A decorative vertical bar in dark blue is located on the left side of the page. Below it, several stylized banana leaves in shades of blue and grey are drawn, extending from the bottom left towards the center.

Evaluación del potencial de la reflectancia  
foliar y edáfica para la predicción de  
contenidos de nutrientes en plantaciones de  
plátano (*Musa* ABB Simmons) en el Urabá y  
Suroeste antioqueño.

Eddie Yacir Álvarez Albanés

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Medellín, Colombia

2017

Evaluación del potencial de la reflectancia foliar y edáfica para la predicción de contenidos de nutrientes en plantaciones de plátano (*Musa* ABB Simmons) en el Urabá y Suroeste antioqueño.

Eddie Yacir Álvarez Albanés

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Medellín, Colombia

2017



Evaluación del potencial de la reflectancia foliar y edáfica para la predicción de contenidos de nutrientes en plantaciones de plátano (*Musa* ABB Simmons) en el Urabá y Suroeste antioqueño.

Eddie Yacir Álvarez Albanés

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:  
Máster en Ciencias Agrarias

Director:

Darío Antonio Castañeda Sánchez

Co-Director:

Juan Gonzalo Morales Osorio

Línea de Investigación en fisiología

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Medellín, Colombia

2017



Dedicatoria,

A Lina, Edien, Kitzel y Jhonatan que han sido siempre mi apoyo en todo mi  
recorrido.

A Diana por apoyarme en este ciclo.



## **Agradecimientos**

- A Darío Castañeda líder del proyecto “Evaluación de las limitantes nutricionales en el cultivo del plátano en el Departamento de Antioquia”, por su tiempo, y dedicación para la realización de esta investigación; además de sus recomendaciones profesionales.
- Al grupo de trabajo de Fitotecnia Tropical por su apoyo técnico y humano.
- A las entidades financiadoras de la investigación, entre ellos el Sistema General de Regalías y la Gobernación de Antioquia y a su operante, la Fundación Social Banacol – Corbanacol.
- A la Comercializadora C.I Banacol S.A, en especial a los técnicos de campo Jhon Alexander Lozano, Emiro Fernando Cantillo y Juan Carlos Herrera y, los ingenieros Jorge Enrique Cárdenas Gonzalez y Holger Emiro Meneses Pallares.
- A la Comercializadora C.I Uniban S.A, en especial a los técnicos de campo Fredy Vélez y Yimmy Bolívar y, a la ingeniera Yenny Natacha Madrid.
- A la Cooperativa San Bartolo (COMSAB) y las SAMAS de cada uno de los municipios de la zona de estudio, por su colaboración en el área logística con los agricultores de ambas subregiones.
- A la Asociación de Platanero de San Juan de Urabá (AGROSAN) y Asociación de plataneros de Turbo (UPLATUR), por su acompañamiento y dedicación en la ejecución de la investigación.



- A los agricultores, por la gran atención prestada y facilitar el ingreso, así como suministrar información requerida para la investigación.

# Contenido

Lista de tablas .....	V
Lista de figuras.....	VII
<b>Presentación.....</b>	<b>10</b>
<b>Planteamiento del problema .....</b>	<b>12</b>
<b>Justificación.....</b>	<b>12</b>
<b>1 CARACTERÍSTICAS AGROECOLÓGICAS DE LA REGIÓN DE ESTUDIO Y SELECCIÓN DE FINCAS DE MUESTREO .....</b>	<b>14</b>
<b>1.1 RESUMEN.....</b>	<b>14</b>
<b>1.2 ABSTRACT .....</b>	<b>15</b>
<b>1.3 INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>15</b>
<b>1.4 CARACTERÍSTICAS GEOMORFOLÓGICAS Y AGROECOLÓGICAS... 17</b>	<b>17</b>
<b>1.5 ENCUESTA SOCIO-AGRONÓMICA.....</b>	<b>19</b>
<b>1.6 SELECCIÓN DE UNIDADES DE MUESTREO .....</b>	<b>20</b>
<b>1.6.1 Área sembrada en plátano .....</b>	<b>20</b>
<b>1.6.2 Implementación de labores agronómicas.....</b>	<b>20</b>
<b>1.6.3 Rendimientos .....</b>	<b>21</b>
<b>1.7 CONCLUSIONES.....</b>	<b>25</b>
<b>1.8 BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>26</b>
<b>2 DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO .....</b>	<b>28</b>
<b>2.1 RESUMEN.....</b>	<b>28</b>
<b>2.2 ABSTRACT .....</b>	<b>28</b>
<b>2.3 INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>29</b>
<b>2.4 MATERIALES Y MÉTODOS .....</b>	<b>33</b>
<b>2.4.1 Ubicación .....</b>	<b>33</b>
<b>2.4.2 Características agroecológicas de las regiones de estudio .....</b>	<b>33</b>
<b>2.4.3 Suelos.....</b>	<b>34</b>
<b>2.4.4 Selección de fincas y unidades de muestreo .....</b>	<b>35</b>
<b>2.4.5 Determinación de la reflectancia .....</b>	<b>40</b>

2.4.6	Análisis estadístico .....	40
2.5	RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	42
2.5.1	Descripción de las poblaciones estudiadas.....	42
2.5.2	Transformación de espectros .....	44
2.5.3	Selección de los modelos edáficos.....	47
2.5.4	Selección de los modelos foliares.....	51
2.5.5	Validación de los modelos seleccionados.....	53
2.6	CONCLUSIONES.....	61
2.7	BIBLIOGRAFÍA.....	61
3	APLICACIÓN DE CONGLOMERADOS PARA LA SELECCIÓN DE BANDAS DEL ESPECTRO ELECTROMAGNÉTICO CON POTENCIAL DE PREDICCIÓN DE NUTRIENTES.....	66
3.1	RESUMEN.....	66
3.2	ABSTRACT .....	67
3.3	INTRODUCCIÓN .....	67
3.4	MATERIALES Y MÉTODOS .....	70
3.4.1	Ubicación .....	70
3.4.2	Selección de fincas y unidades de muestreo .....	71
3.4.3	Determinación de la reflectancia .....	72
3.4.4	Análisis estadístico .....	72
3.5	RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	75
3.5.1	Descripción de bandas medias.....	75
3.5.2	Selección de modelos edáficos .....	78
3.5.3	Selección de modelos foliares .....	80
3.6	CONCLUSIONES.....	82
3.7	BIBLIOGRAFÍA.....	83
	CONCLUSIONES.....	90

# Lista de tablas

Tabla 1.1. Parámetros de investigación de otros estudios, relacionados con reflectancia. .....	24
Tabla 2.1. Características climáticas de la zona de estudio (García et al. 2007). .....	33
Tabla 2.2. Unidades cartográficas y características de los suelos en los municipios de las subregiones del Urabá y Suroeste, Colombia, donde se realizó el muestreo (García et al. 2007).....	36
Tabla 2.3. Métodos de determinación de nutrientes utilizados en el laboratorio (Zamundio Sánchez <i>et al.</i> 2006) .....	38
Tabla 2.4. Características descriptivas de las variables edáficas y producción de las zonas de estudio. ....	43
Tabla 2.5. Características descriptivas de las variables foliares de las zonas de estudio. .....	44
Tabla 2.6. Propiedades edáficas relacionadas significativamente con algunas regiones del espectro visible e infrarrojo cercano tanto crudo como transformado. ....	50
Tabla 2.7. Nutrientes foliares relacionados significativamente con algunas regiones del espectro visible e infrarrojo cercano tanto crudo como transformado. ....	52
Tabla 2.8. Parámetros de aplicabilidad de los modelos edáficos con el menor error de predicción.....	54
Tabla 2.9. Parámetros de aplicabilidad de los modelos foliares con el menor error de predicción.....	55

Tabla 2.10. Parámetros de los modelos seleccionados por Bilgili, Akbas, y van Es (2011) con su respectiva CP.....	56
Tabla 3.1. Metodologías de medición de nutrientes seguidas por el laboratorio (Zamundio <i>et al.</i> 2006).....	72
Tabla 3.2. Longitudes de onda media, con su respectivo rango, representantes de los grupos, en los que se categorizó, siguiendo la metodología de conglomerados, la respuesta espectral de las muestras edáficas obtenidas de las subregiones del Urabá y Suroeste de Antioquia. ....	78
Tabla 3.3. Longitudes de onda media, con su respectivo rango, representantes de los grupos, en los que se categorizó, siguiendo la metodología de conglomerados, la respuesta espectral de las muestras foliares obtenidas de las subregiones del Urabá y Suroeste de Antioquia. ....	78
Tabla 3.4. Robustez de los modelos de predicción de propiedades edáficas de muestras colectadas en la subregión del Suroeste y Urabá, en función de la longitud media de los grupos obtenidos por conglomerados, crudo y bajo la transformación SNV. ....	79
Tabla 3.5. Robustez de los modelos de predicción de nutrientes foliares de muestras colectadas en la subregión del Suroeste y Urabá, en función de la longitud media de los grupos obtenidos por conglomerados, crudo y bajo la transformación DOSC.....	81

# Lista de figuras

Figura 1.1. Unidades geomorfológicas observadas. A. Suroeste. B. Urabá. Tomado de García et al. (2007).....	18
Figura 1.2. Límites agroecológicos para el plátano en: A. El Suroeste (Dominico Hartón) y B. El Urabá (Hartón), de acuerdo a su altura sobre el nivel del mar. Tomado de García et al. (2007).....	19
Figura 1.3. Distribución de los rendimientos de los predios encuestados en: I. Suroeste y II. Urabá. Dónde: A: Predios con alto peso del racimo de plátano y baja producción; B: Predios con alto peso de racimo y alta producción; C: Predios con bajo peso y alta producción; D: Predios con bajo peso del racimo y baja producción. ....	23
Figura 1.4. Distribución del rendimiento de las fincas seleccionadas en: I. Suroeste y II. Urabá, con sus distribuciones del rendimiento.....	25
Figura 2.1. Distribución de predios plataneros muestreados en cada uno de los municipios de las dos subregiones del departamento de Antioquia. A. Subregión de Urabá. B. Subregión del Suroeste. C. Ubicación de subregiones respecto al departamento de Antioquia. ....	39
Figura 2.2. Espectros edáficos crudos y transformados, para muestras de suelos obtenidas de las subregiones del Suroeste y Urabá Antioqueño. A. Espectro crudo. B. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la primera derivada C. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la segunda derivada. D. Transformación SNV. ....	46

Figura 2.3. Espectros foliares crudos y transformados de plantas muestreadas en las subregiones del Urabá y Suroeste de Antioquia, Colombia. A. Espectro crudo. B. Transformación DOSC. C. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la primera derivada. D. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la segunda derivada. .	47
Figura 2.4. Relación entre los datos de los modelos edáficos del Suroeste entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para Ca. B. Modelo seleccionado para Mg. ....	57
Figura 2.5. Relación entre los datos de los modelos edáficos del Urabá entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para pH. B. Modelo seleccionado para MO. C. Modelo seleccionado para Ca. D. Modelo seleccionado para Mg. E. Modelo seleccionado para CICE. ....	58
Figura 2.6. Relación entre los datos de los modelos foliares del Suroeste entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para N. B. Modelo seleccionado para P. C. Modelo seleccionado para S. D. Modelo seleccionado para Ca. E. Modelo seleccionado para Mg. F. Modelo seleccionado para K. ....	59
Figura 2.7. Relación entre los datos de los modelos foliares del Urabá entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para N. B. Modelo seleccionado para P. C. Modelo seleccionado para Ca. D. Modelo seleccionado para Mg. E. Modelo seleccionado para Cu. F. Modelo seleccionado para Zn.....	60
Figura 3.1. Agrupamientos de las huellas espectrales, de muestras de suelos y foliares de las regiones del Suroeste y Urabá. A y B muestras edáficas, subregión del Suroeste y Urabá respectivamente. C y D. muestras foliares, subregión del Suroeste y Urabá respectivamente.....	77





# Presentación

Esta investigación se realizó con la finalidad de evaluar el potencial de la reflectancia mediante diferentes métodos estadísticos como estimadora de contenidos nutricionales, tanto edáficos como foliares, en plantaciones de plátano. A lo largo del siglo XX se han venido intensificando los estudios que utilizan la reflectancia de los objetos para la descripción de sus características. A nivel edáfico, se ha avanzado al punto en el que es posible describir características químicas del suelo, teniendo en cuenta que en los inicios del uso del espectro electromagnético en la caracterización del suelo, el color era el principal factor de discriminación (Ge, Thomasson, y Sui 2011). De igual manera, la reflectancia de las hojas de las plantas está determinada por la composición tanto superficial como interna de esta, como los pigmentos y los componentes bioquímicos que la integran, haciendo posible medir estas características remotamente (Sridhar, Han, y Vincent 2014). Para llegar a dicha meta se realizaron dos fases durante todo el desarrollo de resultados; la primera corresponde a la metodología estándar de análisis espectral para la obtención de modelos de predicción basados en la reflectancia, utilizando métodos estadísticos reportados en la literatura, como la transformación del espectro y las regresiones que construyen y validan los modelos, seleccionando un número óptimo de factores (longitudes de onda) relevantes en este (Bilgili, Akbas, & van Es, 2011; Bonett Jiménez, 2013; Camargo et al., 2015; Curcio, Ciarolo, D'Asaro, & Minacapilli, 2013; McDowell, Bruland, Deenik, Grunwald, & Knox, 2012; Ray et al., 2010); la segunda fase corresponde a la utilización de una metodología multivariada con la cual se realizaron agrupamientos al espectro con el fin de obtener la media de las regiones espectrales contenidas en cada grupo para la construcción de los modelos. En ambas fases se obtuvieron modelos aplicables para los nutrientes evaluados.

Los objetivos de este trabajo fueron:

General,

Evaluar métodos estadísticos en reflectancia para estimar contenidos de nutrientes edáficos y foliares en plantaciones de plátano en el Suroeste y Urabá antioqueño.

Específicos,

- Determinar por reflectancia el contenido edáfico y foliar de nutrientes en plantaciones de plátano, ubicadas en las subregiones del Suroeste y el Urabá del departamento de Antioquia, Colombia.
- Construir modelos de predicción de nutrientes, tanto edáficos como foliares, a través de la reflectancia, mediante una metodología multivariada de agrupamiento, en plantaciones de plátano.

## **Planteamiento del problema**

Un aspecto fuertemente relacionado con los rendimientos tanto en calidad como en cantidad en un cultivo, depende de la oportuna y balanceada nutrición que el productor implemente para este. Una herramienta fundamental, para el diseño de un plan correcto de fertilización, es el análisis de suelos y foliar. No obstante, para muchos productores estos resultan ser costosos y los que cuentan con los recursos para la realización de los análisis, la mayoría de sus predios se encuentran en zonas apartadas de los laboratorios, donde son determinados los nutrientes. Esta situación se puede decir que es generalizada al sector agrícola y el cultivo del plátano, no escapa de esta; tal es el caso, de las sub-regiones plataneras del Urabá y Suroeste, las cuales constituyen las dos principales zonas plataneras del departamento de Antioquia y se encuentran apartadas de la capital del departamento, donde están ubicados los laboratorios donde se efectúan los análisis de suelos y de tejidos foliares. En ese sentido el tiempo transcurrido entre, la toma de una muestra de suelos o de tejido foliar y el momento en que el productor tiene acceso a los resultados y está tomando una decisión de manejo nutricional puede tardar entre 20 a 30 días en el mejor de los casos, ya que frecuentemente la capacidad operativa de los laboratorios de la región, se encuentra copada. Es urgente entonces el desarrollo de metodologías, alternas a las convencionales, que permitan disminuir el tiempo de respuesta, ojala con determinaciones directamente en campo, y poder plantear así estrategias nutricionales oportunas para este cultivo.

## **Justificación**

Una estrategia ideal para monitorear las variables tanto edáficas como foliares en los cultivos debe ser económicamente efectiva y debe permitir realizar un diagnóstico oportuno y acertado de los contenidos de nutrientes a nivel edáfico y foliar. Aunque los métodos más usados, se han

desarrollado para ser ejecutados a nivel de laboratorio, cuyas determinaciones se hacen en extractos, empleando métodos colorimétricos o de absorción atómica, estos cumplen con el supuesto de precisión, pero no de economía ni de oportunidad. En las últimas décadas, se ha venido implementando, el uso de espectrómetros para medir la respuesta espectral en muestras de suelos y de tejidos foliares y relacionando esta con los contenidos de nutrientes, con muy buenos resultados en algunos casos. De igual manera, se han evaluado sensores remotos, a través de los cuales se capturan imágenes de los cultivos, relacionando la respuesta espectral de los píxeles de la imagen capturada con los contenidos nutricionales y de rendimientos. Estas estrategias aunque si bien han sido evaluadas en otros cultivos y condiciones agroecológicas diferentes, deben ser evaluadas bajo las condiciones y suelos de las subregiones del Urabá y Suroeste, del departamento de Antioquia.

# 1 CARACTERÍSTICAS AGROECOLÓGICAS DE LA REGIÓN DE ESTUDIO Y SELECCIÓN DE FINCAS DE MUESTREO

## AGROECOLOGICAL CHARACTERISTICS OF THE STUDY

### REGION AND SAMPLING FARM SELECTION

#### 1.1 RESUMEN

Este trabajo se realizó con la finalidad de identificar y evaluar algunos indicadores agronómicos en cultivos de plátano, para seleccionar una muestra que comprendiera el rango de variabilidad de los indicadores evaluados. El trabajo se desarrolló en siete municipios de la subregión del Suroeste (Andes, Betania, Hispania, Jardín, Jericó, Pueblo Rico y Támesis) y del Urabá antioqueño (Arboletes, Mutatá, Necoclí, San Juan de Urabá, San Pedro de Urabá y Turbo), donde se aplicaron 62 y 135 encuestas, respectivamente, para de estos. La encuesta, contó en total con 93 preguntas, entre las cuales, se trataron los siguientes temas: Información general del encuestado, fuentes de ingreso y manejo del cultivo de plátano. Se encontró que la producción de plátano Dominico Hartón en el Suroeste varía entre 5 y 3 ton año<sup>-1</sup>; la mayoría de los predios que presentaron racimos con pesos de entre 15 a 20 kg (47,3%) y entre 20 a 25 kg (32,7%), realizan todas las labores agronómicas recomendadas para el cultivo. Por otra parte se pudo observar que el 84 % de los lotes establecidos en plátano se clasifican como pequeños productores, con áreas sembradas menores a 5 ha. La producción de Hartón en el Urabá estuvo entre 7 y 23 ton año<sup>-1</sup>; a diferencia del Suroeste, se observó otra categoría de peso de racimo (> 10 kg) y no hubo racimos con más de 25 kg de peso. En ambas subregiones, la mayor proporción del área establecida en plátano corresponde a predios de economía campesina, pequeños productores.

**Palabras Clave:** *Musa AAB* Simmonds, manejo agronómico, indicadores agronómicos.

## 1.2 ABSTRACT

The aim of the research was identify and evaluate some agronomic indicators of plantains agro-systems, in seven municipalities in the Southwest subregion and the Urabá of Antioquia, there were applied 62 and 135 surveys, respectively. The survey, was composed by a total of 93 questions covering the following topics: general information about the respondent, sources of income and plantain crop management. It was found that the production of plantains Dominico Harton in the Southwest varies between 5 and 3 tons year<sup>-1</sup>; most of the farms that presented bunches with weights of 15 to 20 kg (47.3%) and 20 to 25 kg (32.7%) carry out all the recommended agronomic work for cultivation. On the other hand it could be observed that the 84 % of the lands established in plantains are classified as small producers, with areas sown under 5 hectares. The production of Harton in Urabá was between 7 and 23 tons per year<sup>-1</sup>, unlike the Southwest, another category of bunch weight (> 10 kg) was observed and there were no bunches with more than 25 kg of weight. In both subregions, the largest proportion of the area established in plantain corresponds to the premises of peasant economy, small producers.

**Keywords:** *Musa AAB* Simmonds, agronomic management, agronomic indicators.

## 1.3 INTRODUCCIÓN

El cultivo de plátano en Colombia ha sido un sector tradicional de economía campesina, de subsistencia para pequeños productores, de alta dispersión geográfica y de gran importancia

socioeconómica desde el punto de vista de seguridad alimentaria y de generación de empleo. Se estima que del área cultivada en Colombia, un 87% se encuentra como cultivo tradicional asociado con café, cacao, yuca y frutales y el 13% restante, como monocultivos tecnificados. Por otro lado, cerca de un 4% de la producción nacional de plátano se destina al mercado de exportación, la fruta restante se destina para el consumo interno en fresco y, menos del 1% se usa como fuente de materia prima para la agroindustria nacional (Espinal G, Martínez C, y Peña M, 2005).

En orden de importancia, Quindío, Meta, Antioquia y Tolima, son los departamentos que producen los mayores volúmenes de fruta en el país. Entre las variedades que más se comercializan en las regiones platanicultoras de Colombia, se encuentra el Hartón, Dominic Hartón y Dominic, los cuales, normalmente se consumen frescos, ya sea verde o maduro; también se puede obtener alcohol, harina, vino, almidón, suplementos alimenticios para animales o snacks. El cultivo de plátano ha crecido notoriamente en el departamento de Antioquia, donde se encuentran plantaciones comerciales de baja y alta densidad de siembra, las cuales, de acuerdo al número de hectáreas, se clasifican en empresariales (>30 ha), grandes (15.1-30 ha), medianos (5.1-15 ha) y pequeñas (0.1-5 ha) (Corporación Colombia Internacional, 2001; Gobernación de Antioquia, 2009; Roldán, Salazar, Tejada, & Yadira, 2004). En Antioquia, el plátano se produce principalmente en las subregiones de Suroeste (como cultivo asociado al café) y de Urabá (como cultivo limpio - monocultivo). Para el año 2007, el Suroeste presentaba un área total en plátano de 11.491 ha, un volumen de producción de 52,13 toneladas y un rendimiento promedio de 4.669 kg ha<sup>-1</sup>. Urabá por su parte, contaba con un área total de 36.845 ha, un volumen de producción de 394 toneladas y un rendimiento promedio de 10.673 kg ha<sup>-1</sup> (Castro y Bonilla 2007). Después del café, el plátano es el renglón agrícola de mayor importancia económica en el Suroeste. El plátano tradicionalmente ha sido utilizado como sombrío del café y su producción se destina para

autoconsumo en las fincas, especialmente en las épocas de cosecha cafetera, cuando aumenta la población migratoria, aunque, también se da la comercialización de algún excedente, sobre todo en épocas de abundancia (Gobernación de Antioquia, 2009). Por otra parte, la subregión de Urabá sobresale por el grado de especialización que ha alcanzado en la producción y exportación de banano y plátano; esto se debe a los altos niveles de productividad, a la integración de los productores y las comercializadoras, y a las ventajas comparativas de localización y calidad de los suelos con respecto a otras zonas productoras del mundo (Espinal G, Martínez C, y Peña M, 2005). El objetivo de este trabajo fue caracterizar los rendimientos de acuerdo con la adopción de tecnología de los productores de plátano de las subregiones del Suroeste y Urabá antioqueño.

