



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Determinación de estado hídrico del cultivo mediante la espectroscopía VIS-NIR en plantas de soya en condiciones ambientales del piedemonte llanero

Betty Jazmín Gutiérrez Rodríguez

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola
Bogotá D.C., Colombia

2018

Determinación de estado hídrico del cultivo mediante la espectroscopía VIS-NIR en plantas de soya en condiciones ambientales del piedemonte llanero

Betty Jazmín Gutiérrez Rodríguez

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:

Magíster en Ingeniería – Ingeniería Agrícola

Director:

(M. Sc.) Oscar Leonardo García Navarrete

Codirector (a):

(M. Sc.) José Orlando Argüello Tovar

Línea de Investigación:

Adecuación de tierras y manejo sostenible

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola

Bogotá D.C., Colombia

2018

Dedicado a Juan David Salcedo Gutiérrez.

Agradecimientos

Todas las personas que hicieron que esto fuera posible.

A mi familia que siempre apoyaron esta meta, a los directores y profesores que acompañaron mi proceso de formación, a mi grupo de trabajo Javier, Nubia, Miguel y, Jaime por el constante apoyo intelectual y emocional.

A Suly, Martha, Sixta y Eldire por ese especial cuidado del ensayo, y al Dr. Rubén Valencia por el apoyo en el tiempo concedido para que esto fuera posible.

Resumen

El desarrollo actual de la agricultura demanda técnicas de análisis rápidas y eficientes para implementar estrategias de medición que permitan realizar manejos agronómicos orientadas a disminuir el costo de producción y el impacto negativo ambiental, sin que se sacrifique el rendimiento y la producción. El objetivo de este trabajo fue determinar el estado hídrico de las plantas durante el ciclo de cultivo de soya (*Glycine max*), bajo diferentes condiciones de contenido de agua en el suelo, a partir de mediciones espectrales en hojas, usando mediciones de reflectancia espectral y evaluando el efecto en la producción de grano. Primero, se construyó un modelo clasificador de las plantas con tres rangos de contenido de agua en el suelo, y mediante el análisis discriminante y de componentes principales, se obtuvieron factores clasificadores en tres grupos según el contenido de agua del suelo. Para la validación del modelo de clasificación se utilizó la validación cruzada con una precisión de 82,54%, la sensibilidad y la especificidad del modelo promedio fueron 82 y 90%, respectivamente, en el estado fenológico de llenado de vainas. Luego, se evaluaron índices de vegetación espectral reportados por varios autores. Se encontró que el índice DSWI-4 fue en el que mejor discriminó las plantas con deficiencias hídricas, sin efecto evidente del genotipo. Finalmente, se evaluó la consecuencia del estrés hídrico en la cosecha mediante el análisis de componentes principales para reducir las variables relacionadas con el rendimiento medido en cada planta, las variables más importantes fueron peso del grano seco total, el peso del grano seco de las vainas con tres granos, el peso del grano seco de las vainas con 4 granos y la altura de la planta, aunque estas dos últimas variables fueron dependientes del genotipo.

Palabras clave: Análisis Discriminante, déficit hídrico, índices de vegetación, estrés hídrico, genotipo, rendimiento.

Abstract

The current development of agriculture demands rapid and efficient analysis techniques to implement measurement strategies that allow agronomic management aimed at reducing the production cost and the negative environmental impact, without sacrificing yield and production. The aim of this work was to determine the water status of the plants during the soybean crop cycle (*Glycine max*), under different water content conditions in the soil, from the measurements in the leaves., through measurements of spectral reflectance and evaluating the effect on grain production. First, a classifier model plant with three ranges of soil moisture was constructed by Discriminant Analysis and Principal Components, the classifiers factors were obtained in three groups according to soil moisture. For the validation of the classification model, cross validation was used with an accuracy of 82,54%, the sensitivity and specificity average of the model were 82 and 90%, respectively, in the pod filling. After that, Spectral Vegetation Indexes reported by several authors were evaluated. It was found that the DSWI-4 index was the one that best discriminated plants with water deficiencies, without evident genotype effect. Finally, the result of water stress on the crop was assessed by Principal Component Analysis to reduce the variables related to yield on each plant, the most important variables were the total dry grain weight, the total dry grain weight of the pods with three grains, the total dry grain weight of the pods with four grains and the height of the plant, although these last two variables were genotype-dependent.

Keyword: Discriminant analysis, water deficit, vegetation index, water stress, genotype, yield.

Contenido

Resumen	IX
Abstract	X
Lista de Figuras	XIV
Lista de Tablas	XVI
Lista de Símbolos y abreviaturas	XVII
Introducción	19
1. Marco conceptual	23
1.1. Producción de soya.....	23
1.2. Métodos usados para estimar el contenido de agua en la vegetación.....	26
1.2.1. Métodos tradicionales.....	26
1.2.2. Métodos basados en información espectral.....	27
1.3. Pre-procesamientos de la información espectral.....	32
1.3.1. Continuo removido.....	32
1.3.2. Transformaciones.....	34
1.3.3. Derivadas.....	35
1.3.4. Centrado y escalado.....	35
1.3.5. Normalización.....	36
1.4. Análisis multivariados.....	37
1.4.1. Análisis de componentes principales (PCA).....	37
1.4.2. Análisis discriminante lineal (DA).....	37
1.4.3. Análisis de modelos mixtos.....	38

1.5. Bibliografía	39
2. Potencial de la espectroscopía VIS-NIR en la determinación del estado hídrico de las plantas de Soya (<i>Glycine max</i>)	45
2.1. Resumen.....	45
2.2. Introducción.....	46
2.3. Materiales y Métodos	50
2.3.1. Material Vegetal y ubicación	50
2.3.2. Toma periódica de datos espectrales.....	54
2.3.3. Variables medidas a la Cosecha	54
2.3.4. Preprocesamiento de datos con los espectros obtenidos.....	56
2.4. Resultados y Análisis	58
2.4.1. Tratamiento hídrico diferencial para variedades de soya	58
2.4.2. Análisis de la información espectral	62
2.5. Conclusiones.....	66
2.6. Bibliografía	67
3. Índices espectrales para la predicción del estado hídrico en las hojas de Soya (<i>Glycine max</i>).....	71
3.1. Resumen.....	71
3.2. Introducción.....	72
3.3. Materiales y métodos	75
3.3.1. Material vegetal y ubicación.....	75
3.3.2. Mediciones.....	76
3.4. Análisis y Resultados	80
3.4.1. Índices de vegetación espectral	80
3.5. Conclusiones.....	95
3.6. Bibliografía	96
4. Estudio multivariable de la variación de los componentes de rendimiento bajo deficiencia hídrica en plantas de Soya (<i>Glycine max</i>)	103
4.1. Resumen.....	103
4.2. Introducción.....	104

