes tamaños de partículas, tomando el valor promedio del espectro y lo divide por su desviación. (Wang et al. 2015)

## 1.7 Métodos de regresión multivariable

### 1.7.1 Regresión parcial de mínimos cuadrados (PLSR)

Se utiliza para la construcción de modelos predictivos cuando se tienen muchas variables predictoras y colineales, teniendo en cuenta la correlación entre espectros y la propiedad del suelo analizado, el cual utiliza una matriz de predicción  $X$  (la matriz de espectros) y un vector de variable de respuesta  $Y$  (la propiedad del suelo) para realizar un modelo de predicción en donde se construye una base ortogonal de variables latentes sucesivas, que se ordenan según su relevancia y maximizan la covarianza entre el predictor  $X$  y la variable  $Y$  (Viscarra Rossel et al., 2006), así entre menor sea el número de variables latentes, se simplifica la interpretación de la relación entre  $X$  y  $Y$ . Esta relación se describe de la forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_{\lambda_1} X_{\lambda_1} + \dots + \beta_{\lambda_n} X_{\lambda_n} \quad \text{Ecuación 1-4}$$

Donde:

- $Y$ : variable a predecir
- $\beta_0$ : "ordenada al origen"
- $\beta_{\lambda_1} \dots \beta_{\lambda_n}$ : coeficientes de regresión para cada longitud de onda
- $X_{\lambda_1} \dots X_{\lambda_n}$ : valores de reflectancia o absorbancia para cada longitud de onda
- (Zossi & Sorol, 2010)

En comparación con otros métodos, las calibraciones y validaciones son más robustas debido a su multicolinealidad y al ajustar el modelo se espera que unos pocos factores expliquen la mayor parte de variación en predictores  $X$  y variables  $Y$  (Viscarra Rossel et al., 2006)

## 1.8 Loadings Weights (LW)

Este método permite seleccionar variables significativas como longitudes de onda características de un modelo de predicción y se obtienen a partir del modelo de calibración obtenido por PLSR y bajo cada variable latente, correspondiente a cada longitud de onda, el número escogido de longitud de onda debe ser igual al de variables latentes (Wang et al. 2015).

## 1.9 Análisis de componentes principales (PCA)

Es un método que permite la identificación de agrupaciones de un set de muestras en el cual se obtienen un set de componentes principales (PCs). Un PC (Componente Principal) corresponde a una combinación lineal de variables que no se encuentran correlacionadas entre sí, en donde el primer componente principal explica el porcentaje mayor de variación de los datos y la demás variación se va distribuyendo en los siguientes *PC*. (Wang et al. 2015).

## 1.10 Evaluación y precisión del modelo

Este tipo de métodos de regresión multivariable emplean métodos para validar el modelo de calibración (Næs, T. et al., 2004) los cuales son:

- Validación cruzada: Deja una muestra de datos fuera del set y con las otras muestras se realiza la calibración del modelo y con dicha muestra se hace la validación del modelo, así se repite con cada una de las muestras que componen el set de calibración.
- Validación externa: Una vez terminado el modelo de calibración se hace la respectiva validación, en este caso las muestras utilizadas en la validación son distintas de las que hacen parte del set de calibración.
- 

La calidad y la precisión de la predicción de los modelos se evalúan con parámetros estadísticos como el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) que es una medida de la proporción de la varianza explicada de la variable respuesta en el set de calibración. Nicolai, B. M et al.(2007) indican que pueden clasificarse las predicciones de los modelos de regresión en 3 categorías:  $R^2 > 0,75$ : modelos “buenos”, que indican un nivel de predicción aceptable



o de alta precisión;  $0,50 \leq R^2 \leq 0,75$ : modelos “satisfactorios”, que indican un nivel de predicción medio y que podrían mejorarse y  $R^2 < 0,50$ : modelos “pobres”, o poco fiables, sin ninguna capacidad de predicción. Se debe tener en cuenta que pueden presentarse valores de  $R^2$  muy buenos, pero al momento de usar un set de validación puede bajar el nivel de la predicción y puede atribuirse a un sobreajuste del modelo.

El Error cuadrático medio (RMSE), determina el error de predicción de un modelo de predicción, se obtiene midiendo la diferencia entre los valores medidos y predichos. Este se obtiene tanto para la calibración y validación de dicho modelo, así entre más pequeño sea mejor será la predicción (Nicolai, B.M. et al., 2007).

La desviación residual de la predicción (RPD) expresa el comportamiento de la precisión de la predicción; en otras palabras, es la relación de la desviación estándar y el RMSE con la media de las muestras (Næs, T. et al., 2004., Forero, N .2017). Así, con valores de RPD menor a 1.5, es una predicción no confiable, entre 1.5 y 2.0 el modelo discrimina valores bajos de altos de la variable de respuesta con una predicción razonable. Si el valor se encuentra entre 2.0 y 2.5 las predicciones cuantitativas son posibles y un RPD entre 2.5 y 3.0 o más, indica una precisión de predicción buena a excelente (Nicolai, B. M. et al., 2007) y Brough, D. M (2009)).

Otros parámetros estadísticos que permiten la evaluación del modelo son error medio (ME), la desviación estándar del error (SDE) y coeficiente de variación (CV).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)} \quad \text{Ecuación 1-5}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad \text{Ecuación 1-6}$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i) \quad \text{Ecuación 1-7}$$

$$SDE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i - ME)^2}{1-N} \quad \text{Ecuación 1-8}$$

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{x}} \quad \text{Ecuación 1-9}$$

Donde:

$\hat{y}_i$ : Valores estimados por el modelo

N: Número de observaciones de la variable a modelar

$\bar{x}$ : Media de la variable



## 2 Materiales y métodos

### 2.1 Zona de estudio y muestreo

Se utilizaron tres suelos de origen diferente, uno de Mosquera (Cundinamarca), uno proveniente de Puerto Gaitán (Meta) y otro del Espinal (Tolima). **Tabla 2-1**

**Tabla 2-1:** Información de los suelos utilizados

Orden de suelo	Ubicación	Localización	Clima promedio
Oxisol	Centro de Investigación Carimagua.	4°34'01,6"N	Temperatura: 31°C
	Puerto Gaitán (Meta)	71°19'58,0"W Altitud media: 170 msnm	Viento: 18 km/h Humedad: 59%
Alfisol	Centro Agropecuario La Granja	4°10'17,6"N	Temperatura: 25°C
	Espinal (Tolima)	74°55'44,4"W Altitud media: 312 msnm	Viento: 18 km/h Humedad: 59%
Inceptisol	Centro Agropecuario Marengo.	4°42'52,0"N	Temperatura: 13 °C
	Mosquera (Cundinamarca)	74°12'60,0"W Altitud media: 2516 msnm	Viento: 8 km/h Humedad: 68%

#### 2.1.1 Centro Agropecuario Marengo (C.A.M)

El Centro Agropecuario Marengo es un centro académico de la Universidad Nacional de Colombia que apoya actividades investigación de docentes y estudiantes, de extensión y producción agropecuaria, se localiza en el municipio de Mosquera, a 23 km de Bogotá, en

el departamento de Cundinamarca, con una altitud media de 2516 msnm, en las coordenadas geográficas 4°42'52,0" N y 74°12'60,0" W.

Este centro de investigación se ubica en un clima ambiental frío seco donde se presenta una precipitación promedio anual de 1124 mm, con una tendencia bimodal, con un periodo de marzo a junio de 128 mm y de octubre a noviembre de 156 mm; temperatura media anual de 12,7 °C con unas máximas de 19,6 °C y mínimas de 5,3 °C, una humedad relativa entre el 75 y 90 %; el relieve de la zona es un plano de inundación con formas de terreno de plano de terraza con pendientes entre el 1 y 3%, y cubetas con pendientes < 1% (Ordóñez y Bolívar, 2014).

Los suelos del centro son desarrollados a partir de depósitos aluviales finos o medios en el que predominan los inceptisoles, con texturas finas y clase textural en su mayoría arcillosas (Ar), arcillo limosas (ArL) y franco arcillo limosas (FArL), en cuanto a la mineralogía los materiales predominantes son caolinita y cuarzo entre el 30 y 50 %, feldespato > 45% y esméctica entre el 15 y 30 % (Ordóñez y Bolívar, 2014 y Ruiz, A. 2006).

### **2.1.2 Centro Agropecuario La Granja (C.A.G)**

El Centro Agropecuario La granja, regional Tolima, adscrito al SENA, se localiza en el municipio del Espinal, en la vereda Dindalito centro a 5 km vía Espinal – Ibagué, en el departamento de Tolima, con una altitud media de 350 msnm, entre las coordenadas geográficas 4°10'17,6" N y 74°55'44,4" W.

Este centro de formación profesional se ubica en un clima cálido seco de bosque seco tropical, donde se presenta una precipitación con una tendencia bimodal, con un periodo en abril de 160 mm y octubre de 150 mm; temperatura media anual de 27°C, la pendiente de la zona es ligeramente plano con pendientes < 7%, en la zona predominan suelos alfisoles con una clase textural franco arenosa. (IGAC, 1970; Gámez Ávila, C. 2019).

### **2.1.3 Centro de Investigación Carimagua (C.I.C)**

El Centro de Investigación Carimagua de AGROSAVIA (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria) se localiza en el municipio de Puerto Gaitán, en el departamento del Meta, con una altitud media de 175 msnm, entre las coordenadas geográficas 4°34'01,6"N y 71°19'58,0"W.

Este centro de investigación presenta una precipitación media anual de 2400 mm con una tendencia bimodal en los meses de abril y diciembre, temperatura media anual de 26 °C, el relieve de la zona es plano a ligeramente ondulado con pendientes del 2 al 5 %. Los suelos del centro son suelos muy profundos, bien drenados y se han desarrollado a partir de sedimentos aluviales arcillosos en los cuales predominan los oxisoles altamente agregados y fuertemente ácidos ( $\text{pH} < 5$ ) (Camacho, J. 2013).

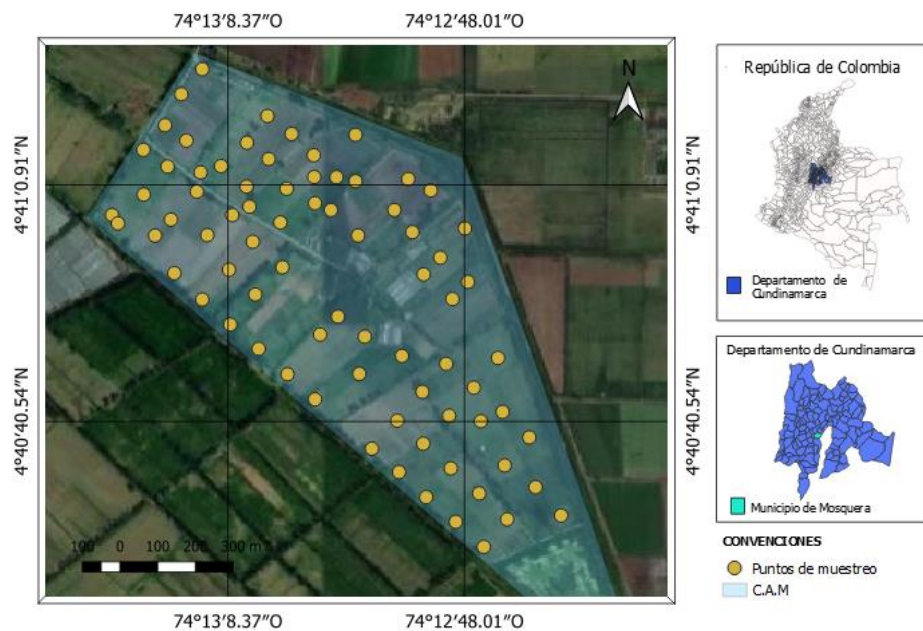
## 2.2 Recolección y Preparación de muestras

Para el presente estudio se utilizaron en total 381 muestras que corresponden a 80 del oxisol, 147 del alfisol y 154 para el inceptisol, las cuales fueron recolectadas de la siguiente forma:

- *Centro Agropecuario Marengo (C.A.M.)*

El muestreo se realizó con base en información de suelos disponibles de la zona levantada por (Ordóñez y Bolívar, 2014) en un área aproximada de 90 ha, donde se realizaron cajuelas de 50 x 50, extrayendo aproximadamente 1 kg de muestra en 77 puntos a profundidades de 10 y 35 cm, garantizando la muestra para el horizonte A y B, con esto para un total de 154 muestras (**Figura 2-1**).

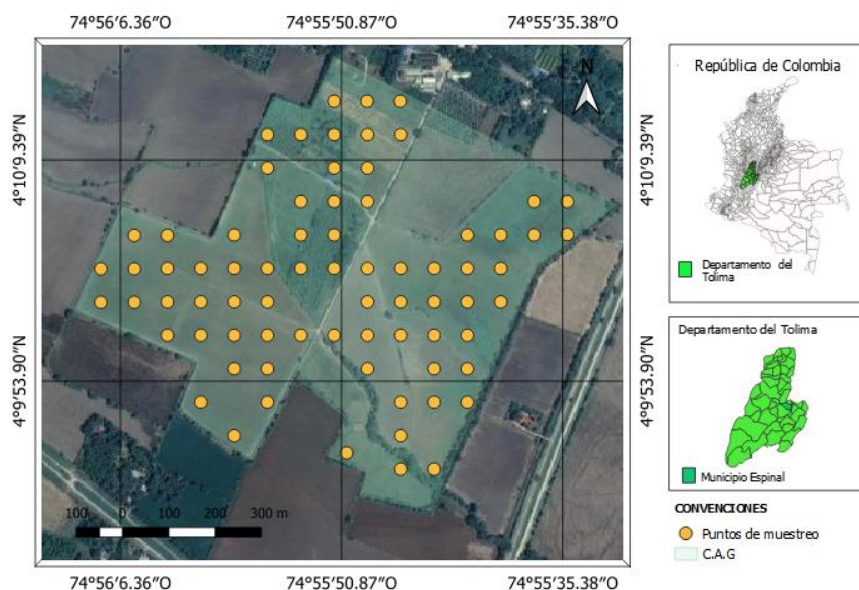
**Figura 2-1:** Localización y puntos de muestreo del C.A.M.



