

**DETERMINACIÓN DEL ESTRÉS HIDRICO EN LA PALMA AFRICANA
MEDIANTE LA INTEGRACION DE PARAMETROS DE SUELO, PLANTA Y SU
RESPUESTA ESPECTRAL**



ANGIE MARCELA GALVEZ VALENCIA

**UNIVERSIDAD CATOLICA DE MANIZALES
FACULTAD DE INGENIERÍA y ARQUITECTURA
MANIZALES, COLOMBIA**

2020

**DETERMINACIÓN DEL ESTRÉS HIDRICO EN LA PALMA AFRICANA
MEDIANTE LA INTEGRACION DE PARAMETROS DE SUELO, PLANTA Y SU
RESPUESTA ESPECTRAL**

**ANGIE MARCELA GALVEZ VALENCIA
INGENIERA AGRICOLA**

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Magister en Teledetección

Director:

YEISON ALBERTO GARCES GÓMEZ

Codirector:

MIGUEL ANDRES ARANGO ARGOTI

Línea de Investigación:

Tecnologías Geoespaciales

Universidad Católica de Manizales
Facultad de Ingeniería y Arquitectura
Manizales, Colombia

2020

Dedicado a mis padres, Alvaro Galvez y Luz Francy Valencia.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Manuelita Aceites y Energía por facilitar los espacios y personal necesario.

A la corporación colombiana de investigación agropecuaria (AGROSAVIA), por el préstamo de equipos y el apoyo académico.

A los ingenieros Miguel Arango y Jazmín Gutiérrez por su apoyo intelectual.

Al profesor Yeison Garcés y Oscar Cardona por su apoyo intelectual y acompañamiento.

A las personas del grupo de vivero por su trabajo y apoyo, especialmente Fidel y Edier.

A mi equipo de trabajo Ingeniero Axel, German, Mario, Jorge, Diego y Marion por su apoyo intelectual y emocional.

A mi amigo Leandro Lemus por su paciencia, colaboración, tiempo y amistad.

Al Ingeniero Eduardo Castillo por sus enseñanzas, a él mi más sincero respeto.

A mis amigos Cynthia, Manuel, Dayana por su constante apoyo.

A mi familia, porque sin el apoyo de ellos nada de esto sería posible.

A los amigos que iniciaron conmigo esta etapa y a los que conocí durante la misma, a todos muchas gracias por hacerla inolvidable.

Por último y no menos importante a todas las personas que dedican sus conocimientos y tiempo a la agricultura en Colombia.

TABLA DE CONTENIDO

1.	Introducción	11
2.	Planteamiento del problema	12
3.	Objetivos.....	14
3.1.	Objetivo General	14
3.2.	Objetivo Especifico.....	14
4.	Marco Teórico.....	15
4.1.	Palma de Aceite	15
4.1.1.	Palma de Aceite en condiciones de estrés.	16
4.2.	Calculo del contenido de agua en la vegetación.....	17
4.2.1.	Métodos tradicionales	17
4.2.2.	Métodos mediante información espectral	17
4.3.	Procesamiento de información espectral	23
4.3.1.	Pre – Procesamiento.....	23
4.3.2.	Análisis de absorción	24
4.3.3.	Regresiones matemáticas en información espectral	26
5.	Metodología	29
5.1.	Zona de Estudio	30
5.2.	Descripción de la parcela experimental	30
5.3.	Recolección de datos en campo	32
5.4.	Análisis estadístico Inicial.....	33
5.4.1.	Análisis variables biofísicas	33
5.5.	Pre- procesamiento información espectral.....	33
5.6.	Calculo de índices espectrales.....	34
5.7.	Métodos de análisis espectral	35
5.8.	Generación de modelos predictivos	36
6.	Análisis y resultados	37
6.1.	Análisis estadístico variable biofísica humedad	37
6.2.	Correlación entre índices espectrales y variables biofísicas.....	38
6.3.	Métodos de análisis espectral	43

6.3.1.	Matriz de correlación - firma espectral	43
6.3.2.	Análisis de absorción firmas espectrales	45
6.4.	Regresiones lineales y no lineales.....	49
6.5.	Validación del modelo de regresión.....	51
7.	Conclusiones	53
8.	Recomendaciones	55
9.	Bibliografía.....	56

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Últimos doce meses. Fuente: Fedepalma, SISPA.	15
Figura 2. Esquema metodológico.	29
Figura 3. Ubicación experimento.	30
Figura 4. Diseño experimento.	31
Figura 5. Firma espectral cruda con ruido.	34
Figura 6. Firma espectral cruda vs firma espectral con filtro savitzky y golay.	34
Figura 7. Ejemplo de características de absorción en hojas de roble. Fuente: Pu, et al. 2002.	36
Figura 8. Análisis de varianza de humedad por semana y tratamiento.	37
Figura 9. Humedad vs semanas medidas.	38
Figura 10. Matriz de correlación - semana 6.	43
Figura 11. Matriz de correlación - semana 7.	43
Figura 12. Matriz de correlación - semana 8.	43
Figura 13. Matriz de correlación - semana 9.	43
Figura 14. Matriz de correlación - semana 10.	44
Figura 15. Matriz de correlación - (s 6 - s 10).	44
Figura 16. Correlación General T1.	45
Figura 17. Correlación General T2.	45
Figura 18. Correlación General T3.	45
Figura 19. Ejemplo línea continua - Tratamiento 2 semana 10.	46
Figura 20. Ejemplo absorción Tramo 1 Tratamientos 1, 2 y 3. Semana 10.	46
Figura 21. Ejemplo absorción ajustada tramo 1 Tratamientos 1, 2 y 3. Semana 10.	47
Figura 22. Variables de importancia para la proyección.	49
Figura 23. Modelo polinomial de 3er orden.	51

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Índices espectrales utilizados en este estudio.	20
Tabla 2. Correlaciones entre índices espectrales y humedad del suelo.	39
Tabla 3. Correlaciones entre índices espectrales y clorofila.	40
Tabla 4. Correlaciones entre índices espectrales y temperatura del bulbo.....	41
Tabla 5. Correlaciones entre índices espectrales y contenido de agua en la hoja.	42
Tabla 6. Características de absorción por cada tratamiento y semana.	47
Tabla 7. Matriz correlación, características de absorción versus variables biofísicas.....	48
Tabla 8. Matriz correlación, Longitudes de onda vs humedad del suelo.....	49
Tabla 9. Modelos de regresión lineales y no lineales evaluados.	50
Tabla 10. Parámetros del modelo.	50
Tabla 11. Validación modelo de regresión.	52
Tabla 12. Resumen, valores validados.	52

RESUMEN

La agricultura es un negocio cada vez más competitivo, busca la mejora sustancial de la productividad dentro de los cultivos con un manejo ambiental más sostenible. Es importante que en la agricultura se incluyan nuevas tecnologías que le permitan generar información diferencial, precisa y en tiempo real. En Colombia, el actual desconocimiento de técnicas que permitan una identificación temprana del estrés hídrico en palma africana, podría generar una pérdida en la inversión realizada en la fertilización del cultivo, causar aumento en enfermedades, plagas, y susceptibilidad a compactación o abortos en flores femeninas que conllevarían a disminuciones en la producción. El objeto de este trabajo es avanzar en el establecimiento de modelos predictivos que permitan cuantificar el estrés hídrico a partir de información espectral, fisiológica y edáfica en plantas de palma africana, para ello se realizó un estudio en una plantación de palma de aceite ubicada en el municipio de San Carlos de Guaroa donde se establecieron tratamientos con 3 rangos de humedad. Se realizaron mediciones de variables biofísicas y espectrales a 90 palmas durante 10 semanas. Primero, se calcularon 54 índices espectrales y se evaluó su correlación con las variables biofísicas. Luego se realizaron matrices de correlación y análisis de absorción para hallar las longitudes de onda que mayor representatividad pudieran tener en el modelo. Se hizo uso de regresiones lineales y no lineales para establecer el modelo predictivo. Se encontró que los índices con mayor correlación con la variable biofísica humedad del suelo fue: NDVI_1 y NDVI_16 para el tratamiento 1, SR_4 para el tratamiento 2 y NDVI_16 y NDVI_20 para el tratamiento 3. Finalmente, se seleccionó el modelo de regresión polinomial de tercer orden que obtuvo mayores coeficientes de correlación R: 0,73, como el modelo más apto para estimar contenido de humedad en el suelo para los tratamientos 2 y 3.

Palabras clave: Estrés hídrico, teledetección, palma africana.

ABSTRACT

Agriculture is an increasingly competitive business, seeking substantial improvement in productivity within crops with more sustainable environmental management. It is important that new technologies are included to agriculture that would allow it to generate differential, accurate and real-time information. In Colombia, the current ignorance of techniques that allow an early identification of water stress in African palm, could generate a loss in the investment made in the fertilization of the crop, cause an increase in diseases, pests, and susceptibility to compaction or abortions in female flowers. that would lead to decreases in production (Fairhurst, 2003). The objective of this work is to advance in the establishment of predictive models that allow to quantify the water stress from spectral, physiological and edaphic information in African palm plants, for this, a study was carried out in an oil palm plantation located in the municipality of San Carlos de Guaroa where treatments with 3 humidity ranges were established. Measurements of biophysical and spectral variables were made to 90 palms for 10 weeks. First, 54 spectral indices were calculated and their correlation with biophysical variables was evaluated. Then correlation matrices and absorption analyze were performed to find the wavelengths that could have the greatest representativeness in the model. Linear and nonlinear regressions were used to establish the predictive model. It was found that the indices with the highest correlation with the biophysical variable *soil moisture* were: NDVI_1 and NDVI_16 for treatment 1, SR_4 for treatment 2 and NDVI_16 and NDVI_20 for treatment 3. Finally, the third order polynomial regression model was selected that obtained higher correlation coefficients R: 0.73, as the most suitable model to estimate moisture content in the soil for treatments 2 and 3.

1. Introducción

La variabilidad climática ha dificultado el análisis de las condiciones meteorológicas que son indispensables para la planeación en la agricultura. Actualmente, esta planeación de actividades agrícolas varía constantemente de acuerdo al estudio de los eventos climáticos que ocurren día a día. Por ello es indispensable el desarrollo de herramientas que permitan un rápido análisis de la información y que estén a disposición de los agricultores.

En Colombia muchas organizaciones de distintos sectores han avanzado en la consolidación de estas herramientas, aun así, en el caso de la palma de aceite, la información actual es insuficiente lo que no le permite a la mayoría de los palmicultores tener una mejor planeación de sus actividades.

La finalidad de este trabajo es avanzar en el establecimiento de modelos que permitan predecir el estrés hídrico en palma de aceite, para lograr este objetivo, la investigación se encuentra estructurada en tres partes: la primera parte se enfoca en el desarrollo del marco conceptual que contextualizará al lector sobre la palma de aceite en Colombia, el cálculo del contenido de agua en la vegetación y el procesamiento de la información espectral para la generación de los modelos.

La segunda parte refiere a la metodología de la investigación, donde se presentan la zona de estudio, la descripción de la parcela experimental, la recolección de datos en campo, el análisis estadístico inicial, el pre procesamiento de la información espectral, el cálculo de índices espectrales, los métodos de análisis espectral y finalmente la generación de modelos predictivos.

Por último, la tercera parte presenta los resultados obtenidos en la investigación, a través de un análisis estadístico inicial de la variable biofísica humedad, la correlación entre índices espectrales y variables biofísicas, los métodos de análisis espectral, las regresiones lineales y no lineales y la validación del modelo de regresión.

Todo lo anterior permite la construcción de conclusiones a partir de los objetivos propuestos y la presentación de recomendaciones para futuros estudios del tema.

Esta tesis se encuentra enmarcada dentro de la estrategia “Fomentar la innovación y el desarrollo productivo” de COLCIENCIAS dentro de La Política Nacional de Fomento a la Investigación y la Innovación. Al igual que se encuentra contemplada como uno de los objetivos de desarrollo sostenible del milenio “ODM 7 Garantizar la sostenibilidad ambiental”, consignados dentro del documento CONPES - Consejo nacional de política económica y social de la república de Colombia 3918, aprobada en el año 2018.

2. Planteamiento del problema

Colombia es un país caracterizado por su naturaleza agrícola, con presencia de todo tipo de cultivos que suplen las necesidades de los diferentes sectores. El sector de la Palma de Aceite actualmente es uno de los que cobra mayor relevancia en el país siendo el primer productor en América Latina con un 2,4% de las toneladas totales de aceite de palma (Fedepalma, 2019), aun así, se identifican problemáticas que afectan su productividad como lo son, la poca financiación del gobierno evidenciado en la disminución del monto presupuestado para el sector agropecuario en el año 2020 en un valor superior al 20% (\$1.79 billones) respecto al año 2019 (SAC, 2019) sumado a la poca formación de los agricultores. “De acuerdo a datos presentados por el departamento administrativo nacional de estadísticas DANE, en 2017 la tasa de analfabetismo existente en el país correspondía a 5.24%, equivalente a un millón 857 mil colombianos. No obstante, en el Censo Nacional Agropecuario de 2014 se identificó que en el sector rural colombiano la tasa de analfabetismo corresponde al 12.6%. Por lo tanto, es posible afirmar que la población censada en este sector concentra el 50% de la población analfabeta” (Morantes, 2018 citado por Gutierrez, 2019). Razones por las cuales los agricultores colombianos no están a la vanguardia de herramientas que les permitan optimizar el recurso hídrico en sus cultivos.

El inadecuado uso del agua en cultivos de palma de Aceite, genera una disminución en su productividad relacionado directamente con su capacidad fotosintética y su plasticidad, retrasando su desarrollo vegetativo y generando incrementos en el aborto de estructuras reproductivas (Romero, 2007). También se aumenta la incidencia de enfermedades (Cristancho *et al*; 2012), la susceptibilidad del suelo a compactarse con el paso de la maquinaria (Shaxson *et al*; 2005), dificulta la realización de labores de cosecha y disminuye la absorción de nutrientes dificultando el aprovechamiento de la fertilización realizada (Cristancho *et al*; 2012).

Debido a lo anterior se hace necesario el uso de tecnologías que estén a disposición de los agricultores para cuantificar el estado de humedad de sus lotes. Aunque actualmente existen estudios para identificar de forma temprana excedencias y deficiencias hídricas en cultivos de pastos (Fernandez, 2015), pimiento (Samuel, 2019), Soya (Gutierrez, 2018), Alcornoque y roble albar (Herrera, 2014) y plantas de tomate (Ihuoma, 2019) que se apoyan en el uso de sensores remotos, estos no han sido adaptados al cultivo de palma de aceite. Las metodologías actuales en palma con mejor información de detección temprana son: Variables asociadas al intercambio de gases, potencial hídrico de la hoja, variables bioquímicas (azúcares totales y reductores, actividad enzimática catalasa) entre otras técnicas propuestas por centros de investigación en palma de aceite (Cenipalma, 2017). De acuerdo a

la investigación realizada por Cenipalma en el año 2017, estas metodologías son certeras pero requieren equipos costosos y realizan mediciones individuales lo que limita su acceso.

Por lo anterior el objetivo general de este trabajo es avanzar en el establecimiento de modelos predictivos que permitan identificar el estrés hídrico a partir de información espectral en palma africana, brindando una herramienta necesaria para los palmicultores que sea eficiente, eficaz, y que permita dar un uso óptimo del agua y aumentar la productividad.

3. Objetivos

3.1. Objetivo General

Cuantificar el estrés hídrico mediante modelos a partir de información espectral, fisiológica y edáfica en plantas de vivero de palma de aceite

3.2. Objetivo Especifico

- 3.2.1.** Evaluar los índices espectrales propuestos en la literatura para la estimación de la humedad del suelo y seleccionar el que mejor ajuste tenga con el cultivo de palma de aceite.
- 3.2.2.** Evaluar el potencial de la espectroscopia en la determinación del estado hídrico de la palma de aceite y validar su correlación con los parámetros suelo y planta para cada nivel de humedad.
- 3.2.3.** Generar un modelo que represente los diferentes niveles de humedad, a través de la reflectancia en un cultivo de palma de aceite.

4. Marco Teórico

La finalidad de este trabajo fue avanzar en el establecimiento de modelos que permitieran predecir el estrés hídrico en palma de aceite, se desarrolló un marco teórico para contextualizar al lector y permitir entender las técnicas desarrolladas en la metodología, por ello, la sección inicia dando un contexto sobre la palma de aceite en Colombia y cómo se comporta la palma de aceite en condiciones de estrés. Luego explica los métodos usados para calcular contenido de agua en la vegetación tanto tradicionales como espectrales y finalmente detalla el procesamiento que se realizó a la información espectral, tanto el pre- procesamiento para asegurar la calidad de las firmas como las técnicas y fórmulas de análisis de absorción usados. La parte final de la sección explica las técnicas de regresión usadas para encontrar la ecuación predictiva.

4.1. Palma de Aceite

La palma de aceite a nivel mundial es considerada como la planta oleaginosa de mayor productividad en términos de aceite por hectárea. La producción mundial de aceites y grasas vegetales se encuentra alrededor de 227 millones de toneladas de aceite por año, siendo el aceite de palma y palmiste el 35% de este total. Asia produce el 88% del aceite de palma del mundo. Colombia es el cuarto en el mundo con cerca de 1.700 millones de toneladas al año (*Ver histórico en figura 1*) y primero en américa con un 2,4% de las toneladas totales de aceite de palma (Fedepalma, 2019).