#### **1.4 CARACTERÍSTICAS GEOMORFOLÓGICAS Y AGROECOLÓGICAS**

De acuerdo a la información presentada por García *et al* (2007), las principales unidades geomorfológicas observadas en la subregión del Suroeste son: la asociación Andes (AG), Bartolo (BH), Jericó (JR), Fredonia (FR) y Poblano (PO) (Figura 1.1), las cuales, de las 74 unidades que hay presentes en la zona son las que mayor área ocupan (39%) en comparación con las demás; de manera general, estas unidades tienen características similares de buen drenaje, con texturas medianas a finas, con saturaciones altas de Aluminio y pH ácido. En particular la asociación BH presenta depósitos de cenizas volcánicas en las zonas de relieve bajo. Estas unidades están influenciadas directamente por las cordilleras occidental y central, siendo la primera la que está mayormente correlacionada con la subregión, iniciando en los farallones del citará, que limita con el Chocó, hasta el páramo de frontino (Gobernación de Antioquia, 2009). Así mismo, la subregión del Urabá, se caracteriza por tener una morfogenia de tipo aluvial, la cual debe su origen a la



**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

sedimentación de tipo fluvial presentada en las combas generadas por la formación de la serranía del avive (Castro y Bonilla 2007; García *et al.* 2007); en la zona se identificaron como principales las siguientes unidades: asociación Arboletes (AR), Carepa (CE), San Pedro (SE) y Aguas Prietas (AM) y la Consociación San Juan (SJ) (Figura 1.1).

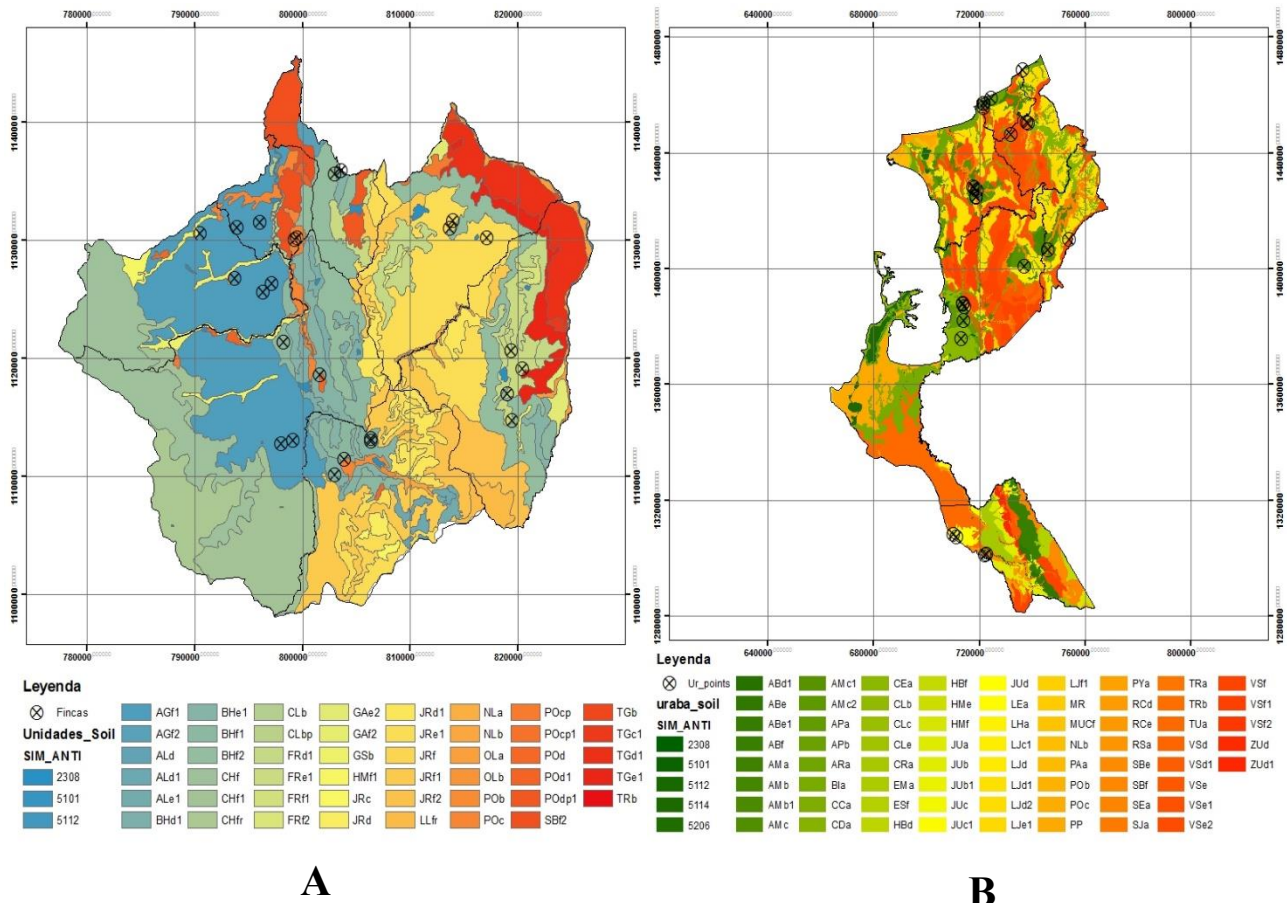


Figura 1.1. Unidades geomorfológicas observadas. A. Suroeste. B. Urabá. Tomado de García et al. (2007).

Palencia C, Gómez Santos, y Martín S (2006), se refieren a las diferentes necesidades agroecológicas de cada variedad de plátano, cuyas principales limitantes son la temperatura y la altura, siendo así, para la variedad Hartón, la temperatura ideal entre 24 a 27°C, a una altura de hasta 800 msnm; y para el Dominico Hartón, temperaturas entre 12 a 32°C y alturas de hasta 2200 msnm. Teniendo en cuenta lo anterior, la subregión del suroeste comprende alturas entre los 600 y

los 4000 msnm, abarcando la zona de alturas ideales para el Dominico Hartón, y la zona del Urabá mayormente alturas menores a 100 msnm, llegando a 2600 msnm en la serranía del avive, zona ideal para el cultivo de la variedad Hartón (Figura 1.2).

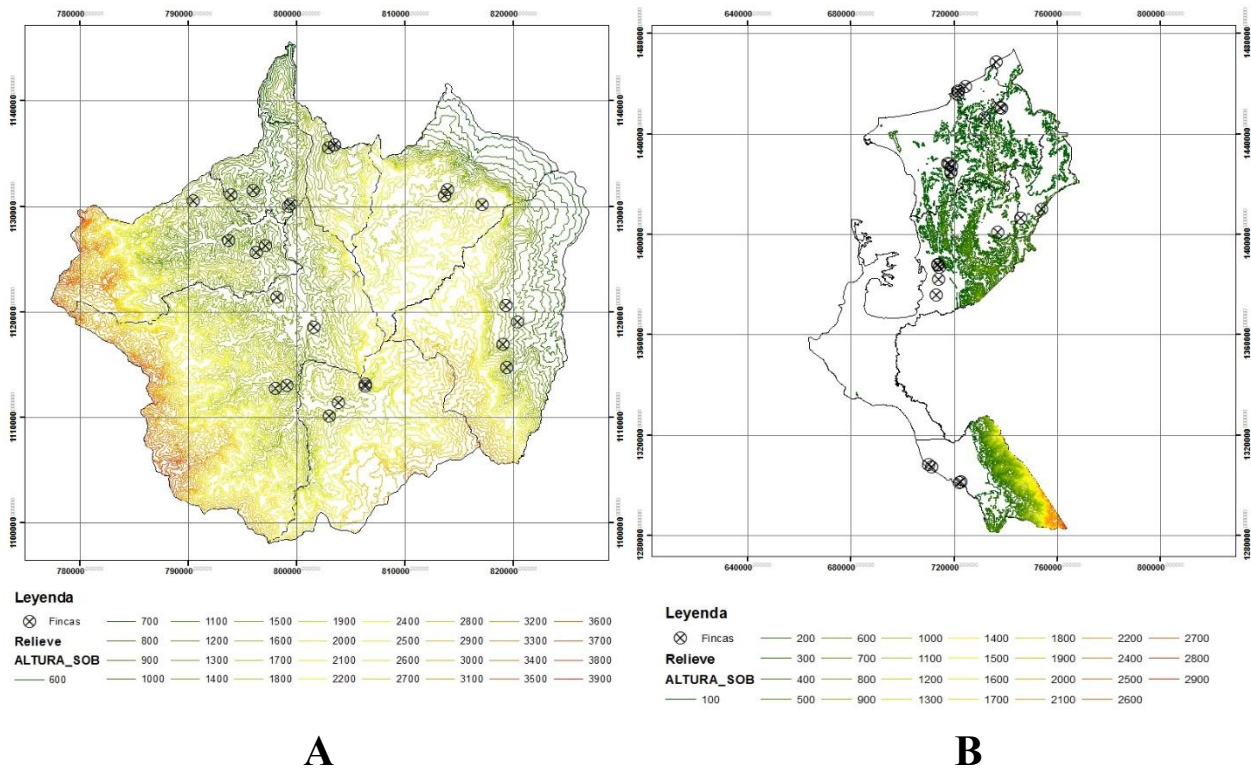


Figura 1.2. Límites agroecológicos para el plátano en: A. El Suroeste (Dominico Hartón) y B. El Urabá (Hartón), de acuerdo a su altura sobre el nivel del mar. Tomado de García et al. (2007).

## 1.5 ENCUESTA SOCIO-AGRONÓMICA

En la subregión del Suroeste en los municipios de Andes, Betania, Hispania, Jardín, Jericó, Pueblo Rico y Támesis se aplicaron encuestas a 62 productores plataneros; mientras que en la Subregión del Urabá, a 135 productores, en los municipios de Arboletes, Mutatá, Necoclí, San Juan de Urabá, San Pedro de Urabá y Turbo. La encuesta aplicada fue de tipo socio-agronómica, la cual sumó en

total 93 preguntas, agrupadas en los siguientes temas: Información general del encuestado, fuentes de ingreso, manejo agronómico del cultivo de plátano (siembra-cosecha-poscosecha), formas de comercialización de la fruta y manejo ambiental del cultivo. Para la recolección de los datos se contó con el apoyo logístico de las Secretarías de Agricultura y de Medio Ambiente de cada uno de los municipios involucrados en las dos subregiones, la Cooperativa Sanbartolo (COMSAB) de Andes en el Suroeste y, la Asociación de bananeros de Colombia (AUGURA), las Comercializadoras internacionales Banacol, unión de bananeros de Urabá (Uniban) y la asociación de plataneros de San Juan de Urabá en el Urabá.

Toda la información obtenida fue condensada en hojas de cálculo y procesada en el software de programación y estadística R-project versión 3.2.1 (The R Core Team, 2016).

## **1.6 SELECCIÓN DE UNIDADES DE MUESTREO**

### **1.6.1 Área sembrada en plátano**

En la subregión del Suroeste se encontró que la mayoría de los predios establecidos en plátano (asocio con café) contaron con un área entre 1 y 2 hectáreas (ha) (47%), la menor cantidad de predios (8 %) presentó un área entre 2 y 3 ha. En los demás, se observó que hay predios con áreas menores a 1 ha (11%), entre 3 y 5 ha (18%) y mayores a 5 ha (16%). La Corporación Colombia Internacional (2001), estableció que alrededor del 80% de los cultivos de plátano en el país, corresponden a predios pequeños (menores de 5 has), lo cual se mantiene en el suroeste (84% de los predios), indicando su importancia en la seguridad alimentaria de la subregión. Situación similar se encontró en el Urabá, donde el 74% de los predios tienen áreas menores a 5 has.

### **1.6.2 Implementación de labores agronómicas**

Las labores agronómicas evaluadas fueron: fertilización, control de sigatoka, desguasque (se refiere a la práctica de retirar las calcetas de las hojas viejas que quedan como remanente en el pseudotallo), deshije y embolse. La práctica menos implementada es la de embolse, con 73% de los predios para el Suroeste y 72% para el Urabá, aplicando esta práctica. La demás labores, se realizan en más del 80% de los predios evaluados, para ambas subregiones.

### 1.6.3 Rendimientos

A partir de la información obtenida, la producción de plátano en el Suroeste se categorizó de acuerdo al peso del racimo, donde el 5.5 % de los predios cuentan con un peso de racimo mayor a 25 kg; el 14.5 % de los predios presentaron un peso de racimo entre 10 a 15 kg, y, finalmente, el 32.7 % y 47.3 % de los predios se ubicaron en zonas intermedias con pesos de racimo de 20 a 25 kg y de 15 a 20 kg, respectivamente. Para el 2007, esta subregión contaba con un volumen de producción de 52127 ton año<sup>-1</sup>, donde los mayores productores de plátano en sistemas de asocio con café, fueron los municipios de Andes (18622 ton año<sup>-1</sup>), Abejorral (8116 ton año<sup>-1</sup>), Támesis (5846 ton año<sup>-1</sup>), Concordia (3600 ton año<sup>-1</sup>) y Cocorná (3079 ton año<sup>-1</sup>), los cuales presentaron un rendimiento promedio de 4669 kg ha<sup>-1</sup> (Gobernación de Antioquia, 2009), reporte similar a los resultados para el Suroeste encontrados en esta investigación, con una producción media de 4722 kg ha<sup>-1</sup>, variando entre 3689 y 5754 kg ha<sup>-1</sup> ( $\alpha=0,05$ ). En cuanto al Urabá, la producción media observada fue de 16091 kg ha<sup>-1</sup> año<sup>-1</sup> variando entre 12128.34 kg ha<sup>-1</sup> y 20054.4 kg ha<sup>-1</sup> ( $\alpha=0.05$ ). En contraste con la Gobernación de Antioquia (2009), hay un aumento en la producción con respecto al 2007, donde hubo un rendimiento de 10673 kg ha<sup>-1</sup>. Adicionalmente se observó que el 59.3% de las fincas evaluadas presentaron un peso de racimo entre 10 y 15 kg; mientras que la menor cantidad de predios, el 8.9%, presentaron un peso de racimo entre 20 y 25 kg, siendo este rango donde se encontraron los mayores pesos; y un 13% de los predios presentaron pesos de

**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

racimo menores a 10 kg. La información obtenida se puede observar de manera resumida en la Figura 1.3, la cual, muestra por cuadrante la distribución de los rendimientos de cada subregión; con una línea vertical separando los predios con producción alta de racimos  $\text{ha}^{-1}$  de los de baja, así mismo con una línea horizontal separando los predios de peso de racimo alto de los de peso bajo.

El número de fincas a muestrear se seleccionó, principalmente, buscando cubrir todo el rango de características, suelos, rendimientos y de manejo agronómico del cultivo; así como, teniendo en cuenta investigaciones realizadas en el tema de reflectancia, las cuales implementan desde 15 hasta 600, o más muestras para su análisis, en la Tabla 1.1, se relacionan diferentes trabajos en donde se utilizaron diferentes tamaños de muestras con resultados adecuados; y por su puesto la parte presupuestal. La categorización del manejo agronómico y la distribución de su rendimiento, se detalla en la Figura 1.3, en la que para las dos subregiones, se pueden identificar 4 categorías. Finalmente, se seleccionaron 25 predios en el suroeste y 25 en el Urabá, para un total de 50 unidades de muestreo, para la obtención tanto de muestras edáficas como foliares, distribuidas en todos los cuadrantes de rendimientos, ubicadas en las zonas agroecológicamente viables para el cultivo del plátano y con mayor representatividad de suelos y distribuidas de manera aleatoria por cada zona de estudio (Figura 1.2, 1.3 y Figura 1.4).

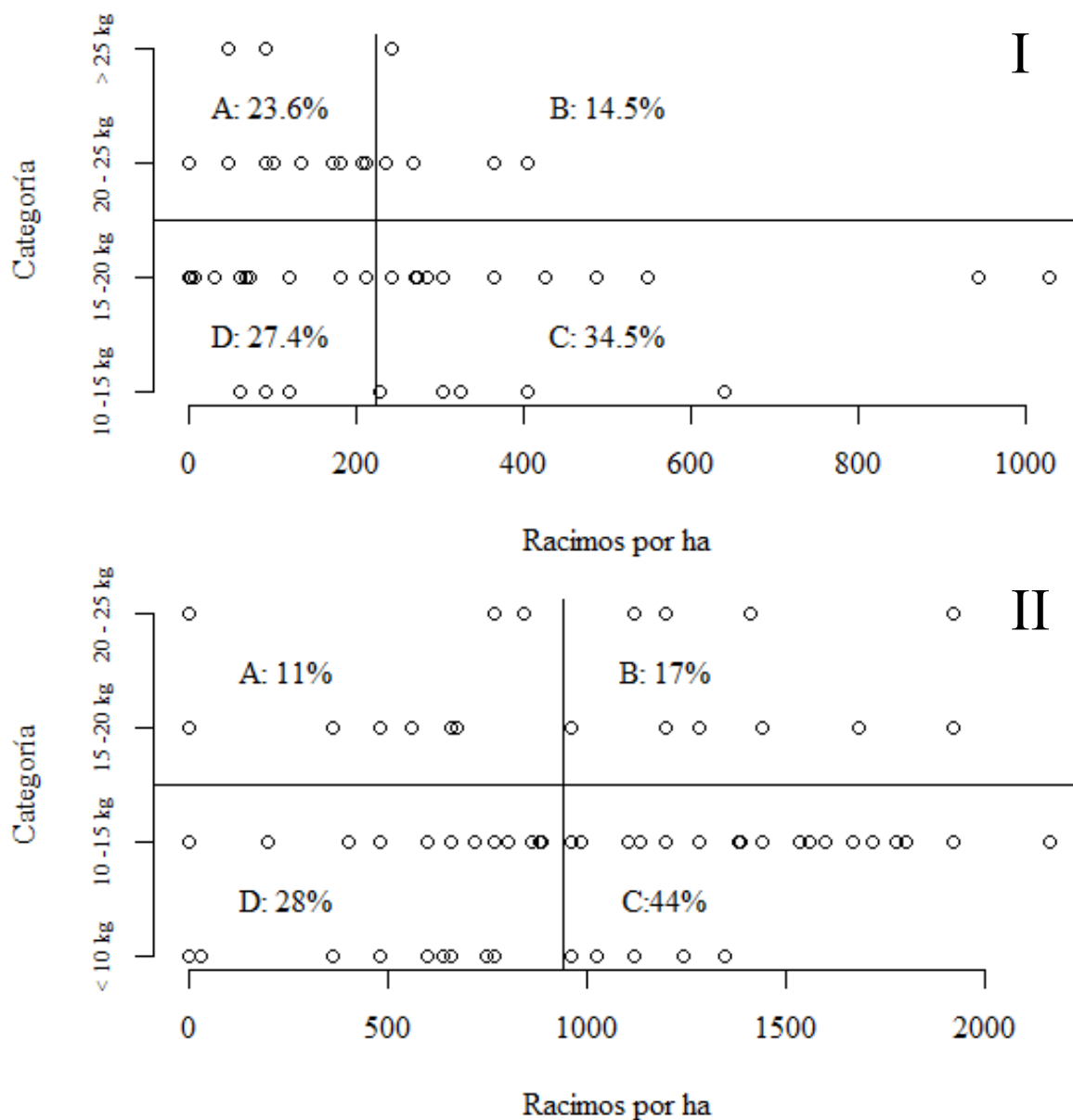


Figura 1.3. Distribución de los rendimientos de los predios encuestados en: I. Suroeste y II. Urabá. Dónde: A: Predios con alto peso del racimo de plátano y baja producción; B: Predios con alto peso de racimo y alta producción; C: Predios con bajo peso y alta producción; D: Predios con bajo peso del racimo y baja producción.

EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

Tabla 1.1. Parámetros de investigación de otros estudios, relacionados con reflectancia.

Referencia	Año	Cantidad ed unidades de muestreo	Tipo de muestra	Región espectral
Stamatiadis <i>et al</i>	2005	33	edáfica	Índices/VISNIR
Christy, C. D	2008	100 - 119	edáfica	NIR
Wetterlind y Stenberg	2008	3 exp,45-20-52	foliar	NIR
Botero Herrera, Juan Manuel, Luis Norberto Parra Sánchez, and Kenneth Roy Cabrera Torres	2009	60	foliar	VISNIR
Bajwa, S. G., A. R. Mishra, and R. J. Norman	2010	1er exper 24, 2do exper 48	foliar	UV/VISNIR
Bilgili, A. Volkan, Fevzi Akbas, and Harold M. van Es.	2011	512	edáfica	VISNIR
De la Cruz, Durán J A, García Prometeo Sánchez, Spinola A Galvis, and Salazar J A Carrillo	2011	108	foliar	VISNIR
Chen, S., Li, D., Wang, Y., Peng, Z., & Chen, W.	2011	15	foliar	VISNIR
Selim Köksal, E.	2011	18	foliar	Índices/VISNIR
McDowell, Meryl L. <i>et al</i>	2012	305	edáfica	VISNIR/MIR
Sankaran, Sindhuja, Reza Ehsani, Sharon A. Inch, and Randy C. Ploetz.	2012	477	foliar	VISNIR
Li, F., Mistele, B., Hu, Y., Yue, X., Yue, S., Miao, Y., ... Schmidhalter, U.	2012	623 en calibración, 298 en validación	foliar	VISNIR
Bonett Jiménez, Johana Paola	2013	312	edáfica	MIR
Rivacoba, L., M. Vázquez, María. Suso, and A Pardo.	2013	60	foliar	VISNIR
Curcio, D., Ciarolo, G., D'Asaro, F., & Minacapilli, M.	2013	100	edáfica	VISNIR
An, Xiaofei <i>et al</i> .	2014	34 en calibración, 22 en validación	edáfica	NIR
Borràs, Eva <i>et al</i>	2014	160	sanidad	NIR
Mahajan <i>et al</i>	2014	72	foliar	Índices/VISNIR
Vasat <i>et al</i>	2014	97	edáfica	VISNIR
Camargo, Livia Arantes <i>et al</i>	2015	100 en calibración, 206 en validación	edáfica	VISNIR

CARACTERÍSTICAS AGROECOLÓGICAS DE LA REGIÓN DE ESTUDIO Y SELECCIÓN DE FINCAS DE MUESTREO

Gandhi, G. M., Parthiban, S., Thummalu, N., & Christy, A.	2015	-	foliar	Índices/VISNIR
Kerkhof, B. Van De, Persie, M. Van, Noorbergen, H., Schouten, L., & Ghauharali, R.	2015	-	foliar	Índices/VISNIR
Wang, Y., Huang, T., Liu, J., Lin, Z., Li, S., Wang, R., & Ge, Y.	2015	155	edáfica	VISNIR
Nawar, Said <i>et al</i>	2016	102	edáfica	VISNIR
Marshall, M., Thenkabail, P., Biggs, T., & Post, K.	2016	26	foliar	Índices/VISNIR
Mondal, A., Khare, D., Kundu, S., & Mondal, S.	2016	210	edáfica	Índices/VISNIR
Darmawan <i>et al</i>	2016	48	foliar	NIR
Hussain <i>et al</i>	2016	2 exp, 30 c/u	foliar	Índices/VISNIR
Melo <i>et al.</i>	2017	57	edáfica	VISNIR
Sun y Zhang	2017	74	edáfica	VISNIR
Li <i>et al</i>	2017	74	foliar	Índices/VISNIR

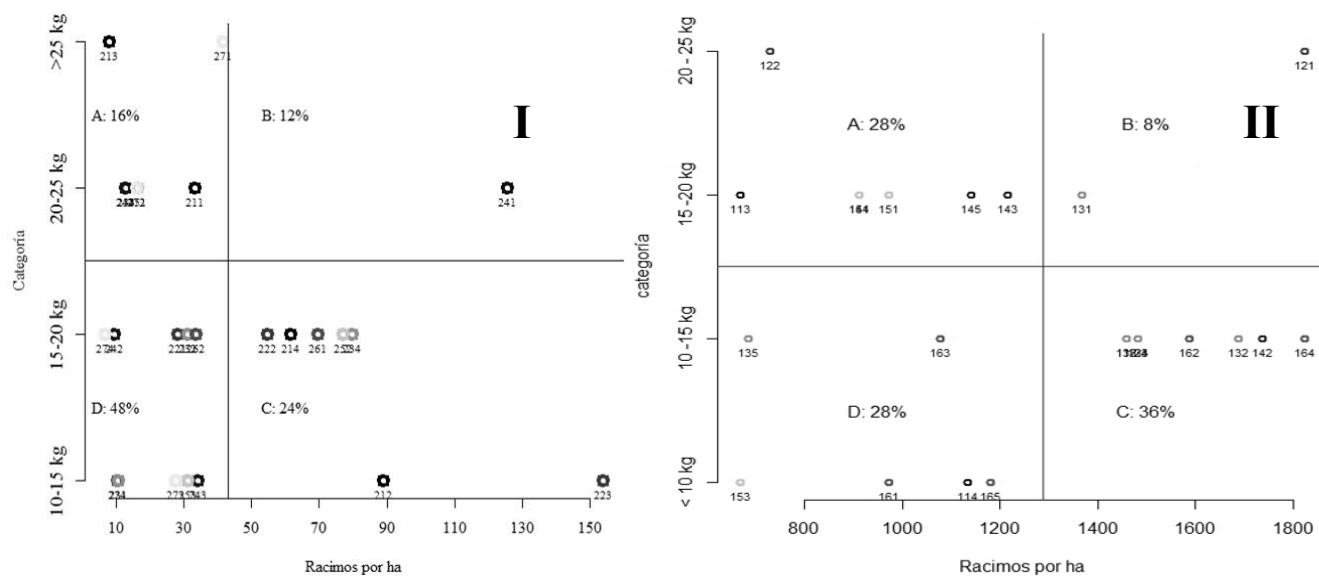


Figura 1.4. Distribución del rendimiento de las fincas seleccionadas en: I. Suroeste y II. Urabá, con sus distribuciones del rendimiento.

