



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Bases Conceptuales Para el Análisis de Suelos por Métodos Ópticos

Franklin L. Ramírez Valencia

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Escuela de Geociencias
Medellín, Colombia
2017

Bases Conceptuales Para el Análisis de Suelos por Métodos Ópticos

Franklin L. Ramírez Valencia

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:
Magister en Ciencias - Geomorfología y Suelos

Director

Juan Carlos Pérez Ph.D

Profesor Asociado Facultad de Ciencias, Escuela de Geociencias

Línea de Investigación:

Desarrollo y Adaptación de Instrumentación para la Investigación

Grupo de Investigación:

Sistemas Simbióticos

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Escuela de Geociencias
Medellín, Colombia

2017

(Dedicatoria)

A mi familia, en especial a Ángela mi madre y mi tía María P., que siempre me han apoyado y exhortado para no desfallecer en el camino de alcanzar las metas por más difíciles que perezcan.

A mis amigos que tanto me han soportado.

Agradecimientos

Al comité regional de Antioquia y a la junta directiva nacional de la Federación Colombiana de Productores de Papa-FEDEPAPA-; al doctor **Alejandro Estévez** (presidente Junta Nacional 2010-2016) por su apoyo a esta iniciativa. Agradecimiento especial al doctor **Félix Ignacio Rodríguez Santamaría** (vicepresidente Nacional), amigo, mentor y mecenas; por ser adalid de muchos proyectos regionales de la federación y el decidido apoyo de este; por facilitar el espacio y apoyo financiero para su realización. Por creer en mí, entender y apostar a la plusvalía en la formación continua del capital humano, que redundará en el crecimiento de las empresas.

A la Universidad Nacional de Colombia por recibirme de nuevo en su seno, a los profesores (a los buenos y a los perversos) de los cursos que recibí y de los que no me quisieron dictar; al Ingeniero Físico Daniel Mauricio Pineda por facilitar el sistema de imágenes multi-espectrales. De manera especial al profesor Juan Carlos Pérez Naranjo por su acompañamiento y motivación en este trabajo y otros temas de investigación que precisan mucha entereza y compromiso para el desarrollo del campo colombiano.

“Homines libenter quod volunt credunt” – Publius Terentius

Resumen

Para optimizar el uso del suelo y recursos, la producción agropecuaria dependerá del monitoreo intensivo de variables asociadas a su calidad, de esta forma, se podrán tomar decisiones oportunas y acertadas de manejo. En este trabajo se revisaron metodologías convencionales para el análisis de suelos agrícolas, así como nuevas técnicas basadas en principios ópticos.

Se encuentra que las metodologías convencionales apoyadas en principios físicos, químicos o biológicos clásicos, son usadas ampliamente, pero son lentas, costosas y generalmente se usan para construir modelos débiles que correlacionan crecimiento vegetal con propiedades del suelo. El uso de tecnologías emergentes basadas en métodos ópticos y con posibilidades de uso en campo, permitirían análisis intensivos a un bajo costo en muchas muestras de suelos y plantas, en comparación con métodos tradicionales. Estos métodos se mencionan como espectroscopia visible (VIS), de infrarrojo (IR) o análisis de imágenes, y permitirían estimar y correlacionar valores de estas propiedades en tiempo real, facilitando la toma de decisiones en campo.

Finalmente, se presenta experimentalmente un nuevo concepto de análisis óptico del suelo basado en imágenes multi-espectrales en el que cada imagen representa la interacción de la muestra con una banda del espectro de luz. Este sistema permitió estimar preliminarmente el contenido de materia orgánica en muestras de dos suelos, mostrando un gran potencial para construir localmente nuevos equipos y modelos robustos para estimar propiedades del suelo.

Palabras clave: Análisis de suelos, espectroscopia, fluorescencia, imágenes multi-espectrales.

Abstract

In order to optimize the use of soil and resources, agricultural production will depend on the intensive monitoring of variables associated to its quality. In this way, accurate and oportune decisions will be taken. In this work, conventional technologies and new optical based technologies for soil analysis were reviewed.

It is found that conventional technologies, which are supported on classical physical, chemical or biological principles are used widely, however, they take time, are expensive and are generally used to build up weak models that correlate vegetal growth with soil properties.

The use of new technologies based on optical principles would allow intensive low cost analysis on many soil and plant samples, compared to traditional methods. In the literature, these methods are referred to as visible (VIS) spectroscopy, infrared (IR) spectroscopy or image analysis, and would allow to estimate and correlate values of these properties in real time, supporting decision making in farmers fields.

Finally, a new concept of optical analysis of soil samples based on multispectral images is experimentally presented. This method is based on the interaction of the samples with several bands of the light spectrum, which are then captured in images. This system allowed the non contact estimation of organic matter on two soil samples, showing a huge potential in assisting the development of new equipments and strong models for the estimation of soil properties.

Keywords: Soil analysis, spectroscopy, fluorescence, multispectral images.

Contenido

	Pág.
Resumen.....	IX
Lista de Figuras.....	XV
Lista de Tablas.....	XVII
Introducción.....	1
Objetivos.....	5
1 Importancia de las propiedades fisicoquímicas y biológicas de los suelos agrícolas	7
1.1 Propiedades químicas	9
1.1.1 Materia orgánica	10
1.1.2 Fósforo disponible en el suelo.....	11
1.1.3 pH del suelo	13
1.1.4 Bases Intercambiables del suelo.....	14
1.1.5 Micronutrientes del suelo	15
1.2 Propiedades físicas del suelo	15
1.2.1 Textura del suelo.....	16
1.2.2 Estructura del suelo	18
1.2.3 Color del suelo	20
1.2.4 Humedad del suelo	24
1.2.5 Porosidad del suelo.....	25
1.3 Actividad microbiológica del suelo	26
2 Métodos ópticos para el análisis de suelos	27
2.1 Interacciones entre la energía electromagnética y la materia	28
2.2 Análisis en imágenes capturadas mediante cámaras digitales.....	28

2.2.1	Análisis de materia orgánica y compuestos asociados	29
2.2.2	Estimación de porosidad y procesos de deposición-erosión	33
2.2.3	Análisis de parámetros de interés en plantaciones	34
2.3	Determinación de propiedades mediante absorción de luz en la región VIS-IR.....	36
2.4	Estimación de propiedades del suelo por reflectancia en la zona UV-MIR ..	37
2.4.1	Nutrientes y componentes inorgánicos del suelo	37
2.4.2	Carbono orgánico y compuestos asociados.....	42
2.4.3	Estimación de contenido de humedad del suelo	50
2.4.4	Clasificación de suelos	52
2.5	Determinación de propiedades del suelo mediante fluorescencia UV-VIS ..	53
2.5.1	Componente microbiológico del suelo y plantas	53
2.5.2	Determinación de materia orgánica y compuestos afines	54
2.6	Otras técnicas ópticas para análisis directo de suelos	57
2.6.1	Fluorescencia total de rayos X (TXRF), Difracción de rayos X (XRD) y Difracción láser de alto rendimiento (LDPSA)	57
2.6.2	Microscopía confocal de barrido láser (CLSM).....	58
2.6.3	Espectroscopia Raman.....	59
3	Presentación experimental del concepto: Análisis de algunas propiedades fisicoquímicas del suelo mediante imágenes multi-espectrales	63
3.1	Preparación de muestras y fotografía multi-espectral.....	63
3.2	Análisis de datos	65
3.3	Resultados y discusión.....	67
4	Conclusiones y recomendaciones	73
4.1	Conclusiones.....	73
4.2	Recomendaciones.....	74
A.	Anexo: Base de datos de los valores de reflectancia de cada una de las muestras de suelo iluminadas con diferentes longitudes de onda.....	75
B.	Valores de ajuste del modelo PLS-EDA y pesos relativos de las longitudes de onda en la separación de muestras por grupo de manejo.....	77
	Bibliografía	79

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1-1: Modelo de respuesta de crecimiento relativo de un cultivo respecto al contenido de P en el suelo.	8
Figura 1-2: Esquema del Ionoma de una planta	9
Figura 1-3: Fósforo disponible a diferentes tasas de aplicación en Andisoles del Oriente de Antioquia.	13
Figura 1-4: Triángulo textural.....	18
Figura 1-5 Tipos de estructura de los suelos.	20
Figura 1-6: Colores de perfiles y muestras de suelos del Oriente de Antioquia.	22
Figura 1-7: Tabla Munsell para color del suelo.	23
Figura 2-1: Interacciones entre la radiación electromagnética y un cuerpo de agua.....	28
Figura 2-2: Gráficos de contenido observado vs contenido predicho de CO y Fe en el suelo.	32
Figura 2-3: Espectros obtenidos para el estudio de fenómenos de deposición-erosión..	34
Figura 2-4: Regresión lineal en parámetros de calidad estudiados en hojas de sorgo....	35
Figura 2-5: 86 espectros de los suelos de Canadá analizados en la región VIS-NIR para P.	37
Figura 2-6: Espectros de algunas propiedades de los suelos.	40
Figura 2-7: Espectros de diferentes propiedades evaluadas en un suelo.	41
Figura 2-8: Mapas de variabilidad espacial de las propiedades químicas de suelo.	42
Figura 2-9: Efecto del contenido de humedad sobre la predicción de carbono orgánico del suelo.	44
Figura 2-10: Comparación entre el CO determinado por el método de Walkley-Black y el modelo espectral.....	47
Figura 2-11: Predicción NIR. Para CO y respiración edáfica basal.....	50
Figura 2-12 Espectros de reflectancia difusa obtenidos de suelos de Luxemburgo, con diferente contenido de humedad.	51

Figura 2-13: Valores predichos vs. valores observados de humedad gravimétrica de suelos de Luxemburgo.....	52
Figura 2-14: Cambios en la curva OJIP en cultivares de cebada deficientes en Mn.....	54
Figura 2-15: Espectros de suelos con materia orgánica con diferente estado de humificación.....	56
Figura 2-16: Espectros de fluorescencia de diferentes suelos con diferente grado de humificación de la región amazónica de Brasil.....	57
Figura 2-17: Cuantificación de elementos en suelos de Kenia por TRDX.....	58
Figura 3-1: Diseño general de la cámara multi-espectral usada en estas pruebas.....	65
Figura 3-2: Imágenes digitales a color en muestras de suelos.....	66
Figura 3-3: Región de interés para el análisis por medio de ImageJ.....	66
Figura 3-4: Imagen multi-espectral de una muestra de suelo.....	67
Figura 3-5: Resultados PCA y PLS para estimación de P y MO en dos suelos.....	68

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Colores y equivalente en notación Munsell de algunos de los principales minerales presentes en los suelos agrícolas.....	24
Tabla 2-1: Resumen de los principales parámetros del suelo medidos por métodos ópticos	60

Introducción

La producción agropecuaria se enfrenta a múltiples retos económicos, comerciales y ambientales, que demandan explorar tecnologías que provean información clara en tiempo real. Esto permitirá tomar decisiones y ajustar oportunamente las prácticas de producción para mantener la competitividad del sector primario agrícola.

El crecimiento de la mayoría de cultivos agrícolas es soportado por suelos, cuyas características físicas, químicas y biológicas, además de su posición geomorfológica, les proveen rasgos únicos que tienen influencia directa en el desarrollo y potencial productivo de los cultivos allí establecidos. Sin embargo, las principales características que se estudian de un suelo de manera rutinaria para determinar sus cualidades agrícolas incluyen solo algunas propiedades físicas o químicas y de manera escasa propiedades biológicas.

Entre las propiedades físicas que se estudian comúnmente se encuentran: la textura, contenido de humedad, densidad aparente (Da), densidad real (Dr).

VARIABLES QUÍMICAS generalmente incluyen: pH, Contenido de carbono orgánico (CO), Aluminio intercambiable (Al), Calcio (Ca), Magnesio (Mg), Potasio (K), Sodio (Na), Fósforo (P), Azufre (S), Hierro (Fe), Boro (B), Cobre (Cu), Manganeseo (Mn) y Zinc (Zn).

VARIABLES BIOLÓGICAS incluyen la extracción de microorganismos del suelo o el cultivo de estos en medios axénicos, y por diluciones sucesivas la posterior identificación y cuantificación (Hoben & Somasegaran, 1982). Otras mediciones como respiración (producción de CO₂) o actividad enzimática total, también pueden determinarse y su

importancia es reconocida (Eldor, 2007), aunque su uso posiblemente es más restringido a procesos o monitoreos ambientales.

También existen metodologías para analizar tejidos vegetales, especialmente hojas, para determinar de manera directa la composición nutricional de las plantas. Esos análisis pueden realizarse durante todos los estadios fenológicos para establecer la extracción de nutrientes al desarrollar planes nutricionales, o para diagnosticar temporalmente la condición nutricional de un cultivo.

Pero a pesar de la disponibilidad de instrumentos, técnicas o servicios analíticos, aún existe para los agricultores, técnicos y científicos un reto que consiste en relacionar en forma segura valores de cualquier propiedad en suelos o plantas, con el rendimiento de los cultivos, y usar esas relaciones como insumo confiable para tomar decisiones anticipadas y acertadas de fertilización de cultivos. Por ejemplo, para un asistente técnico en campo es posible encontrar baja correlación entre el contenido de algunos nutrientes en suelo y el contenido foliar de estos. Tradicionalmente ese reto trata de superarse mediante el establecimiento de los llamados niveles críticos, que pueden expresarse como valores de una propiedad del suelo o la planta por encima de la cual no hay incrementos en el rendimiento de los cultivos.

Aunque filosóficamente apropiados, esos niveles dependen de factores asociados a suelos y cultivos, cuyas características son variables en el tiempo y el espacio, y que deberían ser monitoreadas intensivamente en esas escalas. Para lograr establecer y ajustar niveles críticos confiables es necesario superar limitaciones instrumentales o asociadas a largos tiempos y altos costos analíticos, o al desconocimiento de procesos biogeoquímicos en el suelo. Sin superar estas limitaciones, los modelos se elaboran a partir de muestreos con resultados laboriosos, inoportunos e insuficientes.

La entrega retrasada en los resultados de análisis clásicos de propiedades fisicoquímicas de suelo y/o de tejidos foliares son un gran limitante a la hora de tomar decisiones de nutrición de plantas, en especial, en aquellos cultivos de ciclo corto, ya que las muestras de suelo han de tomarse con mucha antelación a la siembra, nunca durante el desarrollo del cultivo. Algo similar ocurre con las determinaciones foliares, las cuales, a causa del tiempo requerido para los análisis, hace que estos resultados en no pocos casos sean

inaplicables para el cultivo actual por la rápida evolución del mismo, y solo sirvan para ponerlos en práctica en el ciclo siguiente o a manera de indicador, de manera que las correcciones de nutrición de las plantas no se pueden ajustar en el corto plazo para los cultivos perennes o en el mismo ciclo sino en el siguiente para los transitorios, lo que conlleva a pérdidas de rendimiento y dinero por desbalances en la nutrición o subfertilización, y riesgos ambientales de contaminación de suelos y aguas por sobre-fertilización (salinización, eutrofización, acidificación, etc.).

Así pues, con las restricciones de las técnicas convencionales en la obtención de información cuantitativa y en tiempo real para el diagnóstico de variables físicas y químicas de los suelos, se limita la toma de decisiones concretas, por lo tanto, es necesaria la adopción de otras estrategias o técnicas que permitan acceder a tal información de una manera más expedita y confiable.

Gracias a la disponibilidad de nuevos materiales y componentes opto electrónicos, así como paquetes estadísticos y equipos de cómputo a bajo costo, hay una emergencia de métodos analíticos promisorios basados en la detección y análisis de propiedades ópticas de muestras de suelo. Por ejemplo, hoy es posible obtener conjuntos de imágenes, comúnmente llamadas imágenes hiper-espectrales o multi-espectrales, en los que cada una puede recoger características químicas específicas de la muestra, esto gracias a la interacción de la materia con la radiación, y los fenómenos ópticos que se presentan, en especial, la absorción de la radiación de una parte del espectro electromagnético por parte de las muestras de suelo, o por la emisión de fluorescencia que se presenta en regiones del espectro menos energéticas.

Esas herramientas y las tecnologías asociadas o derivadas de ellas permiten obtener información de manera rápida a muy bajo costo y sin o con muy baja disturbación de la muestra, además, puede analizarse un gran número de unidades por unidad de tiempo.

Ejemplos de propiedades del suelo que se han estudiado por medio de estas técnicas son: Contenido de carbono orgánico, contenido de humedad, textura, color y la presencia de algunos elementos químicos, como Al, Fe, P. Sin embargo, los equipos requeridos o su uso son más comunes en tareas investigativas en otros lugares del mundo, y su uso comercial está limitado por su costo y complejidad.

Basado en lo anterior, esta monografía recoge las bases para el desarrollo o adaptación de tecnologías aún emergentes en el país, pero que según la literatura, permiten analizar en forma muy eficiente y rápida algunas propiedades fisicoquímicas de los suelos. Ocasionalmente se incluyó también información sobre análisis de plantas. Esto permitiría implementar después sistemas analíticos más ventajosos y beneficiosos para analizar sistemas agrícolas específicos.

Las técnicas ópticas recogidas aquí, basan su funcionamiento en los principios de interacción de la materia con la radiación como se mencionó antes, especialmente en la región del espectro electromagnético comprendida entre la región ultra violeta (UV), pasando por el visible, hasta el infra rojo (IR). El entendimiento de esas interacciones (absorción/reflexión, fluorescencia), propiciará el diseño y/o uso apropiado de nuevas herramientas que permiten la adquisición de información veraz e instantánea para la toma de decisiones y solución de problemas en tiempo real en campos de agricultores. Una evaluación experimental de estos conceptos se incluye al final de este documento, que presenta el análisis de dos propiedades de algunos suelos agrícolas del departamento de Antioquia, mediante un sistema simple para captura y análisis de imágenes multi-espectrales.

Objetivos

General

Revisar en forma crítica y detallada las bases para el uso de métodos ópticos no convencionales y con uso potencial para cuantificar variables fisicoquímicas en suelos agrícolas.

Específicos

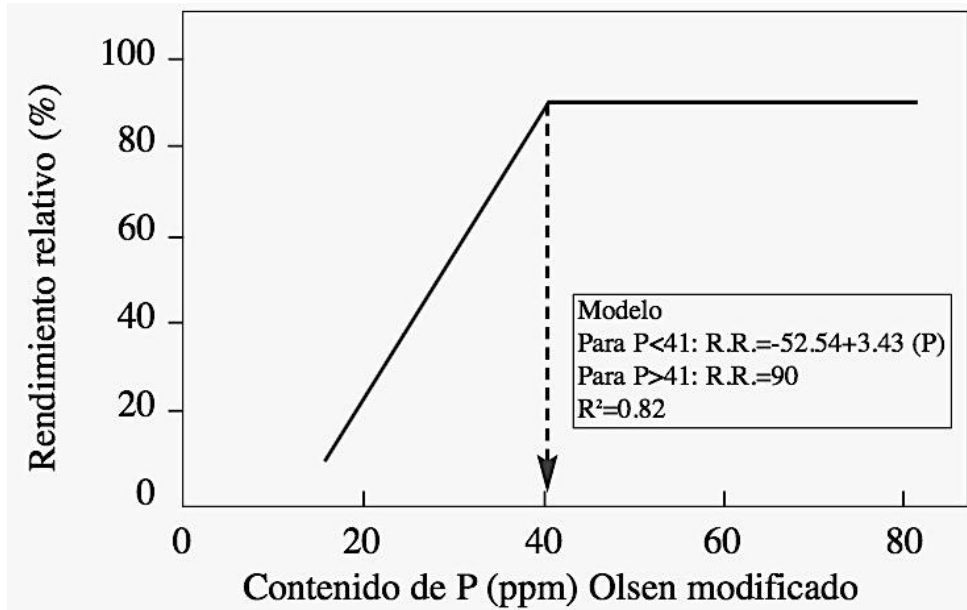
- Analizar los principios y los métodos convencionales bajo los cuales se determinan en laboratorio algunas variables fisicoquímicas de importancia agrícola.
- Explorar el uso de técnicas ópticas no convencionales para la estimación de parámetros fisicoquímicos del suelo.
- Definir de manera previa una propuesta experimental que permita evaluar preliminarmente un sistema de imágenes multi-espectrales para analizar muestras de suelo.

1 Importancia de las propiedades fisicoquímicas y biológicas de los suelos agrícolas

Con propósitos agrícolas, los suelos se analizan por métodos clásicos que han cambiado poco: tanto para las variables químicas y físicas, como biológicas en general (Keith a Smith & Mullins, 1991; Keith a Smith & Mullins, 2000; Shukla, 2014; Sarkar & Haldar, 2005; Tan, 2011; Ming, Li, & Summer, 2012). Pero estas propiedades fisicoquímicas y biológicas son altamente variables en escalas de tiempo y espacio (Cambardella et al., 1994; Carter & Gregorich, 2008), y su efecto en el rendimiento depende de especies y condiciones específicas de ellas. Por ello se necesitan métodos de diagnóstico más intensivos y accesibles en campo, que permitan analizar esta variabilidad natural.

Existe una aceptación general de que los incrementos en rendimiento de cultivos son proporcionales al incremento de los nutrientes en el suelo, hasta un punto en que estos últimos no tienen efecto positivo en el rendimiento. Este modelo es usado para predecir el rendimiento del cultivo a partir de la disponibilidad de nutrientes del suelo (Figura 1-1) (Espinosa, 2004).

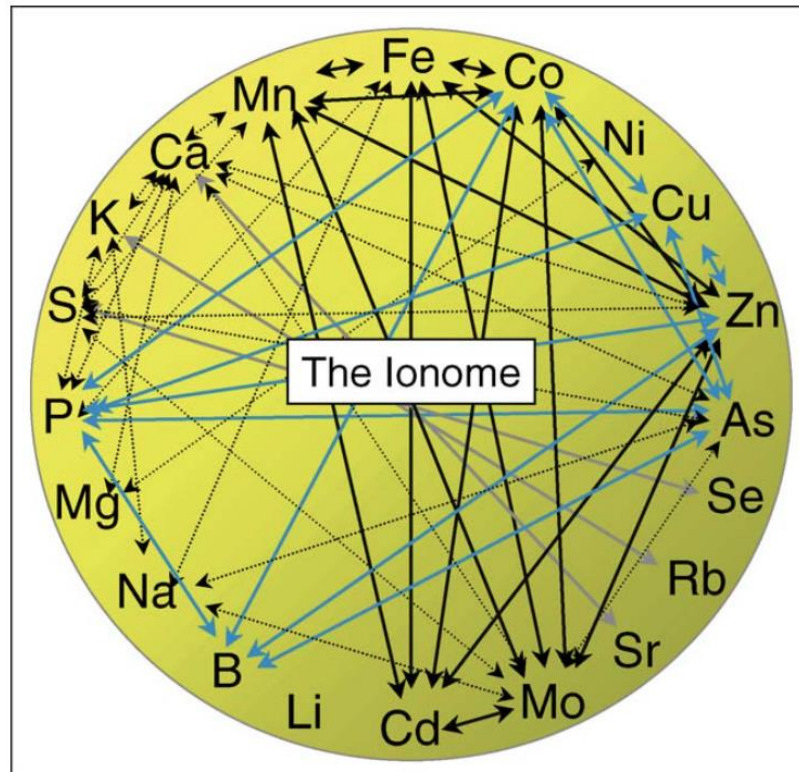
Figura 1-1: Modelo de respuesta de crecimiento relativo de un cultivo respecto al contenido de P en el suelo.



Tomado de (Espinosa, 2004), la flecha señala el nivel crítico de P en el suelo, sobre el cual no se tiene un mayor incremento en el rendimiento relativo de un cultivo (papa).

Aunque la simplicidad de esos modelos favorece su difusión e ilustra la necesidad de definir los niveles críticos de nutrientes, la decisión de fertilización basada en ellos es arriesgada. Por un lado pudo ser construido sin incluir niveles intermedios de nutrientes y con muy pocas réplicas. Por otra parte, ignora otras condiciones del suelo y la planta que afectan la respuesta a un nutriente dado, por ejemplo interacciones como sinergias y antagonismos dados entre nutrientes, o regulados por la misma planta (Ionoma) (I. Baxter, 2010) (Figura 1-2). En estos dos últimos casos, es necesario superar limitaciones instrumentales que permitan el análisis intensivo y a bajo costo, de propiedades de suelos y plantas.

Figura 1-2: Esquema del Ionome de una planta



Tomado de (I. Baxter, 2010), interacciones de tipo: genéticas, fisiológicas y químicas entre elementos, aquí las líneas grises son elementos análogos, las líneas azules elementos asociados al sistema fósforo (P), y las líneas negras son elementos que están asociados al sistema hierro (Fe) (I. R. Baxter et al., 2008).

Con el propósito de abordar y entender mejor el origen de esas limitaciones analíticas, inicialmente se revisan algunas de esas metodologías clásicas para analizar suelos.

1.1 Propiedades químicas

Las propiedades químicas de los suelos agrícolas hacen referencia a la concentración de elementos (nutrientes) que son esenciales para el pleno desarrollo de los vegetales, (por ejemplo, N, P, K; Ca, Mg, S, B, Fe, Cu, Mn, Zn), además de la concentración de especies químicas de otros elementos (tóxicos) que pueden tener un efecto deletéreo en el desarrollo de las plantas (por ejemplo, Al). Aunque otros elementos como Ni y Mo son considerados esenciales para las plantas (Taiz & Zeiger, 2014; Barker & Pilbean, 2007) generalmente han recibido menos atención y no se incluyen en análisis tradicionales de suelos. En esta monografía se revisan con mayor detalle los aspectos funcionales y

analíticos más relevantes para estimar el contenido de materia orgánica y fósforo aprovechable del suelo, que ejercen gran influencia en otras propiedades del suelo y el rendimiento de cultivos en condiciones tropicales. Adicionalmente, esas dos propiedades son usadas en el capítulo final para presentar y evaluar el concepto de nuevos desarrollos analíticos. Otras propiedades también susceptibles de análisis por métodos ópticos se revisan en menor detalle, pero se incluyen suficientes referencias para su estudio posterior.

1.1.1 Materia orgánica

La materia orgánica es una mezcla compleja y variada de sustancias orgánicas, que desempeña un papel importante en los suelos agrícolas. A pesar de constituir una pequeña fracción de la mayoría de los suelos, es un componente dinámico que ejerce una influencia dominante en muchas propiedades y procesos del suelo (Cobella & Fernandez, 2015), se forma a partir de detritus animales y vegetales, los cuales son transformados por medio de los microorganismos del suelo, los principales componentes de la materia orgánica del suelo son los ácidos húmicos, fúlvicos y huminas, su formación obedece a mecanismos complejos que están asociados a los factores mismos de formación del suelo (Cobella & Fernandez, 2015; Jaramillo, 2002) componentes orgánicos como Glomalinas, asociados a factores formadores de la estructura del suelo (Wright & Upadhyaya, 1998), varían en su contenido según el tipo de manejo del mismo (Ramírez, 2009).

