

EVALUACIÓN ESPECTRAL DE PLANTAS DE AJÍ TABASCO EN CONDICIONES VARIABLES DE FERTILIZACIÓN NITROGENADA



**EVALUACIÓN ESPECTRAL DE PLANTAS DE AJÍ TABASCO EN CONDICIONES
VARIABLES DE FERTILIZACIÓN NITROGENADA**

FRANK DAVID MONTENEGRO HURTADO

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL Y GEOMÁTICA
INGENIERÍA TOPOGRÁFICA
SANTIAGO DE CALI
2018**

**EVALUACIÓN ESPECTRAL DE PLANTAS DE AJÍ TABASCO EN CONDICIONES
VARIABLES DE FERTILIZACIÓN NITROGENADA**

FRANK DAVID MONTENEGRO HURTADO

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Topográfico

Directores

FRANCISCO LUIS HERNÁNDEZ TORRES

ALDEMAR REYES TRUJILLO

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL Y GEOMÁTICA
INGENIERÍA TOPOGRÁFICA
SANTIAGO DE CALI
2018**

Nota de Aceptación

Director del trabajo de grado

Jurado

Jurado

Santiago de Cali, 14 de julio de 2018

CONTENIDO

RESUMEN.....	9
1. INTRODUCCION	10
2. PROBLEMÁTICA	11
3. OBJETIVOS.....	13
3.1. General	13
3.2. Específicos.....	13
4. JUSTIFICACIÓN	14
5. MARCO TEORICO.....	16
5.1. MARCO CONCEPTUAL.....	16
5.1.1. Ají tabasco(<i>Capsicum frutescens</i> L)	16
5.1.2. Teledetección.....	17
5.1.3. Radiación electromagnética	18
5.1.4. Interacción de radiación electromagnética con los objetos	18
5.1.5. Firma espectral	18
5.1.6. Espectroscopia	18
5.1.7. La espectroscopia en el análisis de la nutrición vegetal	19
5.1.8. Nitrógeno en las plantas	19
5.1.9. Índices espectrales para la vegetación	20
5.1.10. Análisis Exploratorio de Datos (AED)	20
5.1.11. Análisis de Varianza (ANOVA)	21
5.1.12. Datos funcionales.....	21
5.2. MARCO TEORICO	23
5.2.1. Espectrometría.....	23
5.2.2. Máximo de la primera deriva de la función espectral (REP, <i>Red Edge Position</i>) ²⁴	
5.2.3. Índice normalizado de vegetación en el rojo cercano (NDVI 705 - <i>Red Edge Normalized Difference Vegetation Index</i>)	24
5.2.4. Índice de borde rojo de diferencia normalizada (NDRE Normalized Difference Red Edge Index)	24
5.2.5. Índice de clorofila (Chl 1 Chlorophyll Index).....	25
5.2.6. Análisis de Varianza	25
5.2.7. Análisis de Datos Funcionales (ADF).....	27

5.3.	MARCO REFERENCIAL	32
6.	METODOLOGIA	35
6.1.	ESQUEMA METODOLÓGICO	35
6.2.	AREA DE ESTUDIO	35
6.3.	EQUIPOS Y MATERIALES	35
6.3.1.	Radioespectrómetro EPP2000	36
6.3.2.	SpectraWiz	37
6.3.3.	Medidor de Clorofila SPAD-502	37
6.4.	Respuesta espectral de los cultivos de ají por estrés de fertilización nitrogenada 38	
6.4.1.	Diseño Experimental	38
6.4.2.	Captura de datos de espectrales	41
6.4.3.	Clorofila y medidas de control.....	42
6.4.4.	Análisis exploratorio y caracterización espectral	42
6.5.	la fisiología de las plantas y la influencia de estrés por fertilización nitrogenada 43	
6.5.1.	Análisis de Varianza (ANOVA)	43
6.5.2.	Índices de Vegetación	43
7.	RESULTADOS.....	44
7.1.	Respuesta Espectral del Cultivo de Ají por Estrés de Fertilización Nitrogenada	44
7.1.1.	Población de estudio	44
7.1.2.	Datos espectrales.....	44
7.2.	Determinación De La Influencia De Los Tratamientos En La Fisiología De Las Plantas	51
7.2.1.	Análisis De Varianza.....	52
7.2.2.	Calculo de clorofila a partir de la firma espectral.....	59
8.	DISCUSIONES.....	75
9.	CONCLUSIONES	78
10.	RECOMENDACIONES	80
11.	BIBLIOGRAFÍA	82

TABLA DE FIGURAS

Figura 1 Ají Tabasco (<i>Capsicum frutescens</i> L.).....	16
Figura 2 ciclo fenológico de <i>Capsicum</i>	17
Figura 3 Diagrama metodológico	35
Figura 4 Zona de estudio	35
Figura 5 Espectroradiómetro EPP2000	36
Figura 6 Visualización de la firma espectral a través del software SpectraWiz.....	37
Figura 7 Partes del medidor de clorofila SPAD-502	38
Figura 8 Diseño experimental	39
Figura 9 Toma de reflectancia.....	42
Figura 10 Identificación de firmas espectrales con errores.....	45
Figura 11 Firma espectrales anómalas	45
Figura 12 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 0N por franja horaria.....	46
Figura 13 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 50N por franja horaria.....	47
Figura 14 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 100N por franja horaria.....	47
Figura 15 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 0N por franja horaria.....	49
Figura 16 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 50N por franja horaria.....	50
Figura 17 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 100N por franja horaria.....	50
Figura 18 Test de Normalidad de KS-Lilliefors entre franjas.....	52
Figura 19 Test de Homogeneidad de Levene entre franjas	52
Figura 20 Prueba de Kruskal – Wallis entre franjas.....	53
Figura 21 Test de Normalidad de KS-Lilliefors para 9 am	53
Figura 22 Test de Homogeneidad de Levene para 9 am.....	54
Figura 23 Prueba de Kruskal – Wallis para 9 am	54
Figura 24 Test de Normalidad de KS-Lilliefors para 12 pm	55
Figura 25 Test de Homogeneidad de Levene para 12 pm.....	55
Figura 26 Prueba de Kruskal – Wallis para 12 pm	56
Figura 27 Test de Nemenyi para 12 pm	56
Figura 28 Test de Normalidad de KS-Lilliefors para 9 pm	57
Figura 29 Test de Homogeneidad de Levene para 3 pm.....	57
Figura 30 Prueba de Kruskal – Wallis para 3 pm	58
Figura 31 Test de Nemenyi para 3 pm	58
Figura 32 índice SPAD.....	60
Figura 33 Diagrama de cajas por tratamiento	61
Figura 34 Correlación entre índice SPAD y Reflectancia	61
Figura 35 grafica dispersión tratamiento 0N.....	62
Figura 36 grafica dispersión tratamiento 50N.....	63
Figura 37 grafica dispersión tratamiento 100N.....	63
Figura 38 Correlación entre índice SPAD y Reflectancia de las 12pm	65
Figura 39 grafica dispersión tratamiento 0N.....	66
Figura 40 grafica dispersión tratamiento 50N.....	66
Figura 41 grafica dispersión tratamiento 100N.....	67
Figura 42 Correlación entre índice SPAD y Reflectancia de las 3 pm	68
Figura 43 grafica dispersión tratamiento 0N.....	69
Figura 44 grafica dispersión tratamiento 50N.....	69
Figura 45 grafica dispersión tratamiento 100N.....	70
Figura 46 grafica dispersión tratamiento 0N para las 3 pm	72

Figura 47 Valores residuales del modelo	72
---	----

TABLA DE TABLAS

Tabla 1 Especificaciones técnicas espectroradiómetro EPP2000	36
Tabla 2 Requerimientos nutricionales totales.....	39
Tabla 3 requerimientos nutricionales primera fertilización	39
Tabla 4 requerimientos nutricionales segunda fertilización	39
Tabla 5 requerimientos nutricionales tercera fertilización	40
Tabla 6 requerimientos nutricionales cuarta fertilización	40
Tabla 7 requerimientos nutricionales quinta fertilización	40
Tabla 8 requerimientos nutricionales sexta fertilización.....	41
Tabla 9 Bitácora de captura de datos en campo	42
Tabla 10 Tamaño de la muestra	45
Tabla 11 Descripción del espectro promedio en fase vegetativa	48
Tabla 12 Descripción de firmas espectrales fase reproductiva	51
Tabla 13 Prueba de Normalidad	59
Tabla 14 Prueba de Homogeneidad.....	59
Tabla 15 Análisis de Varianza no Paramétrico.....	59
Tabla 16 longitudes de onda con mayor correlación para el índice SPAD.....	62
Tabla 17 coeficiente de determinación y correlación entre índices de vegetación e índice SPAD	64
Tabla 18 longitudes de onda con mayor correlación para el índice SPAD.....	65
Tabla 19 coeficiente de determinación y correlación entre índices de vegetación e índice SPAD	67
Tabla 20 longitudes de onda con mayor correlación para el índice SPAD.....	68
Tabla 21 coeficiente de determinación y correlación entre índices de vegetación e índice SPAD	70
Tabla 22 Estimación de los parámetros funcionales del modelo	71
Tabla 23 coeficiente de determinación y correlación entre firmas funcionales e índice SPAD...	73
Tabla 24 Normalidad de Residuales	74
Tabla 25 Homogeneidad de los residuales	74

RESUMEN

Con el objetivo de dar a conocer la percepción remota como una herramienta útil en el seguimiento fisiológico de cultivos, se desarrolló una investigación de análisis espectral en plantas de ají, alterando su condición nutricional. Dentro del proceso metodológico, se realizó un montaje experimental en el que el factor principal fue la fertilización nitrogenada que contó con tres niveles (solución sin nitrógeno 0%, solución con 50% de nitrógeno y solución completa 100%); en cada nivel se distribuyó de manera aleatoria 12 plantas por tratamiento y se escogieron 5 plantas de forma aleatoria para cada nivel; analizando de esta manera no solo cada nivel, sino también la interacción que presentan sobre los valores de reflectancia. La captura de la información espectral se realizó mediante un espectro radiómetro EPP2000, con un rango espectral entre los 400 - 950 nm y una resolución de 0.5 nm, con 3 diferentes franjas horarias de toma 9 am, 12 pm y 3 pm, obteniendo aproximadamente 2025 datos de reflectancia en total, en un periodo de 45 tiempos de muestreo a lo largo de 150 días. Además de los datos de reflectancia, se capturaron al mismo tiempo datos de índice SPAD con un SPAD 502 (medidor de clorofila).

Se realizó un análisis exploratorio de datos (AED), con el fin de hallar firmas espectrales anómalas, contiguo se efectuó un análisis descriptivo por fase fenológica para las diferentes franjas horarias y niveles. Posterior a esto, se desarrolló un modelo de análisis de varianza no paramétrico (Kruskal), que se aplicó en cada longitud de onda para cada fase fenológica, y se implementó un análisis de varianza de una vía para contrastar cada nivel contra el nivel control (nutrición completa) en las diferentes franjas horarias. Para el nivel 9:00 am no hubo diferencias significativas entre tratamientos, para las 12:00 pm, la significancia fue en el verde (500-600 nm), y para las 3 pm la significancia fue en la región del infrarrojo cercano (800-950 nm). Se propuso la prueba pos-hoc de comparaciones múltiples con el test de Nemenyi, con el fin de identificar cuáles son los tratamientos que presentan estas diferencias, mostrando que hay diferencias entre los tratamientos 0N y 50N en la región del verde para las 12:00 pm y diferencias entre el 100N y 0N en la región del NIR para las 3:00 pm.

Finalmente, se evaluó la bondad de utilizar los valores de reflectancia en el cálculo de variables biofísicas de la planta (clorofila), esto mediante el nivel de correlación entre los valores del índice SPAD y los calculados. Para ello, se aplicaron tres métodos, en el primero se usaron índices normalizados formados por las longitudes que mejor se correlacionan con el índice SPAD, este presentó un $R^2=74\%$ para el nivel 100N a las 9 am con el índice W3. En el segundo, se evaluaron los índices de vegetación citados en la literatura enfocados a la determinación de clorofila en la planta, con los cuales se obtuvo un $R^2=74\%$ para el nivel 50N a las 9 am con el índice NDVI705. Y en el Tercero, se empleó un modelo de regresión funcional, el cual involucra todos los valores de la firma espectral como una sola función, correlacionándolos con los valores medidos in situ, obteniendo así un $R^2=91\%$ para el nivel 50N y 100N a las 3 pm, con lo que se logró concluir que los modelos en donde se incluyen todos los valores de la reflectancia presentan una mejor predicción de la clorofila, en relación a los modelos que solo utilizan sectores puntuales de esta.

1. INTRODUCCION

Una de las técnicas que aplica imágenes como insumo es la teledetección en donde hay una interacción desde sensores instalados en el espacio y la energía en la superficie terrestre, hay componentes esenciales para esta técnica como es la fuente de energía, los cuerpos de estudio, el tipo de sensor y su sistema de recepción y por último el usuario final (Chuvieco, 1998; Isla & López, 2005). A través del tiempo las investigaciones se enfocaron en el análisis espectral y no por los resultados de ciertos sensores (Escobar, 2015; Murillo, Muñoz, & Carbonell, 2013) y se ha evidenciado la utilidad de las investigaciones espectrales para la determinación de características en los tipos de materiales utilizando la información detallada de los espectroradiómetros de campo y sistemas satelitales y aerotransportados (imágenes) en donde se pueden detectar aspectos biofísicos.

En la interacción de la superficie terrestre con la atmosfera ha brindado la generación de modelos basados en los procesos hiperespectrales creando la necesidad de adquirir datos de campo y de esta manera parametrizar los modelos lo que ayuda a la ampliación de datos a escala de hoja a pixel (Schlemmer et al., 2013).

Para la rápida identificación y clasificación de las coberturas vegetales, la fisiología y las características fenológicas de las plantas se utiliza la espectroscopía, ya que de esta manera se consigue caracterizar el comportamiento espectral la clorofila y el contenido de agua en las plantas (Gates *et al.*, 1965).

La espectroscopía es una técnica muy recomendada para el comercio agrícola ya que no es invasiva por lo que no necesita reactivos ni instrumentos externos, lo que aumenta el tiempo de respuesta para detectar los nutrientes de un cultivo generando una reducción de costos (Ramos, 2015).

Gracias a los análisis estadísticos se puede relacionar los datos cuantitativos que brinda la espectrometría con las características cualitativas, lo que permite realizar los diversos procesos previos y posteriores al análisis, y generar modelos predictivos asociado a las variaciones del espectro con las variables cualitativas (Escobar, 2015).

En este documento se aborda la aplicación de la espectrometría de campo para el análisis de características de estrés en la planta, ya que esta técnica permite determinar el comportamiento de variables fisiológicas de los cultivos de manera temprana, práctica y económica. En los siguientes capítulos se podrán encontrar los procesos metodológicos que se tienen en cuenta para la toma, procesamiento y análisis de la información espectral, que permiten conocer las características del tipo de cultivo de estudio y las condiciones de estrés a las que fue sometido.

En el presente trabajo se evaluará la respuesta espectral en el cultivo de ají a diferentes niveles de fertilización nitrogenada utilizando espectroscopia de campo como un mecanismo para detectar el comportamiento biofísico del cultivo a una temprana edad fisiológica y de manera rápida y económica, a continuación, se encontrarán las metodologías para la captura, procesamiento y análisis de los datos espectrales para obtener las características y condiciones de estrés para el cultivo evaluado.

2. PROBLEMÁTICA

Los datos disponibles en Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO,2013) para la producción de ajíes y pimentones rojos deshidratados y secos en el mundo, indican que en los últimos años ésta aumentó de 2.630.000 ton en 2003 a 3.351.121 ton en 2011. Debido a los beneficios asociados a la ingesta de ají su producción y demanda a nivel mundial ha aumentado, lo cual, ha provocado un incremento en la producción de este en países tropicales como Venezuela, Costa Rica, Ecuador y Colombia.

En Colombia la producción agrícola para el año 2015 aumentó en los primeros 9 meses lo que representó un 2.9% del PIB, inferior a la economía del país reportado en 3.0%, sin embargo el sector agrícola del país solo obtuvo el 1.1% de crecimiento según el presidente de la Sociedad de Agricultores de Colombia (SAC) (Mejía, 2016) Esta situación se presentó debido al agudo Fenómeno del Niño. Adicionalmente, los cultivos en su mayoría fueron de corto plazo y hubo una reducción de la siembra, lo que ha causado una disminución notable en el rendimiento por hectárea y se refleja en la inflación de los precios en los últimos meses rondando en 9.81% (Mejía, 2016)

Según el informe de la Subdirección de Estudios Socioeconómicos y Competitividad Regional, (2015), se ha diagnosticado que la producción y cosecha de ají se ha afectado de forma negativa en un periodo de 10 años evaluado entre 2001 a 2011 ya que la superficie sembrada disminuyó en un 50.7% dejando de sembrar 37 Has, con un total de 35 Has sembradas en el 2011, mientras que la superficie cosechada disminuyó, con un total de 33 Has cosechadas en el 2011. De este panorama se resaltan los años 2004 y 2010 que obtuvieron 66 y 47 Has cosechadas respectivamente. Siguiendo este orden de ideas la relación entre cosecha y siembra disminuyó en un 94.3% debido a la mayor maduración del cultivo lo que significa más tiempo de siembra que a su vez, afecta directamente la producción como lo indican las toneladas por hectáreas del año 2004, que presentó la mayor producción con 940 toneladas y se evidenció un descenso en la producción hasta el 2011 con 486 toneladas, pero con un pico positivo en el 2010 con 651, destacando el municipio de Roldanillo como el principal productor de ají en todo el periodo de análisis.

La productividad de los cultivos se altera en gran medida por la variabilidad espacial de los nutrientes presentes en el suelo, por las condiciones físico químicas (Nitrógeno, Fosforo, Potasio...) del mismo, (Valbuena, Martínez, & Giraldo, 2008). Para desarrollar prácticas agronómicas orientadas a maximizar la producción, es fundamental establecer las necesidades nutritivas de la planta en el tiempo (Mejía de Tafur, Marín, & Menjivar, 2014). Para asegurar una producción controlada y regular, es necesario estimar el estado nutricional del cultivo y de esta manera hacer una actividad viable para el mercado.

En la actualidad se han desarrollado herramientas de diagnóstico que permiten estimar con ciertas limitaciones la respuesta al agregado de nitrógeno en los cultivos. El nitrógeno es de gran importancia, con varias funciones en la planta, sin embargo, algunas de las funciones más relevante son: la producción de hojas verdes de la planta y la producción de células vegetales, es decir, crecimiento general de la planta. El nitrógeno es esencial para la formación de la clorofila y la actividad fotosintética, componente de aminoácidos, proteínas y prótidos, forma parte de enzimas y sustancias complejas, alargando las fases del ciclo de cultivo (Isla & López, 2005).

La sintomatología del cultivo al momento de presentar un déficit de nitrógeno se evidencia en el amarillamiento general, desarrollo raquítico, floración y la maduración precoz (Murillo, Carbonell

& Muñoz, 2013). Pero en excesos, el nitrógeno produce un crecimiento exagerado y color verde intenso, se forman plantas débiles con tejidos tiernos y, por tanto, más propensas a las plagas y enfermedades. Las plantas abonadas con un exceso de nitrógeno, son más sensibles a los ácaros (una plaga), la floración es escasa por el predominio de hojas (muchas hojas y pocas flores), las flores crecen incompletas, sin estambres o sin pistilos, las flores y frutos se desprenden prematuramente, los frutos presentan un color anormal, aparece gomosis en árboles frutales (exudación de goma por tronco y ramas), también se deprime la absorción de Fósforo, Potasio, Cobre y otros nutrientes lo que genera una reducción de la producción y pérdida de calidad del fruto (Menesatti et al., 2010).

La estimación del estado nutricional de cultivos se ha realizado a través del tiempo de diferentes formas, examinando sus tejidos con análisis químicos para estimar el contenido de nitrógeno, en los que se utilizan métodos analíticos en laboratorio como secado, molido, digestión, destilación y titulado, cuyos resultados sobre el estado de un cultivo son tardíos, limitando la información confiable en tiempo real sobre el cultivo. Este factor es crítico en la toma de decisiones ya que la planta comienza su mayor crecimiento aumentando la demanda de Nitrógeno. (Morón et al., 2002), halló una alta correlación de la clorofila-a con el estado nutricional del nitrógeno en los cultivos, para lo que utilizó dispositivos como SPAD-502 que le permitieron medir el nivel de la clorofila directamente desde la planta. Por otra parte, el uso excesivo de fertilizantes nitrogenados genera problemas ambientales y afecta directamente a la producción del cultivo (Giménez, 2012). Por lo tanto, una estimación temprana de los niveles de nitrógenos en el cultivo permite corregir su dosificación en las fases fenológicas del cultivo, lo que permitirá evitar su afectación en el cultivo y el desperdicio de fertilizantes nitrogenados y de esta forma, prevenir los impactos negativos en el medio ambiente (Isla & López, 2005).

Debido al fuerte impacto que tiene el nitrógeno en el desarrollo del cultivo de ají y a la respuesta tardía que presentan los métodos tradicionales para la estimación del contenido de nitrógeno durante las distintas fases fenológicas del cultivo de ají, es necesario investigar metodologías que permitan obtener información oportuna sobre este factor y de esta manera contribuir a la tecnificación de este cultivo y mejorar sus niveles de producción.

3. OBJETIVOS

3.1. General

Evaluar la respuesta espectral en plantas de ají (*Capsicum frutescens* L) en condiciones variables de fertilización nitrogenada y su relación con el estado fisiológico.

3.2. Específicos

- Determinar el comportamiento espectral de plantas de ají para las condiciones de estrés fisiológico por fertilización nitrogenada.
- Estimar la influencia de tratamientos sobre la fisiología de las plantas mediante técnicas estadísticas y la evaluación de índices de vegetación espectrales en un montaje experimental.

4. JUSTIFICACIÓN

Según datos recientes de Carmona, (2013) , se prevé que para el año 2015 el mercado de ají alcance USD 7.169 mil millones en ventas. En este reporte se orienta el análisis al potencial del ají picante como producto con valor agregado para distintos mercados, cifras que permiten reconocer la importancia del ají deshidratado como ingrediente a nivel mundial, así como para el país.

El cultivo de ají por ser uno de los pocos cultivos al que no lo abarca las políticas de economía de puertas abiertas es una gran alternativa económica para los agricultores colombianos. Por lo tanto, se pretende incrementar la siembra de ají para suplir la creciente demanda mundial. Gracias a las condiciones geográficas y climatológicas, en el valle geográfico del Rio Cauca se han sembrado alrededor de 200 has de ají para el consumo local y de exportación (Subdirección de Estudios Socioeconómicos y Competitividad Regional, 2015).

Son pocos los estudios espectrales que se realizan en la nación en cultivos alternativos y de gran cabida, algunos caso de estudios son espinaca, maíz y caña de azúcar, (Giménez, 2012; Morón et al., 2002; Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013). En la presente investigación se implementó un estudio espectral aplicado en el cultivo de ají analizando los cambios de fertilización nitrogenada en la influencia de los factores fisiológicos del cultivo, obteniendo los datos de reflectancia de la planta mediante espectrometría de campo para analizar la variación de la firma espectral en su etapa fenológica. La medida de la reflectancia de cultivos es una nueva alternativa no destructiva, rápida e integradora para caracterizar el estado nutricional de un cultivo (Isla & López, 2005). Esta herramienta tecnológica brinda la ventaja de obtener resultados confiables en tiempo real del estado nutricional en las etapas previas a las respuestas morfo-fisiológicas de la planta, importantes para la generación de planes de mitigación y control

Con la actividad de esta investigación se pretende conocer los efectos que tiene las distintas dosis de fertilizantes nitrogenado en sectores de la firma espectral, utilizando un análisis de varianza (ANOVA) para relacionar las dosis de fertilizantes con los comportamientos de la firma espectral. Además, se determinó el nivel de clorofila en la planta, calculada a partir de los valores de la firma espectral, mediante índices citados en la literatura y modelos de regresión funcional, para obtener el nivel de correlación que hay entre la clorofila obtenida directamente de la planta y los calculados de la firma espectral. Este tipo de metodologías presentan un gran avance en la teledetección, pues tal como lo mencionan (Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013) el uso de espectroradiómetros posibilita conocer los cambios nutritivos del cultivo y las regiones espectrales sensibles a estos. Lo que se traduce en una nueva área de investigación para el sensoramiento remoto, como es el seguimiento de los cultivos a gran escala. Debido a esto se observa una nueva opción no destructiva, rápida, robusta y repetible para permitir de la manera más sencilla y eficaz la caracterización del estado nutricional de un cultivo, los índices de vegetación parecen ser los mejores indicadores del estado nutricional de N en el cual las combinaciones de la reflectancia de longitudes de onda son mejores que el valor de una única longitud de onda (Giménez, 2012)

En contraste, la estimación de los parámetros bioquímicos de forma remota y datos detectados, podrían proporcionar una solución rápida y de bajo costo para el diagnóstico de la variabilidad espacial de nutrientes del cultivo, que genere planes de control para el aumento de la producción lo que se constituye en un gran interés para los principales productores del país como el distrito de Riego Rut, el ministerio de agricultura y desarrollo rural y demás productores locales.

5. MARCO TEORICO

5.1. MARCO CONCEPTUAL

5.1.1. Ají tabasco (*Capsicum frutescens* L)

Las plantas de ají tabasco *Capsicum frutescens* L. (*Solanaceae*), poseen raíces primarias y secundarias que se sitúan entre 5 y 38 cm de profundidad; las primarias son corta y muy ramificadas, las raíces secundarias pueden extenderse hasta 1,20 m de diámetro. Sus hojas son de color verde claro, liso, ovoides y su longitud es de unos 8 cm. Puede sobrevivir hasta seis años; es habitualmente bianual pero la producción de frutos disminuye abruptamente con la edad. Es una planta perenne, pero se cultiva comercialmente como si fuera anual (Al-snafi, 2015).

Las *Capsicum*, está constituida por flores hermafroditas, pentabuladas con cinco anteras unidas y un estigma. Esta varía respecto la especie, en los tipos domésticos los estambres son más largos que la estigma, caso contrario ocurre en las silvestre. Dependiendo principalmente de la fertilización, variedad y condiciones climáticas las *Capsicum* alcanza alrededor de 0.3 y 1.5 metros de altura. Las especies cultivadas se consideran autógamas. (Al-snafi, 2015).

El fruto crece de forma oblicua con 2 - 4 lóculos, formando divisiones visibles en la parte inferior. Su constitución anatómica es representada por el pericarpio y la semilla. El pericarpio tiene un mejor desarrollo cuando son fecundados la mayor parte de los óvulos. El mesocarpio con un grosor cercano a 1 mm presente en el pericarpio, contribuye a una mejor forma de los frutos (Francis, 2000) (Figura 1).



Figura 1 Ají Tabasco (*Capsicum frutescens* L.)

Según la Corporación Misti, (2015) la fenología de la familia *Capsicum*, está comprendida por tres grandes fases: fase vegetativa, fase reproductiva y fase de maduración. Estas a su vez se dividen en total de 7 etapas: germinación, emergencia, brotamiento, botones, floración, cuajado y maduración (Figura 2). Este cultivo demanda una gran cantidad de fertilizante, por lo que se recomienda abonar con materia orgánica durante la preparación del terreno, para posteriormente complementar con una dosis de 200 Kg de nitrógeno; 160 Kg. de P₂O₅: 400 Kg. De K₂O por hectárea. Una correcta fertilización de los cultivos se basa, generalmente, en el conocimiento de las fases que vive la planta durante su ciclo; y con esta información planificar la fertilización al suelo y a la parte foliar del cultivo (hojas)(Martínez, 2015).

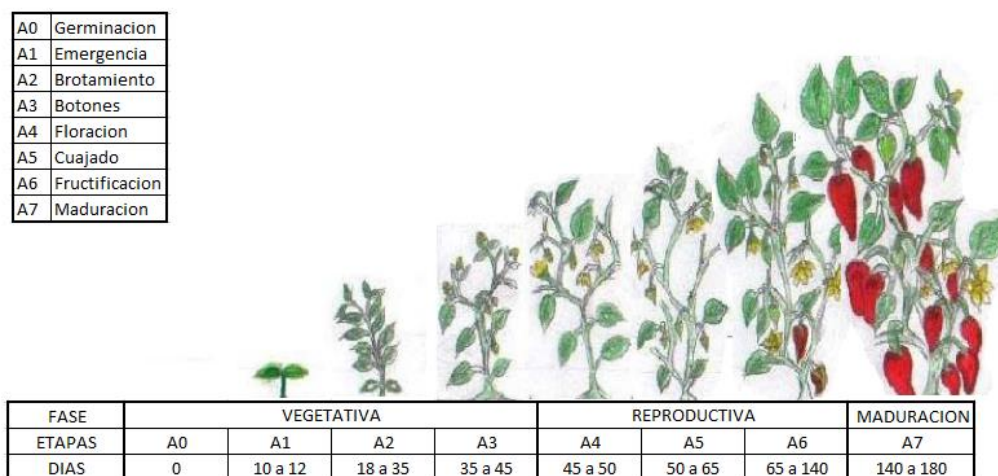


Figura 2 ciclo fenológico de Capsicum

El riego es imprescindible en el cultivo de Capsicum, ya que esta especie se caracteriza por poseer un ciclo vegetativo muy largo y un gran desarrollo aéreo en comparación con el pobre y superficial sistema radical (Corporación Misti, 2015). El suelo debe satisfacer una lámina de agua total por campaña entre 11,000 y 14,500 m³ para el ciclo del cultivo desde el trasplante hasta el último corte comercial. Los riegos deben ser por los surcos, entre las hileras. Al efectuar el trasplante el surco está ubicado junto a las hileras de plantas. A medida que éstas crecen, el surco se va alejando hacia la entrelinea, lo que se hace al efectuar las labores de control de malezas. En general, como esta especie se cultiva en suelos livianos y con buen drenaje, la frecuencia de riego es de 4 a 8 días (Corporación Misti, 2015). El primer riego se da inmediatamente después de la plantación, siendo recomendable dar otro a los 5-6 días para evitar el desecamiento de las plantas antes de que puedan establecer el crecimiento radical en el nuevo terreno. A los 20-30 días se da un tercer riego. A partir de este momento, dependiendo de las condiciones climatológicas y del desarrollo de las plantas con una frecuencia que va normalmente de 7- 10 días (Corporación Misti, 2015)

5.1.2. Teledetección

Según Chuvieco, (1993), la teledetección es descrita como una técnica que reconoce las características físicas de la superficie terrestre y los diferentes fenómenos que interactúan en ella, capturándolos en un sensor, en donde cada objeto en la superficie terrestre tiene una única respuesta espectral y se pueden identificar gracias a las leyes y principios físicos. Teniendo como ventaja frente a los métodos tradicionales la capacidad de espacializar la información, realizar estudios de gran escala, obtener la información del espectro visible y por fuera del él e información frecuente de la superficie.