- *Centro Agropecuario La Granja (C.A.G)*

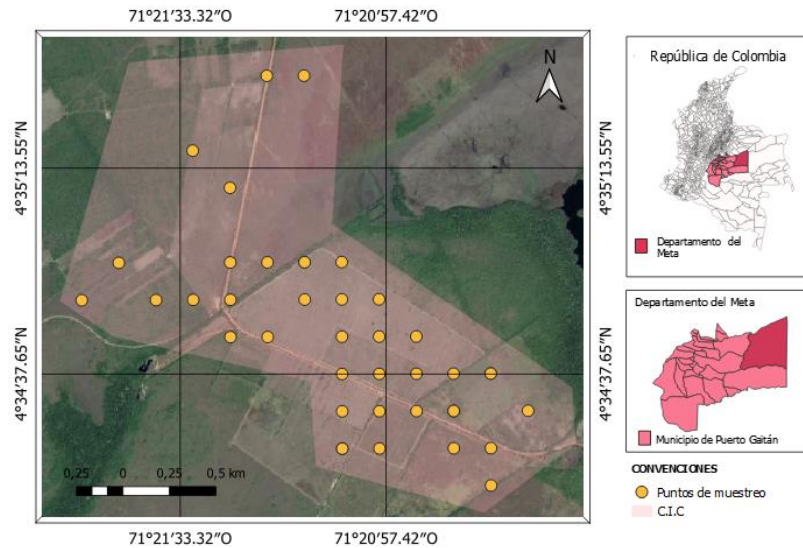
La selección de muestras para este estudio se realizó con base en el muestreo realizado por Gámez, C (2019) en un área aproximada de 50 ha en donde se estableció una red rígida de muestreo con el fin de cubrir los 9 lotes del centro, para este estudio se utilizaron 74 puntos a profundidades de 10 y 25 cm garantizando la muestra para el horizonte A y B, con esto para un total de 148 muestras (**Figura 2-2**).

**Figura 2-2:** Localización y puntos de muestreo del C.A.G



- *Centro de investigación Carimagua (C.I.G)*

La selección de muestras para este estudio se realizó con base en el muestreo realizado por Fernández, F (2020), en un área aproximada de 5100 ha, en donde se estableció una red de muestreo dirigido con el fin de cubrir toda la zona, se utilizaron 40 puntos a profundidades de 10 y 30 cm garantizando la muestra para el horizonte A y B, con esto para un total de 80 muestras (**Figura 2-3**).

**Figura 2-3:** Localización y puntos de muestreo del C.I.G

Una vez realizada la selección y recolección de muestras, fueron llevadas a los laboratorios de suelos y geomática de la facultad de Ingeniería y de Ciencias Agrarias respectivamente. Cabe aclarar que las muestras del oxisol y el alfisol utilizadas habían sido extraídas previamente para otros estudios y estaban disponibles en el laboratorio de suelos del departamento de Ingeniería Civil y Agrícola, y para el caso del inceptisol cada una de las muestras fue secada a 35 °C durante 72 horas con el fin de alcanzar un contenido de agua cercano a cero, una vez alcanzado la humedad de equilibrio las muestras fueron molidas y tamizadas utilizando una malla de 2 mm con el fin de remover el material detrítico y homogeneizar el tamaño de partículas.

## 2.3 Equipo de medición de espectros

Para la obtención de espectros en la región NIR (1000 – 2500 nm) se usó un espectrómetro FT-NIR (NIRFLex N500, Büchi Labortechnik, Suiza), con una resolución de 8 cm<sup>-1</sup>. Para cada muestra se tomó una lectura con 32 scans cada una.

## 2.4 Determinación de la conductividad eléctrica

Para determinar la conductividad eléctrica y pH se utilizó un conductímetro (C5020, Consort, Bélgica) y se utilizó una relación suelo-agua de 1:2 .

## 2.5 Análisis de estadística descriptiva

A los datos obtenidos de conductividad eléctrica se les realizó un análisis de estadística descriptiva determinando, la media, máxima, mínima, desviación estándar, coeficiente de variación y rango, además se aplicó la prueba de Grubbs ( $p < 0.05$ ) para identificar los datos atípicos y eliminarlos. Esto se realizó utilizando el paquete estadístico GraphPad Prism 9.

### 2.5.1 Set de Calibración

Para escoger el set de calibración y validación se hicieron modelos de predicción para establecer con que porcentajes se obtenían mejores resultados, los porcentajes utilizados para el set de calibración y validación fueron 60 % - 40 %, 70 % - 30 %, 75 % - 25 % y 80% - 20 % respectivamente, cada muestra que conformaba los sets eran escogida aleatoriamente verificando que el rango de los datos de validación se encontrara dentro del rango de calibración y el mejor resultado se obtuvo con el 75% para calibración y 25% para validación.

### 2.5.2 Procesamiento de curvas espectrales y selección de modelos de predicción.

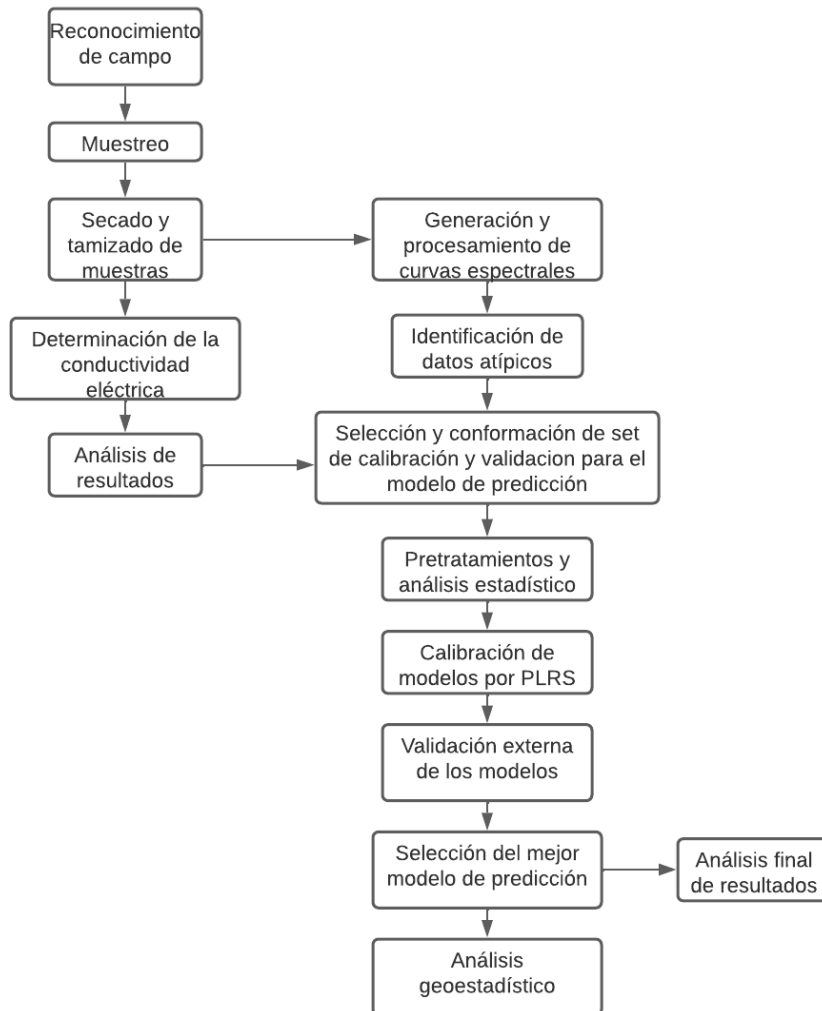
Para la construcción del modelo primero se realizó una comparación de la respuesta espectral en reflectancia y absorbancia y se comparó el RMSE y  $R^2$  con el fin de ver cual tenía mejores resultados y menor error, posteriormente se tuvo en cuenta que los datos pueden presentar ruido y dispersión en las curvas espectrales, por lo tanto, se aplicaron pretratamientos como: SNV y derivada de Savitzky – Golay para corregir esta dispersión y ruido. Para la calibración se usó la regresión parcial de mínimos cuadrados (PLSR) y una validación cruzada y externa para evaluar los resultados del modelo de calibración.

Se utilizaron los siguientes parámetros estadísticos,  $R^2$  para el set de calibración, RMSE, error estándar para el set de calibración (SEC), la desviación residual de la predicción (RPD), coeficiente de determinación para el set de validación cruzada ( $r^2$ ), error estándar para el set de validación cruzada (SECV), coeficiente de determinación para el set de validación externa ( $R^2$ ) y error estándar para el set de validación externa (SEP). Para determinar datos atípicos se usó una distribución tipo  $T^2$  de Hotelling y para identificar las regiones de onda significativas se usaron los Loadings Weights. Estos análisis fueron



realizados con el software de estadística multivariable The Unscrambler X 10.4 (CAMO Software AS, Oslo, Noruega). A continuación, se presenta el proceso que se siguió en este estudio (**Figura 2-4**)

**Figura 2-4:** Diagrama de flujo de la metodología utilizada para este estudio



## 2.6 Análisis geoestadístico

Se realizó un análisis geoestadístico para evaluar la dependencia espacial de la conductividad eléctrica, para el cual se elaboraron semivariogramas experimentales, para los datos medidos y predichos utilizados en el modelo, por cada una de las profundidades de muestreo. Estos semivariogramas permiten analizar la relación de los datos obtenidos de una variable en distintos puntos de un área determinada, en función de la dirección y

distancia, asumiendo que los valores de la propiedad analizada son más similares en distancias pequeñas que aquellos ubicados a distancias mayores. Matheron (1963) definió la función del semivariograma experimental  $\gamma(h)$  como:

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

donde:

- $Z(x)$ : valor de la variable  $z$  en el sitio  $x$ .
- $Z(x+h)$ : valor de la variable  $z$  separado del punto anterior por una distancia  $h$ .
- $N(h)$ : número de parejas separadas por  $h$ .

Existen modelos teóricos que se ajustan al semivariograma experimental, para este estudio se consideraron los modelos acotados esféricos, exponenciales y gaussianos, definidos por Webster y Oliver (2007),

$$\text{Esférico: } \gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[ 1,5 * \left(\frac{h}{a}\right) - 0,5 * \left(\frac{h}{a}\right)^3 \right]; & 0 < h < a \\ C_0 + C_1; & h > a \end{cases} \quad \text{Ecuación 2-2}$$

$$\text{Exponencial: } \gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[ 1 - e^{\left(-\frac{3h}{a}\right)} \right]; & 0 < h < a; \\ C_0 + C_1; & h > a \end{cases} \quad \text{Ecuación 2-3}$$

$$\text{Gaussiano: } \gamma(h) = C_0 + C_1 \left[ 1 - e^{\left(-\frac{3h^2}{a^2}\right)} \right] \quad \text{Ecuación 2-4}$$

Estos modelos tienen tres parámetros en común

- Pepita ( $C_0$ ): indica variabilidad o discontinuidad entre las muestras
- Meseta ( $C_0+C_1$ ): indica el valor donde el semivariograma se estabiliza y deja de cambiar.
- Rango ( $a$ ): representa la distancia ( $h$ ) donde se presenta una correlación espacial.

Posteriormente se determinó el grado de dependencia espacial (GDE) propuesto y clasificado por Cambardella et al. (1994) como:

$$GDE(\%) = 100 \frac{C_1}{C_0+C_1} \quad \text{Ecuación 2-5}$$

Este valor indica un GDE débil si  $GDE(\%) \leq 25$ , moderado si  $25 < GDE(\%) \leq 75\%$  y fuerte si  $GDE(\%) > 75\%$ .

Para la selección de los modelos teóricos de semivariograma fue coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y una vez escogidos estos modelos se realizaron mapas digitales de distribución espacial aplicando el método de interpolación Kriging Ordinario teniendo en cuenta la validación cruzada, estos procedimientos fueron realizados con el software GS+ v. 10 (Gamma Design Software, LLC, Plainwell, MI)

## 3 Resultados

### 3.1 Estadística descriptiva

Una vez seleccionado los sets de calibración y validación, se realizó el análisis de estadística descriptiva para cada uno de los suelos utilizados y un modelo global, el cual reúne todas las muestras de los 3 suelos, y se obtuvieron los siguientes resultados (**Tabla 3-1**).