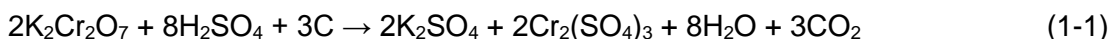
La materia orgánica aporta a los suelos varias características (Cobella & Fernandez, 2015; Jaramillo, 2014):

- Ayuda en mejoramiento de la estructura del suelo, especialmente el “*bonding*” de los microagregados.
- Aumenta la retención de humedad.
- Aumenta la CIC.
- Ayuda a regular pH
- Reservorio de nutrientes especialmente N, P, S.
- Fuente de C para los microorganismos del suelo.

La determinación de materia orgánica convencionalmente se hace por métodos de química húmeda, por un método conocido como Walkley and Black (Walkley & Black, 1934), el cual

se basa en la oxidación incompleta del carbono orgánico (CO) del suelo con dicromato de potasio ($K_2Cr_2O_7$) en un medio de ácido sulfúrico (H_2SO_4). Al final de la reacción, se determina la concentración de agente oxidante (Cr^{6+}), que mediante colorimetría se relaciona con el contenido de MO del suelo, según la ecuación 1-1 (Sarkar & Haldar, 2005).

Si bien, el contenido de carbono en un suelo se toma de manera general como un indicador de fertilidad del suelo, no siempre es así, pues suelos con características ándicas, presentan acumulación de materia orgánica por complejos Al-humus y Fe-humus, que la hacen poco lábil como fuente de carbono para microorganismos y a su vez, el P presente en estos suelos está inmovilizado por reacciones de precipitación/adsorción (Espinosa, 2004; Briceño, Escudey, Galindo, Borchardt, & Chang, 2004) lo que lo limita en su uso para las plantas.



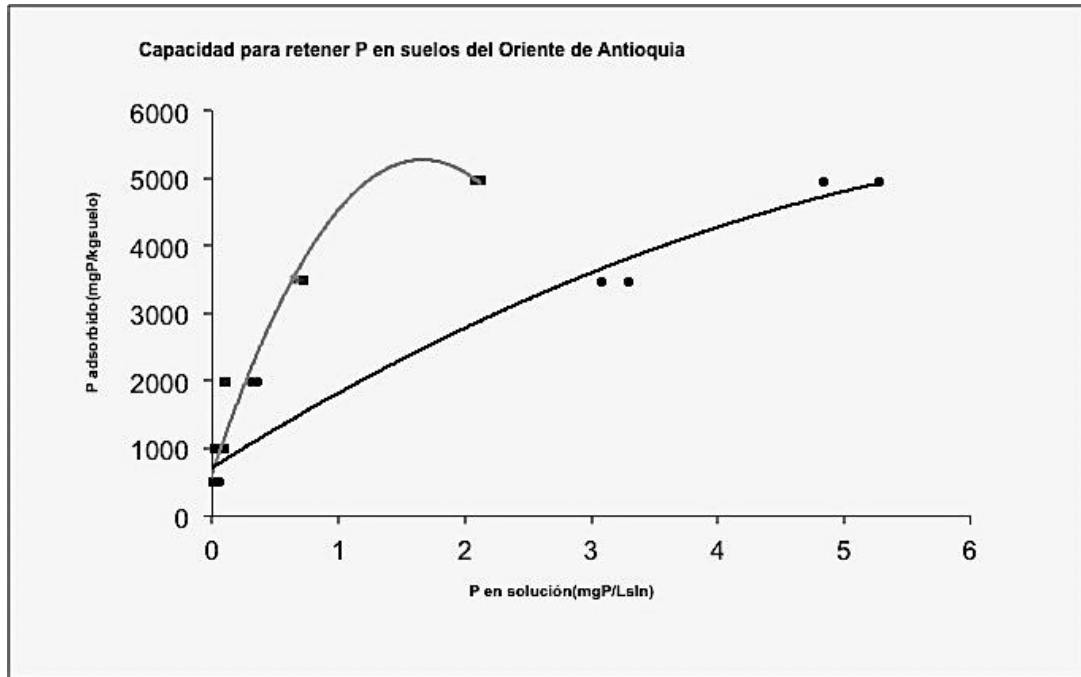
1.1.2 Fósforo disponible en el suelo

Las determinaciones convencionales de fosfatos en suelos, se desarrollan por medio de múltiples metodologías de química húmeda, que implican una etapa de extracción del fosfato por medio de un extractante químico acorde a las características mineralógicas de cada suelo, posterior a esto se hace una determinación del P previamente extraído por medio de un método colorimétrico, cuya intensidad de color responde a la ley de Beer-Lambert por medio de una curva de calibración previa. Algunos de los métodos más usados para la determinación de P en suelos son: Bray I, Bray II, Olsen, Mehlich I y Mehlich III (Wünscher, 2013).

El método Bray II es un método desarrollado para extraer fosfatos tanto de suelos de pH ácido que contienen fosfatos asociados a Fe y Al, como de suelos de pH alcalino cuyos fosfatos están ampliamente asociados a Ca. La solución extractora está compuesta por ácido clorhídrico diluido (extrae la fracción de fosfatos alcalinos) y fluoruro de amonio que extrae la fracción ácida y a su vez compleja al Al y Fe libres, para evitar que el fósforo extraído reaccione nuevamente con ellos. Las relaciones suelo: extractante y los tiempos de extracción varían por adaptaciones de los laboratorios, que por lo general van de 1:7 a 1:10 y 40 s a 5 min, respectivamente (García & Ballesteros, 2006).

Ejemplo de estimación de fósforo y su alta variabilidad en el mismo tipo de suelos es lo mostrado por (Ramírez, 2004), quien encontró en Andisoles del Oriente de Antioquia, que el nivel de fósforo en solución varía drásticamente de una localidad a otra (Figura 1-3), mostrando que los modelos de estimación por estas vías son débiles, ya que se puede observar que los modelos cuadráticos se ajustan bien a los pocos datos obtenidos, pero poco representan la realidad de lo que sucede en el suelo. Allí, aunque las diferencias generales entre suelos son claras, los niveles precisos de aplicación de fertilizante dependerían de combinaciones particulares con plantas, y sería necesario conocer las cantidades de nutrientes aplicados al suelo, que induzcan variaciones hasta en dos o tres cifras decimales en las concentraciones en solución, que diferencian especies vegetales por sus requerimientos del nutriente disuelto (Sánchez & Salinas, 1983). Con los costos analíticos actuales, esto implicaría la imposibilidad de ajustar regularmente los valores adecuados de fertilización, si se depende del establecimiento de modelos de respuesta crecimiento vegetal vs concentración de nutriente, con base en determinaciones químicas tradicionales.

Figura 1-3: Fósforo disponible a diferentes tasas de aplicación en Andisoles del Oriente de Antioquia.



Adaptado de (Ramírez, 2004), modelos de disponibilidad de P en dos Andisoles del Oriente de Antioquia, nótese como la curva del modelo de la izquierda indica una mayor demanda de P aplicado para un nivel dado de P en solución, comparado con la curva de la derecha, lo que tiene implicaciones muy serias, tanto de manejo como económicas para el desarrollo de cultivos que se establezcan allí.

1.1.3 pH del suelo

En el rango de mediciones disponibles para caracterizar un suelo en un momento dado, la medición del pH (potencial del ion H_3O^+) es indudablemente uno de los más ampliamente utilizados. Su simplicidad y velocidad de aplicación hacen que la medición del pH del suelo sea una operación rutinaria de laboratorio (Pansu & Gautheyrou, 2006c).

El pH se calcula de la siguiente manera, logaritmo negativo de la actividad del ion hidronio, ver ecuación 1-2:

$$pH = -\log(H_3O^+) \quad (1-2)$$

Para fines prácticos, el rango de pH se reduce de 0-14 a 1-12. Los suelos con un pH extremo están fuertemente influenciados por su contenido de sales, dando como resultado suelos muy ácidos (sulfatados) a suelos altamente alcalinos (carbonatos) (Pansu & Gautheyrou, 2006c).

Desde un punto de vista agronómico, el pH es inicialmente un indicador del estado de fertilidad del suelo. Proporciona información sobre la posible degradación química del suelo debido a la desaturación, la posible presencia de ciertas sales tóxicas, y sobre la actividad microbiana, así como el grado de asimilabilidad de los elementos por las plantas, siendo el mejor rango de solubilidad entre pH 5,5 y pH 6.5. Por debajo de pH 5,5, ciertos elementos pueden ser tóxicos (por ejemplo, Al libre, Mn y Fe), otros elementos pueden no estar en formas disponibles (por ejemplo, fósforo) o pueden a veces fijarse en la fase sólida. Por encima de 6.5, no pueden estar disponibles otros elementos (por ejemplo, microelementos excepto el Mo) (Pansu & Gautheyrou, 2006c).

El conocimiento del pH del suelo no solo hace posible elegir el cultivo, ejemplo, plantas acidófilas como té o café, o plantas neutrofílicas, sino también el fertilizante o enmienda para aumentar o disminuir el pH y para mejorar la fertilidad de los suelos cultivados (por ejemplo, el encalado). Sin embargo, el conocimiento del pH solo no es suficiente para evaluar, por ejemplo, las necesidades precisas de encalado o la acidez intercambiable y la toxicidad por aluminio (Pansu & Gautheyrou, 2006c).

La medición más común es el pH en una dilución suelo : agua en relación 1:1 (peso/peso), es decir a 20 g de suelo seco al aire se le adiciona un volumen equivalente de agua destilada, después de establecer el equilibrio entre las fases por 1 h con agitación eventual, se mide el pH con un potenciómetro previamente calibrado (adaptado de NRCS, 2014; Jaramillo, 2014).

1.1.4 Bases Intercambiables del suelo

Las bases intercambiables y la capacidad de intercambio catiónico (CEC) relacionan información sobre la capacidad de los suelos para sostener el crecimiento de las plantas, retener nutrientes, depositar ácidos en el buffer o secuestrar metales pesados tóxicos. El intercambio de cationes se produce debido a las cargas negativas transportadas por las

partículas del suelo, en particular minerales arcillosos, sesquióxidos de Fe y Al y materia orgánica. Estas cargas negativas se anulan por la absorción de los cationes de la solución. La CEC puede estimarse mediante la suma de bases intercambiables (Ca, Mg, Na, K) y Al intercambiable. La extracción a pH neutro con acetato de amonio 1,00 M (NH_4OAc) es el método más ampliamente utilizado para estimar las mezclas solubles y rápidamente intercambiables de elementos alcalinos y alcalinotérreos en suelos.

La muestra de suelo se extrae con una solución de NH_4OAc 1 M a pH = 7,00. La suspensión de suelo-disolución se agita durante 2 h y la solución se separa del sólido por centrifugación. La adición de NH_4^+ en exceso al suelo desplaza rápidamente el álcali intercambiable y cationes alcalinos de los sitios de intercambio de las partículas del suelo. Las concentraciones de Na, K, Ca y Mg son posteriormente analizadas por espectrofotometría de absorción atómica (Pansu & Gautheyrou, 2006a).

1.1.5 Micronutrientes del suelo

Los micronutrientes Fe, Cu, Mn, Zn se pueden estimar en una sola extracción con Ácido Dietilen Triamino Pentaacético (DTPA) que es un excelente agente quelante. Esta determinación debe tener un especial cuidado con la contaminación de los materiales de laboratorio y la preparación de los estándares para la curva de calibración. Sólo debe utilizarse agua doblemente destilada y las lámparas específicas para cada elemento para la determinación por espectroscopia de absorción atómica (Lindsay & Norvell, 1978).

La determinación se basa en la extracción de una masa conocida de suelo (10 g), con un volumen de extractante DTPA (agente quelante), durante 2 horas con agitación, luego de ello, filtrar las muestras y hacer la estimación de los micronutrientes (Zn^{2+} , Cu^{2+} , Fe^{2+} , Mn^{2+}) por medio de espectrofotometría de absorción atómica y la ley de *Beer-Lambert* (Sarkar & Haldar, 2005).

1.2 Propiedades físicas del suelo

Las propiedades físicas del suelo, o su fertilidad física, hace relación a la distribución de los diferentes tamaños de las partículas constituyentes del suelo (textura), como estas se adhieren (“bonding” y “building”) de una u otra manera para formar la estructura del suelo (Degens, 1997), y como sus constituyentes orgánicos y minerales interactúan con la luz

visible para generar el color del suelo o para retener humedad y favorecer el intercambio gaseoso o paso del aire (porosidad).

1.2.1 Textura del suelo

La textura es una propiedad física del suelo, que relaciona la abundancia relativa de las partículas primarias en un suelo, tales como Arena (A), Limo (L) y Arcilla (Ar). El sistema de clasificación (USDA, 1987), divide estas partículas por su tamaño en tres categorías principales: arena (2,0 - 0,05 mm), limo (0.05 - 0.002 mm) y arcilla (<0,002 mm) (Gee & Bauder, 1986). La textura (% arena, % limo y % arcilla) del suelo influencia características como: retención de agua, lixiviación y erosión potencial, capacidad de intercambio catiónico, potencial de almacenamiento de nutrientes para las plantas, dinámica de la materia orgánica, y la capacidad de captación de carbono. Los análisis texturales son un componente muy importante en la evaluación de la calidad del suelo y la sostenibilidad de las prácticas de manejo agrícola. Sin embargo, los métodos convencionales de análisis de la textura del suelo son costosos y consumen mucho tiempo, espacio y equipos en los laboratorios, lo que hace esta técnica poco accesible para los agricultores y/o investigadores en esta área, que optan por métodos sensoriales apoyados por el tacto o el oído, para estimar la presencia y distribución de partículas.

En el laboratorio, la determinación de la textura del suelo se logra por la dispersión del suelo en sus partículas componentes (A, L, Ar), seguida del fraccionamiento y cuantificación de cada tipo de partícula por tamizado o sedimentación. Los métodos del hidrómetro y pipeta son los procedimientos de sedimentación que se aceptan como métodos estándar de análisis de tamaño de partícula (Gee y Bauder, 1986; Smith & Mullins, 2000; Smith & Mullins, 1991; Syvitski, 2007; Buol, Southard, Graham, & Mcdaniel, 2011).

La dispersión del suelo se lleva a cabo utilizando una combinación de medios químicos y mecánicos. La dispersión química en ambos métodos utiliza peróxido de hidrógeno (H_2O_2) y hexametáfosfato sódico [HMP, $(NaPO_3)_n$], también conocido como metafosfato de sodio. El peróxido de hidrógeno oxida la materia orgánica, que se une a las partículas del suelo para formar agregados. La función de HMP es reaccionar con el Ca^{2+} en solución que actúa como aglutinante, y para reemplazar Ca^{2+} con Na^+ en el complejo de intercambio iónico, el

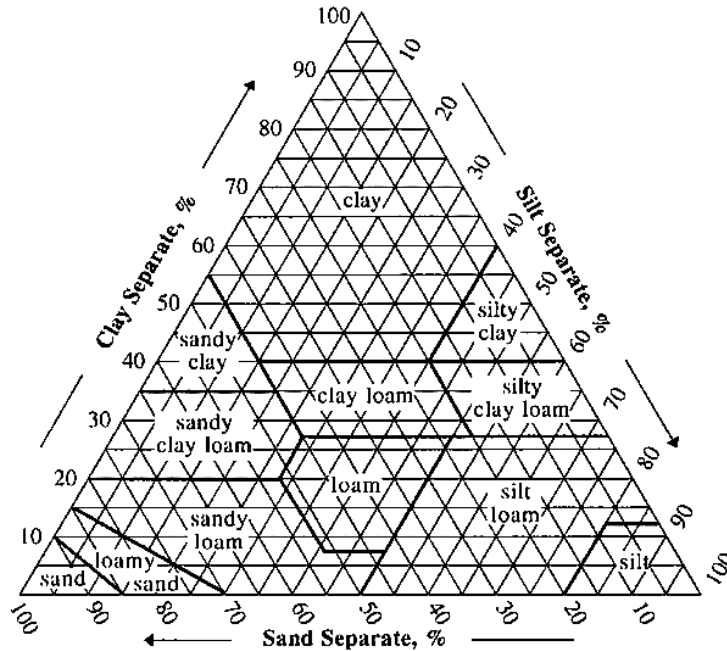
Na⁺ ayuda en la separación de las partículas de suelo, lo que resulta en la dispersión de las partículas individuales y causando desglose de los agregados del suelo. La agitación mecánica se utiliza en conjunción con tratamientos químicos para mejorar la dispersión. Después de dispersar, tamizar y/o sedimentar se fraccionan las partículas del suelo en cada clase de tamaño. Para diámetros de partícula menores de 0,05 mm el tamizado es ineficiente y difícil, y la sedimentación en el agua es el procedimiento preferido. En la sedimentación, se permite el asentamiento de la muestra dispersada, y las mediciones se hacen de la densidad de la solución a una profundidad específica dentro del cilindro de sedimentación. Ley de Stokes relaciona el tiempo para depositarse con el tamaño de las partículas en suspensión (Gee y Bauder, 1986).

La determinación, (tomada de Jaramillo, 2014; Pansu & Gautheyrou, 2006), consiste en lo siguiente: Una masa 50-100 g de suelo seco al aire y previo paso por tamiz de 2 mm, se adiciona en un vaso de batidora especial para ello, posterior a ello, se adicionan de 10-20 ml de dispersante y se agita vigorosamente por 10 min; luego se transfiere a un cilindro graduado de 1L, donde se completa el volumen con agua destilada, se bate la suspensión con un émbolo de caucho y se deja en reposo, a partir de este momento se toman los tiempos para las lecturas con el hidrómetro: 40 s para A, 2 h para Ar, tomando adicionalmente la temperatura de la suspensión para las correcciones debidas.

La génesis y la evolución de los suelos tiene significativa importancia en el comportamiento de este parámetro (Buol et al., 2011), ejemplo de esto lo presentan (Norambuena V., Luzio L., & Vera E, 2002). Según ellos, el método de Bouyoucos no sería aconsejable para suelos que presentan propiedades ándicas débilmente expresadas, a causa del efecto floculante de los minerales de ordenamiento de rango corto. En el caso de los suelos con propiedades ándicas bien definidas, la distribución de tamaño de partículas no se considera una propiedad de diagnóstico (Soil Survey Staff, 2014) y para esos suelos no cabe un análisis de esta naturaleza.

Los contenidos de cada una de las fracciones se calculan con base en las ecuaciones 1-3, 1-4, y 1-5, estos valores se llevan al triángulo textural (figura 1-4) y se define la textura del suelo.

Figura 1-4: Triángulo textural.



Tomado de (USDA, 2013), se presenta los diferentes arreglos de texturas adoptados para los suelos, acorde a la distribución porcentual de los tamaños A, L y Ar, así un suelo cuyo porcentaje de A=40, Ar=20 y L=40; tendrá un textura Franca (Loam).

Las siguientes son las ecuaciones para la determinación de los tamaños de partícula

$$\% \text{ Arena } (A) = 100 - \left(\frac{\text{Lectura corregida } 40 \text{ s}}{\text{Peso muestra}} * 100 \right) \quad (1-3)$$

$$\% \text{ Arcilla } (Ar) = \frac{\text{Lectura corregida } 2 \text{ h}}{\text{Peso muestra}} * 100 \quad (1-4)$$

$$\% \text{ Limo } (L) = 100 - [\%A + \%Ar] \quad (1-5)$$

1.2.2 Estructura del suelo

La estructura del suelo se puede definir como la disposición de los diferentes constituyentes del suelo. Se trata de espacios porosos ocupados por agua y aire rodeados de partículas sólidas constituidas por materiales inorgánicos y orgánicos (Marshall & Holmes, 1979). La estructura no puede medirse directamente pero se asocia a otras

propiedades. Un suelo con buena estructura tiene baja compactación o densidad aparente y una gran cantidad de espacio poroso. Estos suelos presentan facilidad de penetración por raíces, baja escorrentía y baja erosión superficiales. Por otra parte, un suelo con una estructura pobre tendrá pobre retención de agua y transporte, bajo sustento de raíces y limitado crecimiento, que conducirá a rendimientos inferiores.

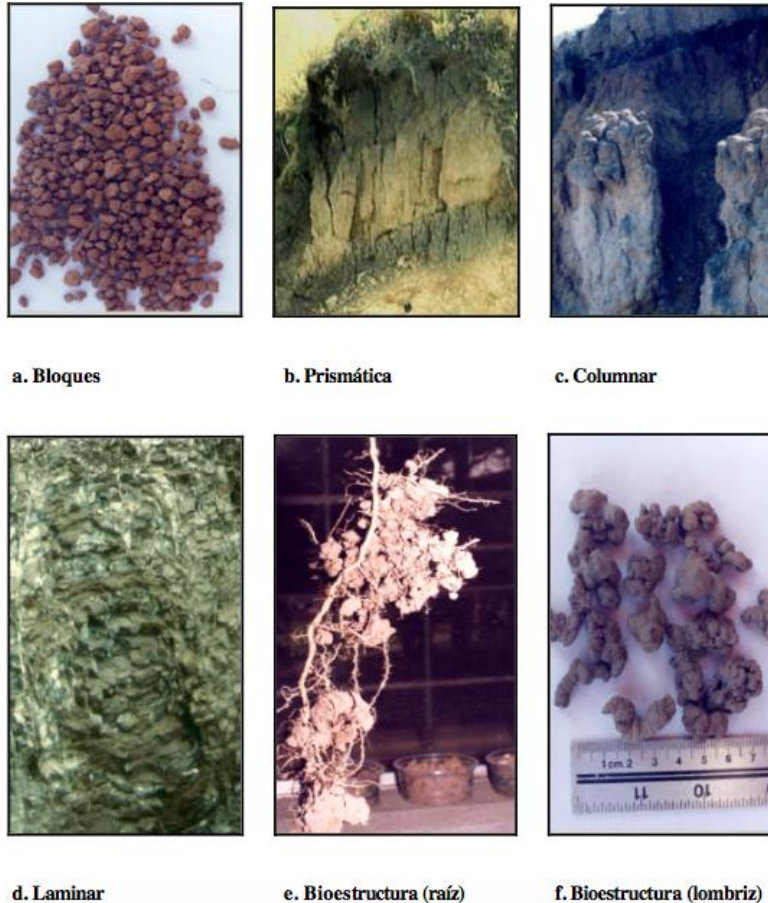
Hay varios tipos de estructura del suelo: granular o migajosa, blocosa, columnar, prismática, planar y masiva. La estructura granular se encuentra comúnmente en el horizonte A de los suelos. Las partículas del suelo se unen de tal manera que los agregados tienen una forma casi esférica. El suelo con estructura granular tiene alta porosidad, agregados estables, y alta capacidad de transporte y retención de agua. Los suelos con estructura granular por lo general son altamente productivos.

Las estructuras **esferoidales** (migajosa y granular) se encuentran asociadas a horizontes con alto contenido de materia orgánica (horizontes A mólicos, úmbricos y melánicos, principalmente) y/o desarrollados bajo cobertura de gramíneas. Las estructuras en **bloques** se presentan en horizontes con altos contenidos de arcilla (argílicos en Alfisoles) y/o altos contenidos de óxidos de hierro y aluminio (kándicos y/o argílicos en Ultisoles, así como horizontes óxicos) (Jaramillo, 2002).

Las estructuras **prismáticas** se asocian a horizontes o suelos poco evolucionados (horizontes B de Inceptisoles, normalmente cámbicos). Las estructuras **columnares** están asociadas a horizontes con altos contenidos de sodio intercambiable (nátricos) (Jaramillo, 2002).

La estructura **laminar** también implica poca evolución pedogenética y se asocia normalmente con horizontes C de suelos desarrollados a partir de sedimentos, rocas sedimentarias y algunas rocas metamórficas (Jaramillo, 2014). Algunos de los tipos de estructura más comunes encontrados en los suelos son mostrados en la figura 1-5.

Figura 1-5 Tipos de estructura de los suelos.



Tomado de (Jaramillo, 2002), nótese que además de las estructuras mencionadas: blocosa, prismática, columnar y laminar, aparecen dos bioestructuras adicionales (producidas por raíz, y lombriz).

1.2.3 Color del suelo

El color del suelo es una de las características morfológicas más importantes, es la más obvia y fácil de determinar, permite identificar distintas clases de suelos, es el atributo más relevante utilizado en la separación de horizontes y tiene una estrecha relación con los principales componentes sólidos de este recurso. El color puede ser utilizado como una clave del contenido de ciertos minerales, fundamentalmente minerales férricos ya que ellos proveen la mayor variedad de pigmentos al suelo. Se describe la variedad de colores (negro, rojo, amarillo, marrón, gris, entre otros) sobre la base del origen de los pigmentos y su relación con determinadas condiciones ambientales (Ovalles, 2003).

Rojo, marrón, amarillo, rojo amarillento, marrón grisáceo y rojo pálido son descripciones comunes de los colores del suelo, pero imprecisos. Para el estudio sistemático del color del suelo, se usan sistemas cuantitativos de clasificación del color, por ejemplo el Sistema de Notación de Color Munsell (Munsell, 2017) o Cielab (Adobe Systems, 2000).

La figura 1-6 detalla algunos colores presentes en muestras y perfiles de suelos del Oriente de Antioquia, mientras que en la tabla 1-1 se presentan los colores más típicos de los suelos y los compuestos más fuertemente asociados con ellos.

El sistema permite la comparación directa de colores de suelos en cualquier parte del mundo. Se compone por: Hue (Matiz) (un color específico), Value (claridad y oscuridad) y Chroma (intensidad de color) que se disponen en libros de gamas de color. La muestra de suelo a determinar su color, se compara visualmente a plena exposición con el catalogo, hasta hallar el color correspondiente a la notación Munsell. Por ejemplo, un suelo marrón puede ser observado como: **Matiz Claridad/Pureza (10YR 5/3)**. Esa notación es estándar y se usa para describir y clasificar los suelos (NRCS, 2017). La Figura 1-7 presenta una tabla típica Munsell de colores del suelo y como se usa.

La determinación del color en el suelo se ve afectada por varios factores, como:

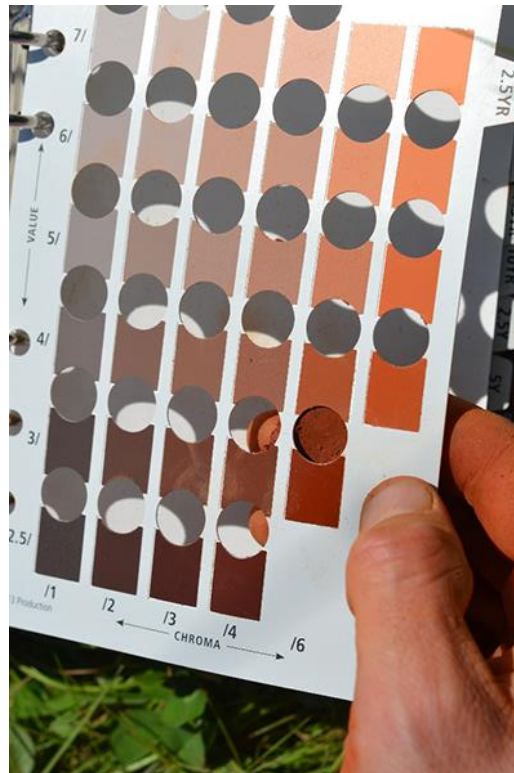
- Cantidad y tipo de luz que cae sobre la muestra, ya que de ella depende la que se va a reflejar hacia el ojo; el color determinado en campo abierto con luz natural es diferente al que se obtiene bajo la luz de una lámpara fluorescente.
- La superficie del suelo que se mira: superficies muy rugosas dispersan ampliamente la luz que reflejan, reduciendo la cantidad de ella que llega al ojo; este efecto es más intenso en la medida en que el ángulo de incidencia de la luz sea más agudo.
- La humedad de la muestra: a mayor contenido de humedad en la muestra, más oscuro se torna el color (Jaramillo, 2014).