4.3. Materiales y Métodos	106
4.3.1. Siembra	106
4.3.2. Cosecha	108
4.3.3. Componentes de rendimiento medidos.....	108
4.4. Resultados	111
4.4.1. Asociación de los componentes de rendimiento	111
4.4.2. Separación del rendimiento por genotipo.....	114
4.4.3. Separación del rendimiento por contenido de agua del suelo	116
4.4.4. Efecto del estrés hídrico en la producción.....	119
4.5. Conclusiones.....	122
4.6. Bibliografía	124
5. Conclusiones y recomendaciones finales.....	129
5.1. Conclusiones.....	129
5.2. Recomendaciones.....	130

Lista de Figuras

Figura 1-1. Demanda colombiana proyectada de harina de soya.	24
Figura 1-2. Distribución de la producción de soya en Colombia.....	25
Figura 1-3. Proceso de continuo removido en una de las características de absorción en hojas de tejido vegetal.....	33
Figura 2-1. Ubicación de la zona de experimento.	50
Figura 2-2. Esquema del experimento bajo cubierta de plástico.	51
Figura 2-3. Plantas de soya en estado R6, a) Achagua 8, b) Guayuriba 9 y c) Iracá 10 en la misma repetición.....	55
Figura 2-4. Preprocesamiento de los datos, absorbancia sin normalizar (arriba) y con SNV (abajo).....	57
Figura 2-5. Interacciones Genotipo-Tratamiento (Rango de contenido de agua del suelo).	59
Figura 2-6. Intervalos de confianza 95%, comparador de Bonferroni para cada una de las medias.....	61
Figura 2-7. Correlación de Pearson entre longitudes de onda.	64
Figura 2-8. Pesos de los valores de las longitudes de onda en cada factor.	66
Figura 3-1. Comportamiento del Índice RDI.	81
Figura 3-2. Comportamiento del Índice NDII.	82
Figura 3-3. Comportamiento del Índice MSI.....	83
Figura 3-4. Correlación simple entre índices.....	85
Figura 3-5. Densidad de los datos del índice MSI/SR.	86
Figura 3-6. Variabilidad de los datos del índice MSI/SR para todos los estados de desarrollo. Dispersión de los valores del índice (arriba), Gráfico de caja y bigotes (abajo).	87
Figura 3-7. Comportamiento del Índice DSWI-5.....	88
Figura 3-8. Comportamiento del Índice DSWI-2.....	89
Figura 3-9. Comportamiento del Índice DSWI-3.....	90

Figura 3-10. Comportamiento del Índice DSWI-4.....	91
Figura 3-11. Comportamiento del Índice DSWI.....	92
Figura 3-12. Comportamiento del Índice PRI.	94
Figura 4-1. Relación entre variables y observaciones de cosecha de soya.	111
Figura 4-2. Porcentaje de contribución de las variables en cada factor o componente.	113
Figura 4-3. Separación de los componentes de rendimiento por variedad.....	114
Figura 4-4. Medias estimadas con mínimos cuadrados.	120

Lista de Tablas

Tabla 2-1. Características de las variedades de Soya.....	52
Tabla 2-2. Caracterización química del suelo.....	53
Tabla 2-3 Fertilización propuesta en el ensayo.	54
Tabla 2-4. Análisis descriptivo de las variables medidas en cosecha.....	58
Tabla 2-5. Análisis de Varianza para Producción - Suma de Cuadrados Tipo III.....	59
Tabla 2-6. Diferencia de medias para peso del grano, para los tres contenidos de agua en el suelo.....	60
Tabla 2-7. Número total de vainas.	61
Tabla 2-8. Diferencia de media para el número de vainas en total por planta, sigma LS 1,2.	62
Tabla 2-9. Evaluación del modelo de clasificación por tratamiento.....	62
Tabla 2-10. Test de diagnóstico de clasificación de tratamientos.....	63
Tabla 3-1. Características de las variedades de Soya.....	75
Tabla 3-2. Estados fenológicos de la soya.	77
Tabla 3-3. Índices de vegetación espectral usados para el manejo hídrico.	79
Tabla 4-1. Características de las variedades de Soya.....	106
Tabla 4-2. Caracterización química del suelo.....	107
Tabla 4-3 Fertilización propuesta en el ensayo.	108
Tabla 4-4. Componentes de rendimiento medidas.	109
Tabla 4-5. Matriz de confusión para la validación cruzada.	115
Tabla 4-6. Matriz de confusión para la calibración de modelo de clasificación.	117
Tabla 4-7. Interpretación de la matriz de confusión.....	117
Tabla 4-8. Test de significancia para las variedades usadas y la disponibilidad de agua en el suelo.....	118
Tabla 4-9. Análisis de las diferencias entre las categorías con un intervalo de confianza de 95%. Usando comparador de Bonferroni.....	121

Lista de Símbolos y abreviaturas

Abreviaturas

Abreviatura	Término
ACP	Análisis de componentes principales
ASD	Analytical Spectral Devices
BNA	Área de la Característica de Absorción
BNC	Centro de la Característica de Absorción
CC	Capacidad de campo
DA	Análisis discriminante
DDE	Días después de emergencia
DEP	La profundidad de absorción
DRI	Índice de Reflectancia de Datt
DSWI	Enfermedad-Índice de estrés hídrico
DSWI-1	Relación simple 800/1660 Enfermedad-Índice de estrés hídrico
DSWI-2	Índice de estrés hídrico-Enfermedad- relación simple 1660/550
DSWI-3	Índice de estrés hídrico-Enfermedad- relación simple 1660/680
DSWI-4	Relación simple 550/680 Enfermedad-Índice de estrés hídrico)
DSWI-5	Índice de estrés hídrico-Enfermedad- relación simple 1660/550
LDF	Funciones de discriminación lineal
MSC	Corrección multiplicativa de la dispersión
MSI	Índice de estrés de humedad
MSI/SR	Relación entre MSI/ relación simple
NDII	Índice de diferencia normalizado del infrarrojo
NDWI	índice de diferencia normalizado
NDWI2130	Índice de diferencia normalizado a 2130
NIR	Región de espectro Infrarrojo
NMDI	Índice de sequía multibanda normalizado
PAR	Región Fotosintéticamente Activa

PC	Componente principal
PLSR	Regresión por mínimos cuadrados parciales
PMP	Punto de Marchitez Permanente
PRI	Índice de reflectancia fotoquímica
R975	Relación a 975
RDI	Índice de profundidad relativa a 1175
RDI940	Índice de profundidad relativa a 1450
SNV	Normalización estándar de la varianza
SRWI	Índice relación agua simple
SWIR	Infrarrojo de onda corta
VIR	Región de espectro visible
WAVE	La posición de absorción
WBI	Índice de banda del agua
WI	Índice de agua
WI/NDWI	Relación WI, índice de diferencia normalizado
WID	La anchura de la absorción

Introducción

Las técnicas de medición del contenido hídrico en las hojas han tenido alta importancia para proyectar la producción y estimar la eficiencia de procesos fisiológicos en las plantas, además, es una variable con la que se puede programar el uso de agua mediante riego cuando sea requerido. Sin embargo, cuando los cultivos se establecen 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.