Entre los componentes de la teledetección están:

La fuente de energía: flujo energético detectado por el sensor.

Cuerpos de estudio: todo cuerpo que tenga la propiedad de reflejar, absorber o transmitir la radiación recibida.

Sensores: se compone de toda la estructura de hardware y software, necesaria para la captura, almacenamiento y envío de la información.

Usuario: profesional que interpreta los datos con el fin de obtener una solución a una problemática específica.

5.1.3. Radiación electromagnética

La radiación electromagnética está compuesta por energía particulizada llamada cuantos y es transportada por ondas de energía en donde la longitud de onda y el color de la radiación es determinada por el grado de energía y la frecuencia de los cuantos (Hof & Macháñ, 2014). El espectro electromagnético es la agrupación de estas ondas y está dividido en los diferentes métodos de identificación

La teledetección utiliza regiones espectrales en diferentes magnitudes con variación de potencias de 10. El espectro de la región ultravioleta (UV), el espectro visible (RGB), el espectro del infrarrojo (IR) y las microondas. Se encuentran divididas por las siguientes longitudes de ondas, UV se encuentra por debajo de los 0.4 micras, luego se encuentra el visible que esta entre 0.4 a 0.7 micras, después de los 0.7 micras está el IR que se divide en 3 regiones que son el cercano, el medio y el térmico con longitudes de onda de 0.7 a 1.3, 1.3 a 3 y de 3 a 100 micras respectivamente y por ultimo están las microondas pertenecientes de 1mm a 1 m (Chuvieco, 1993).

5.1.4. Interacción de radiación electromagnética con los objetos

El total de energía que interactúa sobre un cuerpo se puede descomponer de manera general en tres fenómenos, la energía que se refleja (ER), la energía que se absorbe (EA) y la energía que se transmite (ET). La energía incidente es fraccionada de forma única por los objetos, por lo tanto, se puede diferenciar cada uno, propiedad que se conoce como huella o firma espectral (Cabello & Macias, 2011).

5.1.5. Firma espectral

En la superficie terrestre se puede cuantificar la energía reflejada por los objetos mediante la relación entre la energía incidente y la energía reflejada, que es conocida como reflectividad espectral (λ), (Chuvieco, 1993) Gracias a la firma espectral se puede hacer un análisis gráfico en el que se relaciona la reflectancia y la longitud de onda, lo que permite hacer una función de la capacidad de absorción, transmisión y reflexión de la energía incidente y determinar las propiedades espectrales de los objetos. Naturalmente este comportamiento depende de la composición y el estado de los objetos, el medio presente más las condiciones ambientales y la geometría de la captura entre el sensor y el sol (Hof & Macháñ, 2014).

5.1.6. Espectroscopia

La espectroscopia es el estudio de la relación entre la materia y la radiación electromagnética, a partir de la emisión o absorción de energía radiante. Sus principales aplicaciones son en astronomía, física, química. Es una de las técnicas más utilizadas y útiles para adquirir el registro espectral de las diferentes superficies (rocas, suelo, vegetación, agua) en condiciones de campo y laboratorio (Hof & Macháñ, 2014).

Existen factores que influyen de manera directa en la aplicación de esta técnica como, por ejemplo, las condiciones medioambientales, instrumentos utilizados y metodologías aplicadas.

Sin embargo, estos factores son controlados en pruebas de laboratorio lo que permite obtener resultados precisos. Aun cuando son poco aplicados, la espectrometría de campo sigue protocolos muy estrictos para mitigar estos factores y obtener datos reproducibles y homogéneos (Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013)

5.1.7. La espectroscopia en el análisis de la nutrición vegetal

Esta es una de las mayores aplicaciones de la espectroscopia, utilizada en gran medida para la estimación del contenido de nutrientes a nivel foliar, con el fin de optimizar los procesos productivos y hacer más rentable la producción agrícola (Ramos, 2015).

La interacción de la radiación solar con las moléculas de las plantas controla la reflectancia visible e infrarroja. Los componentes bioquímicos y estructurales influyen en la capacidad de las plantas para absorber, transmitir, y reflejar diferentes longitudes de onda de la radiación solar de 300 a 3000 nm. Los dos componentes de las hojas de las plantas que absorben radiación en las bandas visible e infrarroja son clorofila y agua. La absorción por clorofila es principalmente afectada por las transiciones de electrones entre 430 – 460 y 640 – 660 nm (Taiz & Zeiger, 2002).

Aunque la clorofila es el pigmento más importante en la fotosíntesis, en el proceso intervienen otros pigmentos auxiliares que la complementan. Dos sistemas de pigmentos llamados fotosistema I (FSI) y fotosistema II (FSII), cada uno con cierto número de moléculas individuales. El FSI contiene moléculas de clorofila a, clorofila b y carotenos; mientras que el FSII contiene las dos clorofilas y carotenos en otras proporciones. Cada tipo de pigmento absorbe ciertas longitudes de onda de luz. Parece ser que la energía de excitación del electrón puede transferirse de molécula a molécula y los receptores de esta energía son las moléculas de clorofila.

Todas las demás moléculas de clorofila a, clorofila b y demás pigmentos actúan como antenas para captar diversas longitudes de onda (azul-rojo) y transmitir esta energía de excitación de molécula en molécula hasta los centros de reacción. En el FSI las moléculas de clorofila a que se activan (oxidán) por una longitud de onda de 700 nm, En el FSII, el centro de reacción lo constituyen las moléculas de clorofila a, que se activan con longitudes de onda de 680 nm (Salisbury, 1992).

Los cambios en el espectro de reflectancia están regidos por las propiedades ópticas de las hojas. Estas propiedades están relacionadas con la capacidad de absorción de la luz (Baret, et al., 1994). La absorbencia por el follaje de los cultivos en el espectro visible depende principalmente de la concentración de moléculas de clorofilas y carotenoides, dicha absorbencia es menor en la región de longitud de onda de 550 nm, donde el pico de la reflectancia es frecuentemente mayor. La deficiencia de algunos nutrimentos influye en que exista una menor cantidad de pigmentos y consecuentemente el color de la hoja presenta una menor intensidad, ocasionando una mayor reflectancia. Plantas saludables reflejan más luz verde que plantas enfermas o cloróticas (Palacios & Palacios, 2003) y estos a su vez sirven como indicadores de deficiencias nutricionales, de forma rápida, a través de procesos no destructivos y relativamente económicos (Mejía de Tafur et al., 2014).

5.1.8. Nitrógeno en las plantas

El N es un nutrimento de alta demanda por las plantas; los requerimientos en las primeras etapas de desarrollo son bajos, pero la demanda de N se incrementa conforme la planta crece. Está presente en coenzimas, nucleótidos, amidas, ureidos y en la molécula de clorofila;

además participa en todas las reacciones enzimáticas y en todo el metabolismo de la planta (Pérez & Castro, 2010).

Las plantas absorben principalmente dos formas el Nitrógeno: nitrato (NO_3^-) y amonio (NH_4^+). Una deficiencia de N limita la división y expansión celular, así como el desarrollo de los cloroplastos, por lo que se producen plantas débiles, raquíticas, con crecimiento lento, que maduran precozmente y con rendimientos significativamente bajos. Los síntomas iniciales y más severos se ven en las hojas más antiguas, donde las proteínas se hidrolizan y el N es translocado como aminoácido de los tejidos viejos a las porciones en crecimiento activo de la planta. La proteólisis resulta en un colapso de cloroplastos, con una disminución en el contenido de clorofila y el amarillamiento de las hojas (Marschner, 2012); el exceso de nitrógeno retarda la senescencia, estimula el crecimiento y modifica la morfología de la planta (Perdomo & Barbazán, 1999).

5.1.9. Índices espectrales para la vegetación

Para un seguimiento del estado nutricional y vigor de la vegetación es necesaria la información biofísica, que es un indicador de la capacidad fotosintética muy útil para calcular la productividad. Los datos hiperespectrales tienen la capacidad de determinar estas variables biofísicas utilizando y desarrollando modelos estadísticos conocidos como índices espectrales e hiperespectrales (Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013).

Los índices de vegetación tienen como objetivo determinar las variaciones de la reflectividad en las plantas utilizando combinaciones entre bandas espectrales, sin utilizar métodos destructivos e invasivos o equipos que genere un estrés a los cultivos (Escobar, 2015).

Los índices de vegetación son producto de la suma, división, resta o multiplicación de valores espectrales, son medidas cuantitativas y se basan en la respuesta espectral para obtener parámetros físicos de un cultivo como biomasa o clorofila.

En el caso de la respuesta espectral capturada por sensores dispuestos en plataformas aéreas o satelitales, los valores se graban en números digitales (ND). Los ND deben ser transformados a radiancia, posteriormente a reflectancia al tope de la atmósfera (TOA) y mediante la corrección de los efectos atmosféricos al momento de registrar los datos, finalmente se convierten a reflectancia en la superficie. La mejor forma de calcular los índices es mediante la reflectancia de la superficie, debido a que presenta menos influencia por los factores atmosféricos (Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013).

Uno de los índices más utilizados en la mayoría de los estudios de análisis vegetales es el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés), el cual permite identificar el cambio de biomasa verde, contenido de clorofila y estrés hídrico (Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013), adicionalmente en la literatura se han registrado diferentes índices para la detección de aspectos biofísicos puntuales y la caracterización de la estructura vegetal.

Ramos, (2015) aplicó índices espectrales para la determinación de la concentración de nitrógeno en un cultivo de maíz, Ocampo, (2015) generó nuevos índices para analizar las concentraciones de Boro, Hierro y Manganeseo y estrés hídrico en cultivo de ají. Isla & López, (2005) utilizaron índices espectrales para determinar los niveles de estrés para la espinaca; Murillo, Carbonell & Muñoz, (2013) utilizaron índices para la estimación de parámetros biofísicos en caña de azúcar. Estos trabajos son un claro ejemplo de la importancia y la aplicabilidad de los índices de vegetación en la determinación de características fisiológicas.

5.1.10. Análisis Exploratorio de Datos (AED)

Es un análisis que se aplica previamente a un análisis estadístico riguroso, que consiste en examinar los datos y encontrar las relaciones que tienen las variables entre sí y, de esta manera el analista tiene un entendimiento de los datos, así como un panorama global del comportamiento de los datos. Un AED se desarrolla en seis etapas (Giraldo, 2011). La primera etapa consiste en preparar los datos para hacerlos accesibles a cualquier técnica estadística; la segunda etapa es la realización de un examen gráfico de la naturaleza de las variables individuales a analizar y un análisis descriptivo numérico que permita cuantificar algunos aspectos gráficos de los datos; en la tercera etapa se realiza un examen gráfico de las relaciones entre las variables analizadas y un análisis descriptivo numérico que cuantifique el grado de interrelación existente entre ellas; en la cuarta etapa se evalúa, si fuera necesario, algunos supuestos básicos subyacentes a muchas técnicas estadísticas como, por ejemplo, la normalidad, linealidad y homocedasticidad; en la quinta etapa se identifican los posibles casos atípicos (outliers) y se evalúa el impacto potencial que puedan ejercer en análisis estadísticos posteriores y por último, en la sexta etapa se evalúa, si fuera necesario, el impacto potencial que pueden tener los datos ausentes (missing) sobre la representatividad de los datos analizados. (Tukey, 1977)

Con la aplicación del AED, se busca entender el comportamiento de la reflectancia frente a los tratamientos planteados, apoyándose en la utilización de análisis gráficos y estadísticas descriptiva, permitiendo visualizar y caracterizar la posible tendencia y variabilidad de los datos.

5.1.11. Análisis de Varianza (ANOVA)

Esta herramienta es de gran utilidad en la industria para hacer el control de procesos y en laboratorios para el control de métodos analíticos, el ANOVA es la herramienta estadística para ver las diferencias estadísticamente significativas en las muestras de más de dos grupos de la misma población (Terrádez & Juan, 2010).

El ANOVA cuenta con tres tipos de modelos; los fijos, los aleatorios y los mixtos. Los modelos fijos estudian solo factores puntuales para obtener conclusiones puntuales. Los modelos aleatorios son categorías infinitas y se estudia una muestra de estos y los modelos mixtos hacen referencia a la presencia de uno o más factores de los modelos anteriores (Girden, 1992).

Un correcto uso del ANOVA debe seguir tres lineamientos: Cada conjunto de datos debe ser independiente del resto, los resultados obtenidos para cada conjunto deben seguir una distribución normal, y las varianzas de cada conjunto de datos no deben diferir de forma significativa. Dado el caso de analizar dos o más variables, se debe implementar diferentes pruebas después del ANOVA para determinar cuál de las variables es aquella que tiene mayor influencia en el ANOVA, se recomienda utilizar el test de tukey para la comparación de los tratamientos. Aplicando el ANOVA se podrá determinar las diferencias significativas presentes en la firma espectral para cada tratamiento de fertilización orientando el mejor índice de vegetación posible (Burdick, Borrór, & Montgomery, 2005).

5.1.12. Datos funcionales

En muchas áreas se ha empezado a trabajar con grandes bases de datos, que cada vez con más frecuencia corresponden a observaciones de una variable aleatoria tomadas a lo largo de un intervalo continuo (o en discretizaciones cada vez más extensas de este intervalo continuo) (Ramsay & Silverman, 1997). En campos como la espectrometría, el resultado de la medición es una curva que representa a la muestra concreta que al menos se ha evaluado en una centena de puntos, el intervalo continuo corresponde a las longitudes de onda, la cual, esta discretizada cada 0.5 nm y nuestra variable aleatoria medida corresponde al valor de

reflectancia para cada longitud de onda. Este tipo de datos, llamados datos funcionales, surgen de manera natural en muchas disciplinas, y como este ejemplo se podrían citar muchos otros en diversos campos como la economía, ingeniería, medio ambiente, etc. Ante estos nuevos retos surge como respuesta la estadística de datos funcionales que originalmente identificaba dato funcional con función en un intervalo continuo. Básicamente, los problemas a los que se debe enfrentar la estadística con datos funcionales responden a las mismas necesidades que la estadística clásica. Estos se podrían categorizar de la siguiente manera (Ginzo, 2008).

- Explorar y describir el conjunto de datos funcionales resaltando sus características más importantes.
- Explicar y modelar la relación entre una variable dependiente y una independiente (modelos de regresión).
- Métodos de Clasificación Supervisada o no Supervisada de un conjunto de datos respecto a alguna característica.
- Contraste, validación y predicción.

5.2. MARCO TEORICO

5.2.1. Espectrometría

Todas las sustancias pueden absorber energía radiante; aun el vidrio que parece ser completamente transparente absorbe radiación de longitudes de onda que no pertenecen al espectro visible. La absorción de las radiaciones ultravioletas, visibles e infrarrojas depende, pues, de la estructura de las moléculas y es característica de cada sustancia química. Cuando la luz atraviesa una sustancia, parte de la energía es absorbida (la energía radiante no puede producir ningún efecto sin ser absorbida). El color que adquieren las sustancias mismas se debe a que absorben ciertas longitudes de onda de la luz blanca que incide sobre ellas y solo dejan pasar a nuestros ojos aquellas longitudes no absorbidas (Hof & Macháñ, 2014).

Desde el planteamiento corpuscular, la energía de un fotón está dada por la relación (Hof & Macháñ, 2014):

$$E = h\nu \quad (1)$$

Donde E es la energía del fotón, h es la constante de Plank y ν es la frecuencia de la luz. Existe una relación entre la longitud de onda λ y la velocidad de la luz en el vacío C determinada por la ecuación (Hof & Macháñ, 2014):

$$V = \frac{C}{\lambda} \quad (2)$$

La representación de la propagación de la luz como onda electromagnética está dada por Hof & Macháñ, (2014):

$$A(\varphi) = A_0(\varphi)e^{i(wt-\delta)} \quad (3)$$

Donde, A es la amplitud, φ el ángulo de la polarización, w es la frecuencia angular, t es el tiempo y δ el ángulo de la fase.

La relación entre la frecuencia angular, el índice de refracción n y la longitud de onda, se define por Hof & Macháñ, (2014):

$$W = \frac{C}{\lambda n} \quad (4)$$

La Ecuación (3) describe la propagación de la luz en un medio no absorbente. Esta ecuación puede modificarse, remplazando el índice de refracción n por su forma compleja n^* para encontrar el caso opuesto (Hof & Macháñ, 2014).

$$n^* = n + ik \quad (5)$$

En el cual n y k siempre son positivos. De igual manera, el coeficiente de absorción a suele usarse en el caso de medios absorbentes, tal como se indica en la Ecuación (6) (Hof & Macháñ, 2014).

$$a = \frac{4k\pi}{\lambda} \quad (6)$$

Tomando el concepto de intensidad de una onda electromagnética y la Ecuación (3), se puede representar por la Ecuación (7) una onda electromagnética (Hof & Macháñ, 2014);

$$I = I_0 e^{-al} \quad (7)$$

Donde, l es la longitud del trayecto que recorre la luz dentro del medio absorbente. Esta relación (Ec. 7), es conocida como la ley de Beers, la cual describe el comportamiento de los fotones al entrar en un medio absorbente (Hof & Macháñ, 2014).

5.2.2. Máximo de la primera deriva de la función espectral (REP, *Red Edge Position*)

La posición REP es definida por la longitud de onda que corresponda al máximo de la primera deriva de la firma espectral, en la región *red edge*. Esta primera deriva es calculada mediante una transformación diferencial de orden 1 de la curva espectral (Dawson, Curran, & Plummer, 1998).

Aunque Ángel (2012), describe cinco métodos para el cálculo del valor REP, Cho & Skidmore, (2006), compararon su desempeño en el cálculo de REP para los cultivos de maíz, centeno y herbáceas mixtas y hallaron que con el método de extrapolación lineal (REP-LI) se obtuvo resultados óptimos.

El cálculo del REP-LI tiene en cuenta los dos puntos máximos presentes en la primera derivada de una curva espectral de vegetación en la región *red edge*. Se obtiene al extrapolar dos líneas rectas, obtenidas a partir de los dos puntos ubicados en la región del rojo (680 y 700 nm) del espectro y dos puntos ubicados en la región del infrarrojo cercano (725 y 760 nm) respectivamente, que corresponden a la curva de la primera derivada de la curva espectral de la vegetación (Ángel, 2012) La fórmula para el cálculo del REP -LI es:

$$REP - LI = 700 + 40 \times \left(\frac{(R_{re} - R_{700})}{(R_{740} - R_{700})} \right) \quad (8)$$

$$R_{re} = \frac{R_{670} - R_{780}}{2} \quad (9)$$

Donde R es la reflectancia en las longitudes de onda descritas en su subíndice.

5.2.3. Índice normalizado de vegetación en el rojo cercano (NDVI 705 - *Red Edge Normalized Difference Vegetation Index*)

Creado por Gitelson & Merzlyak, (1994), el NDVI 705 es una modificación del primer NDVI. Está diseñado para ser utilizado con los datos de reflectancia espectral con una resolución alta, como los datos de sensores hiperespectrales. El NDVI705 difiere del NDVI básico en que usa bandas a lo largo del rojo, en lugar de usar los principales picos de absorción y reflectancia. El NDVI 705 aprovecha la sensibilidad del borde rojo de la vegetación para la detección de pequeños cambios en el contenido nutricional del follaje y del dosel, e incluso en la etapa de senescencia de las plantas. Este índice ha encontrado sus aplicaciones en la agricultura de precisión, seguimiento a bosques y a la detección de estrés en la vegetación.

$$NDVI705 = \frac{(R_{750} - R_{705})}{(R_{750} + R_{705})} \quad (10)$$

Donde R es la reflectancia en las longitudes de onda descritas en su subíndice.

5.2.4. Índice de borde rojo de diferencia normalizada (NDRE *Normalized Difference Red Edge Index*)

Este índice se deriva del índice NDVI. El NDVI es un sustituto detectado remotamente para cubrir el dosel mientras que el NDRE es una medida de la concentración de N del cultivo (Barnes et al., 2000) aprovechando la sensibilidad del borde rojo de la vegetación para la detección de pequeños cambios en el contenido nutricional.

$$NDRE = \frac{(R_{790} - R_{720})}{(R_{790} + R_{720})} \quad (11)$$

Donde R es la reflectancia en las longitudes de onda descritas en su subíndice.

5.2.5. Índice de clorofila (Chl 1 Chlorophyll Index)

El índice Chl 1, planteado por Vogelmann, Rock, & Moss, (1993) utiliza bandas espectrales situadas en el borde rojo. Estos índices son sensibles a los cambios de la concentración de clorofila en el follaje, área foliar del dosel y el contenido de agua. Entre las aplicaciones más comunes están estudios de fenología de la vegetación, agricultura de precisión y modelamiento de productividad

$$CHL\ 1 = \frac{R_{740}}{R_{720}} \quad (12)$$

Donde R es la reflectancia en las longitudes de onda descritas en su subíndice.

5.2.6. Análisis de Varianza

Para establecer estadísticamente si existen o no diferencias significativas entre las medias de los grupos, usualmente se aplica una técnica de análisis estadístico llamada ANOVA, que se fundamenta en supuestos de normalidad y homogeneidad de varianzas. En el caso considerado, esto supone que para cada longitud de onda los datos de reflectancia en el interior de los grupos se ajustan a un modelo de probabilidad normal y que las varianzas de los grupos, en cada longitud de onda, no son significativamente diferentes.

Dependiendo de la validación de los supuestos de hipótesis nula para las pruebas de normalidad y homogeneidad se harán las pruebas de ANOVA paramétricas o pruebas no paramétricas como Kruskal-Wallis.

5.2.6.1. Validación del supuesto de normalidad

La prueba de Lilliefors (Lilliefors, 1967), Es una mejora en la prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S), y la corrige para valores pequeños en la cola de las distribuciones de probabilidad. Se utiliza para contrastar si un conjunto de datos se ajusta o no a una distribución normal, sobre todo, en lo que respecta a muestras ($n > 45$). En esta prueba, se asume que la media y varianza son desconocidas, y es especialmente desarrollado para testear la normalidad. Se plantea como hipótesis nula cuando una muestra $x_1, x_2, \dots, x_n$ proviene de una población normalmente distribuida.

El cálculo de la prueba estadística, que es la función de distribución empírica (EDF) se basa en Z_i . La ecuación es:

$$T_i = \sup_x |F^*(x) - S(x)| \quad (13)$$

Dónde:

$F^*(x)$ = la función de distribución normal estándar.

$S(x)$ = la función de distribución empírica de los valores Z_i .

Se rechaza la hipótesis nula si la estadística de prueba T_i es mayor que el valor crítico.

5.2.6.2. Validación del supuesto de homogeneidad de varianza

La prueba de Levene ofrece una alternativa más robusta que el procedimiento de Bartlett, ya que es poco sensible a la desviación de la normalidad. Eso significa que será menos probable que rechace una verdadera hipótesis de igualdad de varianzas solo porque las distribuciones de las poblaciones muestreadas no son normales (Correa, Iral, & Rojas, 2006).

El estadístico de prueba de Levene se define como:

$$W = \frac{(N-k) \sum_{i=1}^k n_i (\bar{Z}_{i.} - \bar{Z}_{..})^2}{(k-1) \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (Z_{ij} - \bar{Z}_{i.})^2} \quad (14)$$

Donde $\bar{Z}_{ij}$ puede tener una de las siguientes tres definiciones:

$$\bar{Z}_{ij} = |X_{ij} - \bar{X}_i| \quad (15)$$

Donde $\bar{X}_i$ es la media del i -ésimo subgrupo

$$\bar{Z}_{ij} = |X_{ij} - \check{X}_i| \quad (16)$$

Donde $\check{X}_i$ es la mediana del i -ésimo subgrupo

$$\bar{Z}_{ij} = |X_{ij} - \bar{X}'_i| \quad (17)$$

Donde $\bar{X}'_i$ es la media a recortada al 10% del i -ésimo subgrupo

$\bar{Z}_{..}$ es la media global de $\bar{Z}_{ij}$ y $\bar{Z}_{i.}$ es la media del i -ésimo subgrupo de los $\bar{Z}_{ij}$

La prueba de Levene rechaza la hipótesis que las varianzas son iguales con un nivel de significancia α si $W > F_{\alpha, k-1, N-k}$ donde $F_{\alpha, k-1, N-k}$ es el valor crítico superior de la distribución F con $k-1$ grados de libertad en el numerador y $N-k$ grados de libertad en el denominador a un nivel de significancia

5.2.6.3. Prueba de Kruskal y Wallis

El modelo lineal de un diseño unidireccional se puede escribir como:

$$y_i = \mu + \alpha_i + \varepsilon_i \quad (18)$$

con y el vector de respuesta, μ La media global de los datos, α_i la diferencia con la media del grupo i -ésimo y ε_i el error residual. La alternativa no paramétrica es la prueba de Kruskal y Wallis. Prueba la hipótesis nula de que cada una de las muestras pertenece a la misma población ($H_0: \bar{R}_i = (n+1)/2$). Primero, el vector de respuesta y se transforma en rangos con orden creciente. En presencia de secuencias con valores iguales (es decir, enlaces), los rangos medios se designan a las realizaciones correspondientes. Entonces, la estadística de prueba puede calcularse de acuerdo con Ecuación (19) (Pohlert, 2014):

$$\hat{H} = \left[\frac{12}{n(n+1)} \right] \left[\sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} \right] - 3(n+1) \quad (19)$$

Si H_0 es cierta y los tamaños muestrales son todos mayores que 5, el estadístico H se distribuye aproximadamente como chi-cuadrado con $k-1$ grados de libertad. La aproximación es tanto mejor cuanto mayor es el número de muestras y el tamaño de estas.

Cuando se producen empates, es decir, cuando varias observaciones de la misma o de distintas muestras son iguales y a todas se les asigna el mismo rango, es necesario dividir el valor de H por el siguiente factor de corrección Ecuación (20):

$$C = 1 - \frac{\sum_{i=1}^g (t_i^3 - t_i)}{n^3 - n} \quad (20)$$

En esta expresión g es el número de rangos que se repiten y t_i es el número de veces que se repite el rango i -ésimo. El efecto del factor de corrección es elevar ligeramente el valor de H.

5.2.6.4. post-hoc (Nemenyi)

Una vez que se ha determinado que existen diferencias entre las medias, las pruebas de rango post hoc permiten determinar qué medias difieren. La prueba de rango post hoc identifica subconjuntos homogéneos de medias que no se diferencian entre sí, identificando qué grupo o grupos son significativamente diferentes (Pohlert, 2014). El número de contrastes por parejas o pruebas subsiguientes que deben llevarse a cabo es $m = k(k-1)/2$ para detectar las diferencias entre cada grupo. Nemenyi propuso una prueba que originalmente se basaba en sumas de rango y la aplicación del método de error familiar para controlar el error tipo I en acción, si se realizan múltiples comparaciones. La hipótesis nula $H_0: \bar{R}_i = \bar{R}_j$ se rechaza, si se excede una diferencia absoluta crítica de sumas medias de rango Ecuación (21).

$$|\bar{R}_i - \bar{R}_j| > \sqrt{\frac{1}{C} \chi_{k-1; \alpha}^2 \left[\frac{n(n+1)}{12} \right] \left[\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]}, \quad (21)$$

donde C está dado por la Ecuación (20), calcula el nivel de significación correspondiente para las estadísticas estimada χ^2 (Pohlert, 2014).

5.2.7. Análisis de Datos Funcionales (ADF)

5.2.7.1. Definición

En el ADF, la unidad básica de información más que un conjunto de valores, es la función completa (Ramsay & Dalzell, 1991), ya que un dato funcional puede estimarse como la extensión de medidas reiterativas cuando la cantidad de mediciones (M) en un determinado individuo es muy grande.

Para Ferraty & Vieu, (2006), una variable aleatoria funcional X , toma valores en un espacio de funciones (espacio infinito dimensional), y se le denomina dato funcional a la observación x de la variable aleatoria X

En un conjunto de datos funcionales $x_1, x_2, \dots, x_n$ es la observación de n variables funcionales distribuidas como X . El dato funcional $x_i(t)$, $t \in T = [a, b] \subset R$, comúnmente se representa como un conjunto finito de pares (t_j, x_{ij}) $t_j \in T, j = 1, 2, \dots, M$, en el cual, M representa la cantidad de

puntos en los cuales es posible observar la variable de interés y $y_{ij} = x_i(t_j)$ (si no existe error observacional), $y_{ij} = x_i(t_j) + \varepsilon_j$ (en caso contrario).

Sea $T = [a, b] \subset \mathbb{R}$. Normalmente se asume que se tienen elementos del espacio:

$$L_2(T) = \left\{ f \rightarrow \mathbb{R}, \text{ tal que } \int_t f(t)^2 dt < \infty \right\}, \quad (22)$$

Con el objetivo de asegurar la validez de algunas distancias e integrales ya definidas, y teniendo en cuenta que el número de puntos M , es bastante grande y que los métodos de interpolación o de suavizado no paramétrico se utilizan para representar conjuntos discretos de pares como una función real, puede decirse entonces, que el análisis de datos funcionales (ADF) es inherente a la metodología de estimación funcional no paramétrica.