**Tabla 3-1:** Resultados del análisis de estadística descriptiva para los datos de CE para los sets de calibración y validación

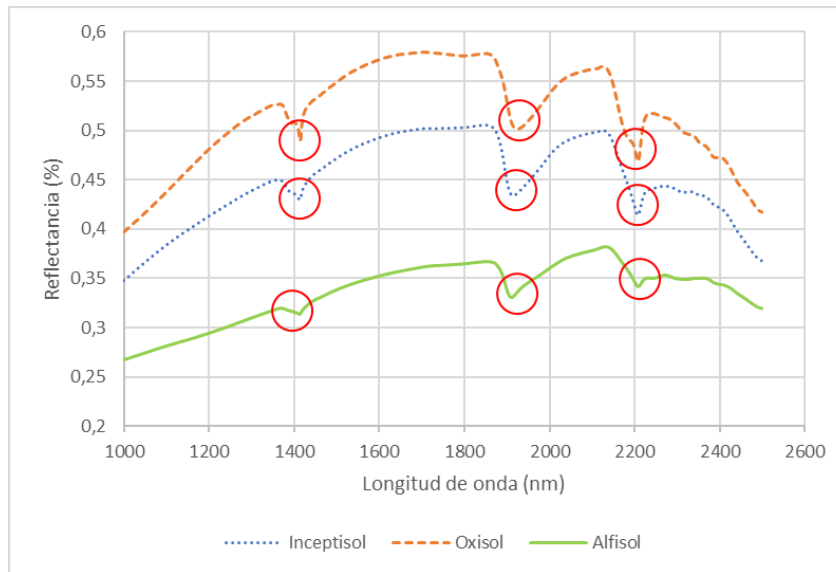
Modelo	Set	Máximo	Mínimo	Media	Desviación	CV
Inceptisol	Cal.	5,57	0,040	0,820	0,95	1,16
	Val.	5,29	0,148	0,972	1,12	1,15
Alfisol	Cal.	0,45	0,002	0,101	0,06	0,64
	Val.	0,30	0,033	0,103	0,06	0,62
Oxisol	Cal.	0,37	0,014	0,089	105.95	1,19
	Val.	0,27	0,015	0,056	66.94	1,19
Global	Cal.	5,57	0,002	0,401	0,73	1,81
	Val.	5,29	0,017	0,422	0,78	1,84

Donde: Cal.: Set de calibración y Val.: Set de validación

## 3.2 Respuesta espectral

La respuesta espectral obtenida de las muestras de suelos (**Figura 3-1**), se obtuvo en el rango de longitud de onda entre 1000 y 2500 nm, en el cual se presentaron picos importantes alrededor de los 1400, 1920 y 2210 para los tres suelos en estudio.

**Figura 3-1:** Picos importantes en el espectro de reflectancia para los 3 tipos de suelos



Los valores de reflectancia oscilaron entre 0,60 – 0,27; 0,50 – 0,20; 0,64-0,31; para el inceptisol, alfisol y el oxisol respectivamente, esta variación puede atribuirse al color del suelo, cromóforos, contenido de materia orgánica, y contenido de sal, (**Anexo A**).

## 3.3 Modelos de predicción

Para los modelos de predicción se consideró analizar la respuesta espectral obtenida por absorbancia y comparar con la respuesta espectral por reflectancia y seleccionar aquel cuyos resultados obtenidos por un PLRS tuvieran el menor RMSE y el mejor  $R^2$  entre estos dos para proceder a los otros pretratamientos. Para el caso del inceptisol se obtuvo una mejor respuesta con absorbancia mientras que para el alfisol, el oxisol y el modelo global, se trabajó con reflectancia.

Con el fin de remover información irrelevante, ruido, desviación y dispersión originada por el diámetro de partículas a las respuestas espectrales para el caso del inceptisol, alfisol y el modelo global se realizó un suavizado utilizando una segunda derivada de Savitsky –

Golay (con orden polinomial 2) y una normalización SNV; en el caso del oxisol además de aplicarse los mismos pretratamientos, se utilizó la primera derivada de Savitsky – Golay y un MSC, pero los mejores resultados obtenidos fueron únicamente el espectro sin pretratamientos para reflectancia y la conductividad eléctrica fue tomada en mS/cm.

Para cada uno de los modelos de predicción se realizó una PLSR, obteniéndose los valores  $\beta$  para la construcción de un modelo de predicción de la forma de la Ecuación 1-4 que se presentan en el Anexo B.1., B.2., B.3. y B.4. Y para evaluar la validez del modelo se realizó una validación cruzada y posteriormente una validación externa. Los parámetros estadísticos obtenidos para cada modelo de predicción de conductividad eléctrica fueron los siguientes, **Tabla 3-2**.

**Tabla 3-2:** Parámetros estadísticos obtenidos de los modelos de predicción para CE

Modelo	Calibración			Validación Cruzada				validación Externa	
	R <sup>2</sup>	RMSE	SEC	RMSE	r <sup>2</sup>	SECV	RPD	R <sup>2</sup>	SEP
Inceptisol	0,780	0,444	0,446	0,549	0,677	0,551	1,723	0,701	0,607
Alfisol	0,235	0,056	0,057	0,061	0,1336	0,061	1,056	0,181	0,058
Oxisol *	0,159	96,230	97,150	104,024	0,055	104,937	1,010	<b>N/A</b>	97,830
Global	0,813	0,313	0,314	0,381	0,727	0,382	1,912	0,683	0,438

\* Las unidades de CE para el oxisol fueron tomadas en mS/cm

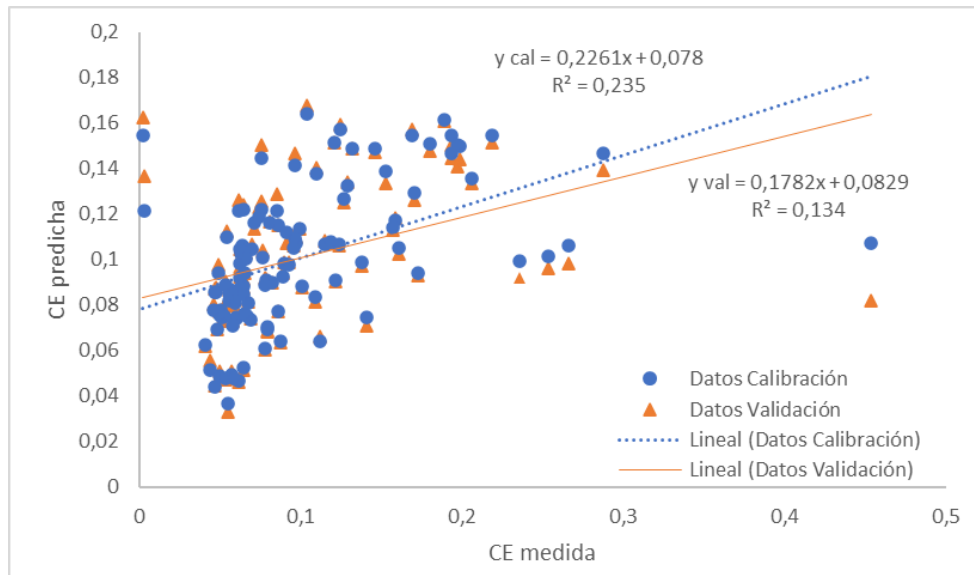
N/A: El modelo no arrojó un valor representativo

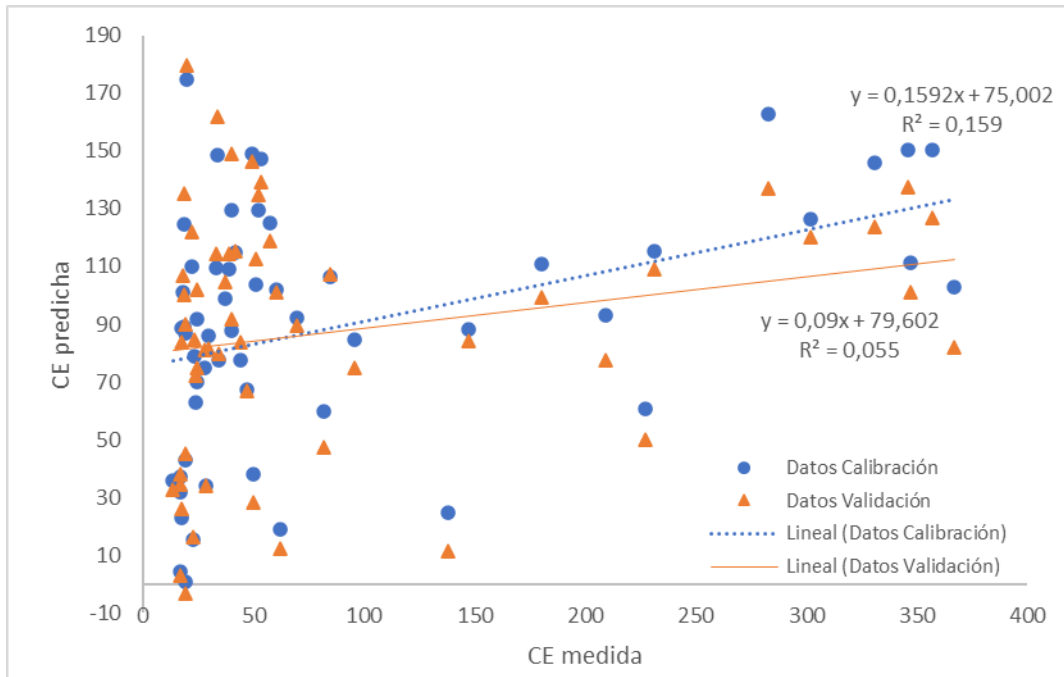
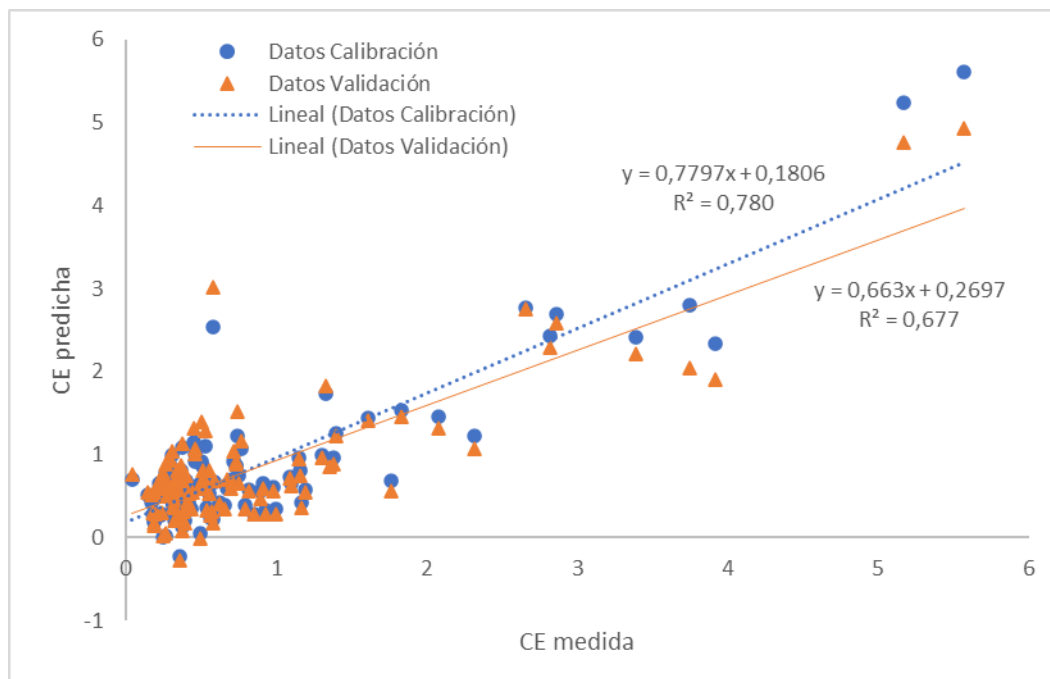
Los mejores resultados del modelo de calibración se obtuvieron para el inceptisol y el modelo global con R<sup>2</sup> de 0,78 y 0,81 respectivamente, y con base en los criterios de Nicolai, B.M. et al., (2007) estos modelos son buenos con un nivel de predicción aceptable o de alta precisión mientras que para el alfisol y el oxisol se obtuvieron R<sup>2</sup> de 0,235 y 0,159 indicando modelos pobres con poca capacidad de predicción y representatividad. Los resultados del Inceptisol fueron menores a los reportados por Brough (2009) que reportó R<sup>2</sup> en el infrarrojo medio (MIR) de 0.79, con el modelo global los resultados fueron mayores a los reportados por Vibhute, et al., (2018) los cuales obtuvieron R<sup>2</sup> de 0.8 y en el caso de la validación cruzada se obtuvieron valores para el inceptisol y el modelo global de r<sup>2</sup> de

0,677 y 0,727 respectivamente, resultando estar en el rango de los modelos predictivos reportados por Farifteh et al., (2008) donde obtuvieron  $0,52 \leq R^2$  en la validación cruzada  $\leq 0,87$ ; mientras que los resultados obtenidos en los modelos del alfisol y el oxisol fueron menores a los reportados por Johnson, J – M (2019) donde obtuvo  $R^2$  de 0.37 en NIR y 0.34 en MIR, Janik et al., (1998) reportó  $R^2$  de 0.23 y Viscarra, R. et al., (2006) reportaron el mejor  $R^2$  de 0.38 en MIR.

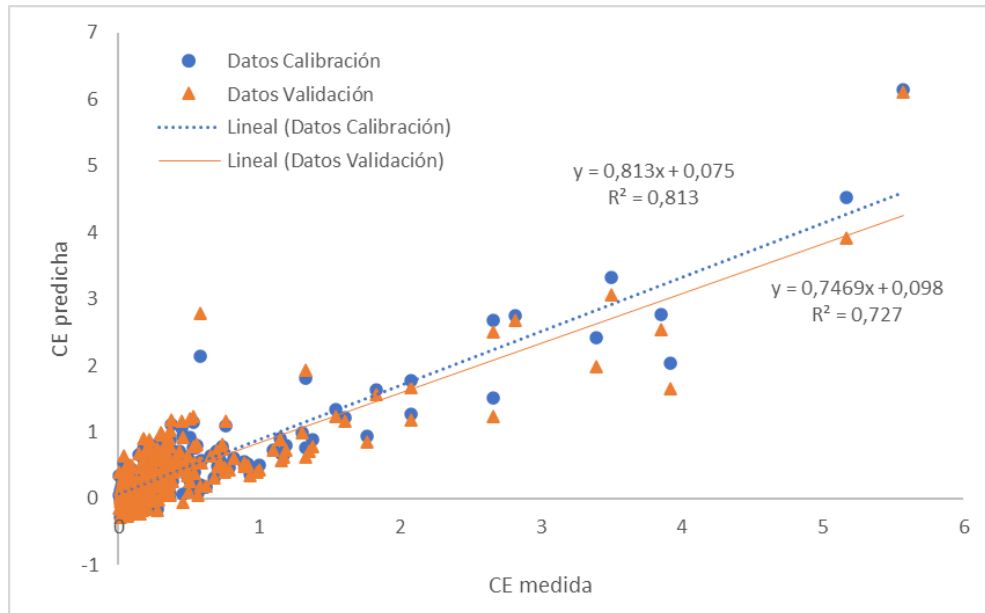
El comportamiento de la precisión de la predicción sugerida por Nicolai, B.M et al (2007) y Brough, D. M (2009) indican una predicción razonable con  $RPD > 1.5$  para el caso inceptisol y el modelo global, mientras que para el alfisol y el oxisol no se tiene una predicción confiable y no es recomendable usar este modelo de calibración para predecir conductividad eléctrica en estos suelos. Se realizó un análisis de regresión con los valores medidos y con los valores estimados, en el cual se encontraron  $R^2$  bajos para el alfisol y el oxisol indicando que los valores estimados proporcionan algo de información pero con una alta varianza, corroborando la baja capacidad de predicción de estos modelos (**Figura 3-2** y **Figura 3-3**) y aunque para el inceptisol y el modelo global, se puede observar la variabilidad entre datos tienen una mayor correlación entre los datos medidos con los estimados (**Figura 3-4** y **Figura 3-5**).