En las dos últimas décadas, se han desarrollado metodologías a partir de sensores ópticos remotos, que evidencian el estado hídrico de la planta a partir de la luz reflejada según la composición bioquímica de las plantas. En el uso de dichas metodologías nace la necesidad de validar la información captada remotamente en escenarios diseñados para la calibración de las herramientas y el diseño de protocolos, que se ajusten a las necesidades y puedan ser usados como fuente de información para el manejo eficiente del agua, evitando daños provocados por el estrés hídrico en las plantas.

Para el desarrollo y crecimiento de las plantas se requiere la presencia de luz solar, que convierte la forma de energía solar en energía química a través de la fotosíntesis. Esta energía solar penetra la atmósfera en la ventana de 350 a 2500 nm, por lo que esta es la zona de interés para medición de reflectancia o su análogo absorbancia. La cantidad relativa de luz que refleja depende de la composición química que altera la radiación absorbida por la materia en algún rango de longitudes de onda (Taiz & Zeiger, 2006).

En las plantas, la medición de la reflectancia en la región del visible (350-749 nm) y el NIR (750-1300 nm), está directamente relacionada con el contenido de clorofila, estructura interna de la hoja y por el contenido de materia seca, mientras que la reflectancia en las hojas disminuye con el incremento de la lámina de agua equivalente en la hoja (EWT) por

su nombre en inglés (Equivalent Water Thickness of a leaf), en las longitudes de onda más largas de la región espectral NIR y SWIR (1301-2500 nm). El valor de EWT en la hoja afecta ligeramente los valores de reflectancia en las bandas de absorción débiles del NIR, e influye fuertemente en la reflectancia SWIR en 1450 y 1950 nm. La estructura interna de la hoja y el contenido de materia seca también afectan a los valores de reflectancia en las regiones espectrales NIR y SWIR de modo que sus variaciones pueden originar diferencias en la reflectancia de la hoja, que puede no estar relacionado con variaciones en el contenido de agua (Cozzolino, 2002).

En la última década se han desarrollado varias aplicaciones con sensores ópticos que miden la reflectancia y la relaciona con estados de salud de las plantas. Sin embargo, existe una tendencia generalizada de uso de las mismas regiones del espectro para el diagnóstico de estrés en la planta, generados por deficiencias nutricionales, enfermedades, plagas y baja disponibilidad de agua (Baghdadi & Zribi, 2017).

Por este motivo, se hizo necesario una investigación específica que relacione el estrés por deficiencia hídrica en las plantas de soya, primero con el estudio general de las curvas espectrales medidas en las hojas, en una ventana atmosférica que incluya el Visible y el NIR, que son los sensores con mayor disponibilidad en el mercado del sensoramiento remoto, para definir la pertinencia de los rangos del espectro fundamentales para la detección de bajo contenido de agua en el suelo.

Luego se presentó una evaluación del uso de diferentes índices de vegetación espectral que pudieran ser usados para detectar estrés a través de expresiones en las hojas con sensoramiento óptico proximal. Este trabajo mostró que muchas aplicaciones son específicas que tienen limitaciones en los estados de desarrollo y el genotipo medido.

Finalmente, se aplicaron técnicas de análisis multivariadas para determinar las variables asociadas al rendimiento que son más afectadas por la reducción de agua disponible en el suelo, teniendo en cuenta que para este estudio se usaron variedades de soya desarrolladas para adaptación en la Orinoquia Colombiana, que están en proceso de adopción por los agricultores de la zona, por lo que aún no existen estudios específicos del comportamiento de su producción bajo deficiencia hídrica para estos desarrollos genéticos

Objetivos

Objetivo general

Determinar el estado hídrico de las plantas durante el ciclo de cultivo de soya (*Glycine max*), bajo diferentes condiciones de contenido de agua en el suelo, a partir de mediciones espectrales en hojas.

Objetivos específicos

- Evaluar el potencial de la espectroscopia VIS-NIR en la determinación estado hídrico de las plantas de soya en invernadero, bajo tres condiciones de contenido de agua en el suelo.
- Validar índices espectrales para la predicción del estado hídrico en las hojas en tres variedades de soya bajo condiciones de invernadero.
- Evaluar la afectación en la producción de grano de soya bajo deficiencia de agua disponible en el suelo durante el ciclo de crecimiento.

1. Marco conceptual

1.1. Producción de soya

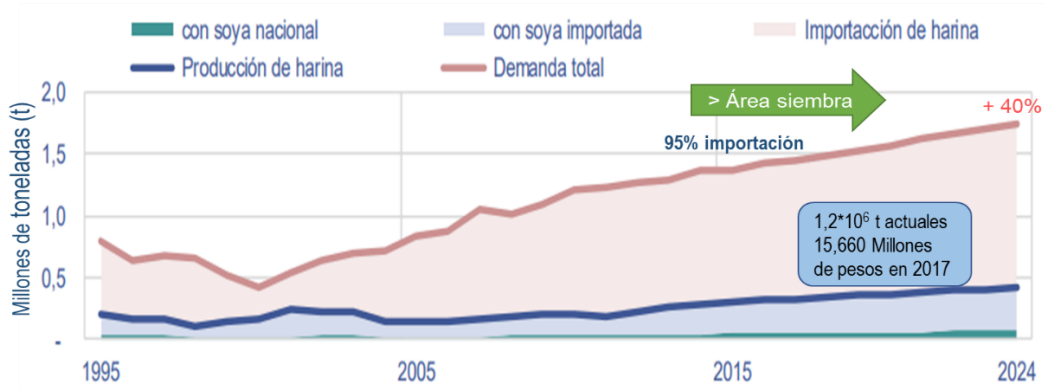
La soya es una leguminosa mundialmente comercializada tanto para la alimentación humana como de materia prima para los alimentos concentrados de animales, importante por ser fuente de proteínas y de producción de aceites comestibles. En Colombia se sembraron 27.025 ha de soya en 2015, con rendimiento cercano a 3 t/ha (Dane-ENA 2016) y se realizó la importación de 2 millones de toneladas, principalmente para atender cerca del 70% de los requerimientos de la agroindustria de alimentos balanceados para alimentación animal (Castaño, 2016).