Figura 1-6: Colores de perfiles y muestras de suelos del Oriente de Antioquia.



En esta imagen se resaltan colores de minerales y materia orgánica en perfiles y muestras de suelo tomadas en el Municipio de La Unión, subregión del Oriente de Antioquia, Colombia (Ramírez, 2017).

Figura 1-7: Tabla Munsell para color del suelo.



Tomado de (Munsell, 2017), aquí se muestra la comparación de una muestra de suelo “rojo”, en la clasificación Munsell es equivalente Hue value/croma (2,5YR 3/6).

Tabla 1-1: Colores y equivalente en notación Munsell de algunos de los principales minerales presentes en los suelos agrícolas.

Mineral	Fórmula	Tamaño (mm)	Munsell	Color
Goetita	FeOOH	1-2	10YR 8/6	Amarillo
Goetita	FeOOH	~0,2	7,5YR 5/6	Marrón fuerte
Hematita	Fe ₂ O ₃	~0,4	5R 3/6	Rojo
Hematita	Fe ₂ O ₃	~0,1	10R 4/8	Rojo
Lepidocrocita	FeOOH	~0,5	5YR 6/8	Amarillo-rojizo
Lepidocrocita	FeOOH	~0,1	2,5YR 4/6	Rojo
Ferrihidrita	Fe(OH) ₃		2,5YR 3/6	Rojo oscuro
Glauconita	K(Si _x Al _{4-x})(Al,Fe,Mg)O ₁₀ (OH) ₂		5Y 5/1	Gris oscuro
Sulfuro ferroso	FeS		10YR 2/1	Negro
Pirita	FeS ₂		10YR 2/1	Negro (metálico)
Jarrosita	K Fe ₃ (OH) ₆ (SO ₄) ₂		5Y 6/4	Amarillo pálido
Todorokita	MnO ₄		10YR 2/1	Negro
Humus			10YR 2/1	Negro
Calcita	CaCO ₃		10YR 8/2	Blanco
Dolomita	CaMg(CO ₃) ₂		10YR 8/2	Blanco
Yeso	CaSO ₄ .2H ₂ O		10YR 8/3	Marrón muy pálido
Cuarzo	SiO ₂		10YR 6/1	Gris claro

Adaptado de (NRCS, 2017), nótese que el mismo mineral bajo diferente tamaño de partícula presenta diferente color, así mismo, minerales diferentes pueden mostrar el mismo color.

1.2.4 Humedad del suelo

El contenido de agua en el suelo es la cantidad de agua contenida en una masa o volumen de suelo dado y denota el porcentaje de humedad de este. Puede variar desde extremadamente seco (~0) hasta el valor de la porosidad, a saturación total. El contenido de agua del suelo puede expresarse en masa y se conoce como contenido gravimétrico de agua en el suelo (w). También se puede expresar sobre una base de volumen y se conoce como contenido volumétrico de agua (Θ) (Shukla, 2014; Jaramillo, 2014).

La metodología más usual para la determinación del contenido de humedad consiste en pesar una muestra de suelo seca al aire, luego esta muestra se somete a secado por 24 h a una temperatura de 105 °C en una estufa, periodo al final del cual, cuando la muestra esté a temperatura ambiente, se pesa.

El contenido de humedad de la muestra es la diferencia en masa del suelo húmedo menos el suelo seco (Sarkar & Haldar, 2005).

El contenido de humedad se calcula por medio de las ecuaciones 1-6, 1-7 y 1-8.

$$\text{Contenido de humedad gravimétrico } (W) = \frac{\text{Masa de agua}}{\text{Masa de suelo seco}} = \frac{g}{g} \quad (1-6)$$

$$\text{Contenido de humedad volumétrico } (\theta) = \frac{\text{volumen de agua}}{\text{volumen total del suelo}} = \frac{\text{cm}^3}{\text{cm}^3} \quad (1-7)$$

El contenido de humedad volumétrico también se puede estimar con base en la densidad aparente y la humedad gravimétrica.

$$(\theta) = W * \frac{\text{Densidad aparente del suelo}}{\text{Densidad del agua}} = \frac{\text{cm}^3}{\text{cm}^3} \quad (1-8)$$

1.2.5 Porosidad del suelo

El porcentaje de espacio sólido se calcula como 100 menos el porcentaje de espacio poroso (o porosidad). La porosidad del suelo está inversamente relacionada con el tamaño de partícula. Por lo tanto, los suelos arcillosos tienen generalmente porosidades más altas que los suelos de limo o arena.

Los poros grandes se asocian generalmente con el movimiento rápido del agua a través del suelo, y los poros más pequeños se asocian con la retención del agua dentro de ellos. Por lo tanto, los suelos arenosos pueden favorecer movimientos rápidos de agua, mientras que suelos arcillosos pueden almacenar grandes cantidades (Shukla, 2014).

Según (Jaramillo, 2002), esta distribución de poros en el suelo dependen de: La composición y el arreglo de la fracción sólida, como la textura, el contenido de materia orgánica y la estructura, donde se derivan dos tipos de porosidad:

- Microporosidad o Porosidad textural, se compone por el volumen de los poros más finos que tiene el suelo y que, en su mayor cantidad se encuentran en el interior de los peds.
- Macroporosidad o Porosidad estructural, es el volumen de poros grandes del suelo, los cuales se encuentran, en mayor proporción, ubicados entre los peds.

Debido a que la porosidad del suelo depende de las características de su fracción sólida, ella se estima con base en las densidades real y aparente (Ecuación 1-9):

$$Porosidad = \left(1 - \frac{Densidad\ aparente}{Densidad\ real}\right) * 100 \quad (1-9)$$

1.3 Actividad microbiológica del suelo

El estudio de la actividad microbial de los suelos agrícolas se apoya en métodos de extracción de microorganismos, el cultivo de estos en medios axénicos y la posterior identificación y cuantificación. Estos métodos tienen el limitante de que no todos los microorganismos del suelo son cultivables en medios convencionales, además, para aquellos que si se pueden cultivar, estas incubaciones son muy dispendiosas y demoradas. Los métodos más usados son tinción de microorganismos (Winding, Binnerup, & Sørensen, 1994), número más probable (NMP) (Calvacate & Dobereiner, 1988), diluciones sucesivas 1:10 (Hoben & Somasegaran, 1982), por goteo sellado masivo en placa (Morales et al., 2012). Por otro lado, la medición de la respiración de suelos (microorganismos) en presencia de diferentes fuentes de carbono han sido adaptadas para cuantificar actividad microbial (Celis, Sandoval, & Zagal, 2009; Zagal, Rodríguez, Vidal, & Quezada, 2002).

2 Métodos ópticos para el análisis de suelos

El estudio de las propiedades ópticas del suelo es un área en exploración, adaptación y crecimiento, (Armenta & De la Guardia, 2014; W. Rodríguez, Gacrcía, & Fajardo, 2016) (Ochoa, Aramburu, García, Barreira, & Hontoria, 2016) resaltan la importancia de estas técnicas ópticas en el análisis de propiedades del suelo y sedimentos, por lo anterior, se da de la necesidad del desarrollo de la técnica y de nuevos instrumentos para tales determinaciones, que mejoren la sensibilidad de los métodos clásicos y, que reduzcan la contaminación ambiental generada por el uso de solventes y compuestos químicos potencialmente tóxicos usados en los análisis fisicoquímicos de suelos y plantas .

Cory & Mcknight, (2005) Usaron espectroscopia de fluorescencia para determinar el estado de oxidación de compuestos asociados a la Materia orgánica del suelo, ej. Quinonas; por su parte (Metternicht & Zinck, 2003), revisaron la potencial aplicabilidad/limitación de diversos métodos ópticos para buscar potencial de uso ambiental en la identificación de suelos afectados por diferentes sales y la vegetación asociada a estos ambientes, así mismo (Nocita et al., 2015) postula que la espectroscopia del suelo ha demostrado ser una técnica analítica rápida, rentable, amigable con el ambiente, no destructiva, reproducible y repetible.

Las diferentes técnicas ópticas aplicables a las propiedades del suelo serán desarrolladas en cada tópico.

Debido a que la mayor cantidad de información disponible y con buenas perspectivas, se centra el análisis de propiedades del suelo como la textura, contenido de materia orgánica, humedad, color, contenido de algunos nutrientes y actividad microbial, solo se revisan ejemplos de uso para estimar esas propiedades.

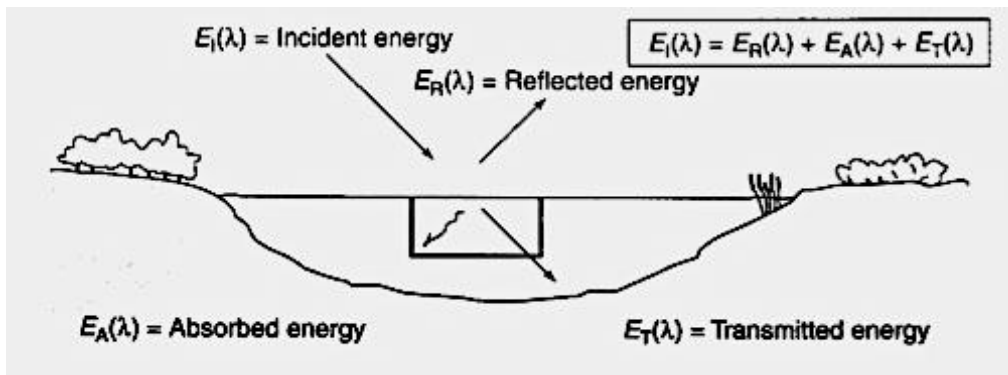
2.1 Interacciones entre la energía electromagnética y la materia

Cuando la energía electromagnética incide sobre un cuerpo, se pueden presentar tres fenómenos diferentes, esta energía puede ser reflejada, absorbida y/o transmitida. Esos fenómenos en conjunto soportan el desarrollo de métodos ópticos de análisis. Esto se ilustra en la Figura 2-1.

Aplicando el principio de conservación de energía, se puede afirmar la interrelación entre estas tres interacciones energéticas con la materia como se muestra en la ecuación 2-1

$$E_i(\lambda) = E_r(\lambda) + E_a(\lambda) + E_t(\lambda) \quad (2-1)$$

Figura 2-1: Interacciones entre la radiación electromagnética y un cuerpo de agua.



Tomado de (Lillesand, Kiefer, & Chipman, 2004).

Como ejemplos de la estimación de propiedades químicas por medio de estos métodos se tiene lo siguiente:

2.2 Análisis en imágenes capturadas mediante cámaras digitales

Los fundamentos para la aplicación de la técnica dependen de la necesidad de analizar propiedades físicas o químicas de los suelos, ya que en el primer caso los análisis de imágenes permiten definir por ejemplo la forma y tamaño de agregados. Mientras que en el segundo caso la técnica se basa en la absorción/reflexión de la radiación

electromagnética que incide sobre la muestra de suelo, y que es función de su composición química (N. M. Dhawale et al., 2013). Por otra parte, la tecnología de imágenes multi-espectrales ha sido ampliamente usada en muchos campos, ente ellos la agricultura, donde se ha usado para estimar el contenido de materia orgánica, contenido de humedad y textura de los suelos, (Yanli et al., 2015; Kruse et al., 2015; Z. He, Honeycutt, Zhang, & Bertsch, 2006; N. Dhawale, 2015; N. M. Dhawale et al., 2013), además del estado nutricional de plantas (Buschmann & Nagel, 1993).

En esta tecnología, la luz reflejada por la muestra es separada en bandas del espectro y registrada en imágenes, y cada imagen es usada para componer un cubo, que en conjunto representa cada interacción de la muestra con una banda específica del espectro, dependiendo del número de imágenes (bandas) que compongan el cubo se hablará de análisis multi-espectral o hiper-espectral, donde el análisis hiper-espectral implica un mayor número de bandas que el análisis multi-espectral. (Ben-dor et al., 2009) reportaron que entre las propiedades del suelo susceptibles de medida en imágenes espectrales se encuentran: la degradación (salinidad, erosión y deposición), la génesis y formación, la clasificación y cartografía, la materia orgánica, el contenido de agua, la contaminación y la expansión del suelo.

2.2.1 Análisis de materia orgánica y compuestos asociados

Luo, Yaolin, Jian, & Jing, (2008) desarrollaron un método para cuantificar la materia orgánica del suelo (MOS), a través del análisis de imágenes multi-espectrales y espectrofotómetros de campo, las medidas fueron hechas entre 400-2500 nm y usando los índices de brillo, coloración, tono, rojez e índice de saturación que se basan en las tres bandas: roja, (R = 681 nm), verde (G = 569 nm) y azul (B = 487 nm). La evaluación de exactitud (la exactitud general estimada como 76%) mostró que el mapa es confiable y significativamente correlacionado con los procesos de estabilización conocidos a lo largo del área de estudio; por lo que la metodología cuantitativa desarrollada en este estudio para cartografiar el material orgánico del suelo puede adaptarse a otras regiones áridas de todo el mundo.

Por su parte (Viscarra, Fouad, & Walter, 2008) encontraron que usando imágenes de una cámara digital podrían evaluar el color del suelo y relacionarlos con propiedades

fisicoquímicas de este, como son: carbono orgánico (CO) y hierro (Fe), por medio de transformaciones matemáticas de estos datos, podrían generar modelos prácticos para estimarlos.

Según (Viscarra et al., 2008) al comparar las predicciones de CO del suelo y Fe utilizando regresiones logarítmicas de las variables de un solo color vs la regresión hecha bajo el espectro completo, demostró que los modelos de color factorial completo fueron tan buenos o mejores que el más complejo PLSR y VIP-PLSR. Las predicciones de CO y Fe usando la selección de longitud de onda por VIP-PLSR mostraron que hay una considerable redundancia en los espectros. Para el CO del suelo sólo 86 de las 451 longitudes de onda VIS-NIR se mantuvieron, mientras que para Fe, sólo 63. La mayoría de ellos se encontraban en la parte visible del espectro.

Para las predicciones del contenido de CO en el suelo, la regresión logarítmica de la variable produjo las mejores predicciones con un R^2_{adj} . De 0,88 y un RMSE de 0,56%, para las predicciones de Fe, la regresión logarítmica del RI produjo las mejores predicciones con un R^2_{adj} . De 0,56 y un RMSE de 0,081% (Viscarra et al., 2008).

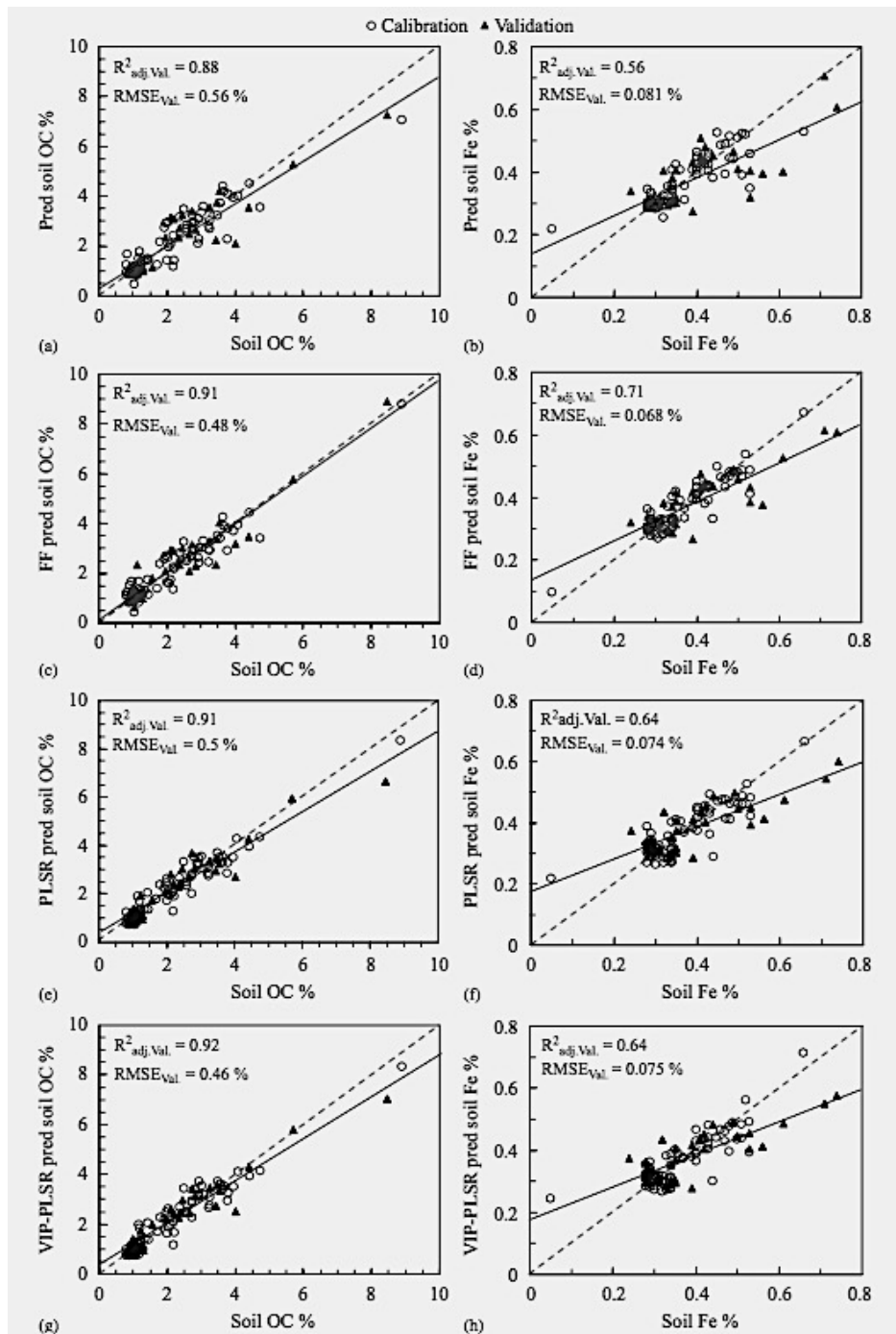
La adquisición de datos con cámara digital fue simple y el procesamiento del color fue sencillo. La adquisición de datos utilizando el espectrómetro fue más complicada y el procesamiento de los espectros requirió el uso de técnicas quimiométricas más complejas. Por otra parte, las cámaras digitales son instrumentos más baratos y más robustos en comparación con los espectrómetros VIS-NIR de fibra óptica.

En este estudio, se demostró que una cámara digital, combinada con simples funciones de pedotransferencia de color del suelo, puede utilizarse para predicciones rápidas, precisas y no destructivas de los contenidos de CO y Fe del suelo en Bretaña, Francia. Resultados de las correlaciones obtenidas por medio de espectroscopia vs imágenes RGB para los parámetros evaluados se muestran la figura 2-2 (Viscarra et al., 2008).

Viscarra et al., (2008) concluyeron que se puede usar una cámara digital para medir el color del suelo, y cuando se usa un modelo de espacio de color apropiado, estas

mediciones se pueden usar para obtener funciones exactas de pedotransferencia para el suelo CO y Fe.

Figura 2-2: Gráficos de contenido observado vs contenido predicho de CO y Fe en el suelo.



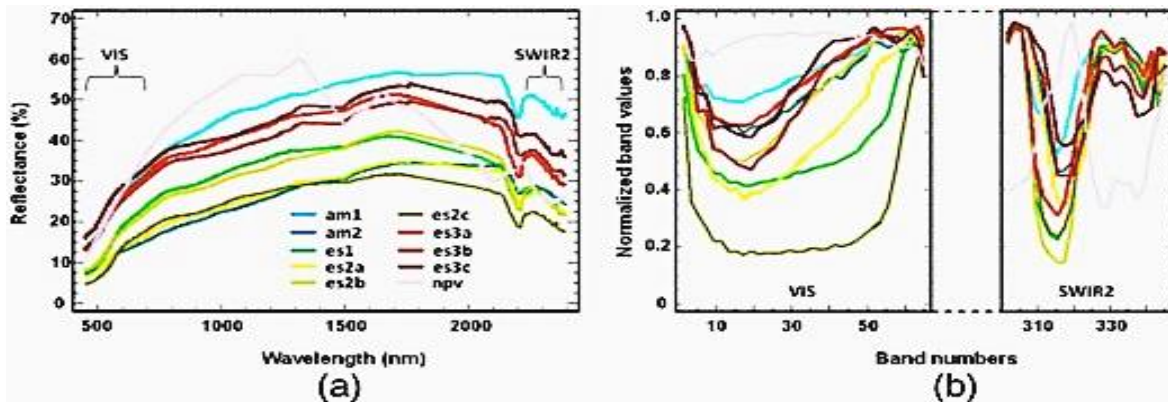
Tomado de (Viscarra et al., 2008) (a) contenido de carbono orgánico del suelo (OC) usando la variable CIEv * (b) contenido de Fe utilizando el índice de enrojecimiento (RI), (c) OC utilizando una regresión factorial completa (FF) de la variable de CIEv * CIELa * b * tristimuli, (d) Fe usando una regresión FF del CIELc * h * tristimuli, (e) OC usando la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR), (f) Fe usando PLSR, (g) OC usando PLSR y la Importancia variable para la proyección (VIP-PLSR) y (h) Fe utilizando VIP-PLSR.

2.2.2 Estimación de porosidad y procesos de deposición-erosión

Passoni, Borges, Pires, Saab, & Cooper, (2014) investigaron a calidad de los datos proporcionados por el software ImageJ (software de dominio público) para caracterizar la porosidad de dos suelos (Gerals Ferralsol y Ferralsol Rhodic), de la región sureste de Brasil. Para ello usaron la técnica de análisis de distribución de poros a partir de bloques de suelo impregnados. La adquisición de imágenes se llevó a cabo en un microscopio óptico convencional. Tras la adquisición y tratamiento de las imágenes, se procesaron y analizaron mediante el software Noesis Visilog 5.4® (elegido como programa de referencia) e ImageJ. Los parámetros seleccionados para caracterizar los poros del suelo fueron: forma, número y distribución del tamaño del poro. Para ambos suelos, los resultados obtenidos para la porosidad total de la imagen (%), el número total de poros y la distribución del tamaño de poro mostraron que el programa ImageJ es un software adecuado para la caracterización de porosidad de muestras de suelo impregnados con resina.

Schmid et al., (2016) desarrollaron un método por medio del análisis de datos hiper-espectrales para la caracterización de procesos erosivos y de deposición en suelos de la zona cultivable del mediterráneo español, el modelo desarrollado se correlacionó en conjunto con datos de laboratorio y de campo en estadios clave e intermedios para poder calibrarlo de manera exitosa. Los espectros generados en este estudio para diferentes procesos de deposición-erosión se ilustran en la figura 2-3.

Figura 2-3: Espectros obtenidos para el estudio de fenómenos de deposición-erosión.

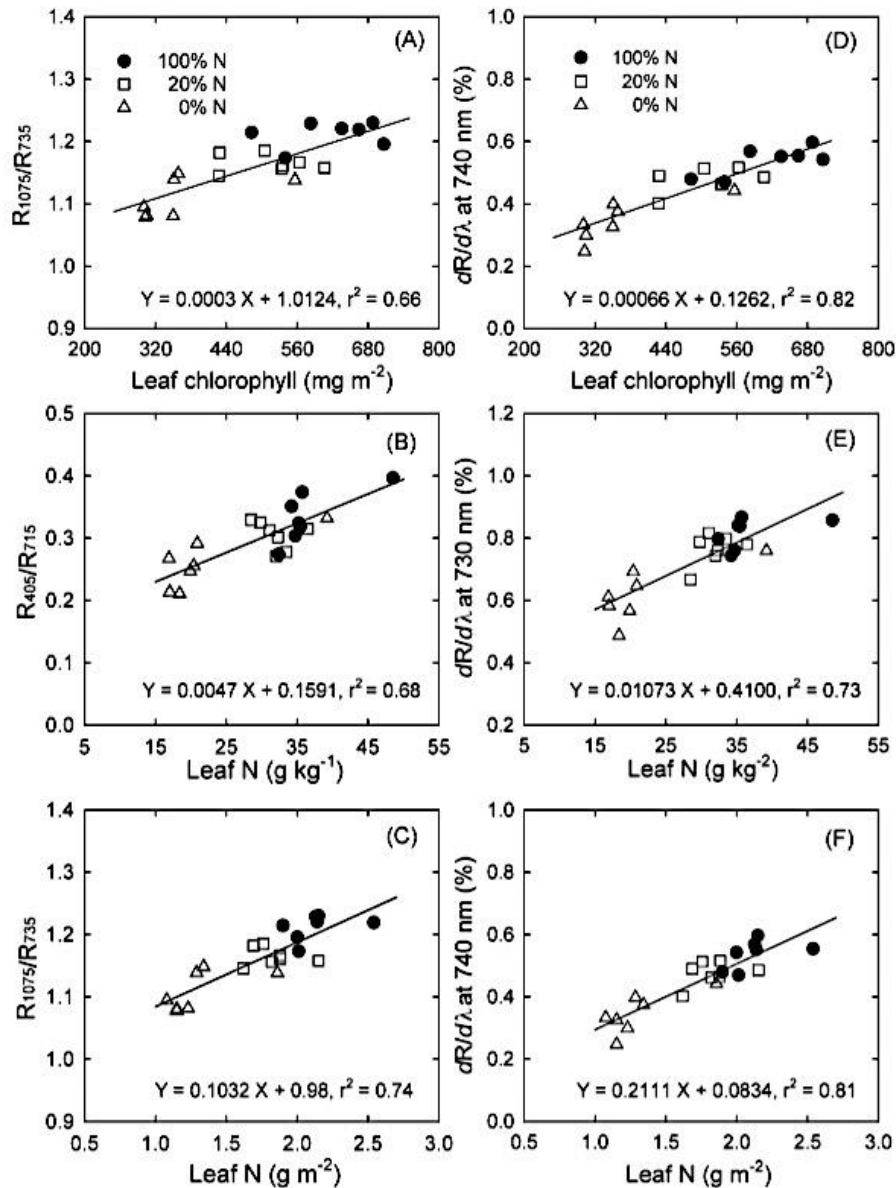


Tomado de (Schmid et al., 2016), espectros de estadios clave en procesos de deposición (am) y erosivos (es), y vegetación no fotosintética (npv) en la zona cultivable del mediterráneo español, se ilustran los diferentes estadios de cada proceso, tanto en el espectro obtenido, figura 2-3a, como con su normalización, figura 2-3b.