Producción declarada de aceite crudo de palma

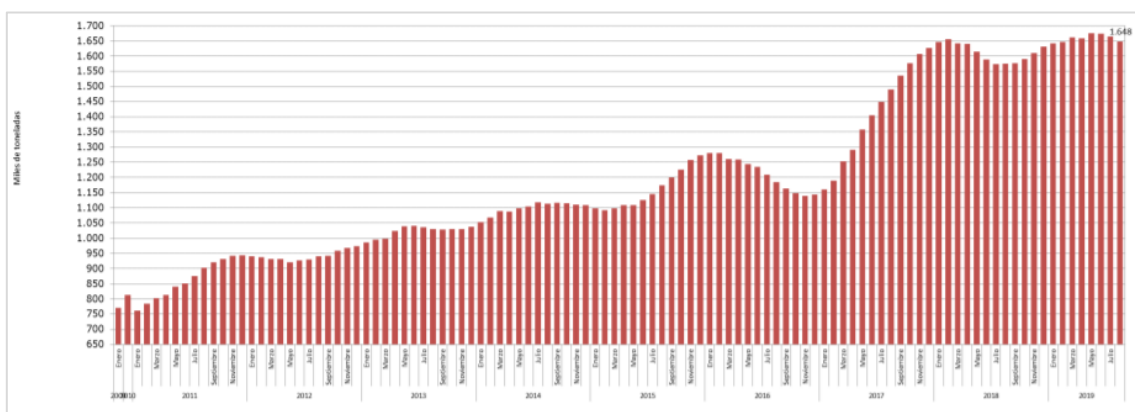


Figura 1. Últimos doce meses. Fuente: Fedepalma, SISPA.

El rendimiento del cultivo de palma de aceite en promedio oscila entre 4 a 6 toneladas de aceite por hectárea al año, este nivel de rendimiento es 7 a 10 veces superior que otros cultivos oleaginosos como la Soja, Colza, Girasol que son

cultivados en países templados y tropicales. Por el momento el único medio de producción de aceite por hectárea superior al cultivo de palma son los cultivos de micro algas, sin embargo, esta tecnología es costosa y de manejo técnico muy avanzado y especializado que no está al alcance de todos los agricultores y productores (Quesada, G. (Sf); Fry, J. (2010)).

En Colombia, este cultivo está establecido en 540 mil hectáreas en 21 departamentos y 161 municipios en donde el 83% de los productores son pequeños agricultores (Fedepalma, 2019).

4.1.1. Palma de Aceite en condiciones de estrés.

Esta sección busca que el lector entienda las resistencias hídricas que tiene el cultivo de la palma a diferencia de otros cultivos, las cuales se deben tener en cuenta en la interpretación de los resultados.

La palma transpira 5-6 mm de agua por día durante el año. En zonas con poca precipitación que no permitan este aporte de agua puede generar estrés y comprometer las funciones fisiológicas en el tejido de la palma, esta se adapta a periodos de sequía por el cierre de los estomas, la apertura retrasada de hojas y una producción reducida de racimos. Además, estas condiciones prolongadas pueden generar disminuciones de la proporción de sexos, que conlleva a disminución en rendimientos 19-22 meses más tarde y el aborto de flores femeninas (Fairhurst y Hardter, 2003).

Otra condición de estrés es la generada por la humedad excesiva donde el suelo presenta condiciones anaeróbicas. Esto genera deterioro en el desarrollo del sistema radicular superficial de la palma las cuales presentan síntomas de deficiencia de nitrógeno (Fairhurst y Hardter, 2003).

Por ello, el uso adecuado del agua en un cultivo de palma se hace determinante a la hora de buscar cultivos sostenibles, pero altamente productivos, en las últimas décadas la escasez del recurso hídrico está siendo un problema mundial en zonas de regadío y los esquemas del manejo del agua se deben encaminar a métodos que cuantifiquen el estado del agua del cultivo y permitan tomar decisiones oportunas de riego y realizar priorizaciones ya que las mediciones tradicionales de estas condiciones de estrés no son prácticas y no son fáciles de obtener.

4.2. Cálculo del contenido de agua en la vegetación

Actualmente el cálculo del contenido de agua en la vegetación se realiza mediante métodos tradicionales como el contenido de agua en la hoja o métodos directos en campo. “En cultivos establecidos en grandes áreas el monitoreo de esta variable resulta dispendioso porque no se cuenta con el personal y las herramientas suficientes o tienen un valor económico elevado” (Gutiérrez, 2018). Los métodos espectrales usados en otros cultivos, son herramientas que proponen metodologías más precisas y de rápida medición. Por ello, en el desarrollo del presente trabajo se tienen en cuenta ambas para evaluar su correlación. A continuación, se presentan los métodos tradicionales y espectrales usados en la metodología.

4.2.1. Métodos tradicionales

Uno de los métodos tradicionales para el cálculo del contenido de agua en la vegetación de forma directa usada por autores como Pu, R en el 2002 y Gutiérrez, B en el 2018, es el cálculo del contenido de agua en la hoja (RWC) y el espesor de agua equivalente (EWT), para luego correlacionar con índices espectrales. La ecuación del RWC y EWT se presenta a continuación:

$$RWC = \frac{FW - DW}{FW} \times 100\% \quad \text{Ecuación 1}$$

$$EWT = \frac{RWC}{A} \times 100\% \quad \text{Ecuación 2}$$

Siendo FW el peso de la hoja en fresco y DW el peso en seco. El espesor de agua equivalente (EWT) se define como la relación entre el contenido de agua (RWC) y el área que la contiene (A). Teniendo como resultado en estudios realizados por autores como Pu, R. en el 2002, altas correlaciones con características de absorción específicas de las firmas espectrales para un cultivo de roble.

4.2.2. Métodos mediante información espectral

Los índices espectrales se basan en la combinación de pares de bandas y su uso en el campo de los sensores remotos se ha dado desde inicios de la incursión de

estas tecnologías. Su objetivo ha sido calcular de forma indirecta variables biofísicas de la vegetación.

En el estudio realizado por Fernández en el año 2015 evalúa el potencial de un sensor aeroportado con un rango comprendido entre los 360 a 1050 nm, para estimar el contenido de humedad de un área de pastos. Este estudio ubicado al noroeste de la provincia de Cáceres realizó el cálculo de variables como el contenido de agua del dosel (CWC - Canopy Water Content), contenido de humedad (FMC - Fuel Moisture Content) y espesor de agua equivalente (EWT - Equivalent Water Thickness), calculadas a partir de muestras de vegetación recolectadas en campo y el uso de índices de diferencia normalizados (NDIs) y veinte índices espectrales extraídos de literatura para analizar las relaciones lineales entre las variables y los índices. Concluyen que los índices resultantes de las combinaciones de bandas del sensor, tienen correlaciones más altas que los índices extraídos en la literatura. Específicamente en el caso de FMC, donde los valores de R² alcanzados son los más altos, se seleccionó finalmente un NDI que combinaba dos bandas en la región del verde correspondientes a la zona de transición entre las regiones del azul y verde y entre el verde y el rojo. En estas zonas se producen cambios de pendiente en la reflectividad correspondientes a la transición entre los picos de absorción de las clorofilas a y b en torno a 450 y 650 nm, encontrándose el pico de reflectividad característico de la vegetación en torno a los 550 nm. Así pues, este índice podría estar directamente relacionado con el contenido en biomasa verde de la cubierta herbácea.

El estudio realizado por Samuel, O. en el año 2019 en la universidad de McGill, Ste Anne de Bellevue, Quebec, Canadá. Investigó el potencial del uso de índices de reflectancia para detectar el estrés hídrico, en un cultivo de pimiento bajo invernadero. Para ello, realizaron un ensayo con 5 diferentes contenidos de humedad. Realizaron mediciones de conductancia estomática (G_s), la temperatura del dosel (T_c), el contenido relativo de agua (RWC), rendimiento, el contenido volumétrico de humedad del suelo (SMC) como indicadores de estrés del cultivo y mediciones de datos espectrales para el cálculo de índices espectrales relacionados con el estrés hídrico. Evaluaron 7 índices, concluyendo que estos fueron sensibles a los diferentes niveles de estrés hídrico. Aunque los resultados indicaron que los índices más útiles para detectar el estrés hídrico en plantas de pimiento fueron el índice de agua (WI), el índice de vegetación de diferencial renormalizada (RDVI), el índice de reflectancia fotoquímica normalizada (norma PRI) y la relación del índice de agua a el índice de diferencia de vegetación normalizada (WI / NDVI), el índice con correlaciones más altas con todos los indicadores de estrés fue el PRI 553 seleccionándolo como el mejor indicador del estado del agua.

Herrera en el año 2014, realizó un experimento con dos especies de vegetación (alcornoque (*Q. suber*) y el roble albar (*Q. robur*)) con el fin de estimar el contenido de humedad mediante datos espectrales. Realizó mediciones en 20 plántulas de dos años de edad con una cámara hiperespectral con un rango entre los 900 y 1700 nm. Luego, calcularon el índice NDWI con 3 combinaciones de bandas (860, 1240), (937, 1640), (1240,1640) y realizaron un análisis de regresión múltiple para la estimación de FMC y EWT a través de las respuestas espectrales. Como resultados obtuvieron altas correlaciones entre los índices espectrales y las variables biofísicas y concluyeron que las variaciones más notables de reflectividad se dieron en las longitudes de onda 1.450 y 1.600. No pudieron establecer correlación entre el contenido de agua en la hoja y la región del IRC.

Ihuoma et al. en el año 2019, desarrolló un estudio en el invernadero del campus Macdonald de la universidad de McGill, Ste Anne De Bellevue, Quebec, Canadá. Para evaluar la viabilidad del uso de índices derivados de sensores Hiperespectrales para identificar el estrés hídrico en plantas de tomate (*Solanum Lycopersicum* L). Este evidenció el gran trabajo que existe actualmente en la programación del riego ya que se requieren un gran número de sensores para evaluar las propiedades biofísicas mientras que las evaluaciones de estos parámetros por medio de detección remota proporcionan una alternativa con mayor variabilidad espacial y temporal de los cultivos y suelos.

El análisis estadístico y las correlaciones de Pearson se utilizaron para describir los efectos de los niveles de riego en los indicadores de estrés tomados Temperatura del dosel (T_c), contenido relativo de agua en la hoja (RWC), y contenido volumétrico del suelo (SMC) los cuales fueron medidos simultáneamente con la adquisición de los datos espectrales.

En el estudio se encontró que la temperatura de la hoja tiene altas correlaciones con la humedad, lo que implica que los tratamientos de riego explicaron la mayor parte de la variación de T_c .

No obstante, el estrés hídrico afectó la temperatura de la hoja de las plantas y la conductancia estomática aumentó linealmente con disminuciones en la temperatura de la hoja.

Los coeficientes de determinación de la relación lineal entre los índices de vegetación y los parámetros de estrés de la planta, bajo diferentes niveles de estrés hídrico y las plantas estresadas mostraron valores de reflectancia incrementados dentro de rango visible, y esto es consistente con el hecho de que las plantas sanas absorber más luz visible para la fotosíntesis, por lo que tiene menor valores de reflectancia. La reflectancia en las regiones azul y roja del VIS fue significativamente

alta con un alto nivel de estrés hídrico, lo que sugiere que el déficit de agua en las hojas reduce la fotosíntesis y la concentración de pigmento.

Finalmente, el estudio concluyó que el PRI centrado a una longitud de onda de 550 nm (PRI 550), WI, OSAVI y WI / NDVI fueron los índices más sensibles para distinguir los niveles de estrés hídrico en las plantas de tomate, los índices NDVI, RDVI y PRI normalizado no mostraron diferencias significativas. Sin embargo, hubo una diferencia significativa cuando el AWC se agota por debajo del 20% de humedad en todos los índices de reflectancia, lo que indica que los índices identificados detectaron con éxito un alto estrés en las plantas.

Con el fin de validar el uso de los índices mencionados en esta sección en el cultivo de la palma de aceite, se realizó una recopilación de índices relacionados con el contenido de agua de la vegetación y su vigor. Los índices evaluados en la metodología se presentan a continuación:

Tabla 1. Índices espectrales utilizados en este estudio.

Índice	Ecuación	Referencia
DSWI4	$\frac{R550}{R680}$	Apan et al 2003
NDVI_1	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	Rouse et al 1974
EVI	$2,5 * \left(\frac{NIR - RED}{NIR + 6 * RED - 7,5 * BLUE} + 1 \right)$	Huete et al 2002
PRI570	$\frac{R570 - R531}{R570 + 531}$	Gamon et al (1992)
PRI553	$\frac{R553 - R531}{R553 + R531}$	Gamon et al (1992)
NDVI_2	$\frac{R800 - R670}{R800 + R670}$	Rouse et al (1974)
RDVI	$\frac{R800 - R670}{(R800 + R670)^{1/2}}$	Rougean and Breon (1995)
OSAVI	$\frac{(1 + 0,16)(R800 - R670)}{R800 + R670 + 0,16}$	Haboudane et al (2002)
DVI_1	630 - 650	Jones et al. (2004)
DVI_2	780 - 670	Jones et al. (2004)
DVI_3	820 - 670	Jones et al. (2004)
DVI_4	770 - 670	Jones et al. (2004)

Índice	Ecuación	Referencia
SR_1	$\frac{800}{680}$	Koksal et al. (2010), Koksal (2011), Kim et al. (2010), Amatya et al. (2012), Genc et al. (2011)
SR_2	$\frac{780}{670}$	Koksal (2011)
SR_3	$\frac{770}{670}$	Koksal (2011)
SR_4	$\frac{820}{670}$	Koksal (2011)
FR_1	$\frac{690}{600}$	Sun et al. (2008)
FR_2	$\frac{740}{800}$	Sun et al. (2008)
VOG REI 1	$\frac{740}{720}$	Kim et al. (2010), Amatya et al. (2012), Kittas et al. (2016)
VOG RED 2	$\frac{734 - 747}{715 + 726}$	Kim et al. (2010), Amatya et al. (2012), Kittas et al. (2016)
VOG RED 3	$\frac{734 - 747}{715 + 720}$	M Kim et al. (2010), Amatya et al. (2012), Kittas et al. (2016)
NDVI_3	$\frac{800 - 680}{800 + 680}$	Kim et al. (2010), Koksal et al. (2010), Genc et al. (2011), Kittas et al. (2016), Marino et al. (2014)
NDVI_4	$\frac{800 - 640}{800 + 640}$	Amatya et al. (2012), Jones et al. (2004)
NDVI_5	$\frac{860 - 670}{860 + 670}$	Borzuchowski and Schulz (2010), Liu et al. (2004), Panigada et al. (2014)
NDVI_6	$\frac{780 - 670}{780 + 670}$	Koksal (2011)
NDVI_7	$\frac{820 - 670}{820 + 670}$	Koksal (2011)
NDVI_8	$\frac{770 - 670}{770 + 670}$	Koksal (2011)
NDVI_9	$\frac{490 - 620}{490 + 620}$	Shimada et al. (2012), Kittas et al. (2016)
NDVI_10	$\frac{490 - 610}{490 + 610}$	Gonzalez-Fernandez et al. (2015)
NDVI_11	$\frac{490 - 600}{490 + 600}$	Gonzalez-Fernandez et al. (2015)
NDVI_12	$\frac{850 - 650}{490 + 590}$	Gonzalez-Fernandez et al. (2015)
NDVI_13	$\frac{490 - 590}{490 + 590}$	Gonzalez-Fernandez et al. (2015)
NDVI_14	$\frac{858 - 645}{858 + 645}$	Gonzalez-Fernandez et al. (2015)

Índice	Ecuación	Referencia
NDVI_15	$\frac{760 - 670}{760 + 670}$	Elsayed (2015)
NDVI_16	$\frac{760 - 730}{760 + 730}$	Elsayed (2015)
NDVI_17	$\frac{780 - 670}{780 + 670}$	Elsayed (2015)
NDVI_18	$\frac{780 - 510}{780 + 510}$	Elsayed (2015)
NDVI_19	$\frac{850 - 560}{850 + 560}$	Elsayed (2015)
NDVI_20	$\frac{810 - 740}{810 + 740}$	Elsayed (2015)
NDVI_21	$\frac{774 - 656}{774 + 656}$	Elsayed (2015)
NDVI_22	$\frac{858 - 648}{858 + 648}$	Yi et al. (2013), Gonzalez- Fernandez et al. (2015)
rNDVI	$\frac{750 - 705}{750 + 705}$	Kim et al. (2010), Marino et al. (2014), Amatya et al. (2012), Kittas et al. (2016)
sNDVI	$\frac{810 - 710}{810 + 710}$	Tsirogiannis et al. (2013)
sNDVI	$\frac{810 - 560}{810 + 560}$	Tsirogiannis et al. (2013)
PRI	$\frac{531 - 570}{531 + 570}$	Kim et al. (2010), Sarlikioti et al. (2010), Borzuchowski and Schulz (2010), Suarez et al. (2009)
PRI620	$\frac{531 - 620}{531 + 620}$	Panigada et al. (2014)
sPRI	$\frac{560 - 510}{560 + 510}$	Tsirogiannis et al. (2013)
PSRI	$\frac{680 - 500}{750}$	Kim et al. (2010), Amatya et al. (2012), Borzuchowski and Schulz (2010)
EVI	$2,5 * \frac{800 - 680}{800 + 6 * 680 - 7,5 * 450 + 1}$	Kim et al. (2010)
ARVI	$\frac{800 - (2 * 680 - 450)}{800 + (2 * 680 - 450)}$	Kim et al. (2010)
OSAVI	$\frac{1,5 * (800 - 680)}{800 + 680}$	Genc et al. (2011), Panigada et al. (2014)
GNDV	$\frac{474 - 537}{747 + 537}$	Genc et al. (2011)
TCARI	$3 * ((700 - 670) - 0,2(700 - 550)(\frac{700}{670}))$	Panigada et al., 2014)
TCARI/OSAVI	$\frac{3 * ((700 - 670) - 0,2(700 - 550)(\frac{700}{670}))}{(\frac{1,5 * (800 - 680)}{800 + 680})}$	Panigada et al., 2014)

4.3. Procesamiento de información espectral

En esta sub sección se explican las metodologías de pre- procesamiento que se le realizaron a la información espectral usada. También explica la metodología de análisis espectral que se llevó a cabo en el desarrollo del trabajo con el fin de diferenciar los tratamientos.