A nivel mundial se espera que la siembra del cultivo de soya continúe expandiéndose, al 1,9% anual, aunque se encuentra por debajo de la tasa de crecimiento de la última década, que estuvo en 4,9%. Esta desaceleración se debe principalmente a una disminución de la superficie adicional plantada. Se espera que la producción en Brasil crezca a 2.6% anual, el más rápido de los principales productores, ya que posee áreas disponibles, comparado con Argentina y Estados Unidos (FAO/OECD, 2017). En Colombia la soya incrementó su superficie sembrada en 139% durante 2015-2017, y tienen como meta llegar al 167% a final de 2018. Generando 11.098 nuevos empleos directos al finalizar el periodo. El modelo focalizó la estrategia a 7 departamentos en 27 municipios, de los cuales 11 son catalogados como de posconflicto (MADR, 2016).

Actualmente, la demanda local de harina de soya es atendida mayoritariamente por harina de soya importada o por granos de soya importados para procesamiento local. (Céleres, 2015). En la Figura 1-1, se proyecta el comportamiento de la demanda nacional si las

condiciones de producción actual se mantienen, vinculada al crecimiento de la industria de aves y porcinos.

Figura 1-1. Demanda colombiana proyectada de harina de soya.

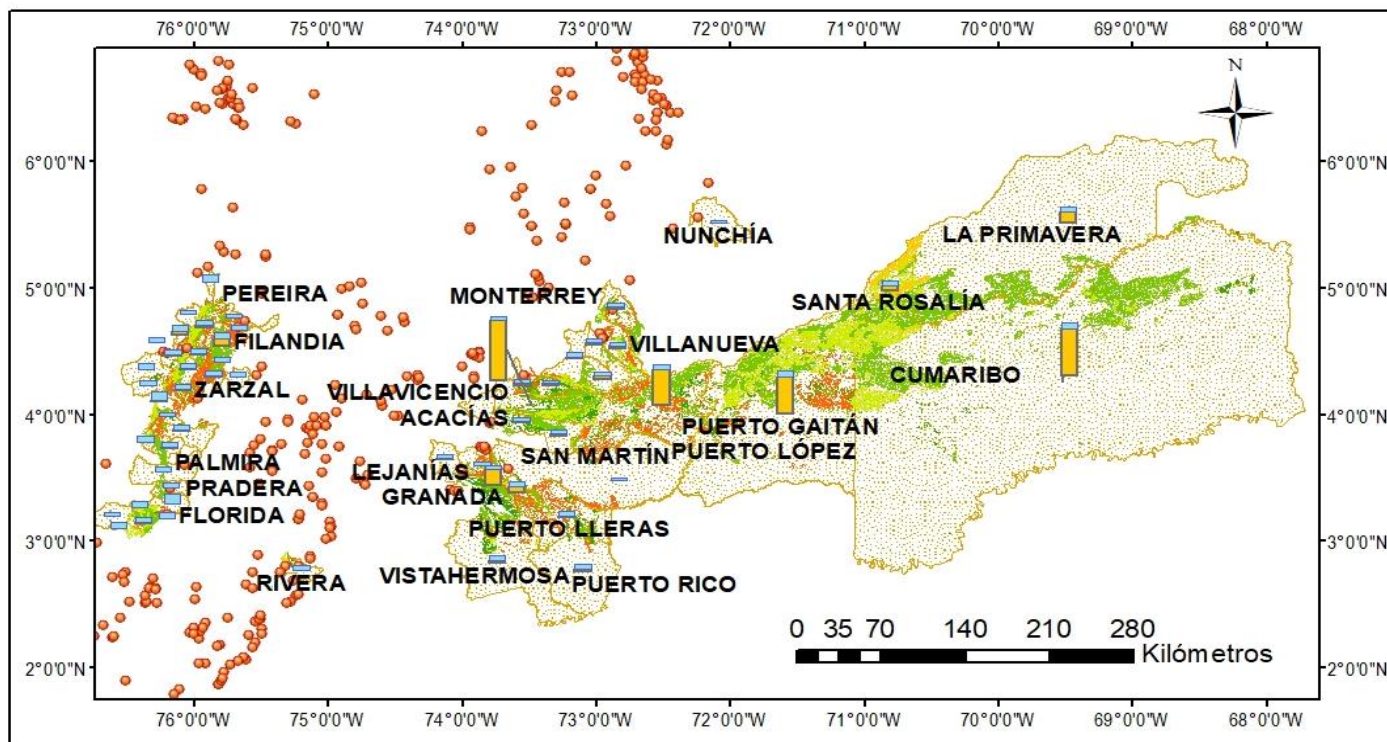


Fuente USDA /ERS

En términos de tecnificación para la producción agrícola, en Colombia tres distritos de riego son usados para el cultivo de soya, ubicados en los municipios de Guamo, Espinal, Lérica y Ambalena, para el departamento del Tolima, y en Roldanillo, La Unión y Toro en el departamento del Valle del Cauca (INCODER, 2016) sin embargo, la información de cosecha está disponible para los municipios del Valle del Cauca (MADR, 2017). En la Figura 1-2, se muestra que el departamento del Valle del Cauca tiene los rendimientos mayores, con respecto a los obtenidos en la región de la altillanura en los llanos orientales, sin embargo, aporta sólo el 8,8% de la producción nacional. Los datos de producción y rendimiento representados son el promedio de los últimos 10 años.

En general, para alcanzar la máxima productividad en la altillanura, la oferta de los recursos de producción como agua, luz, nutrientes y oxígeno deberán estar disponibles no solo en forma y cantidad, sino también en el tiempo que la planta los requiera, con el fin de asegurar la máxima producción de grano (Valencia & Ligarreto, 2010). En Agrosavia, en el centro de Investigación La Libertad, se evaluó el efecto del riego en la producción del cultivo de soya, para la variedad Soyica P-34, encontrando que al aplicar riego en la época seca, cuando el requerimiento hídrico suplido fue 305 mm para un ciclo de 110 días, se alcanzó un rendimiento cercano a 4 t/ha, (Almanza, 2006).

Figura 1-2. Distribución de la producción de soya en Colombia.