2.2.3 Análisis de parámetros de interés en plantaciones

Zhao, Reddy, Kakani, & Reddy, (2005), encontraron por medio de análisis de imágenes hiper-espectrales, una forma no destructiva de cuantificar la deficiencia de N en plantas de sorgo, en este estudio se analizaron varios parámetros como: Contenido de N foliar, contenido de clorofila y tasa de fotosíntesis. El estrés por déficit de nitrógeno aumentó principalmente la reflectancia foliar en 555 nm (R555) y 715nm (R715) y causó un cambio de borde rojo a una longitud de onda más corta. Las concentraciones de clorofila y N de las hojas fueron altas y linealmente correlacionadas no solo con la primera derivada de la reflectancia centrada en el rojo $dR/d\lambda$ a 730 o 740 nm, con los mayores valores de r^2 (0,73-0,82), sino también con las relaciones de reflectancia de R1075/R735 y R405/R715, por lo que estas relaciones de reflectancia específicas o $dR/d\lambda$ se pueden utilizar para la estimación rápida y no destructiva de clorofila de hojas de sorgo y estado de N de plantas. En la figura 2-4 se muestra la regresión lineal para el contenido de clorofila, contenido de N, cambio en la reflectancia y la primera derivada de este.

Figura 2-4: Regresión lineal en parámetros de calidad estudiados en hojas de sorgo.



Tomado de (Zhao et al., 2005), hojas de sorgo (A y D), concentración de N en base a peso seco (B y E) o concentración de foliar N basadas en área (C y F), valores de reflectancia (A-C) y primera derivada de la reflectancia ($dR / d\lambda$) (D -F) a 730 o 740 nm, que tiene el mayor valor de R^2 con las concentraciones de clorofila o N de hojas. Los datos se agruparon en los tres tratamientos y siete fechas de muestreo de 31 a 58 días después de la siembra ($n = 21$).

Youngentob et al., (2012) al estudiar plantaciones Eucalipto en Australia, para determinar la digestibilidad de N para herbívoros a través del contenido de fibra y taninos, encontraron que por medio de imágenes hiper-espectrales con base en HyMap, HyVista, con datos espectrales desde 446- 2477 nm, además del uso de métodos de modelación en laboratorio y campo de estos datos, como extracción continua y análisis de derivadas, permitió el desarrollo de modelos para la estimación de N total y digestibilidad de materia seca (DDM), estos modelos tuvieron un R^2 entre 0,55-0,78 para los parámetros evaluados, los investigadores concluyeron que la gran contribución de pocas bandas sugiere que es posible desarrollar algoritmos de predicción basados en unas pocas longitudes de onda, extrapolables a otros tipos de paisajes. Las bandas seleccionadas para N total fueron 1785,1662, 1476, 1419, 908, 624 nm. Para N disponible: 2174, 1971, 1675, 1462, 1330, 810, 824, 475, 475 nm. Finalmente para materia seca digestible: 2297, 1675, 1637, 1558, 969, 954, 739, 652, 594 nm.

2.3 Determinación de propiedades mediante absorción de luz en la región VIS-IR

Para la estimación de Fósforo (P) en el suelo, por absorción de luz en la región VIS-NIR, históricamente las correlaciones entre estos espectros y el contenido de P no son las mejores ($R^2 < 0,5$ y $RPD < 2$), sin embargo, algunas señales características para P se han encontrado en 9174 y 8695 nm para P-Al y P-Fe, respectivamente, o 9090 nm para P-húmico (Z. He, Honeycutt, et al., 2006; Z. He, Ohno, Cade-menun, Erich, & Honeycutt, 2006). Ácido fítico muestra señales a 10330, 9920, y 9505 nm; este triplete se desplaza a números de onda más altos en presencia de fitatos metálicos. El P-O-C presenta una señal en forma de triplete característica en la región 12658 a 11111 nm que ha sido propuesta para diferenciar los fitatos de otros compuestos de P (Z. He, Honeycutt, Pellechia, & Caliebe, 2007). Así mismo, ha sido posible la detección de polifosfatos con una amplia señal entre 7142 a 8333 nm (Khoshmanesh, Cook, & Wood, 2012). Por su parte (Maleki et al., 2006) estimó el contenido de P en suelos con diferente clase textural con predicciones aceptables $R^2=0.75$ and $R^2=0.73$, Por su parte (Bogrekci & Lee, 2005) encontró fuertes picos de absorción para los compuestos que son formas típicas de P en los suelos, como son: $FePO_4 \cdot 2H_2O$, $Mg_3(PO_4)_2 \cdot 2H_2O$, $CaPO_4$, y $AlPO_4$ sus señales aparecen 286, 2548, 2516, y 228 nm, respectivamente.

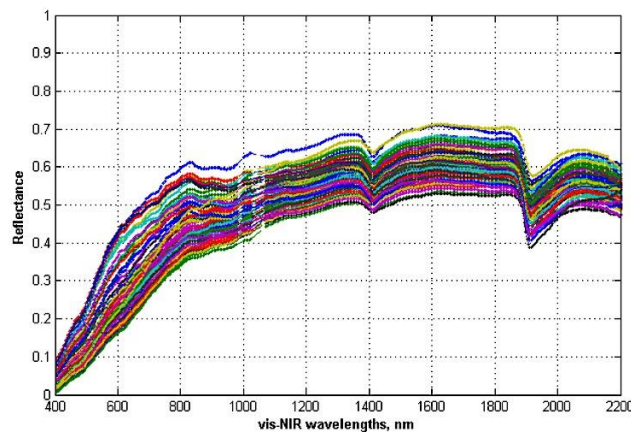
Así mismo (Viscarra & Behrens, 2010), muestran como en la región visible se pueden analizar minerales del suelo, en particular, los óxidos de hierro como Goetita y Hematita, pues presentan absorciones en la región VIS-NIR del espectro, desde 430-884 nm, mientras que constituyentes de la materia orgánica del suelo absorben en regiones menos energéticas del espectro, especialmente hacia el NIR y MIR.

2.4 Estimación de propiedades del suelo por reflectancia en la zona UV-MIR

2.4.1 Nutrientes y componentes inorgánicos del suelo

N. M. Dhawale et al., (2013) encontraron prometedora la estimación hiper-espectral de Fósforo (P) por medio de reflectancia VIS-NIR, la determinación fue hecha con un arreglo de 86 muestras de suelo de Canadá, el análisis de laboratorio convencional fue el método Mehlich III para P, se usó el método de mínimos cuadrados (PLSR) para correlacionar los espectros de cada suelo con su respectivo contenido de P, se obtuvieron los parámetros de ajuste $R^2 > 0,8$ y $RPD > 2$, lo que da un ajuste aceptable del modelo para predecir el contenido de P en las muestras estudiadas. Las bandas que mejor presentaron correlación con el contenido de P en el rango visible: 439, 457, 463, 545, 596, 635 y 738 nm; mientras que en el IR: 806, 1000, 1009, 1374, 1418, 1873, 1911, 2032 y 2174 nm; compilación de espectros de este estudio de muestran en la figura 2-5.

Figura 2-5: 86 espectros de los suelos de Canadá analizados en la región VIS-NIR para P. Tomado de (N. M. Dhawale et al., 2013).



Lei & Rong-biao, (2016), midiendo la reflectancia de muestras de suelo en la región Vis-

NIR, estimaron el contenido de P y K en estas muestras, y de paso generaron modelos matemáticos de predicción basados en la máquina de vectores de soporte de mínimos cuadrados (LS-SMV) y algoritmos de proyecciones sucesivas (SPA) de los contenidos de estos nutrientes. Encontraron también que el coeficiente de correlación y el error cuadrático promedio de la predicción para el fósforo disponible fueron de 0,8625 y 8,67 y los de potasio disponible fueron 0,7843 y 13,42, respectivamente. Esto indica que la espectroscopia IR cercano, basado en SPA usando LS-SVM para modelado, puede ser usada como un método para medir con precisión el contenido de fósforo y potasio disponible en el suelo.

Bastidas & Carbonell, (2010) por medio del uso de espectros VIS-NIR, además de librerías espectrales y el modelo lineal “unmixing”, establecieron la posibilidad de caracterizar de manera espectral y mineralógica los suelos del valle del río Cauca (Colombia), encontrando que existen diferencias para los perfiles espectrales a nivel de subgrupo taxonómico entre los 400 y 2.500 nm. Sin embargo, para poder correlacionar la información de los perfiles espectrales con concentración de minerales arcillosos, es preciso tener información cuantitativa. Para este propósito, el modelo *linear “spectral unmixing”* puede ser más apropiado que los resultados semicuantitativos proporcionados con el análisis de difracción de rayos X.

Los modelos para clasificación de materiales en imágenes de satélite, como es el caso del modelo *“linear spectral unmixing”*, pueden ser implementados para extraer las concentraciones de minerales arcillosos de manera objetiva, utilizando perfiles espectrales de suelos y librerías espectrales de minerales. Además, abren la posibilidad de cuantificar la abundancia de otros compuestos en el suelo de interés agronómico (Bastidas & Carbonell, 2010).

Macías, Muñoz, Cueto, Márquez, & Sifuentes, (2013) al evaluar el efecto del tamaño de partícula en la predicción de propiedades del suelo por NIRS, en suelos de la región de la Laguna (Durango, México), encontraron que la exactitud de las predicciones del método NIRS son variables para diferentes propiedades del suelo. De las 13 propiedades analizadas, seis de ellas (carbonatos totales, materia orgánica, capacidad de intercambio

catiónico, arena, arcilla y limo) fueron predichas en el rango de calidad de buenas y medianas. Los resultados revelan que cuando la predicción NIRS es usada para propiedades físicas (textura), existe una mejor correlación y predicción más exacta si se utiliza la fracción gruesa de las muestras (malla 2.0 mm). De igual manera, si las propiedades a predecir son químicas (por ejemplo para carbonatos y materia orgánica), la fracción fina del suelo (malla 0.5 mm) resulta en una mejor correlación entre el método de análisis convencional y el NIRS.

Chang, Laird, Mausbach, & Charles, (2001) explorando nuevas técnicas para análisis de calidad de suelos, en una evaluación de 802 muestras provenientes de cuatro zonas diferentes de USA, por medio de un análisis de componentes principales (PCA), y transformado por medio de la primera derivada de la densidad óptica del espectro entre 1300-2500 nm, predijeron con éxito ($R^2 > 0.80$) el valor de N total, humedad, capacidad de intercambio catiónico (CEC), agua retenida a 1,5 MPa, tasa de respiración basal, arena, limo y Ca extractable por Mehlich III.

Así mismo (Chang et al., 2001) encontraron que algunos metales extraíbles Mehlich III (Ca, Mg y K), la suma de bases intercambiables, la acidez intercambiable, contenido de otros cationes como (Fe, K, Mg, Mn) % arcilla, N potencialmente mineralizable, la tasa de respiración total, la biomasa C y el pH también fueron estimados por NIRS pero con menos precisión ($R^2 = 0,80 \mid 0,50$).

Chang et al., (2001) mostraron que los resultados previstos para la agregación (% en peso, y macroagregación > 2, 1, 0.5, 0.25 mm) no eran confiables ($R^2=50,46 \mid 0,60$).

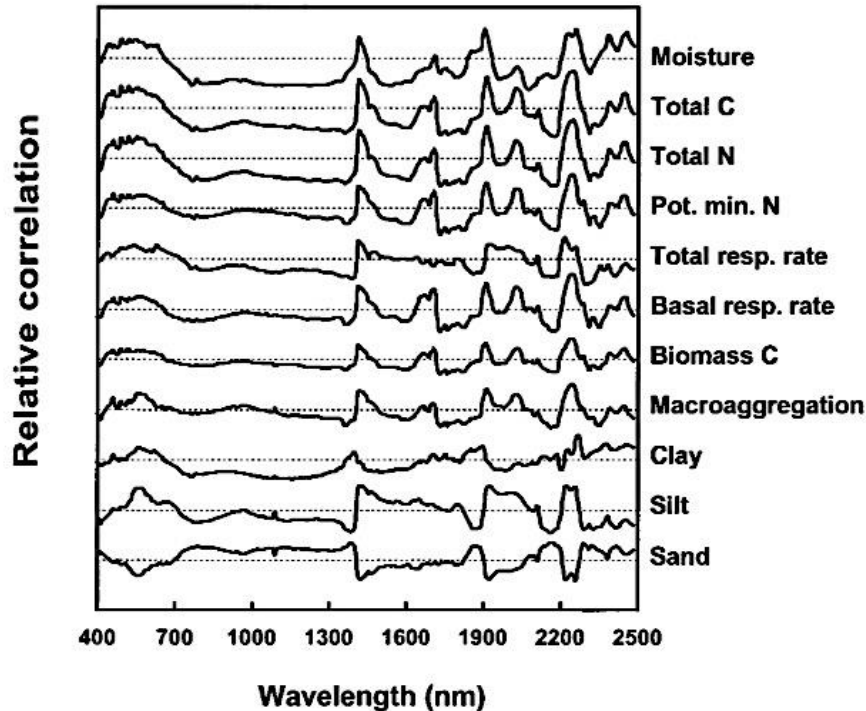
Por su parte Cu, P y Zn extractados por Mehlich III y Na intercambiable no se pudo predecir utilizando la técnica de NIRS-PCR ($R^2 < 0,50$).

Los resultados indican que el NIRS puede utilizarse como una técnica analítica rápida para estimar simultáneamente varias propiedades del suelo con una precisión aceptable en un tiempo muy corto, la figura 2-6 presenta espectros de los suelos relacionados con algunos parámetros medidos (Chang et al., 2001) .

Córdoba, Navarro, Meléndez, Almendro, & Gómez, (2008) encontraron que por medio de

radiometría de campo VIS-NIR podía determinar propiedades en suelos de zonas áridas y semiáridas del mediterráneo español, y que para estimar el contenido de arcilla las bandas con un $R^2 > 0,8$ son: 839, 838, 772, 668, 528, 527, 523, 509, 393 nm. Para limo son: 921, 920, 837, 836, 419 nm, y para arena son: 919, 918, 839, 795, 772, 528 nm.

Figura 2-6: Espectros de algunas propiedades de los suelos.

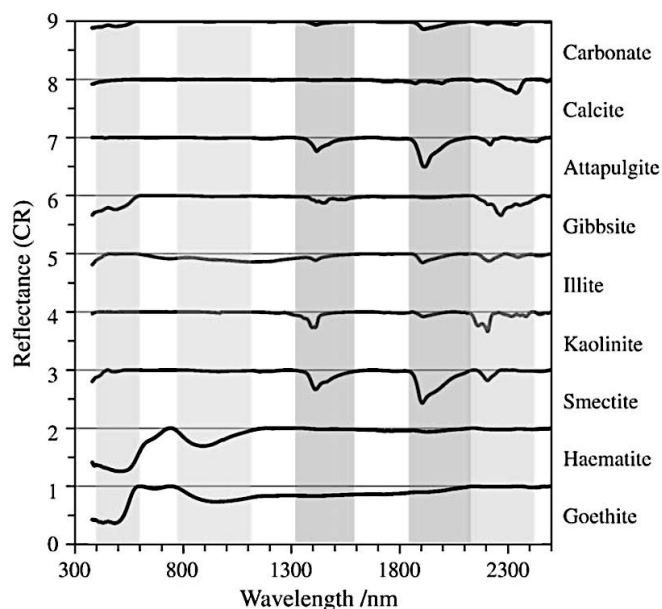


Tomado de (Chang et al., 2001), influencia de la longitud de onda en la correlación entre la intensidad de la reflexión, $\log(1/R)$ y los valores de algunas propiedades del suelo.

Viscarra, Cattle, Ortega, & Fouad, (2009), evaluaron la espectroscopia de reflectancia difusa VIS-NIR para la detección proximal del color del suelo, la composición mineral y el contenido de arcilla, utilizando una amplia gama de perfiles de suelo derivados de diferentes materiales de origen. Para cada uno de los 10 perfiles de suelo, se identificaron las longitudes de onda en las que había diferencias significativas entre los espectros recogidos *in situ*, y los espectros recogidos en el laboratorio sobre suelo seco tamizado a 2 mm. En su mayor parte, las diferencias se produjeron en y cerca de las longitudes de onda que están relacionadas con el agua del suelo y las que no se utilizan principalmente para caracterizar la composición del suelo. Utilizaron longitudes de onda en el rango visible

para estimar el color del suelo para cada perfil usando los modelos de color Munsell HVC y CIELab. La caracterización de la composición mineral del suelo por VIS-NIR fue más simple y más cuantitativa que el análisis de difractogramas de rayos X convencional. Por otra parte, VIS-NIR podría detectar mejor los óxidos de hierro, especialmente cuando sólo estaban presentes en pequeñas cantidades, espectros de materiales puros obtenidos en este estudio se muestran en la figura 2-7.

Figura 2-7: Espectros de diferentes propiedades evaluadas en un suelo.



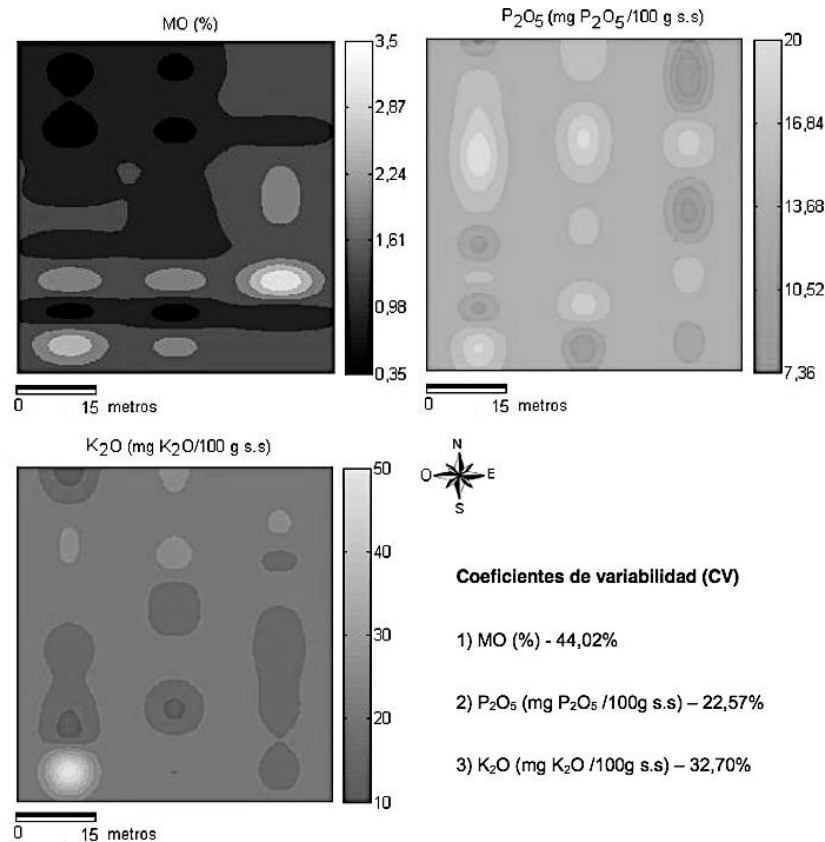
Tomado de (Viscarra et al., 2009).

Rodríguez, (2015) en su tesis de Maestría, estudiando la aplicabilidad de la espectroscopia VIS-NIR para la determinación de propiedades (contenido de materia orgánica, potasio y fósforo) de suelos agrícolas, encontró que las propiedades químicas MO , K_2O y P_2O_5 mostraron un alto porcentaje de variabilidad espacial en las áreas seleccionadas, con coeficientes de variabilidad superiores al 30 y 40%, estos resultados se ilustran en la figura 2-8.

Las propiedades químicas K_2O y P_2O_5 presentaron las correlaciones más significativas en las áreas agrícolas seleccionadas, con coeficientes de 0,63 y 0,35 para la calibración y validación respectivamente. Las lecturas de reflectancia variaron con la longitud de onda

y hubo un incremento de la misma de la región visible (399 - 780 nm), a la del infrarrojo cercano (780 - 1697 nm).

Figura 2-8: Mapas de variabilidad espacial de las propiedades químicas de suelo.



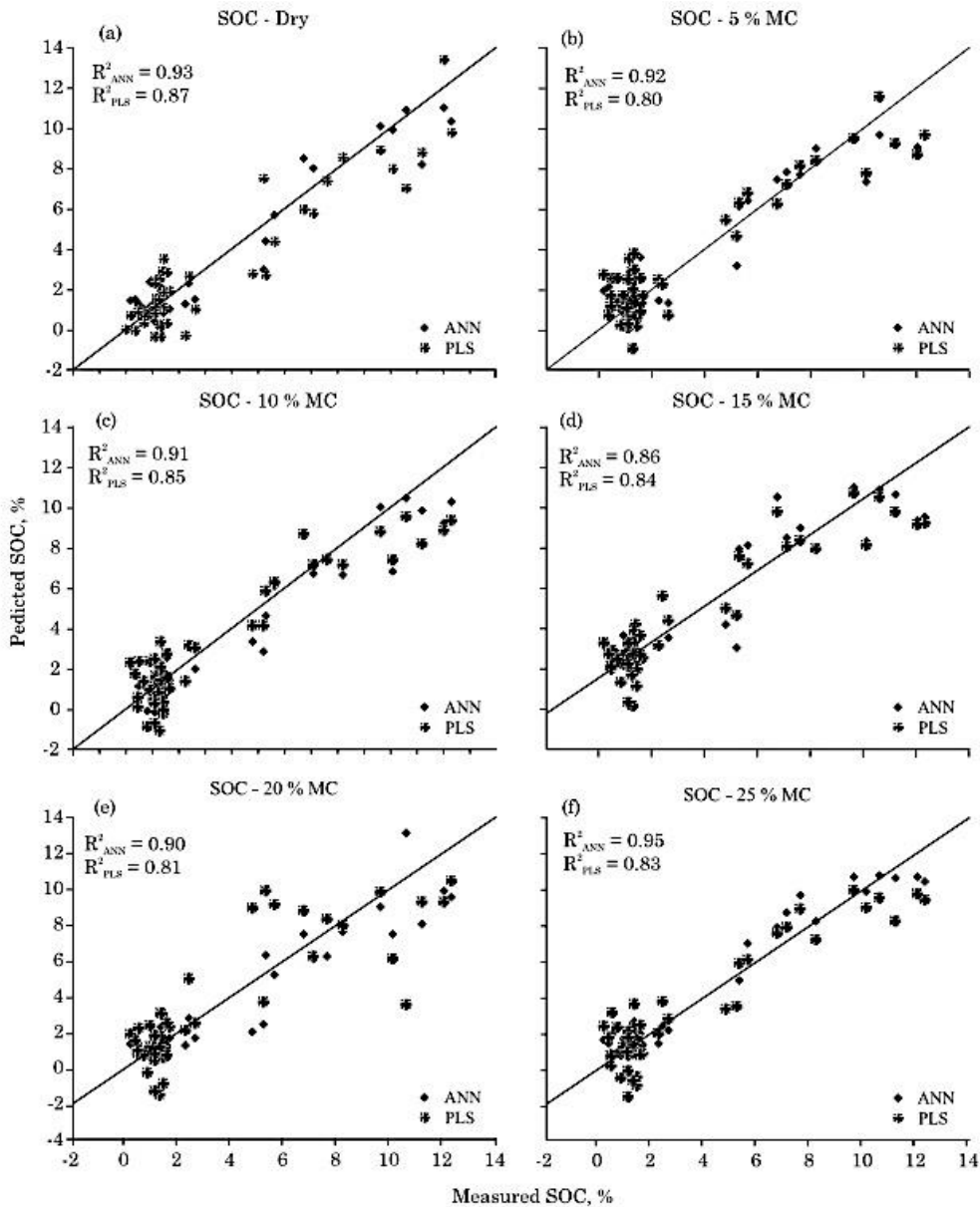
Tomado de (J. Rodríguez, 2015), mapas de variabilidad espacial de las propiedades químicas de suelo para MO, K₂O y P₂O₅.

2.4.2 Carbono orgánico y compuestos asociados

Tekin, Tümsavas, & Mouazen, (2014) evaluaron el efecto combinado del contenido de humedad (MC) y el algoritmo de modelado en la predicción del carbono orgánico (SOC) y el pH del suelo mediante métodos derivados de Red Neuronal Artificial (ANN) y mínimos cuadrados parciales (PLS), usando 270 muestras de suelo, de las cuales 150 provenían de Turquía y las 120 restantes de Reino Unido. El mejor resultado de predicción para SOC se obtuvo utilizando la ANN (RMSEP = 0,82% y RPD = 4,23) para muestras de suelo con 25% de MC. Los mejores resultados de predicción para el pH se obtuvieron con PLS para muestras de suelo seco (RMSEP = 0,65% y RPD = 1,68) y muestras de suelo con 10%

MC (RMSEP = 0,61% y RPD = 1,71). Considerando que la ANN mostró un mejor rendimiento para la predicción SOC en todos los niveles de MC, PLS mostró una mejor precisión predictiva de pH en todos los niveles de MC a excepción de 25% MC. Por lo tanto, con base en el conjunto de datos utilizado en el estudio, la ANN se recomienda para los análisis de SOC en todos los niveles MC, mientras que PLS se recomienda para el análisis de pH a niveles de MC por debajo del 20%. En la figura 2-9 se muestran los resultados de la predicción en variación del contenido de SOC a diferente contenido de humedad del suelo (MC).

Figura 2-9: Efecto del contenido de humedad sobre la predicción de carbono orgánico del suelo.



Tomado de (Tekin et al., 2014), efecto del contenido de humedad (MC) y la técnica de calibración en R^2 de predicción de carbono orgánico del suelo (SOC) con mínimos cuadrados parciales (PLS) y la red neuronal artificial (ANN).

Guillén, Dávila, Gillot, & Vaoudour, (2013) en estudios de suelos de la de la planicie de Versailles, Francia. Estimaron el contenido de carbono orgánico (CO) a partir de una regresión de mínimos cuadrados parciales calculada sobre 182 bandas en el rango de 350-

2500 nm. La predicción del CO en terreno fue aceptable, con un R^2 de 0,61 y un error de 4,1 g CO kg⁻¹ de suelo seco. En laboratorio, el modelo fue más ajustado con un R^2 de 0,84 y un error de 2,55 g CO kg⁻¹ de suelo seco.

Por su parte (Coûteaux, Berg, & Rovira, 2003) confirmó la utilidad del NIRS para la determinación de varios constituyentes en suelos (C y N totales, C y N lábil, C y N de la biomasa) con muy buenos predictivos. Detectando ¹³C y ¹⁵N total, tanto en el suelo como en la biomasa. La capacidad predictiva de NIRS para C y N de la biomasa microbiana es notable porque los análisis convencionales consumen mucho tiempo. Además, NIRS permite la detección de errores analíticos; De hecho, algunas prestaciones predictivas pobres a menudo se deben a errores en los métodos analíticos de laboratorio y no a una auténtica falta de poder de predicción.