## 1.7 CONCLUSIONES



Las condiciones agroclimáticas de las zonas de estudio, son viables para el cultivo del plátano, específicamente las variedades Dominico Hartón y Hartón, para el Suroeste y Urabá respectivamente.

Los rendimientos observados en este trabajo, se mantienen, de acuerdo con reportes del 2007, lo cual indica un estancamiento en la optimización e implementación de tecnologías que aumente la producción.

La mayor cantidad de predios disponen de menos de 5 has para la producción de plátano, 84% de los predios para el Suroeste y 74% para el Urabá. Siendo los pequeños productores los que mayor influencia generan en la economía de las subregiones.

Las 50 unidades de muestreo seleccionadas están ubicadas y distribuidas en zonas adecuadas para el cultivo de plátano, adicionalmente, representativas para las condiciones edáficas, agroclimáticas y de manejo agronómico de cada subregión.

## **1.8 BIBLIOGRAFÍA**

Castro, C., & Bonilla, G. (2007). Estudio semidetallado de suelos de las áreas potencialmente agrícolas.

Corporación Colombia Internacional, C. (2001). Acuerdo de competitividad de La cadena productiva el platano en Colombia. Competitiveness Agreement (Vol. 1). <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Espinal G, C. F., Martínez C, H. J., & Peña M, Y. (2005). La Cadena Del Plátano En Colombia Una Mirada Global De Su Estructura Y Dinamica 1991-2005. Min. Agricultura Y Desarrollo Rural,

Obs. Agrocadenas Colombia, (61), 40. Retrieved from [http://www.agronet.gov.co/www/docs\\_agronet/2005112145659\\_caracterizacion\\_cacao.pdf](http://www.agronet.gov.co/www/docs_agronet/2005112145659_caracterizacion_cacao.pdf)

García, L. E., Díaz Ávila, J. H., Burgos Relevo, L. A., Ortiz Peña, L. E., Martínez Burgos, R., Siachoque Bernal, R. F., ... Peña Hernández, G. (2007). Estudio General de Suelos y zonificación de tierras, Departamento de Antioquia. Insituto Colombiano Agustín Codazzi. Bogotá.

Gobernación de Antioquia. (2009). Perfil de la Subregión del Suroeste, (94), 152. Retrieved from [http://antioquia.gov.co/antioquia-v1/organismos/planeacion/descargas/perfiles/Perfil\\_subregional\\_Suroeste.pdf](http://antioquia.gov.co/antioquia-v1/organismos/planeacion/descargas/perfiles/Perfil_subregional_Suroeste.pdf)

Palencia C, G. E., Goómez Santos, R., & Martín S, J. E. (2006). Manejo sostenible del cultivo del plátano. Corpoica, 28.

Roldán, D., Salazar, M., Tejada, M., & Yadira, P. (2004). Caracterización de la cadena de plátano en Colombia., (10). Retrieved from <http://webiica.iica.ac.cr/bibliotecas/replica/B0040E/B0040E.PDF>

The R Core Team. (2016). R : A Language and Environment for Statistical Computing.

## 2 DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO

### SOIL AND CANOPY NUTRIENT CONTENT DETERMINATION BY VISNIR REFLECTANCE IN PLANTAIN CULTIVARS

#### 2.1 RESUMEN

Con el objetivo de evaluar por reflectancia el contenido de nutrientes en plantaciones de plátano, se utilizó la huella espectral de muestras foliares y edáficas (molidas y tamizadas) tomadas de 50 predios ubicados en las regiones del Urabá y Suroeste del departamento de Antioquia (Colombia). Para cada nutriente edáfico y foliar se ajustaron modelos lineales en función de la respuesta espectral en el rango entre los 335 nm y los 926 nm, cruda y bajo las siguientes transformaciones: Corrección Ortogonal Directa de la Señal (DOSCO), Variable Normal Estándar (SNV), el filtro Savitzky y Golay bajo la primera y segunda derivada. Los modelos más parsimoniosos se obtuvieron por medio del Operador de Selección por Menor Contracción Absoluta (LASSO). A nivel edáfico, para la región del Urabá se obtuvieron modelos aplicables para cinco propiedades (pH, MO%, Ca, Mg y CICE), mientras que para el Suroeste sólo se encontró para Ca. A nivel foliar, en la región del Urabá se obtuvieron modelos aplicables para seis nutrientes (N, P, Ca, Mg, Cu y Zn), mientras que para el Suroeste sólo para tres (N, P y K).

**Palabras clave:** Nutrición, espectro, VISNIR, predicción, LASSO.

#### 2.2 ABSTRACT

In order to evaluate the potential of reflectance as estimation tool for nutrient content in plantain cultivars, It was used the spectral footprint of canopy and soil samples (minced and sieved), from 50 lands in Urabá and Suroeste of Antioquia province of Colombia. It was fitted a lineal model for every nutrient, in canopy as in soil, in the spectral range of 335 and 926 nm, through raw and the next spectral transformations: Direct Ortoogonal Signal Correction (DOSC), Standard Normal Variate (SNV), and first and second order of the Savitzky & Golay filter. The most parsimonious models were fitted through the Least Absolute Shrinkage Selection Operator (LASSO). At soil level, in the Uraba zone, it was obtained relevant models for five fertility indicators (pH, OM%, Ca, Mg and CICE), while in Suroeste it was only found for Ca. Fitted models were found for canopy N, P, Ca, Mg, Cu y Zn nutrients in Urabá, while in Suroeste only were obtained for three (N, P and K).

**Keywords:** Nutrition, spectra, VISNIR, prediction, LASSO.

## 2.3 INTRODUCCIÓN

Las metodologías convencionales de análisis de variables químicas del suelo suelen ser lentas y costosas (McDowell *et al.*, 2012).

Una estrategia ideal para monitorear las variables tanto edáficas como foliares en los cultivos debe ser económica, precisa y debe permitir realizar un diagnóstico oportuno y acertado de toda la zona de producción. Dichos requerimientos son cumplidos por los sensores tanto remotos como proximales, los cuales permiten caracterizar espectralmente un objeto. La reflectancia puede ser utilizada para clasificar de manera robusta, rápida y simple los elementos de interés; Borràs *et al.* (2014), realizaron una discriminación *in situ* de granos de almendra (*Prunus amygdalus*) dulces y

**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

amargas, por medio de la reflectancia de los granos, logrando clasificar más del 95% de la muestra de forma eficiente.

En el cultivo de arroz, a través de la reflectancia foliar se logró explicar hasta el 85% de la variación en la acumulación de Nitrógeno (Bajwa, Mishra, y Norman, 2010).

Botero, Parra, y Cabrera (2009), evaluaron el potencial de la reflectancia para predecir el contenido foliar de nutrientes en plántulas de banano *in vitro* bajo varias metodologías estadísticas de pretratamiento de muestras; la selección de las longitudes de onda con mayor nivel de explicación del contenido de nutrientes se realizó por la metodología de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR, por sus siglas en inglés), el pretratamiento hecho por DOSC fue el que mayor ajuste y menor error y cantidad de variables presentó para la mayoría de los nutrientes evaluados, el cual arrojó que: para el nitrógeno las longitudes de onda más importantes fueron 1042, 1025, 888 y 909 nm respectivamente; para el fósforo fueron 1001, 980,859 y 902 nm; y para el potasio 784, 918 y 888 nm. Todos los modelos presentaron un ajuste mayor o igual al 90%.

De la Cruz *et al.* (2011) en un experimento hecho en pimiento, utilizó la reflectancia para medir el contenido foliar de nitrógeno. El análisis arrojó que, las longitudes de onda entre 560 y 600 nm son las que mejor correlación presentaron con el contenido foliar de nitrógeno en las plantas, siendo un buen indicador de su concentración. También señalan que, cuando se presenta un porcentaje de más del 21% de reflectancia en dichas longitudes de onda, se espera una concentración de nitrógeno foliar menor al 13%, indicando deficiencia del elemento.

Sankaran *et al.* (2012), utilizaron la reflectancia para el diagnóstico *in vitro* de plántulas infectadas con marchitamiento del aguacate, provocado por el hongo *Raffaelea lauricola*. Un análisis por componentes principales a los espectros obtenidos de todas las plantas, arrojó, con una certeza del 95%, dos grupos diferenciados de individuos, hojas sanas y hojas con síntomas. El experimento no

separó en grupos las hojas sanas de las enfermas asintomáticas, las cuales quedaron comprendidas dentro de las sanas, sin embargo se diferenciaron las que presentaron daño mecánico y las enfermas con síntomas; lo cual indica un alto potencial de uso directo en el campo para diferenciar árboles sintomáticos y tomar decisiones rápidas de manejo.

Rivacoba *et al.* (2013), utilizando el índice de Balance de Nitrógeno (NBI), el cual es expresado como la relación entre los contenidos de clorofila y de flavonoides, estimados por reflectancia y transmitancia respectivamente, concluyeron que, métodos que empleen la reflectancia y la transmitancia de las hojas son adecuados para la determinación de deficiencias de nitrógeno en coliflor (*Brassica oleracea* var. *botrytis*) ( $p < 0.05$ ).

De igual manera, las propiedades químicas de los suelos cultivados se han estimado de forma eficiente por medio de la reflectancia, así como lo reporta Bonett (2013), que encontró coeficientes de determinación entre 0.89 y 0.95 en los modelos de predicción del estado de variables edáficas como el pH, Mg, Ca y Al mediante esta estrategia.

McDowell *et al.* (2012), utilizaron la reflectancia para estimar el contenido total de carbono presente en un suelo; en la isla de Hawái. Se evaluaron diversas transformaciones del espectro y las longitudes de onda con mayor potencial fueron seleccionadas por dos metodologías; PLSR y Random Forest (RF), esta última es una aproximación por regresión no paramétrica. Los mejores modelos se obtuvieron para el espectro transformado con la primera derivada de Savitzky-Golay y la función derivativa de Norris Gap. Las longitudes de onda seleccionadas para los modelos fueron la región alrededor de los 670 nm para la metodología PLSR, y para RF fue la reflectancia en las longitudes de onda 1413 y 1918 nm. Para ambas metodologías los modelos validados tuvieron un  $R^2 > 0.9$  lo que indica una alta capacidad de predicción.

An *et al.* (2014) desarrollaron un dispositivo portable que permite estimar el contenido total de nitrógeno edáfico en tiempo real mediante espectroscopía del infrarrojo cercano. Utilizando como base un algoritmo de propagación inversa de redes neuronales, el cual transforma los datos, y un algoritmo genético de selección de longitudes de onda basado en el método PLSR. Se evaluó la capacidad de predicción del dispositivo, el cual arrojó coeficientes de determinación ( $R^2$ ) entre 0.83 y 0.91, indicando una estimación acertada del elemento; las longitudes de onda seleccionadas en el modelo de predicción del dispositivo portable fueron 1550, 1300, 1200, 1100, 1050 y 940 nm.

Camargo *et al.* (2015) estimaron, utilizando diferentes métodos de transformación de la reflectancia en el visible e infrarrojo, el contenido de arcilla, hierro y de fósforo en oxisoles. Los métodos de transformación evaluados fueron centralización, SNV y la inversa del logaritmo de la reflectancia ( $\log_{10} [1/\text{Reflectancia}]$ ); las longitudes de onda seleccionadas por PLSR que más influencia tuvieron en la predicción de hierro y fósforo estuvieron entre los 480 y 500 nm, caso aparte con la arcilla cuya longitud de onda seleccionada fue a los 2095 nm. Los modelos para las estimaciones de los parámetros arrojaron un  $R^2$  entre 0.77 y 0.83, indicando un buen nivel de estimación.

Bilgili, Akbas, y van Es (2011) usaron la reflectancia (en el visible e infrarrojo cercano; VINIR, por sus siglas en inglés), transformada mediante la primera derivada Savitzky-Golay, para estimar los contenidos de algunas propiedades del suelo. Utilizando el método de regresión PLSR para la selección de las longitudes de onda, se obtuvieron modelos que presentaron errores de predicción (RMSE, por sus siglas en inglés) para materia orgánica entre 2.7 y 4.1 g kg<sup>-1</sup>, para Ca entre 1.44 y 1.71 cmol<sup>+</sup> kg<sup>-1</sup>, para Mg entre 0.46 y 0.49 cmol<sup>+</sup> kg<sup>-1</sup>, para pH entre 0.12 y 0.16, para K entre 0.19 y 0.21 y para CIC entre 1.6 y 1.99 cmol<sup>+</sup> kg<sup>-1</sup>.

El objetivo de esta investigación fue el de determinar a partir de la huella espectral de muestras foliares y edáficas los contenidos de nutrientes allí presentes para el cultivo del plátano.

## 2.4 MATERIALES Y MÉTODOS

### 2.4.1 Ubicación

La investigación se realizó en dos subregiones del departamento de Antioquia, ambas con características climáticas contrastantes (Tabla 2.1). La primera corresponde al Suroeste, en los municipios de Andes, Jericó, Támesis, Pueblo Rico, Jardín, Hispania y Betania. La segunda corresponde al Urabá en los municipios de Turbo, Necoclí, Arboletes, San Juan de Urabá, Mutatá y San pedro de Urabá. En cada región se muestreó un total de 25 fincas (Figura 2.1).

### 2.4.2 Características agroecológicas de las regiones de estudio

Las características climáticas de las dos regiones se detallan en la Tabla 2.1. De acuerdo con las zonas de vida propuesta por Holdridge (1979), los municipios muestreados en el Suroeste se ubican en las zonas de vida de bosque muy húmedo montano bajo a húmedo premontano. En el caso de Urabá, los municipios se ubican en los pisos altitudinales tropical a premontano en la dirección occidente a oriente y con un gradiente de humedad que va desde el bosque seco al muy húmedo en la dirección norte – sur (Tabla 2.1).

Tabla 2.1. Características climáticas de la zona de estudio (García et al. 2007).

Municipio	ASNM (m)	Temperatura (°C)	Precipitación (mm año <sup>-1</sup> )	Zona de vida
SUROESTE				
Andes	1300-1600	12 - 18	2000-4000	bmh-MB
Jardín	1600-1900	12 - 18	2000-4000	bmh-MB
Betania	1300-1600	12 - 18	2000-4000	bmh-MB



**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

Hispania	1300-1400	12 - 18	2000-4000	bmh-MB
Pueblo Rico	1400-1600	12 - 18	2000-4000	bmh-MB
Jericó	1800-1900	12 - 18	2000-4000	bmh-MB
Támesis	1200-1600	18 - 24	1000-2000	bh-PM
<b>URABÁ</b>				
Arboletes	0-100	>24	1000-2000	bs-T
	100-300	20 - 25	1500-3000	bh-PMt
Mutatá	0-100	>24	4000-8000	bmh-T
Necoclí	100-300	20 - 25	1500-3000	bh-PMt
San Juan	0-100	>24	1000-2000	bs-T
San Pedro	0-100	>24	2000-4000	bh-T
Turbo	0-100	>24	2000-4000	bh-T

### **2.4.3 Suelos**

Los suelos del Suroeste se caracterizan por tener relieves entre ligeros a fuertemente escarpados, algunos sectores con pedregosidad que alcanza un 20%. Gran parte de estos formados a partir de depósitos coluviales mixtos, con texturas finas y medias, con depósitos de cenizas volcánicas en las partes altas y menos pendientes y altos contenidos de materia orgánica y con fertilidad moderada a baja (García et al. 2007).

Los suelos del Urabá presentan características físicas variadas, la profundidad efectiva fluctúa de superficial a muy profunda, limitada en el segundo caso por el nivel freático, las texturas varían de muy finas a gruesas con dominancia de las finas y medias. Las características químicas en la mayoría de los suelos de Urabá presentan de mediana a alta capacidad de intercambio catiónico, alta saturación de bases y bajo contenido de carbón orgánico. Los suelos en general tienen una fertilidad de alta a muy alta (García et al. 2007).

Las características anteriormente mencionadas se encuentran descritas con más detalle en las unidades cartográficas de la zona de estudio en cada región en la Tabla 2.2.

#### 2.4.4 Selección de fincas y unidades de muestreo

Se seleccionaron cincuenta (50) fincas, 25 en cada una de las subregiones, de acuerdo a información de carácter socioagronómico obtenida directamente de los productores, mediante encuestas aplicadas en las etapas preliminares del proyecto; se tuvieron en cuenta, fincas que tuvieran cultivos de plátano con propósitos comerciales y además con diferentes niveles de producción y de manejo agronómico del cultivo (fertilización, manejo de sigatoka, manejos culturales, embolse, tutorado), según se describe detalladamente en el capítulo 1.

En cada una de las 50 fincas y de manera aleatoria, se realizó el recorrido por todo el lote en producción. Se colectaron 50 muestras foliares y 50 edáficas compuestas ( $\geq 20$  submuestras lote<sup>-1</sup>), obteniendo una muestra compuesta, tanto edáfica como foliar, por cada finca evaluada. Las submuestras foliares se colectaron de unidades productivas en etapa de floración siguiendo la metodología descrita en Espinosa y Mite (1992), se tomaron 10 cm<sup>2</sup> de la parte central de la tercera hoja (contadas de arriba hacia abajo). La submuestra edáfica se tomó a 30 cm de la base del pseudotallo, y de los primeros 30 cm de profundidad. Las muestras fueron enviadas al Laboratorio de suelos de la Universidad Nacional, sede Medellín, para la determinación del contenido edáfico y foliar de nutrientes, las metodologías utilizadas por el laboratorio pueden ser observadas en la Tabla 2.3.

**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

Tabla 2.2. Unidades cartográficas y características de los suelos en los municipios de las subregiones del Urabá y Suroeste, Colombia, donde se realizó el muestreo (García et al. 2007).

<b>Símbolo</b>	<b>Unidad cartográfica</b>	<b>Municipio</b>	<b>Fincas (Nro)</b>	<b>Características de los Suelos</b>
<b>SUROESTE</b>				
BH	Asociación Bartolo	Andes, Jardín, Pueblorrico, Támesis	2, 4, 2, 1	Los suelos se han desarrollado a partir de rocas ígneas, con depósitos de cenizas volcánicas en las partes más altas y menos pendientes. Son bien drenados de texturas finas y medias, profundos y superficiales, limitados por la roca y de fertilidad baja a moderada.
AG	Asociación Andes	Andes, Betania, Hispania	1, 3, 2	Profundos y superficiales limitados por roca, bien drenados, texturas finas y medias. Algunos tienen alta saturación de aluminio. Reacción muy fuerte a moderadamente ácida, fertilidad baja a moderada. Erosión ligera a moderada.
FR	Asociación Fredonia	Támesis	4	Profundos, bien drenados, texturas medias a moderadamente finas, alta saturación de aluminio. La reacción es fuerte a ligeramente ácida, fertilidad moderada.
PO	Asociación Poblano	Andes, Hispania	1, 2	Profundos a moderadamente profundos, bien drenados, texturas finas a moderadamente gruesas, erosión ligera a moderada, fertilidad muy baja y alta.
GS	Complejo Girardota	Betania	2	Superficiales y profundos, drenaje pobre a moderado, texturas moderadamente finas a gruesas, inundaciones ocasionales, fertilidad baja y alta.
JR	Asociación Jericó	Jericó	3	Profundos a moderadamente profundos, bien drenados, texturas medias, reacción muy fuerte a fuertemente ácida, fertilidad baja y erosión ligera a moderada.
<b>URABÁ</b>				
AR	Asociación Arboletes	Arboletes, San Juan	1, 4	Superficiales y profundos, drenaje natural pobre a moderado, texturas medias y finas, fertilidad media a alta.
CE	Asociación Carepa	Turbo	1	Moderadamente profundos y superficiales, drenaje natural moderado a pobre, texturas medias a finas, fertilidad moderada.
SJ	Consociación San Juan	Arboletes	2	Profundos a moderadamente profundos, bien a moderadamente bien drenados, texturas medias y finas, fertilidad moderada a alta.
SE	Asociación San Pedro	Necoclí	5	Moderadamente profundos y superficiales, bien a pobremente drenados, texturas gruesas y finas y fertilidad moderada a alta.
AM	Asociación Aguas Prietas	San Pedro	2	Profundos y superficiales, bien a pobremente drenados, texturas variadas, fertilidad baja a muy baja.
RS	Complejo Ríosucio	Mutatá	4	Muy superficiales y moderadamente profundos, pobre y moderadamente bien drenados, texturas variadas, fertilidad moderada a alta.
LJ	Asociación La Laja	San Pedro	1	Profundos y moderadamente profundos, limitados por roca, bien drenados, texturas moderadamente finas a finas, reacción muy fuertemente ácida a ligeramente ácida, fertilidad alta y muy baja.
CC	Complejo Catalina	Arboletes	1	Pobre y moderadamente bien drenados, superficiales a moderadamente profundos, texturas variadas, fertilidad moderada a baja.

**DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO**

<b>Símbolo</b>	<b>Unidad cartográfica</b>	<b>Municipio</b>	<b>Fincas (Nro)</b>	<b>Características de los Suelos</b>
AP	Asociación Apartadó	Turbo	4	Moderadamente profundos y superficiales, limitados por fluctuación del nivel freático, drenaje imperfecto a pobre, texturas moderadamente finas a finas, reacción muy fuerte a ligeramente ácida, fertilidad muy alta a alta.
VS	Asociación Volcán	Arboletes	1	Profundos y moderadamente profundos limitados por pedregosidad, bien drenados, texturas moderadamente finas y finas, reacción fuertemente ácida a neutra, fertilidad moderada a muy alta.

EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

Tabla 2.3. Métodos de determinación de nutrientes utilizados en el laboratorio (Zamundio Sánchez et al. 2006)

Parámetro	EDÁFICO	FOLIAR
	Método de extracción	
N	-	Kjeldhal
Materia orgánica	Walkley Black	-
Al	KCl 1M	-
P	Bray II	Colorimétrico (complejo fosfo- monolibdico)
Ca, Mg, K, Na	Acetato de Amonio	Absorción atómica
S	Fosfato Monocálcico 0.008M	Turbidimetría (BaCl <sub>2</sub> bactogelatina)
Fe, Mn, Cu, Zn	Olsen - EDTA	Absorción atómica
B	Agua Caliente	Colorimétrico (Azometin H)

DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO

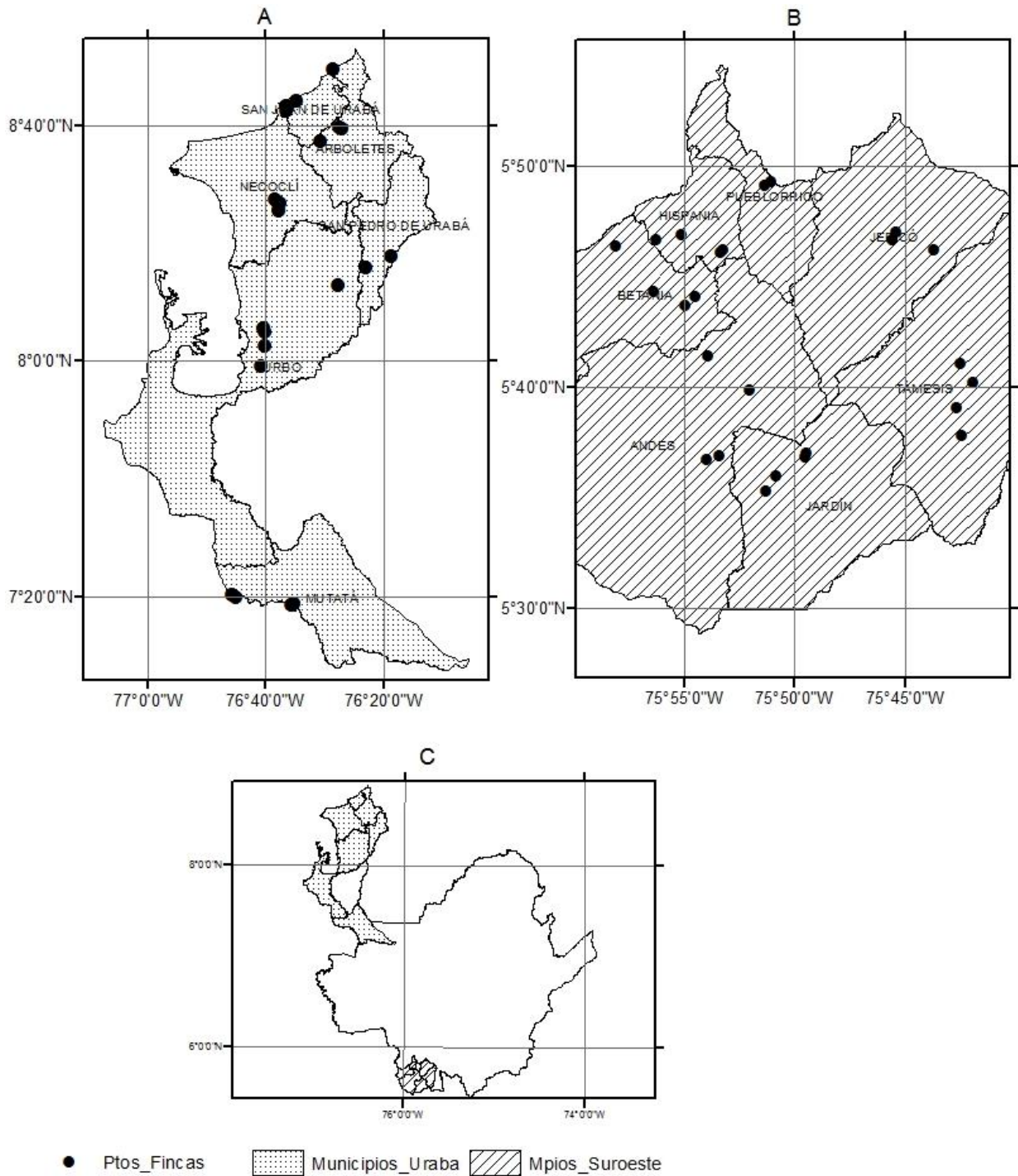


Figura 2.1. Distribución de predios plataneros muestreados en cada uno de los municipios de las dos subregiones del departamento de Antioquia. A. Subregión de Urabá. B. Subregión del Suroeste. C. Ubicación de subregiones respecto al departamento de Antioquia.

#### **2.4.5 Determinación de la reflectancia**

La porción de muestra entregada por el laboratorio se compactó en un recipiente con un volumen neto de  $0.14 \text{ cm}^3$ , y se ubicó en la fuente de luz de la esfera de integración del espectroradiómetro Ocean Optics HR 2000+, el cual cuenta con una resolución espectral de  $0.4 \text{ nm}$  y un rango entre los  $186 \text{ nm}$  y los  $1093 \text{ nm}$ . La reflectancia de cada muestra edáfica y foliar se midió entre los  $335 \text{ nm}$  y los  $926 \text{ nm}$ , en cada muestra, así, se ajustó el software para obtener cada registro como la media de tres determinaciones de reflectancia y el resultado final para cada muestra fue la lectura media realizada a tres submuestras de la muestra, para un total de 9 mediciones por muestra, para determinar la interferencia por ruido del equipo y de iluminación no controlada.

#### **2.4.6 Análisis estadístico**

Se describió, a través de estadísticos básicos, el comportamiento general de las características edáficas y foliares presentadas por las muestras, tomadas en cada una de las dos regiones en estudio. Cada una de estas características actuó como variable respuesta a ser predicha a través de los espectros de reflectancia.

A los espectros crudos, correspondientes a las muestras edáficas, se les aplicó un pretratamiento estadístico utilizando el filtro de Savitzky-Golay, el cual es una técnica común de preprocesamiento de datos, que ajusta un polinomio en la huella espectral a transformar. Generalmente se utiliza la primera o segunda derivada. También se utilizó la técnica de normalización simple (SNV por sus siglas en inglés), que busca corregir la dispersión que hay presente en el espectro, como estrategia de transformación (Camargo *et al.* 2015; Christy 2008; Stevens y Lopez 2013). Para los espectros crudos foliares, además de las transformaciones anteriores, se les aplicó el método de corrección ortogonal de los espectros crudos con respecto a la variable respuesta (DOSC, por sus siglas en

inglés), el cual es una variante del método de mínimos cuadrados parciales, que permite generar una matriz de variables explicativas, ortogonal a la variable respuesta (Westerhuis, De Jong, and Smilde 2001). Las transformaciones anteriores, están implementadas en el paquete prospectr (Stevens y Lopez 2013), para el lenguaje y ambiente de programación estadística R (The R Core Team 2016). Se construyeron modelos lineales, con el objeto de predecir cada una de las propiedades edáficas y foliares, en función de su respectivo espectro crudo o transformado.

La selección del modelo más parsimonioso, esto es, con el mayor nivel de predicción y menor número de variables, y dado que, el número de variables explicativas (1329), supera el número de observaciones (25), se realizó a través del método LASSO. El método selecciona los coeficientes ( $\beta$ ) de las longitudes de onda del espectro que minimiza la suma de cuadrados de los residuales, como en el método de mínimos cuadrados ordinarios (OLS), pero adicionalmente, la suma de los valores absolutos de los coeficientes debe ser menor o igual que un parámetro de penalización ( $t$ ) (Tibshirani 1994)

$$\hat{\beta}^{\text{lasso}} = \underset{\beta}{\text{Argmin}} \left\{ \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p X_{ij} + \beta_j)^2 \right\}$$

Sujeto a que

$$\sum_{j=1}^p |\beta_j| \leq t$$

Donde  $\beta_0$  es el intercepto,  $\beta_j$  coeficiente de la  $j$ -ésima longitud de onda,  $y_i$ :  $i$ -ésima observación de la variable respuesta,  $X_{ij}$ :  $i$ -ésima observación de la  $j$ -ésima longitud de onda.

La capacidad predictiva de cada uno de los modelos, se evaluó por validación cruzada, utilizando el método dejando uno por fuera (LOO, por sus siglas en inglés), el cual consiste en dejar, del



conjunto de datos, una observación por fuera, se elabora con el resto de datos, el modelo lineal más parsimonioso, y se utiliza este, para predecir el valor dejado por fuera o no contemplado en la construcción del modelo, se repite el proceso, hasta que todas las observaciones hayan sido sacadas y estimadas (Tobias 1995; Hastie, Tibshirani, y Friedman 2009). La capacidad predictiva del modelo, se resumió a través de la raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo (RMSPD, por sus siglas en inglés) (Hastie, Tibshirani, y Friedman 2009), el cual, entre más cercano a cero mejor predictor será:

$$\text{RMSPD} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_o - y_p)^2}{n}}$$

Donde,  $y_o$ : variable respuesta observada,  $y_p$ : observación predicha a través del modelo más parsimonioso,  $n$ : observaciones

Además de la capacidad predictiva se consideró la complejidad del modelo, en términos de número de variables, así como, el  $R^2$  ajustado, como criterios adicionales, para discriminar entre modelos con similar RMSPD.

## **2.5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

### **2.5.1 Descripción de las poblaciones estudiadas**

Como descripción general de las variables de las poblaciones de los predios estudiados, en el Suroeste y Urabá, se tuvieron en cuenta los datos de producción y características nutricionales edáficas (Tabla 2.4). Se pudo observar que para la subregión del Suroeste, sus suelos alta acidez intercambiable (pH bajos y altos contenidos de Aluminio) y bajos contenidos de Ca y Mg, como consecuencia de esto, presentan altas saturaciones de Aluminio, con un fuerte desbalance de los

**DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN  
PLANTACIONES DE PLÁTANO**

cationes intercambiables, Ca, Mg y K, con medios a altos contenidos de materia orgánica, y con altos contenidos de Fe, Cu y Mn disponible, probablemente generados por condiciones reductoras, presentadas durante los periodos de precipitación y favorecidas por la retención de humedad debido a la materia orgánica y la presencia de cenizas volcánicas en estos suelos. En la subregión de Urabá los suelos de los predios estudiados presentan un pH ligeramente ácido con contenidos de Ca y Mg altos y bien balanceados entre ellos así como con respecto al K, con bajos contenidos de materia orgánica y de aluminio intercambiable, niveles adecuados de Fe, Mn y Cu probablemente también por un balance entre los procesos oxido-reductores en estos suelos a lo largo del año. Las diferencias que se presentan en el peso de los racimos entre las subregiones son principalmente debido a la variedad de plátano cultivada en cada una de estas, Dominico Hartón en el Suroeste y Hartón en el Urabá.

Tabla 2.4. Características descriptivas de las variables edáficas y producción de las zonas de estudio.

Propiedad	Suroeste				Urabá			
	Min. <sup>(1)</sup>	Prom. <sup>(2)</sup>	Max. <sup>(3)</sup>	D.Est. <sup>(4)</sup>	Min.	Prom.	Max.	D.Est.
Racimo (kg racimo <sup>-1</sup> )	10.20	18.85	31.65	5.26	5.10	10.50	20.50	3.40
pH	4.20	4.68	5.20	0.30	5.50	6.22	6.90	0.44
MO (%)	1.70	8.95	21.70	7.06	0.82	2.36	4.50	0.95
Al (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	0.30	2.73	7.50	1.77	-( <sup>5</sup> )	-	-	-
Ca (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	0.21	4.35	20.10	4.65	6.50	12.38	23.50	4.18
Mg (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	0.08	2.16	8.70	2.25	3.40	6.13	8.40	1.31
K (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	0.09	0.63	1.84	0.49	0.11	0.48	1.91	0.40
Na (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	0.01	0.04	0.18	0.04	0.04	0.10	0.39	0.08
CICE (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	3.40	9.92	25.50	6.37	13.30	19.10	31.10	4.80
P (mg kg <sup>-1</sup> )	3.00	7.96	39.00	7.80	3.00	16.76	117.00	22.06
S (mg kg <sup>-1</sup> )	2.00	8.00	28.00	6.01	0.00	2.36	10.00	2.04
Fe (mg kg <sup>-1</sup> )	28.00	115.96	245.00	66.75	15.00	36.64	98.00	17.20
Mn (mg kg <sup>-1</sup> )	1.00	9.76	30.00	7.81	1.00	2.60	8.00	1.73
Cu (mg kg <sup>-1</sup> )	1.00	4.08	11.00	2.75	2.00	2.76	4.00	0.88
Zn (mg kg <sup>-1</sup> )	1.00	3.32	14.00	3.21	1.00	1.32	3.00	0.63
B (mg kg <sup>-1</sup> )	0.20	0.71	1.70	0.36	0.14	0.41	0.78	0.15

<sup>(1)</sup>Mínimo, <sup>(2)</sup>Media, <sup>(3)</sup>Máximo, <sup>(4)</sup>Desviación estándar, <sup>(5)</sup>No presencia.

En cuanto a las características foliares de los predios de las dos subregiones, las principales diferencias se presentan en los elementos menores Fe, Cu y Mn, detectándose en promedio mayores contenidos foliares de estos elementos en los predios de la subregión del suroeste, respecto a la de Urabá, concordando con los contenidos edáficos de estos en estas dos subregiones (Tabla 2.5).

Tabla 2.5. Características descriptivas de las variables foliares de las zonas de estudio.

Nutriente	Unidad	Suroeste				Urabá			
		Min. <sup>(1)</sup>	Prom. <sup>(2)</sup>	Max. <sup>(3)</sup>	D.Est. <sup>(4)</sup>	Min.	Prom.	Max.	D.Est.
N		1.8	2.8	3.9	0.5	2.1	2.8	3.7	0.4
P		0.1	0.2	0.2	0.0	0.1	0.2	0.2	0.0
S	%	0.0	0.1	0.2	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0
Ca		0.5	0.8	1.2	0.2	0.5	0.8	1.3	0.2
Mg		0.2	0.3	0.6	0.1	0.3	0.4	0.5	0.1
K		1.7	2.6	3.4	0.4	2.7	3.4	4.2	0.4
Fe		76.0	139.8	706.0	121.0	58.0	93.5	231.0	33.8
Mn		238.0	970.2	2620.0	565.6	105.0	302.5	864.0	167.7
Cu	µg g <sup>-1</sup>	6.0	11.3	37.0	8.4	5.0	7.9	11.0	1.7
Zn		15.0	19.7	24.0	2.2	15.0	19.0	27.0	3.1
B		11.0	22.9	39.0	8.0	12.0	25.1	39.0	8.1

<sup>(1)</sup>Mínimo, <sup>(2)</sup>Media, <sup>(3)</sup>Máximo, <sup>(4)</sup>Desviación estándar.

### 2.5.2 Transformación de espectros

Los espectros edáficos crudos y transformados obtenidos de muestras colectadas en las subregiones del Suroeste y Urabá, se pueden observar en la Figura 2.2 y los foliares en la Figura 2.3, con respecto al espectro crudo los pretratamientos resaltan posibles diferencias en el comportamiento de las bandas. Por ejemplo en el espectro de muestras edáficas, la zona alrededor de los 750 nm presentó un comportamiento sobresaliente en todas las transformaciones, y la zona espectral entre los 770 nm hasta los 920 nm se comportó de manera diferente al resto del espectro en todas las transformaciones. Acorde con lo que se observó en los trabajos realizados por McDowell *et al.*

(2012); Melo *et al.* (2017); Summers *et al.* (2011) y Sun y Zhang (2017) en la zona espectral entre los 350 y los 1000 nm, el nivel de reflectancia va aumentando, resaltando zonas en esta región espectral de alta correlación con óxidos de Hierro, materia orgánica y arcillas.

Con respecto a los espectros foliares, el espectro transformado por DOSC muestra un valle sobresaliente con respecto al espectro crudo entre los 500 y 600 nm, el cual se observa en el espectro crudo de manera menos resaltada; la transformación bajo la primera derivada resalta más las diferencias en el espectro que la aplicada bajo la segunda derivada. El espectro crudo, de forma similar al presentado en el trabajo hecho por Botero (2009) presenta un punto de inflexión en la región de transición entre el espectro visible y el infrarrojo (alrededor de los 700 nm), donde presenta un pequeño valle y luego la magnitud de la reflectancia aumenta hasta su punto más alto.

Las transformaciones bajo el filtro Savitzky-Golay, tanto para muestras edáficas como para foliares, se comportan de forma similar a los espectros transformados bajo este mismo en otros estudios (Botero Herrera 2009; Melo *et al.* 2017; Summers *et al.* 2011; Sun and Zhang 2017), estandarizando los valores alrededor de cero y resaltando las diferencias.

EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

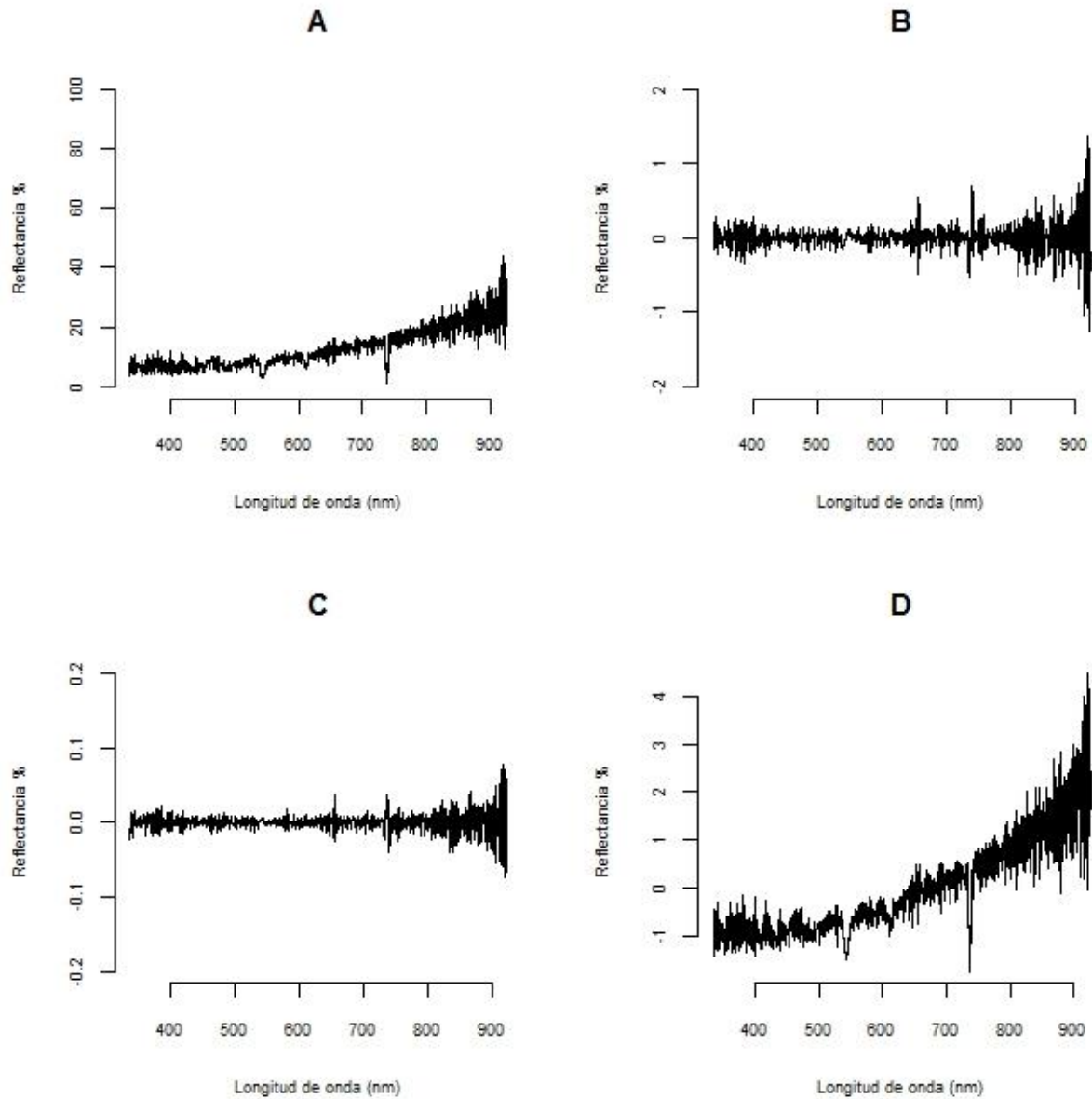


Figura 2.2. Espectros edáficos crudos y transformados, para muestras de suelos obtenidas de las subregiones del Suroeste y Urabá Antioqueño. A. Espectro crudo. B. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la primera derivada C. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la segunda derivada. D. Transformación SNV.

DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO

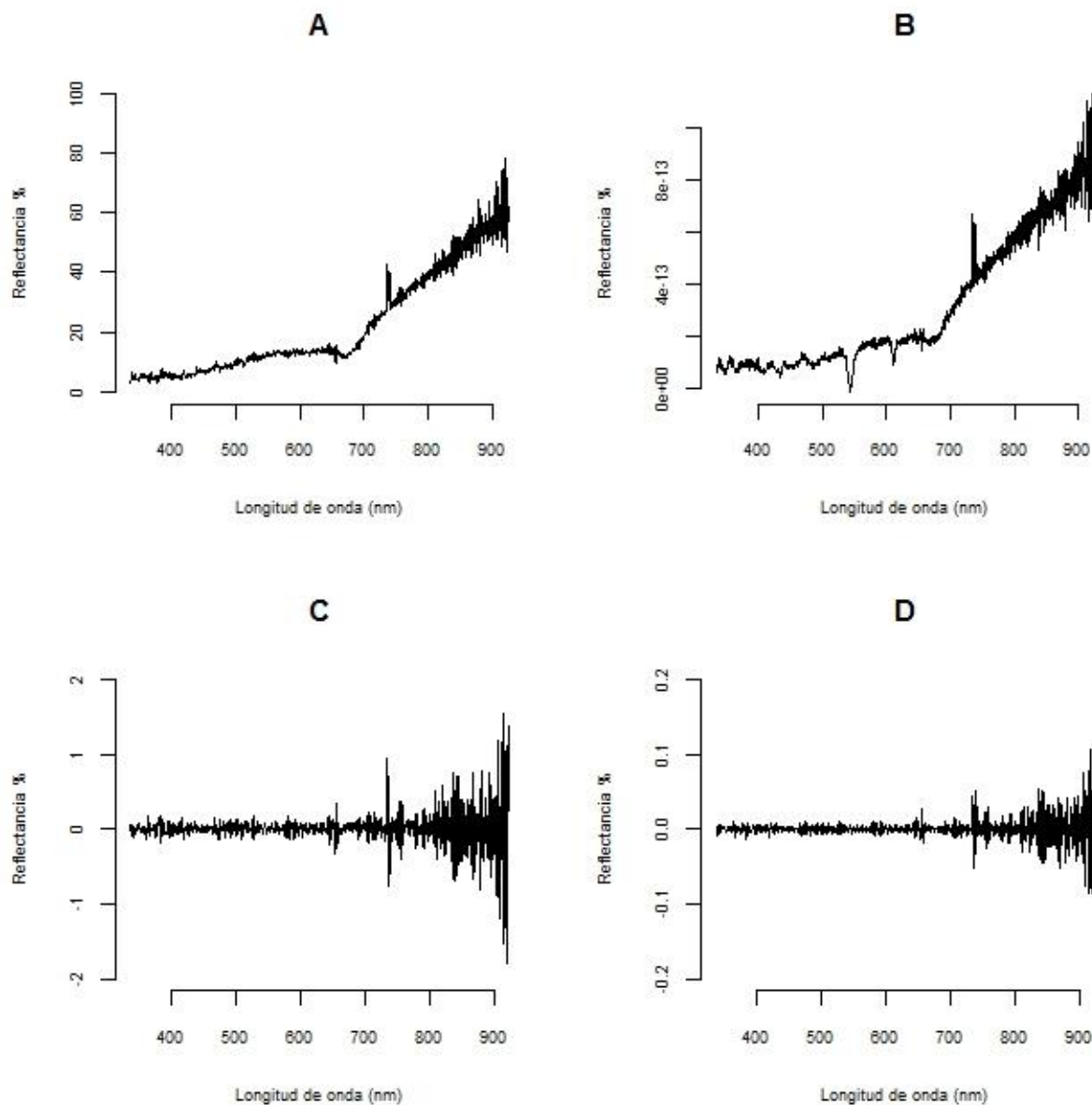


Figura 2.3. Espectros foliares crudos y transformados de plantas muestreadas en las subregiones del Urabá y Suroeste de Antioquia, Colombia. A. Espectro crudo. B. Transformación DOSC. C. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la primera derivada. D. Transformación bajo el filtro Savitzky-Golay en la segunda derivada.