**Figura 3-2:** CE medida vs CE predicha para el alfisol



**Figura 3-3:** CE medida vs CE predicha para el oxisol**Figura 3-4:** CE medida vs CE predicha para el inceptisol



**Figura 3-5:** CE medida vs CE predicha para el modelo global

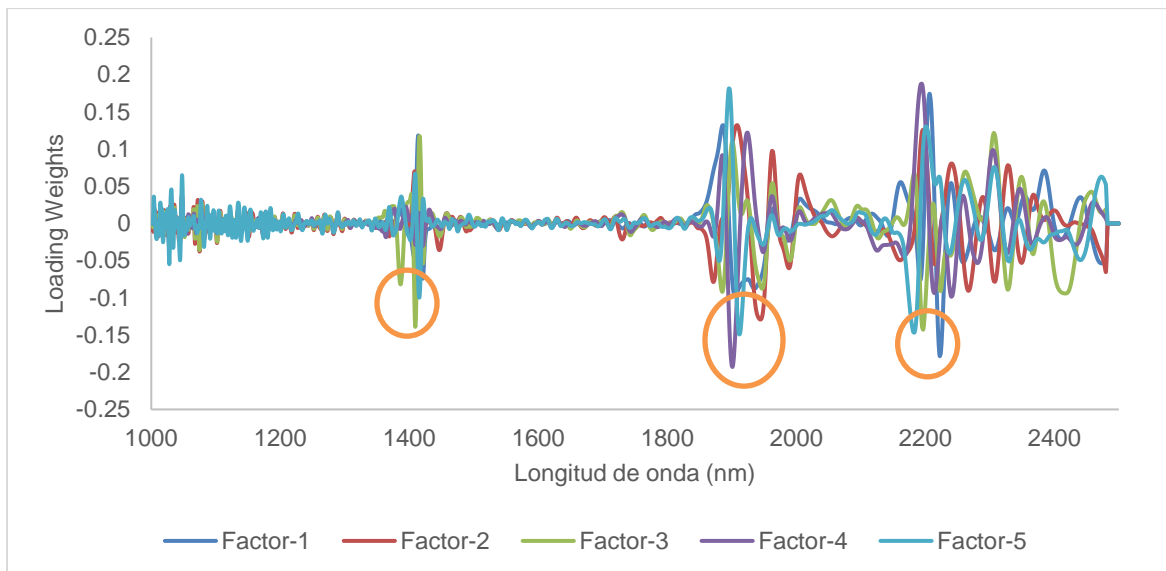
Estas diferencias entre los modelos y la literatura consultada pueden atribuirse a la respuesta espectral de los suelos analizados, al igual que los métodos y las condiciones de medición en el laboratorio. Así mismo los resultados de los datos estimados obtenidos pueden atribuirse a que en el caso del inceptisol, existían valores de conductividad más altos a los de las otras regiones y este mismo podría clasificarse como salino. En cuanto al modelo global, estos resultados se atribuyen a que el número y rango de muestras era mayor, es decir, al tener mayor número de muestras el modelo contiene una mayor variabilidad lo que lo hace más robusto, además de que el rango de valores de CE entre 0 y 2 dS/m pudo ser cubierto de una manera más amplia. Sin embargo, para obtener un modelo más preciso es necesario agregar datos que incluyan valores que no están muy bien cubiertos por el set de datos de este estudio, como es en el caso de 4 a 6 dS/m, pues según Farifteh et al., (2018), el aumento de salinidad produce cambios en la reflectancia y disminuye el albedo del espectro obtenido del suelo. Así mismo, Brough (2009) y Reeves, J.B., (2009) atribuyen la mala predicción de modelos a una muestra mal distribuida, rangos pequeños o que la calibración de los modelos es específica para cada tipo de suelo, condiciones y entornos particulares.

Además, el bajo potencial para identificar tipos de sales y conductividad eléctrica se atribuye a que la mayoría de las características de absorción se producen cerca de las bandas de absorción de agua alrededor de 1400 y 1900 (Carranza Díaz, 2019) y podrían enmascarar las sales. También podría explicarse que la conductividad eléctrica del suelo no es una propiedad relacionada con la matriz o los constituyentes sólidos del suelo y está influenciada por la zona, paisaje, uso del suelo, factores climáticos y concentración de electrolitos y por lo tanto no se predice con precisión (Farifteh 2018; Wang, H. 2015; Minasny et al., 2009; Viscarra Rossel et al., 2006).

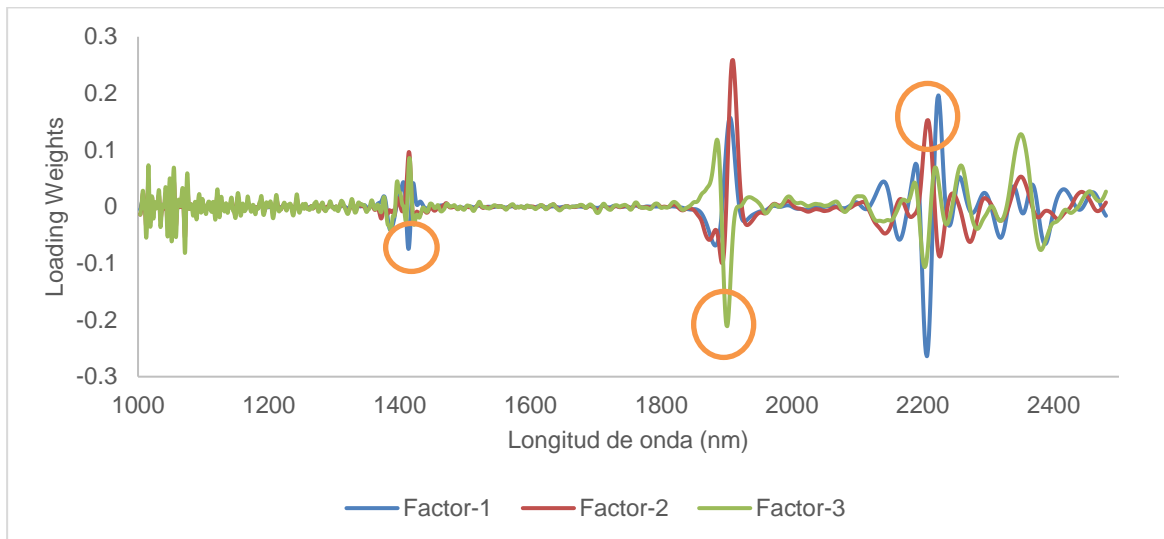
### 3.3.1 Longitudes de onda representativas

A partir de los *Loading Weights* se obtuvieron las longitudes de onda más representativas para cada uno de los modelos. En el caso del inceptisol (**Figura 3-6**), se encuentran entre 1410 – 1417, 1870 – 1960 y 2180 - 2220 nm; para el alfisol (**Figura 3-7**), se encuentran alrededor de 1410, 1880-1900 y 2200 y 2226; para el oxisol (**Figura 3-8**) se encuentran alrededor de 1410, 1890 y 2180 – 2210 nm y para el modelo global alrededor de 1386 – 1415, 1860 – 1960 y 2190 – 2210 nm (**Figura 3-9**).

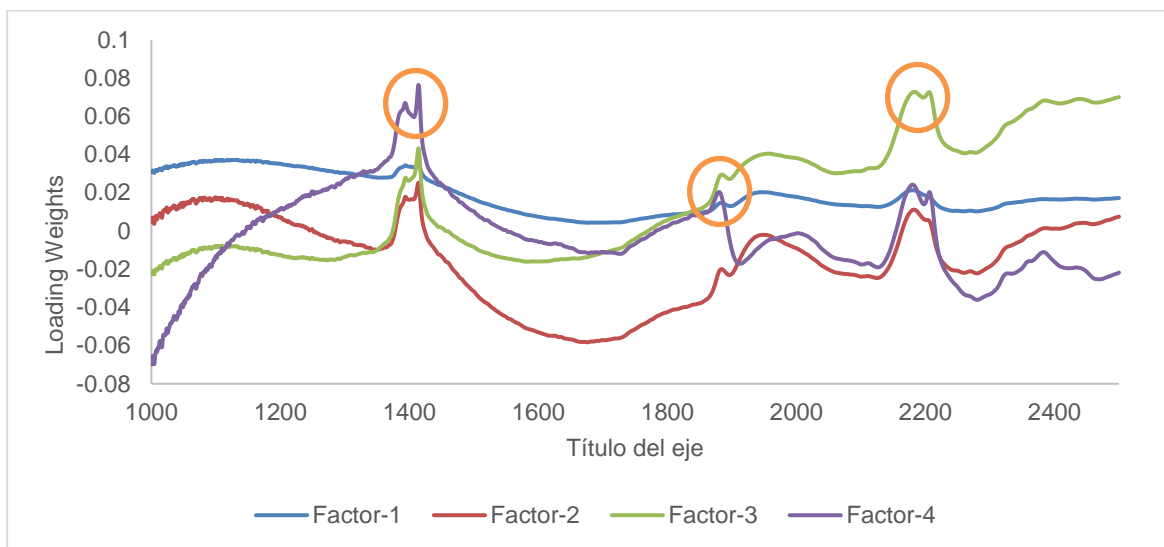
**Figura 3-6:** Longitudes de Onda representativas para el inceptisol

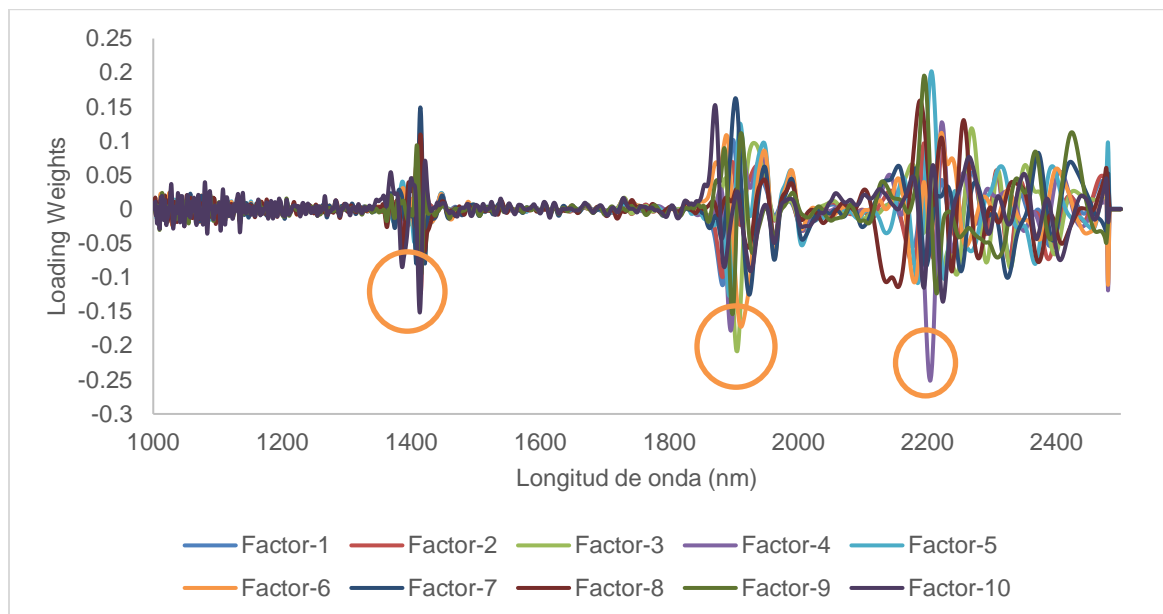


**Figura 3-7:** Longitudes de Onda representativas para el alfisol



**Figura 3-8:** Longitudes de Onda representativas para el oxisol

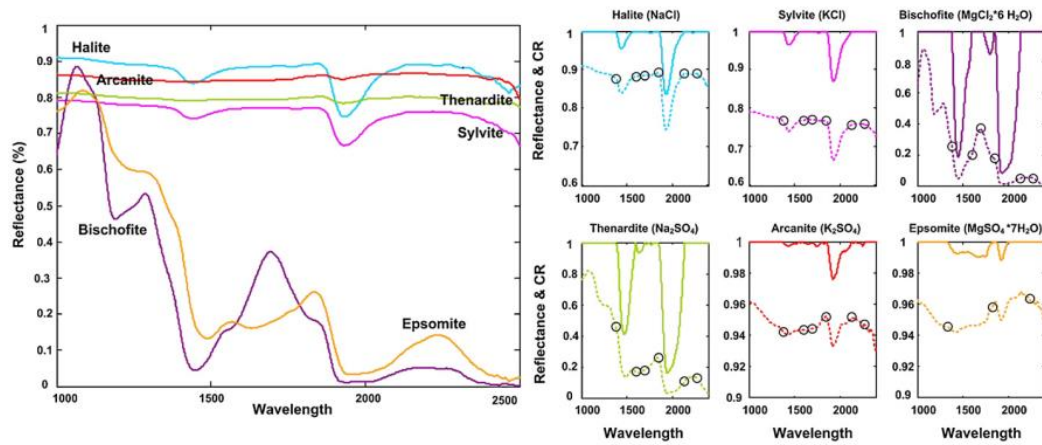


**Figura 3-9:** Longitudes de Onda representativas para el modelo global

Una vez identificadas las longitudes de onda representativas para cada zona es importante conocer que información se puede encontrar en dichos picos. La conductividad no es una propiedad directa del suelo y puede asociarse con otras propiedades del suelo como el pH entre otras, y ésta depende de la cantidad y tipo de sal que esté presente en el suelo. Farifteh et al., (2018) reportaron información del comportamiento espectral de suelos afectados por sal con el fin de estudiar la relación entre la respuesta y la concentración de sal presente en el suelo encontrando vibraciones características de aniones para sales como la epsomita en longitudes de onda cerca a los 1300 y 2400, biscofita cerca a los 1000, 1200, 1400 y 1900 nm, halita y silvita cerca a los 1440 y 1933, thenardita cerca a los 1410 y 1929, arcanita cerca a los 1430, 1932 y 2080 nm y en la longitud de onda cercana a los 1631 se presenta en suelos severamente salinos. (**Figura 3-10**).