Legenda

Potencial

- TIPO 1 - Irrigables para la mayoría de métodos de irrigación
- TIPO 2 - Irrigables con especificaciones particulares para riegos por superficie
- TIPO 3 - Irrigables con especificaciones de riego especializadas
- TIPO 4 - Irrigable con altas especificaciones y limitaciones
- TIPO 5 - Irrigable para sistemas de riego de elevada eficiencia presurizados

Producción de Soya 2006 hasta 2017

- Rendimiento, porcentaje del total
- Producción, porcentaje del total
- Distritos de Riego

Fuentes: Agronet, Producción y rendimiento de soya, IGAC, INCODER, Uso actual de los distritos de riego, DANE, Límites municipales, SIPRA, Áreas potenciales para adecuación de tierras

El riego debe ser complementario, en términos del costo de implementación de esta técnica, para cubrir la lámina faltante a la precipitación efectiva que esté disponible para las plantas. Se han determinado las épocas críticas, en que el contenido de agua del suelo debe ser cerca a la capacidad de campo, para garantizar una buena producción de soya. La primera es a la siembra, y es la razón que esta actividad se realiza en las épocas con precipitaciones frecuentes, donde el contenido de agua el suelo tenga las condiciones para que la semilla germine.

La segunda época es la floración, seguida por la de llenado de vainas. Con esta información, el riego debe programarse de tal manera que el cultivo no sufra estrés hídrico durante esas etapas basándose en la disponibilidad de agua, evitando abortos florales o vainas vanas (Singh, Ram, & Aggarwal, 2010). Así, el diagnóstico de la sequía es importante como información para la planificación del riego y representa una alternativa para la identificación de algunos materiales de soya que en condiciones de bajo contenido de agua en el suelo no afecten negativamente su rendimiento.

1.2. Métodos usados para estimar el contenido de agua en la vegetación

1.2.1. Métodos tradicionales

El método directo para cuantificar la cantidad de agua en la hoja es por la diferencia de peso cuando está húmeda y luego de secarse, calculado con la Ecuación 1-1.

$$RWC = \frac{FW-DW}{FW} \times 100\% \quad (1-1)$$

Donde RWC, es el contenido relativo de agua en la hoja, FW, es el peso de la hoja en fresco, y DW, el peso en seco, denominadas así por sus siglas en inglés. El espesor de agua equivalente (EWT) se define como la relación entre la cantidad de agua y el área que la contiene. La relación entre RWC y EWT se presenta en la Ecuación 1-2:

$$FMC = EWT / DM \times 100\% \quad (1-2)$$

Indica que el RWC no se ve afectado por el EWT, sino que también está relacionado con la DW (peso seco del horno a 70°C, g) (Zhang et al., 2010).

Un método indirecto para la evaluación de los estados hídricos en las hojas es el potencial hídrico, que se basa en el potencial químico del agua, expresión cuantitativa de la energía libre, relacionado al trabajo que se debe realizar para llevar una unidad de masa de agua, ligada a un tejido o al suelo, hasta un estado de referencia cero, que es el agua pura (Pérez, Rojas, & Melgarejo, 2010). Normalmente se utiliza una bomba de Scholander para obtener este dato en las hojas frescas a partir de diferenciales de presión (Scholander, Hammel, Hemmingen, & Bradstreet, 1964).

Otro método indirecto es la medición de la conductancia estomática, que se utiliza comúnmente en modelos de ecosistemas para representar la tasa de cambio de CO₂ y H₂O entre la vegetación y la atmósfera (Egea, Verhoef, & Vidale, 2011), y también como un indicador del potencial de la evapotranspiración (Brauman, Freyberg, & Daily, 2012).

1.2.2. Métodos basados en información espectral

Varios modelos empíricos, basados en la respuesta física a la radiación, se han desarrollado en las décadas anteriores para estimar el contenido de agua en la vegetación, a partir de datos obtenidos por teledetección. La posibilidad de utilizar los diferentes métodos depende fuertemente de la resolución espectral de los datos disponibles para el sensoramiento remoto.

La introducción de filtros de luz, que hacen más estrecha la resolución de la longitud de onda en los espectrómetros de campo y el reciente desarrollo hiperespectral de sensores para uso aéreo o satelitales, permiten la adquisición de datos espectrales en cientos de bandas contiguas, de modo que pequeños cambios en la reflectancia entre longitudes de onda específicas relacionadas con la absorción de agua pueden ser detectadas y

analizadas. Esto permite el uso de índices espectrales de banda estrecha, con la explotación de las regiones más débiles de absorción en el NIR con programas matemáticos más sofisticados, tales como el continuo removido, el análisis derivado y las técnicas de ajuste de curvas (Bi et al., 2016).

Por otra parte, la aplicación de los modelos basados en la física ha pasado a primer plano, como la técnica más prometedora de la recuperación de parámetros biofísicos y bioquímicos de la hoja, a la escala del dosel, a partir de datos logrados con alta resolución espectral (Thenkabail, Lyon, & Huete, 2012).

El estado hídrico de las plantas también puede ser caracterizado por la absorción energética del agua en varias regiones del espectro electromagnético, específicamente debida a los iones hidroxilo. Los valores de energía en la zona del infrarrojo cercano (700-1100 nm) y del infrarrojo de onda corta (1100-2500 nm) se relacionan con el estado del agua o el contenido de las plantas que se expresan a las longitudes de onda en 970, 1240, 1400 y 2700 nm, como bandas características (Carter, 1991).

Los métodos de medición basados en la espectrometría de infrarrojo cercano (NIRS) con equipos de laboratorio, utilizan un enfoque multivariante empírico que asume que un espectro del área foliar es la diferencia entre (i) 100% reflectancia y (ii) la suma de las características de absorción de cada componente bioquímico, ponderado por su concentración. De una manera más simple, este método usa regresiones por pasos, para seleccionar longitudes de onda del conjunto de varias reflectancias, o por lo general, espectros con la derivada de la reflectancia, que están fuertemente correlacionados con la concentración de compuestos bioquímicos en las muestras foliares (Taiz & Zeiger, 2006).

- **Análisis multivariable de espectro completo**

Las regresiones que emplean la información espectral VIS-NIR son robustas y efectivas, sin embargo, su aplicación requiere de controles y conocimiento sobre: (i) el riesgo de sobre ajuste, (ii) la selección de bandas no adecuadas o relacionadas con una característica de absorción de un componente bioquímico diferente al de estudio, correlacionado con el componente bioquímico de interés y (iii) la falta de procedimientos

generalmente aceptados para los pre procesos de estandarización o minimizar el efecto de la variabilidad espectral que es independiente de la concentración bioquímica (Curran, Dungan, & Peterson, 2001).