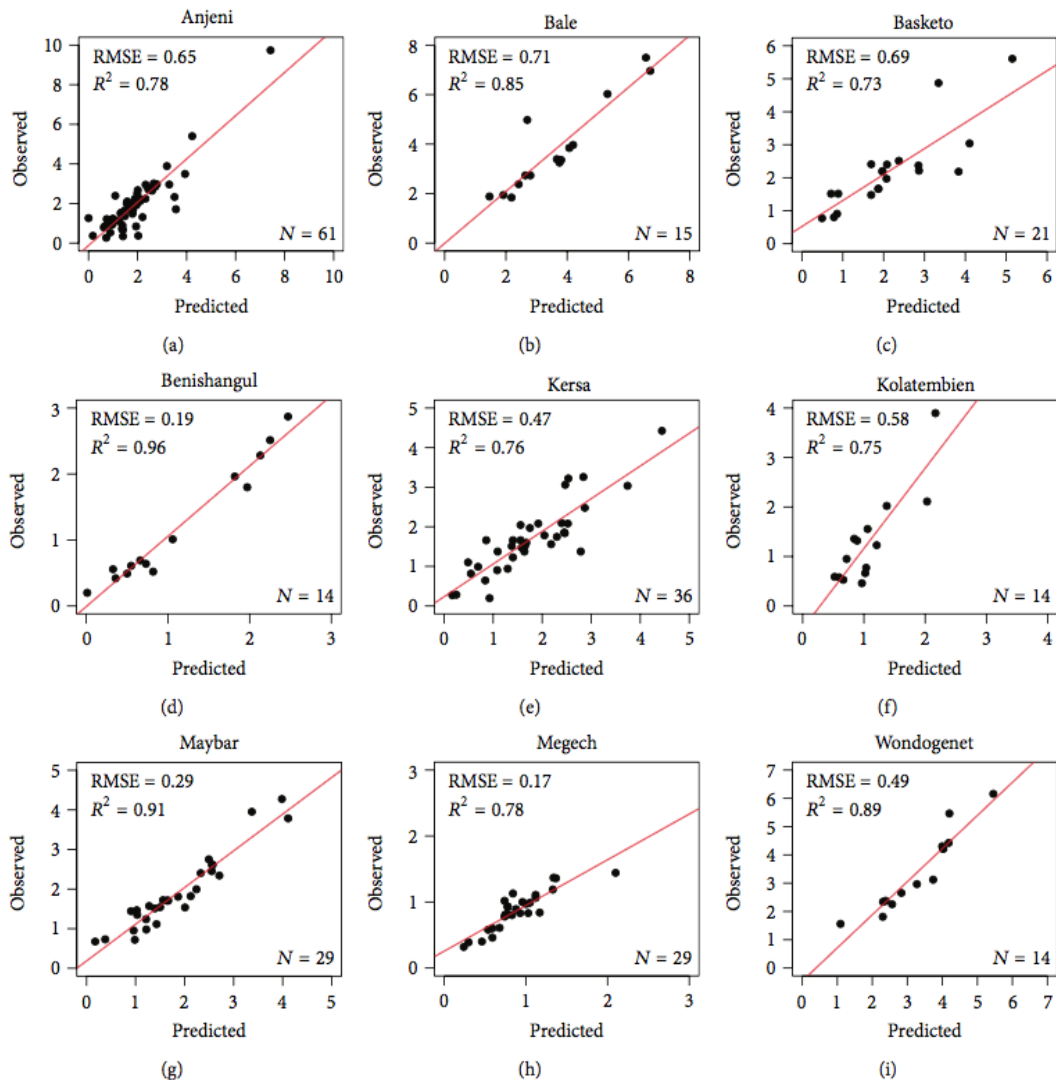
Córdoba et al., (2008) encontraron que por medio de radiometría de campo VIS-NIR podía determinar propiedades en suelos de zonas áridas y semiáridas del mediterráneo español, con varias longitudes de onda que se relacionan bien $R^2 > 0,8$ con el contenido de MO, estas longitudes son 957,956, 947, 844, 582, 514, 513, 408, 392 nm.

Martin, Malley, Manning, & Fuller, (2002) exploraron el uso de la espectroscopia de infrarrojo cercano NIR para tratar de correlacionarla con el contenido de carbono orgánico (CO) y nitrógeno orgánico (NO) dentro de un suelo de un solo campo en Canadá, y encontraron que pese a que los resultados no correlacionaron para N orgánico, las correlaciones por mínimos cuadrados con el CO fueron prometedoras en el rango entre 0-40 mg.g⁻¹ de CO, por su parte (Y. He, Song, Pereira, & Gómez, 2005) usó este método para estimar el contenido de nitrógeno (N) y materia orgánica (OM) en un suelo de la provincia de Zhejiang, en el condado de Hangzhou. Un total de 125 muestras de suelo fueron tomadas. Se utilizaron noventa y cinco espectros de muestras durante la fase de calibración y validación cruzada. Se utilizaron 30 espectros de muestras para predecir la concentración de N y OM. Los espectros NIR de estas muestras se correlacionaron usando la regresión parcial por mínimos cuadrados. Los coeficientes de regresión entre los valores medidos y predichos de N y OM fueron de 0,92 y 0,93, error estándar de predicción de 3,28 y 0,06, respectivamente, lo que mostró que el método NIR tenía el potencial de predecir con precisión estos constituyentes en este suelo. Los resultados mostraron que

la espectroscopia NIR podría ser una buena herramienta para la aplicación de la agricultura de precisión.

Amare et al., (2013) al estudiaron el carbono orgánico del suelo (CO), por espectroscopía VIS-NIR y análisis de datos por Componentes Principales (PCA) y Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR) en nueve tipos de suelos de zonas altas de Etiopía, encontraron que los modelos hallados se ajustan bien en los suelos estudiados, aunque con variaciones locales según la cuenca hidrográfica de cada estudio y la variabilidad de CO dentro de cada cuenca. Así mismo, proponen que los modelos desarrollados a partir de estos datos, podrían ser usados para construir bibliotecas espectrales locales con poder predictivo suficiente para el uso del suelo y las aplicaciones relacionadas con la gestión. Sin embargo, existe la posibilidad de mejorar aún más los modelos locales desarrollados, aumentando el número de muestras, lo que permitiría desarrollar modelos robustos de calibración, los resultados de la predicción de CO por este método vs Walkley-Black, se presentan en la figura 2-10.

Figura 2-10: Comparación entre el CO determinado por el método de Walkley-Black y el modelo espectral.



Tomado de (Amare et al., 2013).

Purmalis & Klavins, (2013) usando espectroscopia UV para analizar turba, concluyeron que es posible usar con éxito varias relaciones en la región UV para predecir el grado de humificación de la turba. Las relaciones UV calculadas y la absorbancia específica muestran que la aromaticidad, la acidez y la degradación de los fenoles aumentan con la profundidad del perfil de la turba y sólo parcialmente influyeron en la formación de esta. Los ácidos húmicos de la turba (AH) se forman en un proceso en el que se destruyen estructuras más lábiles (carbohidratos, aminoácidos, etc.), pero emergen estructuras aromáticas y poliaromáticas termodinámicamente más estables.

Bonett, Camacho, & Ramírez, (2015) evaluaron el uso de Espectroscopia del Infrarrojo Medio (MIR), para evaluar algunas propiedades en suelos agrícolas de diferentes regiones colombianas, donde encontraron que los suelos estudiados presentaban regiones similares del espectro, pero con diferentes niveles de reflectancia, debido principalmente a los contenidos de materia orgánica (MO). En Andisoles la reflectancia fue menor por el alto contenido de MO de estos, que absorbe luz en el IR especialmente entre los 7500-25000 nm. Así mismo, proponen que esta metodología puede procesar una gran cantidad de muestras, cuyas respuestas espectrales proporcionan en un solo espectro, información sobre varios parámetros. En este estudio, el Carbono orgánico (CO) y Calcio (Ca) fueron aquellos con los mejores resultados de predicción, con R^2 0,94 y 0,90, respectivamente, y $RPD \geq 3$, además la cuantificación de las propiedades del suelo utilizando este método permite generar modelos de mayor confiabilidad por su alta retroalimentación y permanente calibración, versus los modelos tradicionales usados para estas determinaciones.

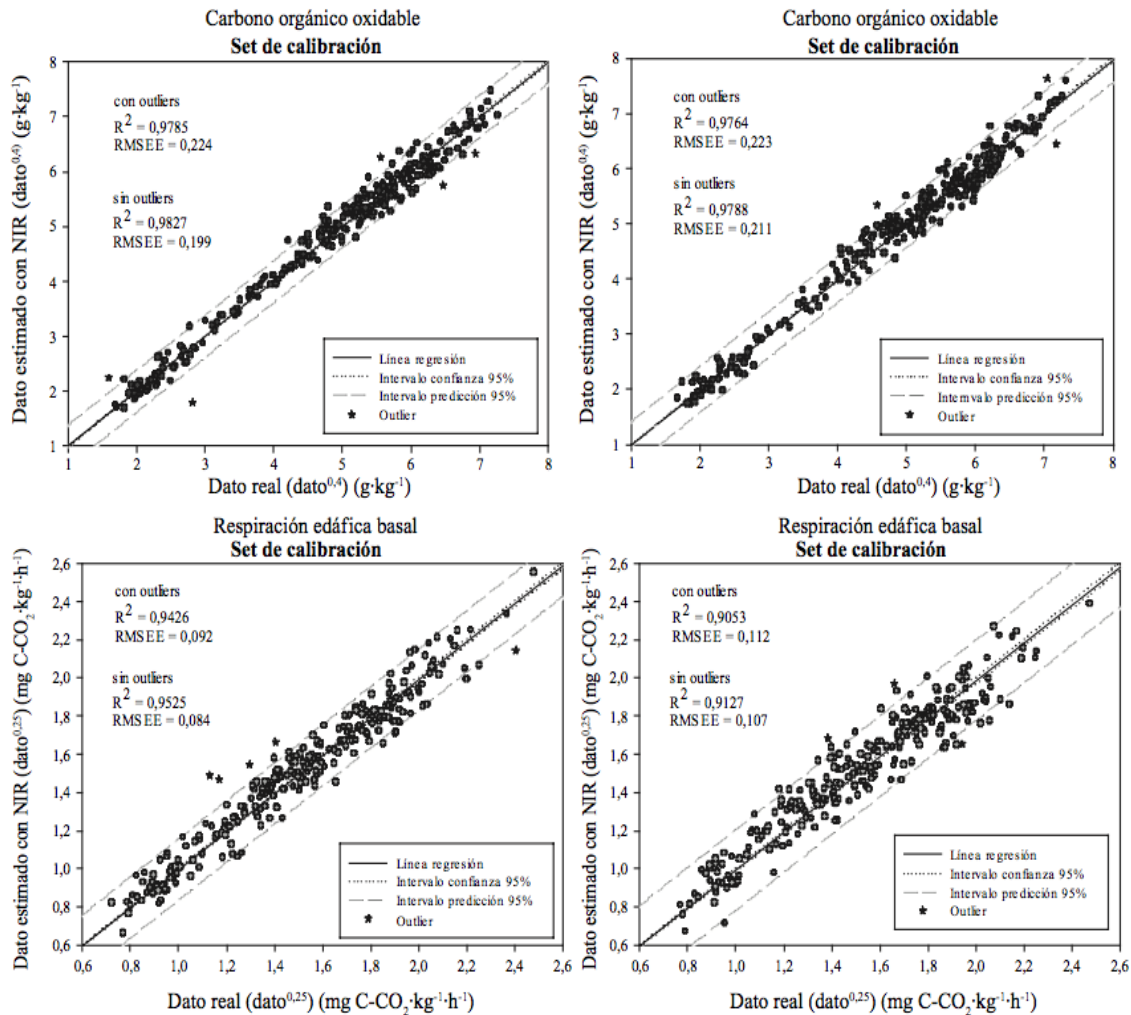
Krishnan, Alexander, Butler, & Hummel, (1980) al analizar suelos de diferente textura y contenido de materia orgánica (MO) de 12 muestras colectadas en Illinois (USA), usando análisis basados en la reflectancia de la región visible e Infrarroja, para estimar el contenido de materia orgánica se utilizó un programa de regresión lineal múltiple escalonado para analizar los datos de reflectancia y determinar las longitudes de onda óptimas para predecir el contenido de MO. Utilizaron un procedimiento iterativo para identificar las longitudes de onda que mejor se correlacionan con este parámetro, pero no se encontró pico de absorción en las regiones infrarrojas y visibles barridas del espectro, debido a la materia orgánica del suelo. Sin embargo, las longitudes de onda óptimas para predecir el porcentaje de contenido de materia orgánica son 623,6 y 564,4 nm, los coeficientes de correlación encontrados para el modelo fueron r^2 0.98 para el VIS, y r^2 0.87 para IR.

Viscarra, Walvoort, Mcbratney, Janik, & Skjemstad, (2006) encontraron en un estudio realizado en Cromosoles rojos y Kurosoles marrón de Australia, que por medio de metodología VIS-NIR se podía estimar bien el contenido de carbono orgánico (CO), determinaron que las longitudes de onda 410, 570 y 660 nm correlacionaban bien con el CO del suelo, además, mostraron que una ventaja importante de la espectroscopia de reflectancia difusa para el análisis de suelos es que a partir de un solo espectro se pueden

determinar (con precisión) muchas propiedades, ofreciendo así la posibilidad de ahorros considerables en costos y mayor eficiencia sobre los análisis de laboratorio convencionales. Además, la técnica es rápida, haciendo posible analizar un gran número de muestras de una manera práctica y oportuna. Estas propiedades hacen que los análisis espectroscópicos combinados con PLSR sean muy atractivos para el monitoreo ambiental, el modelado y la agricultura de precisión.

Maestre et al., (2008) determinaron el contenido de carbono orgánico del suelo (CO) con muy buen ajuste, y la respiración basal en suelos forestales, por medio de espectroscopia de reflectancia VIS-NIR. El número de muestras estudiado fue de 256, entre los que se encuentran calcixeroles, haploxeroles, torriorthents y xerorthents provenientes de la provincia de Alicante (España), y los resultados de las calibraciones y predicciones por este método se muestran en la figura 2-11.

Figura 2-11: Predicción NIR. Para CO y respiración edáfica basal.



Tomado de (Maestre et al., 2008), relaciones entre los datos reales (usando métodos clásicos) y los estimados con NIR. Gráficos superiores: carbono orgánico. Gráficos inferiores: respiración edáfica basal.

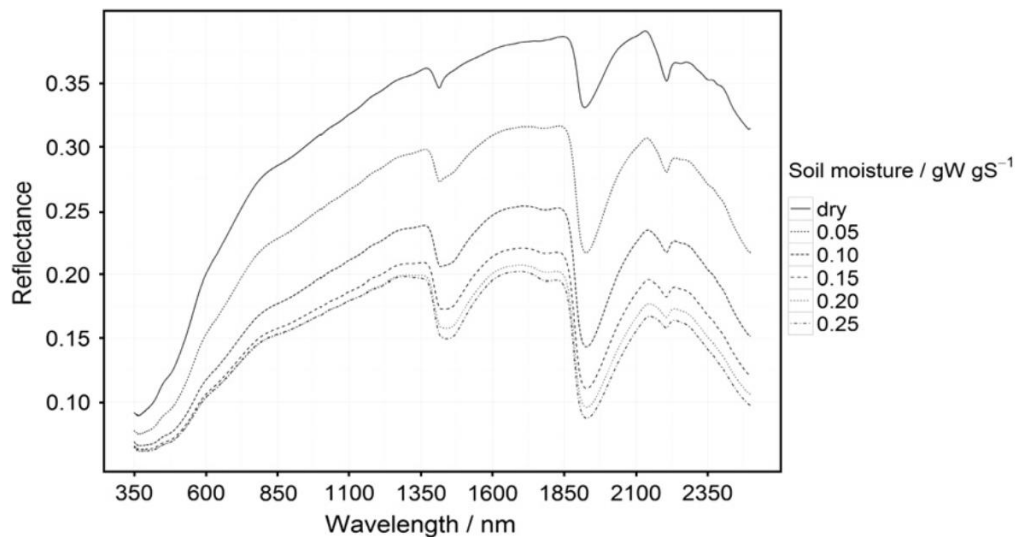
2.4.3 Estimación de contenido de humedad del suelo

Mouazen, De Baerdemaeker, & Ramon, (2005) usaron un espectrómetro VIS-NIR y análisis PLS para análisis de contenido de humedad gravimétrico del suelo (w), para construir el modelo de calibración se utilizó 744 espectros, relacionaron los métodos de medición del espectrofotómetro NIR y el secado en estufa con humedad gravimétrica (w). El modelo fue validado con el método de validación cruzada completa, resultando RMSECV de 0,0175 kg kg⁻¹ y una R^2 de 0,978, Se realizó una validación adicional del

modelo PLS en 84 espectros separados, que no estuvieron involucrados en la etapa de validación cruzada de PLS. Esta validación indicó un buen desempeño, el RMSECP 0,0165 kg kg^{-1} y R^2 fue 0,982.

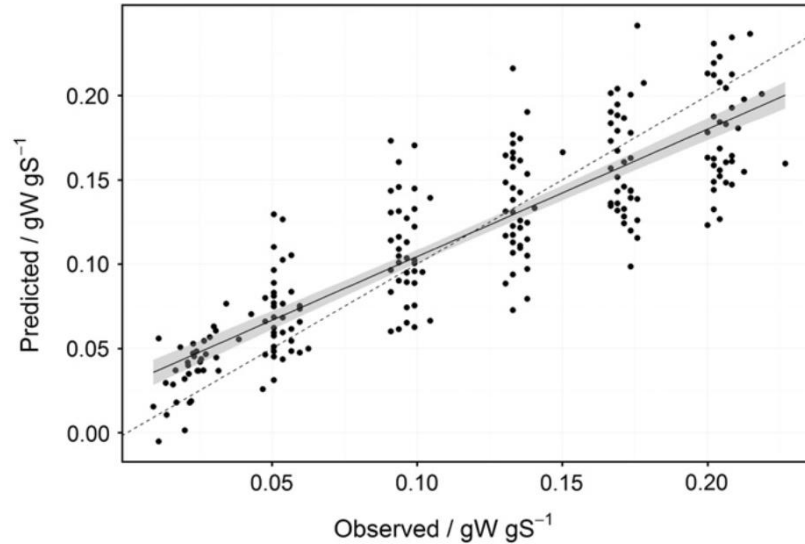
Nocita, Stevens, Noon, & Wesemael, (2013) en un estudio para determinar la influencia del contenido de humedad gravimétrico de un suelo, sobre la cuantificación de su carbono orgánico mediante espectroscopia de reflectancia difusa utilizaron 100 muestras que se clasificaron espectralmente de acuerdo con su contenido de humedad. Los espectros VIS-NIR de muestras bajo diferentes niveles de humedad se exponen en la figura 2-12, y las predicciones del contenido de humedad por este método vs el contenido de humedad gravimétrico se muestran en la figura 2-13. (Morgan, Waiser, Brown, & Hallmark, 2009) encontraron efectos de interferencia de la humedad del suelo en la cuantificación de carbono orgánico e inorgánico del mismo, en un estudio realizado por espectroscopia de reflectancia VIS-NIR en suelos de diferentes Órdenes (Vertisol, Mollisol, Alfisol, Inceptisol, Entisol), provenientes del estado de Texas (USA).

Figura 2-12 Espectros de reflectancia difusa obtenidos de suelos de Luxemburgo, con diferente contenido de humedad.



Tomado de (Nocita et al., 2013).

Figura 2-13: Valores predichos vs. valores observados de humedad gravimétrica de suelos de Luxemburgo.



Tomado de (Nocita et al., 2013), valores predichos vs. valores observados de humedad gravimétrica (W) basados en el método NSMI (línea discontinua = línea 1:1, línea en negrita = línea de mejor ajuste, áreas sombreadas: intervalos de confianza del 95%).

2.4.4 Clasificación de suelos

Ben-Dor, Heller, & Chudnovsky, (2008) desarrollaron una sonda para acoplar a un espectroscopio VIS-NIR para clasificar suelos directamente en campo por medio de reflectancia. Estudiaron cuatro diferentes perfiles de suelo de ambientes semiáridos. Se tomaron muestras de suelo de los agujeros perforados (40), cerca de las calicatas (30) y un banco local de suelos (90). Todas estas muestras se mezclaron para crear un grupo de trabajo contra el cual se llevaron a cabo modelos espectrales multivariantes, utilizando la información espectral y tradicional de laboratorio de suelos. Las propiedades físicas y químicas examinadas en los suelos fueron: contenido humedad, materia orgánica, carbonatos, óxidos de hierro libres y superficie específica. Los espectros a lo largo del perfil en los agujeros perforados fueron adquiridos por el 3S-HeD y por una sonda de contacto en trincheras cercanas y en el banco de suelos. Los modelos se generaron para cada propiedad separadamente ejecutando varias manipulaciones espectrales y aplicando análisis de regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR). Los resultados de los modelos se probaron frente a un grupo fijo externo que fue seleccionado antes del

procedimiento espectral analítico. El conjunto 3S-HeD se utilizó para examinar más a fondo el área de los orificios perforados en incrementos verticales de 10 cm. Además, el color del suelo se extrajo de la espectroscopia utilizando varios índices y se utilizó además para caracterizar el perfil del suelo. Se concluyó que combinando adecuadamente la información obtenida del espectrómetro de campo, el conjunto del cabezal óptico conectado al espectrómetro y los modelos multivariados apropiados es posible describir cuantitativa y objetivamente todo el perfil del suelo *in situ* sin abrir calicatas o enviar muestras al laboratorio. Este trabajo demostró que el concepto presentado puede ser empleado aún más en el desarrollo de un robusto método de cartografía del suelo.

2.5 Determinación de propiedades del suelo mediante fluorescencia UV-VIS

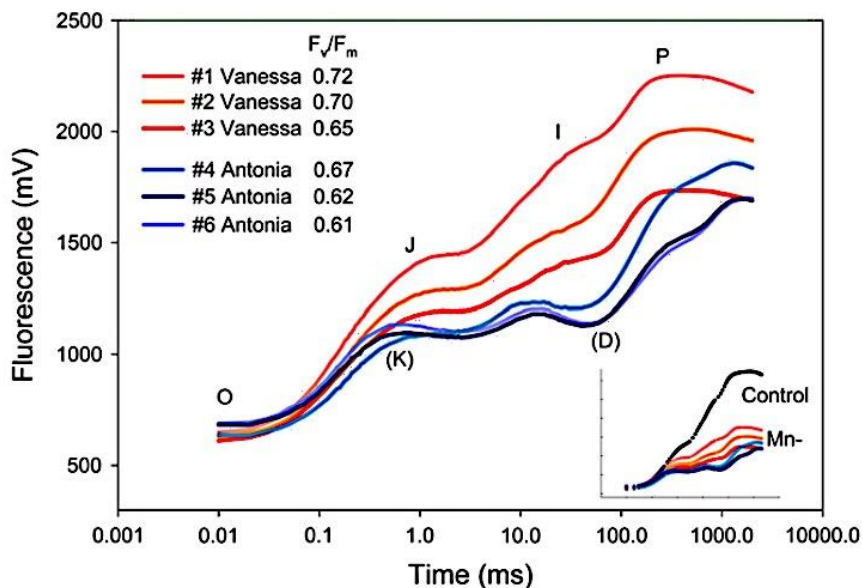
2.5.1 Componente microbiológico del suelo y plantas

Rodriguez, Phipps, & Ishiguro, (1992) y (Lew, Lew, Tmiezczyński, & Szarek, 2010) emplearon el colorante cloruro de 5-ciano-2,3-ditolil tetrazolium (CTC) para la enumeración directa de microorganismos viables en muestras ambientales por epifluorescencia directa, el estado excitado del CTC es casi incoloro y no fluorescente, pero el estado reducido de este colorante el cual se produce fácilmente por medio de la cadena de transporte de electrones hacia el CTC oxidado, es insoluble y fluorescente (602 nm) y se acumula intracelularmente, lo que permite distinguir células de bacterias viables de aquellas que no lo son o de partículas de suelo. Así mismo (Yu, Dodds, Banks, & Skalsky, 1995), usaron CTC para la cuantificación directa de bacterias viables en diferentes muestras ambientales y 4,6-diamidino-2-fenilindol (DAPI), para cuantificación directa de células totales, (Tsuji, Kawasaki, Takeshima, Sekiya, & Tanaka, 1995) en estudios en suelos de Japón, usaron la fluorescencia del colorante 5- (y 6-) diacetato de Sulfofluoresceína (SFDA), y su capacidad para teñir células viables de microorganismos, para cuantificarlos en muestras de suelo sin disturbar.

Husted et al., (2009) por medio de fluorómetros portables midieron los estados de transición y la cinética de inducción de fluorescencia (650 nm) en dos genotipos de cebada, uno tolerante a la deficiencia de Mn^{2+} y el otro sensible a ella, bajo dos niveles de contenidos de manganeso (Mn^{2+}), evaluaron como la fotosíntesis es afectada en el cultivar

más sensible por la deficiencia de este micronutriente y como cambia la curva OJIP (Maarschalkerweerd & Husted, 2015) en cada caso; esto se ilustra en la figura 2-14, donde se muestra cómo cambian las curvas en función de los contenidos de Mn y de ambos cultivares de cebada.

Figura 2-14: Cambios en la curva OJIP en cultivares de cebada deficientes en Mn.



Tomado de (Husted et al., 2009), muestra cambio en la curva OJIP para las respuestas de dos cultivares de Cebada a la deficiencia de Mn^{2+} , La cinética de inducción de fluorescencia a partir de hojas deficientes en Mn de la variedad Vanessa eficiente en uso de Mn y variedad Antonia ineficiente en usar Mn, medido 57 días después de la siembra. Las fases individuales de transición se denominan O-J-I-P. Cuando F_v/F_m disminuyó por debajo de 0,67 en el genotipo Antonia, la pendiente de los inflexiones se convirtió en negativa en dos puntos distintos, 0,2 a 0,4 ms y 75 a 90 ms, y estos pasos adicionales fueron designados como los pasos K y D, Respectivamente (observe el eje logarítmico en x). Inserto, Curva IJOP de fluorescencia de una hoja de control en relación con todas las mediciones de Mn-deficiente (Mn^-) mostradas en la figura principal.