Así, con base en Farifteh et al., (2018) y las longitudes de onda representativas encontradas podría existir presencia de minerales de sales tipo biscofita, thenardita, arcanita en el inceptisol; Thenardita, biscofita y arcanita en el alfisol y thenardita en el oxisol, sin embargo, es necesario hacer estudios de laboratorio con el fin de corroborar el tipo de sal presente.

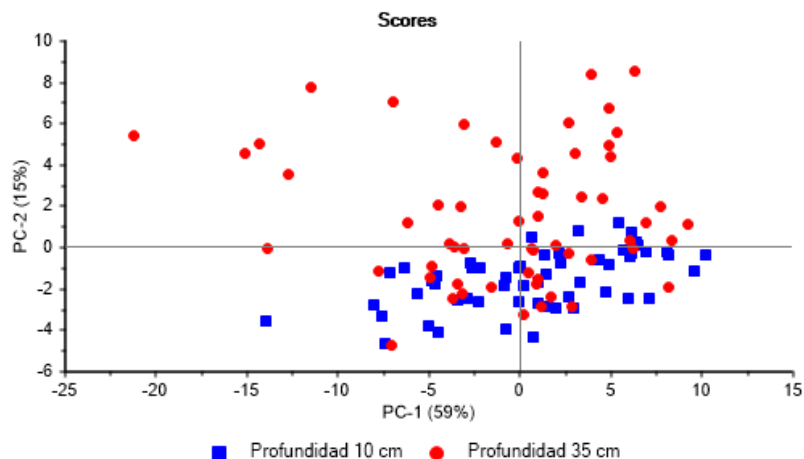
**Figura 3-10:** Espectros de diferentes minerales de sales.



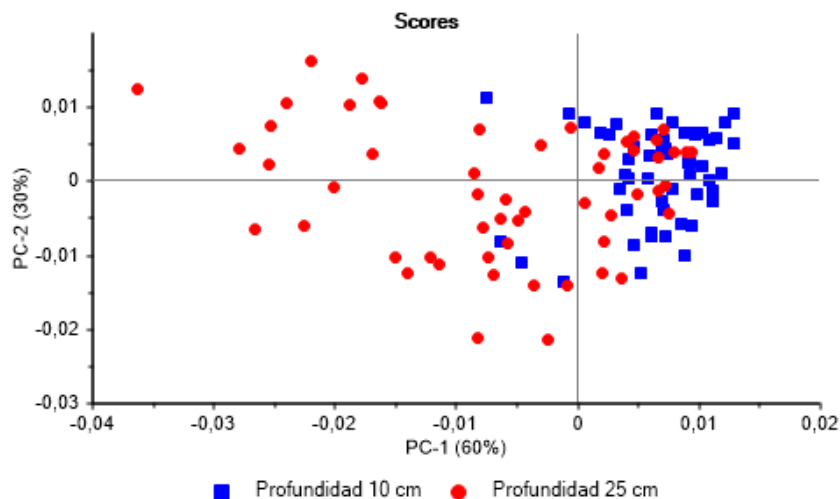
Fuente: Farifteh, (2008b).

### 3.3.2 Análisis de componentes principales (PCA)

Se realizaron PCA con el fin de identificar si en el set de datos era posible de identificar grupos por profundidad, ubicación o tipo de suelo; encontrándose que para el inceptisol (**Figura 3-11**) los dos primeros componentes representan el 74% de la varianza explicada, donde el primer componente principal discrimina el 59% del total de las muestras, mientras que el segundo discrimina el 15% y que puede notarse una diferencia de profundidades dada por el PC2 (componente Principal 2), se puede observar que los datos de la profundidad de 35 cm se separan de la profundidad de 10 cm y que también estos se explican con la parte negativa de este componente principal.

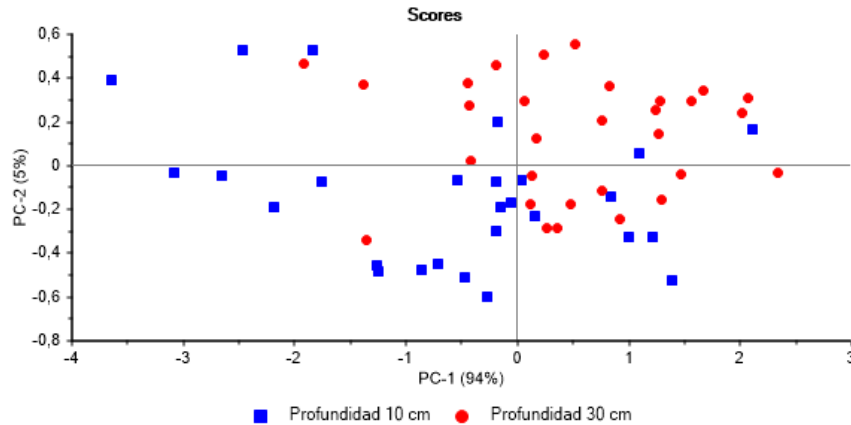
**Figura 3-11:** Scores plot para el análisis de PCA para el inceptisol

Para el alfisol (**Figura 3-12**) los 2 primeros componentes representan el 90% de la varianza explicada donde el primer componente principal discrimina el 60% del total de las muestras mientras que el segundo el 30% y en comparación con el inceptisol puede observarse una diferencia espectral mayor y para este caso los grupos están dados por el PC1 (componente Principal 1), se puede observar que los datos de la profundidad de 25 cm se separan de la profundidad de 10 cm y que también estos se explican con la parte negativa de este componente principal.

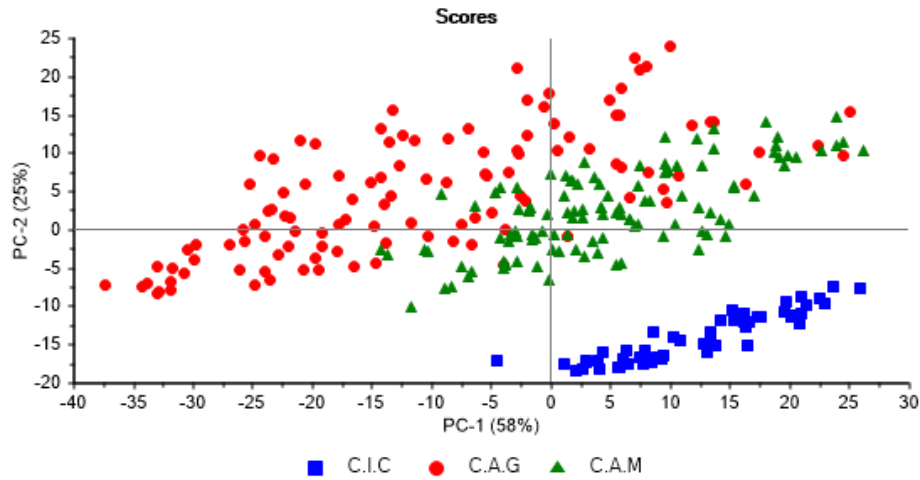
**Figura 3-12:** Scores plot para el análisis de PCA para el alfisol

Para el oxisol (**Figura 3-13**) los 2 primeros componentes representan el 99 % de la varianza explicada donde el primer componente principal discrimina el 94% del total de las muestras mientras que el segundo el 5%, en este suelo, aunque se explica casi completamente la varianza no existe una diferencia marcada para los valores de conductividad eléctrica según la profundidad.

**Figura 3-13:** Scores plot para el análisis de PCA para el oxisol



Finalmente, para el modelo global (**Figura 3-14**) los 2 primeros componentes representan el 83% de la varianza explicada donde el primer componente principal discrimina el 58% del total de las muestras mientras que el segundo el 25% para este caso se puede ver la diferencia según la zona de ubicación, donde el suelo del oxisol se diferencia más de los otros dos y esta explicado por la parte negativa del PC2 mientras que para el alfisol y el inceptisol se explican en su mayoría con la parte positiva.

**Figura 3-14:** Score plot para el análisis de PCA para el modelo global

### 3.4 Análisis geoestadístico

El análisis geoestadístico para la conductividad eléctrica se realizó con el análisis de semivariogramas teóricos (**Tabla 3-3:**) utilizando los resultados de laboratorios y los estimados por el modelo de predicción.

**Tabla 3-3:** Parámetros de los semivariogramas teóricos para conductividad eléctrica

Zona de estudio	Profundidad cm	Modelo	Co	C1+Co	Rango, a	R <sup>2</sup>	GDE	CVC
Inceptisol	10	Gaussiano	1,00E-03	0,9310	184	0,65	0,99	0,81
	35	Esférico	0,1160	0,6290	734	0,74	0,82	0,82
Oxisol	10	Esférico	490	22080	1403	0,97	0,98	0,68
	30	Efecto pepita		9355				
Alfisol	10	Esférico	8,97E-04	2,75E-03	397	0,93	0,67	0,90
	25	Exponencial	4,10E-04	9,64E-03	1317	0,91	0,96	0,66
Zona de estudio	Profundidad cm	Modelo	Co	C+Co	Rango, a	R <sup>2</sup>	GDE	CVC
Inceptisol	10	Gaussiano	0,043	0,751	246	0,69	0,94	1,23
	35	Esférico	0,073	0,427	601	0,72	0,83	1,01
Oxisol	10	Gaussiano	390	1612	620	0,95	0,76	0,70
	30	Efecto pepita		1691				
Alfisol	10	Esférico	9,40E-05	1,15E-03	574	0,99	0,92	0,99
	25	Esférico	4,34E-04	1,09E-03	891	0,81	0,60	1,03

Donde: Co: Pepita; C1+Co: Meseta; GDE: Grado de dependencia espacial y CVC: Coeficiente de validación cruzada1



Para los datos medidos para la profundidad de 10 a 30 cm del suelo oxisol, no se obtuvo un modelo de semivariograma representativo, debido a que en este se produjo efecto pepita.

En cuanto a los modelos de ajuste de semivariogramas, no se obtuvieron los mismos modelos con los datos medidos y los predichos para la misma zona de estudio y las dos profundidades analizadas, únicamente para los valores predichos en el alfisol, mientras que en el suelo inceptisol para los valores medidos y predicho se obtuvo el mismo modelo según la profundidad, en el caso de la profundidad de 35 cm coincide con lo reportado por Camacho, J., et al., (2013).

Se encontraron modelos de semivariogramas buenos con  $R^2 > 0.90$  y modelos con una estimación satisfactoria con  $R^2 > 0.60$ . Además, el Grado de Dependencia Espacial encontrado para la mayoría de los modelos presenta un grado fuerte exceptuando el caso del suelo alfisol que presentó un GDE moderado; para el caso del suelo inceptisol coincide con lo reportado por Camacho, J., et al., (2013), en el cual obtuvieron un GDE fuerte.