4.3.1. Pre – Procesamiento

Cuando se recolectan firmas espectrales en campo con la ayuda de espectrorradiómetro, se debe hacer uso de técnicas de filtrado para suavizar las curvas y eliminar el ruido generado por las condiciones ambientales.

Varios estudios como el realizado por Alvarez, 2017 en el departamento de Antioquia (Colombia) sobre plantaciones de plátano para la determinación por reflectancia del contenido edáfico y foliar de nutrientes hicieron uso del filtro savitzky y golay bajo la primera y segunda derivada como pre tratamiento estadístico a los espectros crudos, estandarizando los valores alrededor de cero y resaltando las diferencias. Dichos modelos presentaron errores bajos con respecto a sus medias, lo que arrojó, una capacidad de predicción alta.

McDowell *et al.* en el año 2012 utilizaron la transformación a la 1ª derivada de Savitzky-Golay para el pre procesamiento de la información espectral de datos MIR (Infrarrojo medio) con el fin de generar modelos de árboles de decisión (Random forest RF) para predecir contenido total de carbono (Ct) en suelos de las cinco principales islas de Hawái teniendo mejores resultados que con los datos brutos.

Bilgili *et al.*, en el año 2010 realizó un estudio en la granja experimental del instituto de investigación de la provincia de Tokat en el norte de Turquía donde evaluó la viabilidad de combinar la información obtenida de técnicas de espectroscopia visible e infrarroja cercana con la Geoestadística para caracterizar varias propiedades del suelo. Los datos espectrales iniciales los transformaron usando la primera derivada del filtro savitsky-golay con el fin de eliminar el ruido de la señal que no estaba relacionado con las propiedades fisicoquímicas del suelo, para ello usaron el tratamiento matemático $1\ 4\ 1\ 2$ que se refiere al orden de derivada, primer suavizado, segundo suavizado y orden del polinomio con lo esperaban amplificar las características de absorción que indican la composición de los materiales del suelo y reducir la variación entre muestras.

Sun *et al.*, en el año 2017 realizó un estudio en la provincia de Hunan, China con el fin de estimar la concentración de Zinc (Zn) en el suelo mediante las bandas espectrales asociadas con materia orgánica y minerales arcillosos (Rango visible e

infrarrojo). Para ello, hicieron uso de algoritmos genéticos basados en la regresión de mínimos cuadrados parciales (GA-PLSR). Con el fin de reducir el ruido provocado por el proceso de medición en campo tomados con el espectroradiómetro se hizo uso del filtro Savitzky-Golay logrando preservar la información espectral de las muestras del suelo simultáneamente, para ello dividieron el proceso de suavizado en dos partes, en la primera usaron siete puntos y un polinomio cuadrático en la región visible y en infrarrojo se adoptaron 14 puntos y un polinomio cuadrático.

4.3.2. Análisis de absorción

Existen varias técnicas encaminadas a realizar análisis a las absorciones que hay en las firmas espectrales, con el fin de entender su comportamiento ante diferentes variables biofísicas Pu, *et al.* en el año 2002, calculó las características de estas absorciones y las correlacionó con indicadores del estado de agua (RWC, EWT) en las hojas de roble (*Quercus agrifolia*) y con dos índices espectrales (“Ratio975” y “Ratio1200”). El estudio fue realizado en la costa viva de California, Estados Unidos, por medio de espectros de reflectancia que cubren el rango espectral entre 350 nm y 2500 nm.

Las características calculadas fueron posición de longitud de onda de mínima absorción (WAVE – The absorption position), profundidad de absorción (DEP – absorption depth) y ancho de absorción (WID – Width of absorption). Para el cálculo de estas se utiliza un procedimiento de eliminación continua. Esta eliminación mencionada se define como segmentos de líneas rectas que conectan máximos locales de la curva, luego, los valores son normalizados dividiendo las longitudes de onda originales entre los propuestos por la línea recta, de ahí que los valores espectrales primero y último del segmento del continuo eliminado sea igual a 1, conservando las características de absorción.

Los rangos seleccionados por el estudio como sensibles a las condiciones de absorción de agua de la hoja fueron: (920 – 1120 nm) centrado en la longitud de onda 975, (1070 – 1320 nm) centrado en la longitud 1200 nm y (1650 – 1850 nm) centrado en la longitud 1750. Finalmente, el estudio concluyó que el contenido de agua en la hoja RWC aumenta cuando la profundidad y el área de las características de absorción disminuyen. Las correlaciones más altas y estables son los índices que tienen relacionado las longitudes de onda 975 nm y 1200 nm. Es así, como todos los resultados indicaron que el agua tiene una influencia dominante en la reflectancia de las tres bandas de absorción. Por lo tanto, se espera que el espectro

sea viable para evaluar el estado del agua y sus características de absorción de agua de las hojas (Pu, et al. 2002).

Sun y Zhang en el año 2017, usaron métodos de eliminación del continuo para extraer características de absorción y usarlas en el análisis espectral, con el fin de estimar la concentración de zinc en el suelo en la región de Hunan, China. La eliminación fue realizada con un programa que proporcionaba rangos del espectro, con la curva convexa más baja por encima del espectro. La característica principal evaluada fue el ancho de absorción W y la profundidad de absorción D la cual se definió como la división entre la reflectancia del espectro medido y la reflectancia del continuo a la misma longitud de onda. Esta metodología permitió asociar las bandas del intervalo 600-800 nm con materia orgánica y las bandas de absorción alrededor de los 1400 nm y 2200 nm con minerales arcillosos. El estudio adoptó el promedio de W para cada pico de absorción para facilitar el cálculo de la construcción de los modelos.

Un estudio de Z. Huang et al., 2004; utiliza la eliminación continua con el propósito de detectar concentraciones químicas en el follaje asociadas a nitrógeno, parámetro importante como indicador de tasa fotosintética y nutricional. El estudio fue realizado con datos Hiperespectrales de copas de árboles de eucalipto.

Huang, cita autores que explican la ventaja del método de eliminación continua para aislar las características de absorción individuales de interés ya que la mayoría de los métodos usados como índices tienden a enmascarar características sutiles de absorción del nitrógeno. El continuo es un convexo de segmentos de línea recta ajustados sobre la parte superior del espectro que conecta los máximos espectrales locales y representa la absorción de fondo. El continuo es eliminado dividiendo el valor de reflectancia en cada punto en la característica de absorción por el nivel de reflectancia de la línea continua en la longitud de onda correspondiente. La eliminación de este continuo estandariza las características de absorción como ya se mencionó anteriormente. La eliminación continúa empleada se calculó como la profundidad de banda normalizada a la profundidad de banda en el centro de la característica de absorción.

$$BNC = \frac{1 - \left(\frac{R}{R_i}\right)}{1 - \left(\frac{R_c}{R_{ic}}\right)} \text{ Ecuación 3}$$

donde R es la reflectancia de la muestra en la banda de onda de interés, R_i es la reflectancia de la línea continua en la banda de onda de interés, R_c es la reflectancia de la muestra en el centro de la característica de absorción y R_{ic} es la reflectancia del línea continua en el centro de características de absorción. Los rangos de

absorción seleccionados fueron escogidos de acuerdo a bibliografía consultada para absorción de nitrógeno.

Según Huang et al., 2004 “Las longitudes de onda que se consideran características conocidas de absorción de nitrógeno son: 460, 640, 660, 910, 1020, 1510, 1980, 2060, 2130–2180, 2240, 2300 y 2350 nm (derivado de Curran, 1989) y 1645 nm (de Murray Y Williams, 1987). Entre estas características de absorción de nitrógeno, 460, 640 y 660 nm son en realidad características de absorción de clorofila que están estrechamente relacionadas con las del nitrógeno; todos los demás, excepto 1645 nm, son características de absorción de proteínas que están estrechamente relacionadas con las del nitrógeno”.

Los resultados de eliminación continua fueron muy alentadores ya que identificó casi todas las características conocidas de absorción de nitrógeno.

4.3.3. Regresiones matemáticas en información espectral

Finalmente, en esta sección se presentan algunos métodos de regresión usados en la literatura para establecer los modelos predictivos.

Las regresiones matemáticas usadas en información espectral VIS-NIR son robustas y efectivas McDowel *et al.*, en el año 2012 hizo uso de dos métodos de regresión PLSR (Regresión de mínimos cuadrados parciales) y RF (Random Forest) para predecir modelos que les permitan realizar una evaluación precisa en el contenido total de carbono en suelos hawaianos por medio de espectroscopia, ya que los análisis de laboratorio tradicionales requieren una gran cantidad de muestras para una evaluación precisa de estos estudios. Por ende, usaron espectroscopia de en las regiones del visible, Infrarrojo cercano e infrarrojo medio para generar un modelo que permitiera revolucionar el monitoreo de estos suelos y permitir que las muestras sean escaneadas de forma rápida, económica y no destructiva.

Para hacer uso de estos modelos de regresión redujeron el rango espectral para excluir el ruido en los límites del rango. El rango de 425 – 2450 nm se usó para los espectros VNIR y 489 – 5300 cm^{-1} para los espectros MIR. Como pre- proceso a los datos se usaron pruebas de Levene para evaluar varianzas, prueba t student igualar medias y la prueba Kolmogorov-smirnov para igualar las distribuciones de

probabilidad garantizando que los valores fueran representativos del conjunto de muestras completo.

Antes de utilizar el modelo PLSR se realizaron pre procesos que incluyeron normalización de la media, suavizado, derivado, absorbancia y se usaron datos centrados en la media para el cálculo de los mismos. La calidad de los modelos se evaluó a través de parámetros como el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE), la desviación de predicción residual (RPD) y la relación entre el rendimiento y la distancia intercuartil (RPIQ) en donde consideraron el mejor modelo aquel que tuviera mayores valores de R^2 , RPD y RPIQ y menor valor de RSME.

En el caso de la regresión por RF se usaron los mismos pre procesos que para el modelo anterior. “El modelo de RF produce sus propias medidas de error, la media de los residuos cuadrados y el porcentaje de varianza explicada, a partir de la agregación de la predicción de las muestras que quedan fuera del subconjunto utilizado para hacer crecer cada árbol. Sin embargo, también calcularon el R^2 , RMSE, RPD y RPIQ para la predicción separada de nuestro conjunto de validación reservado para facilitar la comparación con la salida PLSR” (McDowel *et al.*, 2012).

Los resultados mostraron que el método PLSR funcionó ligeramente mejor en los datos del rango MIR aunque el modelo RF también obtuvo muy buenos resultados y en el rango VNIR los modelos fueron casi iguales los que permite concluir que ambos modelos tenían una precisión similar.

El estudio realizado por Huang *et al.*, 2004 mencionado en el ítem anterior, empleó tres métodos estadísticos para estimar mediante modelos las concentraciones de nitrógeno en un cultivo de eucalipto por medio de imágenes Hiperespectrales, la regresión por mínimos cuadrados parciales PLS, la regresión escalonada convencional y las redes neuronales artificiales. Los resultados fueron evaluados en términos de coeficientes de determinación R^2 , error estándar de validación cruzada (SECV), error cuadrático medio de raíz (RMSE) y el acuerdo entre las longitudes de onda identificadas por cada metodología comparadas con las encontradas en bibliografía para absorción de nitrógeno.

En el estudio se hizo uso de las técnicas PLS para realizar los análisis de regresión con el fin de retroceder de la reflectancia a las concentraciones bioquímicas, haciendo referencia a la utilidad del método para reducir los efectos de fondo y evitar el posible problema de sobreajuste típicamente asociado a los análisis de regresión gradual. Aunque identificaron problemas en el método ya que realizar la identificación de las bandas predictivas no fue sencillo y se tuvieron que apoyar de correlogramas de reflectancia y concentración química para la identificación de bandas óptimas.

El PLS se basa en el supuesto que existen relaciones lineales entre las concentraciones bioquímicas y alguna transformación de reflectancia de la hoja, por lo que en estos casos donde los datos pueden no ser lineales se vuelve más apropiado la utilización de modelos no lineales como las redes neuronales artificiales (ANN).

El estudio concluyó que las redes neuronales lograron coeficientes de determinación y errores de estimación más bajos que el método de PLS o métodos de regresión escalonada probablemente indicando relaciones no lineales entre las concentraciones bioquímicas y la reflectancia del dosel. Aunque el método LPS demostró ser un mejor método estadístico que el análisis de regresión escalonada convencional.

5. Metodología

Con el fin de garantizar el cumplimiento de los objetivos específicos se diseñó el esquema metodológico presentado en la figura 2.

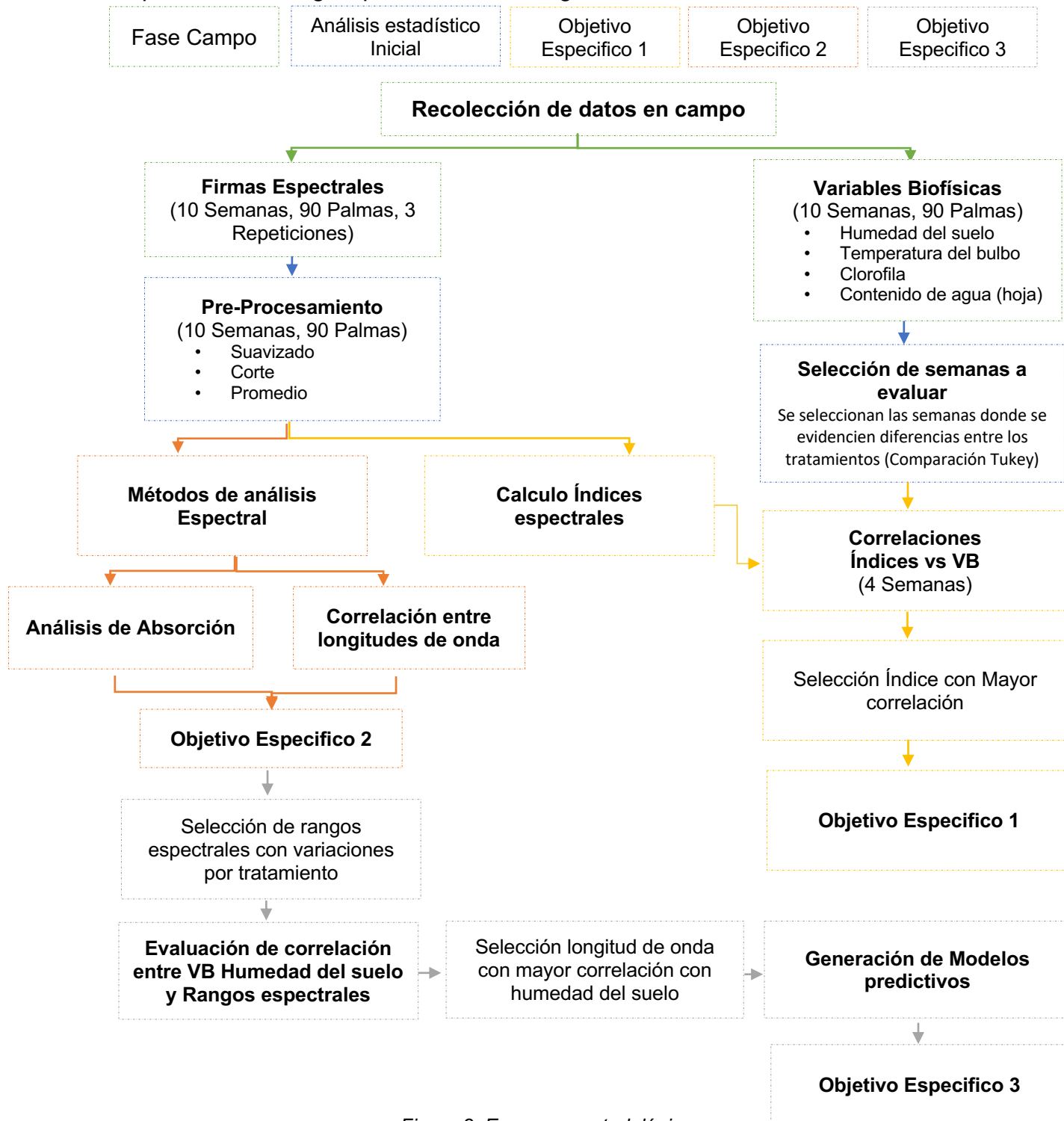


Figura 2. Esquema metodológico.

5.1. Zona de Estudio

Esta investigación se realizó en el vivero de la plantación Manuelita Aceites y Energía, San Carlos de Guaroa, Colombia. Plantación ubicada en la parte centro occidental del departamento del Meta limitando al norte con el municipio de Villavicencio y Puerto López, al occidente con los municipios de Castilla la Nueva y Acacias, al oriente con el municipio de Puerto López y al sur con el municipio de San Martín (Ver figura 3).



Figura 3. Ubicación experimento.

5.2. Descripción de la parcela experimental

El invernadero cuenta con una dimensión de 15 m x 15 m, cubierto con plástico calibre 8 que permite el 95% de la transmisión de luz.