Una alternativa para obtener información completa, a partir del uso de espectroscopia en la región del visible y en el infrarrojo cercano (VIS-NIR) para predecir estados hídricos en las plantas, es la aplicación de las regresiones matemáticas a partir de modelos multivariantes como las de mínimos cuadrados parciales (PLSR), el análisis discriminante (DA), la clusterización, entre otros, los cuales usan la información de la radiación electromagnética en la ventana atmosférica de 350-2500 nm, donde se encuentra la radiación fotosintéticamente activa (PAR). Esta técnica de calibración multivariable permite que la información de la totalidad del espectro sea sintetizada en un número restringido de factores que tienen la mejor relación lineal con la variable objetivo (Christensen et al., 2005).

Esta metodología ha sido ampliamente usada tanto en la predicción de variables asociadas al estado hídrico, como a la fotosíntesis en la planta y para el análisis de predicción de algunas variables del suelo a través de bibliotecas espectrales, como las aplicadas a nivel global por Viscarra et al. (2016), y a nivel regional por Camacho-Tamayo, Rubiano, & Hurtado (2014).

- **Índices espectrales**

Una opción alterna, para obtener información del efecto de la radiación sobre las plantas, es el uso de los índices espectrales, que son una relación entre 2 o más longitudes de onda, en los cuales la variación de los datos de luz reflejada son equivalentes a la variación por ejemplo, del agua en la hoja. Normalmente se utiliza el valor discreto medido en la longitud de onda en particular. Esta metodología no es constante en todas las especies y varía durante las etapas fisiológicas del desarrollo de las plantas (Basaeed, Bhaskar, & Al-Mualla, 2013). Además requiere que el instrumento de medida cuente con una alta resolución espectral, para obtener los valores sin ruido de bandas adyacentes, como en los espectrorradiómetros de campo con menos de 10 nm de resolución. Se conocen

índices asociados específicamente al contenido de agua en el dosel y en la hoja por medio de aproximaciones empíricas, establecidas mediante técnicas de regresión y clasificación (Liu et al., 2011).

El análisis univariante con índices espectrales en longitudes de onda específicas, es pertinente cuando se hace la medición espectral de varias plantas al mismo tiempo, en grandes áreas, con el fin de evitar variaciones de la luz incidente, tanto en intensidad como por posición de la fuente de luz, cuando se utiliza la radiación solar, por lo cual es frecuente medir la reflectancia espectral con sensores remotos ubicados en vehículos aerotransportados a pesar de la baja resolución entre longitudes de onda en el espectro, respecto a la resolución espectral tomada en campo con un espectrorradiómetro (350-2500 nm) que es recomendada para adaptarse a las técnicas desarrolladas en el laboratorio (Brereton, 2003), (Ceccato, Gobron, Flasse, Pinty, & Tarantola, 2002).

- **Espectros derivados**

El análisis matemático aplicando la primera derivada a la función generada por los espectros de absorción, es una técnica bien establecida en química analítica que se utiliza para suprimir las señales de fondo y resolver superposición de las características espectrales. Estas técnicas relacionan la pendiente de la curva de reflectancia en la proximidad de las principales bandas de absorción de agua contenida en la hoja o el dosel (Thenkabail et al., 2012).

Para calcular las derivadas en los espectros, se utiliza un método conocido como aproximación finita. Este algoritmo es de hecho una "aproximación de diferencias divididas finitas" de la derivada. Se utiliza una banda de resolución conjunto (finito), $\Delta\lambda$, para calcular las diferencias. La aproximación finita de la primera derivada se calcula a partir de la Ecuación 1-3:

$$\frac{dR}{d\lambda} \approx \frac{R(\lambda_i) - R(\lambda_j)}{\Delta\lambda} \quad (1-3)$$

donde, $R(\lambda_i)$ es la reflectancia en la longitud de onda i , y $R(\lambda_j)$ es la reflectancia en la longitud de onda j , o lo que es lo mismo $i+1$, $\Delta\lambda$ es la separación entre bandas adyacentes

$\Delta\lambda = |\lambda_j - \lambda_i|$. Luego, la aproximación finita para la segunda derivada una la misma metodología con la que se tiene la Ecuación 1-4:

$$\left. \frac{d^2R}{d\lambda^2} \right|_j \approx \frac{R(\lambda_i) - 2R(\lambda_j) + R(\lambda_k)}{\Delta\lambda^2} \quad (1-4)$$

En este caso $\Delta\lambda = |\lambda_j - \lambda_i| = |\lambda_k - \lambda_j|$, la ecuación de la segunda derivada es una extensión de la Ecuación 1-3 de la primera derivada.

Las derivadas de longitudes de onda espectrales en la pendiente derecha de la función de absorción de agua a 970 nm se pueden usar para estimar el contenido de agua del dosel (CWC) (Clevers, Kooistra, & Schaepman, 2010), esta variable se calcula mediante la Ecuación 1-5:

$$CWC = FW - DW \quad (1-5)$$

Al comparar con otros métodos, como los modelos de transferencia radiativa o el cálculo de índices, los mejores resultados en la región NIR se obtuvieron mediante el uso de espectros derivados en la pendiente de la izquierda de la función de absorción a 970 nm. Los resultados fueron más significativos que para el índice de agua (WI), el índice de diferencia normalizada de agua (NDWI) y los índices sobre la base de un análisis continuo removido (Clevers, Kooistra, & Schaepman, 2008).

Los resultados al igual que en la técnica anterior, pueden llevarse a cabo con una o más variables de entrada, por ejemplo, con correlaciones lineales significativas en un número de posiciones de longitud de onda en el espectro de primera derivada, las correlaciones más altas están en 940 nm, 1000 nm y 2100 nm, si se tiene en cuenta cada banda por aparte, haciendo un análisis univariado (Kumar, 2007). En general, se establece que la primera derivada en espectros alrededor de 940 nm y la región entre 2050 nm y 2090 nm ofrecen las mejores correlaciones, para la estimación de contenido de agua en las hojas de eucalipto, y que la región 2050-2090 nm podrían utilizarse para la elaboración de índices para ambientes forestales mixtos.