### 2.5.3 Selección de los modelos edáficos

- Suroeste

En la subregión del Suroeste, a nivel edáfico se obtuvieron modelos para las propiedades Ca y Mg, las demás variables no presentaron relación con ninguna de las bandas en la región del espectro electromagnético evaluado y bajo ninguna de las transformaciones realizadas. El Ca se relacionó con una banda del espectro crudo, con un bajo  $R^2$ , no obstante y dado la magnitud media de la variable  $4.35 \text{ cmol}^{(+)}\text{kg}^{-1}$ , el modelo presenta una buena precisión de predicción, dando el más bajo error de predicción RMSPD:  $0.4 \text{ cmol}^{(+)}\text{kg}^{-1}$ . En cuanto al Mg, este se relacionó con 9 bandas del espectro crudo, con un  $R^2$  de 0.83 y tres bajo la transformación SNV, con un  $R^2$  de 0.63. A pesar del mayor  $R^2$  presentado en el modelo lineal crudo, se propone como modelo predictivo del Mg edáfico para la subregión del suroeste, en función de las tres bandas (434.84, 558.27 y 915.25 nm) del espectro tratadas con el método SNV, dada la mayor capacidad, y menor número de variables (Tabla 2.6). En muchos modelos el uso de un alto número de variables, con un comportamiento colineal, como puede esperarse de la reflectancia para las diferentes longitudes de onda, presentan  $R^2$  altos y con baja capacidad predictiva (Abdi 2003). Bilgili, Akbas, y van Es (2011) reportaron modelos parsimoniosos tanto para Ca y Mg como para otras variables a nivel edáfico, lo cual contrasta con los resultados presentados ya que sólo hubo correlación con estas dos propiedades.

- Urabá

En la subregión del Urabá, se encontró relación entre las variables, pH, MO, Ca, Mg y CICE, con la reflectancia de las bandas de la región del espectro electromagnético evaluado. El pH se relacionó con seis bandas del espectro crudo y con cuatro bandas usando la transformación SNV, presentando este último menor error de predicción ( $R^2$ : 0.64, RMSPD: 0.32). En el caso de la materia orgánica se detectaron relaciones, tanto con las bandas del espectro crudo como bajo todas las transformaciones evaluadas; no obstante el modelo más parsimonioso fue el obtenido para la transformación de la primera derivada, el cual requiere para la predicción dos bandas, con un  $R^2$ :

0.7 y un RMSPD: 0.7. El Ca y el Mg se relacionaron significativamente, tanto con las bandas de los espectros crudos como transformados, excepto para la transformación de la segunda derivada. Los modelos con menor error de predicción se obtuvieron, para el Ca con dos bandas bajo la transformación de la primera derivada ( $R^2$ : 0.56, RMSPD: 3.5) y para el Mg con tres bandas del espectro crudo ( $R^2$ :0.45, RMSPD: 1.21). Para la CICE, se detectaron relaciones con las bandas tanto del espectro crudo como bajo todas las transformaciones implementadas; el modelo con menor error de predicción, se obtuvo con dos bandas bajo la transformación SNV ( $R^2$ : 0.62 y RMPSD: 3.9) (Tabla 2.6). McDowell *et al* (2012) encontraron que es posible predecir a partir de la reflectancia el nivel de Carbono total en el suelo, lo cual concuerda con los resultados aquí presentados ya que hay regiones espectrales correlacionadas directamente con los contenidos de materia orgánica en el suelo. La literatura reporta que hay correlación directa entre el espectro de reflectancia del suelo y los indicadores de fertilidad del suelo (An *et al.* 2014; Bilgili, Akbas, y van Es 2011; Bonett Jiménez 2013; Nawar *et al.* 2016), lo cual concuerda con los resultados encontrados para la subregión del Urabá en esta investigación. Los modelos establecidos para materia orgánica y para CICE presentaron errores bajos y coeficientes de determinación ( $R^2$ ) altos, lo que concuerda con Melo *et al* (2017), que establecieron modelos con  $R^2$  entre 0.68 y de 0.9 para las propiedades de capacidad de intercambio catiónico y de carbono orgánico.

No fue posible obtener modelos bajo ninguna transformación para los micronutrientes (Fe, Mn, Cu, Zn y B) en ninguna de las subregiones de estudio, lo cual contrasta con datos reportados por Sun y Zhang (2017), quienes predijeron los contenidos de Zn, con 7 factores latentes en el modelo, en el suelo con un  $R^2$  de 0.73, a partir de la huella espectral transformada bajo la primera derivada del filtro Savitzky-Golay. Bilgili *et al.* (2011), encontraron modelos robustos para pH, materia orgánica, Ca, Mg, CICE, entre otras; en la subregión del Urabá se obtuvieron modelos robustos



para éstas cinco propiedades edáficas, en contraste con el Suroeste, dónde sólo se pudo obtener para Ca y Mg. Por otro lado, Wang *et al.* (2015) obtuvieron modelos robustos para pH y materia orgánica, resultado que contrasta con los resultados obtenidos en la subregión del suroeste, al contrario del Urabá, donde estas propiedades obtuvieron modelos robustos; mientras que para P y K los modelos obtenidos en dicho estudio fueron débiles (error de predicción alto y  $R^2$  bajo), situación acorde con los resultados obtenidos en esta investigación, para ambas subregiones.

Tabla 2.6. Propiedades edáficas relacionadas significativamente con algunas regiones del espectro visible e infrarrojo cercano tanto crudo como transformado.

Propiedad	Transformación	Suroeste			Urabá		
		RMSPD <sup>(1)</sup>	R <sup>2(2)</sup>	Bandas	RMSPD	R <sup>2</sup>	Bandas
pH	Espectro crudo	-( <sup>3</sup> )	-	0	0.6571	0.6407	6
	1ra derivada	-	-	0	-	-	0
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	SNV <sup>(4)</sup>	-	-	0	0.3240	0.6476	4
MO	Espectro crudo	-	-	0	5.8227	0.9032	6
	1ra derivada	-	-	0	0.7011	0.7029	2
	2da derivada	-	-	0	10.290	0.7480	3
	SNV	-	-	0	3.3189	0.7851	3
Ca	Espectro crudo	0.4113	0.3117	2	3.9276	0.3048	2
	1ra derivada	-	-	0	3.5014	0.5697	2
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	SNV	-	-	0	8.4598	0.5780	4
Mg	Espectro crudo	6.4304	0.8326	9	1.2105	0.4567	3
	1ra derivada	-	-	0	3.3157	0.9909	15
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	SNV	2.4013	0.6251	3	22.5100	0.9354	12
CICE	Espectro crudo	-	-	0	43.3323	0.8464	11
	1ra derivada	-	-	0	5.1004	0.6180	3
	2da derivada	-	-	0	4.5696	0.4990	2
	SNV	-	-	0	3.9035	0.6292	2

<sup>(1)</sup>Raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo, <sup>(2)</sup>Coefficiente de determinación del modelo, <sup>(3)</sup>No aplica, por no contar con variables relacionadas, <sup>(4)</sup>Variable Normal Estándar.

#### 2.5.4 Selección de los modelos foliares

Los nutrientes para los cuales se detectó relación significativa con alguna región del espectro crudo o transformado, en el rango entre los 335 y los 926 nm fueron N, P, S, Ca, Mg, K, Cu y Zn (Tabla 2.7), para las demás variables foliares no se detectó relación alguna. No hubo consistencia entre las subregiones del Suroeste y Urabá, en cuanto a los nutrientes que presentaron relación significativa, ni a la transformación, ni al número de bandas, esto probablemente debido a las diferencias propias de las variedades cultivadas, en cada una de estas. Es así como, en la subregión del suroeste, se obtuvieron modelos explicativos de los contenidos foliares para seis nutrientes, de los ocho, y para cuatro nutrientes (K, S, Ca, Mg) la transformación DOSC del espectro, fue la única que permitió establecer relaciones significativas con estos. En el caso del N y del P, los dos nutrientes restantes, en esta Subregion, se obtuvieron los modelos más simples y con mejor precisión de predicción, cuando se utilizó la primera derivada ( $R^2:0.73$ , RMSPD: 0.73, bandas: 3), y la segunda derivada ( $R^2:0.81$ , RMSPD: 0.031, bandas:7) para el N y P respectivamente.

En la subregión del Urabá, por el contrario, se obtuvieron modelos para siete nutrientes, encontrándose relaciones significativas, tanto con el espectro crudo como con las transformaciones de estos, el K en esta subregión no se relacionó significativamente, con ninguna banda bajo ninguna de las estrategias empleadas. A nivel específico, el N y el Cu, los mejores modelos se obtuvieron cuando estos se relacionaron en función del espectro crudo ( $R^2:0.38$  y  $0.4$ , RMSPD: 0.34 y 1.43, bandas: 1 y 2, para N y Cu, respectivamente). En el caso del Mg, se relacionó con 17 bandas del espectro electromagnético bajo la transformación DOSC. Para los cuatro nutrientes restantes (P, S, Ca, Mg, Z), la transformación del espectro bajo la primera derivada, permitió la obtención de

EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

modelos con la mejor precisión de predicción y un bajo número de bandas. Lo anterior refuerza la idea de contar con modelos específicos a cada variedad cultivada.

Tabla 2.7. Nutrientes foliares relacionados significativamente con algunas regiones del espectro visible e infrarrojo cercano tanto crudo como transformado.

Nutriente	Transformación	Suroeste			Urabá		
		RMSPD <sup>(1)</sup>	R <sup>2</sup> <sup>(2)</sup>	Bandas	RMSPD	R <sup>2</sup>	Bandas
N	Espectro crudo	-( <sup>3</sup> )	-	0	0.34	0.38	1
	1ra derivada	0.803	0.73	3	0.39	0.46	1
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	DOSC <sup>(4)</sup>	4.59	1	17	0.84	0.57	4
P	Espectro crudo	0.14	0.91	11	-	-	0
	1ra derivada	0.041	0.9	8	0.03	0.65	3
	2da derivada	0.031	0.81	7	0.03	0.63	3
	DOSC	0.04	0.86	7	0.22	0.9	10
K	Espectro crudo	-	-	0	-	-	0
	1ra derivada	-	-	0	-	-	0
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	DOSC	0.84	0.88	8	-	-	0
S	Espectro crudo	-	-	0	0.27	0.78	7
	1ra derivada	-	-	0	0.074	1	21
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	DOSC	0.1	1	18	0.43	0.98	15
Ca	Espectro crudo	-	-	0	1.07	0.7	7
	1ra derivada	-	-	0	-	-	0
	2da derivada	-	-	0	0.16	0.73	4
	DOSC	0.49	0.9	7	0.26	0.85	11
Mg	Espectro crudo	-	-	0	-	-	0
	1ra derivada	-	-	0	-	-	0
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	DOSC	0.6	0.96	12	0.14	0.95	17
Cu	Espectro crudo	-	-	0	1.43	0.4	2
	1ra derivada	-	-	0	1.59	0.57	1
	2da derivada	-	-	0	-	-	0
	DOSC	-	-	0	5.35	0.97	12
Zn	Espectro crudo	-	-	0	13.2	0.72	3
	1ra derivada	-	-	0	2.08	0.82	5
	2da derivada	-	-	0	4.40	0.98	16
	DOSC	-	-	0	13.2	0.96	9

<sup>(1)</sup>Raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo, <sup>(2)</sup>Coefficiente de determinación del modelo, <sup>(3)</sup>No aplica, por no contar con variables relacionadas, <sup>(4)</sup>Corrección Ortogonal Directa de la Señal.

Todos los modelos obtenidos por la transformación DOSC obtuvieron  $R^2 \geq 0.88$  lo cual concuerda con lo reportado por Botero, Parra, y Cabrera (2009) a quienes la transformación DOSC les entregó modelos  $R^2$  mayores a 0.8, sin embargo, no fue la regla en todos los nutrientes evaluados, a diferencia de estos, hubo algunos en los que la transformación DOSC no construyó el modelo más parsimonioso, por ejemplo para el Nitrógeno, en el Suroeste se obtuvo el modelo más acertado con el espectro crudo y en el Urabá con la transformación de la primera derivada; estos resultados en comparación con los obtenidos por Darmawan, Herdiyeni, Prasetyo, y Hasbi (2016), contrastan en la subregión Urabá, puesto que dichos autores no aplicaron pretratamientos espectrales para la obtención de modelos robustos para la predicción de Nitrógeno, sin embargo, estos no emplearon el mismo método de regresión utilizado en esta investigación.

### 2.5.5 Validación de los modelos seleccionados

- Propuesta para la determinación de la capacidad predictiva.

La validez de los modelos para ser aplicados como métodos de determinación de nutrientes, se estableció por medio de la comparación de los valores entregados por el laboratorio con los valores predichos a través de los modelos, mediante el método de validación cruzada y el índice RMSPD (Tabla 2.8 y Tabla 2.9). La capacidad predictiva de los modelos se propone expresarla como, la máxima capacidad de predicción (1), menos la proporción del error cuadrado medio, respecto a la media de la variable en estudio (Ecuación 2.1).

$$CP = 1 - \frac{RMSPD}{media}$$

Ecuación 2.1. Cálculo de la capacidad de predicción (CP) de los modelos.

La interpretación del índice se basa en que cuando el RMSPD, es cercano a cero, CP, tomará valores cercanos a 1, en consecuencia el modelo presenta buena capacidad predictiva; por el

**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

contrario cuando el RMSPD toma valores cercanos o mayores de la media, CP tomará valores cercanos a 0 o negativos, indicando una baja capacidad de predicción. Esta propuesta, considera tanto el rango como la magnitud tomada por la variable, además permite hacer comparaciones entre modelos. En las Tablas Tabla 2.8 y Tabla 2.9 se muestran las estimaciones de la capacidad predictiva, para los modelos que presentaron los menores RMSPD, para las variables tanto edáficas como foliares de las dos subregiones del Urabá y Suroeste. A nivel edáfico, de los modelos con el menor RMSPD, solo el modelo para estimar el Mg en la subregión del Suroeste presentó baja capacidad predictiva, en los demás casos esta fue mayor a 0.7; en cuanto a los foliares, en la subregión del Suroeste, se presentaron modelos con baja capacidad predictiva para S, Ca y Mg (CP < 0.42), los de N, P y K fue alta (CP > 0.8). Sólo el S presentó una capacidad predictiva baja en la subregión Urabá (CP= 0.42) para los demás nutrientes esta es mayor a 0.8.

Tabla 2.8. Parámetros de aplicabilidad de los modelos edáficos con el menor error de predicción.

Subregión	Propiedad	Transformación	RMSPD <sup>(1)</sup>	Media <sup>(2)</sup>	CP <sup>(3)</sup>	Longitudes de onda (nm)
Suroeste	Ca	Crudo	0.41	4.35	0.91	338.12 - 441.24
	Mg	SNV <sup>(4)</sup>	2.40	2.16	-0.09	434.84 - 558.27 - 915.25
Urabá	pH	SNV	0.32	6.22	0.95	569.95 - 598.2 - 599.09 - 604.9
	MO <sup>(5)</sup>	Ira. Derivada	0.70	2.36	0.71	402.28 - 425.68
	Ca	Ira. Derivada	3.50	12.38	0.72	454.03 - 471.36
	Mg	Crudo	1.21	6.13	0.80	440.33 - 453.58 - 610.26
	CICE <sup>(6)</sup>	SNV	3.90	19.10	0.80	481.37 - 914.82

<sup>(1)</sup>Raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo, <sup>(2)</sup>Media del nutriente en la zona de estudio, <sup>(3)</sup>Capacidad predictiva, <sup>(4)</sup>Variable Normal Estándar, <sup>(5)</sup>Materia orgánica, <sup>(6)</sup>Capacidad de intercambio catiónica específica.

DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN  
PLANTACIONES DE PLÁTANO

Tabla 2.9. Parámetros de aplicabilidad de los modelos foliares con el menor error de predicción.

Subregión	nutriente	Transformación	RMSPD <sup>(1)</sup>	Media <sup>(2)</sup>	CP <sup>(3)</sup>	Longitudes de onda (nm)
Suroeste	N	1ra Derivada	0.38	2.83	0.87	354.79 - 509.06 - 661.87
	P	2da Derivada	0.03	0.16	0.81	376.96 - 412.38 - 417.43 - 561.42 - 566.36 - 729.78 - 786.56
	K	DOSC <sup>(4)</sup>	0.84	2.64	0.68	608.92 - 612.05
	S	DOSC	0.1	0.1	0	346.46 - 350.16 - 361.72 - 372.8 - 405.03 - 411.46 - 412.38 - 418.8 - 436.21 - 437.58 - 452.66 - 472.27 - 473.63 - 534.83 - 544.76 - 545.21 - 550.16 - 660.54
	Ca	DOSC	0.49	0.83	0.41	347.85 - 360.34 - 641.45 - 709.13 - 747.31 - 793.53 - 924.18
	Mg	DOSC	0.6	0.34	-0.76	346.46 - 349.24 - 381.1 - 423.39 - 443.53 - 459.96 - 482.28 - 511.77 - 527.15 - 542.95 - 547.91 - 873.8
Urabá	N	Crudo	0.34	2.83	0.88	342.29
	P	1ra Derivada	0.03	0.18	0.83	522.63 - 592.83 - 598.2
	S	1ra Derivada	0.07	0.12	0.42	428.43 - 428.89 - 434.38 - 460.88 - 509.51 - 513.13 - 514.94 - 554.67 - 575.79 - 577.14 - 595.51 - 604.9 - 638.34 - 665.86 - 680.9 - 695.47 - 695.91 - 772.2 - 774.81 - 829.47 - 875.08
	Ca	2da Derivada	0.16	0.81	0.80	465.44 - 565.91 - 568.16 - 785.69
	Mg	DOSC	0.14	0.38	0.63	335.34 - 502.71 - 511.32 - 540.25 - 543.4 - 548.81 - 552.42 - 608.03 - 654.78 - 676.93 - 723.2 - 739.43 - 768.27 - 773.5 - 788.74 - 817.8 - 884.93
	Cu	Crudo	1.43	7.9	0.82	735.04 - 790.48
	Zn	1ra Derivada	2.08	19	0.89	394.92 - 457.23 - 542.95 - 680.02 - 805.23

<sup>(1)</sup>Raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo, <sup>(2)</sup>Media del nutriente en la zona de estudio, <sup>(3)</sup>Capacidad predictiva, <sup>(4)</sup>Corrección Ortogonal Directa de la Señal.

Los modelos edáficos que presentaron aplicabilidad en la subregión Urabá se comportaron de manera similar a los reportados por Bilgili, Akbas, y van Es (2011), quienes los calibraron bajo la transformación de la primera derivada Savitzky-Golay. Dichos modelos presentaron errores bajos con respecto a sus medias, lo que arrojó, según la Ecuación 2.1, una CP alta (Tabla 2.10).

Tabla 2.10. Parámetros de los modelos seleccionados por Bilgili, Akbas, y van Es (2011) con su respectiva CP.

Elemento	RMSPD*	Media*	CP
pH	0,12	8	0,99
MO(g kg <sup>-1</sup> )	2,9	15,6	0,81
Ca(cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	1,44	30,7	0,95
Mg(cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	0,41	3,4	0,88
CIC(cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	1,63	34,9	0,95

\*Datos tomados de Bilgili, Akbas, y van Es (2011).

Los modelos foliares establecidos para ambas subregiones son parsimoniosos y acertados para la predicción de los nutrientes, de forma similar a los reportados por Botero, Parra, y Cabrera (2009). Sólo los modelos seleccionados para Ca, Mg y S en la subregión Suroeste tienen baja capacidad de predicción. En la subregión Urabá hubo modelos seleccionados con alta capacidad de predicción, a excepción de S que fue de 0.42 (Tabla 2.9). En el caso del N, en ambas subregiones se observó un buen comportamiento de los modelos foliares establecidos. Darmawan *et al* (2016), determinaron el nivel de nitrógeno en hojas de arroz a partir de la reflectancia, con errores de predicción medios de 0.32%; caso similar a este estudio, en el que el error de predicción fue de 0.38 y 0.34%, para el Suroeste y Urabá, respectivamente. Adicionalmente, Wetterlind y Stenberg (2008), lograron determinar el contenido de nitrógeno foliar en cereales, a partir de la reflectancia en el infrarrojo cercano sometida a la primera derivada de la transformación Savitzky-Golay, con

errores de predicción altos, entre 11 y 28 g kg<sup>-1</sup> dependiendo de la ubicación; caso contrastante con esta investigación, que encontraron buenos modelos para N foliar.

Lo anterior, es posible observarlo gráficamente en las Figura 2.4Figura 2.7, donde se correlacionan los datos medidos en el laboratorio con los estimados por el modelo.

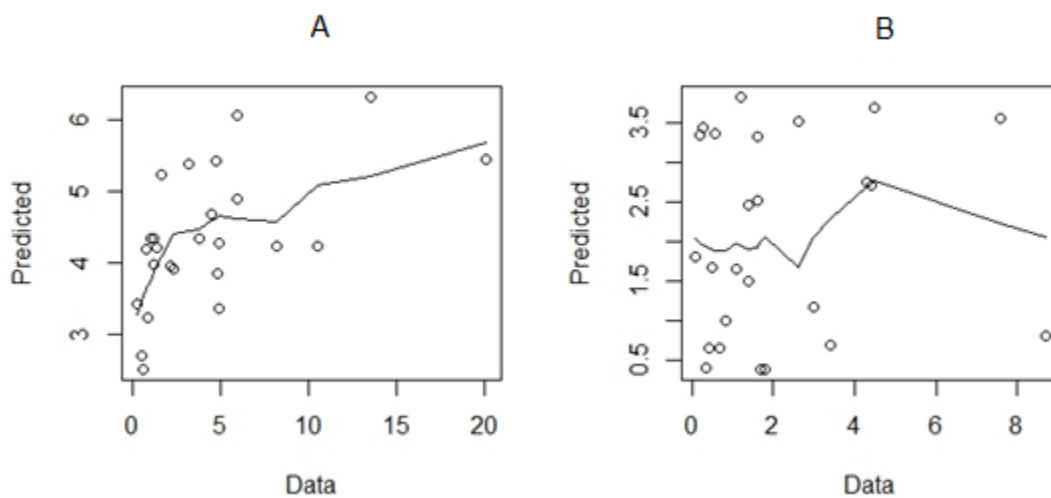


Figura 2.4. Relación entre los datos de los modelos edáficos del Suroeste entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para Ca. B. Modelo seleccionado para Mg.



EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

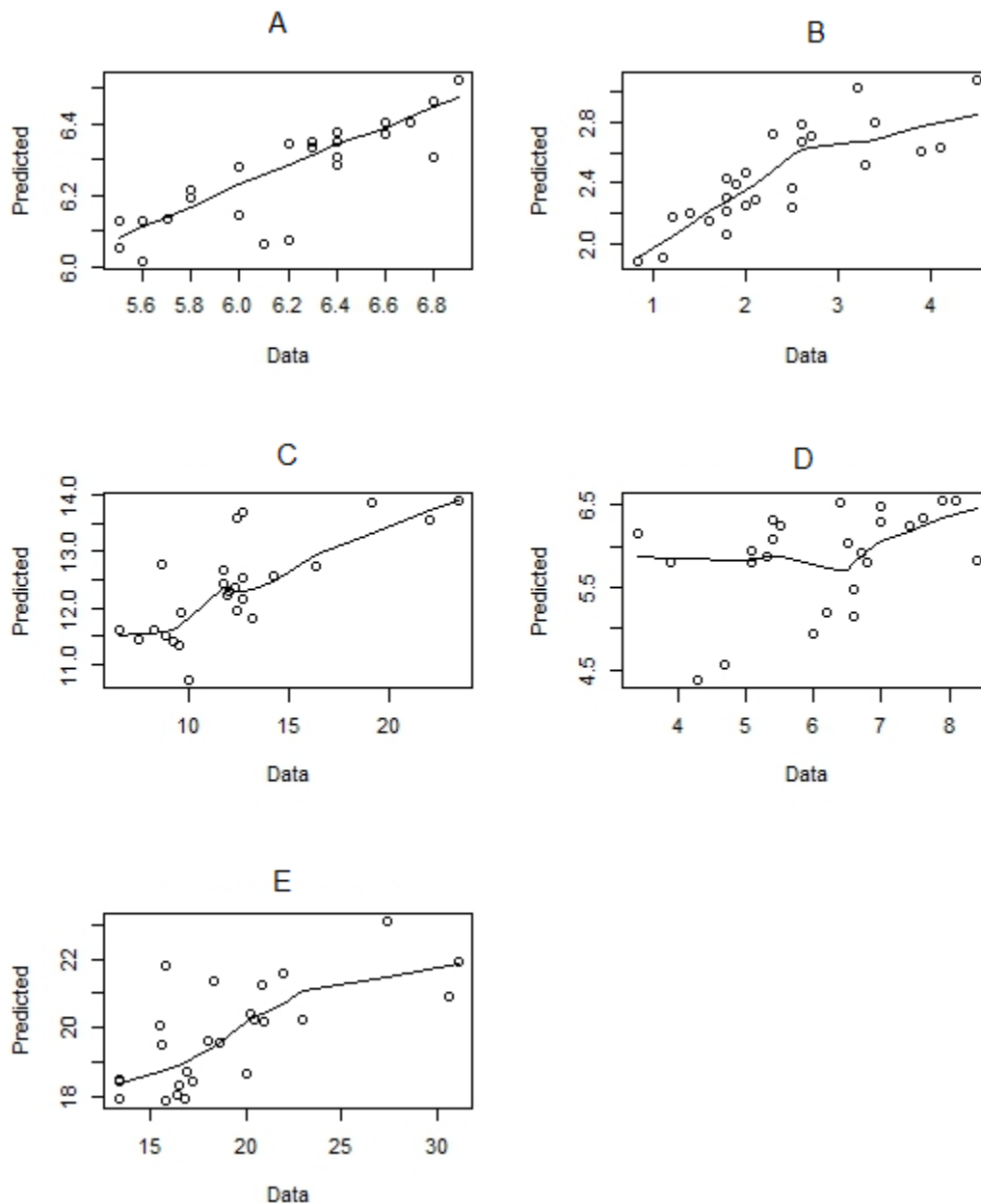


Figura 2.5. Relación entre los datos de los modelos edáficos del Urabá entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para pH. B. Modelo seleccionado para MO. C. Modelo seleccionado para Ca. D. Modelo seleccionado para Mg. E. Modelo seleccionado para CICE.

DETERMINACIÓN POR REFLECTANCIA DEL CONTENIDO EDÁFICO Y FOLIAR DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO

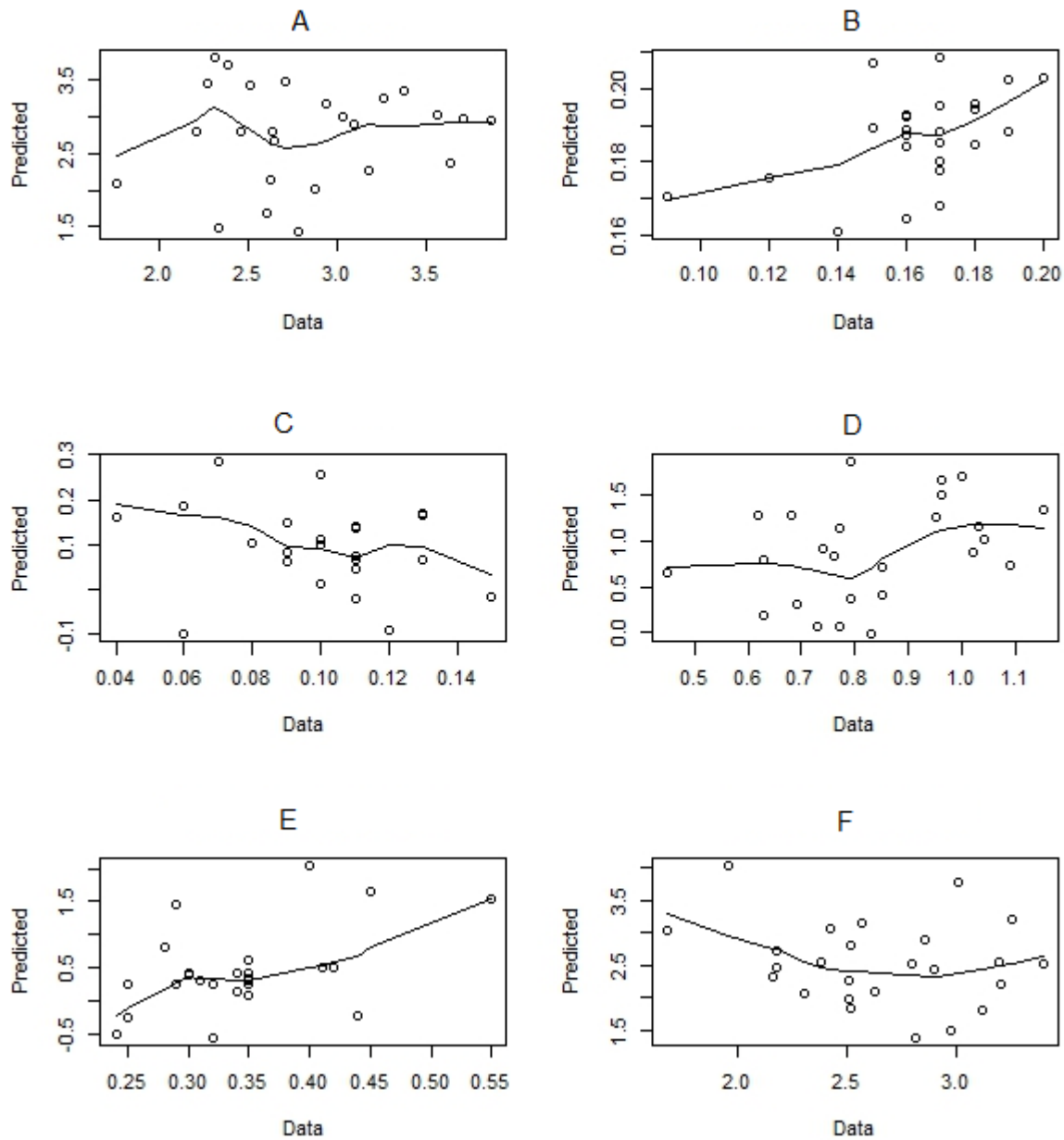


Figura 2.6. Relación entre los datos de los modelos foliares del Suroeste entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para N. B. Modelo seleccionado para P. C. Modelo seleccionado para S. D. Modelo seleccionado para Ca. E. Modelo seleccionado para Mg. F. Modelo seleccionado para K.

EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

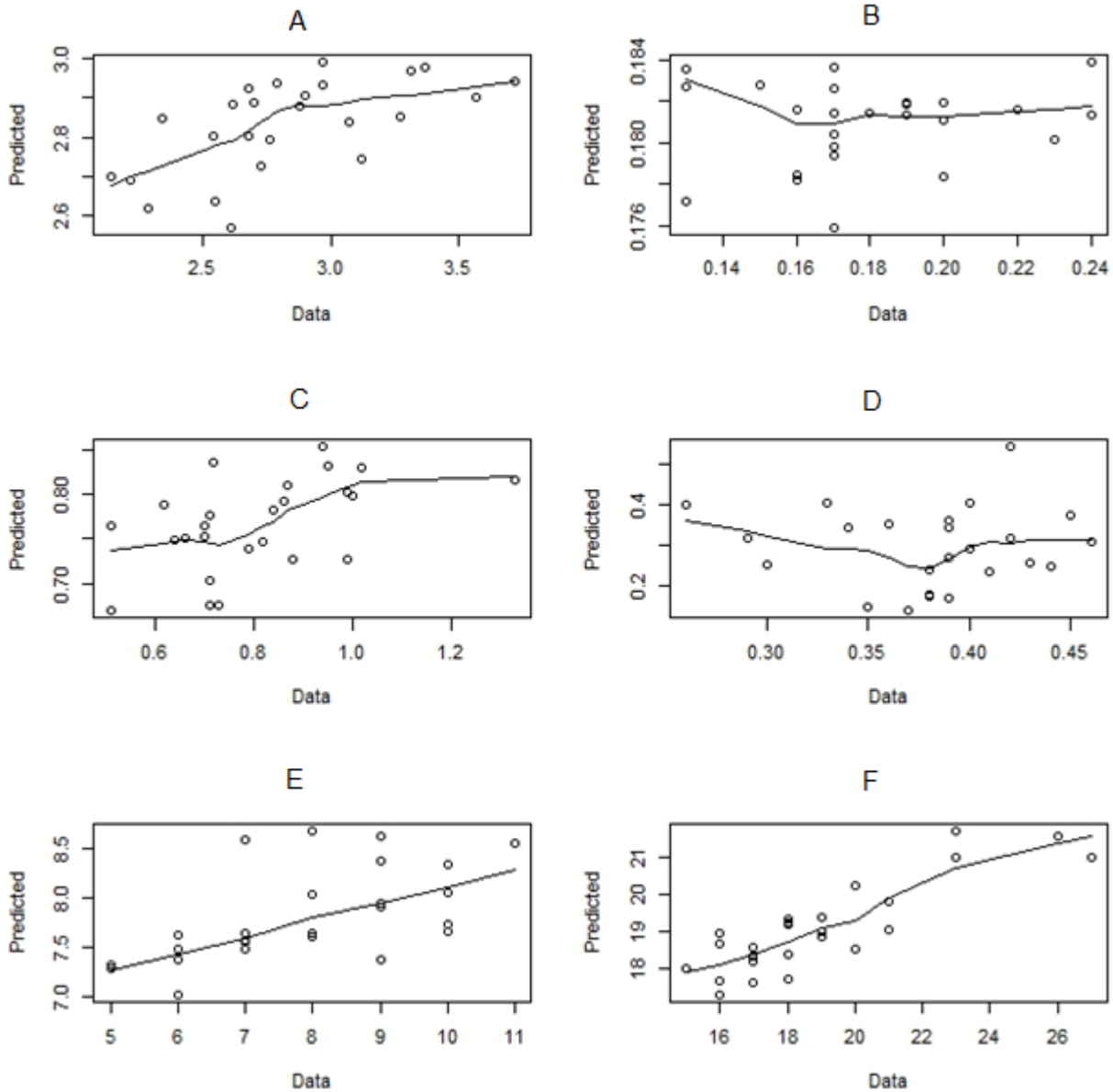


Figura 2.7. Relación entre los datos de los modelos foliares del Urabá entregados por el laboratorio y los generados por el modelo. A. Modelo seleccionado para N. B. Modelo seleccionado para P. C. Modelo seleccionado para Ca. D. Modelo seleccionado para Mg. E. Modelo seleccionado para Cu. F. Modelo seleccionado para Zn.

Los modelos de predicción establecidos a partir de la reflectancia son un acercamiento al análisis de la nutrición de los cultivos en tiempo real. Sin embargo, hay algunas fuentes de variación que

impiden predecir de manera exacta algunos de los elementos. Los tipos de suelo del Suroeste pueden ser un impedimento para la predicción correcta de algunos elementos edáficos de interés.

## **2.6 CONCLUSIONES**

La subregión del Suroeste no presenta condiciones edáficas ideales para el establecimiento de modelos de predicción a partir de la reflectancia, solamente el modelo para el Ca presentó una capacidad de predicción alta. A nivel foliar, es posible establecer diagnósticos de nutrición en el cultivo de plátano a partir de la reflectancia.

El Urabá, por su parte, presenta condiciones edáficas que favorecen el establecimiento de modelos de predicción para el diagnóstico de la fertilidad para el cultivo del plátano; de igual forma a nivel foliar, en cuyo caso se obtuvieron modelos parsimoniosos para varios de los nutrientes de la hoja de plátano.

## **2.7 BIBLIOGRAFÍA**

Abdi, Hervé. 2003. “Partial Least Square Regression (PLS Regression).” *Encyclopedia for research methods for the social sciences*: 792–95.

An, Xiaofei et al. 2014. “A Portable Soil Nitrogen Detector Based on NIRS.” *Precision Agriculture* 15(1): 3–16.

Bajwa, S. G., A. R. Mishra, and R. J. Norman. 2010. “Canopy Reflectance Response to Plant Nitrogen Accumulation in Rice.” *Precision Agriculture* 11(5): 488–506.

Bilgili, A. Volkan, Fevzi Akbas, and Harold M. van Es. 2011. "Combined Use of Hyperspectral VNIR Reflectance Spectroscopy and Kriging to Predict Soil Variables Spatially." *Precision Agriculture* 12(3): 395–420.

Bonett Jiménez, Johana Paola. 2013. "Uso de La Espectroscopía de Reflectancia Difusa (MIR) Para La Determinación de Las Propiedades Químicas En Suelos Agrícolas de Colombia." <http://www.bdigital.unal.edu.co/45658/>.

Borràs, Eva et al. 2014. "Fast and Robust Discrimination of Almonds (*Prunus Amygdalus*) with Respect to Their Bitterness by Using near Infrared and Partial Least Squares-Discriminant Analysis." *Food Chemistry* 153: 15–19.

Botero Herrera, Juan Manuel. 2009. "DETERMINACIÓN DEL NIVEL FOLIAR DE NUTRIENTES MEDIANTE ESPECTROSCOPÍA DE REFLECTANCIA." Universidad Nacional de Colombia.

Botero Herrera, Juan Manuel, Luis Norberto Parra Sánchez, and Kenneth Roy Cabrera Torres. 2009. "Determinación Del Nivel de Nutrición Foliar En Banano Por Espectrometría de Reflectancia." *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín* 62(2): 5089–98. <http://revistas.unal.edu.co/index.php/refame/article/view/24919>.

Camargo, Livia Arantes et al. 2015. "Mapping of Clay, Iron Oxide and Adsorbed Phosphate in Oxisols Using Diffuse Reflectance Spectroscopy." *Geoderma* 251–252: 124–32. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.03.027>.

Christy, C. D. 2008. "Real-Time Measurement of Soil Attributes Using on-the-Go near Infrared Reflectance Spectroscopy." *Computers and Electronics in Agriculture* 61(1): 10–19.

Darmawan, Setia, Yeni Herdiyeni, Lilik B Prasetyo, and Wahyudi Hasbi. 2016. “Nitrogen Content Estimation of Rice Crop Based on Near Infrared ( NIR ) Reflectance Using Artificial Neural Network ( ANN ).” *Procedia Environmental Sciences* 33: 63–69.

Espinosa, José, and Francisco Mite. 1992. “Estado Actual Y Futuro de La Nutrición Y Fertilización Del Banano.” *Informaciones Agronómicas* 48(April): 1–14.  
[https://www.researchgate.net/publication/242230151\\_Estado\\_actual\\_y\\_futuro\\_de\\_la\\_nutricion\\_y\\_fertilizacion\\_del\\_banano#\\_=\\_](https://www.researchgate.net/publication/242230151_Estado_actual_y_futuro_de_la_nutricion_y_fertilizacion_del_banano#_=_).

García, Luis Eduardo et al. 2007. *Instituto Colombiano Agustín Codazzi Estudio General de Suelos Y Zonificación de Tierras, Departamento de Antioquia*. Bogotá.

Hastie, Trevor (Stanford University), Robert (Stanford University) Tibshirani, and Jerome (Stanford University) Friedman. 2009. *The Elements of Statistical Learning*. 2nd ed. Springer.

Holdridge, L. 1979. *Life Zone Ecology*.

De la Cruz, Durán J A, García Prometeo Sánchez, Spinola A Galvis, and Salazar J A Carrillo. 2011. “Spectral Indexes in Sweet Pepper for Diagnosis of Nitrogen Nutrient Status.” *Terra Latinoamericana* 29 (3): 259–65.

McDowell, Meryl L. et al. 2012. “Soil Total Carbon Analysis in Hawaiian Soils with Visible, near-Infrared and Mid-Infrared Diffuse Reflectance Spectroscopy.” *Geoderma* 189–190: 312–20.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.06.009>.

Melo, José et al. 2017. “Genesis and Properties of Wetland Soils by VIS-NIR-SWIR as a Technique Ofr Enviromental Monitoring.” *Journal of enviromental management* 197: 50–62.

Nawar, Said et al. 2016. “Estimating the Soil Clay Content and Organic Matter by Means of Different Calibration Methods of Vis-NIR Diffuse Reflectance Spectroscopy.” *Soil and Tillage Research* 155: 510–22. <http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2015.07.021>.

Rivacoba, L., M. Vázquez, María. Suso, and A Pardo. 2013. “Estimación Del Contenido de Nitrógeno En Hojas de Coliflor (*Brassica Oleracea* Var. *Botrytis*) Por Métodos de Transmitancia Y Relfectancia.” In Madrid: VII Congreso Iberoamericano de Agroingeniería y Ciencias Hortícolas.

Sankaran, Sindhuja, Reza Ehsani, Sharon A. Inch, and Randy C. Ploetz. 2012. “Evaluation of Visible-Near Infrared Reflectance Spectra of Avocado Leaves as a Non-Destructive Sensing Tool for Detection of Laurel Wilt.” *Plant Disease* 96(11): 1683–89. <http://apsjournals.apsnet.org/doi/abs/10.1094/PDIS-01-12-0030-RE?prevSearch=allfield%3A%28remote+sensing%29&searchHistoryKey=>.

Stevens, Antoine, and Leonardo Ramirez Lopez. 2013. “An Introduction to the Prospectr Package.” : 1–22. <http://cran.r-project.org/web/packages/prospectr/vignettes/prospectr-intro.pdf>.

Summers, D, M Lewis, B Ostendorf, and D Chittleborough. 2011. “Visible near-Infrared Reflectance Spectroscopy as a Predictive Indicator of Soil Properties.” *Ecological indicators* 11: 123–31.

Sun, Weichao, and Xia Zhang. 2017. “Estimating Soil Zinc Concentrations Using Reflectance Spectroscopy.” *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation* 58: 126–33. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2017.01.013>.

The R Core Team. 2016. “R : A Language and Environment for Statistical Computing.” 2.

Tibshirani, Robert. 1994. "Regression Selection and Shrinkage via the Lasso." *Journal of the Royal Statistical Society B* 58(1): 267–88.

<http://citeseer.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.35.7574>.

Tobias, Randall D. 1995. "An Introduction to Partial Least Squares Regression." *Proc. Ann. SAS Users Group Int. Conf.*, 20th, Orlando, FL: 2–5. [http://www.sascommunity.org/sugi/SUGI95/Sugi-95-210\\_Tobias.pdf%5Cpapers2://publication/uuid/0A1BFD33-B570-45AC-BC62-3E93AA77A6D2](http://www.sascommunity.org/sugi/SUGI95/Sugi-95-210_Tobias.pdf%5Cpapers2://publication/uuid/0A1BFD33-B570-45AC-BC62-3E93AA77A6D2).

Wang, Yubing et al. 2015. "Soil pH Value, Organic Matter and Macronutrients Contents Prediction Using Optical Diffuse Reflectance Spectroscopy." *Computers and Electronics in Agriculture* 111: 69–77. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169914003020>.

Westerhuis, Johan A., Sijmen De Jong, and Age K. Smilde. 2001. "Direct Orthogonal Signal Correction." *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 56(1): 13–25.

Wetterlind, Johanna, and Bo Stenberg. 2008. "Near Infrared Reflectance Spectroscopy Compared with Soil Clay and Organic Matter Content for Estimating within-Field Variation in N Uptake in Cereals." *Plant Soil* 302: 317–27.

Zamundio Sánchez, Adriana Mireya et al. 2006. *Métodos Análíticos Del Laboratorio de Suelos*. Sexta. ed. Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Bogotá.



### **3 APLICACIÓN DE CONGLOMERADOS PARA LA SELECCIÓN DE BANDAS DEL ESPECTRO ELECTROMAGNÉTICO CON POTENCIAL DE PREDICCIÓN DE NUTRIENTES.**

#### **CLUSTER APPLICATION FOR SPECTRAL BAND SELECTION WITH NUTRIENT CONTENT PREDICTION POTENTIAL**

##### **3.1 RESUMEN**

Con el objetivo de evaluar la capacidad de la metodología de agrupamiento por conglomerados en la selección de bandas representativas del espectro visible e infrarrojo cercano relacionadas con el contenido de nutrientes tanto edáfico como foliar en plantaciones de plátano; se procedió a tomar muestras en cultivos de plátano de 50 fincas ubicadas en el Suroeste y Urabá antioqueño (Colombia). La reflectancia edáfica y foliar, determinada en el rango entre los 335 y los 926 nm y utilizando la metodología de conglomerados fue categorizada en 10 grupos homogéneos. De cada grupo se obtuvo la reflectancia media cruda y bajo la transformación SNV para las muestras edáficas y la DOSC para las muestras foliares; las cuales se utilizaron como variables explicativas de las variables edáficas y foliares determinadas tradicionalmente. Los modelos edáficos aplicables ( $CP > 0.6$ ) en la subregión Suroeste fueron para las propiedades edáficas arena, limo, arcilla y pH; mientras que para el Urabá fueron limo, materia orgánica, pH, Ca, Mg, capacidad de intercambio

catiónico efectiva y S. A nivel foliar se obtuvieron modelos aplicables para N, P, S, Ca, Mg, K, Zn y B, tanto en la subregión del Suroeste como en la de Urabá.

**Palabras clave:** Nutrición, Plátano, Espectro, VISNIR, Predicción.

### 3.2 ABSTRACT

With the aim of testing the potential of cluster grouping methodology in the selection of representative spectral bands in VISNIR region, correlated with canopy and soil nutrients in plantain cultivars; it was sampled 50 land in Suroeste and Uraba zone of Antioquia province of Colombia. The spectral footprint it was measured between 335 and 926 nm, and through cluster methodology it was categorized in 10 homogeneous groups. Mean and bandwidth was obtained from every established group. It was applied an spectral transformation methodology for every meanband obtained, SNV for soil and DOSC for canopy meanbands, those were used as explanation variables for soil and canopy nutrient content estimation. Relevant soil models ( $CP > 0.6$ ) in the Suroeste region were found for sand, silt, clay and pH properties; while for Uraba it were silt, organic matter, pH, Ca, Mg, CICE and S. At canopy level, it was obtained relevant models for N, P, S, Ca, Mg, K, Zn and B, in Suroeste as in Uraba zone.