Con respecto a los rangos encontrados para cada una de las zonas de estudio aumentan a medida que aumenta la profundidad del suelo indicando una menor variabilidad espacial de la conductividad eléctrica. (Gámez, C., 2019)

### 3.4.1 Mapas digitales

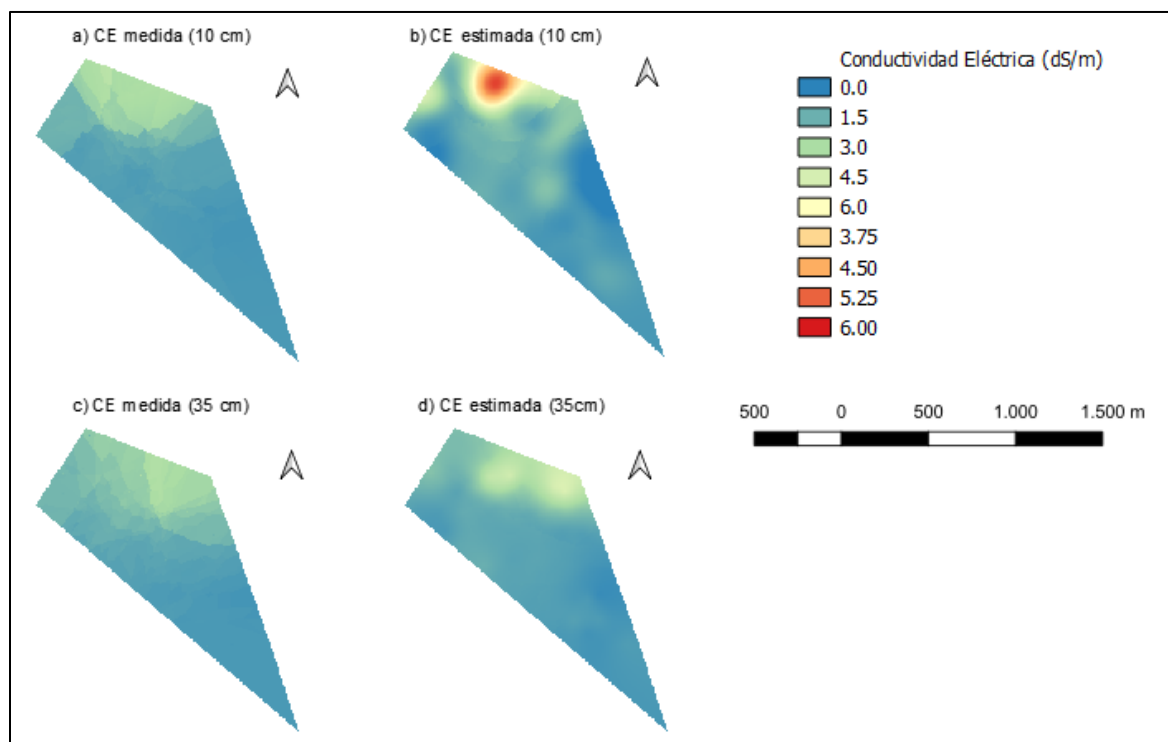
A partir de los modelos representativos se generaron superficies de interpolación utilizando el método de Kriging Ordinario con los datos medidos y los predichos por el modelo de predicción, para cada profundidad y suelo utilizado en este estudio (**Figura 3-15** hasta la **Figura 3-17**), en las cuales se puede observar la distribución y la tendencia de acumulación de sales del suelo (Akramkhanov, A. et. Al., 2013) y se puede observar la calidad de los modelos de predicción y que, aunque visualmente se puedan percibir similitudes entre los mapas, existen incertidumbres propias de la zona y los rangos de conductividad eléctrica no se mantienen entre los valores medidos y predichos.

En el caso del suelo inceptisol (**Figura 3-15**), se puede apreciar que los valores más altos de conductividad eléctrica se concentran en la zona norte del C.A.M con valores que oscilan entre 1 y 5.5 dS/m tanto para la profundidad de 10 cm y de 35 cm, que puede atribuirse al uso de fertilizantes en cultivos permanentes y semipermanentes y que esta

zona presenta problemas de salinidad. Por lo tanto, es necesario hacer intervenciones y un manejo adecuado de estas zonas para detener el progreso acumulativo de sales (Akramkhanov, A. et. Al., 2013) ya que los valores obtenidos indican una concentración de sales mucho más alta que las otras dos zonas de estudio.

Además, se presenta una similitud entre los mapas digitales obtenidos de los valores predichos como los medidos y en relación con la profundidad. La capacidad de predicción del modelo se ve reflejada en los mapas, para el caso de la profundidad de 10 cm tiende a sobrestimar el valor de la conductividad eléctrica mientras que para la profundidad de 35 cm los valores se asemejan más a los medidos indicando una buena predicción del modelo.

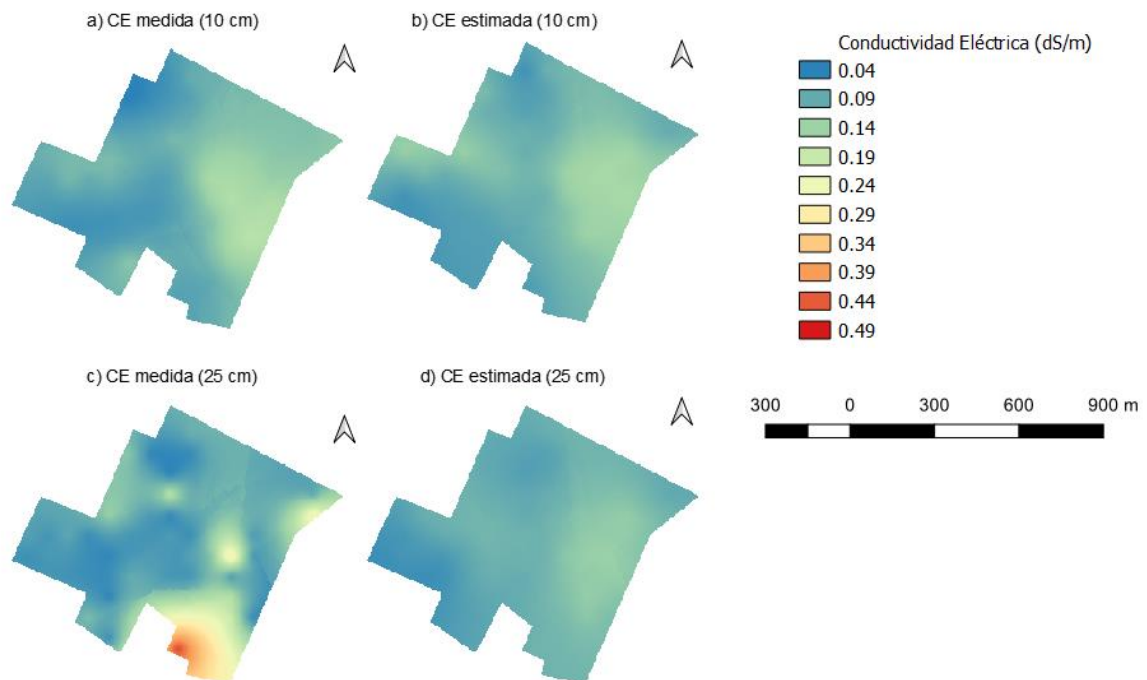
**Figura 3-15:** Mapas digitales para el tipo de suelo inceptisol para conductividad eléctrica obtenidos a partir de datos medidos (a y c) y estimados (b y d) para las dos profundidades de muestreo analizadas.



En el alfisol (**Figura 3-16**), se puede apreciar que existen diferencias notorias en los valores medidos y los predichos en el modelo. En la profundidad de 25 cm, el valor estimado por el modelo tiene un comportamiento espacial similar a la profundidad anterior, en la que se puede ver una leve disminución de la conductividad eléctrica a lo largo del perfil del suelo,

sin embargo, en comparación con los valores medidos el modelo tiende a subestimarlos para esta zona. Igualmente es posible identificar que hacia la zona sur del lugar de estudio hay una concentración mayor de sales que puede atribuirse al uso de fertilizantes en cultivos permanentes y semipermanentes y que, si bien no son valores altos con los que se pueda catalogar como un suelo salino, es necesario tener en cuenta que, si no se tiene un monitoreo adecuado y constante, el suelo comenzara a degradarse a lo largo del tiempo.

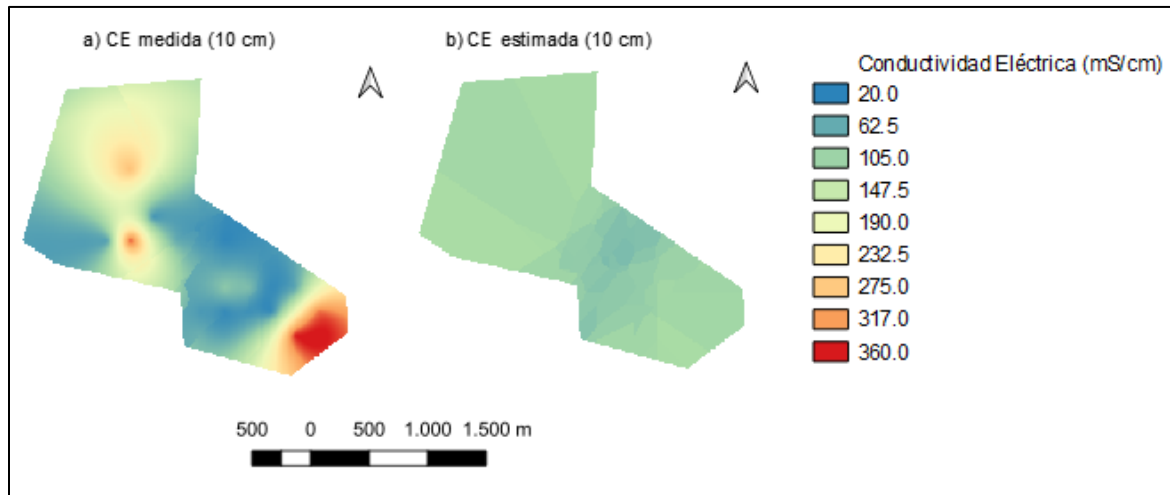
**Figura 3-16:** Mapas digitales del tipo de suelo alfisol para conductividad eléctrica obtenidos a partir de datos medidos (a y c) y estimados (b y d) para las dos profundidades de muestreo analizadas.



Para el caso del oxisol (**Figura 3-17**), se puede apreciar una alta variabilidad de los resultados de la interpolación de los datos medidos y predichos, además de que no hay una buena correlación entre los mapas digitales, lo que puede atribuirse a la baja capacidad de predicción del modelo ( $R^2= 0,16$ ) y al bajo número de muestras, el cual afecta el análisis espacial y a su vez la correspondencia entre mapas (Camacho, J., et al., 2013).

Para la profundidad de 30 cm no se realizaron superficies de interpolación para obtener mapas digitales debido a que en esta se presentó efecto pepita y no existía similitud entre los valores vecinos ni una buena correlación entre los valores medidos y predichos.

**Figura 3-17:** Mapas digitales del tipo de suelo oxisol para conductividad eléctrica obtenidos a partir de datos medidos (a) y estimados (b) para la profundidad de 10 cm.



## 4 Conclusiones y recomendaciones

### 4.1 Conclusiones

La construcción de modelos en esta investigación son los primeros para determinación de conductividad eléctrica en suelos colombianos utilizando espectroscopía de reflectancia difusa (NIR), los cuales serán útiles para construcción de modelos futuros para suelos colombianos.

La espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) podría estimar satisfactoriamente la conductividad eléctrica en suelos con la suficiente acumulación de sales para poder predecirla como es el caso del suelo inceptisol ( $R^2$  de 0,78) y ofrece ser una alternativa a métodos convencionales y como herramienta para determinar esta propiedad en el suelo.

Debido al alto error de predicción observado en los modelos del alfisol ( $R^2$  0,235) y del oxisol ( $R^2$  0,159), la técnica podría tener una aplicación limitada para suelos no salinos o con valores menores a 0,5 dS/m obteniéndose modelos espectrales poco representativos, sin embargo, es necesario realizar más investigaciones que incluyan la influencia tanto de factores ambientales como del número y selección de las muestras, rangos y set de calibración y validación.

Los modelos de predicción generados para el suelo inceptisol y el modelo global indican que, con un mayor número de muestras y rangos más altos de conductividad eléctrica, los modelos serán más robustos y podrán contener una mayor variabilidad, permitiendo que la CE pueda ser predicha con una precisión mayor. Adicionalmente, junto al análisis de PCA en ambos modelos es posible diferenciar el set de muestras tanto por profundidad como por tipo de suelo.

Los datos obtenidos a partir de los semivariogramas pueden ayudar a definir la densidad de muestreo para identificar la conductividad eléctrica en el suelo, además que con la ayuda de las técnicas estadísticas se pueden identificar de manera rápida las muestras atípicas y evitar errores para la elaboración de mapas digitales.

La elaboración de mapas digitales permite ver la distribución espacial y comportamiento de una variable en el plano horizontal del suelo para una región determinada y con estos puede realizar manejo y monitoreo de zonas de afectación o en riesgo.

## 4.2 Recomendaciones

A partir de la investigación realizada e investigaciones realizadas en el país se hacen las siguientes recomendaciones con el fin de mejorar, robustecer y aumentar la capacidad predictiva de los modelos de calibración:

- Alimentar la base de datos en cuanto al número de muestras y muestras tomadas en diferentes épocas del año, debido a que según la zona y tipo de suelo las sales que se encuentren presentes son disueltas en temporadas de lluvia, y pueden arrojar valores mucho menores que en otro momento, pero se hace necesario para poder predecir y tener un control del movimiento de las sales en el perfil del suelo a lo largo del año.
- Realizar estudios complementarios en cuanto al método de estimación de conductividad eléctrica, el tipo de sal que pueda estar presente en el suelo, diferentes técnicas estadísticas, análisis multivariado, técnicas quimiométricas, entre otros análisis que pueden coadyuvar en la determinación de la conductividad eléctrica del suelo
- Determinar qué rangos del espectro infrarrojo, ya sea MIR, VIS o combinaciones de estas con NIR, permiten predecir la variable con los mejores resultados, siempre y cuando los costos de adquirir tecnologías para esto no sean factores limitantes
- Estudiar suelos de varias zonas del país, teniendo en cuenta su origen, uso y aptitud debido a que para algunas propiedades y tipos de suelo los modelos predictivos pueden resultar poco representativos como en este caso el oxisol.
- Obtener respuestas espectrales in situ con el fin de tener una correlación entre la toma de muestra alterada e inalterada.

- 
- Revisar la respuesta espectral de suelos con valores de conductividad eléctrica más elevados con el fin de analizar si cuando el albedo aumenta, se atenúan o fortalecen los picos de importancia como sucede con el contenido de agua en el suelo.
  - Realizar un análisis del efecto del número de muestras, por ejemplo, ir aumentando grupos de a 50 muestras, para así determinar la influencia del número de muestras en la precisión y exactitud del modelo de predicción, al igual que su influencia en la generación de mapas digitales.