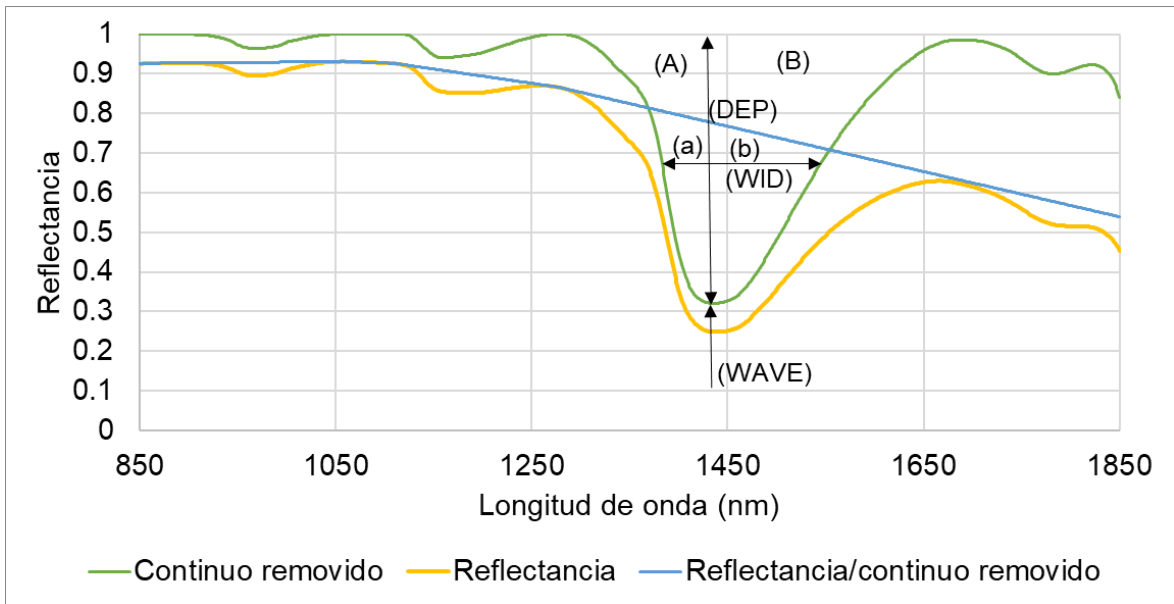
1.3. Pre-procesamientos de la información espectral

1.3.1. Continuo removido

El continuo es definido como una técnica matemática que permite acentuar los trazos continuos e individuales que conforma el espectro de radiancia, cerrando espacios para normalizar las curvas, permitiendo un mayor detalle de las bandas de absorción. En el proceso, los espectros de las muestras individuales son ajustados dividiéndolos por el continuo. Los espectros modificados presentan un fondo plano, provocado por esta operación, pero retienen las características de absorción. La parte plana significa que no hay absorción característica aparente (Sanches, Souza Filho, & Kokaly, 2014).

Con los espectros ajustados con el continuo removido se definen las características de absorción. La posición de absorción (WAVE) se define como la posición de longitud de onda de la reflectancia, ajustado al mínimo de una característica de absorción. La profundidad de absorción (DEP) es la profundidad mínima de la característica relativa a la depresión. La anchura de la absorción (WID) es el ancho de longitud de onda completa a la mitad DEP (nm). El área de absorción (AREA) ver Figura 1-3, es el área de la característica de absorción que es el producto de DEP y WID. La asimetría de una característica de absorción se obtiene como la relación entre el área de la izquierda (zona A, el producto de y y a) del centro de absorción a la zona derecha (área B, el producto de DEP y b (WID- a) del centro de absorción (Pu, Ge, Kelly, & Gong, 2003).

Figura 1-3. Proceso de continuo removido en una de las características de absorción en hojas de tejido vegetal.



Una metodología refinada es la propuesta por USDA, apoyada en el continuo removido, calculando la profundidad de la banda y normalizándola, apropiada para la necesidad de desarrollar una metodología basada en las mediciones espectrorradiométricas obtenidas en el laboratorio y que tenga el mismo potencial para procesar datos tomados en campo, tomados desde vehículos aéreos o espaciales con espectrómetros. El valor asociado con la longitud de onda puede ser expresado, no como la reflectancia o la primera derivada de la reflectancia, sino como la profundidad de la banda normalizada en la banda con el centro de la característica de absorción (BNC) o el área de la característica de absorción (BNA) descritas en la Ecuación 1-6 y Ecuación 1-7, respectivamente, (Curran et al., 2001).

$$BNC = (1 - \frac{R}{R_i}) / (1 - \frac{R_c}{R_{ct}}) \quad (1-6)$$

donde BNC es la profundidad de la banda normalizada para en el centro, R la reflectancia de la muestra en la banda de interés, R_i la reflectancia de la línea continua en la banda de interés, R_c la reflectancia de la muestra en el centro de la característica de absorción y R_{ct} la reflectancia de la línea continua en el centro de la característica de absorción.

$$BNA = (1 - \frac{R}{R_i})/A \quad (1-7)$$

donde BNA, es la profundidad de la banda normalizada para el área y A es el área de la característica de absorción.

Con los datos de profundidad de la banda, sean normalizados o no, el siguiente paso es hacer una regresión lineal con la característica bioquímica objetivo (Pu et al., 2003), obtuvieron una correlación mayor a 0,8 con el DEP y AREA en las bandas de absorción de 975 y 1200 nm con un modelo lineal univariado, para la variable respuesta de contenido hídrico relativo en la hoja (RWC).

Mientras que Curran et al. (2001), trabajaron con la concentración de agua calculada como la diferencia de peso antes y después de secar la hoja a 70°C por 24 horas, y con regresiones multivariadas paso a paso entre las bandas de absorción 470, 670, 1200, 1730, 2100 y 2300 nm, y la concentración de agua en la hoja, con la que obtuvo un coeficiente de determinación R^2 de 0,85 para BNC y 0,85 para BNA en la estimación de la variable de interés.

La técnica de preprocesamiento de datos espectrales del continuo removido puede ser usada tanto de forma univariante como multivariante, donde esta última usa los correlogramas para identificar longitudes de onda y aplicar una regresión lineal paso por paso para reducir el número de bandas elegidas para evitar el sobreajuste. La regresión paso a paso se ajusta a un conjunto de datos de variables dependientes observados usando una combinación lineal de variables independientes, en este caso los valores BNC o BNA (Huber, Kneubühler, Zimmermann, & Itten, 2005).

1.3.2. Transformaciones

Se puede convertir a la absorbancia aparente aplicando el logaritmo de la base 10, Ecuación 1-8, y multiplicar el espectro para que las características de absorción sean mayores que cero (Brown, 2006):

$$Absorbancia = \log (1/Reflectancia) \quad (1-8)$$

En general, se puede encontrar una correlación lineal entre la relación logarítmica y la concentración objetivo, sin embargo, no se puede generalizar rigurosamente la relación entre la reflectancia con la concentración, tal como se aplica la relación con la ley de Bouguer-Lambert-Beer, con la medición de transmitancia y con la absorbancia.