**Keywords:** Nutrition, plantain, spectra, VISNIR, prediction.

### 3.3 INTRODUCCIÓN

Las huellas espectrales, crudas o transformadas, de los objetos pueden proporcionar información suficiente para realizar diagnósticos acertados de estos. Inicialmente la principal característica

espectral que permitía describir un objeto o superficie era el color. En el caso del suelo, en el año 1930 se mapearon superficies edáficas a partir de sensores remotos, más adelante en la década de los 70's se comenzaron a describir taxonómicamente a partir de estos (Ge, Thomasson, y Sui, 2011). Lo anterior indica que los estudios para evaluar características físico-químicas en cultivos a partir de sensores remotos es relativamente nueva; por ejemplo en la investigación realizada por Gandhi *et al.* (2015) utilizando el índice de vegetación normalizado (NDVI, por sus siglas en inglés), el cual se define como el cociente entre la diferencia de la reflectancia de la región infrarroja y roja del espectro y la sumatoria de la reflectancia de estas dos mismas regiones espectrales, obtuvieron descripciones de la zona de estudio, como pérdida de bosques nativos, incremento de áreas explotadas por agricultura y cuerpos de agua.

Adicionalmente, Marshall *et al.* (2016), utilizaron diferentes índices de vegetación, tanto multiespectrales como hiperespectrales, para evaluar la evapotranspiración de cultivos de cereales ubicados en la zona central de California; dicho estudio concluyó que, los índices que utilizan datos hiperespectrales tienen una mayor capacidad de predicción que los multiespectrales, el NDVI tuvo una predicción acertada de la transpiración de las plantas, sin embargo en la predicción de la evapotranspiración total no se obtuvo un modelo robusto.

Las herramientas multiespectrales pueden ser utilizadas, además, como parte de un sistema más complejo de diagnóstico y recomendación de cultivos; Kerkhof *et al.* (2015) en un sistema de información para papa, correlacionaron imágenes satelitales con el crecimiento y rendimiento en campo, para el diagnóstico y recomendación espacio-temporal de manejo del cultivo. Li *et al.* (2012) lograron estimar niveles de Nitrógeno foliar en trigo a partir de índices basados en reflectancia con equipos multiespectrales, los índices que establecieron los modelos más acertados fueron: el índice de contenido de clorofila en el dosel (CCCI, por sus siglas en inglés); el índice de

dominio planar del nitrógeno (NPDI, por sus siglas en inglés), propuesto en dicho estudio; el índice de clorofila en el borde del rojo ( $CI_{red\ edge}$ , por sus siglas en inglés) y el índice normalizado de la diferencia en el borde del rojo (NDRE, por sus siglas en inglés); con un  $R^2$  de 0.82, 0.78, 0.74 y 0.74 respectivamente, indicando una capacidad predictiva alta. Abdelrahman, Natarajan, y Hegde (2016), realizaron una zonificación de la capacidad de uso agrícola de la tierra con ayuda de imágenes multiespectrales proporcionadas por sensores remotos y análisis espacial. Mondal *et al.* (2016) utilizaron sistemas de información geográfica en conjunto con imágenes satelitales para describir el comportamiento de la distribución espacial del carbono orgánico presente en el suelo de una zona de interés agrícola en la India.

Por otra parte Curcio *et al.* (2013) establecieron modelos de predicción robustos para la textura del suelo (Arena, Limo y Arcilla) a partir de la reflectancia, mediante el procedimiento de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR, por sus siglas en inglés), resaltando que es posible obtener las longitudes de onda esenciales para los modelos establecidos, aproximando su uso al campo por medio de sensores especializados en la determinación de estas propiedades.

Ge, Thomasson, y Sui (2011) hacen referencia a los estudios realizados en agricultura de precisión mediante la reflectancia del suelo, donde la mayoría de estos se centran en regiones del espectro visible e infrarrojo cercano, utilizando sensores de laboratorio, en su mayoría hiperespectrales. A pesar de su potencial, utilizar bandas específicas suele ser complicado en la elaboración de dispositivos de teledetección, por lo cual se utilizan bandas descriptivas de regiones espectrales como en los sensores multiespectrales. Esta condición hace que obtener las medias de las regiones representativas de regiones espectrales correlacionadas con parámetros de interés sea importante.

El agrupamiento por conglomerados es una metodología multivariada bastante utilizada en estudios que implican determinar o describir grupos de individuos u objetos. Christy (2008), por ejemplo,

seleccionó zonas de muestreo de suelos a partir del agrupamiento proporcionado por la metodología de conglomerados aplicada a la huella espectral de estos, lo cual fue útil para reducir tiempo y costos de muestreo. Selim (2011) combinó las técnicas de conglomerados y reflectancia para diferenciar los rendimientos y el nivel de uso de agua en habichuela. Chávez *et al.* (2010) agruparon variedades de maíz a partir de sus características alométricas por medio de la metodología de conglomerados. Bezerra *et al.* (2017) discriminaron grupos de suelos a partir de sus materiales parentales, por medio de la metodología de conglomerados en una provincia de Brasil. Reichstetter *et al.* (2015) a partir de la reflectancia del suelo de arrecifes de coral, lograron establecer dos grupos funcionales de arrecifes, los ubicados en zonas de minerales claros y oscuros, mediante la metodología de conglomerados.

El objetivo de este trabajo fue el de evaluar la capacidad de la metodología de agrupamiento por conglomerados en la selección de regiones representativas del espectro visible e infrarrojo cercano relacionadas con el contenido de nutrientes tanto edáficos como foliares en plantaciones de plátano.

### **3.4 MATERIALES Y MÉTODOS**

#### **3.4.1 Ubicación**

La investigación se realizó en dos subregiones en el departamento de Antioquia, en el Suroeste, en los municipios de Andes, Betania, Hispania, Jardín, Jericó, Pueblorrico y Támesis, con temperaturas que van desde los 12 a 24°C y precipitaciones entre los 1000 y los 4000 mm año<sup>-1</sup>, lo cual clasifica a la subregión dentro de las zonas de vida de bosque muy húmedo montano bajo (bmh-MB) y bosque húmedo premontano (bh-PM) según Holdridge (1979); y en el Urabá en los municipios de Arboletes, Mutatá, Necoclí, San Juan de Urabá, San Pedro de Urabá y Turbo, con

precipitaciones entre los 1000 y los 2000 mm año<sup>-1</sup> en la zona norte y de los 4000 a los 8000 mm año<sup>-1</sup> en la zona de Mutatá, clasificando esta subregión entre bosque seco tropical (bs-T) y bosque muy húmedo tropical (bmh-T) respectivamente. Las características de los suelos del Suroeste son, en general, derivados de cenizas volcánicas con saturaciones de aluminio entre alta a muy alta, con texturas entre arcillosas a limosas y con buen drenaje; por su parte los suelos del Urabá tienen un drenaje entre moderado a deficiente, por lo general superficial limitados por rocas en la zona norte, con baja saturación de aluminio y acidez moderada a baja.

### **3.4.2 Selección de fincas y unidades de muestreo**

En cada una de las subregiones se seleccionaron 25 fincas, a partir de encuestas de carácter socioagronómico, las cuales trataron temas de producción, manejo agronómico, control de plagas y enfermedades, y venta y forma de mercadeo de la fruta, aplicadas a los productores plataneros. En cada finca se colectaron aleatoriamente muestras compuestas edáficas y foliares de 20 plantas (submuestras) recién florecidas. La submuestra edáfica se tomó a 30 cm de la base del pseudotallo y a 30 cm de profundidad un total de 500 gr. Para la recolección de las submuestras foliares se siguió la metodología propuesta por Espinosa y Mite (1992) tomando una muestra de 10 cm<sup>2</sup> al costado de la nervadura en la zona central de la tercer hoja contada en orden descendente de la planta. La determinación de las propiedades físico-químicas edáficas y de contenido foliar de nutrientes de las muestras compuestas de cada finca se realizó en el Laboratorio de Suelos de la Universidad Nacional de Colombia sede Medellín, las propiedades y metodologías seguidas para su determinación se describen en la Tabla 3.1. Se tomó una porción, macerada y tamizada, de cada una de las muestras entregadas en el laboratorio para la medición de la reflectancia en las muestras edáficas y foliares, de cada una de las fincas.

Tabla 3.1. Metodologías de medición de nutrientes seguidas por el laboratorio (Zamundio *et al.* 2006).

Parámetro	FOLIAR	EDÁFICO
	Método de medición	
N	Kjeldhal	_(1)
MO (%)	-	Walkley Black
Al	-	KCl 1M
P	Colorimétrico (complejo fosfo-monolibdico)	Bray II
Ca, Mg, K, Na	Absorción atómica	Acetato de Amonio
S	Turbidimetría (BaCl <sub>2</sub> bactogelatina)	Fosfato Monocálcico 0.008M
Fe, Mn, Cu, Zn	Absorción atómica	Olsen – EDTA
B	Colorimétrico (Azometin H)	Agua Caliente

<sup>(1)</sup>No determinado.

### 3.4.3 Determinación de la reflectancia

La porción de contramuestra entregada por el laboratorio se ubicó en un recipiente de 0.14 cm<sup>3</sup> y fue acoplada a la esfera de integración, para la determinación de la reflectancia. El espectroradiómetro Ocean Optics HR 2000+ utilizado para la medición, cuenta con una resolución espectral de 0.4 nm y un rango entre los 186 y 1093 nm. La reflectancia de cada muestra edáfica y foliar se midió entre los 335 y los 926 nm debido al error presentado por el equipo en la determinación de la reflectancia en los extremos inferior y superior del espectro.

### 3.4.4 Análisis estadístico

Se utilizó la metodología de agrupamiento por conglomerados para definir los rangos que permiten agrupar la reflectancia tanto edáfica como foliar de las 25 fincas en cada una de las subregiones. Esta metodología correlaciona individuos de acuerdo a su similaridad, a partir de características

que los describen (Fraley *et al.* 2016; Fraley y Raftery 2002; Hastie, Tibshirani, and Friedman 2009). En la construcción de los agrupamientos, cada individuo (muestra o medición) conforma un grupo inicial, en cada etapa del proceso los individuos con características similares se van agrupando hasta que todos estos quedan conformando un solo grupo (Maechler *et al.*, 2016).

Para lograr estos agrupamientos es necesario tener las distancias o similitudes entre individuos. De todos los métodos para determinar dicha distancia, la más simple y utilizada es la euclidiana (Hastie, Tibshirani, y Friedman 2009; Landau y Everitt 2004) siendo esta la implementada en la investigación:

$$d_{ij} = \left[ \sum_{l=1}^q (x_{il} - x_{jl})^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

Donde;  $d_{ij}$  es la distancia euclidiana entre dos individuos ( $i$  y  $j$ ) cada uno medido en  $q$  variables  $(x_{il}, x_{jl})$ , desde  $l = 1$  hasta  $q$

Para la construcción de los conglomerados se utilizó la metodología de probabilidades imparciales basadas en remuestreo propuesta por Shimodaira (2004) la cual establece pares de individuos y los reagrupa, tomando el par con el menor valor P (mayor probabilidad de agrupación) para continuar el proceso de agrupamiento. Dicha metodología se encuentra implementada en el paquete *pvcust* (Suzuki y Shimodaira 2015) del software de programación y estadística *r-project* (The R Core Team, 2016).

El agrupamiento de las huellas espectrales permitió definir 10 regiones o bandas con sus respectivos rangos y medias, las cuales resumen las características de todo el espectro medido, de cada una de las muestras edáficas como foliares. En la construcción de los modelos, se utilizaron las bandas medias tanto crudas como transformadas, en el caso de las obtenidas a partir de



muestras edáficas se utilizó la transformación de la variable normal estándar (SNV, por sus siglas en inglés), la cual asigna un valor estándar normalizado a cada medición de la reflectancia (Syvilay et al., 2015), dicha transformación se encuentra implementada en el paquete *prospectr* (Stevens y Lopez 2013) del software de programación y estadística *r-project* (The R Core Team, 2016). A nivel foliar, se utilizó la transformación de corrección ortogonal directa de la señal (DOSCO, por sus siglas en inglés) la cual permite generar una matriz de variables explicativas (huella espectral), ortogonales entre ellas y a la variable respuesta (nutriente de interés), evitando colinealidad y sobreajuste en un modelo de regresión (Westerhuis, De Jong, y Smilde, 2001).

Los modelos se ajustaron siguiendo la metodología de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR, por sus siglas en inglés), esta establece un modelo de predicción a partir de combinaciones lineales entre las variables explicativas y respuesta (Abdi 2003; Hastie, Tibshirani, y Friedman 2009; Tobias 1995). La capacidad predictiva de los modelos se evaluó por validación cruzada, dejando uno por fuera (LOO, por sus siglas en inglés), en el cual se deja una observación perteneciente al conjunto de datos por fuera y se establece el modelo con los demás, se repite el proceso hasta que todas las observaciones hayan sido consideradas. Con los valores observados y predichos de la validación cruzada se estimó la raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo (RMSPD, por sus siglas en inglés), la cual entre más cercana a cero mejor precisión en la predicción. El mejor modelo es el más parsimonioso, en otras palabras, el que utiliza menos variables para realizar la predicción con menor RMSPD (Hastie, Tibshirani, y Friedman 2009; Tobias 1995).

Como indicador adicional de robustez del modelo, se utilizó la capacidad predictiva del modelo, que se describe como la diferencia entre la máxima capacidad de predicción (1) y el cociente entre el RMSPD y la media de la variable respuesta del modelo, siendo este:

$$CP = 1 - \frac{RMSPD}{media}$$

Esta se interpreta de la siguiente manera: cuando el RMSPD es cercano a cero (representa un error bajo), la capacidad predictiva del modelo (CP) será cercana a 1; si por el contrario el RMSPD es alto o toma valores mayores a la media, CP tomará valores cercanos a cero o negativos; indicando en este caso una capacidad predictiva baja.

### **3.5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

#### **3.5.1 Descripción de bandas medias**

Los árboles de los agrupamientos de las huellas espectrales edáficas y foliares de las subregiones del Suroeste y Urabá se muestran en la Figura 3.1. Los diez grupos resultantes de bandas del espectro obtenidos mediante la metodología de conglomerados, que permiten categorizar en igual número de grupos la respuesta espectral de las muestras edáficas y foliares, se encuentran definidos en las Tabla 3.2 y Tabla 3.3. La probabilidad de agrupación más baja hallada dentro de un grupo fue del 60% durante el proceso de agrupamiento y remuestreo (100 veces), para ambas subregiones, lo que indica, de forma general, una similitud alta entre los individuos del mismo grupo.

- Suroeste

A nivel edáfico, las bandas medias que definen cada grupo representan regiones amplias del espectro electromagnético trabajado; a excepción de los grupos C y E, los cuales presentan un rango de banda de sólo 2 y 4 nm respectivamente, indicando la importancia que estas dos estrechas regiones espectrales presentan, en términos de sensibilidad para el agrupamiento o diferenciación de una muestra edáfica; a nivel del espectro electromagnético los grupos F y G describen la región

de luz verde, el grupo H describe la región espectral correspondiente a la luz roja y los grupos I y J se ubican en la región infrarroja del espectro. Las bandas obtenidas de huellas espectrales de muestras foliares tienen agrupaciones amplias que describen regiones espectrales grandes a excepción del grupo D con una longitud promedio de 693.9 nm y un rango de 6 nm, dicha región se encuentra en la zona de transición entre la luz visible y el infrarrojo, de gran importancia ya que se encuentra en la zona transicional de alta y baja absorción por las plantas. A nivel foliar se han empleado bandas descriptivas de regiones espectrales en índices como el caso del NDVI, el cual utiliza bandas ubicadas en las regiones roja e infrarroja de la huella espectral, que se ha implementado en la estimación de parámetros como la transpiración y los niveles de nitrógeno foliar en cereales (F. Li et al., 2012; Marshall et al., 2016).

- Urabá

Los grupos de bandas correspondientes a la respuesta espectral de las muestras de suelo colectadas en la región del Urabá amplían sus rangos a medida que aumenta la magnitud en el espectro electromagnético. Los grupos del A al C representan grupos de bandas con alrededor de 40 nm de rango, siendo el grupo J el de la región más amplia con más de 100 nm de ancho de banda, seguido por los grupos E y F con 90 y 100 nm respectivamente. Caso contrario sucede a nivel foliar, donde los grupos A, B y C fueron los más amplios. Mondal *et al.*(2016) empleó índices que utilizan las regiones espectrales con sensores ubicados en la media de las zonas del rojo e infrarrojo como parámetros para estimar los contenidos de carbono orgánico en el suelo.

Las bandas obtenidas, tanto edáficas como foliares, son representativas de las regiones espectrales mencionadas anteriormente, las cuales son altamente significativas en la construcción de modelos de predicción para la nutrición de los cultivos.

APLICACIÓN DE CONGLOMERADOS PARA LA SELECCIÓN DE BANDAS DEL ESPECTRO ELECTROMAGNÉTICO CON POTENCIAL DE PREDICCIÓN DE NUTRIENTES.

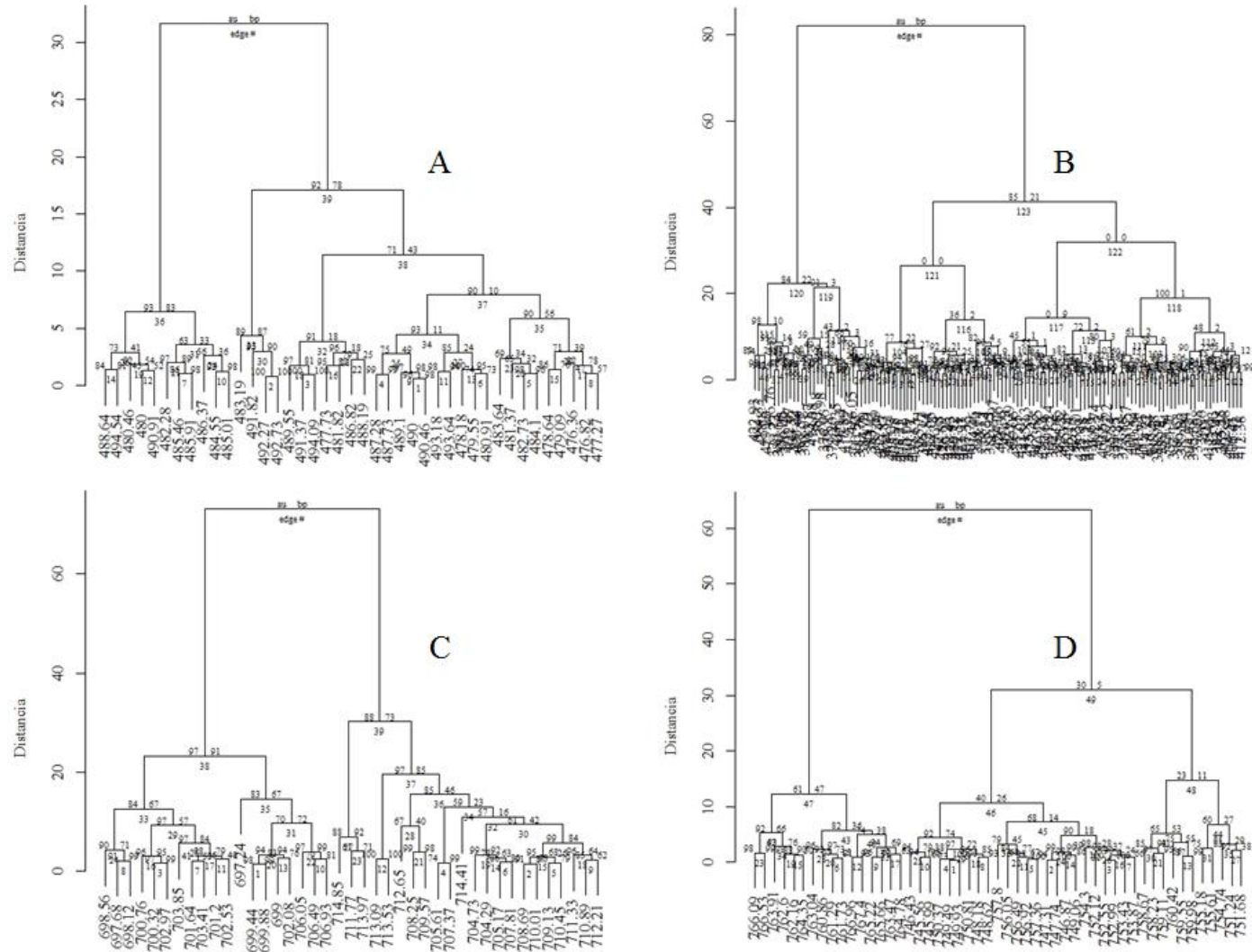


Figura 3.1. Agrupamientos de las huellas espectrales, de muestras de suelos y foliares de las regiones del Suroeste y Urabá. A y B muestras edáficas, subregión del Suroeste y Urabá respectivamente. C y D. muestras foliares, subregión del Suroeste y Urabá respectivamente.

Tabla 3.2. Longitudes de onda media, con su respectivo rango, representantes de los grupos, en los que se categorizó, siguiendo la metodología de conglomerados, la respuesta espectral de las muestras edáficas obtenidas de las subregiones del Urabá y Suroeste de Antioquia.

Subregión	Parámetro (nm)	Grupo									
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
Suroeste	Máximo	393.6	473.7	475.9	494.6	499	557.8	641.1	755.8	834.3	926.4
	Media	364.7	433.9	475	485.5	497	528.7	599.7	698.7	795.2	880.6
	Mínimo	335.8	394.1	474.1	476.4	495	499.6	558.3	641.6	756.1	834.8
Urabá	Máximo	343.2	372.9	375.6	433.1	523.2	623.3	657.5	718.9	790.5	926.4
	Media	339.5	358.3	374.4	404.6	478.4	573.5	640.6	688.4	754.9	858.9
	Mínimo	335.8	343.7	373.2	376.1	433.6	523.7	623.7	657.9	719.3	791.2

Tabla 3.3. Longitudes de onda media, con su respectivo rango, representantes de los grupos, en los que se categorizó, siguiendo la metodología de conglomerados, la respuesta espectral de las muestras foliares obtenidas de las subregiones del Urabá y Suroeste de Antioquia.

Subregión	Parámetro (nm)	Grupos									
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
Suroeste	Máximo	469.2	491.4	691.1	696.8	714.8	755.2	804	840.7	872.1	926.4
	Media	402.6	480.5	591.7	693.9	706	735.3	779.8	822.5	856.6	899.4
	Mínimo	335.8	469.6	492.3	691	697.2	715.4	755.6	804.3	841.1	872.5
Urabá	Máximo	475.2	612.3	689.4	745.2	767.4	790	824.3	874.3	898.2	926.4
	Media	405.8	544	651	717.5	756.5	778.9	807.4	849.5	886.4	912.7
	Mínimo	335.8	475.7	612.6	689.8	745.6	767.8	790.5	824.7	874.6	898.6

### 3.5.2 Selección de modelos edáficos

Las propiedades Limo, S y pH obtuvieron modelos robustos a partir las bandas medias crudas, para ambas subregiones, donde los resultados encontrados para pH, acorde con lo reportado por Vasat *et al* (2014), presentan errores bajos. No se seleccionaron modelos construidos a partir del espectro transformado por SNV para ninguna propiedad edáfica, en ninguna de las dos subregiones. Lo anterior contrasta con lo reportado por Camargo *et al.* (2015), Christy (2008) y Nawar *et al.* (2016) en cuyas investigaciones dicha transformación entregó factores para la construcción de modelos acertados. En el suroeste, adicionalmente, se establecieron modelos para arena, arcilla y Zn, sin

embargo, hubo una CP baja para S y Zn (0.58 y 0.48, respectivamente); los parámetros que definen la clase textural del suelo (arena, limo y arcilla), obtuvieron modelos robustos, resultado acorde a lo reportado por Curcio *et al* (2013) y Melo *et al* (2017) (Tabla 3.4).