2.5.2 Determinación de materia orgánica y compuestos afines

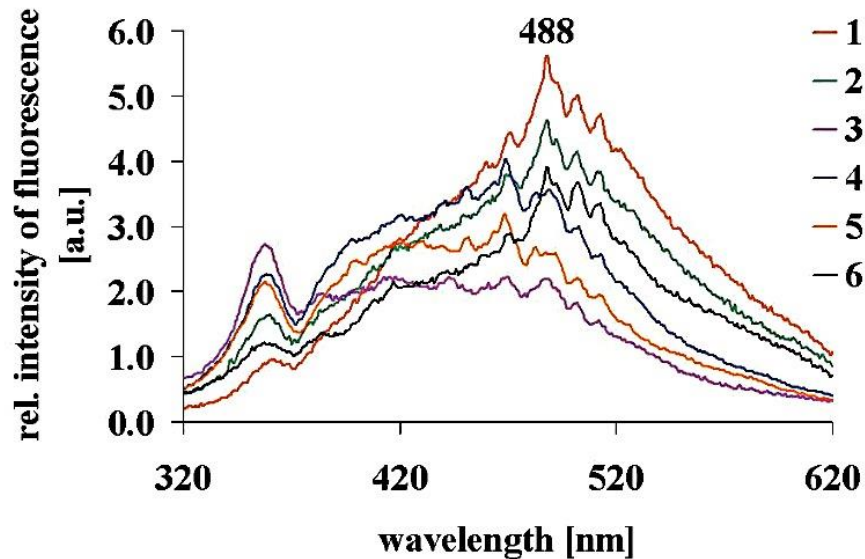
Fasurová & Pospíšilová, (2010) encontraron en suelos de la republica Checa, que las relaciones de ácidos húmicos y ácido fúlvico (HA/FA) aumentaron junto con valores

decrecientes de Q4/Q6 medidos en el rango espectral visible. La mayor absorbancia en el espectro visible se detectó en suelos Halex Chernozem y Luvic Chernozem. La fluorescencia relativa máxima se encontró en Halex Chernozem. Los espectros de fluorescencia del suelo (en modo de emisión) a $\Delta\lambda = 20$ nm mostraron cinco picos de fluoróforos principales a 360, 470, 488, 502 y 512 nm. El comportamiento de fluorescencia de las muestras estudiadas se comparó con el estándar de ácido húmico del suelo de Elliot (IHSS). La Correlación encontrada entre los índices de fluorescencia (F) y el grado de humificación (IH) $R^2 = 0,88$; entre el grado de humificación calculado (IH*) y el contenido de ácidos húmicos (suma HA) $R^2 = 0,84$ y entre los índices de fluorescencia F y HA/FA ($R^2 = 0,88$), la figura 2-15 ilustra el espectro de fluorescencia para los cinco suelos estudiados y un material de referencia.

Zsolnay, Baigar, Jimenez, Steiweg, & Saccomandi, (1999) usando espectroscopia de fluorescencia del carbono orgánico disuelto (COD) y un índice de humificación, para evaluar el efecto del secado sobre la disolución en la materia orgánica del suelo, encontraron que la materia orgánica del suelo secado al horno se disolvía más que la del secado al aire, por efecto de la lisis de los compuestos orgánicos causado por la temperatura del horno mayor que la temperatura ambiental.

Así mismo (Olendzki, Ignácio, & Mangrich, 2009), probaron por medio de estudios de fluorescencia (400-600 nm), como, diferentes manejos en el cultivo de arroz afectaban el contenido de sustancia húmicas de un Planosol brasileiro, donde pudieron concluir que la espectroscopia de fluorescencia proporciona evidencia e información de la naturaleza estructural típica y distinta de las sustancias húmicas investigadas (HA y FA). La condición anóxica y la labranza reducida parecían favorecer un grado más alto de humificación de la MOS que la condición aireada y la labranza convencional.

Figura 2-15: Espectros de suelos con materia orgánica con diferente estado de humificación.

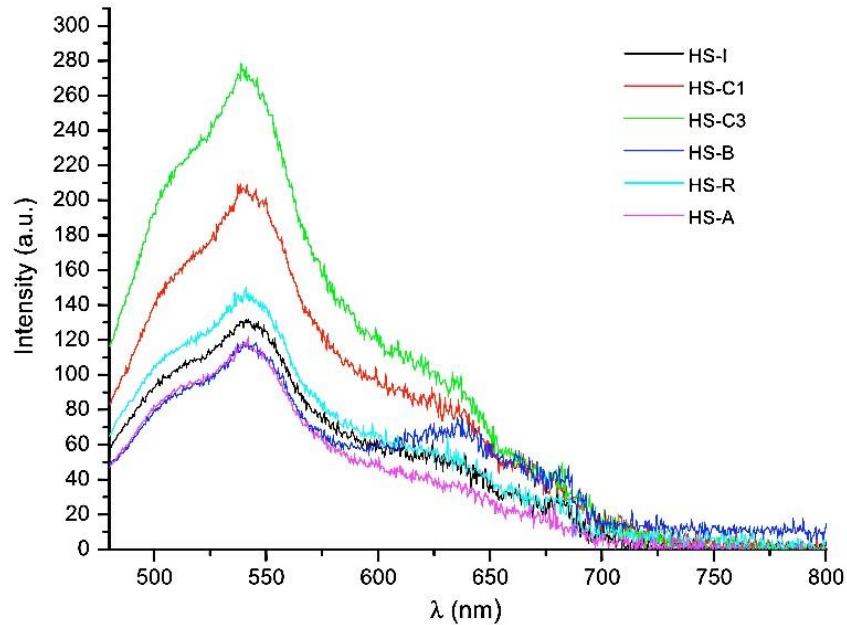


Tomada de (Fasurová & Pospíšilová, 2010), los espectros de fluorescencia sincronos $\Delta\lambda=20$ nm de muestras de suelo seleccionadas (1-Chernozem Haplicado, 2-Chernozem Luvico, 3-Luvisol Gleyico, 4-Cambisol Haplic, 5-Cambisol Leptico, 6-Elliot HA).

Rosa et al., (2005) en un estudio para evaluar el grado de humificación en diferentes suelos de la región amazónica de Brasil, a través de espectroscopia de fluorescencia (excitación a 465 nm), encontraron que el proceso de humificación varía en el perfil y, a una profundidad de perfil de 0-10 y 10-20 cm, y que la comparación de los datos de fluorescencia demostró claramente que evaluar la humificación por espectroscopia de fluorescencia es eficiente.

Rosa et al., (2005) proponen que el aumento de la resonancia de estructuras relacionadas con la humificación produjo espectros de emisión que fueron característicos y selectivos. No cabe duda de que el grado de humificación es un factor altamente relevante en los sistemas agrícolas. Por otra parte, esta técnica permite análisis asequibles de la estabilidad de la materia orgánica del suelo, ya que mide el carbono estable, que puede ser extremadamente útil en estudios sobre el secuestro de carbono por los suelos cuando se asocia con la emisión de CO_2 , el gráfico comparativo de los espectros de fluorescencia de los suelos estudiados se muestra en la figura 2-16.

Figura 2-16: Espectros de fluorescencia de diferentes suelos con diferente grado de humificación de la región amazónica de Brasil.



Tomado de (Rosa et al., 2005), longitud de onda de excitación (465 nm).

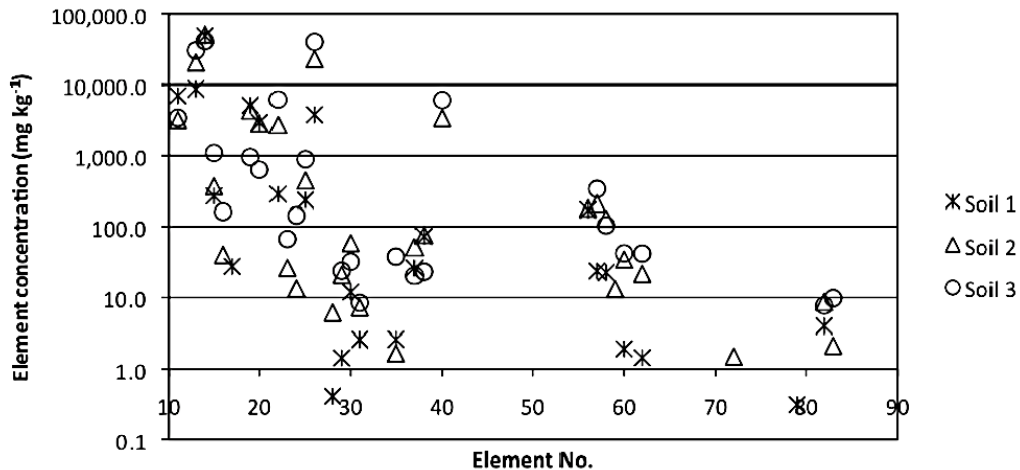
2.6 Otras técnicas ópticas para análisis directo de suelos

2.6.1 Fluorescencia total de rayos X (TXRF), Difracción de rayos X (XRD) y Difracción láser de alto rendimiento (LDPSA)

Shepherd, (2010) en suelos de África, propone la complementación de los análisis por métodos IR para la determinación de variables importantes de los suelos de uso agrícola, aunque las mediciones espectrales infrarrojas de los suelos pueden predecir varias propiedades del suelo (como carbono orgánico, el calcio intercambiable, el pH y el P total), las calibraciones deben ajustarse para diferentes tipos de suelos. Mediciones de Fluorescencia Total de Rayos X (TXRF), Difracción de Rayos X (XRD) y Análisis de Tamaño de Partícula por Difracción Láser de alto rendimiento (LDPSA) podrían complementar los análisis VIS-NIR como una entrada para las funciones de pedotransferencia y ayudar a estabilizar las calibraciones de IR a través de tipos de suelo con una mineralogía muy diferente. Sugiere también, que otras investigaciones deberían probar si TXRF y XRD podrían ser suplementos útiles para mejorar la predicción de propiedades no predichas bien por IR, tales como nutrientes solubles o extractables (Potts,

Smith, & Cresser, 2004; Gillespie et al., 2015). El análisis del tamaño de partícula de difracción láser bajo diferentes tratamientos de dispersión puede servir como un indicador rápido y funcional de la estabilidad del suelo para fines ambientales y de ingeniería, en la figura 2-17 se muestran los resultados obtenidos por (Shepherd, 2010) por medio de Fluorescencia Total de Rayos X (TRDX) en tres suelos de Kenia .

Figura 2-17: Cuantificación de elementos en suelos de Kenia por TRDX.



Tomado de (Shepherd, 2010), concentración total de elementos contra el número de elementos para tres suelos de Kenia, determinados mediante espectroscopia de fluorescencia de rayos X total. Los puntos de datos que faltan indican que un elemento no era detectable en la muestra.

2.6.2 Microscopía confocal de barrido láser (CLSM)

Es una técnica que permite el estudio de la biología *in situ* de los suelos, la investigación de sistemas de microbios que requieren de un enfoque polifásico para desentrañar la complejidad de sus interacciones y su significado ecológico. Sin embargo, la información cualitativa y cuantitativa directa de la colonización bacteriana y su variación en las estructuras de los huéspedes sólo es posible mediante la visualización directa *in situ* y, por lo tanto, CLSM sirve como tecnología central en tales estudios (Cardinale, 2014; Haynes et al., 2004) evaluaron la nodulación de raíz de *Medicago truncatula* A17, un mutante, y *Pisum sativum*, usando CLSM y tinción de raíz con SYTO 13, un colorante fluorescente que se une a los ácidos nucleicos de células permeables, y se visualizaron mediante microscopía confocal de barrido láser (CLSM). Las propiedades autofluorescentes de las

paredes celulares hacen posible el uso de CLSM para visualizar tanto estructuras de plantas como de bacterias del género *Rhizobium*, y generar una reconstrucción tridimensional de la raíz y las bacterias invasoras y, observar etapas y estructuras importantes en la formación de nódulos. Las estructuras bacterioides se evaluaron fácilmente sin necesidad de fijación que pudiera alterar la integridad celular. También se documentaron mutantes de nodulación de plantas con diferencias fenotípicas en el crecimiento del hilo, la invasión celular y la respuesta de defensa de la planta. Múltiples muestras pueden ser evaluadas usando microscopía detallada sin necesidad de un extenso trabajo preparativo, análisis de mano de obra intensiva o la generación de muestras genéticamente modificadas.

2.6.3 Espectroscopia Raman

Luna et al., (2014) mostraron como el uso de la espectroscopia Raman en conjunto con espectroscopia de fluorescencia de rayos X y métodos quimiométricos puede servir para diferenciar diferentes muestras de suelo, basándose en las características de mérito, sensibilidad, especificidad y error de clasificación errónea, estos resultados demuestran el uso potencial de estas herramientas en los análisis de rutina, reduciendo los costos de laboratorio.

A continuación se presenta un resumen (Tabla 2-2) de los principales parámetros, que, según esta revisión se pueden analizar por medios ópticos, y las longitudes de onda registradas anteriormente para ello.

Tabla 2-1: Resumen de los principales parámetros del suelo medidos por métodos ópticos.

Propiedad analizada	Región del espectro (nm)	Técnica	Fuente
MO	487, 569, 681	Imágenes multi-espectrales cámaras digitales	Luo et al., (2008)
Co y Fe, color del suelo	Región visible	Cámaras digitales	Viscarra et al., (2008)
Porosidad del suelo		Análisis de imágenes ImageJ	Passoni, Borges, Pires, Saab, & Cooper, (2014)
Procesos de erosión-deposición	VIS-NIR	Hiper-espectral	Schmid et al., (2016)
N en sorgo	555 715	Reflecatancia	Zhao, Reddy, Kakani, & Reddy, (2005)
Clorofila en sorgo	Índice:1075/375, 405/715	Imágenes hiper-espectrales	Zhao, Reddy, Kakani, & Reddy, (2005)
N total Eucalipto	1785,1662, 1476, 1419, 908, 624	Imágenes hiper-espectrales	Youngentob et al., (2012)
Materia seca digestible Eucalipto	2297, 1675, 1637, 1558, 969, 954, 739, 652, 594	Imágenes hiper-espectrales	Youngentob et al., (2012)
P-Fe-MO P-Al-MO	9174, 8695, 9090	Absorbancia	Z. He et al., (2006) Z. He, Ohno, et al., (2006a)
Ac. Fítico y fitatos metálicos,	10330, 9920, y 9505, tripleto característica en la región 12658 a 11111	Absorbancia	Z. He et al., (2007)
FePO ₄ ·2H ₂ O, Mg ₃ (PO ₄) ₂ ·2H ₂ O, CaPO ₄ , AlPO ₄	286, 2548, 2516, y 228	Absorbancia	Bogrekci & Lee, (2005)
Goetita y Hematita	430-884	Absorbancia	Viscarra & Behrens, (2010)
P	Vis:439, 457, 463, 545, 596, 635 y 738. I IR: 806, 1000, 1009, 1374, 1418, 1873, 1911, 2032 y 2174	Reflectancia	N. M. Dhawale et al., (2013)
P, K	UV-IR	Reflectancia	Lei & Rong-biao, (2016)
Polifosfatos	8333 a 7142		Khoshmanesh et al., (2012)
Mineralogía de suelos	VIS-NIR	Reflectancia	(Bastidas & Carbonell, 2010)
N total, humedad, capacidad de intercambio catiónico (CEC), agua retenida a 1.5 MPa, tasa de respiración basal, arena, limo y Ca extractable por Mehlich III.	IR	Reflectancia	Chang et al., (2001)
Color del suelo	VIS	Reflectancia	Viscarra et al., (2009)
MO, P, K	399-780 780-1697	Reflectancia	J. Rodríguez et al., (2015)
Carbono orgánico Humedad del suelo	VIS-NIR	Reflectancia	Tekin et al., (2014)
MO	350-2500	Reflectancia	Guillén et al., (2013) Martin et al., (2002) Amare et al., (2013) Maestre et al., (2008) Nocita et al., (2013)

Tabla 2-1 (Continuación)

Propiedad analizada	Región del espectro (nm)	Técnica	Fuente
MO	7500-25000	Reflectancia	Bonett et al., (2015)
MO	623,6 y 564,4	Reflectancia	Krishnan et al., (1980)
NO y MO	NIR	Reflectancia	Martin et al., (2002) He, Song, Pereira, & Gómez, (2005)
MO en zonas áridas	957,956, 947, 844, 582, 514, 513, 408, 392	Reflectancia	Córdoba et al., (2008)
Humificación	UV	Reflectancia	Purmalis & Klavins, (2013)
CO	410, 570 y 660	Reflectancia	Viscarra et al., (2006)
Humedad del suelo	VIS-NIR	Reflectancia	Mouazen et al., (2005)
Clasificación de suelos	VIS-NIR	Reflectancia	Ben-Dor et al., (2008)
Cuantificación directa de microorganismos del suelo	Visibles	Fluorescencia	Rodriguez et al., (1992) Lew et al., (2010)
Deficiencias Mn en cebada	650	Fluorescencia	Husted et al., (2009)
MO	360, 470, 488, 502 y 512	Fluorescencia	Fasurová & Pospíšilová, (2010)
Carbono orgánico disuelto	400-600	Fluorescencia	Zsolnay et al., (1999)
Humificación	400-600	Fluorescencia	Rosa et al., (2005) Olendzki et al., (2009)

3 Presentación experimental del concepto: Análisis de algunas propiedades fisicoquímicas del suelo mediante imágenes multi-espectrales

Para validar al menos preliminarmente la posibilidad de determinación de propiedades químicas por medio de imágenes multi-espectrales, se realizó un experimento para estimar el contenido de materia orgánica y Fósforo en el suelo, ya que como se ha descrito, ambos factores son importantes indicadores de su calidad.

Una de las ventajas de la espectroscopia de suelos es que a partir de un solo espectro se pueden determinar (con precisión) muchas propiedades, ofreciendo así la posibilidad de ahorros considerables en costos y mayor eficiencia sobre los análisis de laboratorio convencionales. Además, la técnica es rápida, haciendo posible analizar un gran número de muestras de una manera práctica y oportuna (Viscarra et al., 2006). Los análisis indican que esta técnica es prometedora para el análisis no invasivo de propiedades del suelo, aunque es necesario refinarla desde la preparación misma de la muestra y mediante un mejoramiento del diseño de iluminación de los equipos.

3.1 Preparación de muestras y fotografía multi-espectral

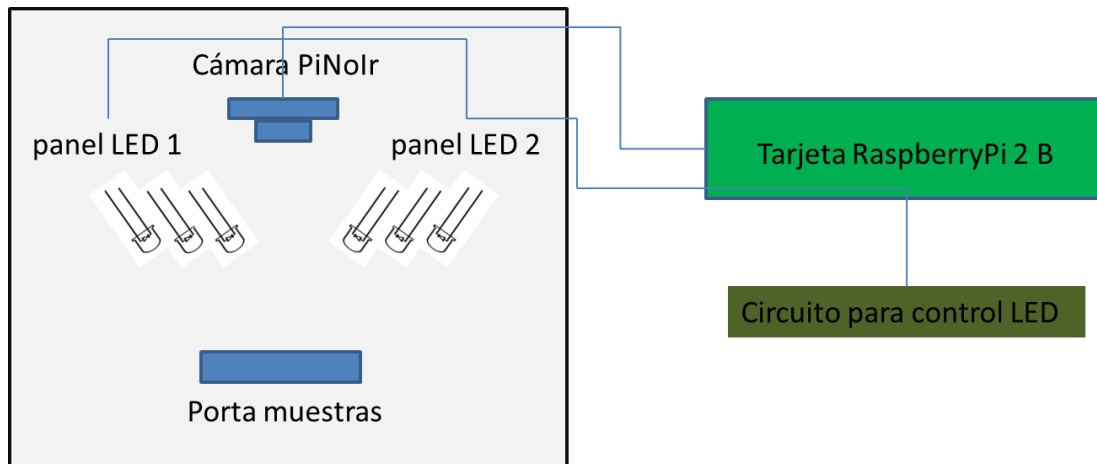
Para el experimento se obtuvieron 40 muestras de dos grupos de suelos provenientes de manejos agrícolas contrastantes, como son: cultivos de banano y café. Estos suelos fueron caracterizados fisicoquímicamente en el Laboratorio de Suelos de La Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín (LSUNCSM). En esos sistemas son contrastantes los niveles de uso de fertilizante fosfórico y materia orgánica. Los análisis de referencia para estos dos parámetros son: el contenido de Fosfatos se determinó bajo el método Bray II, el

contenido de materia orgánica fue establecido por la metodología Walkley and Black que desarrolla este laboratorio.

Cada muestra se secó a 40 °C por 24 h para eliminar la interferencia de la humedad y se tamizó a un tamaño de partícula <2 mm (Oliveira et al., 2015), Para las fotografías se depositaron muestras de aproximadamente 10 g de suelo en mini-platos plásticos de 1,5 cm de radio ($r=1,5$ cm) y profundidad 1 cm ($h=1$ cm).

Cada una de las muestras perteneciente a los dos grupos de manejo se fotografió mediante un sistema multi-espectral VIS-NIR (Figura 3-1). Al momento de realizar estos experimentos, la cámara está siendo desarrollada como parte de la tesis de Maestría en Ciencias - Física, por el ingeniero físico Daniel Mauricio Pineda. Brevemente, el control por software consistió en un código escrito en lenguaje Python instalado en un módulo Raspberry Pi 2™ e incluyó opciones para controlar una cámara PiNoIR™. También incluyó una interfaz gráfica para usuario escrita con el paquete tkinter que se encuentra por defecto disponible en todas las versiones de Python. Como fuente de iluminación la cámara puede usar utilizan hasta 15 bandas de iluminación obtenidas de diodos LED con las siguientes longitudes de onda 370, 400, 405, 465, 525, 591, 609, 630, 631, 780, 840, 851, 870, 910, 940 nm, que cubren el rango visible e infrarrojo cercano. Estos diodos se obtuvieron de la empresa Thorlabs Inc.

Figura 3-1: Diseño general de la cámara multi-espectral usada en estas pruebas.



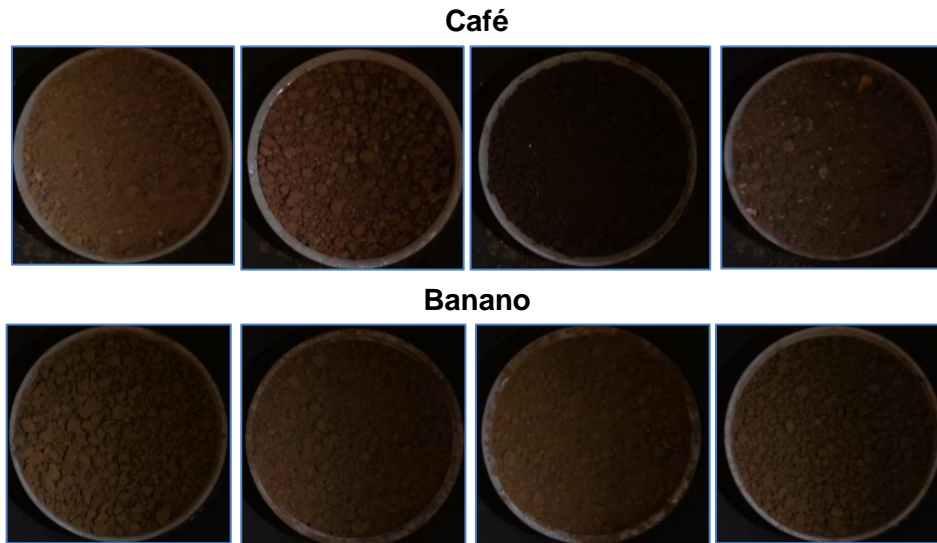
A cada una de las 20 muestras pertenecientes a los dos grupos de manejo del suelo (Café y Banano), se le tomaron como referencia imágenes a color dentro de la cámara (figura 3-2), posteriormente se tomaron las imágenes multi-espectrales a las longitudes de onda mencionadas atrás. Por medio de una macro ejecutada en el software imageJ se determinó el valor medio de gris en cada imagen, que posteriormente se usó para el análisis estadístico. Detalle del área y posición tomada en todas las imágenes de las muestras derivadas de la macro, se muestra en la imagen 3-3.

3.2 Análisis de datos

Las imágenes multi-espectrales obtenidas se procesaron mediante el programa libre ImageJ, donde se obtuvieron los valores medios de gris de cada muestra para cada longitud de onda, y se relacionaron con los valores reales de materia orgánica y fósforo medidos en el laboratorio. La validez y ajuste del método se hizo a través de los datos obtenidos de estas imágenes (cabe anotar que los datos obtenidos no tuvieron ningún pretratamiento y se usaron tal cual los arrojaba el equipo) por medio de un análisis discriminante combinado con una regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS-EDA), para visualizar en forma general las diferencias en las muestras de cada grupo de manejo, según la reflectancia de cada banda de iluminación. Posteriormente se realizó una regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR), en el que se relaciona el valor de gris de cada imagen, con la propiedad medida en la muestra mediante el análisis químico

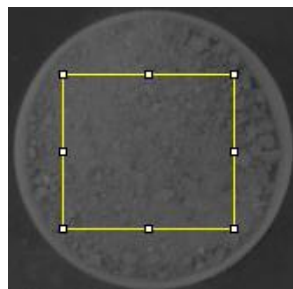
tradicional. Estos análisis se realizaron por medio de la macro libre para *Excel*, “*Multibase 2015*” (Numericaldynamis.com). La base de datos, valores de ajuste del modelo PLS-EDA y pesos relativos de las longitudes de onda en la separación de muestras por grupo de manejo se presentan en el anexo A y B respectivamente.

Figura 3-2: Imágenes digitales a color en muestras de suelos



Detalles de algunas de las muestras de los suelos analizados para imágenes multi-espectrales, nótese, la diferencia en coloración de algunas muestras, además de la desuniformidad en el tamaño de las partículas de suelo, los suelos son provenientes de la zona cafetera (suroeste) y bananera (Urabá) del departamento de Antioquia.

Figura 3-3: Región de interés para el análisis por medio de ImageJ.

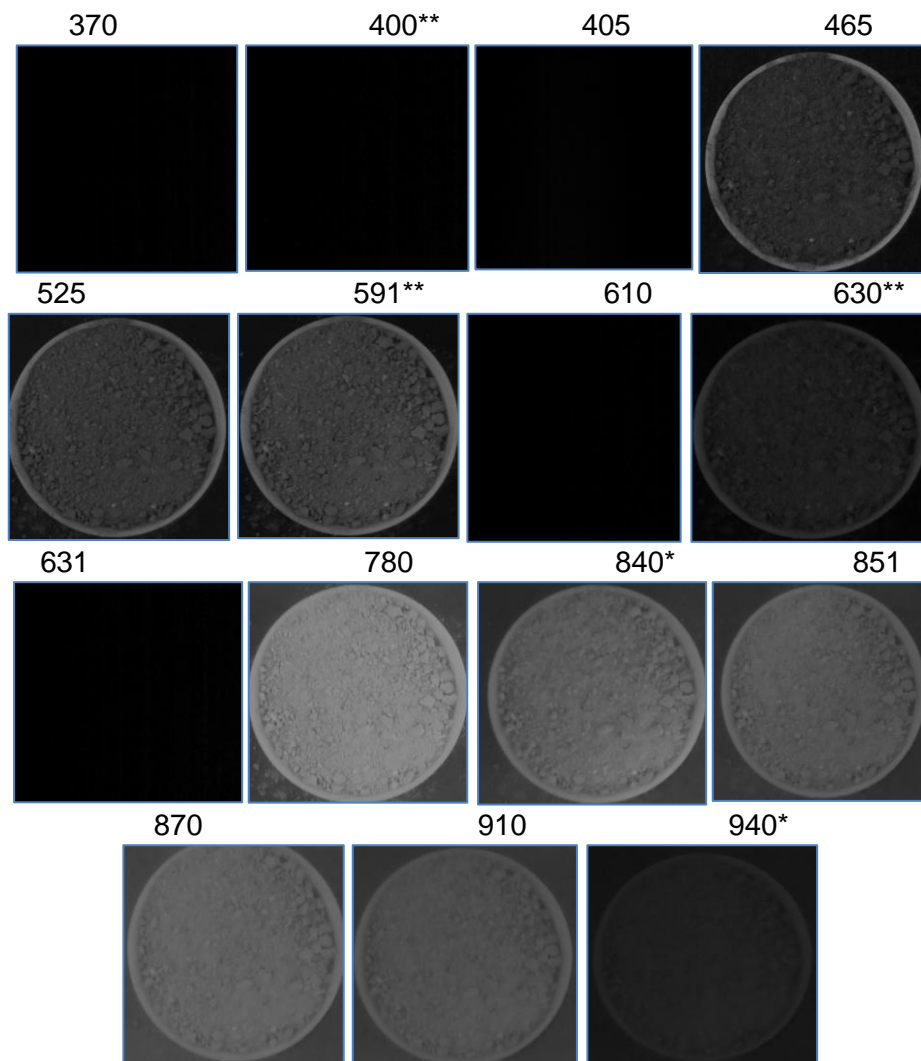


Detalle de la posición y área tomada como patrón en todas las muestras analizadas para la determinación del valor medio gris por medio de una macro ejecutada en imageJ.