5.2.7.2. Representación de datos funcionales

Asumiendo que un dato de réplica i (longitud de onda) llegue como un conjunto de valor de medidas (reflectancia), $y_{i1}, \dots, y_{in}$, el primer paso es convertir los mencionados valores a una función x_i con valores $x_i(t)$ medido por cualquier argumento de valor deseado t . Si esas observaciones son asumidas sin error alguno, entonces el proceso es llamado interpolación, pero si tienen algún error de observación que necesita ser removido, la conversión de datos (finitos) a funciones (las cuales pueden ser evaluadas teóricamente como un número de puntos infinitos) puede incluir el paso de suavizado (Ramsay & Silverman, 1997).

5.2.7.3. Suavizado de funciones mediante funciones B-spline

El suavizado de curvas a través de funciones, es una herramienta no paramétrica muy útil en el ADF que consiste en aproximar las funciones del espacio considerado que se altera por la presencia de ruidos, por lo que es necesario eliminarlos, y así trabajar solamente con la porción de información útil de la señal. De esta forma, la eliminación de ruido inhibe la parte inútil de la señal y la restaura utilizando solo la parte útil (Guerrero Martinez, 2011). Uno de los beneficios de utilizar un B-spline como eliminador de ruido o suavizado es el manejo de los puntos de control de forma local en la curvatura. Esto permite que pueda cambiar un pequeño tramo de la curva compuesta sin afectar la curva totalmente. Sin embargo, una de sus principales desventajas es la insensibilidad a pequeños cambios locales, sumado a esto, el desplazamiento de un sólo punto de control casi no produce efecto en la curva. Se presenta a través de la Ecuación (23) (Ramsay & Silverman, 1997).

$$X(t) = \sum_{l=1}^K c_l B_l(t) = c' B(t) \quad (23)$$

Dónde K es el número de funciones de la base, c es un vector k -dimensional de coeficientes y $B(t)$ es una función $L+4$ -dimensional con componentes $B_k(t)$.

A pesar de que existen diversas alternativas (B-spline, Fourier, Wavelets, entre otras), en este apartado solo se expondrán los conceptos referentes a la base de B-spline, debido a la discretización entre los datos, ya que ésta es la empleada en la aplicación de este tipo de datos. Puede realizarse una revisión detallada en (Ramsay & Silverman, 1997).

Dado un conjunto de L puntos interiores del intervalo $T=[a, b]$, es decir, $a = t_1 < t_2 < \dots < t_L = b$, una spline cúbica sería la función S definida sobre T , de modo que S , es un polinomio cúbico en el intervalo $[\tau_{l-1}, \tau_l]$, $l = 1, 2, 3, \dots, L + 1$ con segunda derivada continua (en particular S, S', S'' continuas en todo punto τ_l). Entre mayor sea el número de puntos τ_l , conocidos como nodos, la curva presentará mayor flexibilidad (Ramsay & Silverman, 1997). Una spline cúbica S con nodos $\tau_0 < \tau_1 < \dots < \tau_L$, se expresa como:

$$S(t) = \sum_{k=0}^{L+4} c_k B_k(t) = c' B(t) \quad (24)$$

Donde c es un vector k -dimensional de coeficientes y $B(t)$ es una función $L + 4$ -dimensional con componentes $B_k(t)$.

El método utilizado para aproximar la función χ mediante una base de funciones B-splines consiste en minimizar el sistema (Ramsay & Silverman, 1997):

$$\min_c \sum_{j=1}^M (y_j - S(t_j))^2 + \eta \int_t (S''(t))^2 dt \quad (25)$$

Siendo η un parámetro de penalización para disminuir la variabilidad del ajuste, el número de funciones base (K) y η se estiman a través de procedimientos de validación cruzada (Ramsay & Silverman, 1997), a partir de las observaciones (t_j, x_{ij}) , $t_j \in T$, $j = (1, 2, \dots, M)$, y empleando las Ecuaciones (24) y (25) se logra obtener las curvas n datos funcionales.

5.2.7.4. Bases

Aunque con frecuencia se tiende a trabajar con las B-splines. No obstante, hay otros sistemas base, que dependiendo de la naturaleza de los datos muestrales, pueden ser más o menos adecuadas, como lo son las bases fourier, wavelets, potencias y exponenciales, las polinomiales y las constantes (Ramsay & Silverman, 1997).

- **La base de Fourier** ha sido tradicionalmente utilizada para series temporales largas debido a que la transformada rápida de Fourier (FFT) permite calcular todos estos coeficientes de manera eficiente cuando el número de puntos n es potencia de 2 y están equiespaciados. Sin embargo, en la actualidad, las técnicas para B-splines y wavelets igualan o superan esta eficiencia computacional (Vargas Canas & Loaiza Correa, 2011).
- **B-spline** puede que los splines sean la aproximación más utilizada en el caso de datos no periódicos que muchas veces hace que la K necesaria para obtener buenos resultados sea pequeña. Parte del éxito de estos métodos es que se han desarrollado sistemas para funciones de spline con un coste computacional del orden de n , lo que los hace interesantes para grandes cantidades de datos. (Ramsay & Silverman, 1997)
- **Wavelet** consistente en la representación de funciones mediante ondas, es el más reciente de estos métodos de representación de seno y coseno (Vargas Canas & Loaiza Correa, 2011).

5.2.7.4.1. Bases B-splines

Un B-spline es utilizado por el volumen y obtención de los datos. Está formado por dos trozos de polinomio lineal que se unen en un nodo (Ramsay & Silverman, 1997). A continuación, se presentan algunas características de un B-spline de grado p :

- Un B-spline es positivo en el dominio expandido por $p + 2$ nodos y 0 en el resto.

- Las derivadas hasta el orden $p - 1$ son continuas en los puntos de unión.
- Para construir un B-spline de grado p son necesarios $p + 2$ nodos
- A excepción de los extremos, este se solapa con $2p$ trozos de polinomios de sus vecinos.
- Para cada valor de x , $p + 1$ B-spline son no nulos.
- Consta de $p + 1$ trozos de polinomios de orden p que se unen en p nodos internos.

La base de los B-splines de grado p originan el espacio de los splines del mismo grado, los cuales están definidos como curvas formadas por polinomios a trozos de grado p (piecewise polynomial), con continuidad en las derivadas hasta el orden $p - 1$ (Ramsay & Silverman, 1997).

Para esto es necesario la estimación de los parámetros de las funciones bases, dando paso a la estimación de coeficientes para cada nodo o punto, obteniendo una base funcional suavizada con B-spline. Sin embargo es necesario hacer la validación cruzada generalizada para encontrar el número de funciones bases óptimo (Ramsay & Silverman, 2005).

5.2.7.4.2. Estimación de Coeficientes

Dado $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ una muestra aleatoria de variables funcionales, la estimación de los coeficientes c_{ij} con $i = 1, 2, \dots, k$

$$x_i(t) = c_i \phi(t) \quad (26)$$

Donde $c_i = (c_{i1}, \dots, c_{ik})^T$ y $\phi(t) = (\phi_1(t), \dots, \phi_k(t))^T$, como en la práctica se cuenta con un conjunto discreto de valores de $x_i(t_{il})$ con $\{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im} \in T, i = 1, 2, \dots, n\}$, entonces las funciones $\phi(t_{il})$ con $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, k$ y $l = 1, \dots, m$ pueden conformar la matriz

$$\Phi_i = (\phi_j(t_{il}))_{mk} \quad (27)$$

La estimación de los coeficientes de las funciones bases, se determinará al minimizar la Suma de Cuadrado de los Residuales (SCR), dado por la siguiente expresión

$$SCR(c_i) = (x_i(t) - \Phi_i c_i)^T (x_i(t) - \Phi_i c_i) \quad (28)$$

La expresión anterior es mínima cuando

$$\hat{c}_i = (\Phi_i^T \Phi_i)^{-1} \Phi_i^T x_i(t) \quad (29)$$

El vector $\hat{c}_i$ corresponde al estimador por Mínimos Cuadrado de c_i . La representación de la función $(x_i(t))$ por medio de funciones base son:

$$\hat{X}_I(t) = \Phi_i (\Phi_i^T \Phi_i)^{-1} \Phi_i^T x_i(t) \quad (30)$$

$$\hat{X}_I(t) = S_i x_i(t) \quad (31)$$

5.2.7.4.3. Validación Cruzada Generalizada (VCG)

La VCG, controla el equilibrio que debe tener el ajuste de los datos observados (x_i) y la capacidad predictiva de observaciones futuras (y_i). Este también, ayuda en la selección del parámetro de suavización, ya que aporta significativamente en las propiedades de los

estimadores del modelo de regresión y además controla el equilibrio que debe tener el ajuste de los datos observados y la capacidad predictiva de observaciones futuras (Ramsay & Silverman, 2005).

$$GCV_{GS}(\lambda) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - f_{\lambda i}}{1 - n^{-1} t_r[S_\lambda]} \right)^2 \quad (32)$$

Donde, $f_{\lambda i}$ indica el ajuste en x_i calculado dejando la observación i fuera, $t_r[S_\lambda]$ es la matriz de proyección del modelo, El criterio de Validación Cruzada Generalizada, depende solo de los valores observados (Ramsay & Silverman, 1997).

5.2.7.5. Modelo funcional con respuesta escalar

Suponiendo que se tiene una variable funcional explicativa $\chi(t)$; $t \in T$, donde T es un intervalo real, un modelo lineal funcional es una extensión natural de regresión múltiple mediante la sustitución de la suma por una integral (Ramsay & Silverman, 2005).

$$y_i = \beta_0 + \int_T x_i(t) \hat{\beta}(t) dt + \varepsilon_i \quad (33)$$

Donde:

y_i = la concentración de clorofila medida spad para i -ésima planta

$x_i(t)$ = la firma espectral de la i -ésima planta donde $t \in T$, $T \in [400, 950, 5]$

β_0 = parámetro escala que se debe estimar.

$\hat{\beta}(t)$ = parámetro funcional que se debe estimar.

El análisis se enfoca en la regresión desde el punto de vista de la estimación, en particular en la del parámetro β . Una forma de estimar β consiste en representar el parámetro, y opcionalmente x_i , en una base de $L^2(t)$ del siguiente modo:

$$\beta(t) = \sum_{j=1}^{k_\beta} b_j \theta_j(t), \beta(t) = \theta^T b \quad (34)$$

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^{k_x} c_{ij} \Phi_j(t), X_i(t) = c_i \Phi \quad (35)$$

Donde b y θ son vectores de k_β , y los componentes c_i y Φ son vectores de dimensión k_x , para $i = 1, 2, \dots, n$.

Se pueden distinguir distintos tipos de regresión en función de las características de las variables regresoras y de la variable respuesta, pero el problema siempre es el mismo, se trata de predecir o modelar la respuesta a partir de las variables regresoras $\beta(t)$, pasando a ser una función que se describe a partir de las funciones elegidas $\theta_j(t)$, y a formar parte en este caso de la base B-Spline y de los valores estimados de sus coeficientes b_j .

5.3. MARCO REFERENCIAL

La teledetección ha representado un gran avance tecnológico, lo que ha permitido que esta técnica tenga inclusión en la agricultura, en donde problemas nutricionales, de bacterias, estrés hídrico, entre otros, son detectados de forma remota por satélites o aviones que abarcan extensas zonas de cultivos, desarrollando investigaciones biofísicas (Isla & López, 2005).

Las investigaciones, se enfocaron en el análisis espectral y no en los resultados de ciertos sensores (Escobar, 2015; Murillo, Carbonell & Muñoz, 2013), ya que las investigaciones espectrales han sido de gran utilidad para la determinación de características biofísicas, las cuales permiten describir el estado y los ritmos de cambio de una planta, cultivo o cualquier cubierta vegetal (Kokaly et al., 2009).

Estas características biofísicas (Nitrógeno, Fosforo, Potasio y otras), están presentes en el suelo y afectan la producción del cultivo por su variabilidad espacial (Ramos, 2015; Valbuena, Martínez & Giraldo 2008), por lo que se debe establecer cuáles son las necesidades nutritivas del cultivo desarrollando prácticas agronómicas para aumentar la producción (Mejía de Tafur et al., 2014).

El análisis espectral a partir de la espectrometría es una técnica muy recomendada para el comercio agrícola, ya que es una metodología no invasiva, por tanto, no necesita de reactivos, ni instrumentos externos lo que aumenta el tiempo de respuesta para detectar los nutrientes de un cultivo generando una reducción de costos (Ramos, 2015).

Uno de los nutrientes más importantes en los cultivos es el nitrógeno y se han desarrollado herramientas de diagnóstico que permiten predecir con ciertas limitaciones su contenido en el cultivo (Giménez, 2012). El nitrógeno tiene varias funciones en la planta, sin embargo, algunas de las más importantes son: la producción de hojas verdes de la planta y la producción de células vegetales, es decir, crecimiento general de la planta. Además, este es esencial para la formación de la clorofila y la actividad fotosintética, componente de aminoácidos, proteínas y prótidos, forma parte de enzimas y sustancias complejas, alargando las fases del ciclo de cultivo (Isla & López, 2005; Kokaly et al., 2009; Ramos, 2015).

La absorción del nitrógeno por las raíces ocurre en forma de nitrato y amonio principalmente, pero también se da en forma de urea, aminoácidos y péptidos (Gojon, Nacry, & Davidian, 2009). El metabolismo del nitrógeno tiene un impacto en el crecimiento y desarrollo de las plantas en dos aspectos principales, el primero es el establecimiento y mantenimiento de la capacidad fotosintética y el segundo es el desarrollo y crecimiento de frutos. Las células del mesófilo son el lugar principal en donde se reduce el nitrato en presencia de la enzima nitrato reductasa y nitrito reductasa, quedando como producto final el amonio, que es usado por la planta para la síntesis de aminoácidos por medio de la vía glutamina sintetasa y glutamato sintetasa (Barker & Pilbeam, 2007).

El contenido de clorofila es uno de los parámetros biofísicos más relacionado con la cantidad de nitrógeno en la planta, dado que la mayor parte de éste se encuentra en las moléculas de clorofila (Daughtry, 2000; Taiz & Zeiger, 2002), de manera que, un déficit de nitrógeno está altamente correlacionado con una reducción en la concentración de clorofila y claramente asociado con un cambio de la reflectancia del verde (Brizuela et al., 2007; Costa et al., 2001).

La fotosíntesis a menudo disminuye en las plantas que se desarrollan en condiciones adversas como son: déficit de agua, niveles extremos de temperatura, deficiencia de nutrientes, ambientes contaminados, ataque de patógenos, entre otras (Lang et al., 1998). La deficiencia de algunos nutrimentos influye en una menor cantidad de pigmentos y consecuentemente el

color de la hoja presente una menor intensidad, ocasionando una mayor reflectancia, de modo que plantas saludables reflejan más luz verde que plantas enfermas o cloróticas.

Las formas de reflectancia por las hojas en el espectro visible fluctúa entre la máxima reflectancia cercana a 550 nm y la mínima cercana a 660 nm, de esta manera cuando existen cambios de concentración de la clorofila; esos cambios de forma del espectro visible se pueden usar para identificar clorosis asociada a deficiencias de nitrógeno (Carter & Spiering, 2002), hay que tener en cuenta que la reflectancia varía en función del desarrollo de las hojas (Poni, Intrieri, & Silvestroni, 1994), y que es fundamental entender el efecto de la edad de la hoja sobre sus propiedades ópticas con el fin de generar índices espectrales confiables para el reconocimiento de ciertas variables tales como el nitrógeno (Cabello & Macias, 2011).

El radiómetro es un dispositivo capaz de medir el flujo radiante o energía dentro de la radiación electromagnética (Aguilar, 2011), actualmente posibilita conocer los cambios nutritivos del cultivo y las regiones espectrales sensibles a estos, permitiendo que los sensores satelitales tengan un campo de acción en el seguimiento de los cultivos a gran escala. Debido a esto, se observa una nueva opción no destructiva, rápida, robusta y replicable para permitir de la manera más sencilla y eficaz la caracterización del estado nutricional de un cultivo. Los índices de vegetación parecen ser los mejores indicadores del estado nutricional de N en el que las combinaciones de la reflectancia de longitudes de onda son mejores que el valor de una única longitud de onda. (Giménez, 2012). En particular, los espectros radiómetros han sido desarrollados para mejorar las evaluaciones de varios factores sobre la salud y el rendimiento de las plantas, lo que los convierte en una excelente herramienta para diagnosticar en tiempo real el estado de estrés nutrimental causado por nitrógeno en los cultivos, incluso antes de que dicho estrés se pueda apreciar de forma visual (Brizuela et al., 2007).

Algunos ejemplos de trabajos que reportan el uso del espectro radiómetro para la determinación de nutrimentos en cultivos son: De la Cruz, (2011), quien encontró la existencia de una asociación entre la concentración de nitrógeno foliar del cultivo de pimiento y la reflectancia en la banda 610 nm, con una correlación negativa ($R = -0.724$), lo que le permitió estimar de manera adecuada la concentración de nitrógeno en el cultivo. Por su parte, Cabello & Macias (2011), reportan que el uso del espectro radiómetro se puede obtener una estimación confiable del contenido de clorofila en las hojas de *Vitis vinífera*, pues obtuvieron modelos con R^2 de 0.76 a 0.93 en tres variedades diferentes de vid; Giménez, (2012), reportó modelos que muestran una relación negativa y altamente significativa ($\alpha < 0.0002$) entre la reflectancia de plantas medida con radiómetro y la concentración de nitrógeno en la parte aérea, y con un mejor ajuste de la reflectancia a 560 nm con un R^2 de 0.67.

Zomer, Trabucco, & Ustin (2009), plantean el uso de la espectroscopia para la generación de bibliotecas espectrales en vegetación típica de humedal, con el fin de clasificar tipos de coberturas. Un total de 1336 espectros fueron registrados mediante el uso de un espectro radiómetro GER 2600 (Spectra Vista Corp.), con una resolución espectral desde 200 - 2500 nm, las mediciones se realizaron sobre el dosel. Con la aplicación de este trabajo, los autores confirmaron que las firmas espectrales pueden ser utilizadas para identificar especies y tipos de vegetación.

Según Cuevas, (2004) el Análisis de Datos Funcionales es otra forma de ver la información y sus procesos se aplican a las técnicas estadísticas ampliamente conocidas, teniendo en cuenta que los datos serán vistos como funciones, no como vectores individuales. Aplicaciones como el análisis exploratorio de datos funcionales (AEDF), análisis de componentes principales

funcionales (ACPF), análisis de varianza funcional (ANOVAF) y los modelos de regresión funcional, se encuentran entre las técnicas funcionales más aplicadas (Navarro, 2004).

Entre los estudios realizados mediante Análisis de Datos Funcionales, se encuentra el realizado por Muñoz et al., (2014), en donde plantearon la utilización de análisis de datos funcionales para representar imágenes del Iris con fines de reconocimiento de características, resaltando la importancia de utilizar este tipo de técnicas con el fin de reducir la dimensión de los datos. También se encontró la utilización de datos funcionales para determinar la curva de esperanza de vida de 400 individuos durante varias décadas, dependiendo de su nivel de criminalidad, en total se obtuvieron 413 registros, lo cual demuestra para los autores la necesidad de utilizar análisis de datos funcionales como un método cuidadoso de resumir y análisis este conjunto de datos. (Ramsay & Silverman, 2005)

Otra forma de utilizar los datos funcionales fue expuesto por Giraldo et al., (2017) que explora su uso en la modelación de firmas espectrales de palma de aceite en campo y laboratorio localizadas en lotes con alta incidencia de la enfermedad marchitez letal (ML). Se estudian las diferencias en el comportamiento espectral de las curvas bajo tres condiciones de observación: palmas que presentan síntomas visibles de la enfermedad (ML), palmas aparentemente sanas dentro de foco (SDF) y palmas sanas fuera de foco (SFF). Con ellas se llevó a cabo un análisis descriptivo y exploratorio funcional con el objetivo de identificar tendencias y variabilidad de estas. En general, las firmas espectrales de palmas con ML tienen reflectancia media mayor que las SDF y SFF, y la reflectancia media de campo (en los tres grupos) es mayor que la registrada en laboratorio, dando a conocer el gran potencial de ADF en la aplicación de la espectrometría.

López, (2017) utilizó los ADF para modelar la concentración de clorofila en plantas de caña de azúcar a partir de la firma espectral con la implementación de una regresión funcional con respuesta escalar, el cual los valores ajustados no se encontraron tan dispersos, y además con un buen porcentaje de variabilidad explicada por la relación con la longitud de onda.

Según los antecedentes planteados los datos funcionales son una herramienta de apoyo para el resumen y análisis de grandes cantidades de datos, los cuales han sido medidos en el tiempo, tomando curvas (funciones) que describan el comportamiento de cada registro, para así determinar diferencias entre estos a través de las comparaciones entre estas funciones, ya sea utilizando cualquiera de sus técnicas estadísticas aplicadas (AEDF, ACPF, ANOVAF, modelos de regresión funcional).

6. METODOLOGIA

6.1. ESQUEMA METODOLÓGICO

La investigación se desarrollará según el diagrama de flujo de actividades figura 3

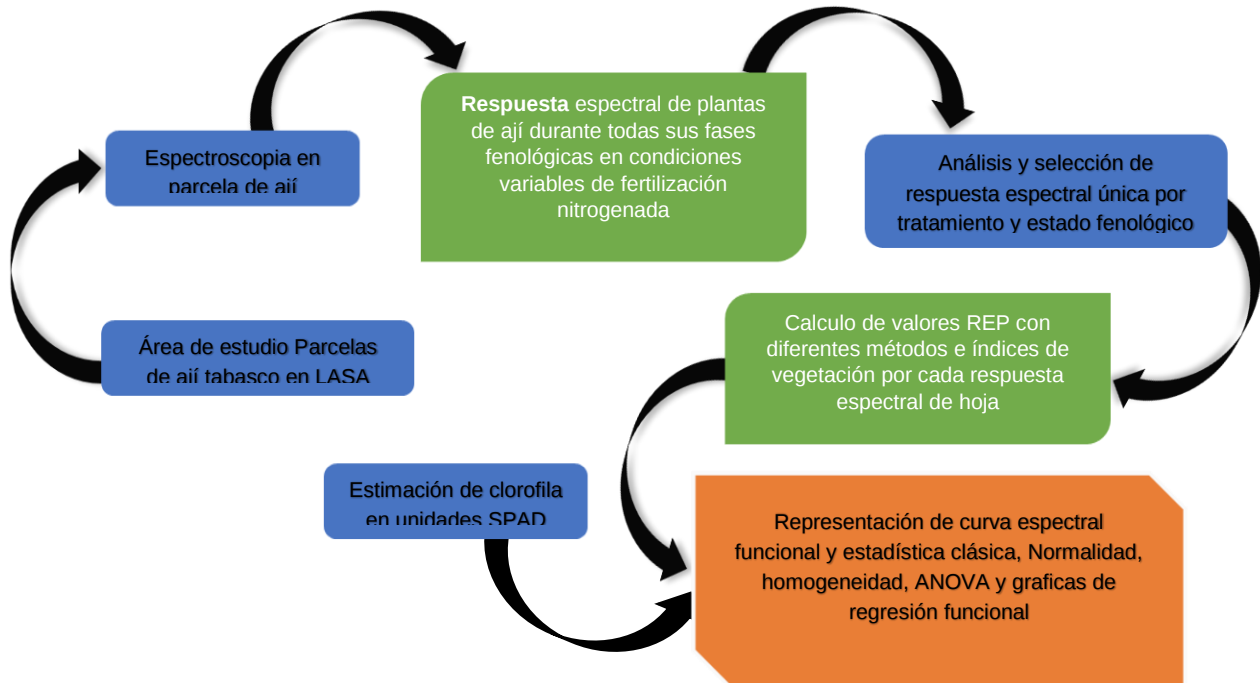


Figura 3 Diagrama metodológico

6.2. AREA DE ESTUDIO

Este estudio se desarrolló en las instalaciones de la estación experimental de El Laboratorio de Aguas y Suelos Agrícolas (LASA) de la Escuela de Ingeniería de los Recursos Naturales y del Ambiente (EIDENAR) de la Universidad del Valle (sede Meléndez), ubicada en las coordenadas geográficas 3°22'22.86"N - 76°31'48.04"O y 3°22'22.06"N - 76°31'47.20"O (Figura 4). Se utilizaron las parcelas de la estación experimental para realizar el montaje de las plantas, cuenta con un sistema de riego por goteo, además, una temperatura promedio en el día de 25° C y una humedad relativa promedio de 72%.



Figura 4 Zona de estudio

6.3. EQUIPOS Y MATERIALES

Dentro del estudio se utilizaron, un radio espectrómetro portátil para la toma de la información espectral en campo. Para la visualización y análisis estructural de los registros espectrales se utilizó el software asociado al radio espectrómetro (SpectraWiz). Para determinar el contenido de clorofila en la planta se utilizó un medidor de clorofila SPAD-502 (Minolta, 2009), con este equipo se tomaron datos de clorofila para cada planta, simultáneos a los datos espectrales, con el fin de determinar su estado fisiológico mediante la correlación con los datos espectrales.

6.3.1. Radio espectrómetro EPP2000

Equipo portable que se utiliza para varios tipos de mediciones espectrales en los rangos del espectro ultravioleta, visible, e infrarrojo cercano, variando desde los 200 nm hasta los 1100 nm. Este equipo está diseñado para medir las emisiones espectrales de diferentes fuentes de luz tales como los LED (diodos emisores de luz), los diodos láser, calefactores, lámparas de arco de plasma, gases de alta y baja presión, y la irradiación solar (Figura 5).



Figura 5 Espectro radiómetro EPP2000

Fuente: StellarNet, (2009)

Este tipo de radio espectrómetro puede generar 2048, 1024, o 512 longitudes de onda, dependiendo del detector interno seleccionado. Además, el rango y la baja resolución son determinados mediante la densidad de las ranuras de la rejilla de difracción instalada, a menudo referido como el número de líneas por milímetro, La resolución final se determina por el tamaño de la hendidura instalado.

Según el manual del equipo proporcionado por StellarNet Inc. las especificaciones del radio espectrómetro a utilizar, se describen en la Tabla 1.

Tabla 1 Especificaciones técnicas espectro radiómetro EPP2000

Especificaciones Espectro radiómetro EPP2000HR-VIS-NIR			
Rango dinámico:	2000:1 con 6 decenios	Dimensiones:	44 * 94 * 150 mm
Resolución óptica:	mirar tabla modelo - a 0.1 nm	Consumo de energía:	100 mA @ 5 VCD
Tipo de detector:	2048 píxel CCD	Interfaz:	USB-2 y/o EPP paralelo
Rango detector:	200-1200 nm	Velocidad de transferencia de datos:	40x más rápido que USB-1

Especificaciones Espectro radiómetro EPP2000HR-VIS-NIR			
Tamaño de píxel:	14µm * 200µm	Detector de integración	1 ms a 65 s
Rejillas de difracción:	Holographic and Ruled	Opción de tamaño rendija:	7, 14, 25, 50, 100, 200 µm
Rejillas g/mm:	300, 600, 1200, 1800, 2400	Luz difusa:	<. 1% a 435 nm, <. 05% a 600 nm
Espectrógrafo:	f/4, SymX-Czerny-Turner	Entrada de fibra óptica:	SMA905 0.22na fibra individual
Forma de ordenación filtros:	Integrado y Paso alto	Sistemas operativos :	Win9x/WinXP/Vista/Win7
Señal de ruido:	1000:1 CCD	Software incluido:	SpectraWiz program and apps
Digitalizador:	16-bit o 14-bit	Programas gratis:	LabView, Excel+VBA, Delphi

Fuente: StellarNet, (2009)

6.3.2. SpectraWiz

Este programa es considerado uno de los más importantes para el tratamiento de firmas espectrales, es actualmente utilizado para mediciones de precisión de emisiones de longitudes de onda, reflectancia, transmisión, absorción, concentraciones, y las intensidades absolutas. El programa presenta una interfaz de 32 bits, compatible con sistemas operativos Win95 / Win98 / WinNT / WinME / Win2000 /WinXP y actuales. Viene incluido con el radio espectrómetro dentro del paquete de elementos, además de ser usado en aplicaciones de espectroscopia, el SpectaWiz presenta otros paquetes adicionales como analizador de concentraciones químicas en laboratorio y monitoreo de niveles de UV (SpectroColorimetry, ChemWiz) (Figura 6).