La parcela experimental contaba con un grupo de palmas de variedad Tenera material Irho Millenium, con 10 meses de edad, las cuales fueron dispuestas a una distancia de 1 metro en triángulo equilátero (Ver figura 4).

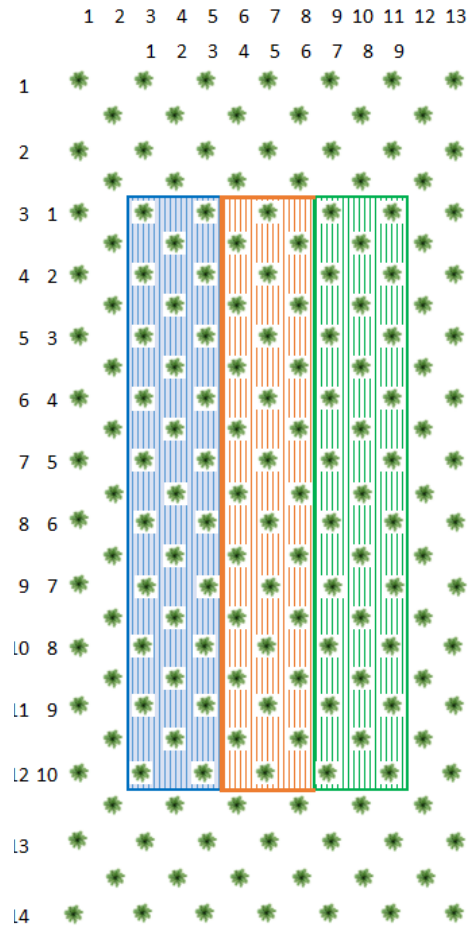


Figura 4. Diseño experimento.

Previo a la selección se realiza un censo y evaluación cualitativas de las palmas a estudiar descartando aquellas que no presenten condiciones de desarrollo fisiológico homogéneo para el grupo de experimento seleccionado.

El sistema de goteo consistía en emisores compensadores de presión, con una descarga de 1,2 L día, caudales calibrados en el vivero. La cantidad de agua aplicada se calculó en base al requerimiento establecido a partir de pruebas realizadas con anterioridad en el invernadero para asegurar una humedad a capacidad de campo. El riego se aplicó de manera uniforme a todos los tratamientos antes de iniciar el experimento durante dos semanas con las dosis establecidas de fertilización. En la semana 34 se detuvo el riego de agua y fertilización y se instalaron tres tipos de tratamientos con solo variación de agua.

Tratamiento 1 – Humedad de saturación (Línea 1, 2 y 3): Para estas líneas fueron instalados goteros adicionales, asegurando una humedad superior a la capacidad de campo. Se mantuvo la saturación durante todo el experimento.

Tratamiento 2 – Déficit Hídrico (Línea 4, 5 y 6): Para este tratamiento fueron retirados los goteros instalados inicialmente. Tratamiento sin riego.

Tratamiento 3 – Capacidad de campo (Línea 7, 8 y 9): Para este tratamiento se dejó el caudal instalado inicialmente que según estudios realizados por la empresa corresponde al caudal para mantener las palmas a capacidad de campo.

5.3. Recolección de datos en campo

La recolección de datos se realizó los tres primeros días de cada semana, realizando la medición de una línea por tratamiento cada día completando la totalidad de las líneas en una semana. Se obtuvo información de campo durante 10 semanas.

Las lecturas de humedad se realizaron mediante un sensor arduino, el cual fue calibrado con mediciones gravimétricas de humedad del suelo.

El contenido relativo de agua de la hoja, se midió seleccionando las hojas más jóvenes completamente expandidas, tercera hoja desde la parte superior (Suresh, 2012). Estos folíolos se recolectaron en bolsas de plástico selladas las cuales fueron trasladadas rápidamente (Tiempo no mayor a una hora) al laboratorio para las mediciones y evitar pérdida de humedad. Se seleccionó un cuadro central del folíolo, aproximadamente 10 cm de ancho. El peso fresco se registró en una balanza analítica. Finalmente se secaron en un horno hasta lograr un peso constante y nuevamente fueron pesadas.

La reflectancia se midió usando un espectroradiómetro red tide USB-650 de Ocean Optics, el cual mide la reflectancia entre los 350 y 1000 nm con una resolución espectral de 2.0 nm FWHM. El sensor fue calibrado para cada lectura. se realizaron 3 mediciones en direcciones de observación diferentes intentando mantener la fibra a 45° a una distancia aproximada de 10 cm, Las mediciones se realizaron entre las 12:30 y las 14:30.

El contenido de clorofila se midió usando un sensor SPAD-502 que determina la cantidad relativa de clorofila presente mediante la medición de la absorción de la hoja en dos regiones de longitud de onda en las regiones del rojo e infrarrojo.

Adicionalmente se midió la temperatura del bulbo con un termómetro infrarrojo. También se realizaron mediciones de variables fisiológicas tales como altura, diámetro bulbo y número de hojas.

5.4. Análisis estadístico Inicial

5.4.1. Análisis variables biofísicas

Teniendo en cuenta que los tratamientos en la semana 1 inician con las mismas condiciones de humedad, se realiza un análisis inicial para seleccionar las semanas que estadísticamente nos muestran una diferencia de humedad entre los tratamientos. Las semanas con diferencias estadísticas significativas serán las usadas en los análisis.

Inicialmente se hizo uso del análisis gráfico para seleccionar los datos atípicos de humedad. Al descartar estos datos atípicos se realizó un análisis de varianza y una comparación de tukey por medio del software *Statistix* con el fin de seleccionar las semanas de interés.

5.5. Pre- procesamiento información espectral

Las reflectancias se midieron con un sensor red tide USB-650 de Ocean Optics, este es un espectroradiómetro portátil que cubre el rango de 350 nm a los 1000 nm, debido al fondo de la señal y los efectos de la dispersión de la luz, la reflectividad contiene un ruido que debe eliminarse (Zhao et al., 2017), para este caso se trabajó con un rango espectral entre los 450 y 880 nm y se eliminaron las longitudes restantes ver ejemplo en figura 5.

Se utilizó la segunda derivada del filtro Savitzky y Golay como pre tratamiento estadístico a los espectros crudos con el fin de reducir el ruido provocado por el proceso de medición en campo (ver ejemplo en figura 6), este filtro ha sido usado por varios autores para reducir el ruido especialmente en firmas de vegetación (ítem 3.3.1 marco conceptual) obteniendo mejores resultados que con los datos brutos y logrando preservar las absorciones de la firma sin generar mayores distorsiones. Luego, se realizó el promedio de las lecturas, por cada día, tratamiento, línea y palma.

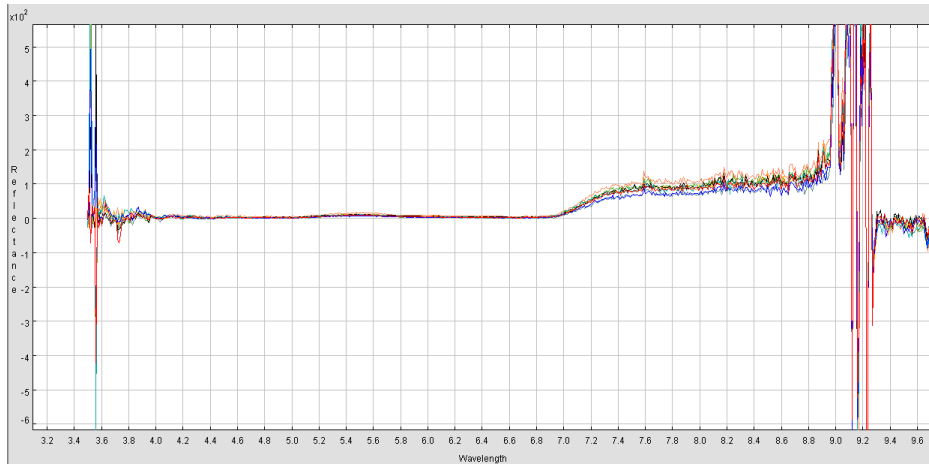


Figura 5. Firma espectral cruda con ruido.

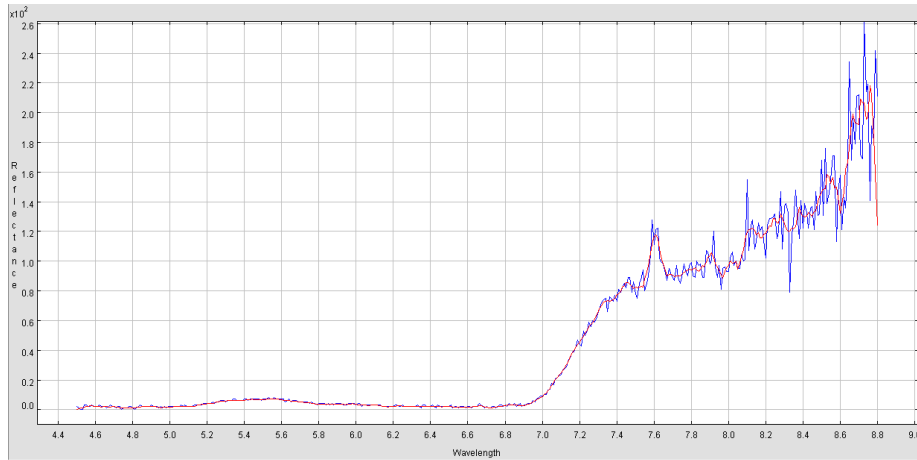


Figura 6. Firma espectral cruda vs firma espectral con filtro savitzky y golay.

5.6. Cálculo de índices espectrales

A partir de los valores de reflectividad de las firmas procesadas, se calcularon 54 índices espectrales propuestos en la literatura (Ver tabla 1) para estimación de contenido de agua y vigor de la vegetación.

Para aquellos índices diseñados para sensores Multiespectrales que hacen referencia a bandas espectrales y no longitudes de onda, Fernandez en el año 2015 propone el uso de la longitud de onda más central de cada región del espectro con el objetivo de comparar de una manera sencilla los resultados.

Luego del cálculo de índices, se calculan correlaciones entre los índices y las variables biofísicas medidas para las cuatro semanas y los tres tratamientos y se seleccionan los índices que mayor correlación obtuvieron con los datos de campo con el fin de evidenciar si existe alguno capaz de predecir el comportamiento de alguna de las variables, obteniendo como resultado la solución al objetivo específico.

5.7. Métodos de análisis espectral

Con el fin de evidenciar si existían diferencias en las firmas espectrales debido a los tratamientos, se hizo uso de dos metodologías de análisis de firma espectral.

La primera consistió en realizar matrices de correlación entre todas las longitudes de onda de las firmas evaluadas. Como la única diferencia entre los tratamientos está dada por las condiciones de humedad, se asume que los rangos con discrepancias están dados por la variabilidad entre los tratamientos y serán seleccionados para realizar los modelos predictivos.

El segundo método consistió en realizar análisis de las absorciones de las firmas. Autores como Pu et al. en el año 2002, hacen uso de las características de absorción para realizar la correlación con variables biofísicas e índices espectrales. Estos espectros se ajustan dividiéndolos por el continuo haciendo más fácil el cálculo de estas características. Las características que se evaluaron son:

Posición de absorción (WAVE): Definiéndose como la posición de la longitud de onda del mínimo ajustado de una absorción.

Profundidad de absorción (DEP): Profundidad mínima de la característica de absorción.

Anchura de la absorción (WID): ancho de la longitud de onda completa a la mitad.

En la figura 7 se pueden evidenciar las características nombradas gráficamente.

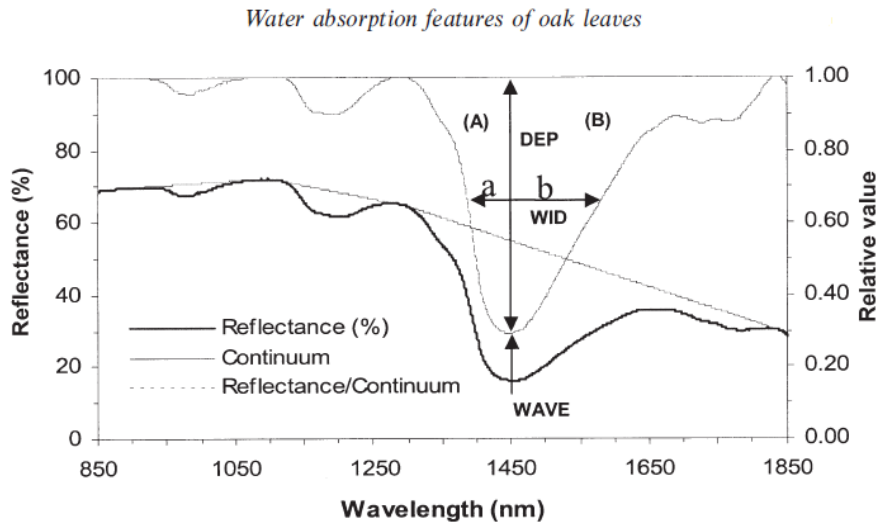


Figura 7. Ejemplo de características de absorción en hojas de roble. Fuente: Pu, et al. 2002.

5.8. Generación de modelos predictivos

Los métodos de análisis espectral nos permiten concluir el objetivo específico 2 y seleccionar los rangos de longitudes de onda que tienen alguna relación con la variable humedad. Para generar los modelos inicialmente se evalúa las longitudes de onda de estos rangos y su correlación con la variable humedad. La longitud de onda con mayor correlación con la variable humedad será la seleccionada para la generación de los modelos lineales y no lineales.

Se evaluaron modelos lineales y no lineales en el 80% de los datos de campo, el 20% restante se dejó para la validación del modelo. Como criterios de decisión para la selección del modelo más ajustado se tuvieron en cuenta los coeficientes de determinación y los RMSE.

Inicialmente se utilizó la gráfica de variables de importancia del modelo de mínimos cuadrados parciales PLS teniendo como variable dependiente la humedad del suelo y como variables explicativas/Independientes todas las longitudes de onda para evidenciar las longitudes que podían aportar en mayor medida a los modelos.

6. Análisis y resultados

6.1. Análisis estadístico variable biofísica humedad

Inicialmente se realizó un análisis general por tratamiento el cual arrojó como resultado un valor P inferior al valor de significancia (0,05) rechazando la hipótesis nula por lo cual podemos afirmar que existen diferencias estadísticamente significativas entre tratamientos. Finalmente, para seleccionar las semanas donde se obtuvieron diferencias entre los tratamientos se realizó una comparación de Tukey por semana y tratamiento.

Desde la semana 8 hasta la semana 10, podemos evidenciar en la figura 8 y 9 diferencias significativas entre los tratamientos, aunque en la semana 7 hay similitud entre los tratamientos 2 y 3 y en la semana 6 entre el 1 y el 3, se tienen en cuenta en el análisis para evidenciar desde la firma espectral desde cuando se diferencia la humedad.

```
Statistix 9.0                                     16/04/2020, 6:16:19 p. 1
Tukey HSD All-Pairwise Comparisons Test of HS for TTO*SEM
TTO SEM      Mean Homogeneous Groups
1 10 37.536 A
1 9 33.884 B
1 8 31.271 C
3 10 27.978 D
1 1 27.860 D
3 8 26.273 DE
3 9 24.406 EF
2 1 23.942 EFG
3 1 23.830 EFG
1 2 22.919 FG
1 7 22.597 FGH
3 5 22.106 GHI
2 2 21.624 GHIJ
3 3 21.362 GHIJK
3 2 20.952 GHIJKL
2 3 20.901 GHIJKL
1 3 20.364 HIJKL
1 4 20.273 IJKL
1 6 20.262 IJKL
1 5 20.071 IJKLM
3 6 20.016 IJKLM
3 7 19.998 IJKLM
2 5 19.937 IJKLM
2 7 19.914 IJKLM
2 4 19.721 JKLM
3 4 19.556 JKLM
2 8 19.369 JKLM
2 6 19.173 KLM
2 9 18.762 LM
2 10 17.911 M

Alpha          0.05      Standard Error for Comparison  0.5986 TO 1.0368
Critical Q Value 5,299      Critical Value for Comparison  2.2429 TO 3.8848
Error term used: Error, 769 DF
There are 13 groups (A, B, etc.) in which the means
are not significantly different from one another.
```

Figura 8. Análisis de varianza de humedad por semana y tratamiento.

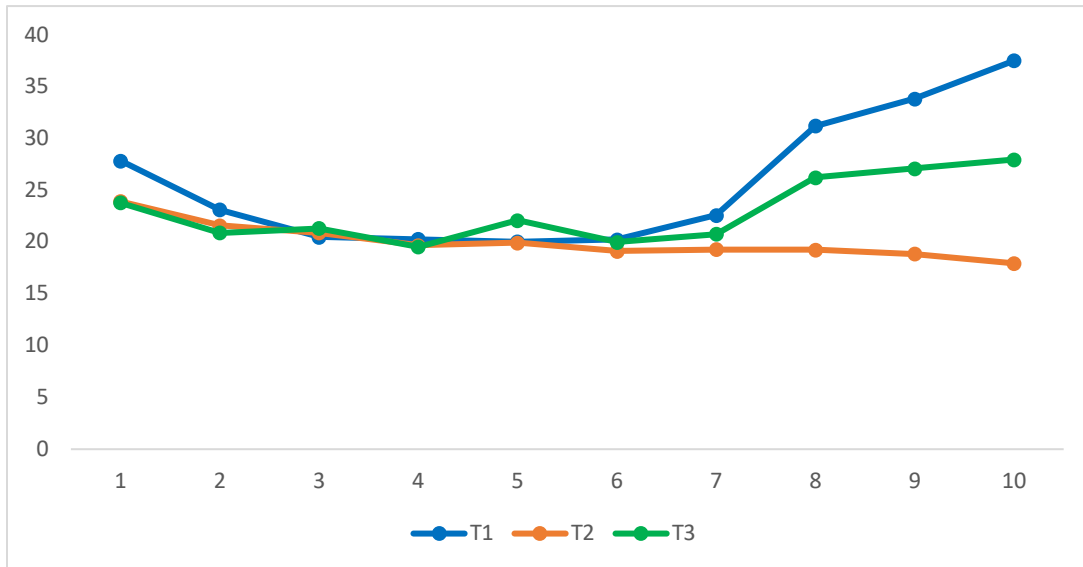


Figura 9. Humedad vs semanas medidas.