3.3 Resultados y discusión

El tipo de imágenes que resultan al someter las muestras a cada longitud de onda por separado, se puede ver en la Figura 3-4, donde se muestra el resultado de las imágenes para una muestra de suelo de la zona cafetera. Es importante observar que a simple vista varias imágenes son totalmente oscuras o no hay diferencia entre ellas, sin embargo, el valor medio de gris es diferente, así mismo su participación en el modelo matemático de predicción (Figura 3-5).

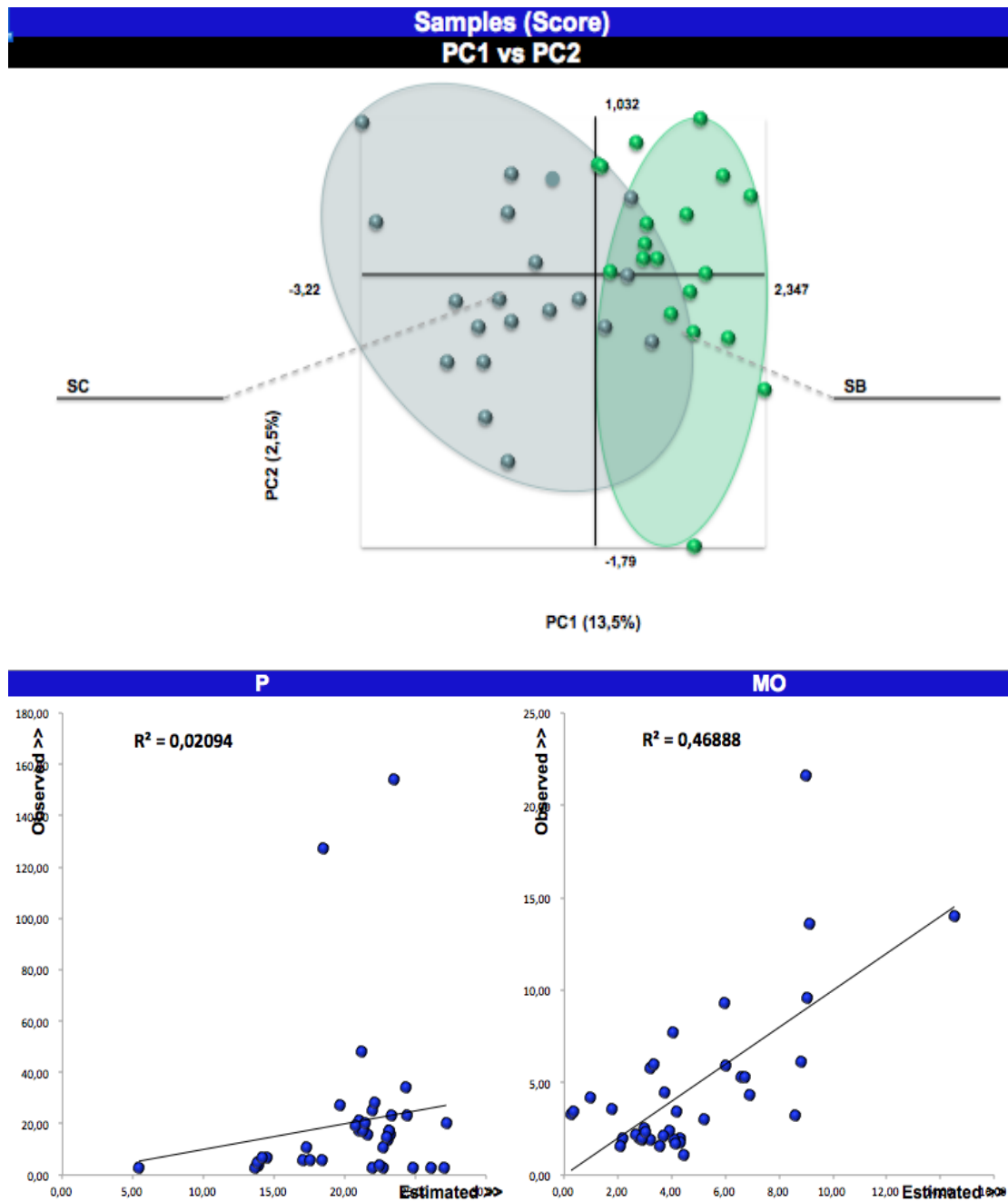
Figura 3-4: Imagen multi-espectral de una muestra de suelo.

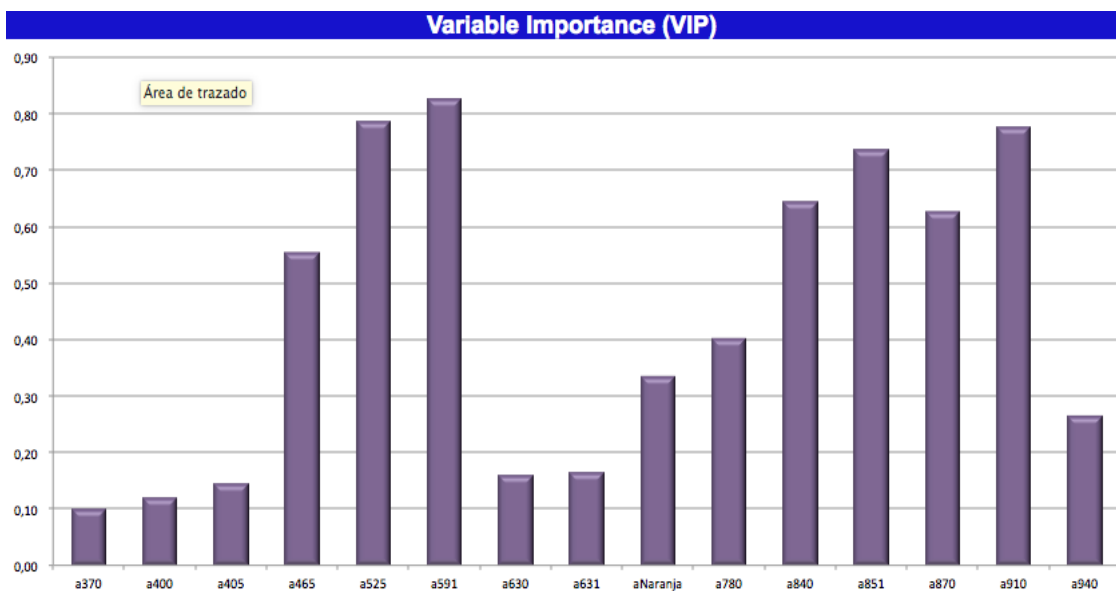
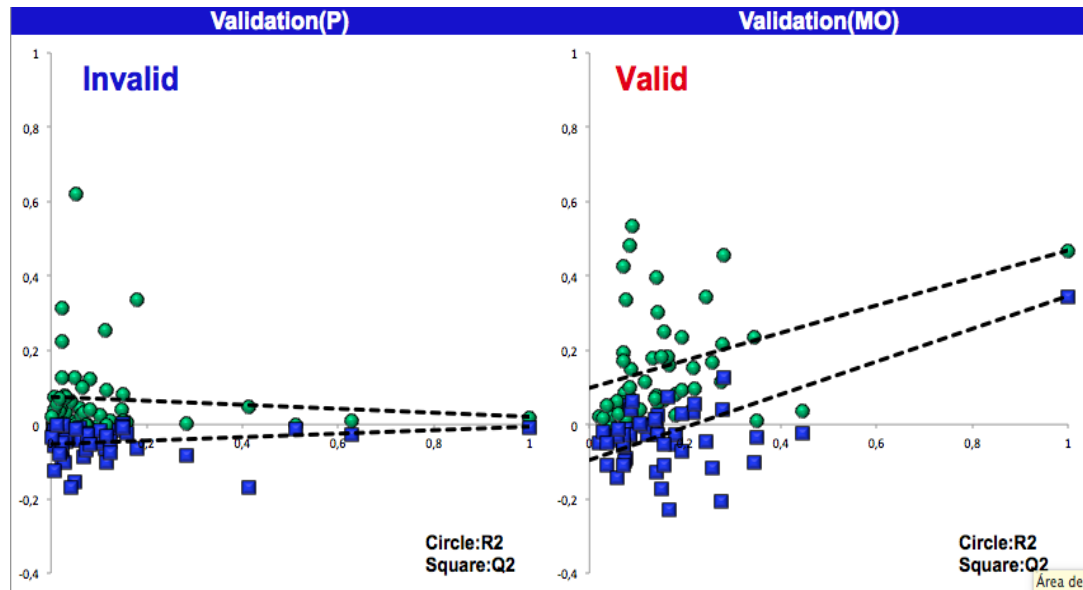


Reflectancia de las muestras al ser iluminadas con diferentes longitudes de onda usadas en el experimento. Longitudes de onda con (*,**) son las que el análisis estadístico

presenta como las más relevantes en el modelo de predicción, Los números sobre cada imagen indican longitudes de onda de la fuente (nm).

Figura 3-5: Resultados PCA y PLS para estimación de P y MO en dos suelos.





Del análisis de PCA, se puede ver que si bien no hay una explicación contundente de la separación entre los usos del suelo (13,5%), si se alcanza a ver que hay dos grupos de suelo en lo referente el contenido de MO, lo cual se evidencia en la evaluación del modelo, que aunque pobre, si se acepta para MO. Lo mismo no ocurre para P, donde análisis PLS indica que en términos prácticos no hay un modelo de predicción para las muestras estudiadas ($R^2= 0,02094$), mientras que para MO el modelo es mucho mejor ($R^2= 0,46888$), aunque aún es modelo predictivo muy pobre.

Aunque se encuentra un aporte significativo ($>0,2$) de muchas (10) de las variables (λ s) con las cual se realizó el experimento, que son las que más aportan al modelo en la determinación de MO mediante imágenes multi-espectrales, la desuniformidad en el tamaño de las partículas de suelo de cada muestra analizada es un factor que introduce alta variabilidad al estudio, así también, la posición de la fuente de iluminación, que puede generar una cantidad inadecuada de sombras, ya que esto afecta de manera sensible el valor medio de gris tomado por la cámara. Muestras más finas presentan menos sombras entre los agregados que muestras con distribución de partícula más amplia, por lo que este es un factor a controlar en futuros experimentos (Macías et al., 2013; Viscarra et al., 2009).

Si bien el contenido de P (Bray II) no pudo ser correlacionado de manera satisfactoria con las imágenes multi-espectrales en la región analizada y bajo las condiciones experimentales de este ensayo, no se descarta la posibilidad de que la técnica llegue a tener aplicabilidad para este parámetro. Para futuros experimentos se propone que para la calibración del método se usen muestras con tamaño de partícula más uniforme (Macías et al., 2013; Viscarra et al., 2009). Para no inducir variabilidad derivada de este parámetro, usar un número de muestras mucho mayor, y contenido de fósforo en rangos mucho más amplios. Como los contenidos de P son mucho menores que muchos otros componentes minerales y orgánicos en los suelos, y además sufre varias reacciones que lo precipitan y/o adsorben, su distribución puede que no sea uniforme en el suelo, por lo que la humedad del suelo, que es el vehículo de las reacciones biogeoquímicas, puede jugar un rol importante en su determinación por esta técnica. Además, podrían incluirse otros leds que permitan hacer determinaciones en otras zonas UV e IR, aunque esto podría implicar mejoras también en la geometría de iluminación y en la sensibilidad de las cámaras a usar, ya que las cámaras comerciales presentan un rango espectral que excluye bandas UV e IR, para asegurar así una mejor calidad fotográfica en equipos con propósitos diferentes al analítico.

Los modelos de determinación por imágenes multi-espectrales de MO si bien son precarios, si se perfilan mucho más prometedores, a pesar del bajo número de muestras, pues es clara la existencia de un modelo que explicaría este parámetro mediante esta técnica, donde los leds con picos de emisión en 465, 525, 591, 610, 780, 840, 851 y 870 nm son los que mejor operan para estas variables. Además, basados en que el efecto que

algunos componentes como el Fe, tiene sobre el color del suelo, también se puede explorar la cuantificación de este y muchas otras variables ya reportadas por otros autores, así como determinar el cambio en el tiempo de algunas propiedades.

Para refinarse, esta metodología amerita mayor número de muestras para su calibración y la eliminación de la variabilidad generada por la diferencia granulométrica en las muestras, además de mejorar la arquitectura de la cámara para evitar la aparición de sombras en las imágenes que pueden afectar los resultados por la introducción de una fuente de error indeterminado.

4 Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

La revisión bibliográfica desarrollada en este trabajo permitió visualizar la diversidad de métodos sobre los cuales se basan los análisis rutinarios de parámetros del suelo. Las técnicas analíticas están basadas en principios químicos, físicos y biológicos irrefutables, pero algunos parámetros medidos, poco se correlacionan con la distribución de la propiedad en el campo. Además de los altos costos y demoras para la obtención de resultados de estas técnicas convencionales de análisis.

El análisis de parámetros del suelo por técnicas ópticas basadas en la absorbancia, reflectancia o fluorescencia, que puede presentar una muestra por la luz que incide sobre ella, en especial en la zona UV-VIS-NIR; se perfila como un alternativa que puede minimizar de manera significativa el tiempo de obtención de datos (tiempo real), además que permitiría visualizar directamente en campo, tanto la composición en una propiedad dada, como su variabilidad, cosa que no proveen de manera directa las técnicas convencionales para análisis de suelos.

Los parámetros que en la actualidad se pueden medir con una buena precisión en campo o laboratorio por estas metodologías ópticas son: Materia orgánica, contenido de humedad, color del suelo, textura, actividad microbiana, además de algunas deficiencias nutricionales en plantas.

Los análisis para contenido de nutrientes en suelo por estas técnicas, presentan hoy, resultados poco consistentes, pues algunos autores señalan tener buenas correlaciones para un variable dada, mientras que otros investigadores para la misma variable en otro suelo u otras condiciones, no tienen buenos resultados de predicción, por lo que se hace necesaria la optimización de estas técnicas para estas determinaciones, donde se

desarrollen estándares (librerías espectrales robustas) de comparación para cada parámetro, que permita la calibración de la técnica, donde además, se considere la variabilidad espacial de la propiedad.

El resultado del bosquejo experimental mostró que puede ser posible estimar algunas propiedades del suelo por medio de imágenes multi-espectrales, siempre y cuando se construyan modelos robustos con suficientes muestras.

4.2 Recomendaciones

El desarrollo de investigaciones posteriores en este campo implica un desarrollo experimental que permita controlar muy bien el cambio en las variables de interés, para poder calibrar las metodologías, además de un rediseño de la cámara, tal que la iluminación no genere sombras indeseables en las imágenes para evitar así la introducción de mayores fuentes de error.

Se deben generar estándares de comparación, además de librerías espectrales para poder hacer las calibraciones respectivas y que se pueda hacer una comparación universal de espectros. Sin embargo, para ello es necesario mejorar la accesibilidad a equipos y el entrenamiento transversal de personas en nuevas técnicas de análisis estadísticos, con alguna fundamentación química, óptica y agronómica mínimas.

En la determinación de propiedades cuya concentración es muy baja y por tanto muy variable en el suelo (aquellas comúnmente encontradas en concentraciones de mg.kg^{-1}), como: P, Cu, Fe, B, Mn, Zn, Mo, Ni; cuya determinación se hace tan difícil por estos y otros métodos, es necesario el desarrollo de una técnica que maximice su visibilidad (indicador de origen químico o biológico), que permita la cuantificación por métodos ópticos.

A. Anexo: Base de datos de los valores de reflectancia de cada una de las muestras de suelo iluminadas con diferentes longitudes de onda.

Uso del Suelo	Variable edáfica		Longitud de onda con que se irradia la muestra para cada fotografía (nm)														
	P(mgkg ⁻¹)	MO (%)	370	400	405	465	525	591	609	630	631	780	840	851	870	910	940
Banano 1	21,00	2,00	1,52	1,57	1,92	30,16	60,69	41,94	2,05	25,23	24,82	103,15	66,27	68,51	70,74	61,67	19,83
Banano 2	17,00	1,80	21,40	1,40	1,78	1,86	30,34	55,22	21,34	42,14	2,18	1,89	108,62	76,08	76,44	76,78	68,56
Banano 3	17,00	1,90	1,33	1,72	1,93	30,97	66,46	38,69	1,93	20,16	22,47	114,68	72,22	62,54	72,80	61,37	20,74
Banano 4	34,00	2,00	1,43	1,71	1,77	27,77	67,91	55,89	2,00	1,99	29,66	71,34	94,26	67,35	78,90	79,75	20,67
Banano 5	16,00	2,40	1,36	1,60	1,70	29,50	64,76	39,52	1,98	2,02	19,44	113,10	73,77	63,41	75,26	63,40	18,48
Banano 6	25,00	2,10	1,30	1,63	1,75	31,75	58,11	39,73	2,13	23,93	22,13	116,26	78,07	68,89	73,19	65,25	25,69
Banano 7	14,00	2,50	1,33	1,65	1,96	32,21	68,50	39,91	2,03	19,67	22,91	116,29	88,95	66,43	76,47	66,89	22,78
Banano 8	11,00	1,90	1,35	1,53	12,66	33,14	43,69	51,13	1,99	20,71	23,49	117,69	78,24	70,31	80,28	66,80	20,26
Banano 9	23,00	1,60	1,26	1,64	1,76	33,60	64,71	43,67	1,93	17,93	22,84	122,45	94,98	67,29	92,57	68,99	27,29
Banano 10	27,00	3,00	1,30	1,58	6,93	33,18	45,57	39,25	2,13	1,92	16,49	107,15	63,98	53,27	69,35	60,19	21,04
Banano 11	17,00	1,90	1,41	1,67	1,74	32,00	57,78	47,18	2,14	2,12	21,23	113,36	76,33	78,98	78,56	65,73	24,01
Banano 12	16,00	2,10	1,32	1,76	8,86	28,94	59,29	43,44	11,82	19,87	23,42	114,55	75,23	69,18	90,88	78,11	28,47
Banano 13	17,00	1,70	1,50	1,63	1,93	31,94	41,80	42,22	2,00	2,16	21,99	99,87	74,87	69,97	76,81	65,61	20,58
Banano 14	23,00	2,00	1,32	1,59	1,82	31,98	57,22	45,19	2,20	15,82	24,18	113,59	80,57	69,61	78,47	78,76	23,11

Uso del Suelo	Variable edáfica		Longitud de onda con que se irradia la muestra para cada fotografía (nm)														
	P(mgkg ⁻¹)	MO (%)	370	400	405	465	525	591	609	630	631	780	840	851	870	910	940
Banano 15	154,00	2,20	1,41	1,63	1,91	38,92	59,93	40,77	2,09	2,11	23,48	115,24	83,62	71,53	78,97	70,48	21,69
Banano 16	17,00	2,00	1,35	1,57	1,94	27,91	58,83	43,94	2,26	2,04	53,82	104,56	82,38	68,24	80,01	70,20	23,51
Banano 17	15,00	2,30	1,34	1,60	1,98	33,54	59,65	40,68	2,18	2,03	23,42	117,22	81,37	67,88	84,33	66,19	24,27
Banano 18	28,00	1,60	1,44	1,73	9,80	33,53	60,66	41,30	2,05	2,02	22,89	114,38	77,52	43,53	78,24	77,37	21,55
Banano 19	19,00	1,10	1,41	1,72	14,54	28,89	53,38	37,78	1,90	18,12	21,06	105,46	71,53	61,18	72,48	64,31	19,65
Café 1	20,00	3,30	1,63	1,92	2,15	42,24	52,51	60,14	2,28	2,40	29,32	129,62	94,27	83,52	96,11	77,85	31,66
Café 2	4,00	21,60	1,53	1,84	1,97	18,39	21,62	15,13	2,13	2,14	10,68	95,16	52,41	45,34	59,69	48,53	21,97
Café 3	3,00	4,20	1,55	1,94	21,95	44,86	66,97	49,64	2,33	2,46	30,02	117,02	88,46	68,55	94,20	67,54	29,91
Café 4	3,00	13,60	1,84	1,80	1,92	15,94	21,06	20,20	2,12	2,14	9,39	60,81	66,57	43,97	57,23	47,81	13,77
Café 5	3,00	3,40	1,77	1,90	8,84	50,38	78,61	47,14	2,32	2,35	33,98	94,85	94,13	79,22	87,26	77,98	24,45
Café 6	3,00	4,50	1,51	6,74	1,97	32,13	55,95	41,23	2,24	2,36	21,78	114,23	78,73	68,02	79,85	67,61	26,95
Café 7	6,00	5,90	1,44	1,88	2,00	23,68	45,47	23,48	1,97	14,05	17,25	96,56	79,19	57,00	69,72	59,53	17,68
Café 8	3,00	3,60	1,55	1,93	13,86	34,88	61,72	34,75	2,16	2,33	20,04	117,59	98,22	85,89	81,97	71,46	26,42
Café 9	6,00	4,30	1,45	1,86	11,40	20,91	33,38	25,57	2,13	11,61	12,41	93,18	65,90	47,85	66,38	61,37	23,74
Café 10	6,00	5,30	1,55	1,83	2,06	19,84	32,01	22,74	2,02	16,31	13,40	100,57	68,09	56,55	82,08	58,36	21,75
Café 11	5,00	9,60	1,50	1,69	1,93	17,24	24,50	14,41	2,09	6,82	11,14	73,04	48,10	40,99	66,45	56,87	20,73
Café 12	11,00	5,30	1,59	1,69	9,04	21,80	44,80	23,60	2,39	13,92	13,42	96,10	63,37	55,61	64,81	54,04	21,97
Café 13	48,00	3,40	1,57	1,88	2,10	31,16	38,21	44,85	2,10	2,06	19,42	122,09	71,60	63,87	74,70	70,21	20,43
Café 14	20,00	7,70	1,43	1,68	7,44	24,79	43,64	32,00	2,39	2,07	16,28	112,07	76,95	65,36	90,50	67,66	33,69
Café 15	127,00	9,30	1,48	3,97	2,04	21,74	35,59	22,04	1,97	2,22	12,37	94,45	76,73	55,71	87,35	68,93	17,92
Café 16	7,00	3,20	1,46	1,60	1,79	17,80	29,29	18,28	2,09	2,01	10,26	95,42	53,29	46,28	64,23	47,53	16,89
Café 17	3,00	5,80	1,53	1,77	1,95	31,88	54,70	39,34	2,18	2,26	21,33	111,13	89,80	66,65	80,47	68,31	24,38
Café 18	4,00	6,00	1,50	1,79	2,19	32,92	52,56	33,01	2,10	19,52	18,80	110,78	82,62	69,33	96,28	67,63	25,51
Café 19	7,00	6,10	1,44	1,80	1,94	15,73	30,85	15,97	2,10	2,08	8,76	79,31	65,27	42,93	55,68	49,15	16,78
Café 20	3,00	14,00	1,49	1,85	1,88	15,77	25,12	19,59	41,34	75,40	53,64	63,17	47,94	13,12	9,86	2,32	11,71

B. Anexo: Valores de ajuste del modelo PLS-EDA y pesos relativos de las longitudes de onda en la separación de muestras por grupo de manejo

Coordenadas

Groups	Comp 1	Comp 2	Groups	Comp 1	Comp 2
Banano 1	2,15	0,52	Café 1	0,79	-0,45
Banano 2	1,31	-0,11	Café 2	-2,05	-0,58
Banano 3	1,77	0,65	Café 3	-1,16	0,66
Banano 4	2,35	-0,76	Café 4	-1,93	-0,18
Banano 5	1,47	1,03	Café 5	0,45	-0,01
Banano 6	1,35	-0,39	Café 6	-3,22	1,00
Banano 7	1,52	0,01	Café 7	-0,63	-0,24
Banano 8	0,58	0,87	Café 8	-1,32	-0,16
Banano 9	1,05	-0,27	Café 9	-1,53	-0,58
Banano 10	0,05	0,72	Café 10	-1,15	-0,31
Banano 11	1,26	0,40	Café 11	-1,52	-0,94
Banano 12	0,86	0,10	Café 12	-0,81	0,08
Banano 13	0,22	0,02	Café 13	0,50	0,51
Banano 14	1,84	-0,42	Café 14	-1,20	-1,23
Banano 15	0,68	0,20	Café 15	-3,03	0,35
Banano 16	1,37	-1,79	Café 16	-1,20	0,40
Banano 17	0,68	0,11	Café 17	0,13	-0,35
Banano 18	0,71	0,33	Café 18	-0,23	-0,16
Banano 19	0,10	0,71	Café 19	-1,62	-0,35
			Café 20	-0,59	0,63

Pesos

Variables (nm)	Comp 1	Comp 2
370	0,10	-0,05
400	-0,39	0,45
405	-0,12	0,36
465	0,23	0,35
525	0,42	0,24
591	0,48	0,23
630	0,14	0,28
631	0,26	-0,09
609	0,02	0,23
780	0,10	0,28
840	0,28	-0,20
851	0,30	-0,07
870	0,14	-0,21
910	0,27	-0,26
940	0,13	-0,29

Ajuste

	Comp 1	Comp 2
R2	14%	3%
R2(cum)	14%	16%
Eigenvalue	5,23	0,97
Q2	0%	0%
Q2(cum)	0%	0%