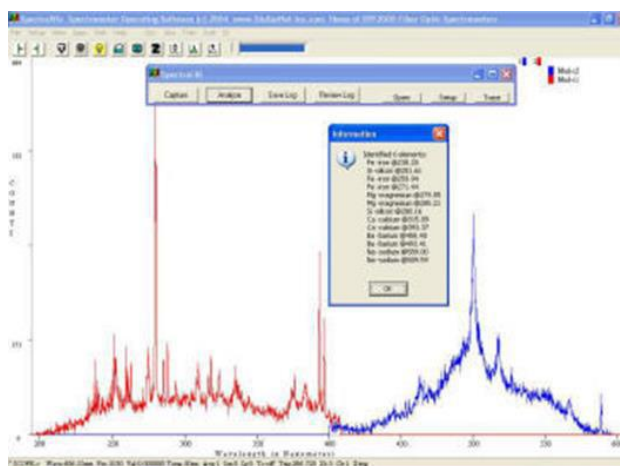


Figura 6 Visualización de la firma espectral a través del software SpectraWiz

Fuente: StellarNet, (2009)

6.3.3. Medidor de Clorofila SPAD-502

El SPAD-502 determina la cantidad relativa de clorofila, mediante mediciones de absorción en la hoja para dos longitudes de onda (rojo e infrarrojo cercano), arrojando como resultado un

valor numérico en unidades SPAD, que representan la cantidad de clorofila presente en la hoja. Es un equipo portable, permite obtener valores en menos de dos segundos, pesa aproximadamente 200 g, su metodología de empleo es no destructiva y permite mediciones durante toda la etapa fenológica de la planta, la precisión de este equipo es aproximadamente ± 1.0 SPAD, presenta una memoria para 30 mediciones continuas, además permite determinar valores promedios de cada toma de datos. Su estructura física se puede detallar en la Figura 7



Figura 7 Partes del medidor de clorofila SPAD-502

Fuente: Minolta, (2009)

6.4. Respuesta espectral de los cultivos de ají por estrés de fertilización nitrogenada

6.4.1. Diseño Experimental

Para este proyecto se utilizó un diseño experimental completamente al azar (Figura 8) de 36 plantas (unidades experimentales) de ají tabasco (*Capsicum frutescens* L.), se definió el factor fertilización, con tres niveles (0% de fertilización, 50% de fertilización y 100% de fertilización) como lo sugiere Murillo, Carbonell & Muñoz, (2013). Cada tratamiento contó con cinco repeticiones por nivel, cada repetición escogida al azar del total de la población del nivel ($n = 12$ plantas), marcadas con su respectivo identificador, adquiriendo la firma espectral por hoja para su posterior análisis espectral. En general, para el análisis estadístico se tendrá un diseño de un factor.

Cada solución nutritiva se realizó de acuerdo a lo descrito por Martinez, (2015), Donde la aplicación de los tratamientos (niveles) para 100%, 50% y 0% esta sujeta a los requerimientos nutricionales totales por tratamiento. seis fertilizaciones ubicadas a los 10, 25, 45, 70, 85, 100 días después de trasplante o ddt con un Nitrógeno total de 18.86, 9.43 y 0 kg/planta (tabla 2) para 100%, 50% y 0% tratamiento respectivamente. En las Tablas 3-8 se describe cada una de las seis fertilizaciones con sus porcentajes y gramos utilizados para cada tratamiento. En cada tratamiento se recolecto información durante 150 días de estudio. Se recopilaron datos espectrales de reflectancia (variable de explicitaría) entre los 400 nm - 950 nm, con el fin de analizar la influencia que tienen el factor de estrés por fertilización nitrogenada sobre las

variaciones de la firma espectral. Simultáneamente a los datos de reflectancia, se registraron datos fisiológicos mediante el SPAD (variable respuesta).

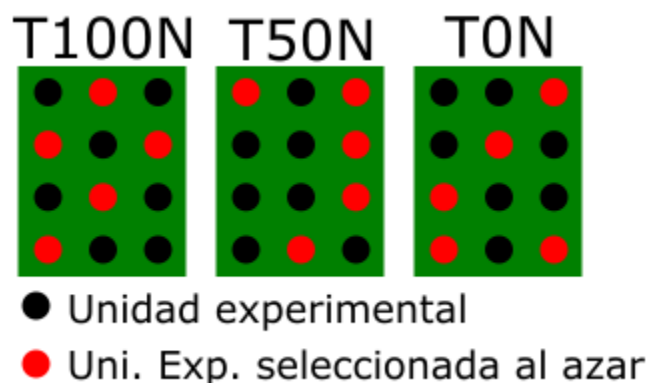


Figura 8 Diseño experimental

Tabla 2 Requerimientos nutricionales totales.

REQUERIMIENTOS TOTALES				
NUTRIENTES	Kg/Ha	g/planta	FUENTES	FORMAS
NITROGENO	200	18,86	UREA	N
FOSFORO	150	29,87	SPT	P2O5
POTASIO	400	32,13	KCL	K2O
CALCIO	60	12,92	CaNO3	CaO
MAGNESIO	40	6,96	MgSO4	MgO
AZUFRE	60	RESULTANTE		S
ELEMENTOS MENORES	50	2		

Fuente: Martinez, (2015)

Tabla 3 requerimientos nutricionales primera fertilización

PRIMERA FERTILIZACION (11-MAY-2017)						
TRATAMIENTOS	100%		50%		0%	
	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)
NITROGENO	10%	1,886	5%	0,943	0%	0
FOSFORO	30%	8,961	30%	8,961	30%	8,961
POTASIO	10%	3,213	10%	3,213	10%	3,213
CALCIO	10%	1,292	10%	1,292	10%	1,292
MAGNESIO	10%	0,696	10%	0,696	10%	0,696
AZUFRE	10%	RESULTANTE	10%	RESULTANTE	10%	RESULTANTE
ELEMENTOS M	40%	0,8	40%	0,8	40%	0,8

Tabla 4 requerimientos nutricionales segunda fertilización

SEGUNDA FERTILIZACION (26-MAY-2017)						
-------------------------------------	--	--	--	--	--	--

SEGUNDA FERTILIZACION (26-MAY-2017)						
TRATAMIENTO	100%		50%		0%	
NUTRIENTES	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)
NITROGENO	20%	3,772	10%	1,886	0%	0
FOSFORO	25%	7,4675	25%	7,4675	25%	7,4675
POTASIO	15%	4,8195	15%	4,8195	15%	4,8195
CALCIO	10%	1,292	10%	1,292	10%	1,292
MAGNESIO	10%	0,696	10%	0,696	10%	0,696
AZUFRE	20%	RESULTANTE	20%	RESULTANTE	20%	RESULTANTE
ELEMENTOS M	30%	0,6	30%	0,6	30%	0,6

Tabla 5 requerimientos nutricionales tercera fertilización

TERCERA FERTILIZACION (15-JUN-2017)						
TRATAMIENTO	100%		50%		0%	
NUTRIENTES	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)
NITROGENO	30%	5,658	15%	2,829	0%	0
FOSFORO	20%	5,974	20%	5,974	20%	5,974
POTASIO	20%	6,426	20%	6,426	20%	6,426
CALCIO	20%	2,584	20%	2,584	20%	2,584
MAGNESIO	20%	1,392	20%	1,392	20%	1,392
AZUFRE	30%	RESULTANTE	30%	RESULTANTE	30%	RESULTANTE
ELEMENTOS M	30%	0,6	30%	0,6	30%	0,6

Tabla 6 requerimientos nutricionales cuarta fertilización

CUARTA FERTILIZACION (10-JUL-2017)						
TRATAMIENTO	100%		50%		0%	
NUTRIENTES	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)
NITROGENO	20%	3,772	10%	1,886	0%	0
FOSFORO	15%	4,4805	15%	4,4805	15%	4,4805
POTASIO	20%	6,426	20%	6,426	20%	6,426
CALCIO	20%	2,584	20%	2,584	20%	2,584
MAGNESIO	20%	1,392	20%	1,392	20%	1,392
AZUFRE	20%	RESULTANTE	20%	RESULTANTE	20%	RESULTANTE
ELEMENTOS M	0%	0	0%	0	0%	0

Tabla 7 requerimientos nutricionales quinta fertilización

QUINTA FERTILIZACION (28-JUL-2017)						
TRATAMIENTO	100%		50%		0%	
NUTRIENTES	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)
NITROGENO	10%	1,886	5%	0,943	0%	0

QUINTA FERTILIZACION (28-JUL-2017)						
FOSFORO	10%	2,987	10%	2,987	10%	2,987
POTASIO	20%	6,426	20%	6,426	20%	6,426
CALCIO	20%	2,584	20%	2,584	20%	2,584
MAGNESIO	20%	1,392	20%	1,392	20%	1,392
AZUFRE	10%	RESULTANTE	10%	RESULTANTE	10%	RESULTANTE
ELEMENTOS M	0%	0	0%	0	0%	0

Tabla 8 requerimientos nutricionales sexta fertilización

SEXTA FERTILIZACION (09-AGO-2107)						
TRATAMIEÑO	100%		50%		0%	
NUTIRENTES	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)	PORCENTAJE	DOSIS (g/Planta)
NITROGENO	10%	1,886	5%	0,943	0%	0
FOSFORO	0%	0	0%	0	0%	0
POTASIO	15%	4,8195	15%	4,8195	15%	4,8195
CALCIO	20%	2,584	20%	2,584	20%	2,584
MAGNESIO	20%	1,392	20%	1,392	20%	1,392
AZUFRE	10%	RESULTANTE	10%	RESULTANTE	10%	RESULTANTE
ELEMENTOS M	0%	0	0%	0	0%	0

6.4.2. Captura de datos de espectrales

Los datos de reflectancia se tomaron con el espectro radiómetro EPP2000 (StellarNet), dentro del rango espectral entre 400 - 950 nm (nanómetros), registrando valores cada 0,5 nm. Esto con el fin de eliminar los ruidos que se presentan en los extremos de la señal entre los 200-400 nm y entre los 1000 -1100 nm,

El periodo de estudio conto con 150 días, donde se capturaron tres tomas cada día hasta llegar a una toma semanal durante sus fases fenológicas, se escogieron cinco plantas al azar de cada tratamiento (Mutanga, Skidmore, & Van Wieren, 2003). Como la reflectancia es una propiedad direccional de la luz, y por tal motivo está sometida a variaciones inherentes a la fuente que la origina (ángulos solares, intensidad, nubosidad, etc.). Las franjas horarias de toma de datos espectrales se definieron entre las 08:30 - 10:00, 11:30 - 13:00 y 14:30 - 15:15 horas de cada día, con el fin de analizar estas variaciones, ya que en estos horarios se presenta influencia de ángulos solares y máximos de radiancia (Pellissier et al., 2015).

Cada dato espectral se capturó colocando la sonda del espectro radiómetro adaptada a una base ajustable, con la cual se define la altura sobre la hoja y además se tiene la misma ortogonalidad de la toma entre el sensor y la planta, (Figura 9). Esto con el fin de tener la misma geometría de la toma para todas las plantas del experimento.



Figura 9 Toma de reflectancia

Para garantizar que todos los registros espectrales estuvieran sobre la misma escala de medida, que varía de acuerdo a la cantidad de radiación incidente, se realizó un proceso de calibración con el panel de referencia utilizando el tiempo de integración del programa SpectraWiz, en el que se registró el valor negro (objeto negro) y el valor blanco (reflectancia del panel de referencia) variando de acuerdo a la radiación incidente, teniendo en cuenta que a mayor tiempo de integración, aumentara la escala de referencia de cada medida.

Para la captura de la reflectancia, en el proceso de calibración el valor blanco se definió entre 33000 y 50000 unidades del módulo Scope del programa SpectraWiz.

6.4.3. Clorofila y medidas de control

Con el fin de tener una variable fisiológica de control, que permitiera analizar y contrastar los efectos de los tratamientos, se capturaron valores SPAD a nivel de la hoja mediante un clorofilometro SPAD-502 (Kodani et al., 2002).

Los datos de clorofila se tomaron tres veces por hoja en cada planta, de manera aleatoria durante los tiempos de captura de información, simultáneos a las mediciones de reflectancia con el fin de hacerlos comparables para análisis futuros, teniendo en cuenta el montaje experimental establecido.

Con cada lectura de reflectancia y clorofila, se llevó un registro en donde se tuvo en cuenta: número de planta, lugar de muestreo, hora de toma, valores de medios de clorofila por planta y observaciones, como se especifica en la Tabla 9. Con estos datos se buscó soportar el comportamiento de la respuesta espectral, además de hacer reproducibles los datos.

Tabla 9 Bitácora de captura de datos en campo

Numero de planta	Número de identificación por planta
Lugar de muestreo	Coordenadas geográficas del sitio de muestreo
Hora de toma	Tiempo en el que se registró la toma
Valores SPAD	Datos de SPAD para la planta

6.4.4. Análisis exploratorio y caracterización espectral

Con la aplicación del Análisis Exploratorio de Datos (AED), se analizó el comportamiento de la reflectancia frente a los tratamientos planteados, apoyándose en la utilización de análisis gráficos y estadística descriptiva, lo que permitió visualizar y caracterizar la posible tendencia y variabilidad de los datos de reflectancia. Se elaboraron gráficos, con los que determinó el

comportamiento espectral entre niveles del factor y su variación, con lo cual se obtuvo las bases estadísticas para la aplicación del análisis de varianza.

6.5. la fisiología de las plantas y la influencia de estrés por fertilización nitrogenada

La determinación de la influencia de los tratamientos sobre la fisiología de la planta, se desarrolló mediante tres pasos, primero se realizó el análisis de varianza para conocer las regiones del espectro en donde la firma espectral presenta cambios significativos, posteriormente se evaluaron índices de vegetación en estas regiones que permitieran conocer la clorofila en las plantas, y finalmente se evaluó un modelo de regresión funcional para determinar la clorofila en las plantas utilizando todas las longitudes de la firma espectral.

6.5.1. Análisis de Varianza (ANOVA)

El análisis de varianza se utilizó para verificar la presencia de diferencias estadísticamente significativas entre medias cuando se cuenta con más de dos muestras o grupos en el mismo planteamiento. El diseño experimental establecido para el análisis estadístico de los datos consta de un factor principal (fertilización) con tres niveles, medidos en el tiempo.

El ANOVA se aplicó para cada longitud de onda en todo el periodo de toma de datos. Con la aplicación del ANOVA se determinaron los sectores en los que la firma espectral presentó mayor sensibilidad los tratamientos aplicados.

Para la interpretación de los análisis de varianza, se realizaron gráficas de valores-p en cada longitud de onda entre 400 - 950 nm. Esto debido a que en el análisis de varianza se definió un valor estadístico crítico para el cual los valores-p mayores no presentan diferencias significativas y los valores-p menores presentan diferencias significativas, para $\alpha = 0.05\%$.

También se realizó el análisis de varianza para los datos recolectados por el SPAD 502, con el fin de determinar si existen diferencias significativas entre los tratamientos.

6.5.2. Índices de Vegetación

Dentro de este componente se evaluaron métodos que permitieron calcular la clorofila de la planta a partir de los valores de reflectancia de la firma espectral, lo que permitió identificar la relación de los índices con los valores medidos de clorofila. Por otro lado, se diseñó de un índice normalizado basado en las longitudes de máxima correlación con la clorofila como lo expuso Peña, Cruz, & Martínez, (2010).

Se utilizaron todos los valores de reflectancia de la firma espectral en un modelo de regresión funcional a partir de toda la firma espectral los valores de clorofila para las plantas. Además, se analizaron los valores de clorofila medidos con el SPAD-502, para determinar la influencia de los tratamientos en la fisiología de las plantas, a partir de gráficas que permitieron conocer su comportamiento dentro de los tratamientos, en el tiempo, y sus variaciones para cada factor de fertilización.

Con la aplicación de estos procesos se demostró la factibilidad que presentan los datos de reflectancia en la determinación de los valores de clorofila en la planta, como un indicador de sanidad, estrés, y productividad.

7. RESULTADOS

7.1. Respuesta Espectral del Cultivo de Ají por Estrés de Fertilización Nitrogenada

7.1.1. Población de estudio

En cuanto a las plantas que se utilizaron en el estudio, se analizó el efecto del tratamiento sobre estas, que en este caso fue referido a las unidades SPAD, evaluando la cantidad de plantas que fueron medidas con este dispositivo (valor que se asumirá como respuesta de los tratamientos), esto con el fin de determinar si existen tendencias que permitan comprender la influencia del experimento sobre las plantas.

Las fases fenológicas durante el experimento presentaron un comportamiento normal al descrito por Corporación Misti, (2015), cada etapa se presentó en los rangos de días planteados para las dos fases fenológicas. De acuerdo con Corporación Misti, (2015), el cambio de fase vegetativo a reproductivo sucede con la aparición del primer botón que debe ocurrir a los 45 días desde la germinación, a nivel experimental este cambio de fase fenológica ocurrió a los 48 días desde la germinación.

7.1.2. Datos espectrales

Según Chuvieco, (1993), cada cobertura sobre la superficie terrestre tiene su propia firma o registro espectral, para este caso serán registros espectrales de especies vegetales (plantas de ají), según las condiciones establecidas del experimento. Los valores de reflectancia fueron tomados teniendo en cuenta el procedimiento metodológico planteado, en total se registraron 1600 firmas espectrales para las 19 semanas de toma de datos, cada firma de reflectancia comprende longitudes entre 400 - 950 nm, registrados cada 0.5 nm.

7.1.2.1. Análisis Exploratorio de Datos (AED)

Para entender el comportamiento de la reflectancia frente a los tratamientos, se elaboró un análisis exploratorio de datos (AED), apoyándose en la utilización de estadística descriptiva, lo que permitió visualizar y caracterizar la posible tendencia y variabilidad de los datos. En adelante los rangos espectrales se identifican de la siguiente manera: B, región azul (450 a 505 nm) G, región verde (510 a 590 nm) R, región roja (600 a 660 nm) RE, región del borde rojo (670 a 740 nm) NIR, región infrarrojo cercano (740 a 950 nm) En el AED Permitió identificar firmas con errores procedimentales e instrumentales por encima del 100% y por debajo del 0% de reflectancia como se presenta en la Figura 10 se buscaron visualmente comportamientos extraños en las firmas que no correspondían a la tendencia general Figura 11, en la tabla 10 se muestran el total de firmas espectrales capturadas y luego de la depuración debido a los diversos fenómenos mencionados. Las firmas filtradas son aquellas que cumplen con los requisitos para poder trabajar con ellas, además se observó que la mayor pérdida de información se encuentra las 3 pm, con un 55% de depuración.

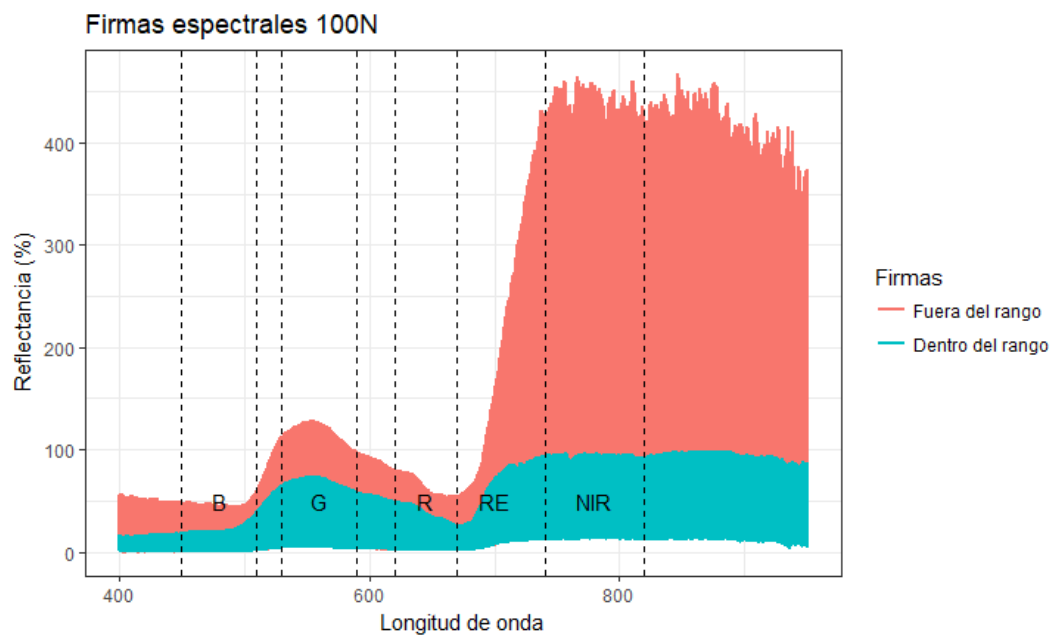


Figura 10 Identificación de firmas espectrales con errores

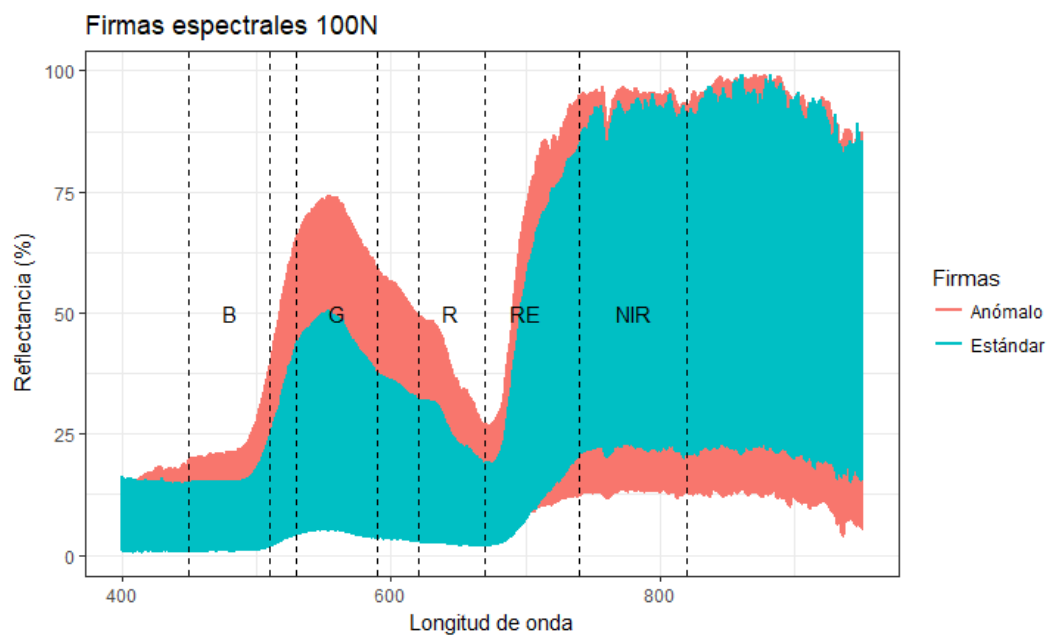


Figura 11 Firma espectrales anómalas

Tabla 10 Tamaño de la muestra

Firmas Totales			
Hora Tratamiento	9:00 a. m.	12:00 p. m.	3:00 p. m.
100	150	163	113
50	148	163	115
0	150	161	114

Firmas Filtradas			
Hora Tratamiento	9:00 a. m.	12:00 p. m.	3:00 p. m.
100	113	123	50
50	88	116	54
0	75	98	50

Se compararon tres franjas horarias de toma de datos por día en cada nivel y fase fenológica, con el fin de buscar diferencias entre la franja horaria Figura 12 a la 14. Esto permitió conocer la firma espectral por franja y fase fenológica de estudio para cada nivel de fertilización.

7.1.2.1.1. Fase Vegetativa

Se presentan en las figuras 12 – 14, las medias con su respectiva desviación estándar de la fase vegetativa para las diferentes franjas horarias de toma

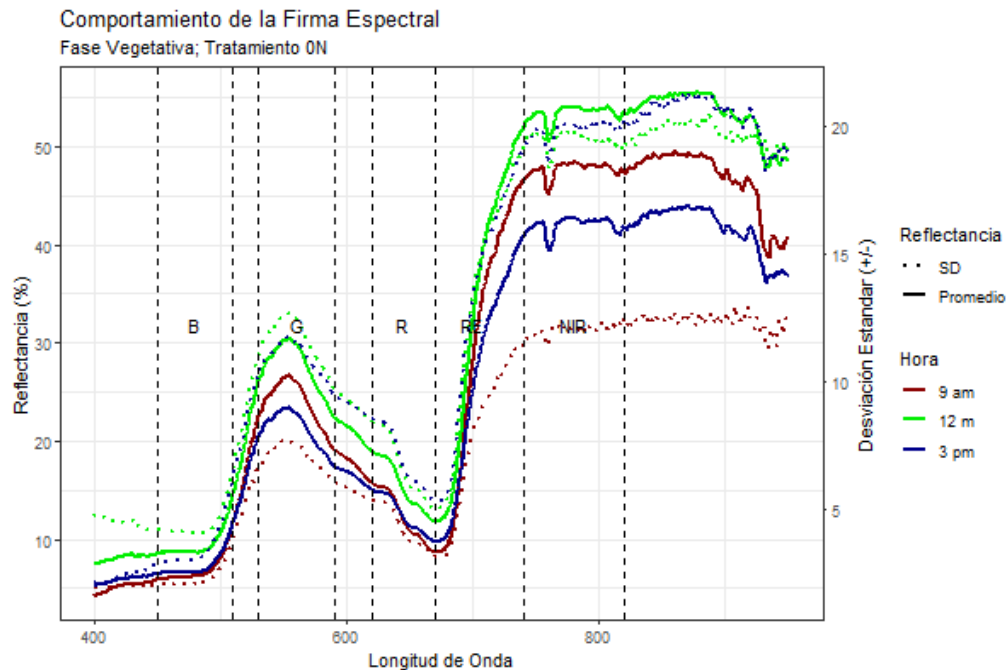


Figura 12 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 0N por franja horaria

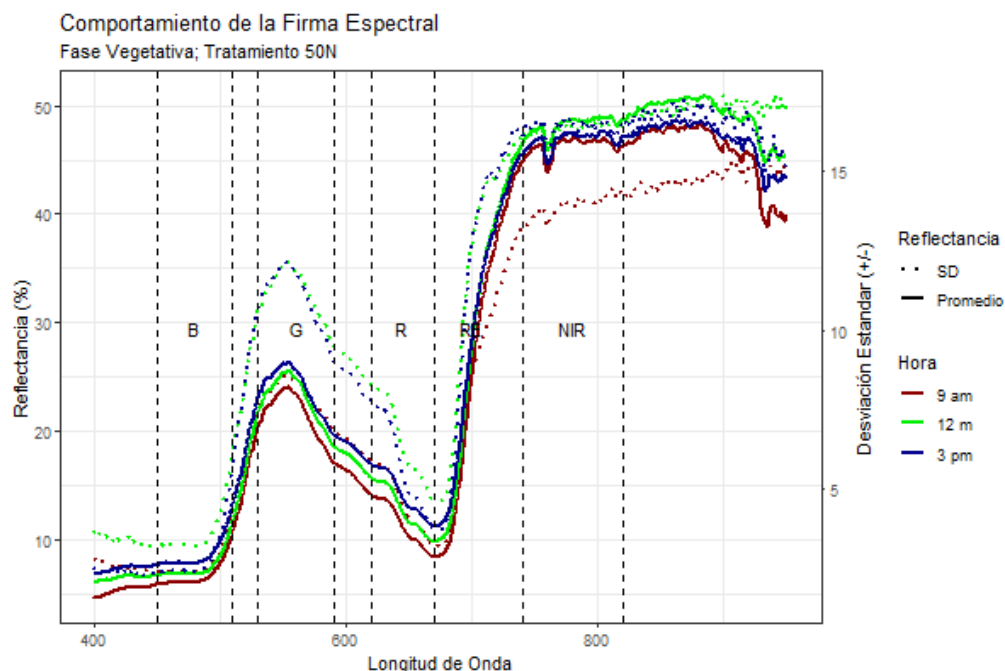


Figura 13 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 50N por franja horaria

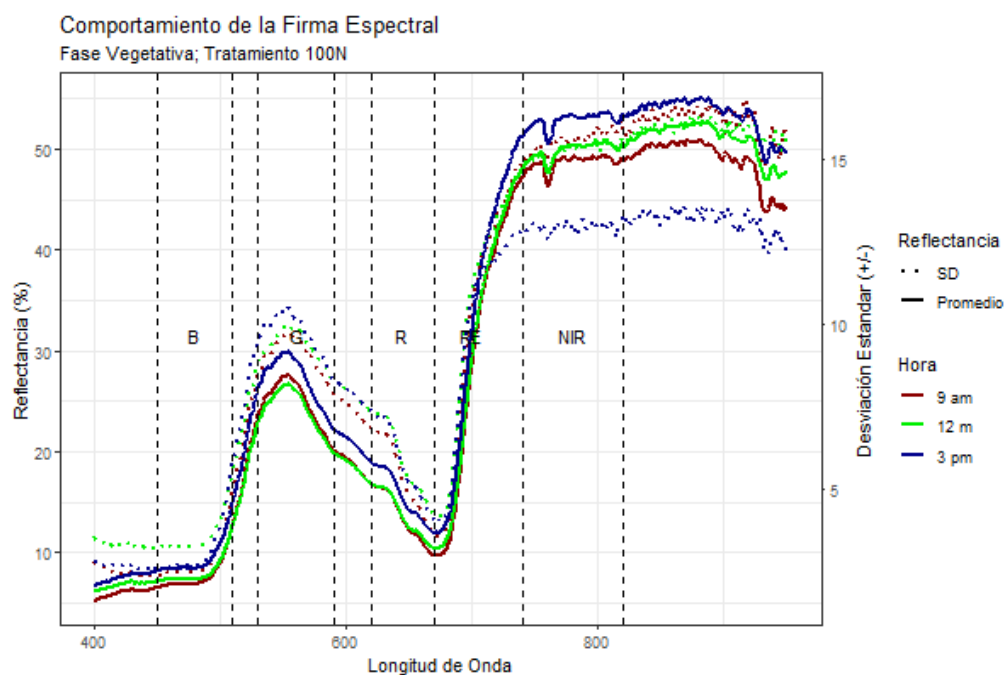


Figura 14 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 100N por franja horaria

En la fase vegetativa se describe el comportamiento espectral (Tabla11) de la reflectancia promedio sin importar la franja horaria de toma y nivel de fertilizante, tiene un comportamiento típico de la firma espectral en la vegetación, la cual absorbe las longitudes de onda del azul (450 – 505 nm), un aumento de la reflectancia en las longitudes de onda entre el 510 al 590 nm

pertenecientes al verde, con su pico máximo de reflectancia entre de 25 a 30% en las longitudes de onda de 545 a 555nm. A partir de esta longitud de onda inicia una absorción de la planta en el rojo (600 – 660 nm), el borde rojo o red Edge (670 – 740 nm) esto se debe a la oxidación de los FS I Y II donde se absorbe más cantidad de energía en dichas longitudes de onda, la cual presentó una característica clásica de la vegetación en donde se aumenta su reflectancia con valores máximos de 55% hasta llegar al NIR (740 – 950nm), logrando una absorción muy marcada en las longitudes 776 al 780 nm, desde aquí se mantuvo con valores medios de reflectancia hasta llegar alrededor de las longitudes de onda de 922 – 926 nm donde presentó otra absorción aproximadamente entre 932 – 936 nm.