## 5 Bibliografía

- Adeline, K. R. M., Gómez, C., Gorretta, N., & Roger, J. M. (2017). Predictive ability of soil properties to spectral degradation from laboratory Vis-NIR spectroscopy data. *Geoderma*, 288, 143–153. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.11.010>
- Allbed, A.; Kumar, L., & Aldakheel, Y. Y. (2014). Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: Applications in a date palm dominated region. *Geoderma*, 230–231, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.03.025>
- Allison, L.E. 1973. Oversaturation method for preparing saturation extracts for salinity appraisal. *Soil Sci.* 116:65-69.
- Asfaw, E., Suryabhagavan, K. v., & Argaw, M. (2018). Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 17(3), 250–258. <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.05.003>
- Bedin, L. G., Souza, A. B. e, Dotto, A. C., Demattê, J. A. M., & Sayão, V. M. (2018). Soil analytical quality control by traditional and spectroscopy techniques: Constructing the future of a hybrid laboratory for low environmental impact. *Geoderma*, 337(December 2017), 111–121. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.010>
- Ben-Dor, E., Chabrillat, S., Demattê, J. A. M., Taylor, G. R., Hill, J., Whiting, M. L., & Sommer, S. (2009). Using Imaging Spectroscopy to study soil properties. *Remote Sensing of Environment*, 113(SUPPL. 1), S38–S55. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.09.019>
- Ben-Dor, E., Patkin, K., Banin, A., & Karnieli, A. (2002). Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data - A case study over soils in Israel. *International Journal of Remote Sensing*, 23(6), 1043–1062. <https://doi.org/10.1080/01431160010006962>



- Brough, D. M; McBratney, A.B; Minasny, B; Murphy, B. (2009). Regional transferability of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic prediction for soil chemical properties, *Geoderma*, Volume 153, Issues 1–2,2009, Pages 155-162
- Camacho, 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. Sede Bogotá.*, 149.
- Camacho, J; Cortés, D & Pérez, J (2013) Relación espacial entre la conductividad eléctrica y algunas propiedades químicas del suelo. *Revista U.D.CA Ciencias Agropecuarias*. 16(2): 401-408
- Cambardella, C.A., Moorman, T.B., Novak, J.M., Parkin, T.B., Karlen, D.L., turco, R.F., Konopka, A.E. 1994. Variabilidad a escala de campo de las propiedades del suelo en los suelos de Iowa Central. *suelo sci. soc. Am. J.* 58, 1501-1511.
- Cardon, G. E., Davis, J. G., Bauder, T. A., & Waskom, R. M. (n.d.). *Managing Saline Soils no. 0.503*. [www.ext.colostate.edu](http://www.ext.colostate.edu)
- Carranza Díaz, A. K. (2019). Espectroscopía de reflectancia difusa-NIR para la determinación del contenido de agua en el suelo. Bogotá
- Dokuchaev, V. (1883). Russian Chernozem. In *Selected works of V.V. Dokuchaev, Vol I*. Israel Program for Scientific Translations, Jerusalem (translated in 1967).
- El Harti, A., Lhissou, R., Hassouna, M., Ouzemou, J., Chokmani, K., el Ghmari, A., & Bachaoui, E. M. (2016). Spatiotemporal monitoring of soil salinization in irrigated Tadla Plain (Morocco) using satellite spectral indices. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, 64–73. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.008>
- FAO. (2014). *Base referencial mundial del recurso suelo 2014 Sistema internacional de clasificación de suelos para la nomenclatura de suelos y la creación de leyendas de mapas de suelos Actualización 2015 INFORMES SOBRE RECURSOS MUNDIALES DE SUELOS*. <http://www.fao.org>
- FAO. (s.f.). Clasificación de suelos . Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. Recuperado de: [www.fao.org/soils-portal/soil-survey/clasificacion-de-suelos/es/](http://www.fao.org/soils-portal/soil-survey/clasificacion-de-suelos/es/)
- FAO. (s.f.). Conservación del suelo. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. Recuperado de: [www.fao.org/soils-portal/soil-management/conservacion-del-suelo/es/](http://www.fao.org/soils-portal/soil-management/conservacion-del-suelo/es/)
- FAO. (s.f.). Degradación del suelo. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. Recuperado de: [www.fao.org/soils-portal/soil-degradation-restoration/es/](http://www.fao.org/soils-portal/soil-degradation-restoration/es/)

- FAO. (1996). Ecología y enseñanza rural. Nociones ambientales básicas para profesores rurales y extensionistas. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. 131. Recuperado de: Nociones ambientales básicas para profesores rurales y extensionistas (fao.org)
- FAO. (s.f.). La biodiversidad del Suelo, Conservación del Suelo y Agricultura. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. Recuperado de: [www.fao.org/soils-portal/soil-biodiversity/conservacion-del-suelo-y-agricultura/es/](http://www.fao.org/soils-portal/soil-biodiversity/conservacion-del-suelo-y-agricultura/es/)
- FAO. (2000). Management of some problem soils. Recuperado de: <http://www.fao.org/soils-portal/soil-management/management-of-some-problem-soils/en/>
- FAO. (1999). *soil salinity assessment Methods and interpretation of electrical conductivity measurements*. 57.
- FAO. (2021). Presentación, en conferencia virtual, del Mapa mundial de los suelos afectados por salinidad. Recuperado de: <https://www.fao.org/newsroom/detail/salt-affected-soils-map-symposium/es>
- Farifteh, J., van der Meer, F., van der Meijde, M., & Atzberger, C. (2008). Spectral characteristics of salt-affected soils: A laboratory experiment. *Geoderma*, 145(3–4), 196–206. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.03.011>
- Fernández Martínez, F. (2020). *Desarrollo de modelo para determinar el stock de carbono orgánico del suelo con base en reflectancia difusa. Caso: Carimagua-Meta*.
- Fernández-Buces, N.; Siebe, C.; Cram, S., & Palacio, J. L. (2006). Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: A case study in the former lake Texcoco, Mexico. *Journal of Arid Environments*, 65(4), 644–667. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.08.005>
- Forero, N. (2017). *Evaluación de parámetros de calidad físicos y químicos en agraz (Vaccinium meridionale Swartz) con el uso de espectroscopía de infrarrojo cercano – NIR*.
- Gómez Ávila, C. (2019). *Uso de modelos espectrales VIS – NIR para la determinación del contenido de carbono del suelo*.
- Husson, O.; Brunet, A.; Babre, D.; Charpentier, H.; Durand, M.; Sarthou, J. (2018). Conservation Agriculture systems alter the electrical characteristics (Eh, pH and EC) of four soil types in France, *Soil and Tillage Research*, Volume 176, Pages 57-68, ISSN 0167-1987. <https://doi.org/10.1016/j.still.2017.11.005>.
- ICONTEC (2008). Norma Técnica Colombiana NTC 5596. Calidad de suelo. Determinación de la conductividad eléctrica.

- IDEAM; CAR; UDCA. (2017). *Protocolo para la identificación y evaluación de la degradación de suelos por salinización en Colombia*.
- IGAC. (1970). *Estudios semidetallados y general de suelos de los municipios de la Dorada, Caldas, Honda y Armero Tolima*. Bogotá.
- IGAC. (2006). *Métodos analíticos del laboratorio de suelos*, 6ª edición. Bogotá
- INTAGRI. 2017. *La Conductividad Eléctrica del Suelo en el Desarrollo de los Cultivos*. Serie Suelos. Núm. 26. Artículos Técnicos de INTAGRI. México. 5 p.
- Janik, L. J., Merry, R. H., & Skjemstad, J. O. (1998). Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 38(7), 681–696. <https://doi.org/10.1071/EA97144>
- Jenny, H. (1941). *Factors of soil formation: a system of quantitative pedology*. Dover.
- Johnson, J – M; Saito, K; Senthilkumar, K; Shepherd, K; Sila, A & Vandamme, E. (2019) Near-infrared, mid-infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for assessing soil fertility in rice fields in sub-Saharan Africa. *Geoderma*, 234 (February): <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.06.043>.
- Kargas, G., Londra, P., & Sgoubopoulou, A. (2020). Comparison of soil EC values from methods based on 1:1 and 1:5 soil to water ratios and E<sub>Ce</sub> from saturated paste extract-based method. *Water (Switzerland)*, 12(4). <https://doi.org/10.3390/W12041010>
- Lagacherie, P., Sneepe, A. R., Gomez, C., Bacha, S., Coulouma, G., Hamrouni, M. H., & Mekki, I. (2013). Combining Vis-NIR hyperspectral imagery and legacy measured soil profiles to map subsurface soil properties in a Mediterranean area (Cap-Bon, Tunisia). *Geoderma*, 209–210, 168–176. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.06.005>
- Longenecker, D. E., and P.J. Lysterly. 1964. Making soil pastes for salinity analysis: A reproducible capillary procedure. *Soil Sci.* 97:268-275.
- Loveday, J. 1980. Experiences with the 4-electrode resistivity technique for measuring soil salinity. *Div. Soils, CSIRO, Rep.* 51.
- Liu, Y., Pan, X., Wang, C., Li, Y., & Shi, R. (2016). Can subsurface soil salinity be predicted from surface spectral information? – From the perspective of structural equation modelling. *Biosystems Engineering*, 152(71), 138–147. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.06.008>
- Masoud, A. A. (2014). Predicting salt abundance in slightly saline soils from Landsat ETM+ imagery using Spectral Mixture Analysis and soil spectrometry. *Geoderma*, 217–218, 45–56. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.10.027>

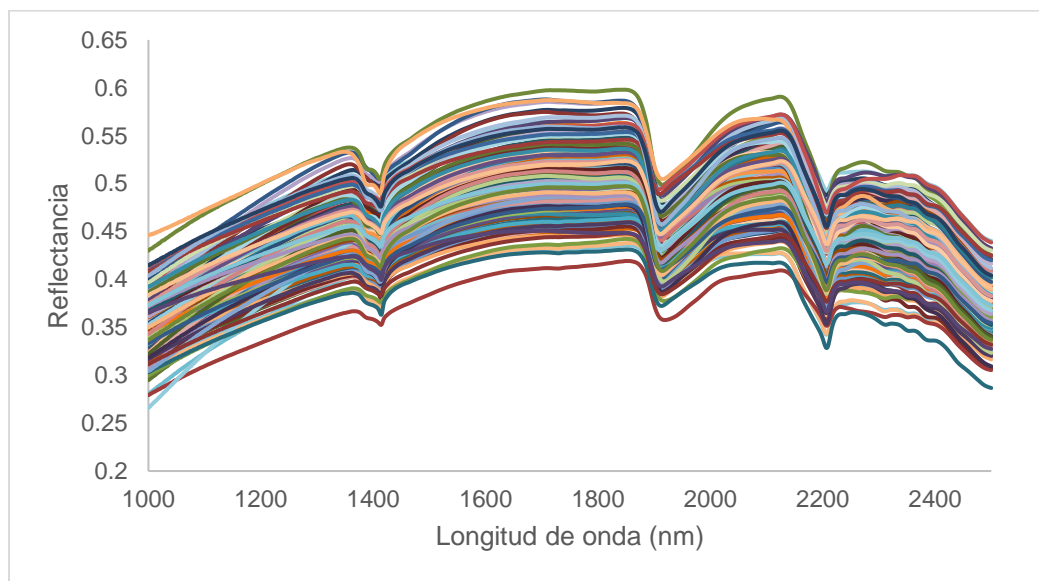
- Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic Geology*, 58(8), 1246–1266. <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.58.8.1246>
- McBratney, A. B., Mendonça Santos, M. L., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1–2), 3–52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4)
- McBratney, A., Field, D. J., & Koch, A. (2014). The dimensions of soil security. *Geoderma*, 213, 203–213. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.08.013>
- Medio Ambiente (28 de febrero de 2018). Colombia tiene 14 millones de hectareas degradadas por salinización. *El tiempo*. Recuperado de: <https://www.eltiempo.com/vida/medio-ambiente/colombia-tiene-14-millones-de-hectareas-degradadas-por-salinizacion-188242>
- Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible (2021). La conservación y protección del suelo es otro de los logros ambientales de Colombia. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Recuperado de: <https://www.minambiente.gov.co/index.php/sala-de-prensa/130-notas-de-interes/3998-la-conservacion-y-proteccion-del-suelo-es-otro-de-los-logros-ambientales-de-colombia>
- Murray, I. (2004). *Scattered information: philosophy and practice of near infrared spectroscopy*. [www.nirpublications.com](http://www.nirpublications.com)
- Næs, T. et al., 2004. *A User-friendly Guide to Multivariate Calibration and Classification.*, Charlton, Chichester, UK.: NIR publications.
- National Soil Survey Handbook. (2017). *How to Submit a Taxonomy Proposal*. [http://www.nrcs.usda.gov/wps/portal/nrcs/detail/soils/home/?cid=nrcs142p2\\_053577](http://www.nrcs.usda.gov/wps/portal/nrcs/detail/soils/home/?cid=nrcs142p2_053577)
- Nicolai, B.M. et al., 2007. Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. *Postharvest Biology and Technology*, 46(2), pp.99–118.
- NRSC, & USDA. (2014). *Claves para la Taxonomía de Suelos*.
- Nyssen, J., Poesen, J., & Deckers, J. (2009). Land degradation and soil and water conservation in tropical highlands. *Soil and Tillage Research*, 103(2), 197–202. <https://doi.org/10.1016/j.still.2008.08.002>
- Obando, E; Carbonell, J. (2010). Caracterización espectral y mineralógica de los suelos del valle del río Cauca por espectroscopía visible e infrarroja. *Agronomía Colombiana*, 28(2), 291–301. <http://www.eolss.net/sample-chapters/c12/e1-05-07-01.pdf>
- Ordóñez Delgado, N., & Bolívar Gamboa, A. (2014). *Levantamiento agrológico del Centro Agropecuario* (Universidad Nacional de Colombia & Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Subdirección de Agrología, Eds.). Bogotá: Imprenta Nacional de Colombia.