6.2. Correlación entre índices espectrales y variables biofísicas

Se realizó una matriz de correlaciones para determinar la relación entre los parámetros biofísicos medidos y los índices calculados. Las correlaciones fueron realizadas por semana y tratamiento. En la tabla 3, se mostrará la correlación con la variable biofísica humedad del suelo por semana y tratamiento. Se subrayarán los 4 índices que mayor correlación arrojaron. En la tabla 4 se presentan las correlaciones entre los índices y la variable biofísica clorofila. En la tabla 5 se presentan las correlaciones entre los índices y la variable biofísica temperatura. Finalmente, en la tabla 6 se presentan las correlaciones entre los índices y la variable biofísica contenido de agua en la hoja.

Tabla 2. Correlaciones entre índices espectrales y humedad del suelo.

INDICE	Tratamiento 1					Tratamiento 2					Tratamiento 3				
	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6
	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad	Humedad
DSWI4	0,08	-0,45	-0,26	0,20	-0,05	0,16	0,38	0,25	-0,66	-0,14	0,17	-0,38	0,19	-0,33	-0,33
NDVI_1	0,21	0,09	-0,67	0,27	-0,14	-0,67	-0,36	0,00	-0,53	-0,11	0,42	-0,09	-0,13	-0,31	-0,55
PRI 570	-0,32	0,32	-0,23	-0,46	-0,20	-0,49	-0,32	0,29	0,13	-0,13	0,24	0,11	-0,26	-0,16	0,08
NDVI_2	0,29	0,19	-0,51	0,08	-0,21	-0,39	-0,42	-0,01	-0,29	-0,24	0,50	-0,09	0,19	-0,29	-0,55
RDVI	0,25	-0,31	0,09	-0,41	-0,55	-0,48	0,29	-0,50	-0,17	0,28	-0,24	-0,62	-0,46	0,27	0,08
OSAVI	0,30	0,18	-0,51	0,07	-0,22	-0,39	-0,42	-0,01	-0,29	-0,23	0,50	-0,09	0,18	-0,29	-0,55
DVI_1	-0,14	-0,59	0,25	-0,22	-0,35	0,00	0,47	0,06	-0,44	0,15	-0,25	-0,43	0,13	-0,08	0,11
DVI_2	0,02	-0,38	0,44	-0,38	-0,52	-0,17	0,36	-0,44	-0,16	0,33	-0,37	-0,54	-0,25	0,32	0,20
DVI_3	-0,05	-0,26	-0,61	0,26	-0,48	-0,61	0,04	-0,47	-0,45	0,36	0,26	-0,11	-0,68	0,26	0,32
DVI_4	0,15	-0,39	0,51	-0,36	-0,51	0,13	0,44	-0,42	0,08	0,35	-0,35	-0,59	-0,14	0,32	0,23
SR_1	0,32	0,12	-0,51	0,03	-0,10	-0,47	-0,44	0,12	-0,45	-0,10	0,41	-0,18	0,17	-0,22	-0,33
SR_4	0,23	0,20	-0,66	0,28	-0,27	-0,68	-0,55	0,02	-0,46	-0,08	0,34	-0,12	-0,08	-0,27	-0,09
FR_1	0,27	0,53	-0,14	0,14	0,09	0,39	-0,71	-0,36	0,28	0,28	-0,14	0,76	-0,50	0,21	0,54
FR_2	-0,27	-0,40	0,54	-0,04	0,05	0,70	0,25	0,33	0,29	-0,23	-0,33	-0,48	0,71	0,23	-0,21
VOG REI_2	-0,17	-0,46	-0,40	0,08	-0,15	0,20	-0,37	-0,22	-0,71	0,11	0,01	0,15	-0,33	-0,17	0,19
VOG REI_3	-0,19	-0,46	-0,37	0,08	-0,16	0,21	-0,35	-0,21	-0,70	0,10	-0,02	0,13	-0,31	-0,17	0,18
NDVI_5	0,20	0,19	-0,54	0,05	-0,29	-0,42	-0,38	-0,15	0,08	-0,13	0,49	-0,11	-0,18	-0,25	-0,54
NDVI_7	0,25	0,30	-0,66	0,24	-0,27	-0,64	-0,53	-0,10	-0,45	-0,12	0,43	0,15	-0,09	-0,31	-0,55
NDVI_8	0,29	0,18	-0,41	0,09	-0,19	-0,10	-0,37	0,06	-0,22	-0,27	0,49	-0,15	0,33	-0,25	-0,55
NDVI_10	-0,06	0,52	0,53	-0,06	0,35	0,28	0,06	-0,14	0,50	0,13	-0,33	0,48	-0,01	0,03	0,62
NDVI_11	0,00	0,50	0,48	-0,12	0,33	0,31	-0,02	-0,13	0,46	0,16	-0,33	0,57	-0,04	0,04	0,59
NDVI_12	0,36	0,38	-0,52	-0,03	-0,34	-0,52	-0,38	-0,15	0,08	-0,02	0,32	-0,01	-0,29	-0,06	-0,38
NDVI_13	-0,06	0,48	0,45	-0,16	0,28	0,37	-0,01	-0,10	0,62	0,15	-0,39	0,45	-0,03	0,10	0,61
NDVI_15	0,24	0,31	-0,64	0,21	-0,26	-0,62	-0,58	-0,05	-0,54	-0,20	0,45	0,18	0,06	-0,30	-0,54
NDVI_16	-0,08	0,65	-0,58	0,35	-0,21	-0,67	-0,66	-0,34	-0,53	0,16	0,27	0,75	-0,67	-0,19	0,14
NDVI_20	-0,05	0,52	-0,61	0,29	-0,30	-0,71	-0,43	-0,27	-0,52	0,20	0,31	0,70	-0,70	-0,24	0,00
rNDVI	0,16	0,56	0,08	-0,05	0,08	-0,24	0,04	-0,02	0,42	-0,05	0,09	0,07	0,10	0,09	-0,43
sNDVI_1	0,07	0,60	-0,31	0,10	-0,10	-0,54	-0,13	-0,13	0,15	0,09	0,23	0,37	-0,27	-0,02	-0,33
PRI	0,32	-0,32	0,23	0,46	0,20	0,49	0,32	-0,29	-0,13	0,13	-0,24	-0,11	0,26	0,16	-0,08
PRI 620	-0,13	-0,44	-0,10	0,33	-0,11	0,08	0,47	-0,01	-0,67	-0,15	0,14	-0,43	0,34	-0,32	-0,46
sPRI	-0,01	-0,39	-0,42	0,03	-0,20	0,20	-0,12	0,15	-0,67	-0,27	0,41	-0,41	0,17	-0,34	-0,53
PSRI	-0,01	0,46	-0,31	-0,10	-0,20	-0,05	-0,47	-0,50	0,43	0,15	0,12	0,29	-0,58	0,20	0,36
OSAVI	0,30	0,21	-0,50	0,08	-0,18	-0,43	-0,47	0,05	-0,38	-0,12	0,44	0,04	0,18	-0,28	-0,56

Tratamiento 1 (Saturación): En este tratamiento existen dos índices que coinciden en dos semanas (semana 6 y 7) con correlaciones medias (-0,55), (-0,38). Aunque se espera que estas dos semanas sean las de menor correlación ya que en análisis gráficos iniciales se evidenció que aún no existía una diferenciación de humedad evidente en estas semanas. Las correlaciones más altas en este tratamiento, se obtuvieron en la semana 8 y 9 para los índices NDVI_1 (-0,67) y NDVI_16 (+0,65).

Tratamiento 2 (Déficit Hídrico): En el tratamiento 2 tenemos 1 índice (SR_4) que coincide en dos semanas (9 y 10) con altas correlaciones (-0,68) y (-0,55). Este índice tiene correlaciones bajas en las semanas 6, 7 y 8.

Tratamiento 3 (Capacidad de campo): Para el tratamiento 3 se identifican 2 índices (NDVI_16 y NDVI_20) que coinciden en la semana 8 y 9 con altas correlaciones (+0,75), (- 0,67).

En los índices evaluados no existe uno que coincida en altas correlaciones para los tres tratamientos, lo cual se esperaba por la condición diferencial que existe entre los tratamientos.

Tabla 3. Correlaciones entre índices espectrales y clorofila.

INDICE	Tratamiento 1					Tratamiento 2					Tratamiento 3				
	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6
	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila	Clorofila
DSWI4	-0,72	-0,34	-0,70	-0,72	-0,43	-0,57	-0,40	-0,36	-0,66	0,16	-0,74	-0,48	-0,70	-0,02	-0,12
DVI_1	-0,86	-0,36	-0,76	-0,56	-0,69	-0,62	-0,35	-0,78	-0,50	-0,27	-0,65	-0,34	-0,79	-0,57	-0,52
VOG REI_1	0,84	0,73	0,47	0,87	0,70	0,30	0,79	0,80	0,71	0,52	0,76	0,66	0,66	0,82	0,65
VOG REI_2	-0,77	-0,71	-0,63	-0,87	-0,69	-0,68	-0,80	-0,75	-0,43	-0,48	-0,66	-0,63	-0,61	-0,36	-0,64
VOG REI_3	-0,77	-0,71	-0,66	-0,87	-0,69	-0,68	-0,79	-0,75	-0,45	-0,48	-0,64	-0,63	-0,63	-0,40	-0,67
NDVI_10	0,83	0,45	0,57	0,78	0,47	0,53	0,59	0,72	0,74	0,03	0,64	0,54	0,81	0,50	-0,29
NDVI_11	0,85	0,37	0,63	0,78	0,48	0,49	0,62	0,74	0,75	0,03	0,67	0,50	0,83	0,45	-0,30
NDVI_12	0,68	0,26	0,60	0,51	0,23	0,67	0,31	0,42	0,57	0,21	0,08	-0,07	0,18	0,81	0,42
NDVI_13	0,80	0,48	0,61	0,77	0,49	0,40	0,53	0,74	0,72	0,02	0,55	0,59	0,84	0,35	-0,28
NDVI_19	0,82	0,31	0,73	0,73	0,29	0,71	0,34	0,66	0,66	0,24	0,37	0,25	0,58	0,76	0,31
rNDVI	0,84	0,72	0,80	0,82	0,71	0,71	0,71	0,81	0,67	0,54	0,70	0,62	0,77	0,77	0,53
sNDVI_1	0,81	0,61	0,83	0,74	0,52	0,69	0,65	0,75	0,72	0,41	0,36	0,59	0,71	0,79	0,62
sNDVI_2	0,82	0,28	0,76	0,71	0,38	0,73	0,30	0,74	0,67	0,31	0,41	0,23	0,69	0,74	0,44
GNDV	0,88	0,27	0,83	0,85	0,62	0,74	0,29	0,85	0,68	0,02	0,85	0,25	0,83	0,52	0,18
TCARI	-0,78	-0,42	-0,77	-0,66	-0,55	-0,40	-0,42	-0,82	-0,64	-0,49	-0,40	-0,48	-0,85	-0,69	-0,48
TCARI/OSAVI	-0,76	-0,42	-0,75	-0,64	-0,53	-0,39	-0,40	-0,80	-0,63	-0,52	-0,40	-0,47	-0,82	-0,66	-0,50

En el caso de clorofila las correlaciones con los índices espectrales fueron altas (+0,65), (+0,88). Los índices 2 índices que mayor correlación obtuvieron a lo largo de las semanas para los tres tratamientos fueron VOG REI_1 y rNDVI.

Por bibliografía se esperaba obtener correlaciones altas con índices que tuvieran en cuenta longitudes de onda en el espectro del azul y rojo ya que son las longitudes de onda que utilizan sensores como el SPAD para la medición de clorofila. Pero los índices con mejores correlaciones fueron aquellos que combinan bandas del rojo y el infrarrojo cercano. Aunque no hay mucha bibliografía que aplique estas longitudes de onda en la estimación de clorofila, autores como Ramos, C 2015; Gitelson, A. 2003 aseguran estas dos franjas como estimadores potenciales.

Tabla 4. Correlaciones entre índices espectrales y temperatura del bulbo.

INDICE	Tratamiento 1					Tratamiento 2					Tratamiento 3				
	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6
	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo	Temperatura bulbo
NDVI_1	-0,16	0,37	0,16	-0,23	-0,69	0,90	0,10	-0,25	-0,83	-0,54	0,93	0,55	0,02	-0,89	-0,26
EVI	0,34	-0,13	-0,19	-0,14	0,33	0,68	-0,23	-0,37	-0,47	0,11	0,58	-0,03	0,13	-0,71	0,60
PRI 570	0,24	0,35	0,30	0,30	-0,15	0,68	0,59	0,67	0,48	-0,23	0,74	0,73	-0,20	0,18	0,30
PRI 553	0,03	0,44	-0,12	0,31	-0,29	-0,56	0,14	0,61	0,01	-0,43	-0,15	0,29	-0,04	-0,07	0,15
RDVI	0,11	0,36	-0,34	0,36	-0,47	0,88	-0,33	-0,47	-0,60	-0,39	-0,69	-0,02	-0,44	0,93	-0,78
DVI_1	-0,03	-0,19	0,17	0,11	-0,06	-0,02	-0,58	0,62	-0,53	-0,26	-0,58	-0,49	-0,09	0,15	0,27
DVI_2	0,00	0,27	-0,36	0,22	-0,30	0,68	-0,40	-0,49	-0,55	-0,33	-0,89	-0,21	-0,33	0,98	-0,70
DVI_3	-0,01	0,33	0,55	-0,78	-0,54	0,92	-0,42	-0,34	-0,83	-0,45	0,92	-0,11	-0,53	0,91	-0,60
DVI_4	0,02	0,24	-0,39	0,17	-0,24	0,39	-0,38	-0,45	-0,23	-0,30	-0,92	-0,21	-0,26	0,98	-0,63
SR_2	-0,03	0,43	-0,06	0,17	-0,30	0,08	0,19	-0,15	-0,58	-0,13	0,69	0,21	0,20	-0,73	0,03
SR_4	-0,03	0,40	0,37	-0,31	-0,53	0,87	0,13	-0,19	-0,72	-0,23	0,95	0,25	-0,08	-0,83	-0,02
FR_2	-0,12	-0,29	-0,11	-0,49	0,78	-0,92	-0,16	0,39	0,66	0,49	-0,94	-0,16	0,50	0,92	0,62
VOG REI_1	-0,10	-0,09	-0,82	0,25	0,24	-0,41	0,08	-0,56	0,28	0,36	-0,28	-0,38	0,34	-0,33	0,00
VOG REI_2	0,05	-0,05	0,67	-0,18	-0,24	-0,44	-0,24	0,43	-0,76	-0,45	-0,57	0,19	-0,38	-0,59	-0,31
VOG REI_3	0,06	-0,05	0,66	-0,16	-0,24	-0,45	-0,23	0,44	-0,74	-0,44	-0,59	0,20	-0,37	-0,55	-0,28
NDVI_5	-0,13	0,46	-0,06	0,27	-0,66	0,47	0,28	-0,24	-0,02	-0,38	0,80	0,62	-0,06	-0,64	-0,28
NDVI_9	-0,20	-0,26	-0,63	0,02	0,30	-0,29	0,30	-0,60	0,28	0,29	-0,75	-0,08	0,16	-0,01	0,11
NDVI_12	-0,08	0,47	0,15	0,35	-0,58	0,61	0,27	-0,42	-0,15	-0,39	0,87	0,51	0,00	-0,63	-0,28
NDVI_14	-0,08	0,42	-0,16	0,21	-0,81	0,59	0,38	-0,42	-0,06	-0,44	0,83	0,63	-0,07	-0,69	-0,50
NDVI_15	-0,13	0,36	0,12	-0,23	-0,55	0,83	0,18	-0,17	-0,86	-0,31	0,91	0,66	0,13	-0,91	-0,16
NDVI_16	-0,12	-0,04	0,31	-0,61	-0,70	0,93	-0,02	-0,46	-0,89	-0,44	0,98	0,05	-0,39	-0,97	-0,67
NDVI_18	-0,15	0,36	-0,17	0,25	-0,65	0,32	0,47	-0,34	-0,27	-0,41	0,77	0,72	0,22	-0,76	-0,33
NDVI_19	-0,18	0,29	-0,05	0,25	-0,72	0,71	0,55	-0,58	0,16	-0,38	0,85	0,62	-0,11	-0,46	-0,69
NDVI_20	0,01	0,26	0,40	-0,29	-0,68	0,92	0,30	-0,36	-0,80	-0,47	0,96	0,20	-0,47	-0,96	-0,80
NDVI_22	-0,16	0,38	-0,17	0,19	-0,80	0,51	0,33	-0,37	-0,37	-0,43	0,75	0,61	-0,03	-0,82	-0,44
sNDVI_1	-0,12	0,07	-0,10	0,01	-0,51	0,77	0,27	-0,66	-0,09	-0,10	0,88	0,11	0,01	-0,59	-0,54
PRI	-0,24	-0,35	-0,30	-0,30	0,15	-0,68	-0,59	-0,67	-0,48	0,23	-0,74	-0,73	0,20	-0,18	-0,30
PRI 620	-0,28	-0,11	-0,08	-0,44	-0,07	-0,48	-0,47	-0,22	-0,71	0,00	-0,17	-0,53	0,21	-0,89	-0,03
PSRI	0,29	0,32	0,46	-0,04	-0,07	-0,19	0,58	-0,21	0,86	-0,22	0,39	0,79	-0,37	0,84	-0,30
EVI	0,29	0,21	-0,03	-0,03	-0,65	0,39	0,42	-0,13	-0,89	-0,37	0,58	0,61	0,06	-0,91	-0,28
ARVI	0,08	0,31	-0,10	0,09	-0,63	0,45	0,30	-0,13	-0,82	-0,47	0,73	0,63	0,15	-0,92	-0,23
TCARI	0,17	-0,05	0,18	-0,10	0,28	-0,47	-0,59	0,46	-0,26	-0,15	-0,81	-0,23	-0,20	0,73	0,04
TCARI/OSAVI	0,18	-0,08	0,18	-0,09	0,33	-0,48	-0,59	0,45	-0,21	-0,09	-0,81	-0,28	-0,22	0,76	0,07

En el caso de temperatura se obtuvieron altas correlaciones (+0,98), (+0,70). Los dos índices que más coincidieron en altas correlaciones a lo largo de las semanas fueron el FR_2 y el NDVI_20.