Con respecto a las diferentes franjas horarias de toma, se observó un agrupamiento por franja de toma. Las franjas horarias que presentaron mayor agrupamiento fueron las franjas de 9 am y 12 pm, para la franja 3 pm no presentó dicho agrupamiento. En algunos niveles de fertilización nitrogenada también se presentaron agrupamientos sin importar la franja de toma, estos grupos fueron los niveles de 100N y 50N. Por otra parte, en el nivel de 0N no se presentaron agrupamientos. A continuación, se presentan las gráficas de dispersión de reflectancia en las plantas representada por la desviación estándar para la fase vegetativa

Tabla 11 Descripción del espectro promedio en fase vegetativa

Fase Vegetativa			
Nivel de comparación	100N vs 0N	100N vs 50N	50N vs 0N
9:00 a. m.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 0N en longitudes de onda entre 400 a 700 nm.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 50N en todo el espectro.	La reflectancia media de 0N es mayor que la de 50N en todo el espectro.
12:00 p. m.	La reflectancia media de 100N es menor que la de 0N en todo el espectro.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 50N en todo el espectro.	La reflectancia media de 0N es mayor que la de 50N en todo el espectro.
3:00 p. m.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 0N en todo el espectro.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 50N en todo el espectro.	La reflectancia media de 50N es mayor que la de 0N en todo el espectro.

En cuanto a la dispersión de los datos de reflectancia de las plantas, se observó que a mayor reflectancia mayor dispersión, como se puede observar en las Figuras 12 – 14 de la desviación estándar, en la que se presentan picos de dispersión en los sectores comprendidos entre 500-650 nm y 720-950 nm, que corresponden al aumento de reflectancia en el verde y NIR respectivamente, la fuente de dispersión presente en estas regiones se analizaron posteriormente para determinar si son debidas a las franjas horarias de toma, un error procedimental o instrumental.

Teniendo en cuenta las diferentes franjas horarias de toma, se observó un agrupamiento de la dispersión por lo menos para dos franjas de toma en cada nivel de fertilización nitrogenada. Las franjas horarias que presentaron agrupamiento fueron 12 y 3 pm para los niveles 0N y 50N, y para 9 am y 12 pm se agrupó la dispersión del nivel 100N. Las franjas horarias que no están en

estos grupos presentan una menor dispersión y la franja 3 pm no presentó ningún agrupamiento. En algunos niveles de fertilización nitrogenada también se pudo observar un agrupamiento sin importar la franja horaria de toma, estos grupos fueron los niveles de 100N y 50N. Por otra parte, el nivel de 0N no presentó agrupamientos. En la anterior descripción se identifican que la reflectancia para las 9 am es la más estable debido a sus bajos valores de dispersión, no obstante, esto puede variar debido a los diversos fenómenos que pueden ocurrir en la vegetación y la toma de información

7.1.2.1.2. Fase Reproductiva

En la fase reproductiva, se observó el comportamiento de la reflectancia (Tabla 12) distinta a la fase vegetativa (Figuras 15 - 17), en las que se reduce la reflectancia en las longitudes de onda entre el 510 al 590 nm pertenecientes al verde, con su pico máximo de reflectancia menor al 20% en las longitudes de onda de 545 a 555nm. Sin embargo, se mantiene la absorción de la planta en el rojo (600 – 660 nm); el borde rojo o red Edge (670 – 740 nm), también presenta un cambio en la reflectancia llegando a valores entre los 50 y 65% hasta llegar al NIR (740 – 950 nm), y se conservó hasta llegar alrededor de las longitudes de onda de 922 – 926 nm, donde presentó el mismo comportamiento de absorción aproximadamente entre 932 – 936 nm.

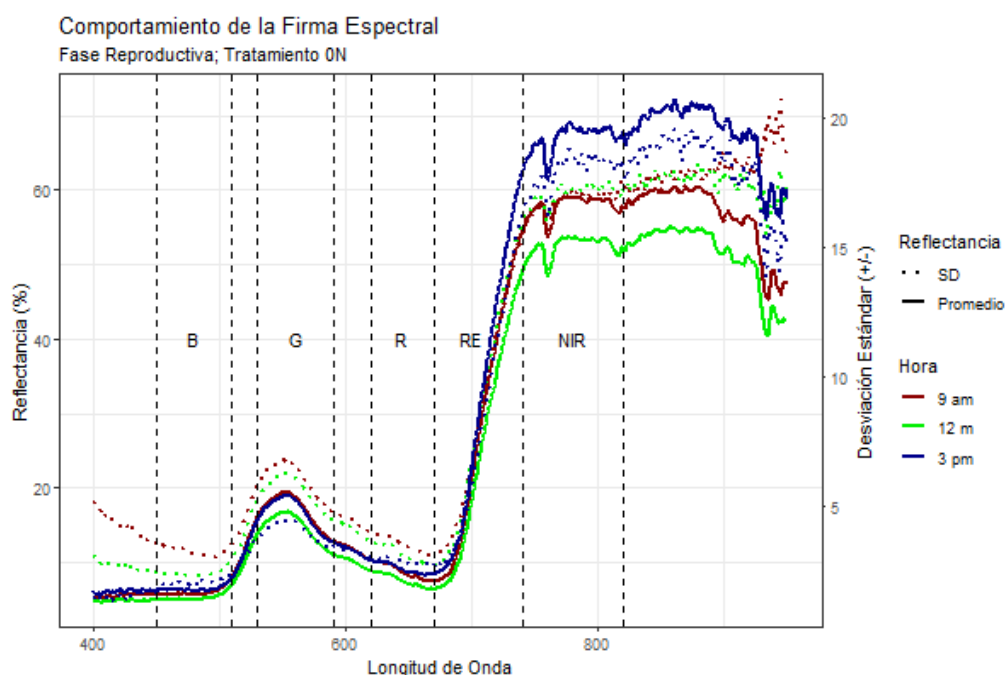


Figura 15 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 0N por franja horaria

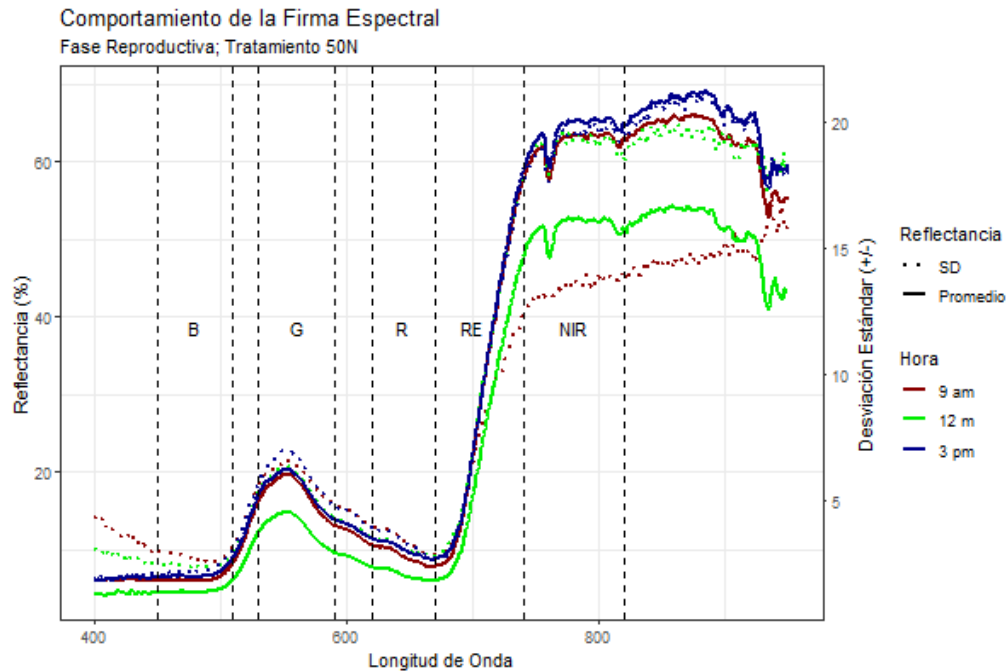


Figura 16 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 50N por franja horaria

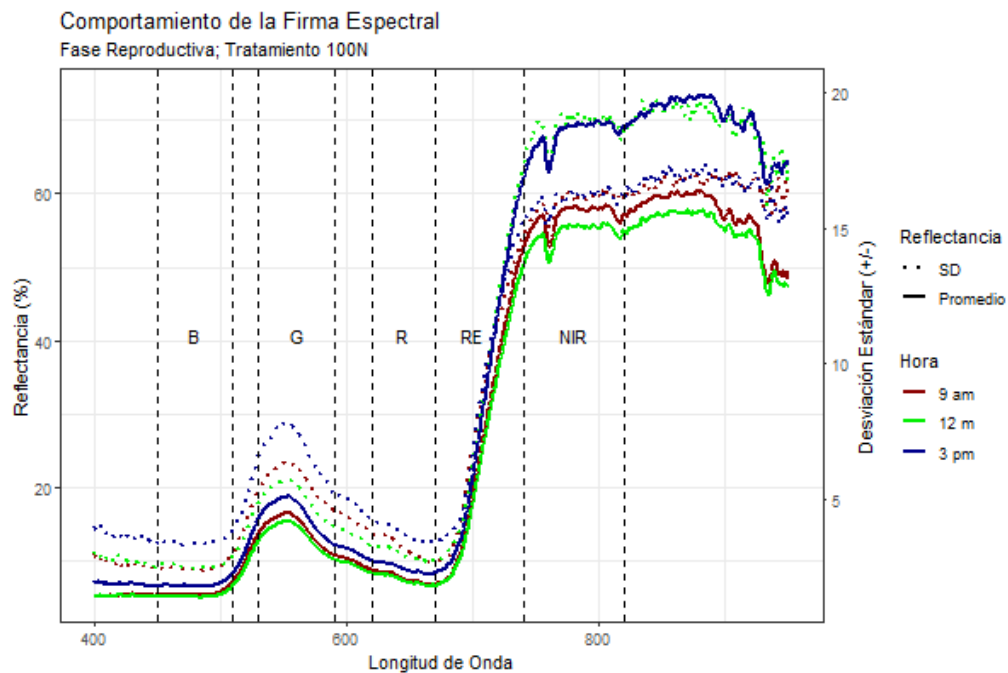


Figura 17 Firma espectral con promedio y SD funcional para nivel 100N por franja horaria

De acuerdo con las diferentes franjas horarias de toma, se apreció un agrupamiento por franja de toma. Se observó en la zona NIR una estratificación por franja horaria de toma, unificando para cada franja los niveles de fertilización nitrogenada. Esta estratificación está dada por 3 pm,

9am y 12 pm de forma descendente. Para los niveles de fertilización no se presentan tendencia.

Tabla 12 Descripción de firmas espectrales fase reproductiva

Fase Reproductiva			
Nivel de comparación	100N vs 0N	100N vs 50N	50N vs 0N
9:00 a. m.	La reflectancia media de 0N es mayor que la de 100N en todo el espectro.	La reflectancia media de 50N es mayor que la de 100N en todo el espectro.	La reflectancia media de 50N es mayor que la de 0N en longitudes de onda entre 720 a 950 nm.
12:00 p. m.	La reflectancia media de 100N es menor que la de 0N en longitudes de onda entre 520 a 650 nm y mayor en las longitudes 740 a 950 nm.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 50N en todo el espectro.	La reflectancia media de 0N es mayor que la de 50N en todo el espectro.
3:00 p. m.	La reflectancia media de 100N es mayor que la de 0N en longitudes de onda entre 770 a 950 nm.	La reflectancia media de 50N es mayor que la de 100N en todo el espectro.	La reflectancia media de 50N es mayor que la de 0N en todo el espectro.

En cuanto a la dispersión de los datos de reflectancia de las plantas en la fase reproductiva, se observó que existe una disminución de la dispersión de reflectancia en la zona del verde (500 – 580 nm) respecto a la fase vegetativa, como se puede observar en las Figuras 15 - 17 de la desviación estándar. Los valores de dispersión son similares para las dos fases fenológicas en las regiones del 720-950 nm. Posteriormente, la fuente de variabilidad presente en estas regiones se analizó para determinar si son debidas a las franjas horarias de toma o un error no explicable.

Con respecto a las diferentes franjas de toma, se observó que la dispersión sin importar el nivel de fertilización nitrogenada tiene valores muy similares en la zona del borde rojo y en el NIR, a excepción de la franja 9 am para el nivel 50N, que posee una menor dispersión. Para la zona del visible presentó una dispersión similar con menor valor que en la zona NIR.

7.2. Determinación De La Influencia De Los Tratamientos En La Fisiología De Las Plantas

La determinación de la influencia de los tratamientos sobre la fisiología de la planta, se desarrolló mediante tres pasos, primero se realizó el análisis de varianza para conocer las regiones del espectro en donde la firma espectral presenta cambios significativos, posteriormente se evaluaron índices de vegetación en estas regiones que permitieran conocer la clorofila en las plantas, y finalmente se evaluó un modelo de regresión funcional para determinar la clorofila en las plantas utilizando todas las longitudes de la firma espectral.

7.2.1. Análisis De Varianza

Antes de hacer el análisis de varianza para determinar la influencia de los tratamientos se evaluó la variabilidad de los datos de reflectancia entre franjas horarias. Primero, se validaron los supuestos de normalidad y de homogeneidad de varianzas bajo la hipótesis nula H_0 : *validacion de supuestos*, indispensables para conocer la calidad de la información previa y así mismo la calidad de los resultados posteriores como lo sugiere Giraldo et al., (2017). En la Figura 18 y 19 se muestran los resultados de la prueba de normalidad de KS-Lilliefors y la prueba de homogeneidad de varianzas de Levene.

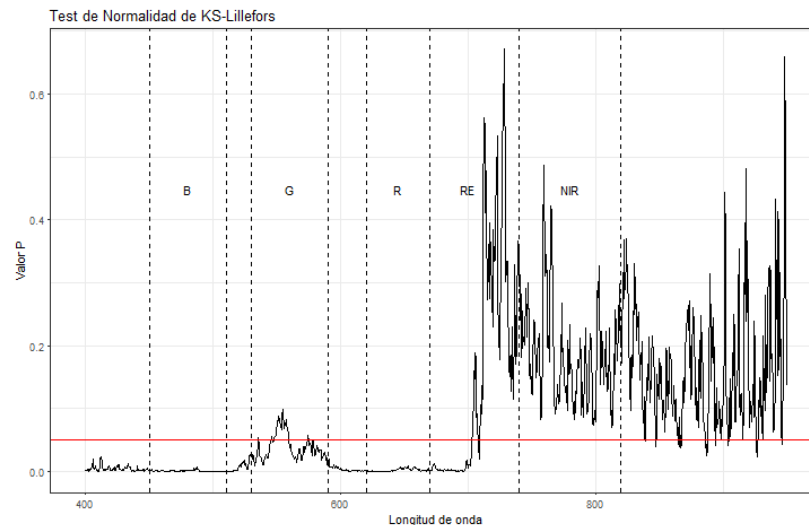


Figura 18 Test de Normalidad de KS-Lilliefors entre franjas

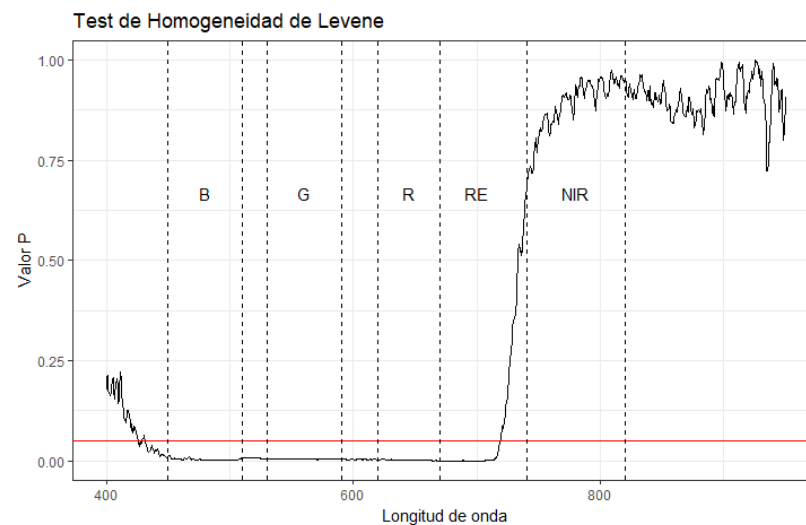


Figura 19 Test de Homogeneidad de Levene entre franjas

Al analizar los resultados, se tiene que no se cumple el supuesto de normalidad y homogeneidad, ya que la mayoría de los valores-p no superan el valor de significancia, pero esto no es problema para el análisis de varianza ya que $n > 50$. Lo que sugiere aplicar un

análisis no paramétrico utilizando la prueba de Kruskal – Wallis (Gómez, Danglot, & Vega, 2003), (Figura 20) para determinar si existen diferencias significativas entre franjas.

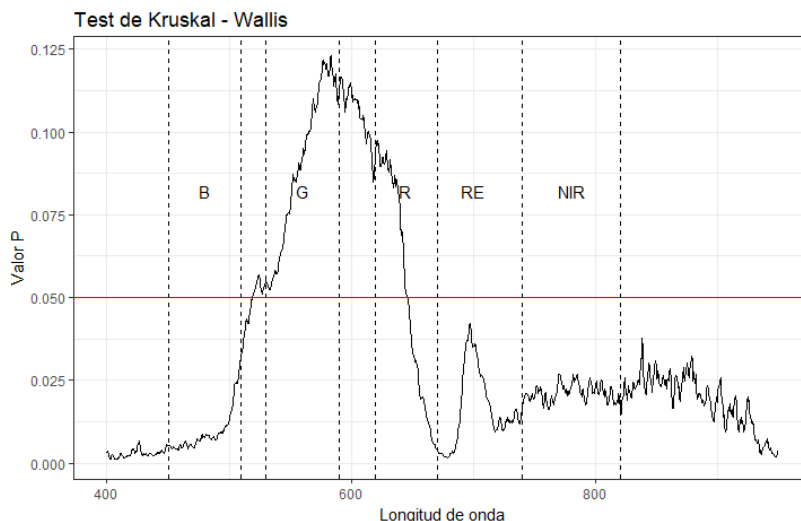


Figura 20 Prueba de Kruskal – Wallis entre franjas

Los resultados obtenidos por la prueba no paramétrica de Kruskal – Wallis rechaza la hipótesis nula H_0 en la mayoría de las longitudes de onda, indicando que las diferentes franjas de toma no son iguales y que se debe realizar un análisis para cada franja de forma independiente.

7.2.1.1. Franja de 9 am

En la implementación del análisis de varianza, al analizar la Figura 21, se tiene que no se cumple el supuesto de normalidad, ya que la mayoría de los valores-p no superan el valor de significancia rechazando la hipótesis nula, caso contrario con la prueba de homogeneidad de varianzas de Levene (Figura 22), aceptando la hipótesis nula, en donde si se cumple el supuesto de homocedasticidad, debido a que los valores-p son mayores al nivel de significancia de $\alpha=0.05$ para la mayoría de las longitudes.

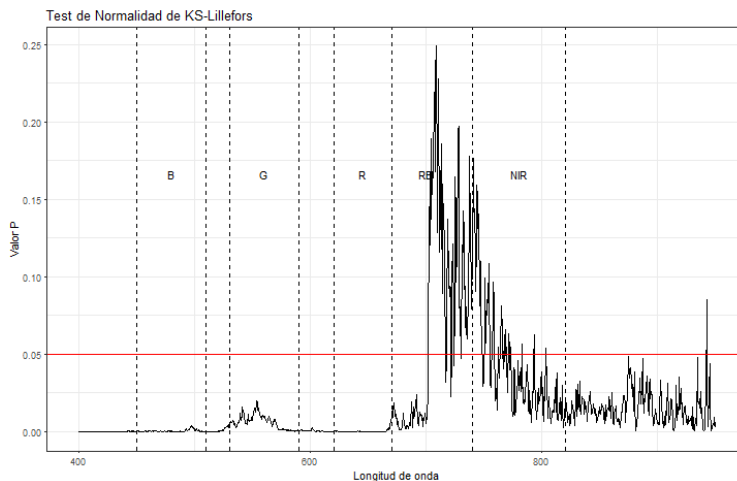


Figura 21 Test de Normalidad de KS-Lilliefors para 9 am

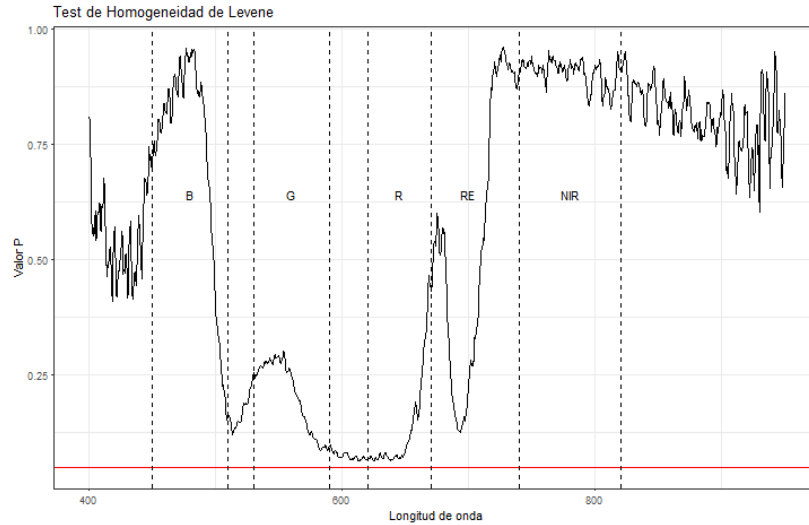


Figura 22 Test de Homogeneidad de Levene para 9 am

Al aceptar solo una de las dos pruebas, se sugiere el análisis no paramétrico de Kruskal – Wallis (Giraldo et al., 2017) (Figura 23). Los resultados de esta prueba reflejaron que no existen diferencias significativas, ya que los valores-p están por encima al nivel de significancia de $\alpha=0.05$ lo que aprueba la hipótesis H_0

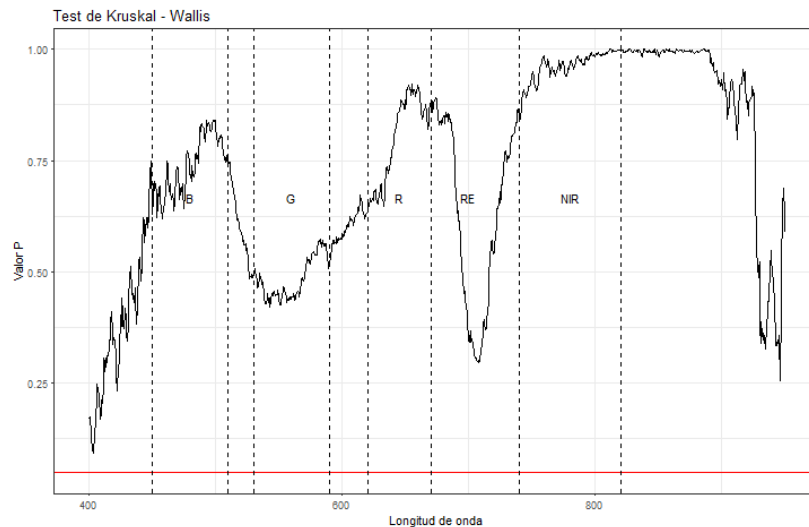


Figura 23 Prueba de Kruskal – Wallis para 9 am

7.2.1.2. Franja de 12 pm

En la implementación del análisis de varianza para las 12 pm y al analizar la Figura 24 y 25, se obtiene que no se cumple el supuesto de normalidad, caso contrario con la prueba de homogeneidad de varianzas de Levene respectivamente. Manteniendo la tendencia obtenida a las 9 am

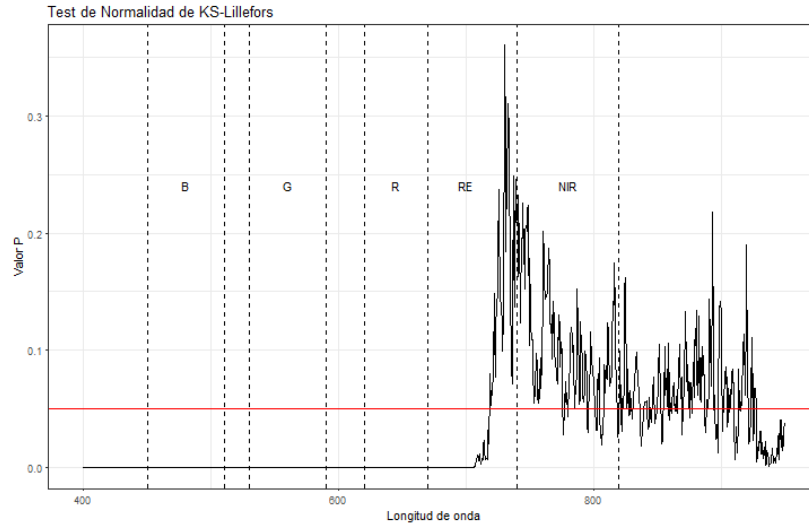


Figura 24 Test de Normalidad de KS-Lilliefors para 12 pm

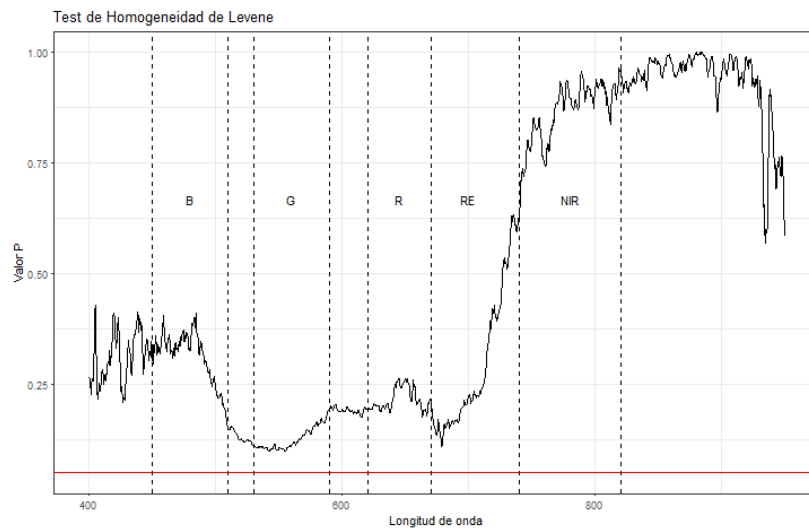


Figura 25 Test de Homogeneidad de Levene para 12 pm

Al aprobarse solo una de las dos pruebas, se sugiere el análisis no paramétrico de Kruskal – Wallis (Figura 26). Y los resultados de esta prueba reflejan que existen diferencias significativas en las regiones del 490 – 625 nm, debido a que los valores-p están por debajo del nivel de significancia de $\alpha=0.05$, lo que rechaza la hipótesis nula H_0 .

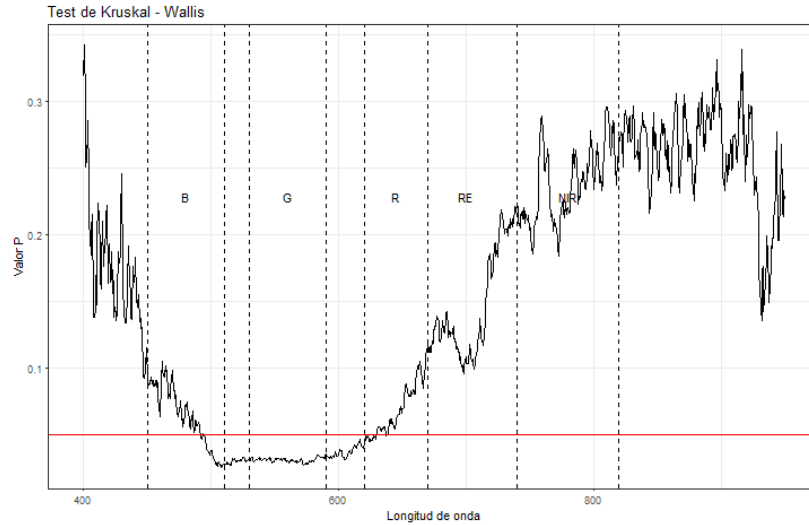


Figura 26 Prueba de Kruskal – Wallis para 12 pm

Teniendo en cuenta que existen regiones del espectro donde la prueba rechaza la hipótesis y no se sabe el tratamiento que diferencia estas varianzas, se propone la prueba pos-hoc de comparaciones múltiples con el test de Nemenyi (Figura 27), para saber cuáles son los tratamientos que presentan estas diferencias.