Además de limo, S y pH, en la subregión del Urabá se construyeron modelos acertados para las propiedades materia orgánica, Ca, Mg, CICE y P; Wang *et al.* (2015) lograron establecer modelos robustos para la predicción de la materia orgánica y el pH en el suelo, sin embargo no encontraron modelos acertados para P y K, situación observada en este estudio, en cuyo caso los modelos seleccionados para pH y materia orgánica presentan una CP alta ( 0.96 y 0.72, respectivamente), mientras que para P se presentó una CP=0.31, a pesar de contar con un R<sup>2</sup> de 0.72, no es aplicable dicho modelo, y para K no fue posible establecer un modelo (Tabla 3.4). En contraste con lo anterior, Stamatiadis *et al* (2005), predijeron contenidos de P y K en algodón, con R<sup>2</sup> de 0.51 y 0.73, respectivamente, a partir de la reflectancia en las regiones del verde, rojo y NIR, sin embargo, este estudio tuvo en cuenta otros parámetros, como la biomasa, dentro de la calibración de dichos modelos.

Tabla 3.4. Robustez de los modelos de predicción de propiedades edáficas de muestras colectadas en la subregión del Suroeste y Urabá, en función de la longitud media de los grupos obtenidos por conglomerados, crudo y bajo la transformación SNV.

Elemento	Transformación	RMSPD <sup>(1)</sup>	R <sup>2(2)</sup>	CP <sup>(3)</sup>	RMSPD	R <sup>2</sup>	CP
		Suroeste			Urabá		
Arena (%)	Crudo <sup>(4)</sup>	7.28	0.68	0.84	-( <sup>5</sup> )	-	-
	SNV <sup>(6)</sup>	8.12	0.6	0.82	-	-	-
Limo (%)	Crudo	3.28	0.29	0.87	6.22	0.5	0.85
	SNV	3.32	0.28	0.87	-	-	-
Arcilla (%)	Crudo	9.06	0.59	0.71	-	-	-
	SNV	9.82	0.52	0.68	-	-	-
MO <sup>(7)</sup> (%)	Crudo	-	-	-	0.67	0.47	0.72
	SNV	-	-	-	-	-	-

EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

pH	Crudo	0.24	0.29	0.95	0.24	0.69	0.96
	SNV	0.25	0.27	0.95	0.3	0.78	0.95
P (mg kg <sup>-1</sup> )	Crudo	-	-	-	11.5	0.72	0.31
	SNV	-	-	-	-	-	-
Ca (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	Crudo	-	-	-	2.69	0.57	0.78
	SNV	-	-	-	-	-	-
Mg (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	Crudo	-	-	-	0.9	0.5	0.85
	SNV	-	-	-	-	-	-
CICE <sup>(8)</sup> (cmol <sup>+</sup> kg <sup>-1</sup> )	Crudo	-	-	-	3.2	0.54	0.83
	SNV	-	-	-	-	-	-
S (mg kg <sup>-1</sup> )	Crudo	3.39	0.67	0.58	1.06	0.72	0.64
	SNV	-	-	-	-	-	-
Zn (mg kg <sup>-1</sup> )	Crudo	1.73	0.7	0.48	-	-	-
	SNV	-	-	-	-	-	-

<sup>(1)</sup>Raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo, <sup>(2)</sup>Coefficiente de determinación, <sup>(3)</sup>Capacidad de predicción, <sup>(4)</sup>Espectro crudo, <sup>(5)</sup>Sin dato, <sup>(6)</sup>Variable Normal estándar, <sup>(7)</sup>Materia orgánica, <sup>(8)</sup>Capacidad de intercambio catiónica efectiva.

### 3.5.3 Selección de modelos foliares

Tanto para las bandas medias crudas como para las transformadas por DOSC, se obtuvieron modelos para los nutrientes N, P, S, Ca, Mg, K, Zn y B en ambas subregiones. Las bandas transformadas por DOSC entregaron los modelos más acertados para P y B, y para S y Mg fueron las bandas medias crudas las que construyeron los modelos seleccionados tanto en el Suroeste como en el Urabá. En el caso de la subregión Suroeste, el K obtuvo el modelo más acertado por medio de las bandas transformadas, con una CP=0.85; las bandas medias crudas entregaron modelos con la mayor robustez para N, Ca y Zn. Caso contrario sucede en la subregión Urabá, donde las bandas transformadas entregaron los modelos más acertados para para N, Ca y Zn, y las crudas para K (Tabla 3.5).

Se lograron establecer modelos para Ca, Mg y K en ambas subregiones, lo cual concuerda con el estudio realizado por Chen *et al.* (2011) que lograron establecer modelos foliares robustos en lichi (*Litchi chinensis* L.) para Ca, Mg y K a partir de la reflectancia; adicionalmente, para esta misma planta, D. Li *et al* (2016) obtuvieron modelos robustos para la predicción N foliar, a partir de índices establecidos con las huellas espectrales en las regiones del azul, verde, rojo e infrarrojo cercano. Los errores de predicción presentados por los modelos establecidos para N, son similares a los reportados por Darmawan *et al* (2016), quienes obtuvieron errores de predicción medio de 0.32, en cultivos de arroz a partir de huella espectral en la región del infrarrojo cercano. De manera general, para los nutrientes en los que se construyó un modelo de predicción se obtuvieron  $CP > 0.6$ , es decir, robustos y acertados en la estimación de los contenidos foliares de estos; lo anterior concuerda con lo reportado por Botero, Parra, y Cabrera (2009), en cuyo estudio se lograron establecer modelos robustos para 11 nutrientes foliares, dentro de los cuales se encuentran comprendidos los 8 en los que se construyó un modelo acertado en esta investigación; en contraste con estos autores, la transformación DOSC solo fue la mas acertada en los modelos para los nutrientes P, K y B para el Suroeste, y N, P, Ca, Zn y B para el Urabá; adicionalmente, no se logró establecer modelo para los nutrientes Fe, Mn y Cu en ninguna de las dos subregiones.

Tabla 3.5. Robustez de los modelos de predicción de nutrientes foliares de muestras colectadas en la subregión del Suroeste y Urabá, en función de la longitud media de los grupos obtenidos por conglomerados, crudo y bajo la transformación DOSC.



EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.

Elemento	Transformación	RMSPD <sup>(1)</sup>	R <sup>2</sup> ( <sup>2</sup> )	CP <sup>(3)</sup>	RMSPD	R <sup>2</sup>	CP
		Suroeste			Urabá		
N (%)	Crudo <sup>(4)</sup>	0,49	0,39	0,83	0,47	0,59	0,83
	DOSC <sup>(5)</sup>	0,51	0,48	0,82	0,35	0,62	0,88
P (%)	Crudo	0,03	0,51	0,81	0,04	0,51	0,78
	DOSC	0,02	0,65	0,88	0,03	0,39	0,83
S (%)	Crudo	0,02	0,47	0,8	0,035	0,56	0,71
	DOSC	0,23	0,67	-1,3	0,74	0,56	-5,17
Ca (%)	Crudo	0,16	0,31	0,81	0,65	0,58	0,2
	DOSC	0,17	0,35	0,8	0,17	0,4	0,79
Mg (%)	Crudo	0,06	0,39	0,82	0,05	0,53	0,87
	DOSC	0,07	0,61	0,79	0,05	0,41	0,87
K (%)	Crudo	0,43	0,51	0,84	0,39	0,37	0,89
	DOSC	0,39	0,34	0,85	0,39	0,31	0,89
Zn ( $\mu\text{g g}^{-1}$ )	Crudo	2,1	0,37	0,89	8,3	0,62	0,56
	DOSC	2,1	0,29	0,89	3	0,6	0,84
B ( $\mu\text{g g}^{-1}$ )	Crudo	7,9	0,37	0,66	12,6	0,82	0,5
	DOSC	7,8	0,48	0,66	7,7	0,58	0,69

<sup>(1)</sup>Raíz cuadrada del cuadrado de la diferencia media entre el valor observado y predicho a través del modelo, <sup>(2)</sup>Coeficiente de determinación, <sup>(3)</sup>Capacidad de predicción, <sup>(4)</sup>Espectro crudo, <sup>(5)</sup>Corrección ortogonal directa de la señal.

Hussain *et al* (2016) ajustaron modelos simples, a través de índices espectrales, para la predicción de N y P foliar en trigo; sin embargo, los índices multiespectrales no presentaron R<sup>2</sup> altos, los cuales se obtuvieron utilizando índices hiperespectrales que correlacionan longitudes de onda específicas. Adicionalmente, Mahajan *et al* (2014), mediante índices hiperespectrales, obtuvieron modelos con un R<sup>2</sup> bajo, sin embargo con un error de predicción bajo para N (<0.6%), S (<0.05%) y para K (<0.3%). De acuerdo a lo anterior, en este estudio se utilizó la huella hiperespectral de muestras edáficas y foliares, para su agrupación y posterior predicción de niveles de fertilidad a partir de estas, lo que permitió conservar la sensibilidad de regiones específicas, aumentando su capacidad de predicción.

### 3.6 CONCLUSIONES

Las 10 bandas establecidas a nivel foliar, tanto en el Suroeste como en el Urabá, permitieron establecer modelos aplicables para los nutrientes N, P, S, Ca, Mg, K, Zn y B. La transformación DOSC entregó modelos aplicables para varios de los nutrientes, a excepción de S, en cuyo caso la CP fue de -1.3 para el Suroeste y de -5.17 para el Urabá.

A nivel edáfico, sólo se establecieron modelos robustos para arena, limo, arcilla y pH en la subregión suroeste, las demás propiedades no pudieron ser estimadas a través de un modelo establecido, debido posiblemente, a la alta variabilidad química que presentan los suelos de esta subregión. En cuanto al Urabá, se pudo establecer modelo aplicable para las propiedades limo, materia orgánica, pH, S, Ca, Mg y CICE.

De forma general, la metodología multivariada utilizada en este estudio, permitió establecer grupos de bandas espectrales correlacionadas directamente con los contenidos de nutrientes, tanto en el suelo como en el área foliar, en plantaciones de plátano, en el Urabá antioqueño. Mientras que en la subregión Suroeste se establecieron modelos para los nutrientes foliares; y a nivel edáfico para el pH y la textura.

### **3.7 BIBLIOGRAFÍA**

Abdelrahman, M. A. E., Natarajan, A., & Hegde, R. (2016). Assessment of land suitability and capability by integrating remote sensing and GIS for agriculture in Chamarajanagar district , Karnataka , India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 19(1), 125–141. <http://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.02.001>

Abdi, H. (2003). Partial least square regression (PLS regression). *Encyclopedia for Research Methods for the Social Sciences*, 792–795.

Bezerra, Y., Araújo, C., Van Straaten, P., Biondi, C., de Souza, V., & Bezerra, Y. (2017). Effect of I- and S-type granite parent material mineralogy and geochemistry on soil fertility: A multivariate statistical and Gis-based approach. *Catena*, 149, 64–72. <http://doi.org/10.1016/j.catena.2016.09.001>

Botero Herrera, J. M., Parra Sánchez, L. N., & Cabrera Torres, K. R. (2009). Determinación del nivel de nutrición foliar en banano por espectrometría de reflectancia. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 62(2), 5089–5098. Retrieved from <http://revistas.unal.edu.co/index.php/refame/article/view/24919>

Camargo, L. A., Marques, J., Barr??n, V., Alleoni, L. R. F., Barbosa, R. S., & Pereira, G. T. (2015). Mapping of clay, iron oxide and adsorbed phosphate in Oxisols using diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 251–252, 124–132. <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.03.027>

Chávez Esponda, D., Miranda Cabrera, I., Varela Nualles, M., & Fernández, L. (2010). UTILIZACIÓN DEL ANÁLISIS DE CLUSTER CON VARIABLES MIXTAS EN LA SELECCIÓN DE. *Investigación Operacional*, (3), 209–216.

Chen, S., Li, D., Wang, Y., Peng, Z., & Chen, W. (2011). Spectral characterization and prediction of nutrient content in winter leaves of litchi during flower bud differentiation in southern China. *Precision Agriculture*, 12(5), 682–698. <http://doi.org/10.1007/s11119-010-9213-2>

Christy, C. D. (2008). Real-time measurement of soil attributes using on-the-go near infrared reflectance spectroscopy. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(1), 10–19. <http://doi.org/10.1016/j.compag.2007.02.010>

Curcio, D., Ciarolo, G., D'Asaro, F., & Minacapilli, M. (2013). Prediction of soil texture distributions using VNIR-SWIR reflectance spectroscopy. *Procedia - Procedia Computer Science*, 19, 494–503.

Darmawan, S., Herdiyeni, Y., Prasetyo, L. B., & Hasbi, W. (2016). Nitrogen content estimation of rice crop based on Near Infrared ( NIR ) reflectance using Artificial Neural Network ( ANN ). *Procedia Environmental Sciences*, 33, 63–69. <http://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.03.057>

Espinosa, J., & Mite, F. (1992). Estado actual y futuro de la nutrición y fertilización del banano. *Informaciones Agronómicas*, 48(April), 1–14. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/242230151\\_Estado\\_actual\\_y\\_futuro\\_de\\_la\\_nutricion\\_y\\_fertilizacion\\_del\\_banano#\\_=\\_](https://www.researchgate.net/publication/242230151_Estado_actual_y_futuro_de_la_nutricion_y_fertilizacion_del_banano#_=_)

Fraley, C., & Raftery, A. E. (2002). Model-based clustering , discriminant analysis , and density estimation.

Fraley, C., Raftery, A., Scrucca, L., Brendan, T., & Fop, M. (2016). Gaussian Mixture Modelling for Model-Based Clustering, Classification, and Density Estimation. CRAN. Retrieved from <http://www.stat.washington.edu/mclust/>

Gandhi, G. M., Parthiban, S., Thummalu, N., & Christy, A. (2015). Ndvi : Vegetation change detection using remote sensing and gis – A case study of Vellore District. *Procedia - Procedia Computer Science*, 57, 1199–1210. <http://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.415>

Ge, Y., Thomasson, J. A., & Sui, R. (2011). Remote sensing of soil properties in precision agriculture : A review. *Frontiers of Earth Science*, 5(3), 229–238. <http://doi.org/10.1007/s11707-011-0175-0>

Hastie, T. (Stanford U., Tibshirani, R. (Stanford U., & Friedman, J. (Stanford U. (2009). *The elements of statistical learning* (2nd ed.). Springer. <http://doi.org/10.1007/978-0-387-98135-2>

Holdridge, L. (1979). *Life Zone Ecology*.

Hussain, A., Narayan, R., Dinesh, S., & Sanatan, K. (2016). Relationship of Hyperspectral Reflectance Indices with Leaf N and P Concentration , Dry Matter Accumulation and Grain Yield of Wheat. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. <http://doi.org/10.1007/s12524-016-0633-y>

Kerkhof, B. Van De, Persie, M. Van, Noorbergen, H., Schouten, L., & Ghauharali, R. (2015). Spatio-temporal analysis of remote sensing and field measurements for smart farming. *Procedia Environmental Sciences*, 27, 21–25. <http://doi.org/10.1016/j.proenv.2015.07.111>

Landau, S., & Everitt, B. (2004). *A Handbook of Statistical Analyses using SPSS* (1st ed.). Chapman & Hall.

Li, D., Wang, C., Liu, W., Peng, Z., Huang, S., Huang, J., & Chen, S. (2016). Estimation of litchi (*Litchi chinensis* Sonn .) leaf nitrogen content at different growth stages using canopy reflectance spectra. *European Journal of Agronomy*, 80, 182–194. <http://doi.org/10.1016/j.eja.2016.08.001>

Li, F., Mistele, B., Hu, Y., Yue, X., Yue, S., Miao, Y., ... Schmidhalter, U. (2012). *Field Crops Research* Remotely estimating aerial N status of phenologically differing winter wheat cultivars

grown in contrasting climatic and geographic zones in China and Germany. *Field Crops Research*, 138, 21–32. <http://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.09.002>

Maechler, M., Rousseeuw, P., Struyf, A., Hubert, M., Hornik, K., Studer, M., ... Gonzalez, J. (2016). "Finding Groups in Data": Cluster Analysis Extended. CRAN.

Mahajan, G. R., Sahoo, R. N., Pandey, R. N., Gupta, V. K., & Kumar, D. (2014). Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen , phosphorus , sulphur and potassium, 499–522. <http://doi.org/10.1007/s11119-014-9348-7>

Marshall, M., Thenkabail, P., Biggs, T., & Post, K. (2016). Agricultural and Forest Meteorology Hyperspectral narrowband and multispectral broadband indices for remote sensing of crop evapotranspiration and its components ( transpiration and soil evaporation ). *Agricultural and Forest Meteorology*, 218–219, 122–134. <http://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.12.025>

Melo, J., Horák-Terra, I., Moreira, R., da Silva, F., Prazeres, K., Troula, C., ... Vidal, P. (2017). Genesis and properties of wetland soils by VIS-NIR-SWIR as a technique of environmental monitoring. *Journal of Environmental Management*, 197, 50–62.

Mondal, A., Khare, D., Kundu, S., & Mondal, S. (2016). Spatial soil organic carbon ( SOC ) prediction by regression kriging using remote sensing data. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*. <http://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.06.004>

Nawar, S., Buddenbaum, H., Hill, J., Kozak, J., & Mouazen, A. M. (2016). Estimating the soil clay content and organic matter by means of different calibration methods of vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. *Soil and Tillage Research*, 155, 510–522. <http://doi.org/10.1016/j.still.2015.07.021>

Reichstetter, M., Fearn, P. R. C. S., Weeks, S. J., Mckinna, L. I. W., Roelfsema, C., & Furnas, M. (2015). Bottom Reflectance in Ocean Color Satellite Remote Sensing for Coral Reef Environments. *Remote Sensing*, 16756–16777. <http://doi.org/10.3390/rs71215852>

Selim Köksal, E. (2011). Hyperspectral reflectance data processing through cluster and principal component analysis for estimating irrigation and yield related indicators. *Agriculture Water Management*, 98, 1317–1328. <http://doi.org/10.1016/j.agwat.2011.03.014>

Shimodaira, H. (2004). Approximately unbiased tests of regions using multistep-multiscale bootstrap resampling. *The Annals of Statistics*, 32(6), 2616–2641. <http://doi.org/10.1214/009053604000000823>

Stamatiadis, S., Christofides, C., Tsadilas, C., Samaras, V., Schepers, J. S., & Francis, D. (2005). Ground-sensor soil reflectance as related to soil properties and crop response in a cotton field. *Precision Agriculture*, 6(4), 399–411. <http://doi.org/10.1007/s11119-005-2326-3>

Stevens, A., & Lopez, L. R. (2013). An introduction to the prospectr package. CRAN. Retrieved from <http://cran.r-project.org/web/packages/prospectr/vignettes/prospectr-intro.pdf>

Suzuki, R., & Shimodaira, H. (2015). Hierarchical Clustering with P-Values via Multiscale Bootstrap Resampling. CRAN. Retrieved from <http://www.sigmath.es.osaka-u.ac.jp/shimo-lab/prog/pvclust/>

Syvilay, D., Wilkie-chancellor, N., Trichereau, B., Texier, A., Martinez, L., Serfaty, S., & Detalle, V. (2015). *Spectrochimica Acta Part B* Evaluation of the standard normal variate method for Laser-Induced Breakdown Spectroscopy data treatment applied to the discrimination of painting layers

☆. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 114, 38–45.

<http://doi.org/10.1016/j.sab.2015.09.022>

The R Core Team. (2016). R : A Language and Environment for Statistical Computing.

Tobias, R. D. (1995). An introduction to partial least squares regression. Proc. Ann. SAS Users Group Int. Conf., 20th, Orlando, FL, 2–5.

<http://doi.org/http://support.sas.com/techsup/technote/ts509.pdf>

Wang, Y., Huang, T., Liu, J., Lin, Z., Li, S., Wang, R., & Ge, Y. (2015). Soil pH value, organic matter and macronutrients contents prediction using optical diffuse reflectance spectroscopy.

Computers and Electronics in Agriculture, 111, 69–77.

<http://doi.org/10.1016/j.compag.2014.11.019>

Westerhuis, J. A., De Jong, S., & Smilde, A. K. (2001). Direct orthogonal signal correction. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 56(1), 13–25. [http://doi.org/10.1016/S0169-7439\(01\)00102-2](http://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00102-2)

Zamundio Sánchez, A. M., Carrascal Carrascal, M. L., Pulido Roa, C. E., Gallardo, J. F., Ávila Pedraza, É. Á., Vargas Alfonso, M. A., & Vera Raigosa, D. F. (2006). Métodos analíticos del laboratorio de suelos. (Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Ed.) (Sexta). Bogotá.



## CONCLUSIONES

La subregión del Suroeste, a nivel edáfico, presenta dificultades con la obtención de modelos aplicables en la estimación de nutrientes; presentando así modelos robustos mediante la metodología de conglomerados sólo para arena, limo, arcilla y pH, y mediante la huella espectral sólo se logró establecer de manera robusta un modelo para el calcio. Como se resaltó anteriormente, dichos resultados se deben, posiblemente, a las condiciones químicas de estos suelos, que siendo derivados de ceniza volcánica, son reactivos e inestables químicamente. A nivel foliar, se lograron establecer modelos acertados para la estimación de los macronutrientes (N, P y K) mediante la huella espectral y para N, P, S, Ca, Mg, K, Zn y B a través de metodología de conglomerados. Es posible estimar a través de la teledetección nutrientes correspondientes al área foliar en plantas de plátano.

La subregión del Urabá presenta suelos con un contexto químico menos variable que el Suroeste, ya que se obtuvieron modelos robustos para las propiedades del suelo pH, Materia orgánica, Ca, Mg y CICE mediante las dos metodologías estudiadas; adicionalmente, por conglomerados se lograron construir modelos para limo, P y S; es decir, las condiciones químicas de los suelos de la subregión permiten obtener modelos robustos para una buena cantidad de nutrientes, siendo una característica importante en posibles implementaciones de equipos para el diagnóstico *in situ* de estas propiedades. De igual manera, a nivel foliar se logró establecer modelos acertados para N, P, S, Ca, Mg y Zn bajo ambas metodologías de obtención; además por la huella espectral se logró establecer para Cu y por conglomerados para K y B.

De forma general, se pudo observar que, tanto para propiedades edáficas como foliares, la metodología de obtención de modelos por conglomerados logró construir una mayor cantidad de

**EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE LA REFLECTANCIA FOLIAR Y EDÁFICA PARA LA PREDICCIÓN DE CONTENIDOS DE NUTRIENTES EN PLANTACIONES DE PLÁTANO (*MUSA ABB SIMMONS*) EN EL URABÁ Y SUROESTE ANTIOQUEÑO.**

modelos robustos para las variables estudiadas, con la ventaja adicional de un número de factores (bandas) bajo, lo cual simplifica su uso en equipos de teledetección para la estimación de las propiedades que definen la nutrición del cultivo en tiempo real.