- Pessarakli, M. (2011). *Handbook of plant and crop stress*, EE.UU., 3ra edición, Taylor & Francis Group
- Reeves, J.B., III, Near- versus mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil analysis emphasizing carbon and laboratory versus on-site analysis: Where are we and what needs to be done? *Geoderma* (in press). <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.04.005>
- Rhoades, J (1993). Electrical conductivity methods for measuring and mapping soil salinity. In *Advances in Agronomy Vol. 49, 201-251*; Sparks; Academic Press. San Diego
- Richards, L.A. (1954) *Diagnosis and Improvement of Saline and Alkali Soils*, Washington, DC: USDA Agric. US Handbook 6
- Rodríguez, W; García, P; Fajardo, A. (2016). Aplicaciones de Técnicas Espectroscópicas para el Análisis de Suelos. *Revista Facultad de Ciencias Básicas*, 12(2), 228–251. <https://doi.org/10.18359/RFCB.2030>
- Romić, M., Castrignanò, A., Buttafuoco, G., Romić, D., Zovko, M., Colombo, C., & di Iorio, E. (2018). A geostatistical Vis-NIR spectroscopy index to assess the incipient soil salinization in the Neretva River valley, Croatia. *Geoderma*, 332(February), 60–72. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.005>
- Ruiz, A. (2006). *Origen, formación, estructura y comportamiento de la arcilla de Bogotá*. Universidad de Los Andes.
- Serna-Giraldo, A. & Salazar-Gutiérrez, F. (2011). Conocimiento y aplicación de prácticas de conservación de suelos por parte de caficultores en la región central cafetera (Vol. 62, Issue 1).
- Shahid, S. A., Zaman, M., & Heng, L. (2018). Soil Salinity: Historical Perspectives and a World Overview of the Problem. In *Guideline for Salinity Assessment, Mitigation and Adaptation Using Nuclear and Related Techniques* (pp. 43–53). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-96190-3\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-96190-3_2)
- SIAC. (s.f.). Suelo. Sistema de información Ambiental de Colombia. Recuperado de: [www.siac.gov.co/suelo](http://www.siac.gov.co/suelo)
- Sidike, A., Zhao, S., & Wen, Y. (2014). Estimating soil salinity in Pingluo County of China using QuickBird data and soil reflectance spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26(1), 156–175. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.06.002>
- Sonneveld, C., van den Ende, J. Soil analysis by means of a 1:2 volume extract. *Plant Soil* 35, 505–516 (1971). <https://doi.org/10.1007/BF01372683>

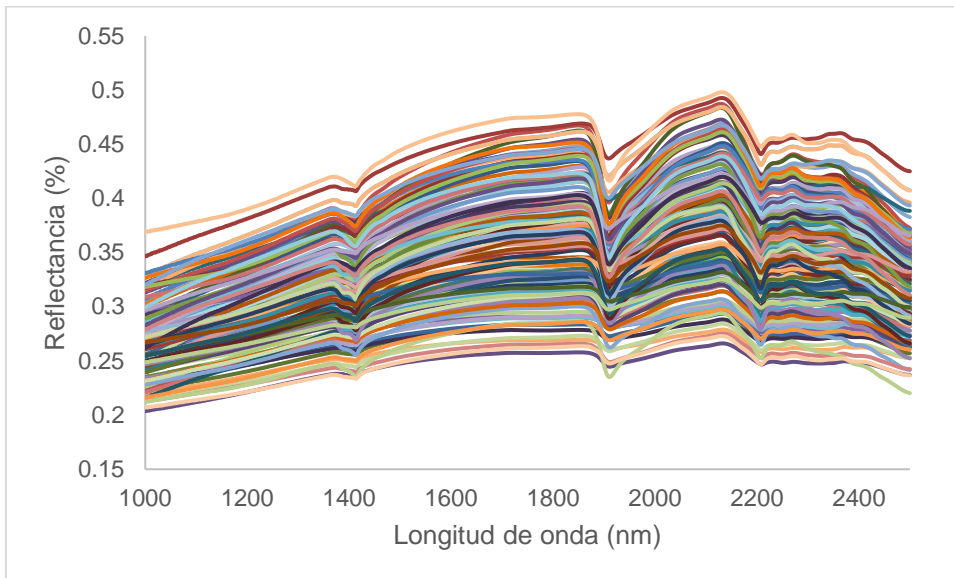
- Sudduth, K. A., Myers, D. B., Kitchen, N. R., & Drummond, S. T. (2013). Modeling soil electrical conductivity-depth relationships with data from proximal and penetrating ECa sensors. *Geoderma*, 199, 12–21. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.10.006>
- Survey Staff, S (1999). Soil taxonomy: A basic system of soil classification for making and interpreting soil surveys. 2nd edition. *Natural Resources Conservation Service. U.S. Department of Agriculture Handbook* 436.
- Vignola, R., Koellner, T., Scholz, R. W., & McDaniels, T. L. (2010). Decision-making by farmers regarding ecosystem services: Factors affecting soil conservation efforts in Costa Rica. *Land Use Policy*, 27(4), 1132–1142. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2010.03.003>
- Viscarra, R. A., Walvoort, D. J. J., Mcbratney, A. B., Janik, L. J., & Skjemstad, J. O. (2006). *Proximal sensing of soil ph and lime requirement by mid infrared diffuse reflectance spectroscopy*.
- Viscarra, R., Mouazen, A. M., & Wetterlind, J. (2010). Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. In *Advances in Agronomy* (Vol. 107, Issue C). [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(10\)07005-7](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7)
- 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(1–2), 59–75. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>
- Wang H, Peng J, Xie C, Bao Y, He Y. Fruit quality evaluation using spectroscopy technology: a review. *Sensors (Basel)*. 2015 May 21;15(5):11889-927. doi: 10.3390/s150511889. PMID: 26007736; PMCID: PMC4481958
- Webster, R., Oliver, M.A. 2007. *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley & Sons Inc., Hoboken, NJ, USA. 330 pp.
- Zhang, T. T., Zeng, S. L., Gao, Y., Ouyang, Z. T., Li, B., Fang, C. M., & Zhao, B. (2011). Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity. *Ecological Indicators*, 11(6), 1552–1562. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2011.03.025>
- Zossi, S. et al., 2010. Espectroscopía por infrarrojo cercano (NIRS). Su aplicación en análisis de jugos de caña de azúcar. *Revista Industrial y Agrícola de Tucumán*, 87(1), pp.1–6.

## 6 Anexo A: Curvas espectrales para cada uno de los suelos

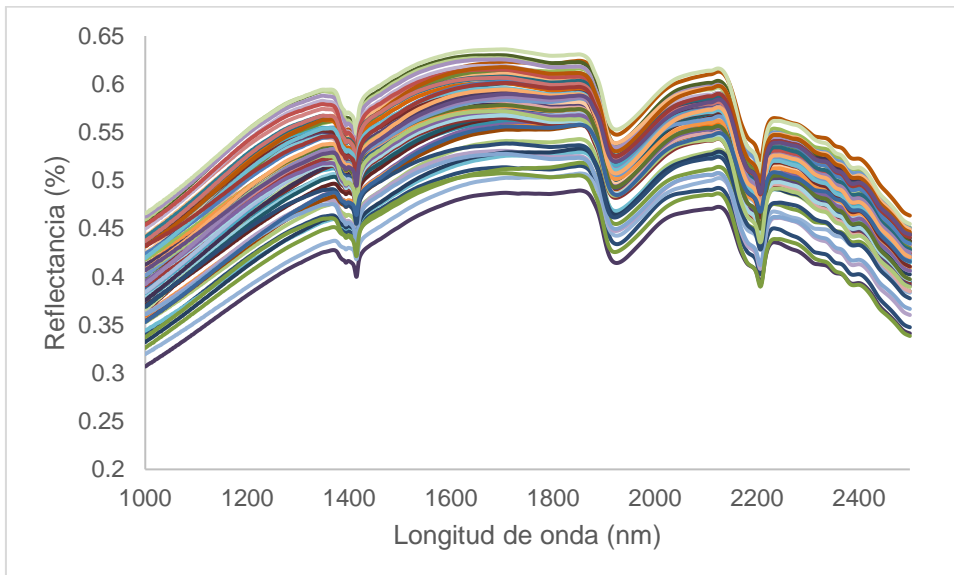
### A.1. Curva espectral para el suelo inceptisol



## A.2 Curva espectral para el suelo alfisol



## A.3 Curva espectral para el suelo oxisol





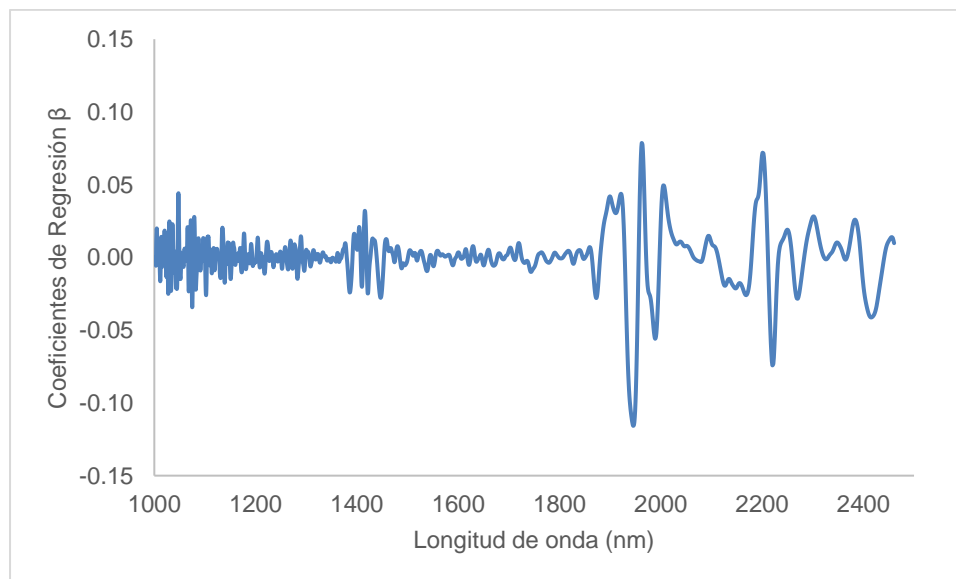
## 7 Anexo B: Modelos de predicción para cada uno de los suelos

A continuación, se presentan los modelos de predicción obtenidos a partir mínimos cuadrados parciales (PLSR).

### B.1. Modelo para el suelo inceptisol

Modelo de predicción:

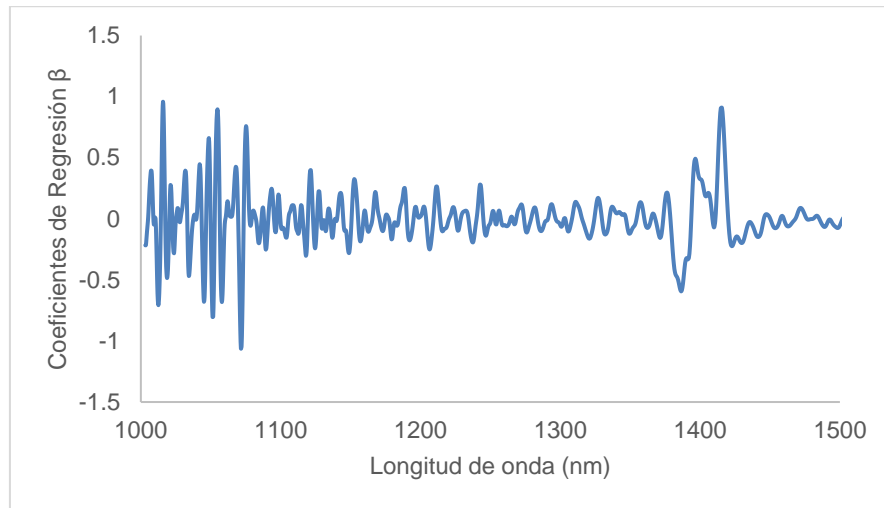
$$\text{Conductividad eléctrica} = 9,208 - 5.43 \times 10^{-5} X_{1000} \dots - 0,02979 X_{2418.16}$$



## B.2 Modelo para el suelo alfisol

Modelo de predicción:

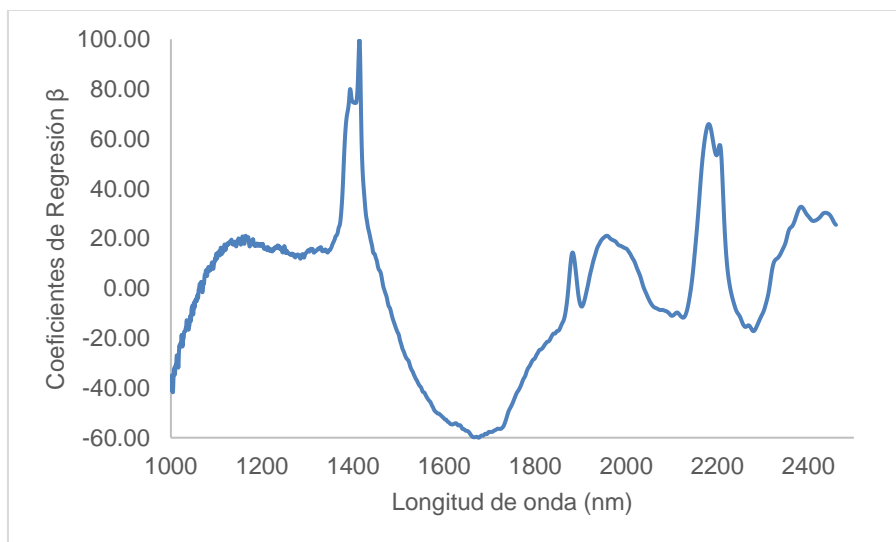
$$\text{Conductividad eléctrica} = 0,094 - 0,2170X_{1003,21} \dots + 0,1737 X_{2480,16}$$



## B.3 Modelo para el suelo oxisol.

Modelo de predicción:

$$\text{Conductividad eléctrica} = 1008,46 - 40,90X_{1000} \dots + 32,13 X_{2500}$$



## B.4 Modelo para el modelo global

Modelo de predicción:

$$\text{Conductividad eléctrica} = 0,589 + 0,00025X_{1000} \dots - 0,0075 X_{2480.16}$$