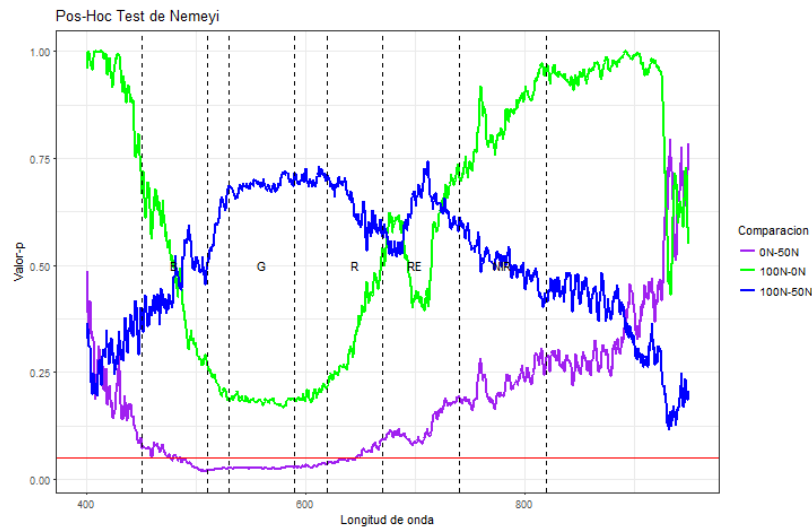


Figura 27 Test de Nemenyi para 12 pm

En los resultados de la prueba de Nemenyi se observa que existe una diferencia significativa en la zona del visible para la comparación entre 0N y 50 N, debido a que los valores p de la prueba están por debajo del nivel de significancia $\alpha=0.05$, lo que a su vez significa que no hay diferencias entre los demás tratamientos.

7.2.1.3. Franja de 3 pm

En la implementación del análisis de varianza para las 3 pm, se sostiene lo realizado para las franjas 9 am y 12 pm, donde no se rechaza la hipótesis nula para la prueba de normalidad (Figura 28) y se aprueba para el test de homogeneidad (Figura 29).

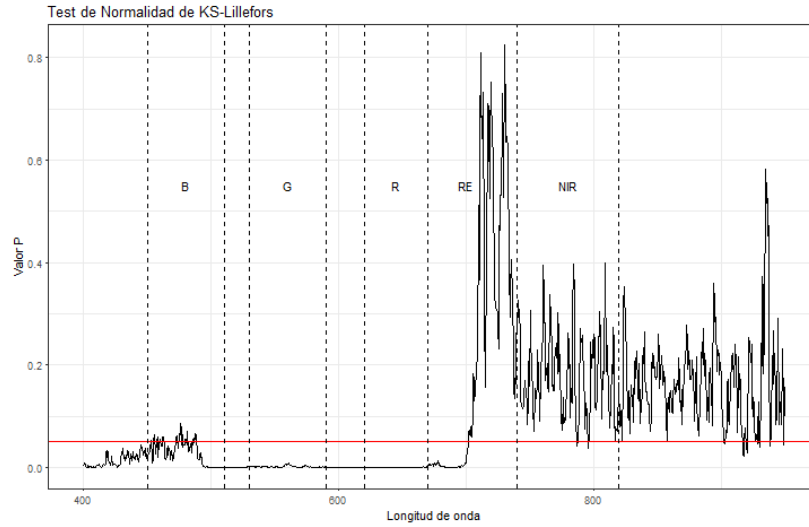


Figura 28 Test de Normalidad de KS-Lilliefors para 9 pm

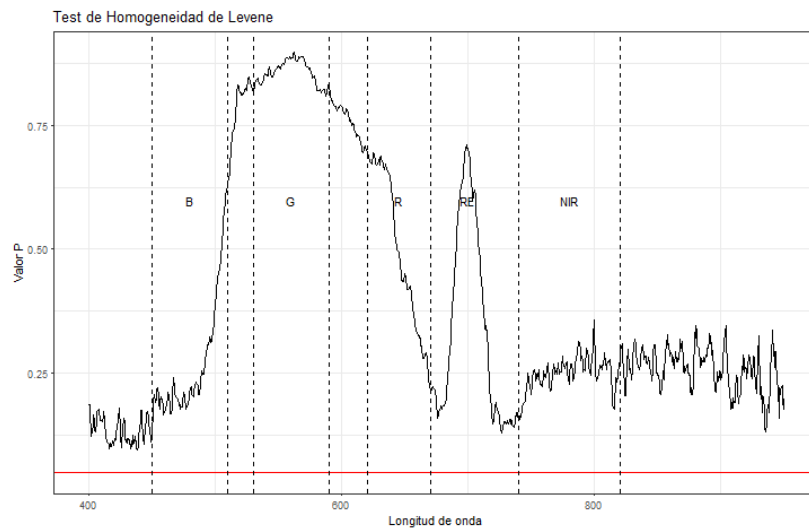


Figura 29 Test de Homogeneidad de Levene para 3 pm

Al presentar resultados similares que en 9 am y 12pm se siguen los lineamientos para el análisis no paramétrico de Kruskal – Wallis (Figura 30). Para este resultado de esta prueba evidenciaron que no existen diferencias significativas, ya que los valores-p están por encima al nivel de significancia de $\alpha=0.05$ lo que aprueba la hipótesis H_0

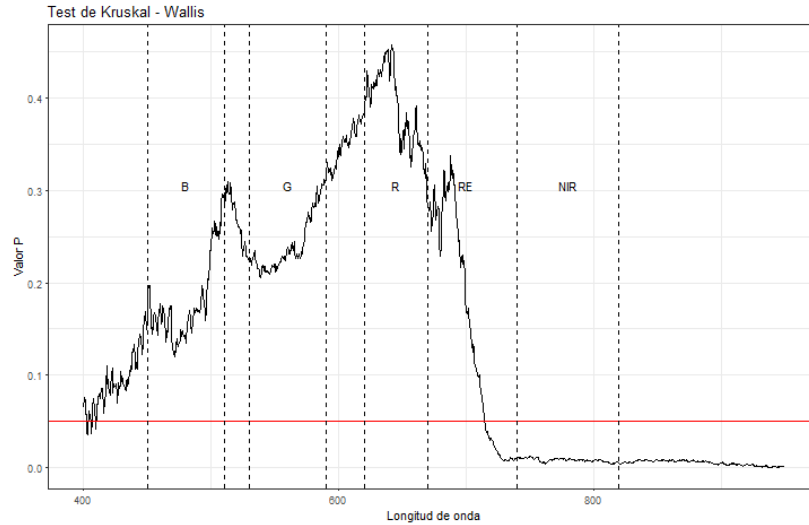


Figura 30 Prueba de Kruskal – Wallis para 3 pm

De forma similar a las 12 pm existen regiones del espectro en donde la prueba rechaza la hipótesis y no se conoce el tratamiento que diferencia estas varianzas, llevando a cabo la prueba pos-hoc de comparaciones múltiples con el test de Nemenyi (Figura 31).

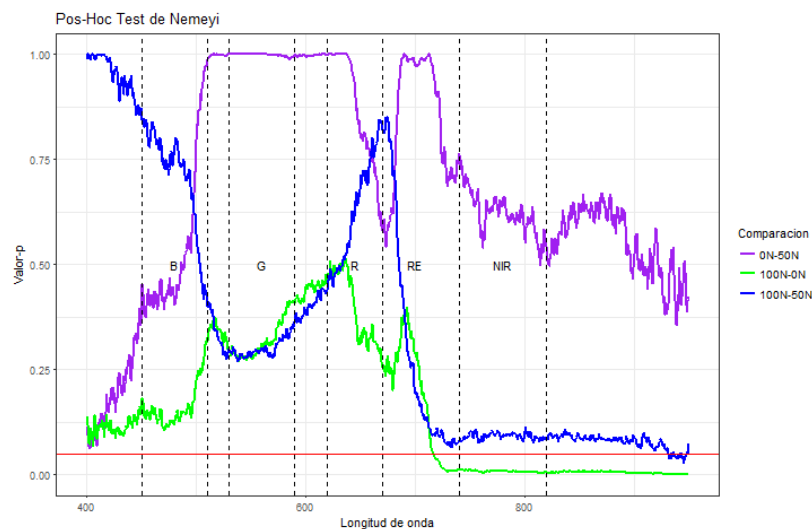


Figura 31 Test de Nemenyi para 3 pm

En los resultados de la prueba de Nemenyi, se observa que existe una diferencia significativa en la zona del NIR para la comparación entre 100N y 0N, debido a que los valores p de la prueba están por debajo del nivel de significancia $\alpha=0.05$, por tanto, no hay diferencias entre los demás tratamientos.

7.2.1.4. Índice SPAD

Siguiendo con la metodología implementada. Las pruebas de normalidad y homogeneidad del índice SPAD dan como resultado los valores p 0.0001294 y 0.9705 respectivamente, lo que indica que para la hipótesis nula en la normalidad es rechazada (Tabla 13) y en la homogeneidad se aprueba dicha hipótesis (Tabla 14). Debido a estos resultados se realiza un

análisis de varianza no paramétrico utilizando la prueba de Kruskal y Wallis (Tabla 15) obteniendo un valor p de 0.8206 y de esta manera se aprueba la hipótesis nula, entonces, se puede decir que no hay diferencias significativas entre tratamientos.

Tabla 13 Prueba de Normalidad

Prueba de Normalidad
Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov)
D = 0.17233
p-value = 0.0001294

Tabla 14 Prueba de Homogeneidad

Prueba de Homogeneidad
Prueba de Levene's
F = 0.0299
p-value = 0.9705

Tabla 15 Análisis de Varianza no Paramétrico

ANOVA no paramétrico
Prueba de Kruskal-Wallis
chi-squared = 0.39551
p-value = 0.8206

7.2.2. Cálculo de clorofila a partir de la firma espectral

La clorofila es un fuerte indicador del estado de las plantas, por esta razón se determinó usar esta variable para evaluar el estrés en cada tratamiento. En primera instancia se estudió el comportamiento de la clorofila a lo largo del tiempo para cada tratamiento, luego se realizó la comparación entre los datos medidos de clorofila y los diferentes métodos de estimación de clorofila a partir de la reflectancia, como los índices de vegetación citados en la literatura, Ecuaciones (8) hasta (12), un índice creado a partir de las correlaciones entre los datos de clorofila medidos y la reflectancia y por último un modelo de regresión funcional que toma todas la firma espectral como una sola función, determinando el mejor de los anteriores mediante sus niveles de correlación con los valores de clorofila medidos.

7.2.2.1. Clorofila medida

Como validación de los datos espectrales se tomaron datos de clorofila medidos con clorofilometro SPAD 502 que se llamó índice SPAD, esto con el fin de obtener la correlación para los índices de vegetación y la regresión funcional mencionadas anteriormente. El índice SPAD sirve a su vez como indicador fisiológico de la planta, de esta manera, a lo largo del proceso investigativo, se analizaron los valores por tratamiento y el comportamiento del promedio del índice SPAD por tratamiento, como se expone en la Figura 32, la que muestra el incremento del índice SPAD con respecto al tiempo, explicando así el desarrollo fisiológico de las plantas por cada tratamiento.

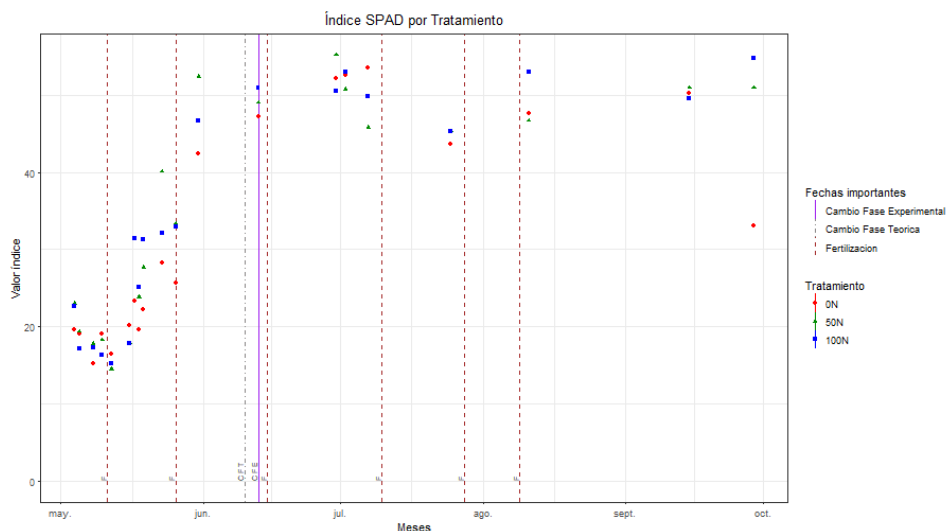


Figura 32 índice SPAD

En la Figura 32, se puede observar el crecimiento del índice SPAD en la fase vegetativa, la cual va hasta mediados del 13 de junio del 2017 y corresponde al cambio de etapa presentada, esto concuerda con la alta demanda de nitrógeno de la planta para desarrollar sus raíces, tallo, crecimiento de hojas anchas y tonalidad verde claro (Pérez & Castro, 2010). La aparición de la primera flor marca el inicio de la fase de reproductiva iniciando alrededor del 20 de junio del 2017, en donde la planta estabiliza su producción de clorofila para concentrarse en la floración y cuajamiento de los frutos, reduciendo el tamaño de las hojas con una tonalidad de verde oscuro (Corporación Misti, 2015), lo que se refleja en valores de índice SPAD similares a partir de esta última fecha.

Se analizó el comportamiento del índice SPAD dentro de cada tratamiento, los valores del índice por fertilizante en la Figura 32, se muestran las diferencias para los tratamientos 100N y 0N, registrando valores entre 18 - 58 unidades SPAD. Se observó que los valores máximos se presentaron en el nivel 100N, y que la variabilidad dentro de los niveles 50N y 100N es similar.

El contenido de pigmentos fotosintéticos puede cambiar como respuesta a factores causantes de estrés, a la capacidad fotosintética o al estado de desarrollo de la planta (Ustin et al., 1999). El comportamiento de la clorofila presenta una tendencia definida (Figura 33), a niveles de fertilización nitrogenada bajos, los valores de este pigmento bajan ya que la clorofila es menor.

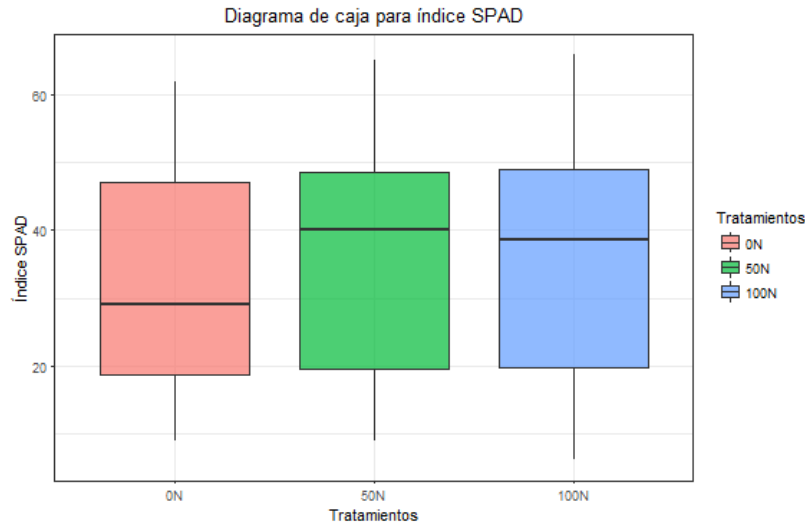


Figura 33 Diagrama de cajas por tratamiento

7.2.2.2. Clorofila calculada

Para calcular los valores de clorofila a partir de la firma espectral, se determinó el nivel de correlación entre los valores de reflectancia y los datos del índice SPAD, esto con el fin de conocer las longitudes que mejor se relacionan con los valores de clorofila, y así evaluar índices en estas regiones. Se presentaron los resultados para las diferentes franjas horarias.

7.2.2.2.1. Franja de 9 am

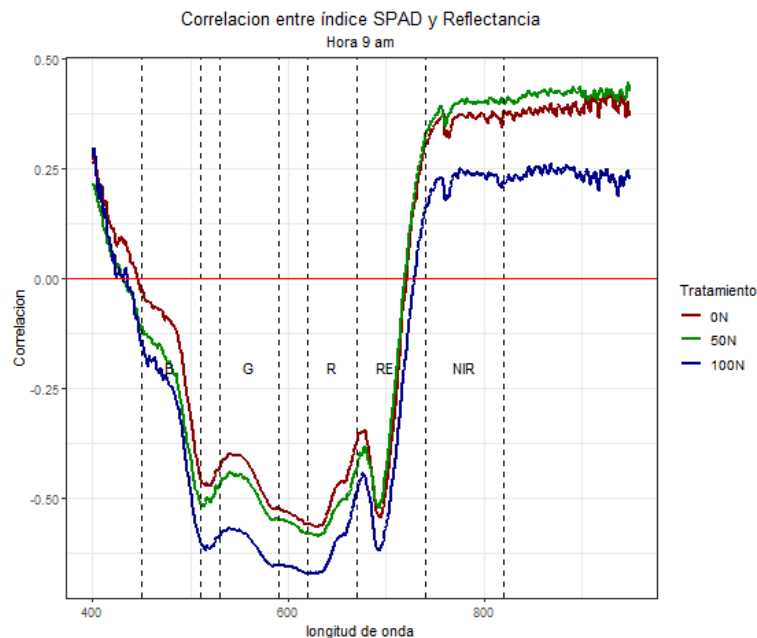


Figura 34 Correlación entre índice SPAD y Reflectancia

La Figura 34, muestra una correlación indirecta con un mayor nivel en las regiones del verde (500-650 nm) y borde rojo (680-690 nm), y con bajos niveles en el azul, parte del rojo, un tramo del borde rojo y del infrarrojo cercano. Con este resultado, se tiene que los indicadores

calculados en estas regiones de la firma espectral con altas correlaciones serán de mucha ayuda para determinar la clorofila en la planta. Se elaboró un índice normalizado, siguiendo la metodología planteada por Peña, Cruz & Martínez (2010), que recomienda tomar las longitudes de onda que mejor se correlacionen con la variable fisiológica medida, incluyéndolas en una relación matemática expresado en el índice w.

$$\text{Índice } W_i = \frac{R_{\alpha_i} - R_{\beta_i}}{R_{\alpha_i} - R_{\beta_i}} \quad (32)$$

Tabla 16 longitudes de onda con mayor correlación para el índice SPAD

	R_{α_1}	R_{β_1}	R_{α_2}	R_{β_2}	R_{α_3}	R_{β_3}	Aplicando la Ecuación (32) a las 3 mejores longitudes de onda correlacionadas con el índice SPAD que se obtuvieron en la Figura 34 y se presentaron en la Tabla 16, se tiene que los índices W_1 , W_2 y W_3 presentaron una R^2 para cada nivel de forma satisfactoria (Tabla 17).
0N	520,5	759,5	631	759,5	695	760	
50N	513	758,5	631,5	780,5	693,5	780,5	
100N	516	936	627,5	936	694	947,5	

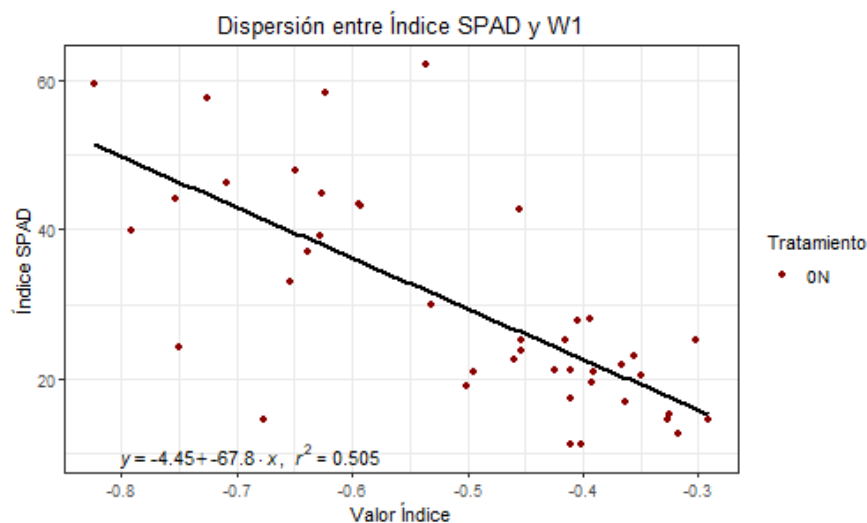


Figura 35 grafica dispersión tratamiento 0N

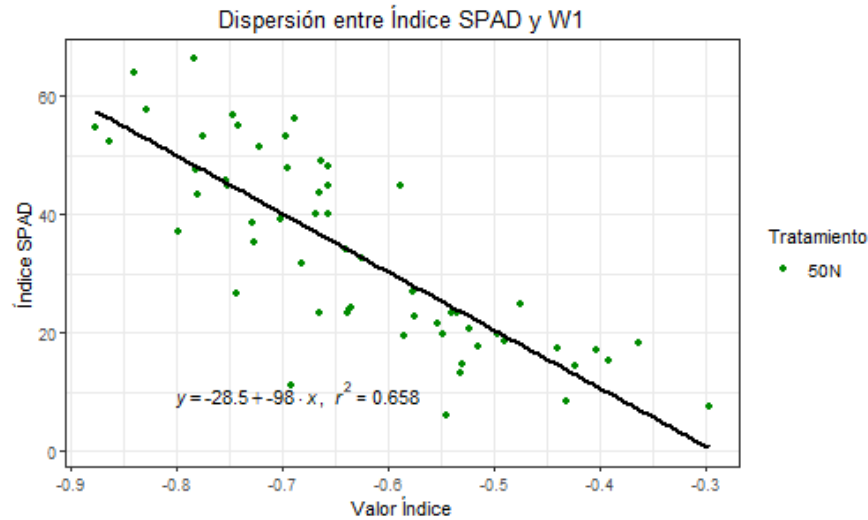


Figura 36 grafica dispersión tratamiento 50N

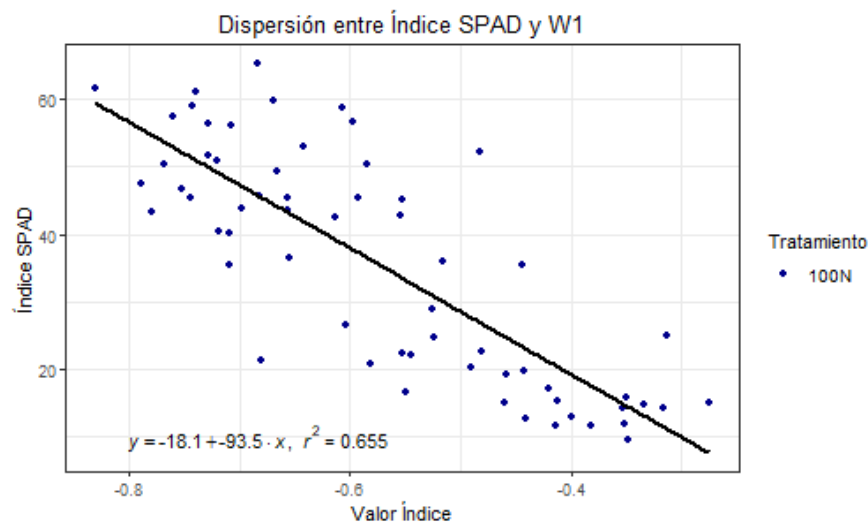


Figura 37 grafica dispersión tratamiento 100N

El coeficiente de determinación o R^2 , representa la bondad de ajuste del modelo a la variable a explicar, en este caso los índices de vegetación pretenden explicar el índice SPAD (Figuras 35 - 37) y se obtuvo que el nivel de R^2 es aceptable, lo que significa que las longitudes de onda de mayor correlación presentaron una explicación aceptable con la variable explicativa. Al incluirlas en un modelo, mostraron un mejor nivel de correlación, ya que, al momento de operarlas, estas presentaron un comportamiento aditivo en términos de la correlación, esto debido, a que las dos longitudes utilizadas conjuntamente explicaron mejor la misma variabilidad que como lo pudo haber explicado cada una por separado. Continuando con el proceso, se evaluaron los índices espectrales citados en la literatura, con el fin de determinar su correlación con los datos del índice SPAD. Estos índices fueron calculados a partir de los valores de reflectancia de la firma espectral y los resultados se encuentran en la Tabla 17.

Tabla 17 coeficiente de determinación y correlación entre índices de vegetación e índice SPAD

R²							
Nivel	REP-LI	NDVI705	NDRE	CHL1	W1	W2	W3
0 N	-0,46	-0,56	-0,52	-0,55	-0,51	-0,51	-0,55
50 N	-0,61	-0,74	-0,72	-0,73	-0,66	-0,71	-0,73
100 N	-0,71	-0,75	-0,69	-0,69	-0,66	-0,70	-0,74
CORRELACIÓN							
Nivel	REP-LI	NDVI705	NDRE	CHL1	W1	W2	W3
0 N	-0,68	-0,74	-0,73	-0,74	-0,71	-0,71	-0,74
50 N	-0,79	-0,87	-0,85	-0,86	-0,81	-0,84	-0,85
100 N	-0,85	-0,87	-0,83	-0,84	-0,81	-0,84	-0,86

Al calcular los índices y analizar los resultados obtenidos, se observó de manera general que presentan niveles buenos de correlación con un mínimo de 68% para el índice REP-LI, en donde se evidencia que dicho índice presentó los valores de correlación más bajos para la mayoría de los tratamientos excepto en el tratamiento 100N, en donde el índice W1 fue el de menor correlación con -0.81 y la mayor correlación se presenta en el índice NDVI705 con un valor de -0.87, presentándolo junto con el índice W3 como los mejores índices que interpretan el índice SPAD sin importar el tratamiento. Este comportamiento se debe a que estos índices utilizan longitudes de onda de la región del límite del borde rojo (680-740 nm), que según la Figura 44, es la zona de la firma espectral en la que los valores de índice SPAD presentan una alta correlación.

Otra característica de estos índices en comparación con los índices W, es que los índices consultados en la literatura utilizan longitudes de onda que presentan una alta correlación entre ellas, no utiliza modelos que involucren otros rangos del espectro, por ejemplo, el índice NDVI705, que presenta una mejor correlación con los datos del índice SPAD, utiliza longitudes de onda de límite del borde rojo, las cuales presentan menores variaciones entre los datos de reflectancia; caso contrario con el índice REP-LI, que relacionan longitudes de onda del infrarrojo y el rojo, presentando mayor variabilidad de los valores de reflectancia.

7.2.2.2.2. Franja de 12 pm

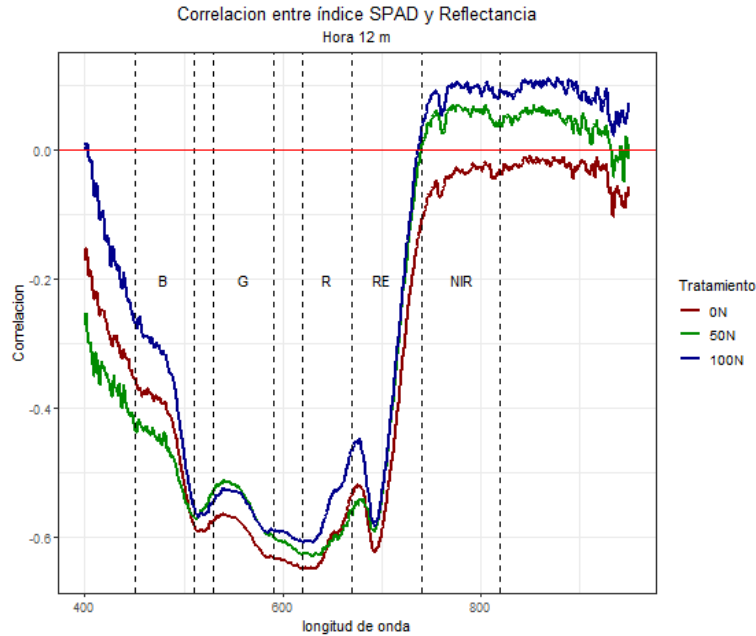


Figura 38 Correlación entre índice SPAD y Reflectancia de las 12pm

La Figura 38, muestra una correlación indirecta con un mayor nivel en las regiones del verde (500-650 nm) y borde rojo (680-690 nm), y con bajos niveles en el azul, parte del rojo y del infrarrojo cercano. Con este resultado se tiene que los indicadores calculados en estas regiones de la firma espectral con altas correlaciones serán de mucha ayuda para determinar la clorofila en la planta. Para ello, se hizo uso de los valores máximos de correlación con los que se elaboraron los índices normalizados, siguiendo la metodología planteada por Peña, Cruz & Martínez (2010).

Tabla 18 longitudes de onda con mayor correlación para el índice SPAD

	R_{α_1}	R_{β_1}	R_{α_2}	R_{β_2}	R_{α_3}	R_{β_3}	Aplicando
0N	515,5	776,5	631,5	794,0	693,5	794,0	
50N	513,0	759,5	630,5	759,5	693,0	729,5	
100N	516,0	753,0	631,5	807,5	693,5	879,0	

implementado con la Ecuación (32) para las 9 am, se obtiene para las 12 pm las longitudes de onda correlacionadas con el índice SPAD (Figura 38). Se seleccionan tres longitudes de onda que generaran índices (Tabla 18) y se presentan los R^2 para cada nivel en la Tabla 19.