Estos índices con las más altas correlaciones tienen en cuenta longitudes de onda que se encuentran en el rango del infrarrojo cercano.

Las altas correlaciones con los índices espectrales nos indican que la temperatura si está afectada por las condiciones de humedad del suelo y estas condiciones afectan indirectamente las longitudes de onda del infrarrojo cercano. Específicamente las longitudes de 740, 800 y 810 nm.

Tabla 5. Correlaciones entre índices espectrales y contenido de agua en la hoja.

INDICE	Tratamiento 1					Tratamiento 2					Tratamiento 3				
	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6	10	9	8	7	6
	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua	Contenido Agua
EVI	0,21	-0,07	-0,21	0,25	0,19	-0,19	-0,29	-0,20	0,41	0,19	0,45	0,44	-0,20	0,69	0,14
PRI 570	0,11	-0,05	-0,07	-0,43	-0,26	-0,35	-0,03	-0,08	-0,43	0,29	-0,14	0,29	0,06	-0,09	0,15
RDVI	-0,06	-0,43	-0,26	-0,29	-0,10	-0,18	0,38	0,19	0,63	-0,13	-0,34	-0,32	-0,14	-0,67	-0,27
DVI_1	0,06	-0,09	0,06	-0,17	-0,20	-0,33	0,02	-0,03	0,05	-0,10	-0,34	-0,54	-0,09	-0,25	-0,18
DVI_2	-0,24	-0,42	-0,08	-0,32	-0,07	-0,06	0,31	0,20	0,58	-0,11	-0,17	-0,34	0,05	-0,70	-0,32
DVI_3	-0,31	-0,48	-0,15	0,44	-0,17	-0,32	0,46	0,06	0,68	-0,18	-0,18	-0,17	-0,29	-0,80	-0,21
DVI_4	-0,23	-0,41	-0,05	-0,27	-0,08	0,14	0,28	0,19	0,42	-0,09	-0,13	-0,36	0,09	-0,68	-0,32
SR_1	0,22	-0,03	-0,21	0,25	-0,04	-0,13	0,09	-0,07	0,63	-0,05	0,13	-0,08	-0,06	0,83	0,03
SR_4	0,18	-0,08	-0,13	0,46	-0,06	-0,20	0,15	-0,08	0,59	-0,03	0,01	-0,05	-0,25	0,72	0,03
FR_2	0,06	0,09	0,20	0,10	0,19	0,34	0,21	-0,02	-0,77	0,28	-0,01	-0,47	0,33	-0,66	0,02
VOG REI_1	-0,10	0,04	0,01	-0,09	0,18	0,16	-0,21	-0,02	0,32	0,21	0,43	0,10	0,30	0,47	0,17
VOG REI_2	0,23	0,14	-0,08	0,18	-0,18	0,28	0,31	0,05	0,25	-0,19	-0,28	-0,22	-0,38	0,20	-0,41
VOG REI_3	0,22	0,12	-0,07	0,17	-0,18	0,31	0,30	0,06	0,22	-0,19	-0,27	-0,24	-0,37	0,16	-0,40
NDVI_16	-0,26	0,17	-0,08	0,39	-0,11	-0,39	-0,02	-0,04	0,72	-0,26	0,01	0,44	-0,28	0,72	0,01
NDVI_20	-0,14	-0,09	-0,10	0,21	-0,24	-0,30	-0,15	-0,04	0,76	-0,27	0,01	0,43	-0,35	0,75	-0,11
rNDVI	-0,11	0,00	-0,02	-0,08	0,14	0,04	-0,16	-0,02	0,33	0,10	0,40	0,38	0,20	0,45	0,07
sNDVI_1	-0,17	0,08	-0,06	0,06	-0,06	-0,18	-0,14	-0,04	0,54	-0,05	0,22	0,50	-0,01	0,60	0,16
PRI	-0,11	0,05	0,07	0,43	0,26	0,35	0,03	0,08	0,43	-0,29	0,14	-0,29	-0,06	0,09	-0,15
PRI 620	0,30	-0,01	-0,12	0,57	0,14	0,32	0,11	0,05	0,24	-0,19	0,09	-0,55	-0,09	0,60	-0,03
sPRI	0,28	-0,09	-0,16	0,33	-0,02	0,45	0,22	0,06	-0,09	-0,04	-0,26	-0,41	-0,09	0,52	0,00
PSRI	-0,06	-0,06	0,11	-0,15	-0,01	0,55	0,01	-0,02	-0,47	0,06	0,00	0,37	-0,03	-0,71	-0,02
EVI	0,30	0,09	-0,27	0,32	0,01	-0,35	-0,03	-0,12	0,71	-0,24	0,21	0,32	-0,11	0,72	0,11
ARVI	0,29	0,07	-0,23	0,27	0,03	-0,25	0,05	0,00	0,70	-0,18	0,14	0,25	-0,02	0,75	0,09
GNDV	-0,10	0,00	0,01	-0,18	-0,01	0,12	-0,02	-0,07	0,14	0,08	0,47	0,51	0,15	0,07	0,13

El contenido de agua en la hoja en términos generales no tiene correlaciones altas con los índices espectrales calculados. El índice que coincidió con correlaciones medias y altas (-0,8) a (-0,4) a lo largo de las semanas fue DVI_3.

Autores como Burgos, 1998 demuestran el uso eficiente de la palma de aceite para regular la humedad en sus tejidos mediante la apertura de sus estomas, por ello, es necesario una segunda fase del experimento donde se puedan generar condiciones más severas de estrés a tal punto que la hoja de la palma cambie la estructura fisiológica y se logre encontrar una respuesta entre esta y los índices evaluados.

6.3. Métodos de análisis espectral

6.3.1. Matriz de correlación - firma espectral

Luego de calcular los índices espectrales, se evalúan todas las longitudes de onda de los rangos espectrales medidos (450 a 880 nm). Lo que se busca con estos métodos de análisis espectral es evidenciar si existe alguna diferencia en las longitudes de onda, dada por la variación de humedad entre tratamientos. Con el fin de encontrar estas diferencias, se realizan matrices de correlación entre las longitudes de onda. Aquellas longitudes de onda que tienen poca variación entre las semanas y por ende alta correlación espectral (variación dada por diferentes condiciones de humedad), no aportaran información relevante a los modelos de regresión. Por el contrario, las longitudes de onda con bajas correlaciones son aquellas que aportaran mayor información a los modelos.

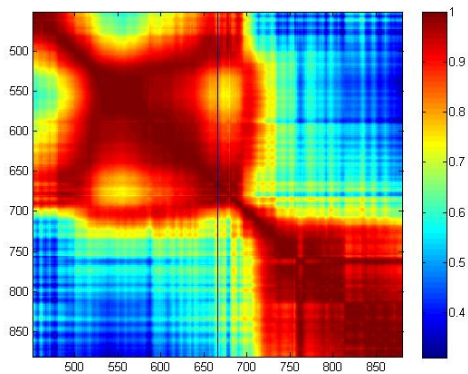


Figura 10. Matriz de correlación - semana 6.

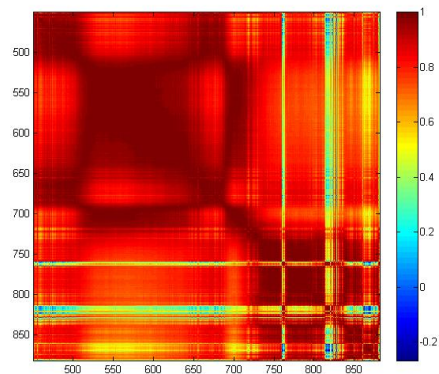


Figura 11. Matriz de correlación - semana 7.

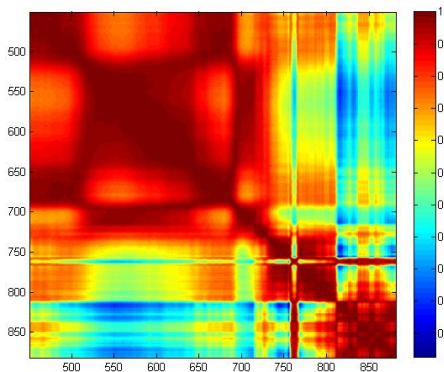


Figura 12. Matriz de correlación - semana 8.

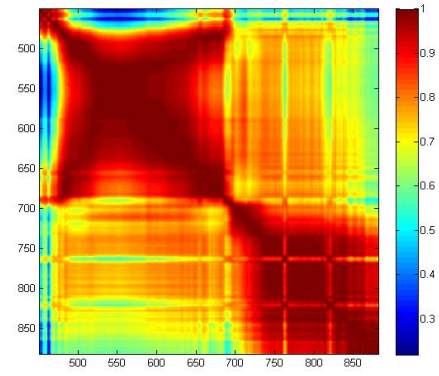


Figura 13. Matriz de correlación - semana 9.

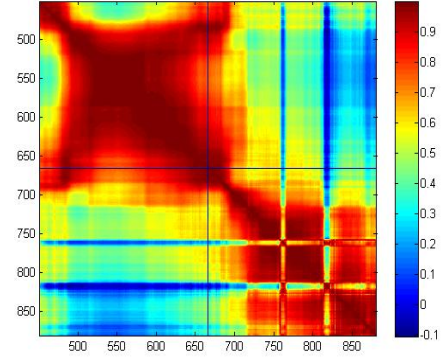
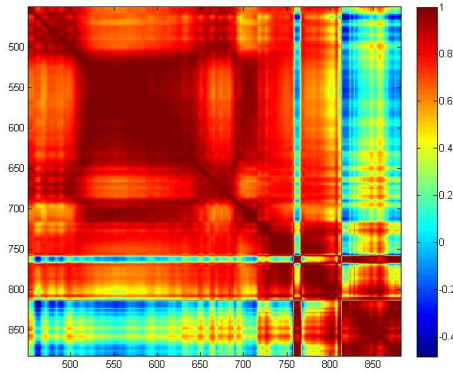


Figura 14. Matriz de correlación - semana 10. Figura 15. Matriz de correlación - (s 6 - s 10).

En la semana 6 (Ver figura 10) se evidencia alta correlación entre las longitudes del visible y también alta correlación entre las longitudes del infrarrojo. En esta semana se pueden evidenciar tres franjas que tienen datos poco relacionados.

Semana 6: Franja 1: 586 – 587, Franja 2: 675 – 679, Franja 3: 758 – 764.

En el caso de la semana 7 (Ver figura 11) la correlación entre todas las bandas es alta, exceptuando tres franjas marcadas.

Semana 7: Franja 1: 759 – 762, Franja 2: 813 – 822, Franja 3: 860 – 868.

La semana 8 (Ver figura 12) también tiene altas correlaciones entre las longitudes del visible, en la región de infrarrojo se acentúan dos franjas con poca relación.

Semana 8: Franja 1: 757 – 765, Franja 2: 812 – 880.

En la semana 9 (Ver figura 13) existen altas correlaciones entre todas las longitudes, aunque se evidencia una pequeña disminución en las siguientes franjas.

Semana 9: Franja 1: 686-692, Franja 2: 761-764, Franja 3: 818-821.

En la semana 10 (Ver figura 14) las correlaciones en las longitudes son altas, aunque también existen dos franjas con un comportamiento similar al de la semana 8.

Semana 10: Franja 1: 758 – 764, Franja 2: 814 – 880.

En términos generales en las matrices se puede evidenciar que las longitudes de onda de la región del visible están muy correlacionadas entre sí, disminuyendo su correlación en las longitudes del infrarrojo. A lo largo de las semanas se hace notoria una disminución en la correlación específicamente en dos rangos entre (758 - 764) y (814 - 820). Estos dos rangos con mayor discrepancia están dados por la variabilidad entre los tratamientos.

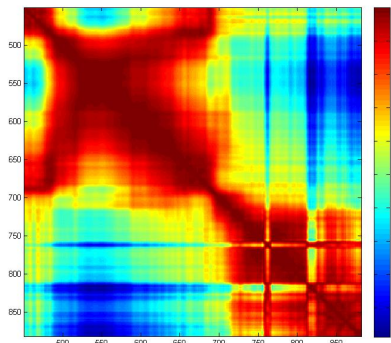


Figura 16. Correlación General T1

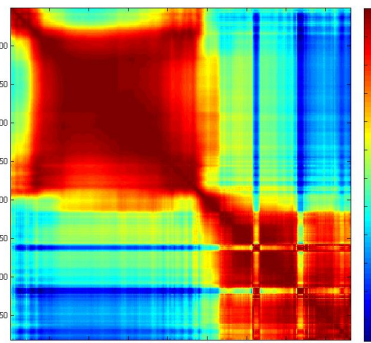


Figura 17. Correlación General T2

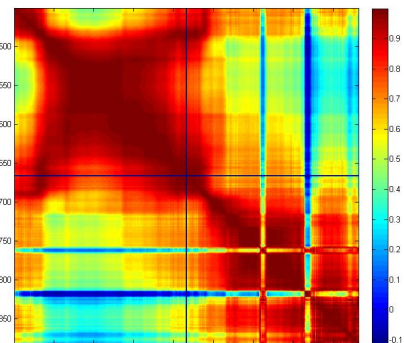


Figura 18. Correlación General T3

En la figura 16, 17 y 18 se puede evidenciar que cuando se realiza el análisis a nivel de tratamiento las franjas de mayor discrepancia coinciden con las matrices realizadas por semanas.

Estas franjas espectrales coinciden con los valores de longitud de onda que usan los índices que mayor correlación tienen con la variable biofísica humedad del suelo. Por ende, podemos suponer que estos rangos son los que mayor aporte nos podrían dar en un modelo de regresión. Ya que suponemos que su variación está dada por la diferenciación de humedad en los tratamientos.

6.3.2. Análisis de absorción firmas espectrales

En este estudio se seleccionaron cuatro franjas de absorción, la primera fue seleccionada ya que es la absorción característica de la firma espectral correspondiente a vegetación dada por la baja reflectividad en el rojo debido al efecto absorbente de los pigmentos de las clorofilas y la alta reflectancia en el infrarrojo cercano donde hay una baja absorción de las clorofilas y por otro lado a la estructura celular interna de la hoja donde las cavidades de aire internas en la hoja permiten que se disperse la mayor parte de la radiación incidente en esta banda del espectro (Parra, 2014). Esta región es conocida como red edge y se considera el punto de inflexión para realizar comparaciones entre curvas espectrales de diferentes especies vegetales, considerado como indicador del estrés y la senescencia vegetal. (Araque, 2009; Angel, 2012).

Las otras tres franjas fueron seleccionadas teniendo en cuenta los análisis de correlación realizados en el punto 5.3.1. Los rangos de longitud de onda fueron los ilustrados en la figura 19:

Rango 1: 550 a 730 nm

Rango 2: 750 a 760 nm.

Rango 3: 789 a 815 nm

Rango 4: 815 a 819 nm.

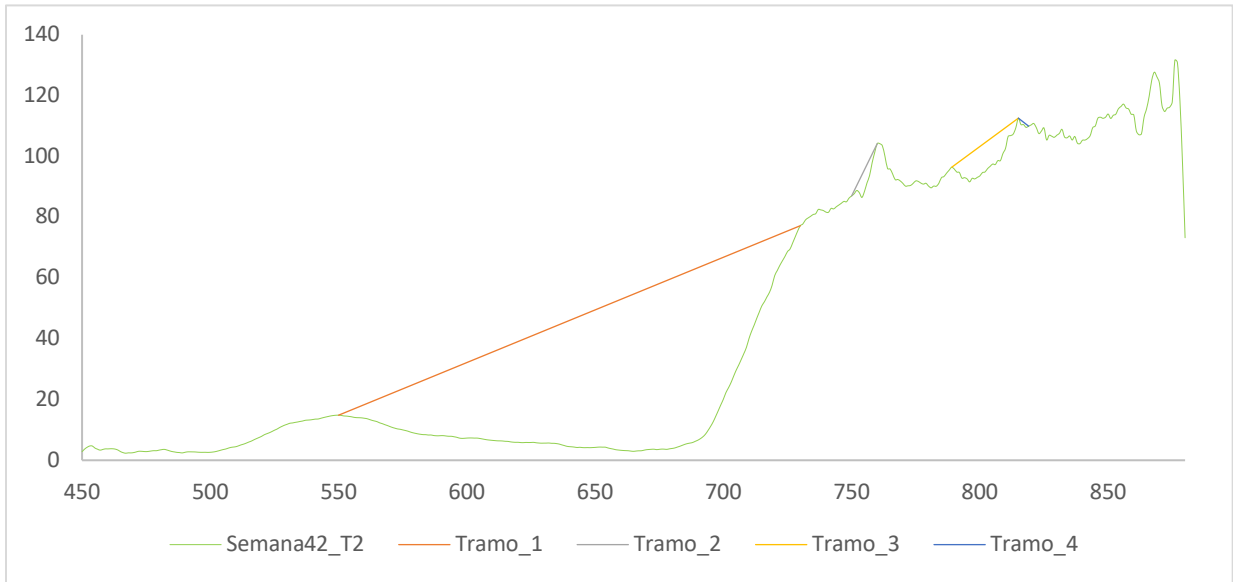


Figura 19. Ejemplo línea continua - Tratamiento 2 semana 10.