Bibliografía

- Adobe Systems. (2000). Color Models CIELAB. Recuperado a partir de http://dba.med.sc.edu/price/irf/Adobe_tg/models/cielab.html
- Amare, T., Hergarten, C., Hurni, H., Wolfgramm, B., Yitafaru, B., & Selassie, Y. G. (2013). Prediction of Soil Organic Carbon for Ethiopian Highlands Using Soil Spectroscopy. *ISRN Soil Science, 2013*, 1–11. <http://doi.org/10.1155/2013/720589>
- Armenta, S., & De la Guardia, M. (2014). Vibrational Spectroscopy in Soil and Sediment Analysis. *Trends in Environmental Analytical Chemistry, 2*, 43–52. <http://doi.org/10.1016/j.teac.2014.05.001>
- Barker, A., & Pilbean, D. (2007). *Handbook of Plant Nutrition*. Boca Ratón, FL: CRC Taylor & Francis.
- Bastidas, E., & Carbonell, J. (2010). Caracterización Espectral y Mineralógica de los Suelos del Valle del Río Cauca por Espectroscopía Visible e Infrarroja (400 - 2.500 nm). *Agronomía Colombiana, 28*(2), 291–301. Recuperado a partir de <http://www.eolss.net/sample-chapters/c12/e1-05-07-01.pdf>
- Baxter, I. (2010). Ionomics : Studying the Social Network of Mineral Nutrients, *12*(3), 381–386. <http://doi.org/10.1016/j.pbi.2009.05.002>
- Baxter, I. R., Vitek, O., Lahner, B., Muthukumar, B., Borghi, M., Morrissey, J., ... Salt, D. E. (2008). The Leaf Ionome as a Multivariable System to Detect a Plant's Physiological Status. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 105*(33), 12081–6. <http://doi.org/10.1073/pnas.0804175105>
- Ben-dor, E., Chabrilat, 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*, 538–555. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2008.09.019>
- Ben-Dor, E., Heller, D., & Chudnovsky, A. (2008). A Novel Method of Classifying Soil Profiles in the Field using Optical Means. *Soil Science Society of America Journal, 72*(4), 1113. <http://doi.org/10.2136/sssaj2006.0059>
- Bogrekci, I., & Lee, W. S. (2005). Spectral Measurement of Common Soil Phosphates. *American Society of Agricultural Engineers, 48*(6), 2371–2378.
- Bonett, J. P., Camacho, J. H., & Ramírez, L. (2015). Mid-Infrared Spectroscopy for the Estimation of Some Soil Properties. *Agronomía Colombiana, 33*(1), 99–106. <http://doi.org/10.15446/agron.colomb.v33n1.49245>

- Briceño, M., Escudey, M., Galindo, G., Borchardt, D., & Chang, A. (2004). Characterization of Chemical Phosphorus Forms in Volcanic Soils Using ^{31}P -NMR Spectroscopy. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 35(9–10), 1323–1337. <http://doi.org/10.1081/CSS-120037549>
- Buol, S. W., Southard, R. J., Graham, R. C., & Mcdaniel, P. A. (2011). *Soil Genesis and Classification* (6a ed.). Oxford: Wiley-Blackwell.
- Buschmann, C., & Nagel, E. (1993). In Vivo Spectroscopy and Internal Optics of Leaves as Basis for Remote Sensing of Vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, 14(4), 711–722. <http://doi.org/10.1080/01431169308904370>
- Calvacate, V., & Dobereiner, J. (1988). A New Acid-Tolerant Nitrogen-Fixing Bacterium Associated with Sugarcane. *Plant and Soil*, 31, 23–31.
- Cambardella, C., Moorman, T., Novak, J., Parkin, T., Karlen, D., Turco, R., & Konopa, A. (1994). Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58, 1501–1511. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Cardinale, M. (2014). Scanning a Microhabitat: Plant-Microbe Interactions Revealed by Confocal Laser Microscopy. *Frontiers in Microbiology*, 5(MAR), 1–10. <http://doi.org/10.3389/fmicb.2014.00094>
- Carter, M. R., & Gregorich, E. G. (2008). *Soil Sampling and Methods of Analysis Soil Sampling and* (2a ed.). Boca Ratón, FL: CRC Press.
- Celis, J., Sandoval, M., & Zagal, E. (2009). Evolution of Microbial Respiratory Activity in a Patagonian Soil Amended with Salmon-Farming Sludge. *Arch Med Vet* (Vol. 41).
- Chang, C., Laird, D., Mausbach, M. J., & Charles, H. (2001). Near-Infrared Reflectance Spectroscopy – Principal Components Regression Analyses of Soil Properties. *Agricultural and Biosystems Engineering Publications*, 3.
- Cobella, R., & Fernandez, J. (2015). *Materia Orgánica del Suelo. Cátedra de Edafología Facultad de Agronomía y Zootecnia Universidad Nacional de Tucumán*, 9.
- Córdoba, P., Navarro, J., Meléndez, I., Almendro, M., & Gómez, I. (2008). *Uso de Radiometría de Campo VNIR para Determinar Propiedades en Suelos Mediterráneos de Zonas Áridas y Semiáridas*. Madrid.
- Cory, R. M., & Mcknight, D. M. (2005). Fluorescence Spectroscopy Reveals Ubiquitous Presence of Oxidized and Reduced Quinones in Dissolved Organic Matter. *Environ. Sci. Technol.*, 39(21), 8142–8149.
- Coûteaux, M., Berg, B., & Rovira, P. (2003). Near Infrared Reflectance Spectroscopy for Determination of Organic Matter Fractions Including Microbial Biomass in Coniferous Forest Soils. *Soil Biology & Biochemistry* 35, 35, 1587–1600. <http://doi.org/10.1016/j.soilbio.2003.08.003>
- Degens, B. P. (1997). Macro-Aggregation of Soils by Biological Bonding and Binding Mechanisms and the Factors Affecting These: a Review. *Australian Journal of Soil Research*, 35(January 1997), 431–459. <http://doi.org/10.1071/SR01114>

- Dhawale, N. (2015). *Advances in Proximal Soil Sensing Through Integrated Systems Approach*. Thesis submitted to McGill University in partial fulfillment of the requirements of the degree of Doctor of Philosophy. McGill University, Department of Bioresource Engineering Macdonald Campus of McGill University Montreal.
- Dhawale, N. M., Adamchuk, V., Viscarra, R., Prasher, S., Whalen, J. K., & Ismail, A. (2013). *Predicting Extractable Soil Phosphorus Using Visible / Near-Infrared Hyperspectral Soil Reflectance Measurements*. *The Canadian Society for Bioengineering*.
- Eldor, P. (2007). *Soil Microbiology, Ecology, and Biochemistry* (3a ed.). Burlington, MA, USA: Elsevier.
- Espinosa, J. (2004). Fijación de Fósforo en Suelos Derivados de Ceniza Volcánica. *Informaciones Agrícolas*, (55), 5–8.
- Fasurová, N., & Pospíšilová, L. (2010). Characterization of Soil Humic Substances by Ultraviolet-Visible and Synchronous Fluorescence Spectroscopy. *Journal of Central European Agriculture*, 11(3), 351–357. Recuperado a partir de http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id_clanak_jezik=95584
- García, J., & Ballesteros, M. (2006). Quality Parameters Evaluation N for the Determination of Available Phosphorous in Soils. *Revista Colombiana de Química*, 35(1), 81–89.
- Gee, G., & Bauder, J. (1986). Particle-Size Analysis. En *Methods of Soil Analysis* (2a ed., pp. 383–411). Madison: Soil Sci. Soc.
- Gillespie, A., Phillips, C., Dynes, J., Chevrier, D., Thomas, R., & Peak, D. (2015). Advances in Using Soft X-Ray Spectroscopy for Measurement of Soil Biogeochemical Processes. En D. Sparks (Ed.), *Advances in Agronomy* (Vol. 133, p. 252). Newark: Elsevier. <http://doi.org/10.1016/B978-0-12-380938-4.01001-6>
- Guillén, C., Dávila, M., Gillot, J., & Vaoudour, E. (2013). Aporte de la Espectroscopia a la Estimación de Carbono Orgánico de los Suelos de la Planicie de Versailles, Francia. *Revista Geográfica Venezolana*, 54(1), 85–98.
- Haynes, J. G., Czymmek, K. J., Carlson, C. A., Veereshlingam, H., Dickstein, R., & Sherrier, D. J. (2004). Rapid Analysis of Legume Root Nodule Development Using Confocal Microscopy. *New Phytologist*, 163(3), 661–668. <http://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2004.01138.x>
- He, Y., Song, H., Pereira, A., & Gómez, A. (2005). Measurement and Analysis of Soil Nitrogen and Organic Matter Content Using Near-Infrared Spectroscopy Techniques. *J Zhejiang Univ SCI*, (11), 1081–1086. <http://doi.org/10.1631/jzus.2005.B1081>
- He, Z., Honeycutt, C. W., Pellechia, P. J., & Caliebe, W. A. (2007). Distinction of Metal Species of Phytate by Solid-State Spectroscopic Techniques. *Soil Science Society of America Journal*, 71(3), 940–943. <http://doi.org/10.2136/sssaj2006.0175N>
- He, Z., Honeycutt, C. W., Zhang, T., & Bertsch, P. M. (2006). Preparation and FT-IR Characterization of Metal Phytate Compounds. *Journal of Environmental Quality*, 35(i), 1319–1328. <http://doi.org/10.2134/jeq2006.0008>
- He, Z., Ohno, T., Cade-menun, B. J., Erich, M. S., & Honeycutt, C. W. (2006). Spectral and

- Chemical Characterization of Phosphates Associated with Humic Substances. *Soil Science Society of America Journal*, 70, 1741–1751. <http://doi.org/10.2136/sssaj2006.0030>
- Hoben, H. J., & Somasegaran, P. (1982). Comparison of the Pour, Spread, and Drop Plate Methods for Enumeration of *Rhizobium* spp. in Inoculants Made from Presterilized Peat. *Applied and Environmental Microbiology*, 44(5), 1246–1247.
- Husted, S., Laursen, K. H., Hebborn, C. A., Schmidt, S. B., Pedas, P., Haldrup, A., & Jensen, P. E. (2009). Manganese Deficiency Leads to Genotype-Specific Changes in Fluorescence Induction Kinetics and. *Plant Physiology*, 150(June), 825–833. <http://doi.org/10.1104/pp.108.134601>
- Jaramillo, D. (2002). *Introducción a la Ciencia del Suelo*. (Universidad Nacional de Colombia, Ed.).
- Jaramillo, D. (2014). *El Suelo: Origen, Propiedades, Espacialidad*. (U. N. de Colombia, Ed.) (Segunda). Medellín: Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias.
- Khoshmanesh, A., Cook, P. L. M., & Wood, B. R. (2012). Quantitative Determination of Polyphosphate in Sediments Using Attenuated Total Reflectance-Fourier Transform Infrared (ATR-FTIR) Spectroscopy and Partial Least Squares Regression. *The Analyst*, 137(16), 3704. <http://doi.org/10.1039/c2an35289c>
- Krishnan, P., Alexander, J. D., Butler, B. J., & Hummel, J. W. (1980). Reflectance Technique for Predicting Soil Organic-Matter. *Soil Science Society of America Journal*, 44(6), 1282–1285.
- Kruse, J., Abraham, M., Amelung, W., Baum, C., Bol, R., Kühn, O., ... Leinweber, P. (2015). Innovative Methods in Soil Phosphorus Research: A Review. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 178(1), 43–88. <http://doi.org/10.1002/jpln.201400327>
- Lei, Z., & Rong-biao, Z. (2016). Measurement of Available Phosphorus and Potassium Contents in Soil using Visible-near-infrared Spectroscopy in Conjunction with SPA-LS-SVM Methods. *Advance Journal of Food Science and Technology*, 10(12), 934–941. <http://doi.org/10.19026/ajfst.10.2290>
- Lew, S., Lew, M., Tmieczynski, T., & Szarek, J. (2010). Selected Fluorescent Techniques for Identification of the Physiological State of Individual Water and Soil Bacterial Cells - review Selected Fluorescent Techniques for Identification of the Physiological State of Individual Water and Soil Bacterial Cells. *Folia Microbiologica*, 55 (2)(August 2016). <http://doi.org/10.1007/s12223-010-0017-6>
- Lillesand, T. M., Kiefer, R., & Chipman, J. (2004). Concepts and Foundations of Remote Sensing. En *Remote Sensing and Image Interpretation* (5a ed., p. 812). USA: Wiley International. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Lindsay, W. L., & Norvell, W. A. (1978). Development of a DTPA Soil Test for Zinc, Iron, Manganese, and Copper. *Soil Science Society of America Journal*, 42, 421–428. <http://doi.org/10.2136/sssaj1978.03615995004200030009x>

- Luna, A. S., Lima, I. C. a., Rocha, W. F. C., Araújo, J. R., Kuznetsov, A., Ferreira, E. H. M., ... Ferré, J. (2014). Classification of Soil Samples Based on Raman Spectroscopy and X-Ray Fluorescence Spectrometry Combined with Chemometric Methods and Variable Selection. *Anal. Methods*, 6(22), 8930–8939. <http://doi.org/10.1039/C4AY01967A>
- Luo, Z., Yaolin, L., Jian, W., & Jing, W. (2008). Quantitative Mapping of Soil Organic Material Using Field Spectrometer and Hyperspectral Remote Sensing. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, 37, 901–906. <http://doi.org/10.1117/12.815986>
- Maarschalkerweerd, M. Van, & Husted, S. (2015). Recent Developments in Fast Spectroscopy for Plant Mineral Analysis. *Frontiers in Plant Science*, 6(March), 1–14. <http://doi.org/10.3389/fpls.2015.00169>
- Macías, A., Muñoz, J., Cueto, J., Márquez, O., & Sifuentes, N. (2013). Effect of Particle Size in the Prediction of Soil Properties by NIRS. *Agrofaz, Volumen 13*, 97–105.
- Maestre, C. G., Zornoza, R., Pérez, A., Solera, J., Gómez, I., & García, F. (2008). Uso de la Espectroscopía en el Infrarrojo Cercano (NIR) para la Estimación Rápida del Carbono Orgánico y la Respiración Basal en Suelos Forestales. *Cuad. Soc. Esp. Cienc. For.*, 25, 209–214.
- Maleki, M. R., Van Holm, L., Ramon, H., Merckx, R., De Baerdemaeker, J., & Mouazen, A. M. (2006). Phosphorus Sensing for Fresh Soils using Visible and Near Infrared Spectroscopy. *Biosystems Engineering*, 95(3), 425–436. <http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2006.07.015>
- Marshall, T. J., & Holmes, J. W. (1979). Soil Physics. *Book Reviews Cambridge University Press*. <http://doi.org/10.1080/001075100750827151>
- Martin, P. D., Malley, D. F., Manning, G., & Fuller, L. (2002). Determination of Soil Organic Carbon and Nitrogen at the Field Level Using Near-Infrared Spectroscopy. *Canadian Journal of Soil Science*, 7, 413–422.
- Metternicht, G. I., & Zinck, J. A. (2003). Remote Sensing of Soil Salinity: Potentials and Constraints. *Remote Sensing of Environment*, 85(1), 1–20. [http://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00188-8](http://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00188-8)
- Ming, P., Li, Y., & Summer, M. (2012). *Handbook of Properties and Processes Soil Sciences*. (P. Ming, Y. Li, & M. Summer, Eds.) (2a ed.). FL: CRC Press. <http://doi.org/DOI: 10.13140/2.1.3758.1120>
- Morales, Y. E., Corral, A., Pazos, L. A., Martínez, R. D., Muñoz, J., & Ramírez, A. (2012). Cuantificación de Bacterias Cultivables Mediante el Método de “Goteo en Placa por Sellado (o estampado) Masivo”. *Revista Colombiana de Biotecnología*, 14(2), 147–156. Recuperado a partir de <http://www.revistas.unal.edu.co/index.php/biotecnologia/article/view/37416/40417>
- Morgan, C. L. S., Waiser, T. H., Brown, D. J., & Hallmark, C. T. (2009). Simulated In Situ Characterization of Soil Organic and Inorganic Carbon with Visible Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectroscopy. *Geoderma*, 151, 249–256. <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.04.010>

- Mouazen, A. M., De Baerdemaeker, J., & Ramon, H. (2005). Towards Development of On-Line Soil Moisture Content Sensor Using a Fibre-Type NIR Spectrophotometer. *Soil and Tillage Research*, 80(1–2), 171–183. <http://doi.org/10.1016/j.still.2004.03.022>
- Munsell. (2017). Soil & Wine Quality – A Geologist’s Analysis | Munsell Color System; Color Matching from Munsell Col. Recuperado a partir de <http://munsell.com/color-blog/soil-wine-quality-a-geologists-analysis/>
- Nocita, M., Stevens, A., Noon, C., & Wesemael, B. Van. (2013). Prediction of Soil Organic Carbon for Different Levels of Soil Moisture Using Vis-NIR Spectroscopy. *Geoderma*, 199, 37–42.
- Nocita, M., Stevens, A., Wesemael, B., Aitkenhead, A., Bachmann, M., Barthe, B., ... Wetterlind, J. (2015). Soil Spectroscopy: An Alternative to Wet Chemistry for Soil Monitoring. En D. Sparks (Ed.), *Advances in Agronomy* (Vol. 132, p. 216). Newark: Elsevier. <http://doi.org/10.1016/B978-0-12-380938-4.01001-6>
- Norambuena V., P., Luzio L., W., & Vera E, W. (2002). Comparación Entre los Métodos de la Pipeta y Bouyoucos y su Relación con la Retención de Agua en Ocho Suelos de la Zona Altiplánica de la Provincia de Parinacota, Chile. *Agricultura Técnica*, 62(1), 150–157. <http://doi.org/10.4067/S0365-28072002000100015>
- NRCS. (2014). *Kellogg Soil Survey Laboratory Methods Manual*. (R. Burt & SSS, Eds.). Soil Survey Investigations Report.
- NRCS. (2017). The Color of Soil, USDA. <http://doi.org/10.1029/2010JC006102>.
- Ochoa, Y., Aramburu, I., García, C., Barreira, P., & Hontoria, C. (2016). Espectroscopía Visible e Infrarrojo Cercano para el Estudio de Suelos Agrícolas. En *VIII Congreso de Estudiantes Universitarios de Ciencia, Tecnología e Ingeniería Agronómica* (pp. 67–70). MADRID.
- Olendzki, R. N., Ignácio, A. C., & Mangrich, A. S. (2009). The Use of Total Luminescence Spectroscopy in the Investigation of the Effects of Different Rice Management Practices on Humic Substances of a Planosol (1). *Bras. Ci. Solo*, 33(3), 1147–1152.
- Oliveira, J., Brossard, M., Corazza, E., Marchao, L., Siquiera, P., Rodrigues, O., & Guimaraes, M. (2015). VIS-NIR Spectrometry, Soil Phosphate Extraction Methods and Interactions of Soil Attributes. *Quim Nova*, 38(3), 342–350.
- Ovalles, F. A. (2003). El Color del Suelo : Definiciones e Interpretación. *Revista Digital del Centro Nacional de Investigaciones Agropecuarias de Venezuela*, 3(3).
- Pansu, M., & Gautheyrou, J. (2006a). Cation Exchange Capacity. En *Handbook of Soil Analysis Mineralogical, Organic and Inorganic Methods* (p. 996). Netherlands: Springer.
- Pansu, M., & Gautheyrou, J. (2006b). Particle Size Analysis. En *Handbook of Soil Analysis Mineralogical, Organic and Inorganic Methods* (p. 996). Netherland: Springer.
- Pansu, M., & Gautheyrou, J. (2006c). pH Measurement. En *Handbook of Soil Analysis*

- Mineralogical, Organic and Inorganic Methods* (p. 996). Netherlands: Springer.
- Passoni, F., Borges, F., Pires, L., Saab, S., & Cooper, M. (2014). Software Image J to Study Soil pore distribution. *Ciênc. Agrotec., Lavras*, 38(2), 122–128.
- Potts, P., Smith, K. A., & Cresser, M. S. (2004). X-Ray Fluorescence Analysis. En K. Smith (Ed.), *Soil and Environmental Analysis* (3a ed., p. 550). York: Marcel Dekker.
- Purmalis, O., & Klavins, M. (2013). Comparative Study of Peat Humic Acids by Using UV. En *1st Annual International Interdisciplinary Conference, AHC* (pp. 24–26).
- Ramírez, F. (2004). *Efecto de Ácidos Orgánicos de Bajo Peso Molecular sobre la fijación de Fósforo en Andisoles del Oriente Antioqueño*. Universidad de Antioquia.
- Ramírez, F. (2009). *Cambio en el contenido de Glomalina y Estabilidad Estructural de un Andisol bajo Labranza y Barbecho*. Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín.
- Ramírez, F. (2017). *Imágenes de Suelos Catálogo Personal*. Medellín.
- Rodríguez, G. G., Phipps, D., & Ishiguro, K. (1992). Use of a Fluorescent Redox Probe for Direct Visualization of Actively Respiring Bacteria. *Applied and Environmental Microbiology*, 58(6), 1801–1808.
- Rodríguez, J. (2015). *Determinación de Propiedades Químicas de Suelos Pardos Mullidos Medianamente Lavados Mediante Espectroscopía de Reflectancia VIS/NIR*. “Marta Abreu” de las villas.
- Rodríguez, W., Gacrcía, P., & Fajardo, A. (2016). Aplicaciones de técnicas espectroscópicas para el análisis de suelos. *Revista Facultad de Ciencias Básicas UMNG*, 2, 228–251.
- Rosa, A., Simoes, M. L., Camargo, L., Rocha, J., Neto, M., & Milori, D. (2005). Multimethod Study of the Degree of Humification of Humic Substances Extracted from Different Tropical Soil Profiles in Brazil ’ s Amazonian Region. *Geoderma*, 127, 1–10. <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2004.10.009>
- Sánchez, P., & Salinas, J. (1983). *Suelos Ácidos Estrategias para su Manejo con Bajos Insumos en América Tropical*. SCCS. Bogotá: SCCS.
- Sarkar, D., & Haldar, A. (2005). *physical and Chemical Methods in Soil Analysis Fundamental Concepts of Analytical Chemistry and Instrumental Techniques*. (N. Age, Ed.). New Delhi: New Age International.
- Schmid, T., Rodríguez, M., Escribano, P., Palacios, A., Ben Dor, E., Plaza, A., ... Chabrilat, S. (2016). Characterization of Soil Erosion Indicators Using Hyperspectral Data from a Mediterranean Rainfed Cultivated Region. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(2), 845–860. <http://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2462125>

- Shepherd, K. D. (2010). Soil Spectral Diagnostics – Infrared , X-Ray and Laser Diffraction Spectroscopy for Rapid Soil Characterization in the Africa Soil Information Service. En *World Congress of Soil Science, Soil Solutions for a Changing World* (pp. 24–27).
- Shukla, M. (2014). *Soil Physics an Introduction*. New York: CRC Press.
- Smith, K. a, & Mullins, C. E. (1991). *Soil Analysis. Physical Methods*. (M. Dekker, Ed.). New York: Marcel Dekker, Inc.
- Smith, K. a, & Mullins, C. E. (2000). *Soil and Environmental Analysis Physical Methods*. (M. Dekker, Ed.) (2a ed.). New York: Marcel Dekker, Inc. <http://doi.org/10.1201/9780203908600>
- Soil Survey Staff. (2014). *Keys to Soil Taxonomy* (12a ed.). United States Department of Agriculture Natural Resources Conservation Service.
- Syvitski, J. (2007). *Principles, Methods, and Applications of particle size analysis*. (J. Syvitski, Ed.). New York: Cambridge University Press.
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2014). *Plant Physiology and Development* (6a ed.). Sunderland, MA, USA: Sinauer Associates.
- Tan, K. (2011). *Principles of Soil Chemistry* (4a ed., Vol. 46). FL: CRC Press. Recuperado a partir de <http://ressources.ciheam.org/om/pdf/c46/01002052.pdf>
- Tekin, Y., Tümsavas, Z., & Mouazen, A. M. (2014). Comparing the Artificial Neural Network with Partial Least Squares for Prediction of Soil Organic Carbon and pH at Different Moisture Content Levels Using Visible and Near-Infrared Spectroscopy. *R. Bras. Ci. Solo*, 38(3), 1794–1804.
- Tsuji, T., Kawasaki, Y., Takeshima, S., Sekiya, T., & Tanaka, S. (1995). A New Fluorescence Staining Assay for Visualizing Living Microorganisms in Soil. *Applied and Environmental Microbiology*, 61(9), 3415–3421.
- USDA. (1987). *Soil Mechanics Level 1*.
- USDA. (2013). Soil Texture Calculator | NRCS Soils. Recuperado a partir de <http://soils.usda.gov/technical/aids/investigations/texture/>
- Viscarra, R., & Behrens, T. (2010). Using Data Mining to Model and Interpret Soil Diffuse Reflectance Spectra. *Geoderma*, 158(1–2), 46–54. <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.12.025>
- Viscarra, R., Cattle, S. R., Ortega, A., & Fouad, Y. (2009). In Situ Measurements of Soil Colour, Mineral Composition and Clay Content by VIS – NIR Spectroscopy. *Geoderma*, 150, 253–266. <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.01.025>
- Viscarra, R., Fouad, Y., & Walter, C. (2008). Using a digital camera to measure soil organic carbon and iron contents. *Precision Agriculture*, 100, 149–159. <http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2008.02.007>

- Viscarra, R., 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, 59–75. <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>
- Walkley, A., & Black, L. A. (1934). An Examination of the Digestive Method for Determining Soil Organic Matter and a Proposed Modification of the Chromic acid Titration Method. *Soil Science*, 37, 29–38.
- Winding, A., Binnerup, S. J., & Sørensen, J. (1994). Viability of Indigenous Soil Bacteria Assayed by Respiratory Activity and Growth. *Applied and Environmental Microbiology*, 60(8), 2869–2875.
- Wright, S. F., & Upadhyaya, A. (1998). A Survey of Soils for Aggregate Stability and Glomalin, a Glycoprotein Produced by Hyphae of Arbuscular Mycorrhizal Fungi. *Plant and Soil*, 198(1), 97–107. <http://doi.org/10.1023/A:1004347701584>
- Wünscher, R. (2013). *A Comparison of Different Phosphorus Extraction Methods with the Phosphorus Uptake of Wheat*. Universität für Bodenkultur Wien Department.
- Yanli, L., Qiang, L., Shaolan, H., Shilai, Y., Xuefeng, L., Rangjin, X., ... Lie, D. (2015). Prediction of Nitrogen and Phosphorus Contents in Citrus Leaves Based on Hyperspectral Imaging. *Int J Agric & Biol Eng Open*, 8(2), 80–88. <http://doi.org/10.3965/j.ijabe.20150802.1464>
- Youngentob, K. N., Renzullo, L. J., Held, A. A., Jia, X., Lindenmayer, D. B., & Foley, W. J. (2012). Using Imaging Spectroscopy to Estimate Integrated Measures of Foliage Nutritional Quality. *Methods in Ecology and Evolution*, 3(2), 416–426. <http://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2011.00149.x>
- Yu, W. E. I., Dodds, W. K., Banks, M. K., & Skalsky, J. (1995). Optimal Staining and Sample Storage Time for Direct Microscopic Enumeration of Total and Active Bacteria in Soil with Two Fluorescent Dyes. *Applied and Environmental Microbiology*, 61(9), 3367–3372.
- Zagal, E., Rodríguez, N., Vidal, I., & Quezada, L. (2002). Microbial Activity in a Volcanic Ash Soil Under Different Agricultural Management. *Agric. Téc. (Online)*, 62 2. Recuperado a partir de http://www.scielo.cl/sci-hub.cc/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0365-28072002000200012&lng=en&nrm=iso&tlng=en
- Zhao, D., Reddy, K. R., Kakani, V. G., & Reddy, V. R. (2005). Nitrogen Deficiency Effects on Plant Growth, Leaf Photosynthesis, and Hyperspectral Reflectance Properties of Sorghum. *European Journal of Agronomy*, 22(4), 391–403. <http://doi.org/10.1016/j.eja.2004.06.005>
- Zsolnay, A., Baigar, E., Jimenez, M., Steiweg, B., & Saccomandi, F. (1999). Differentiating with Fluorescence Spectroscopy the Sources of Dissolved Organic Matter in Soils Subjected to Drying. *Chemosphere*, 38(1), 45–50.