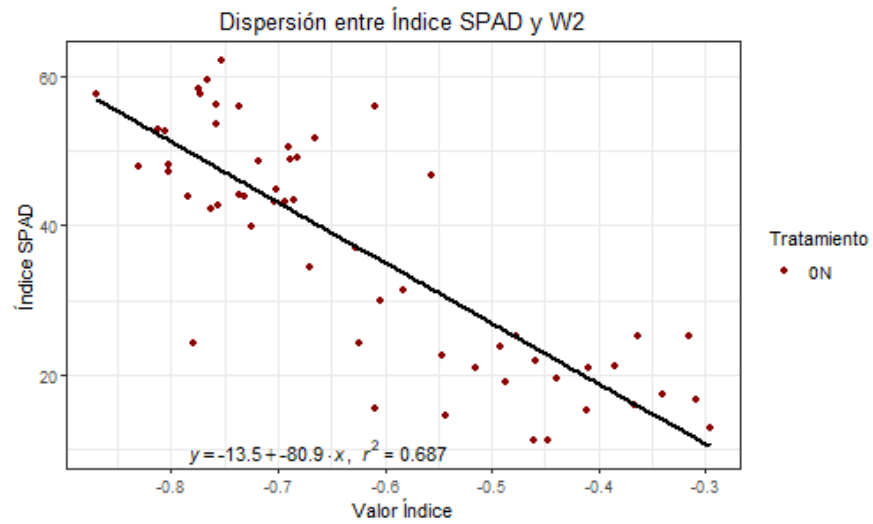


Figura 39 grafica dispersión tratamiento 0N

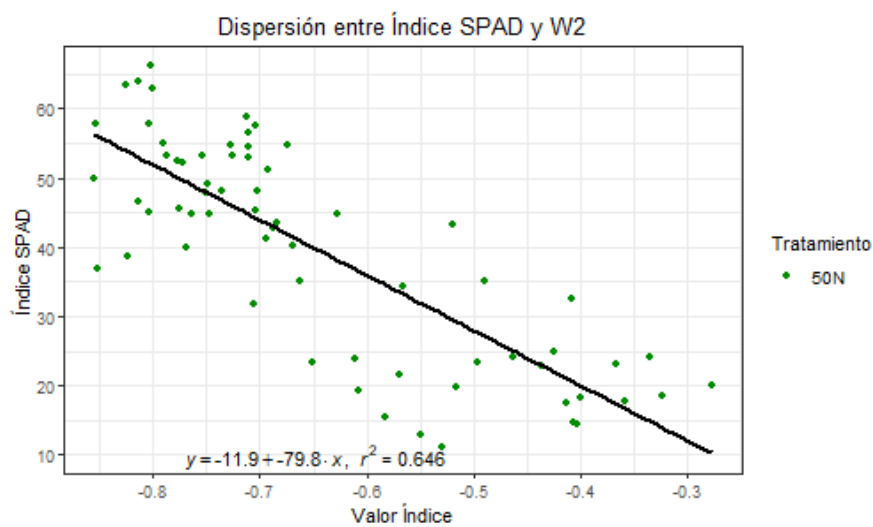


Figura 40 grafica dispersión tratamiento 50N

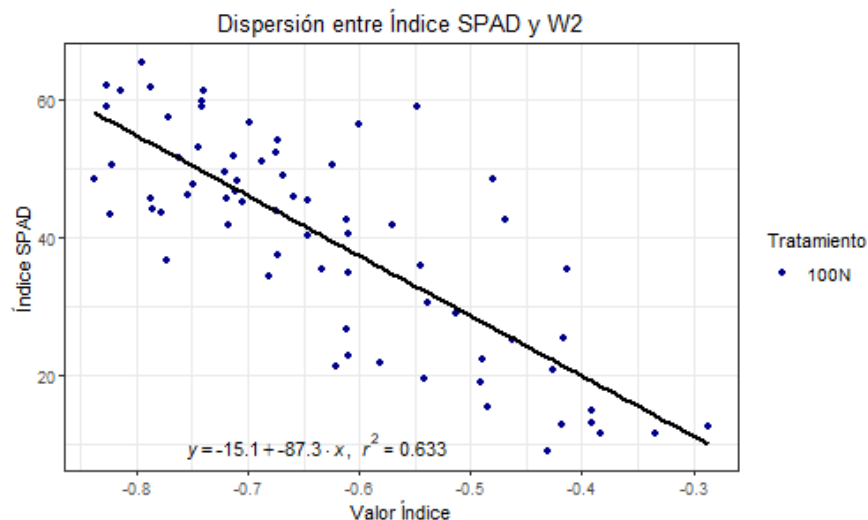


Figura 41 grafica dispersión tratamiento 100N

Como se expuso anteriormente para las 9 am, las Figuras 39 - 41 explican el ajuste entre los índices de vegetación y el índice SPAD obteniendo un R^2 aceptable. Continuando con el proceso descrito para las 9 am, se evaluaron los índices espectrales cuyos resultados se encuentran en la Tabla 19.

Tabla 19 coeficiente de determinación y correlación entre índices de vegetación e índice SPAD

R^2							
Nivel	REP-LI	NDVI705	NDRE	CHL1	W1	W2	W3
0 N	-0,62	-0,71	-0,73	-0,66	-0,63	-0,69	-0,71
50 N	-0,50	-0,67	-0,55	-0,60	-0,58	-0,65	-0,68
100 N	-0,62	-0,66	-0,61	-0,62	-0,63	-0,63	-0,67
CORRELACIÓN							
Nivel	REP-LI	NDVI705	NDRE	CHL1	W1	W2	W3
0 N	-0,79	-0,86	-0,84	-0,82	-0,79	-0,82	-0,84
50 N	-0,71	-0,82	-0,75	-0,79	-0,76	-0,80	-0,82
100 N	-0,79	-0,82	-0,78	-0,79	-0,79	-0,79	-0,81

De acuerdo con los resultados obtenidos al calcular los índices, se observó de manera general que se presentaron niveles buenos de correlación con un mínimo de -0.71 para el índice REP-LI, en donde dicho índice presentó los valores de correlación más bajos para todos los tratamientos. La mayor correlación se obtuvo en el índice NDVI705 con un valor de -0.86, presentándolo junto con el índice W3 como los mejores índices que interpretan el índice SPAD sin importar el tratamiento. Este comportamiento se explica ampliamente en el parágrafo de las 9 am, la cual depende de la Figura 38.

7.2.2.2.3. Franja de 3 pm

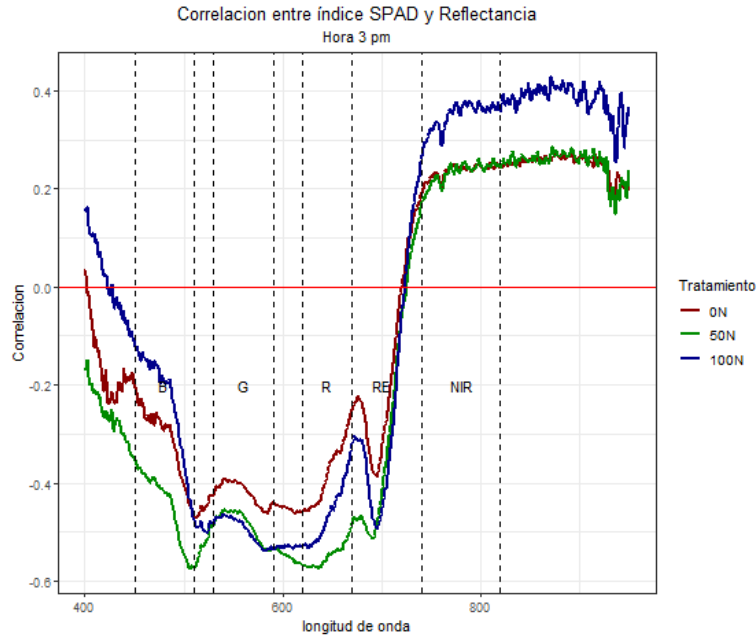


Figura 42 Correlación entre índice SPAD y Reflectancia de las 3 pm

La Figura 42, muestra una correlación indirecta con un mayor nivel en las regiones del verde (500-650 nm) y borde rojo (680-690 nm), y con bajos niveles en el azul, parte del rojo y del infrarrojo cercano. Con este resultado queda evidenciado que los indicadores calculados en estas regiones de la firma espectral con altas correlaciones serán relevantes para determinar la clorofila en la planta. Para ello, se realizó la metodología planteada por Peña, Cruz & Martínez (2010).

Tabla 20 longitudes de onda con mayor correlación para el índice SPAD

	R_{α_1}	R_{β_1}	R_{α_2}	R_{β_2}	R_{α_3}	R_{β_3}
0N	512	756,5	625,5	756,5	696	735,5
50N	506,5	770,5	636,5	916	692,5	916
100N	524	932,5	626	932,5	696	932,5

Com
o se
men
cion
a en

el párrafo 9 am de la Figura 42 se obtienen las tres mejores longitudes de onda para las 3 pm (Tabla 20) y aplicando la Ecuación (32), se generan los índices W_1 , W_2 y W_3 obteniendo un R^2 para cada nivel de forma satisfactoria (Tabla 21).

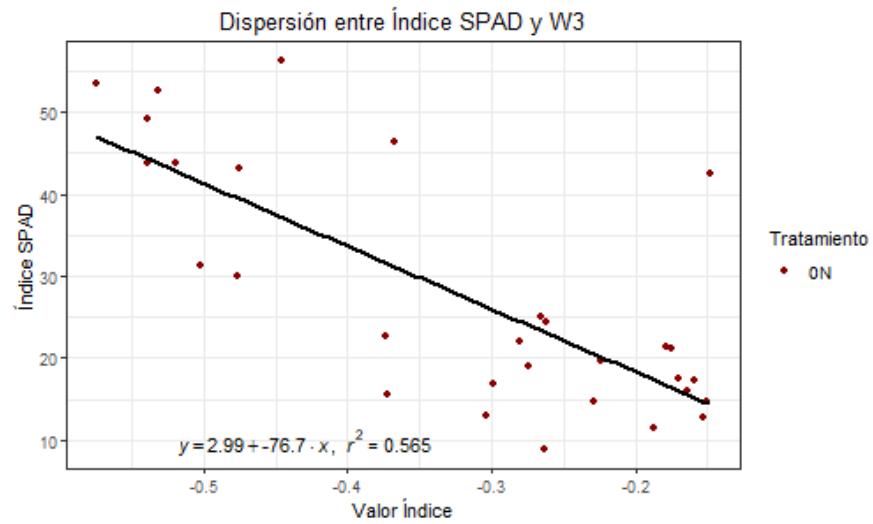


Figura 43 grafica dispersión tratamiento 0N

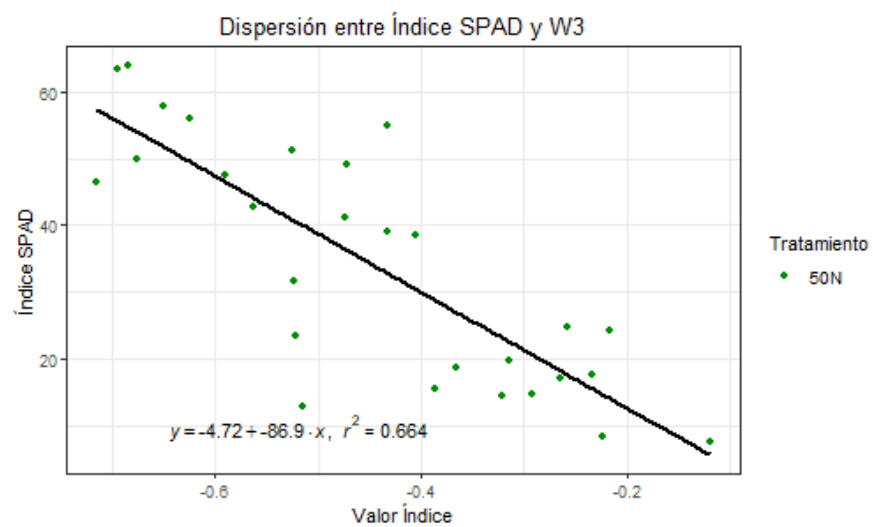


Figura 44 grafica dispersión tratamiento 50N

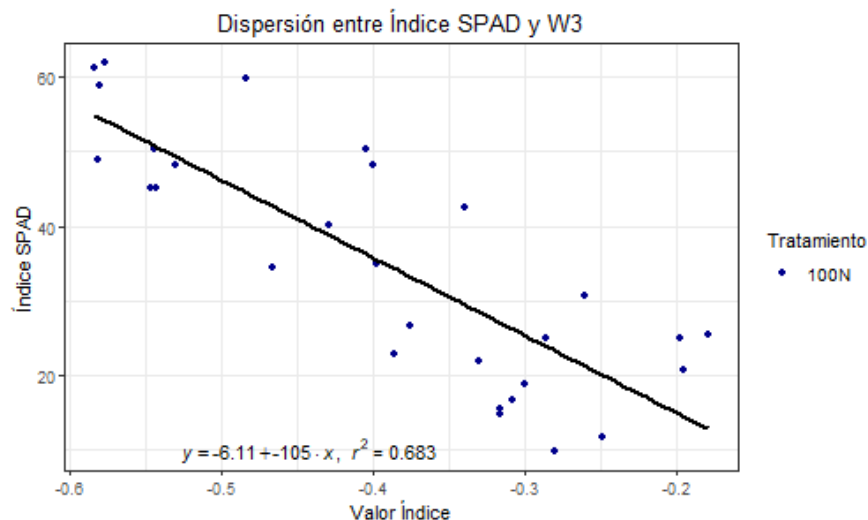


Figura 45 grafica dispersión tratamiento 100N

Al igual que se presentó en los párrafos anteriores las Figuras 43 - 45 explica la relación entre el índice SPAD y los índices de vegetación con un R^2 es aceptable. La Tabla 21 expone los valores de correlación para los índices de vegetación citados en la literatura.

Tabla 21 coeficiente de determinación y correlación entre índices de vegetación e índice SPAD

R^2							
Nivel	REP-LI	NDVI705	NDRE	CHL1	W1	W2	W3
0 N	-0,42	-0,58	-0,47	-0,50	-0,36	-0,44	-0,57
50 N	-0,58	-0,72	-0,65	-0,71	-0,56	-0,62	-0,66
100 N	-0,54	-0,68	-0,67	-0,70	-0,55	-0,58	-0,68
CORRELACIÓN							
Nivel	REP-LI	NDVI705	NDRE	CHL1	W1	W2	W3
0 N	-0,65	-0,76	-0,68	-0,71	-0,60	-0,66	-0,75
50 N	-0,76	-0,85	-0,81	-0,84	-0,75	-0,79	-0,81
100 N	-0,74	-0,82	-0,82	-0,83	-0,74	-0,76	-0,67

Analizando los resultados obtenidos al calcular los índices, se observó de manera general que se presentaron niveles buenos de correlación con un mínimo de -0.60 para el índice W. Este índice presentó los valores de correlación más bajos en todos los tratamientos. La mayor correlación se presenta en el índice NDVI705 con un valor de -0.86, presentándolo junto con el índice W3 como los mejores índices que interpretan el índice SPAD sin importar el tratamiento. Este comportamiento se debe a que estos índices, utilizan longitudes de onda de la región del límite del borde rojo (680-740 nm), que es la zona de la firma espectral que presenta una alta correlación los valores de índice SPAD según la Figura 42.

7.2.2.3. Modelo de regresión funcional

Teniendo en cuenta la cantidad de franjas horarias y niveles, se expone el modelo de regresión funcional de las 3 pm y su nivel 0N para efectos prácticos. Evaluando el modelo de regresión funcional (Ecuación 33), para la determinación de los valores del índice SPAD en la planta

mediante todos los valores de la reflectancia espectral. Se eligió una base Fourier de 20 funciones para describir el parámetro funcional $\beta(t)$.

Las estimaciones de los parámetros α_0 y la función $\beta(t)$ se realizaron por métodos de Mínimos Cuadrados, los que permiten definir la ecuación de regresión que estima la concentración de clorofila como se muestra en la siguiente ecuación.

$$\text{Clorofila} = 27,54 + \int_{400}^{950} \text{firma espectral}(t)\hat{\beta}(t)dt \quad (36)$$

Cabe resaltar que los valores de $\hat{\beta}(t)$ son constantes para el modelo y su función siguen activa para cualquier otro nuevo valor espectral. El comportamiento de la función del parámetro $\hat{\beta}(t)$ se describe en la Figura 46 y su ecuación se define en la tabla 22:

Tabla 22 Estimación de los parámetros funcionales del modelo

Bases Función	Estimado	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercepto)	27,54	1,9612	14,042	2e-07 ***
Base 1	-0,533	5,2141	-0,102	0,921
Base 2	2,1185	6,6174	0,32	0,756
Base 3	0,981	5,7168	0,172	0,868
Base 4	-3,1502	5,4075	-0,583	0,574
Base 5	1,3558	3,5788	0,379	0,714
Base 6	2,7069	3,3914	0,798	0,445
Base 7	-5,6534	4,9207	-1,149	0,28
Base 8	5,4756	5,7948	0,945	0,369
Base 9	-2,6509	4,4119	-0,601	0,563
Base 10	0,748	1,9432	0,385	0,709
Base 11	-1,1625	1,5587	-0,746	0,475
Base 12	0,8829	1,5116	0,584	0,574
Base 13	1,3579	1,3113	1,036	0,327
Base 14	-3,2686	2,628	-1,244	0,245
Base 15	0,7284	2,1176	0,344	0,739
Base 16	1,8772	2,2908	0,819	0,434
Base 17	-0,7425	1,7329	-0,428	0,678
Base 18	-0,4807	2,2212	-0,216	0,833
Base 19	1,2574	2,1921	0,574	0,58
Base 20	-1,5725	1,5487	-1,015	0,336

Si se obtienen mediciones de una nueva firma espectral para una planta, entonces el procedimiento para estimar la concentración de clorofila es:

- ❖ Convertir la firma espectral a un dato funcional, esto es, describir la firma espectral con una función continua, en este caso se empleó una base Bspline, estimando los respectivos coeficientes por Mínimos cuadrados.

- ❖ A partir de la firma espectral como función continua, se realiza la integral del producto entre esta y la función $\beta(t)$ descrita por la Ecuación (36), finalmente se suma este resultado con el valor $\beta_0=27.54$. Se obtiene las estimaciones de la concentración de clorofila.

Siguiendo este procedimiento se evaluó la bondad del ajuste del modelo con los datos de la reflectancia que tomaron en campo y se hicieron predicciones de la clorofila, en la Figura 46 se muestra los valores predichos con el modelo funcional y los valores de clorofila medidos, y en la Figura 47 se ilustra los residuales del modelo vs los valores predichos, con el fin de validar el supuesto de igualdad de varianzas.

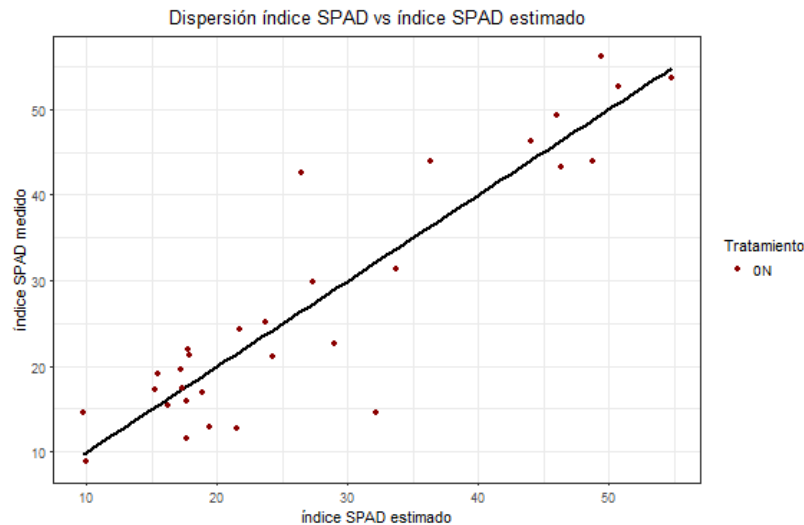


Figura 46 grafica dispersión tratamiento 0N para las 3 pm

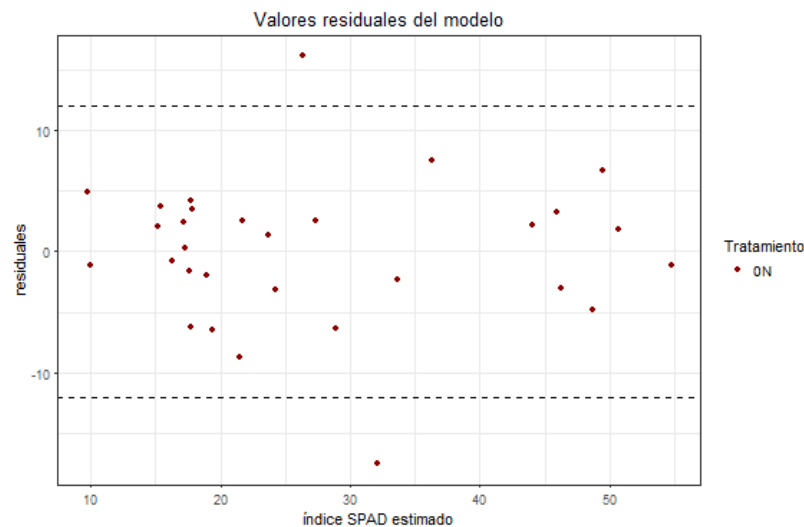


Figura 47 Valores residuales del modelo

En el gráfico de los valores del índice SPAD versus los valores ajustados, el modelo predice a un 100%, dicha grafica se ajusta exactamente a la recta $y = x$ (línea negra), en el caso de los

resultados se tiene que estos datos predichos se asemejan a la línea recta, entonces esto indica que el modelo predice de mejor manera los valores del índice SPAD. Lo anterior se valida con un $R^2 = 0.833$ y una correlación del 0.91 (el modelo explica el 83.3% de la variabilidad del índice SPAD y la relación que existen entre ellas es del 91%), que es un porcentaje mayor que al obtenido por los índices calculados (Tabla 23), por tanto, se observa que el modelo de regresión funcional aplicado para este tipo de datos presenta una mayor predicción del índice SPAD que la calculada a partir de índices de vegetación, debido a que utiliza todos los valores de la firma espectral como una función y los índices de vegetación son relaciones entre ciertas longitudes de onda que en muchos casos no presenta buenas correlaciones con la variable medida. Se presenta en la Tabla 18 los resultados de coeficientes de determinación y correlación para las diferentes franjas horarias y niveles.

Tabla 23 coeficiente de determinación y correlación entre firmas funcionales e índice SPAD

9:00 a. m.			
Nivel	0 N	50 N	100 N
R^2	0,84	0,84	0,81
correlación	0,92	0,92	0,90
12:00 p. m.			
Nivel	0 N	50 N	100 N
R^2	0,84	0,71	0,74
correlación	0,92	0,84	0,86
3:00 p. m.			
Nivel	0 N	50 N	100 N
R^2	0,83	0,91	0,91
correlación	0,91	0,95	0,96

7.2.2.3.1. Validación del modelo

Una vez que se tenga ajustado el modelo funcional se procede a la validez de los supuestos del modelo, por tanto es necesario que se cumpla con algunos de ellos, entre los más relevantes encontramos que (Montgomery, Peck, & Vining, 2006):

- ❖ Los residuos del modelo deben seguir una distribución normal, es decir, debe tener media cero y varianza σ^2 .
- ❖ Debe existir independencia entre los residuos de un periodo con los de otro u otros periodos, en otras palabras, que los residuos sean independientes o que su covarianza sea igual a cero.
- ❖ La varianza de los residuos debe ser constante a lo largo de la muestra.
- ❖ El valor esperado del vector de residuos es un vector nulo, es decir, que la media de los residuos es igual a cero.

Por otro lado, la importancia de realizar pruebas que conducen a validar los supuestos, pues estos fundamentalmente inciden en las cualidades de los estimadores de mínimos cuadrados, por ende, se muestran las pruebas de Lilliefors y Breusch-Pagan para obtener los valores p de los residuales del modelo y validar la hipótesis nula.

Como observamos en la tabla 24, el valor p es mayor a nuestro nivel de significancia ($\alpha = 0,05$) entonces aprobamos la hipótesis nula con una significancia del 5% por tanto hay suficiente evidencia para decir que los residuales se distribuyen de manera normal.

Tabla 24 Normalidad de Residuales

Prueba de Normalidad
Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov)
D = 0.098364
p-value = 0.3887

Hipótesis nula = los residuales siguen una distribución normal.

Hipótesis alterna = los residuales no siguen una distribución normal.

Según la prueba de Breusch-Pagan, en la tabla 25 se observa que el valor p es mayor al nivel de significancia del 5% por lo tanto se aprueba la hipótesis nula entonces, hay suficiente evidencia para confirmar que los residuales evidencian la existencia de homogeneidad, es decir, la varianza no es constante a lo largo de la muestra.

Tabla 25 Homogeneidad de los residuales

Prueba de Homogeneidad
Breusch-Pagan
BP = 0.088753
p-value = 0.7658

Hipótesis nula = Existencia de homocedasticidad en los residuales.

Hipótesis alterna = No existencia de homocedasticidad en los residuales.

En consecuencia, del cumplimiento de los supuestos de normalidad y homocedasticidad para los residuales del modelo funcional, se concluye que la bondad de ajuste del modelo ajustado es adecuada.

8. DISCUSIONES

En la investigación se encontró que el comportamiento de la firma espectral se ve influenciado por los cambios que se generan en las fases fenológicas, ya que los cambios de fases interfieren con la fotosíntesis o la estructura física de la vegetación y afectan a la absorción de energía de la luz y por lo tanto alteran el espectro de reflectancia de la vegetación. Esto lo confirma Ramos, (2015) evaluando la firma espectral en diferentes fases fenológicas y observo cambios en ellas que obedecían al cambio de fase y también a la aplicación de diferentes dosis de fertilizantes.

La firma espectral para las plantas de ají describió un comportamiento estructural análogo al comportamiento espectral de la vegetación descrita por De la Cruz, (2011), Escobar, (2015) e Isla & López, (2005). Se presentaron picos de reflectancia dentro del rango espectral utilizado en el estudio (400-950 nm); uno en la región del verde entre los 500 - 600 nm (indicadora de pigmentos), y otro en la región infrarroja entre 800-950 nm (estructura celular), además una zona de cambio llamada límite del borde rojo ubicado entre 680 - 740 nm. En cuanto a la variabilidad de los datos de reflectancia, se tiene que esta se presenta en función del promedio de las firmas espectrales, es decir, a mayor reflectancia mayor variabilidad, en el cual se presentan picos de variabilidad en los sectores comprendidos entre 400-450 nm, 500-600 nm y 920-950 nm.

Se encontró en el estudio que la variabilidad presentada en la región azul (400-500 nm) se puede asociar a factores de calibración; la variabilidad en la región del verde y el infrarrojo cercano se asume a los efectos de cambio de fase fenológica. Analizando el comportamiento de la firma espectral entre las fases fenológicas, se encontró que en las diferentes fases fenológicas la firma espectral presenta una tendencia decreciente, para las longitudes de onda del verde (500-600 nm) y un aumento del infrarrojo cercano (750-950 nm), tal como lo menciona en su estudio Araque & Jiménez, (2009), que caracterizaron la firma espectral de la palma de aceite. Lorenzo, Mascarini, & Gonzalez, (2017) encontraron que la firma espectral de plantas bajo estrés por nitrógeno y medidas en diferente tiempo presentó un cambio en la región comprendida entre 500-600 nm y 750-950 nm, debido al cambio en la estructura de las hojas de las plantas al pasar de una fase a otra.

En relación con el efecto de los tratamientos sobre las plantas, no se encontraron influencias en la fase vegetativa. Donde se encontró que para las 9 am el tratamiento 100N obtuvo una reflectancia mayor que los tratamientos 50N y 0N, 0N presentó mayor reflectancia que 50N. Para las 12 pm el tratamiento 0N obtuvo una reflectancia mayor que los tratamientos 100N y 50N, 100N presentó mayor reflectancia que 50N. Por último, las 3 pm presentó las mismas características de las 9 am excepto en 50N que presentó una reflectancia mayor que 0N. Además, los niveles 100N y 50N forman grupos entre las diferentes franjas horarias de medidas. Por tanto, los niveles de nitrógeno no presentan una perturbación en la planta en su primera fase fisiológica, tal vez el efecto del déficit de N no se manifestó debido al contenido de N en el suelo al inicio del cultivo (Giménez, 2012).

Por otro lado, para la fase reproductiva los efectos de los tratamientos sobre las plantas no fueron evidenciados, de forma similar a lo expuesto por Giménez, (2012). Al igual que lo mencionado por Ramos (2015) se observa una variación entre las franjas horarias de toma, Por ejemplo, en este proyecto en la franja 9 am el tratamiento 0N presentó mayor reflectancia que

los tratamientos 100N y 50N; 50N presentó mayor reflectancia que 100N. Para las 12 pm el tratamiento 0N presentó mayor reflectancia entre 520 – 650 nm y menor entre 740 – 950 nm para el tratamiento 100N; la reflectancia 50N es menor en todo el espectro comparado con 100N y 0N. Por último, para las 3 pm el tratamiento 50N la reflectancia es mayor que los tratamientos 100N y 0N. 100N solo presentó un incremento en la reflectancia en las longitudes 770 – 950 nm en comparación con el tratamiento 0N. Giménez (2012), observó que para la fase fenológica reproductiva se presentaron agrupamientos entre los tres tratamientos por franja de toma, como lo que se presentó en esta investigación.

El índice SPAD fue incluido como un indicador de estrés en las plantas y como un método de validación de los datos espectrales como lo realizó Estrada & Davies, (2003), Isla & López, (2005), De la Cruz, (2011) y Lorenzo et al., (2017). Los valores del índice SPAD entre los tratamientos, tiene un comportamiento similar entre los tratamientos, es decir no existió una diferencia en sus valores para los tres tratamientos. Este comportamiento se reflejó en el estudio de Giménez, (2012) donde el índice SPAD no discrimino entre tratamientos de N en ninguna fase fenológica del cultivo.

Dentro de los resultados del análisis de varianza de un factor utilizando la prueba no paramétrica Kruskal y Wallis, se obtuvo que, para las diferentes franjas horarias de toma, solo las longitudes de 520 – 640 nm están por encima del nivel de significancia valor $p=0.05$, el proceso desarrollado por Giraldo et al., (2017) para identificar las longitudes de onda que presentan cambios significativo entre los diferentes estados de sanidad vegetal, este proceso fue extrapolado al experimento para conocer inicialmente las regiones espectrales con cambios debido a la hora de toma. Concluyendo que estas longitudes de onda no son sensibles a las franjas de toma. Por lo cual se propone realizar un análisis de varianza discriminado por franja horaria de toma.