Inicialmente se ajustaron las absorciones dividiendo los espectros individuales (Figura 20) (valores iniciales de reflectividad en cada longitud de onda) por el continuo (línea continua entre cada rango), ver absorciones ajustadas en la figura 21.

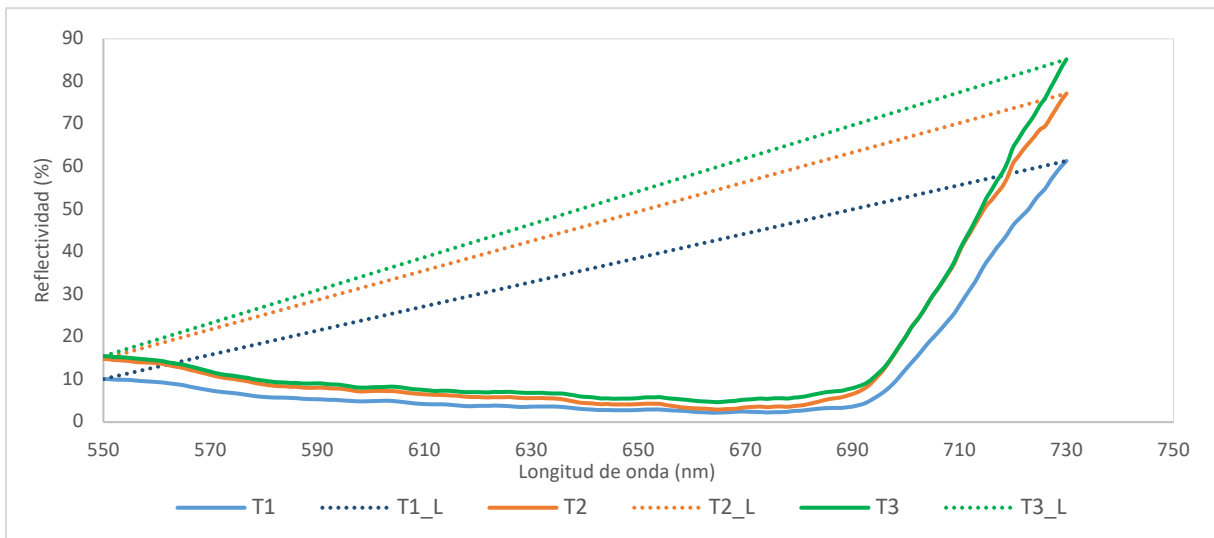


Figura 20. Ejemplo absorción Tramo 1 Tratamientos 1, 2 y 3. Semana 10.

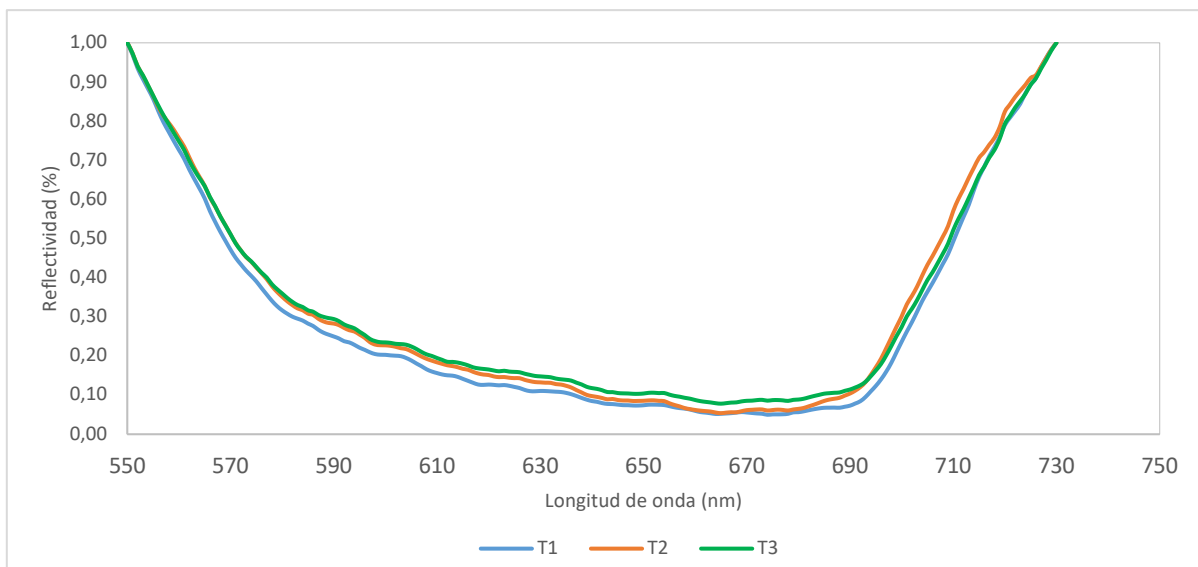


Figura 21. Ejemplo absorción ajustada tramo 1 Tratamientos 1, 2 y 3. Semana 10.

En la tabla 7, se presentan los valores de las características calculadas de absorción por cada tratamiento y semana.

Tabla 6. Características de absorción por cada tratamiento y semana.

Semana Tratamiento	6 7 8 9 10					6 7 8 9 10					6 7 8 9 10				
	Tratamiento 1					Tratamiento 2					Tratamiento 3				
	Rango 1 (550 - 730)														
WAVE	671	674	677	680	674	671	674	677	680	665	668	674	680	680	665
DEP	0,91	0,91	0,87	0,88	0,95	0,92	0,90	0,88	0,88	0,95	0,87	0,89	0,89	0,89	0,92
WID	140,35	141,03	139,76	142,19	143,30	136,10	142,36	137,75	140,45	139,54	141,62	140,79	143,54	142,05	141,85
	Rango 2 (750 - 760)														
WAVE	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754
DEP	0,15	0,14	0,11	0,15	0,09	0,13	0,14	0,11	0,13	0,08	0,16	0,15	0,11	0,13	0,08
WID	4,72	4,53	4,15	5,11	4,65	3,92	4,52	4,45	5,65	4,77	4,27	4,52	4,32	5,53	4,84
	Rango 3 (789 - 815)														
WAVE	807	808	807	807	802	807	808	807	807	800	808	808	807	807	796
DEP	0,17	0,212	0,147	0,1553	0,094	0,154	0,219	0,149	0,156	0,094	0,212	0,221	0,144	0,15	0,088
WID	15,93	15,07	13,86	15,60	16,90	16,01	14,98	12,45	14,94	18,10	18,07	15,58	12,75	15,82	18,18
	Rango 4 (815 - 819)														
WAVE	817	816	817	817	816	817	816	817	817	816	817	817	817	817	816
DEP	0,026	0,028	0,014	0,0224	0,022	0,021	0,03	0,011	0,019	0,013	0,021	0,029	0,01	0,022	0,012
WID	1,44	2,65	1,80	1,77	2,92	1,17	2,58	2,27	1,53	2,83	1,16	2,64	2,31	1,63	2,83

Tabla 7. Matriz correlación, características de absorción versus variables biofísicas.

Variables Biofísicas	WAVE_R1	WAVE_R2	WAVE_R3	WAVE_R4	DEP_R1	DEP_R2	DEP_R3	DEP_R4	WID_R1	WID_R2	WID_R3	WID_R4
Humedad	-0,30	0,26	0,11	-0,08	0,28	0,43	0,12	-0,53	-0,11	-0,02	-0,21	
Clorofila	0,34	0,15	-0,04	0,14	-0,06	-0,20	0,01	-0,25	0,11	-0,29	-0,11	
Temperatura	-0,03	0,07	0,42	-0,13	-0,04	-0,20	-0,41	-0,17	-0,37	-0,07	-0,51	
Contenido de agua	-0,23	-0,17	0,12	0,17	-0,14	-0,30	-0,27	0,01	-0,27	0,25	-0,30	

Luego estos valores calculados, correspondientes a las características de absorción fueron correlacionados con las variables biofísicas como humedad del suelo, clorofila, temperatura del bulbo y contenido de agua en la hoja como se puede ver en la tabla 8.

El resultado de estas correlaciones nos permite ver una correlación media (-0,53) entre el ancho de absorción (WID) en la franja 1 (550-730) y la variable humedad.

La segunda correlación media (-0,51) más importante es entre la variable biofísica temperatura y la característica WID en la franja 4 (815 – 819).

6.4. Regresiones lineales y no lineales.

El siguiente gráfico del modelo de mínimos cuadrados parciales PLS, donde se tiene como variable dependiente la humedad del suelo y como variables explicativas/Independientes todas las longitudes de onda. El resultado se muestra en figura 22.

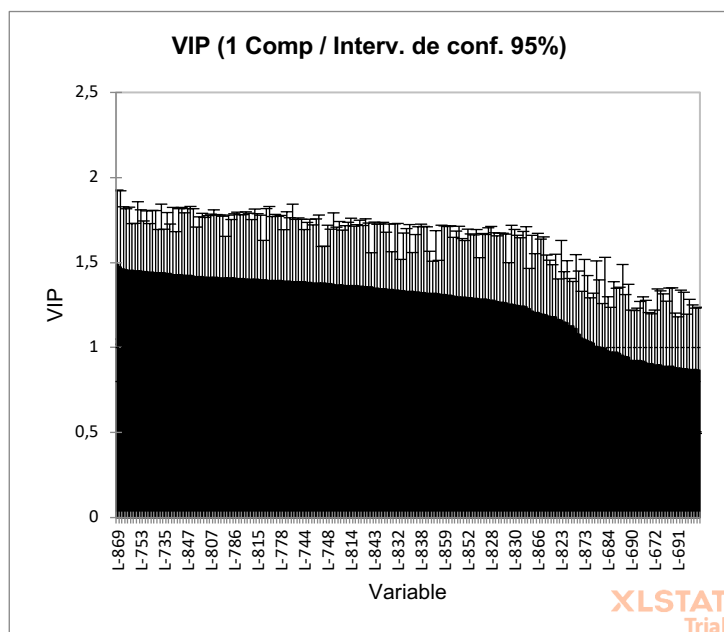


Figura 22. Variables de importancia para la proyección.

Variables	Humedad
L-758	-0,557
L-759	-0,544
L-760	-0,548
L-761	-0,544
L-762	-0,559
L-763	-0,565
L-764	-0,575
<hr/>	
L-814	-0,573
L-815	-0,588
L-816	-0,580
L-817	-0,574
L-818	-0,566
L-819	-0,540
L-820	-0,522
<hr/>	
L-869	-0,625

Tabla 8. Matriz correlación, Longitudes de onda vs humedad del suelo.

Este análisis de regresión inicial (Figura 22) permitió evidenciar cuales podían ser las longitudes de onda que mayor aporte podían dar a los modelos. Por ello se realizó un listado en orden descendiente. Teniendo en cuenta esta importancia dada por el modelo se seleccionó la longitud de mayor aporte (869).

Adicionalmente se realizó una correlación entre las longitudes de onda para las semanas evaluadas y los diferentes tratamientos con los valores de humedad del suelo. La longitud de onda 869 coincide como el valor con mayor correlación (Ver tabla 9).

Con el fin de reducir el número de longitudes de onda entre los rangos generados por los análisis de los ítems 5.3.1. y 5.3.2, se realizó una matriz de correlación entre

estas longitudes y la variable humedad. De esta matriz se seleccionó las longitudes de onda 764 y 815, longitudes con mayor correlación.

Inicialmente se evaluó la relación entre los valores de longitud de onda y la humedad del suelo. En el tratamiento 1 (Saturación), no se evidencia ningún tipo de relación. En esta línea de tiempo evaluada aun esta condición no genera un estrés que afecte fisiológicamente la palma y se vea representado en la firma espectral. Por ello, no se incluyó en el modelo.

Para los tratamientos 2 (Déficit) y 3 (Capacidad de campo), se evaluaron 4 modelos de regresión, 1 lineal y 3 no lineales (Decaimiento en dos fases, polinomial de 2 y 3 orden).

Tabla 9. Modelos de regresión lineales y no lineales evaluados.

		L-764	L-815	L-869
Lineal	R2	0,54	0,58	0,56
	RMSE	4,12	3,96	4,04
Decaimiento en dos fases	R2	0,60	0,64	0,63
	RMSE	4,62	4,38	4,45
Polinomial 3 orden	R2	0,70	0,73	0,71
	RMSE	3,75	3,56	3,66
Polinomial 2 orden	R2	0,61	0,65	0,63
	RMSE	4,03	3,82	3,89

Como se puede evidenciar en la tabla 10, en todos los modelos evaluados la longitud de onda 815 es la que tiene los mayores coeficientes de determinación y los menores RMSE. En esta longitud de onda, el modelo de regresión que mejor ajuste tuvo fue el polinomial de 3er orden. La ecuación y la gráfica para tal modelo se muestran a continuación (Ver tabla 11 y figura 23):

Tabla 10. Parámetros del modelo.

Parámetros	Valor
pr1	2275,206
pr2	-56,046
pr3	0,458
pr4	-0,001

Ecuación del Modelo:

$$2.275,21 - 56,05 * X + 0,46 * X^2 - 0,001 * X^3 \quad \text{Ecuación 3}$$

Siendo X el valor de la reflectividad en la longitud de onda 815.

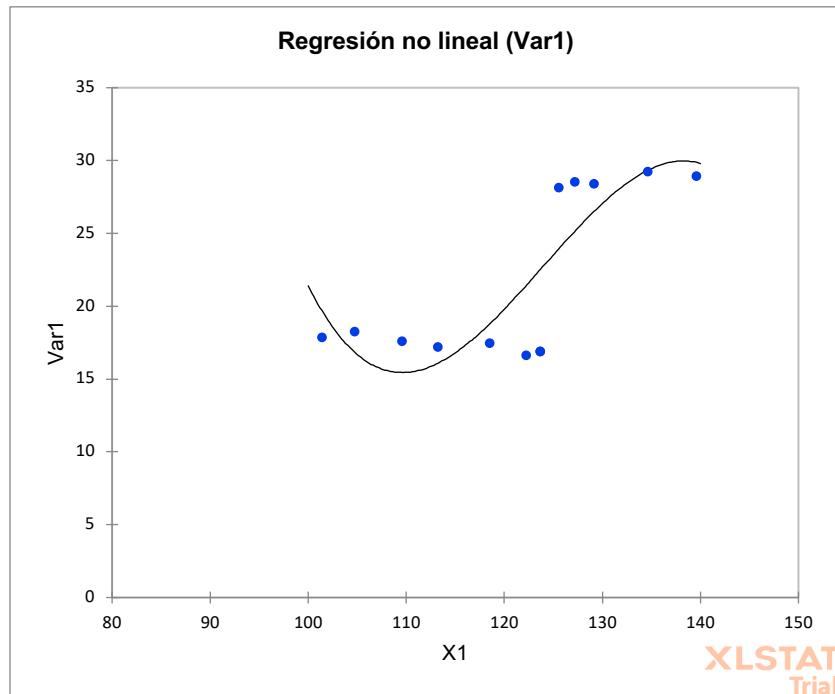


Figura 23. Modelo polinomial de 3er orden.

6.5. Validación del modelo de regresión.

Para validar el modelo de regresión, se utilizó el 20% de la información de campo.

A continuación, se presentan dos tablas (Tabla 12 y 13) donde se puede evidenciar que los valores estimados de humedad son cercanos a los reales, solo se obtuvo un valor por encima del 15%.

Tabla 11. Validación modelo de regresión.

Tratamiento	Humedad Real	Humedad Estimada	Desviación	% Desviación
T2	17,2	15,5	-1,7	-10%
T2	18,3	15,5	-2,8	-15%
T2	17,5	18,8	1,3	7%
T2	17,6	15,4	-2,2	-12%
T2	17,9	19,7	1,8	10%
T2	16,7	21,4	4,8	29%
T2	17,2	16,1	-1,1	-7%
T2	18,3	16,9	-1,4	-8%
T3	28,6	26,5	-2,1	-7%
T3	29,3	29,3	0,1	0%
T3	29,0	29,9	0,9	3%
T3	28,4	26,5	-2,0	-7%
T3	28,6	25,1	-3,5	-12%
T3	28,2	23,9	-4,2	-15%

Tabla 12. Resumen, valores validados.