En el resultado del análisis no paramétrico para las 9 am se pudo ver que no presentó diferencias significativas en ninguna longitud de onda, mientras los análisis para las 12 pm se puede evidenciar el efecto en las longitudes verde, caso contrario con la franja 3 pm que solo presenta diferencias significativas en el NIR. Este proceso metodológico de analizar las variaciones para cada longitud de onda de la firma espectral es usado en estudios como en los de Giraldo et al., (2017), Murillo, Muñoz & Carbonell (2013), quienes aplicaron análisis de varianza para determinar variaciones de la firma espectral. Giraldo et al., (2017) lo utilizó para diferenciar entre plantas sanas y enfermas por marchites letal tomando datos espectrales en diferentes focos. Murillo, Muñoz & Carbonell (2013), utilizaron diferentes tratamientos de nitrógeno en caña de azúcar, encontrando que las bandas importantes para la discriminación de los tratamientos de nitrógeno que se encuentran en la región roja, límite del borde rojo y la región NIR. Se propuso la prueba pos-hoc de comparaciones múltiples con el test de Nemenyi , con el fin de identificar cuáles son los tratamientos que presentan estas diferencias como lo sugiere Giraldo et al., (2017), mostrando que hay diferencias entre los tratamientos 0N y 50N en la región del verde para las 12 pm y diferencias entre el 100N y 0N en la región del NIR para las 3:00 pm.

La firma espectral muestra una correlación indirecta con los valores del índice SPAD medidos, con un mayor nivel en las regiones del rojo (630 - 680 nm) y límite del borde rojo (680-700 nm), y con bajos niveles en el inicio del azul y del infrarrojo cercano, confirmando lo hallado por Parsons (1963), en donde se determinó que las regiones que mejor se correlacionan con el

contenido de clorofila son las comprendidas entre 400-500 nm (región azul) y 600-700 nm (rojo y borde rojo). Peña, Cruz & Martínez (2010) correlacionan imágenes hiperespectrales con los valores de nitrógeno, determinaron las regiones de verde, rojo y borde rojo como las longitudes de mayor correlación con el nitrógeno. Con lo anterior, se determinó que los índices calculados en estas regiones de la firma espectral serán de mucha ayuda para determinar la clorofila en la planta. A partir de estos resultados se evaluaron métodos para estimar la clorofila mediante los valores de reflectancia, utilizando las longitudes de onda descritas anteriormente. El método de la elaboración de un índice a partir de las longitudes de onda que presentan una correlación fuerte con los valores de clorofila (Peña, Cruz & Martínez, 2010), utilizo las longitudes 694 nm y 780 nm, incluidas dentro de un modelo normalizado (índice W3), presento un $R^2 = 74\%$, explicando que las longitudes de onda de mayor correlación, presentan un comportamiento aditivo en términos de la correlación al momento de operarlas, puede ser que las dos longitudes utilizadas conjuntamente expliquen mejor la variabilidad que podría explicar cada una por separado.

En cuanto a los índices de vegetación citados, el índice NDVI705 fue el que mejor representó al índice SPAD, sin importar franja horaria de toma o tratamiento evaluado con $R^2 = 75\%$, 71% , 72% para los tratamientos 100N, 0N y 50N y franjas horarias 9 am, 12 pm y 3 pm respectivamente. Otros índices que presentaron una buena correlación son NDRE y CHL1. Este comportamiento es debido a que estos índices que mejor se correlacionan utilizan longitudes de onda de la región del límite del borde rojo (680-740 nm), que es una zona de la firma espectral que presenta una alta correlación los valores de clorofila. Estudios como el de Schlemmer et al., (2013), quienes determinaron que los índices que mejor describieron los niveles de estrés por nitrógeno en plantas de maíz, son los que utilizan las longitudes del borde rojo, en combinación con bandas alrededor del NIR y encontraron en su estudio que al evaluar índices espectrales en la región del borde rojo se presentan $R^2=87\%$, generando así índices que permiten determinar el contenido de clorofila y el potencial para hacer el seguimiento al vigor y la salud del maíz en edades tempranas de desarrollo del cultivo.

El modelo de regresión funcional presento un $R^2=91\%$ (el modelo explica el 91% de la variabilidad del índice SPAD), el cual es un porcentaje mayor que el obtenido por los índices citados. Se observa entonces, que el modelo de regresión funcional aplicado para este tipo de datos presenta una mayor predicción del índice SPAD que la calculada a partir de índices de vegetación, debido a que este utiliza todos los valores de la firma espectral como una función y los índices de vegetación son relaciones entre ciertas longitudes de onda, que en muchos casos no presenta buenas correlaciones con la variable medida. En este proceso de estimación de variables bioquímicas y fisiológicas, algunos autores como Menesatti *et al.*, (2010), ha utilizado modelos de regresión PLS para determinar estas variables a partir de datos de validación y Suarez, Apan, & Werth, (2016) han utilizado este mismo método para determinar productividad; ambos encontraron muy buenos ajustes de sus modelos con valores de 99.5% y 84% respectivamente. Sin embargo, no se han abordado estos temas desde el punto de vista de funciones, ya que en síntesis las firmas espectrales son curvas de longitudes de onda en función de la reflectancia (funciones), que pueden ser implementadas en modelos de análisis de datos funcionales. Según Cuevas, (2004) el Análisis de Datos Funcionales es otra forma de ver la información, y sus procesos se aplican a las técnicas estadísticas ampliamente

conocidas, teniendo en cuenta que los datos serán vistos como funciones, no como vectores individuales. Aplicaciones como el análisis exploratorio de datos funcionales (AEDF), análisis de componentes principales funcionales (ACPF), análisis de varianza funcional (ANOVAF) y los modelos de regresión funcional, se encuentran entre las técnicas funcionales más aplicadas por Navarro, (2004).

9. CONCLUSIONES

Al analizar las firmas espectrales obtenidas, se confirma que los registros espectrales de las plantas de ají presentaron dos picos de reflectancia, uno en la región del verde entre los 500-600 nm (indicadora de pigmentos), y otro en la región infrarroja entre 800-950 nm (estructura celular), además de una zona de cambio entre las reflectancia bajas y altas, ubicado entre 680-740 nm llamada límite del borde rojo, comportamiento espectral característico de la vegetación.

Se obtuvieron las firmas espectrales para cada fase fenológica, en donde se observaron cambios de la firma espectral, en la que se reduce la reflectancia en algunas longitudes de onda de la fase reproductiva respecto la fase vegetativa entre el 510 al 590 nm pertenecientes al verde, con su pico máximo de reflectancia menor al 20% en las longitudes de onda de 545 a 555nm. Sin embargo, se mantiene la absorción de la planta en el rojo (600 – 660 nm); el borde rojo o red Edge (670 – 740 nm), también presentó un cambio en la reflectancia llegando a valores entre los 50 y 65% hasta llegar al NIR (740 – 950nm), ahí se mantuvo hasta llegar alrededor de las longitudes de onda de 922 – 926 nm, donde presentó el mismo comportamiento de absorción aproximadamente entre 932 – 936 nm.

El análisis de varianza es una herramienta estadística que permitió conocer las longitudes de onda de la firma espectral sensibles a los tratamientos aplicados, en el caso del análisis de varianza factorial no paramétrico para las 9 am se pudo ver que no presentó diferencias significativas en ninguna longitud de onda, Mientras que en los análisis para las 12 pm se pudo evidenciar el efecto en las longitudes del verde (500-600 nm), caso contrario con la franja 3 pm que solo mostró diferencias significativas en el borde rojo (720-750 nm) y NIR (750-950 nm).

La prueba post-hoc de comparaciones múltiples con el test de Nemenyi, para identificar cuáles son los tratamientos que presentan diferencias, muestra que hay diferencias entre los tratamientos 0N y 50N en la región del verde para las 12 pm y diferencias entre el 100N y 0N en la región del NIR para las 3:00 pm.

En cuanto a la variabilidad de los datos de reflectancia, en este estudio se encontró que, en las regiones del verde e infrarrojo cercano, es donde mayor variabilidad se presenta. Esto puede deberse a la hora de toma, ya que sus efectos son significativos a diferentes franjas en las firmas espectrales, según los resultados de la prueba Kruskal y Wallis.

El índice SPAD en el periodo de estudio presentó una tendencia creciente, en donde no hubo un cambio significativo de los valores entre tratamientos en el tiempo, lo que indica que los tratamientos no afectaron el estado fisiológico de las plantas. Sin embargo, el índice SPAD se tomó como un factor que explica el estrés en la planta. Esta variable se intentó determinar a

partir de la firma espectral mediante los modelos de regresión aplicados, presentando un mejor ajuste con el modelo de regresión funcional con un $R^2 = 91\%$, en comparación con el índice determinado a partir de la correlación índice SPAD vs reflectancia (índices W) que presentó un $R^2 = 74\%$, y el mejor de los índices citados en la literatura (NDVI705) con un $R^2 = 74\%$. Determinando así, que utilizar todos los valores de la firma espectral mejora la estimación entre el índice SPAD y la reflectancia.

El Análisis de Datos Funcionales (ADF), es una herramienta estadística que permite trabajar con datos de grandes dimensiones y que adicionalmente están medidos en el tiempo, ya que maneja los datos como funciones y no como vectores individuales. Este análisis comprobó que el cálculo del índice SPAD a partir de los datos de reflectancia, permitió generar modelos de regresión funcional entre el índice SPAD y reflectancia, siempre y cuando se obtengan las curvas espectrales medidas en el tiempo de una misma población de estudio. Estos métodos son de gran importancia para el manejo de este tipo de información y sería de gran ayuda seguir implementado sus técnicas en la percepción remota.

10. RECOMENDACIONES

Las variables ambientales (temperatura, humedad, radiación), son de gran importancia en este tipo de trabajo en campo y tienen un efecto directo sobre los valores de la reflectancia de la firma espectral, cuantificarlos e incluirlos dentro de los modelos de análisis sería de gran ayuda para evitar ruidos en los resultados. Aunque estos efectos no siempre se pueden controlar, es importante minimizar su influencia, mediante procesos de calibración continuos, equipos de medición que permitan conocer el comportamiento de estas variables durante la captura del dato espectral, determinando fechas de toma en donde las condiciones sean las ideales.

La geometría de la toma es otra parte importante en este tipo de trabajos en donde la luz (energía electromagnética) es la principal señal y está sujeta a todas las modificaciones, distorsiones o cambios que pueda sufrir en el momento de la toma. Controlar estos efectos con procedimientos tales como establecer una altura de toma (planta-sensor), no obstaculizar la toma con sombras, determinar periodos de toma, la calibración con la base especular para definir el cero de la toma es de gran ayuda para obtener firmas en las mismas condiciones.

Si se desean tomar datos adicionales que sean de apoyo para la validación de procesos como el índice SPAD en el caso de esta investigación, además de realizar pruebas de laboratorio donde se obtenga los valores de clorofila y nitrógeno se recomienda que sean tomados a la par con los datos de reflectancia, esto con el fin de que presenten las mismas condiciones de toma y sean estadísticamente comparables al momento de realizar algún proceso estadístico.

Utilizar un espectro radiómetro de mayor resolución espectral, es de gran ayuda para entender las variaciones de la firma en otras longitudes de onda (infrarrojo lejano), esto permite conocer el comportamiento de otras variables que ayudan a determinar el estado fisiológico de la planta, como es el caso del contenido de agua y el explorar otras regiones del espectro tales como el resto del infrarrojo cercano (NIR), el infrarrojo medio (MIR) y el ultravioleta (UV), ya que pueden existir características o longitudes de onda que se expresen mejor en regiones diferentes a las estudiadas en este caso, de igual forma estudiar variables distintas que no solo incluyan la concentración foliar de nutrientes en las plantas, sino muchas otras variables que faciliten la toma de decisiones y el mejoramiento de la producción agropecuaria.

Antes de hacer cualquier tipo de análisis se recomienda hacer el AED en donde se eliminan firmas espectrales anómalas, estas firmas se pueden producir por un cambio de radiación que no se detecta a simple vista dirigiendo la reflectancia a valores por encima del 100% o valores por debajo del 0%. Además, hacer una inspección visual de los espectros para detectar si alguna planta específica tiene un comportamiento anómalo y de esta forma eliminar esta planta del análisis posterior, evitando la propagación de error de estimación debido a este tipo de fenómenos.

Validar los resultados obtenidos con la realización de este tipo de trabajos en campo con condiciones normales de cultivo, es relevante para entender el comportamiento de la firma espectral, pues de este modo, no solo se obtendrán resultados aplicables, sino que también servirán de apoyo en el proceso de control y mejoramiento de las técnicas agrícolas. Por otra parte, es importante utilizar datos fisiológicos que permitan contrastar los resultados espectrales obtenidos, con el fin de dar una mayor aplicabilidad a la investigación.

Para finalizar, es necesario e importante continuar con este tipo de investigaciones en las que se utilice la espectrometría de reflectancia y aplicarla en diferentes campos de la agricultura de precisión, como el manejo de plagas y enfermedades en los cultivos, ya que esto permitiría tener un manejo racional de fungicidas, herbicidas e insecticidas, optimizando dichas aplicaciones, y llevando los costos de producción a un punto más bajo, conservando o incluso mejorando la calidad de los productos.

11. BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar, M. del R. (2011). Identificación de la deficiencia de magnesio en pepino mediante espectroradiometría.
- Al-snafi, A. E. (2015). the Pharmacological Importance of Capsicum, 5(3), 124–142.
- Ángel, Y. B. (2012). *Metodología para identificar cultivos de coca mediante análisis de parámetros red edge y espectroscopia de imágenes*.
- Araque, L., & Jiménez, A. (2009). Caracterización de firma espectral a partir de sensores remotos para el manejo de sanidad vegetal en el cultivo de palma de aceite. *Revista Palmas*, 30(3), 63–79.
- Baret, F., Vanderbilt, V. C., Steven, M. D., & Jacquemoud, S. (1994). Use of spectral analogy to evaluate canopy reflectance sensitivity to leaf optical properties. *Remote Sensing of Environment*, 48(2), 253–260. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90146-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90146-5)
- Barker, A. V., & Pilbeam, D. J. (2007). *Plant Nutrition*.
- Barnes, E., Clarke, T., Richards, S., Colaizzi, P. D., Haberland, J., Kostrzewski, M., ... Moran, M. S. (2000). Coincident Detection of Crop Water Stress, Nitrogen Status and Canopy Density Using Ground-Based Multispectral Data. *Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture*. <https://doi.org/10.1.1.463.8007>
- Brizuela, B., Alcántar González, G., Sánchez García, P., Pea Kalra, Y., Crumbaugh, J., Olive, C., ... Maldonado Torres, R. (2007). Establecimiento de índices espectrales en el diagnóstico nutrimental de nitrógeno en maíz. *Agrociencia*.
- Burdick, R. K., Borrór, C. M., & Montgomery, D. C. (2005). Design and Analysis of Gauge R&R Studies: Making Decisions with Confidence Intervals in Random and Mixed ANOVA Models. In *Design and Analysis of Gauge R&R Studies: Making Decisions with Confidence Intervals in Random and Mixed ANOVA Models*. <https://doi.org/10.1137/1.9780898718379>
- Cabello, A., & Macias, V. (2011). Optical properties of grapevine leaves: reflectance, transmittance, absorptance and chlorophyll concentration. *Agrociencia*.
- Carmona, I. (2013). *Situación global de especias y condimentos: una oportunidad para el ají procesado picante*.
- Carter, G. A., & Spiering, B. A. (2002). Optical properties of intact leaves for estimating chlorophyll concentration. *Journal of Environmental Quality*. <https://doi.org/10.2134/jeq2002.1424>
- Cho, M. A., & Skidmore, A. K. (2006). A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data: The linear extrapolation method. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.12.011>
- Chuvieco, E. (1993). Teledetección, S.I.G. y cambio global. V *Coloquio de Geografía Cuantitativa*, 55. Retrieved from file:///C:/Users/Alina Belen Ortiz/Downloads/Dialnet-

- Chuvieco, E. (1998). El factor temporal en teledetección : evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de Teledetección*.
- Corporación Misti. (2015). *Cultivo de Capsicum*. Retrieved from http://www.corpmisti.com.pe/download/sistema/web3_5.pdf Misti actualizado al 2015
- Correa, J. C., Iral, R., & Rojas, L. (2006). Estudio de potencia de pruebas de homogeneidad de varianza. *Revista Colombiana de Estadística*, 29(1), 57–76.
- Costa, C., Dwyer, L. M., Dutilleul, P., Stewart, D. W., Ma, B. L., & Smith, D. L. (2001). Inter-relationships of applied nitrogen, SPAD, and yield of leafy and non-leafy maize genotypes. *Journal of Plant Nutrition*. <https://doi.org/10.1081/PLN-100106974>
- Cuevas, A. (2004). El análisis estadístico de grandes masas de datos: algunas tendencias recientes. ... *Artrmética Al Análisis: Historia Y Desarrollos Recientes ...*, 1–31. Retrieved from <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=U4ETwAXNng8C&oi=fnd&pg=PA59&dq=EL+AN+ALISIS+ESTADISTICO+DE+GRANDES+MASAS+DE+DATOS+:+ALGUNAS+TENDENCIAS+RECIENTES&ots=P92dzKLK0C&sig=HpshFBTPBTQAxwPf1RWdu9gUpo0>
- Daughtry, C. (2000). Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00113-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00113-9)
- De la Cruz, J. aaron. (2011). *REFLECTANCIA EN HOJAS DE PIMIENTO Y FRESA PARA EL DIAGNÓSTICO NUTRIMENTAL*.
- Escobar, O. F. (2015). *RESPUESTAS ESPECTRALES A LA FERTILIZACIÓN CON NITRÓGENO Y POTASIO EN EL CULTIVO DEL BANANO (Musa AAA simmonds), CASO MUNICIPIO ZONA BANANERA*. Universidad Nacional de Colombia.
- Estrada Luna, A. A., & Davies, F. T. (2003). Arbuscular mycorrhizal fungi influence water relations, gas exchange, abscisic acid and growth of micropropagated chile ancho pepper (*Capsicum annuum*) plantlets during acclimatization and post-acclimatization. *Journal of Plant Physiology*, 160(9), 1073–1083. <https://doi.org/10.1078/0176-1617-00989>
- Ferraty, F., & Vieu, P. (2006). *Nonparametric Functional Data Analysis - Theory and Practice*. *Analysis*. <https://doi.org/10.1007/0-387-36620-2>
- Francis, J. K. (2000). *Capsicum frutescens L. Department of Agriculture*, 4–5.
- Gates, D. M., Keegan, H. J., Schleter, J. C., & Weidner, V. R. (1965). Spectral Properties of Plants. *Applied Optics*, 4(1), 11. <https://doi.org/10.1364/AO.4.000011>
- Giménez, C. Reflectancia de cubierta como indicador del estado nutricional de N en un cultivo de espinaca (2012).
- Ginzo, M. J. (2008). Análisis Geostadístico de datos funcionales. *Revista Brasileira de Ciência Do Solo*, 32(2), 114. Retrieved from

http://www.scielo.br/pdf/rbcs/v32n2/01.pdf%5Chttp://eio.usc.es/pub/mte/descargas/proyectosfinmaster/proyecto_388.pdf

Giraldo, R. (2011). *Introducción a la geoestadística*. UNAL.

Giraldo, R., Molina Villarreal, A., Torres León, J. L. T., Acosta, M. C., & Martínez, S. (2017). Estudio de firmas espectrales de palmas de aceite afectadas con la Marchitez letal, usando análisis estadísticos de datos funcionales. *Revista Palmas*, 37(0), 131–139. Retrieved from <https://publicaciones.fedepalma.org/index.php/palmas/article/view/11897>

Girden, E. R. (1992). ANOVA: Repeated Measures. *Technometrics*. <https://doi.org/10.2307/1270301>

Gitelson, A., & Merzlyak, M. N. (1994). Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves. *Journal of Photochemistry and Photobiology, B: Biology*. [https://doi.org/10.1016/1011-1344\(93\)06963-4](https://doi.org/10.1016/1011-1344(93)06963-4)

Gojon, A., Nacry, P., & Davidian, J. C. (2009). Root uptake regulation: a central process for NPS homeostasis in plants. *Current Opinion in Plant Biology*. <https://doi.org/10.1016/j.pbi.2009.04.015>

Gómez, M., Danglot, C., & Vega, L. (2003). Sinopsis de pruebas estadísticas no paramétricas. Cuando usarlas. *Revista Mexicana de Pedriatría*, 70(2), 91–99.

Guerrero Martinez, J. F. (2011). Tema 4 Procesado Digital de Bioseñales (pp. 1–28).

Hof, M., & Macháň, R. (2014). Basics of Optical Spectroscopy. In *Handbook of Spectroscopy: Second, Enlarged Edition*. <https://doi.org/10.1002/9783527654703.ch3>

Isla, R., & López, R. (2005). Comparación de distintos índices de vegetación para detectar deficiencias de nitrógeno en maíz. *Revista de Teledetección*.

Kodani, E., Awaya, Y., Tanaka, K., & Matsumura, N. (2002). Seasonal patterns of canopy structure, biochemistry and spectral reflectance in a broad-leaved deciduous *Fagus crenata* canopy. *Forest Ecology and Management*. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(01\)00701-0](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(01)00701-0)

Kokaly, R. F., Asner, G. P., Ollinger, S. V., Martin, M. E., & Wessman, C. A. (2009). Characterizing canopy biochemistry from imaging spectroscopy and its application to ecosystem studies. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.10.018>

Lang, N. S., Wample, R. L., Smithyman, R., & Mills, L. (1998). Photosynthesis and chlorophyll fluorescence in blackleaf-affected concord leaves. *American Journal of Enology and Viticulture*.

Lilliefors, H. W. (1967). On the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality with Mean and Variance Unknown. *Journal of the American Statistical Association*, 62(318), 399–402. <https://doi.org/10.1080/01621459.1967.10482916>

López, A. C. (2017). *Modelación de la Clorofila en Plantas de Caña de Azúcar por Medio de un*

Modelo Funcional con Variable Respuesta Escalar.

- Lorenzo, G. A., Mascarini, L., & Gonzalez, M. N. (2017). Dosis de N sobre reflectancia espectral, contenido de clorofila y nutrientes en plantas de gerbera. *Horticultura Brasileira*, 35(2), 278–285. <https://doi.org/10.1590/s0102-053620170220>
- Marschner, P. (2012). *Marschner's Mineral Nutrition of Higher Plants*. *Marschner's Mineral Nutrition of Higher Plants*. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-63043-9>
- Martinez, A. C. (2015). Requerimientos nutricionales de ají *Capsicum annum* L. y su relación con rendimiento bajo condiciones ambientales de Palmira, Valle del Cauca, 88.
- Mejía de Tafur, M. S., Marín Pimentel, G. E., & Menjivar Flores, J. C. (2014). Respuesta fisiológica de cilantro (*Coriandrum sativum* L.) a la disponibilidad de agua en el suelo. *Agronomia*, 63, 1–7.
- Mejía López, R. (2016). Balance preliminar de 2015 y perspectivas de 2016. Retrieved from <http://www.sac.org.co/es/estudios-economicos/balance-sector-agropecuario-colombiano/290-balance-y-perspectivas-del-sector-agropecuario-2012-2013.html>
- Menesatti, P., Antonucci, F., Pallottino, F., Rocuzzo, G., Allegra, M., Stagno, F., & Intrigliolo, F. (2010). Estimation of plant nutritional status by Vis–NIR spectrophotometric analysis on orange leaves [*Citrus sinensis* (L) Osbeck cv Tarocco]. *Biosystems Engineering*, 105(4), 448–454.
- Minolta, K. (2009). Chlorophyll Meter SPAD-502. *Minolta Co., Ltd.* <https://doi.org/10.1093/beheco/arg043>
- Montgomery, D., Peck, E., & Vining, G. G. (2006). Introducción al análisis de regresión lineal. *Compañía Editorial Continental. Tercera Edición. México.*
- Morón, A., Cozzolino, D., García, A., & Sawchik, J. (2002). Avances en la Determinación Rápida de Nitrógeno en Planta para Cebada y Trigo para el Diagnóstico de Refertilización. *Informaciones Agronómicas Del Cono Sur*, 13.
- Muñoz, D. P., Mata, F. J. S., Hernández, N., & Bustamante, I. T. (2014). Functional data analysis as an alternative for the automatic biometric image recognition: Iris application. *Computacion y Sistemas*. <https://doi.org/10.13053/CyS-18-1-2014-022>
- Murillo, P. J., Muñoz, F., & Carbonell, J. A. (2013). Remote Estimation of Canopy Chlorophyll Content in Sugarcane Using Hyperspectral Data. *Sugar Cane Technol*, 28, 1–11.
- Mutanga, O., Skidmore, A. K., & Van Wieren, S. (2003). Discriminating tropical grass (*Cenchrus ciliaris*) canopies grown under different nitrogen treatments using spectroradiometry. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(02\)00158-2](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(02)00158-2)
- Navarro Pérez, V. (2004). *ANÁLISIS DE DATOS FUNCIONALES. IMPLEMENTACIÓN Y APLICACIONES*.
- Ocampo, J. W. (2015). EVALUACIÓN DE LA RESPUESTA ESPECTRAL EN PLANTAS DE AJÍ

TABASCO BAJO DIFERENTES CONDICIONES DE RIEGO Y FERTILIZACIÓN, 75.

- Palacios, E., & Palacios, J. E. (2003). *Introducción a los sensores remotos ya los sistemas de información geográfica (Agricultura Asistida por Sensores Remotos)*. Hidrociencias. Montecillo, Texcoco.
- Parsons, T. R. (1963). Discussion of spectrophotometric determination of marine plant pigments, with revised equation for ascertaining chlorophylls and carotenoids. *J. Mar. Res.*, 21, 155–163.
- Pellissier, P. A., Ollinger, S. V., Lepine, L. C., Palace, M. W., & McDowell, W. H. (2015). Remote sensing of foliar nitrogen in cultivated grasslands of human dominated landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 167, 88–97. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.06.009>
- Peña, M. A., Cruz, P., & Martínez, M. J. (2010). Detección del estado nutricional de viñedos de Cabernet Sauvignon mediante índices hiperespectrales.
- Perdomo, C., & Barbazán, M. (1999). Nitrógeno. *Uruguay*, 70. Retrieved from <http://www.fagro.edu.uy/~fertilidad/publica/Tomo N.pdf>
- Pérez, G. M., & Castro, B. (2010). *El chile manzano*. Universidad Autónoma Chapingo.
- Pohlert, T. (2014). The Pairwise Multiple Comparison of Mean Ranks Package (PMCMR). *R Package*, 27. <https://doi.org/http://cran.ms.unimelb.edu.au/web/packages/PMCMR/vignettes/PMCMR.pdf>
- Poni, S., Intrieri, C., & Silvestroni, O. (1994). Interactions of leaf age, fruiting, and exogenous cytokinins in Sangiovese grapevines under non-irrigated conditions. I. Gas exchange. *American Journal of Enology and Viticulture*.
- Ramos, C. A. (2015). Método para estimar el contenido de Nitrógeno en cultivos de maíz (*Zea mays* L.) con base en espectrometría. *Universidad Nacional de Colombia*, 100.
- Ramsay, J. O., & Dalzell, C. J. (1991). Some Tools for Functional Data Analysis. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*. <https://doi.org/10.2307/2345586>
- Ramsay, J. O., & Silverman, B. W. (1997). *Functional Data Analysis. Functional Data Analysis*.
- Ramsay, J. O., & Silverman, B. W. W. (2005). *Functional data analysis, 2nd edition. Springer series in statistics*. <https://doi.org/10.1007/b98888>
- Salisbury, F. (1992). Fisiología vegetal. *Iberoamérica*.
- Schlemmera, M., Gitelson, A., Schepersa, J., Fergusona, R., Peng, Y., Shanahana, J., & Rundquist, D. (2013). Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 25(1), 47–54. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.003>
- StellarNet, I. (2009). HR High Resolution Spectrometers - StellarNet, Inc. Retrieved July 6, 2018, from <https://www.stellarnet.us/spectrometers/hr-high-resolution-spectrometers/>
- Suarez, L. A., Apan, A., & Werth, J. (2016). Hyperspectral sensing to detect the impact of

- herbicide drift on cotton growth and yield. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.08.004>
- Subdirección de Estudios Socioeconómicos y Competitividad Regional. (2015). DEPARTAMENTO DEL VALLE DEL CAUCA GOBERNACIÓN - DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO DE PLANEACIÓN (pp. 1–6). Retrieved from <https://encolombia.com/educacion-cultura/geografia/departamentos/valle-del-cauca/>
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2002). Plant Physiology. *Annals of Botany*. <https://doi.org/10.1104/pp.900074>
- Terrádez, M., & Juan, A. a. (2010). Análisis de la varianza (anova). *UOC.Edu*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis. Analysis*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7976-6>
- Ustin, S. L., Smith, M. O., Jacquemoud, S., Verstraete, M., & Govaerts, Y. (1999). Geobotany: Vegetation Mapping for Earth Sciences BT - Manual of Remote Sensing, Remote Sensing for the Earth Sciences. In *Manual of Remote Sensing, Remote Sensing for the Earth Sciences*.
- Valbuena, C. A., Martínez, L. J., & Giraldo, R. (2008). Variabilidad espacial del suelo y su relacion con el rendimiento de mango (*Mangifera indica* L.). *Revista Brasileira de Fruticultura*, 30(4), 1146–1151. <https://doi.org/10.1590/S0100-29452008000400049>
- Vargas Canas, R., & Loaiza Correa, H. (2011). Filtrado de señales en espectrofotometría de absorción mediante wavelets invariantes a la traslación. *Ingeniería e Investigacion*, 31(3), 142–154.
- Vogelmann, J. E., Rock, B. N., & Moss, D. M. (1993). Red edge spectral measurements from sugar maple leaves. *International Journal of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1080/01431169308953986>
- Zomer, R. J., Trabucco, A., & Ustin, S. L. (2009). Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing. *Journal of Environmental Management*. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2007.06.028>