Tratamiento	Humedad Real Prom	Humedad Estimada Prom	Desviación Max	Desviación Min	Desviación Prom %
T2	17,58	17,41	28,6%	6,6%	12,3%
T3	28,66	26,86	15,1%	0,2%	7,5%

7. Conclusiones

El objeto de este trabajo fue avanzar en el establecimiento de modelos predictivos que permiten identificar el estrés hídrico a partir de información espectral en palma africana. Para ello se abordaron diferentes metodologías y análisis que se exponen en una serie de conclusiones que resumen el trabajo de investigación realizado, las cuales se presentan a continuación:

- De los 54 índices evaluados entre las longitudes de onda de 350 y 880 nm, los índices con mayor correlación para el contenido de humedad del suelo en el tratamiento 1 fueron NDVI_1 y NDVI_16. Para el tratamiento 2 fue el índice SR_4 y para el tratamiento 3 fueron los índices NDVI_16 Y NDVI_20; lo cual se esperaba por la condición diferencial que existe entre los tratamientos.

Los índices VOG REI_1 rNDVI presentaron la mayor correlación con el contenido de clorofila en todos los tratamientos a lo largo del tiempo (Semanas). Durante 5 semanas la variable biofísica clorofila no se llegó a afectar para mostrar una respuesta diferente del índice en cada tratamiento. Los dos índices más correlacionados son aquellos que tienen longitudes de onda en la transición del rojo y el infrarrojo cercano, franja relacionada por algunos autores como potencial en la estimación de clorofila (Ramos, C 2015; Gitelson, A. 2003). Esto indica que los palmicultores pueden utilizar sensores que tengan las longitudes de onda usadas por estos índices (VOG REI_1 (740, 720) o rNDVI (750, 705)), para estimar con alta precisión el contenido de clorofila, variable asociada a condiciones nutricionales del cultivo como la concentración de nitrógeno foliar. Lo que podrá lograr detecciones rápidas y a mayor escala de este parámetro.

Los índices FR_2 y NDVI_20 presentaron mayor correlación con la temperatura del bulbo. Estos índices tienen en cuenta en su cálculo longitudes de onda de la región del infrarrojo. Los palmicultores podrían usar sensores que incluyan las longitudes de onda (FR_2 (740,800) o NDVI (810, 740)), para generar mapas de calor e identificar condiciones de estrés (Plagas, enfermedades) en la palma relacionados con el cambio en su temperatura y enfocar sus esfuerzos en estas zonas.

El único índice que tuvo correlaciones medianas a lo largo de las semanas es el DVI_3. Teniendo solo un valor de correlación alto en la semana 7 de -0,80. Se asume que para el parámetro biofísico contenido de agua en la hoja

no se llegó a afectar el cultivo en el transcurso del experimento para cambiar su estructura fisiológica o encontrar una respuesta entre este o cualquier otro índice relacionado con el contenido de agua foliar.

- Se concluye que la espectroscopia permite hacer una diferenciación de las variables biofísicas relacionadas con las condiciones de estrés de la planta como humedad del suelo, temperatura del bulbo, clorofila y contenido de agua en la hoja. Se espera que estas correlaciones aumenten a medida que se prolongue el efecto del estrés para este tipo de cultivo ya que la palma africana es un cultivo que puede resistir periodos prolongados de sequía mediante algún mecanismo fisiológico que permite regular el nivel hídrico de sus tejidos. En algunos estudios se ha demostrado que palma tiene un uso eficiente de sus estomas, los cuales se cierran evitando pérdida de agua, manteniendo el contenido hídrico de sus tejidos lo que aumenta su resistencia a fenómenos hídricos (Burgos, 1998).
- El modelo matemático construido que mayor ajuste tuvo para los tratamientos 2 y 3 en la estimación del contenido de humedad del suelo fue el modelo polinomial de tercer orden con un $R^2 = 0,73$. Esto permitirá al agricultor con el uso de sensores remotos que generen imágenes espectrales con la longitud de onda 815 nm diagnosticar problemas de estrés hídrico de forma temprana con un 70%.

8. Recomendaciones

Luego del desarrollo de la metodología llevada a cabo en campo y los análisis realizados, surgen ideas y recomendaciones que no fueron tratadas por falta de tiempo para prolongar el experimento y con el fin de no dispersar la temática tratada. Estas recomendaciones son presentadas a continuación:

- En estudios donde se requiera caracterizar una firma espectral se hace necesario contar con información de campo e información recolectada en ambientes controlados donde no existan variaciones fuertes de luz para evitar ruidos que pueden generar los datos de campo y realizar las respectivas comparaciones para descartar que estos ruidos puedan deberse a la diferencia de humedad entre los tratamientos ya las diferencias entre los valores de reflectancia de los tres tratamientos dependen por un lado de las condiciones bajo las cuales se hace la toma de datos y por otro que tan avanzada es la expresión de los síntomas en las hojas.
- En otra fase de investigación se recomienda incluir el parámetro temperatura foliar ya que se presentan correlaciones altas con la variable biofísica temperatura del bulbo. Se espera que este parámetro tenga altas correlaciones con estrés hídrico ya que la hoja de la palma transpira y evapora agua y enfría las hojas por debajo de la temperatura del aire que las rodea. Cuando las disponibilidades hídricas son limitantes, la transpiración se reduce y la temperatura foliar aumenta.
- Una segunda fase de investigación debe llevarse a cabo para validar la respuesta en ambientes controlados y ambientes comerciales de plantación en diferentes edades del cultivo ya que el cultivo de la palma africana tiene diferentes requerimientos de agua y comportamientos fisiológicos según su estado fenológico. Se recomienda la evaluación en nivel de vivero, etapa joven, adulta y vieja.

9. Bibliografía

- Alvarez, E. (2017). Evaluación del potencial de la reflectancia foliar y edáfica para la predicción de contenidos de nutrientes en plantaciones de plátano (*Musa ABB Simmons*) en el Urabá y Suroeste antioqueño. (Trabajo de grado). Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia.
- Apan, A., Held, A., Phinn, S. y Markley, J. (2003): Formulation and assessment of narrow-band vegetation indices from EO-1 Hyperion imagery for discriminating sugarcane disease. Comunicación presentada en Spatial Sciences Institute: Spatial Knowledge Without Boundaries, Camberra, Australia, 22-26 Septiembre 2003.
- Amatya, S., Karkee, M., Alva, A. K., Larbi, P., & Adhikari, B. (2012). Hyperspectral imaging for detecting water stress in potatoes. In American society of agricultural and biological engineers, meeting Presentation.
- Angel, Y. (2012). Metodología para identificar cultivos de coca mediante análisis de parámetros red edge y espectroscopia de imágenes. Tesis de maestría. Universidad Nacional, Bogotá Colombia.
- Araque, L. (2009). Caracterización de firma espectral a partir de sensores remotos para el manejo de sanidad vegetal en el cultivo de la palma de aceite. *Revista palmas* Vol 30 No. 3.
- SAC - Sociedad de agricultores de Colombia (2019). La SAC manifiesta preocupación por la reducción en el presupuesto del sector agropecuario para el 2020. Recuperado de: <https://sac.org.co/la-sac-manifiesta-preocupacion-por-la-reduccion-en-el-presupuesto-del-sector-agropecuario-para-el-2020/#:~:text=sector%20agropecuario%20para%20el%202020,-Bogot%C3%A1%2C%2013%20de&text=La%20Sociedad%20de%20Agricultores%20de,al%20presupuesto%20de%20este%20a%C3%B1o>.
- Borzuchowski, J., & Schulz, K. (2010). Retrieval of leaf area index (LAI) and soil water content (WC) using hyperspectral remote sensing under controlled glass house conditions for spring barley and sugar beet. *Remote Sensing*, 2(7), 1702e1721.
- Bilgili, V. Akbas, F. Van Es, H. (2011). Combined use of hyperspectral VNIR reflectance spectroscopy and kriging to predict soil variables spatially. *Precision Agric* 12:395–420.
- Burgos, C. Perdomo, R. Morales, T. Cayon, D. (1998). Efecto de los niveles de agua en el suelo sobre la palma de aceite (*Elaeis*

- guineensis Jacq.). Estado hídrico diario de palmas en etapa de vivero. Revista Palmas volumen 19, Numero 2.
- Cristancho, J. Alfonso, O. Molina, D. (2012). Revisión de literatura sobre papel del suelo y la nutrición de plantas en la pudrición de cogollo de la palma de aceite. Revista PALMAS Vol. 33.
 - Elsayed, S. (2015). Comparing the performance of active and passive reflectance sensors to assess the normalized relative canopy temperature and grain yield of drought-stressed barley. *Field Crop Research*, 177, 148e160.
 - Fairhurst, T., Hardter, R. (2003). Palma de aceite: Manejo para rendimientos altos y sostenibles. International plant nutrition institute (IPNI), international potash institute (IPI).
 - Federación nacional de cultivadores de palma de aceite. (2019). Presentación de desempeño: la palmicultura en Colombia. Recuperado de: <http://web.fedepalma.org/sites/default/files/files/presentacion-desempeno-palmicultura-colombia.pdf>
 - Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015). “Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI”, *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204.
 - Fry, J. (2010). Competitividad global del aceite de palma. *Revista palmas*, Vol 31.
 - Gutierrez, L. (2019) La educación: Grave problema de la ruralidad colombiana. Universidad de los andes. Recuperado de: <https://agronegocios.uniandes.edu.co/2019/04/03/la-educacion-un-grave-problema-de-la-ruralidad-colombiana/>
 - Gamon, J., Penuelas, J., Field, C., 1992. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. *Remote Sens. Environ.* 41, 35–44.
 - Gonzalez-Fernandez, A. B., Rodriguez-Perez, J. R., & Marcelo, V. (2015). Using field spectrometry and a plant probe accessory to determine leaf water content in commercial vineyards. *Agricultural Water Management*, 156, 43e50.
 - Gutiérrez, B. (2018). Determinación de estado hídrico del cultivo mediante espectroscopia VIS-NIR en plantas de soya en condiciones ambientales del piedemonte llanero. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia.

- Gitelson, A. Gritz, Y. Merzlyak, M. (2003), Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of plant physiology*. Volume 160.
- Genc, L., Demirel, K., Camoglu, G., Asik, S., & Smith, S. (2011). Determination of plant water stress using spectral reflectance measurements in watermelon (*Citrullus vulgaris*), *American-Eurasian Journal of Agriculture and Environmental Science*, 11(2), 296e304.
- Haboudane, D., Miller, J.R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P.J., Dextraze, L., 2002. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sens. Environ.* 81, 416–426.
- Herrera, M. Chuvieco, E. (2014). Estimación del contenido de agua a partir de mediciones Hiperespectrales para cartografía del riesgo de incendio. Grupo de Teledetección Ambiental, Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente, Universidad de Alcalá, Madrid.
- Huang, Z. Tuner, B. Dury, S. Wallis, I. Foley, W. (2004). Estimating foliage nitrogen concentration from HYMAP data using continuum removal analysis. *Remote Sensing of Environment* 93: 18–29
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X. y Ferreira, L. G. (2002): “Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices”, *Remote Sensing of Environment*, 83, pp. 195-213.
- Inamullah, I., & Isoda, A. (2005). Adaptive responses of soybean and cotton to water stress II. Changes in CO₂ assimilation rate, chlorophyll fluorescence and photochemical reflectance index in relation to leaf temperature. *Plant Production Science*, 8(2), 131e138.
- Jones, C. L., Weckler, P. R., Maness, N. O., Stone, M. L., & Jayasekara, R. (2004). Estimating water stress in plant using hyperspectral sensing. In Annual international meeting sponsored by ASAE/CSAE (pp. 2e11). Paper Number 043065.
- Koksal, E. S., Gungor, Y., & Yildirim, Y. E. (2010). Spectral reflectance characteristics of sugar beet under different levels of irrigation water and relationships between growth parameters and spectral indexes. *Irrigation and Drainage*, 60, 187e195.
- Koksal, E. S. (2011). Hyperspectral reflectance data processing through cluster and principal component analysis for estimating irrigation and yield related indicators. *Agricultural Water Management*, 98, 1317e1328.

- Kim, Y., Glenn, D. M., Park, J., Ngugi, H. K., & Lehman, B. L. (2010). Hyperspectral image analysis for plant stress detection. In American society of agricultural and biological engineers, Annual biosystems engineering 151 (2016) 374 e398 395 international meeting, Pittsburgh, Pennsylvania, June 20-June 23, 2010. Paper Number 1009114.
- Kittas, C. (2014). Calibration methodology of a hyperspectral imaging system for greenhouse plant water stress estimation. In Proceedings of the 6th Balkan symposium on Vegetables and Potatoes, September 29 e October 2, 2014 Zagreb, Croatia. Acta Horticulturae, in press.
- Kittas, C., Elvanidi, A., Katsoulas, N., Ferentinos, K. P., & Bartzanas, T. (2016). Reflectance indices for the detection of water stress in greenhouse tomato (*Solanum lycopersicum*). Acta Horticulturae, 1112, 63e70.
- Liu, L., Wang, J., Huang, W., Zhao, C., Zhang, B., & Tong, Q. (2004). Estimating winter wheat plant water content using red edge parameters. International Journal of Remote Sensing, 25(17), 3331e3342.
- Marino, G., Pallozzi, E., Coccozza, C., Tognetti, R., Giovannelli, A., Cantini, C., et al. (2014). Assessing gas exchange, sap flow and water relations using tree canopy spectral reflectance indices in irrigated and rainfed *Olea europaea* L. Environmental and Experimental Botany, 99, 43e52.
- Mc Dowell, M. Bruland, G. Deenik, J. Grunwald, S. Knox, N. (2012). Soil total carbon analysis in Hawaiian soils with visible, near-infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. Geoderma 189–190.
- Parra, A. (2014). Análisis digital de Imágenes de teledetección. Universidad de los andes, Venezuela.
- Panigada, C., Rossini, M., Meroni, M., Cilia, C., Busetto, L., Amaducci, S., et al. (2014). Fluorescence, PRI and canopy temperature for water stress detection in cereal crops. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 30, 167e178.
- Penuelas, J., & Inoue, Y. (1999). Reflectance indices indicative of changes in water and pigment contents of peanut and wheat leaves. Photosynthetica, 36(3), 355e360.
- Pu, R. Ge, S. M, N. Gong, P. (2002). Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak (*Quercus agrifolia*) leaves. Centre for Assessment & Monitoring of Forest & Environmental Resources (CAMFER). Berkeley, USA.

- Quesada, G. (Sf). Cultivo e industria de la palma aceitera (*Elaeis Guineensis*). Ministerio de agricultura y ganadería. Dirección de investigaciones costa rica.
- Ramos, C. Método para estimar el contenido de nitrógeno en cultivos de maíz con base en espectrometría. Tesis de maestría. Universidad Nacional de Colombia, Bogota.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. y Harlan, J.C. (1974): Monitoring the Vernal Advancements and Retrogradation of Natural Vegetation. En: NASA/GSFC Final Report. Greenbelt, MD, USA, p. 371.
- Romero, H. (2007). Ecofisiología de la palma de aceite y productividad. Cenipalma y Universidad Nacional. Revista PALMAS Vol. 28.
- Sarlikioti, V., Driever, S. M., & Marcellis, L. F. M. (2010). Photochemical reflectance index as a mean of monitoring early water stress. *Annals of Applied Biology*, 157(1), 81e89.
- Samuel O. Ihuoma, Chandra A. Madramootoo. (2019). Sensitivity of spectral vegetation indices for monitoring water stress in tomato plants. *Computers and Electronics in Agriculture* 163, Canadá.
- Samuel O. Ihuoma, Chandra A. Madramootoo. (2019). Crop reflectance indices for mapping water stress in greenhouse grown bell pepper. *Agricultural Water Management* 219: 49–58
- Shaxson, F. Barber, R. (2005). Optimización de la humedad del suelo para la producción vegetal. *Boletín de suelos de la FAO* 79. ISSN 1020-0657.
- Shimada, S., Funatsuka, E., Ooda, M., & Takyu, M. (2012). Developing the monitoring method for plant water stress. *Journal or Arid Land Studies*, 22(1), 251e254.
- Suresh, K. Nagamani, C. Kantha, D.L. Kumar, M.K. (2012). Changes in photosynthetic activity in five common hybrids of oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) seedlings under water deficit. *Photosynthetica* 50 (4): 549-556.
- Sun, W. Zhang, X. (2017). Estimating soil zinc concentrations using reflectance spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 58: 126–133.
- Sun, P., Grignetti, A., Liu, S., Casacchia, R., Salvatori, R., Pietrini, F., et al. (2008). Associated changes in physiological parameters and spectral reflectance indices in olive (*Olea europaea* L.) leaves in response to different levels of water stress. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 1725e1743.

- Suarez, L., Zarco-Tejada, P. J., Berni, A. J., Gonzalez-Dugo, V., & Fereres, E. (2009). Modelling PRI for water stress detection using radiative transfer models. *Remote Sensing of Environment*, 113(4), 730e744.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great plains with ERTS. In: Fraden, S.C., Marcanti, E.P., Becker, M.A. (Eds.), *Third ERTS-1 Symposium*, 10–14 Dec. 1973, NASA SP-351. NASA, Washington D.C, pp. 309–317.
- Roujean, J.L., Breon, F.M., 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sens. Environ.* 51, 375–384.
- Tsirogiannis, I. L., Katsoulas, N., Savvas, D., Karras, G., & Kittas, C. (2013). Relationships between reflectance and water status in a greenhouse rocket (*Eruca sativa* Mill.) cultivation. *European Journal of Horticulture of Science*, 78, 275e282.
- Yi, Q., Bao, A., Wang, Q., & Zhao, J. (2013). Estimation of leaf water content in cotton by means of hyperspectral indices. *Computers and Electronic Agriculture*, 90, 144e151.
- Zhao, H. Zhu, X. Li, C. Zhao, G. JiangImproving, Y. (2017). The accuracy of the hyperspectral model for apple canopy water content prediction using equidistant sampling method *Nat.*