1.3.3. Derivadas

Los picos de absorción de energía radiante pueden aportar gran información sobre el estado de los tejidos vegetales, por tanto, cobra valor que la identificación de las longitudes de onda tenga puntos de inflexión en la curva. Para esta identificación, es necesario hallar la primera y segunda derivada, con la metodología de diferencias finitas, y en ocasiones es recomendable tener una unidad mínima de incremento en la longitud de onda ($\Delta\lambda$), mayor que 1, debido a que además de resaltar los picos de la curva, también incrementa el ruido de errores debido a la precisión de los equipos de medición (Becker, Lusch, & Qi, 2005).

1.3.4. Centrado y escalado

Esta técnica es aplicada normalmente luego de la transformación, el propósito del centrado es ubicar la reflectancia media de cada columna en cero aplicando la Ecuación 1-9, y el de escalado que las columnas tengan la misma varianza, estas técnicas pueden aplicarse independiente una de la otra.

$$x_{ij}(\text{centrado}) = x_{ij}(\text{original}) - \bar{x}_j \quad (1-9)$$

El escalado con la varianza estandariza cada variable j en la desviación estándar s_j , si se combina con el centrado el proceso es llamado Autoscaling. En donde $x_{i,j}$ son los datos espectrales obtenidos para la columna j en la muestra i , y \bar{x}_j es la media de la columna o variable j (Bro & Smilde, 2003).

1.3.5. Normalización

Esta técnica se utiliza para compensar los errores aditivos (desplazamiento de línea base) y multiplicativos (tendencia o inclinación) en los datos espectrales, los cuales son causados por efectos físicos, ya que el grado de dispersión es dependiente de la longitud de onda de la radiación, del tamaño de partículas y del índice de refracción (Botero, 2009).

Las técnicas más usadas de normalización son normalización estándar de la varianza o Standard Normal Variate (SVN), que usa la hipótesis que la absorbancia obedece a una distribución normal en cada longitud de onda, el espectro es calibrado a partir del valor promedio del espectro dividido por su desviación estándar (Forero, 2017), ver la Ecuación 1-10:

$$SNV = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_{x_i}} \quad (1-10)$$

Otro método es la corrección multiplicativa de la dispersión o Multiplicative Scatter Correction (MSC) relacionado en la Ecuación 1-12, usado para corregir efectos aditivos y multiplicativos, debidos a cambios en la línea base del espectro y a una inclinación de la línea base, respectivamente. Este método busca la linealización de cada espectro a un espectro ideal, siendo este el espectro promedio de las muestras para la remoción de estos efectos de dispersión \bar{x} , causados principalmente el índice de refracción de la muestra (Forero, 2017), entonces el espectro resultante x_i depende de un regresión lineal, como se muestra en la Ecuación 1-11:

$$x_i = a_i \bar{x} + b_i + e_i \quad (1-11)$$

donde el e_i es el error debido a dispersión y no a las propiedades químicas del material, y a_i y b_i depende de la misma dispersión de cada espectro (Beebe, Pell, & Seasholtz, 1998).

$$MSC = \frac{x_i - a_i}{b_i} \quad (1-12)$$

1.4. Análisis multivariados

En general, el agua tiene influencia en varias longitudes de onda en el espectro, lo que produce traslape de efectos o lo que se conoce como *sobretonos*, por lo que es recomendable usar varios algoritmos matemáticos que reduzcan la dimensionalidad y obtener modelos de predicción a través de regresiones lineales.

1.4.1. Análisis de componentes principales (PCA)

La aplicación del análisis de componentes principales (PCA) es para reducir la dimensión de un conjunto de datos constituido por un gran número de variables interrelacionadas, conservando la mayor cantidad posible de la variación presente en el conjunto de datos. Esto se logra mediante la transformación a un nuevo conjunto de variables, los componentes principales (PC), que no están correlacionados, y que están ordenados de manera que los primeros conservan la mayor parte de la variación presente en todas las variables originales, y cada variable original tienen un peso sobre el PC conocida como “*loadings*” que representan las correlaciones entre la medida original y PC’s (Jolliffe, 1986).

El uso de algunos componentes principales ortogonales puede ayudar a reducir problemas tales como la multicolinealidad de las variables originales y, al probar las hipótesis, se reduce el número de pruebas estadísticas. Además, la posición de los puntos de datos en el espacio de coordenadas de los componentes principales conocido como “*scores*” revela patrones y clústeres en los datos (Budaev, 2010).

1.4.2. Análisis discriminante lineal (DA)

Es un método de clasificación supervisado, que requiere una clasificación previa de los grupos de interés, el número de grupos es conocido, donde el conjunto de objetos clasificados se conoce como de entrenamiento. El objetivo de los métodos de clasificación es encontrar una regla de orden con el que se pueda clasificar una muestra desconocida en el grupo correcto (Holdnack, Millis, Larrabee, & Iverson, 2013).

Este análisis se basa en funciones de discriminación lineal (LDF), por sus siglas en inglés, y es una combinación lineal de las variables medidas, Ecuación 1-123:

$$Y = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n \text{ (1-13)}$$

Cada variable de las medidas n es una combinación del valor Y , las “ n ” dimensiones son reducidas a una variable. Los coeficientes de los términos son escogidos de tal manera que Y es un referente de las diferencias entre grupos y los valores similares los agrupa en la misma clase. Las LDF proveen de las medias para discriminar entre dos grupos (Miller & Miller, 2010).

La eficiencia de la clasificación puede ser evaluada de varias maneras, la más simple es conocida como la matriz de confusión, este método es optimista ya que el objeto que se clasificó formaba parte del conjunto que se utilizó para formar la regla. Un mejor método divide las muestras aleatoriamente en dos grupos, un conjunto denominado de entrenamiento, con el que encuentra las LDF, y el segundo es conocido como conjunto de validación que se clasifican de acuerdo con dichas LDF. Un tercer método es el conocido como validación cruzada, que consiste en sacar muestras, una a una, y luego lo califica según la regla, este proceso es iterativo (Arlot & Celisse, 2010).

1.4.3. Análisis de modelos mixtos

El análisis de modelo mixto proporciona un enfoque general y flexible porque permite modelar explícitamente una amplia variedad de patrones de correlación (o estructuras de covarianza). En la agricultura, generalmente se miden variables en el tiempo, sobre una misma unidad experimental, que pueden presentar datos correlacionados. Esto puede deberse a la agrupación de sujetos, por ejemplo, cuando se realizan mediciones repetidas para determinar un índice de vegetación a través del tiempo (Correa & Salazar, 2016).

El nombre de modelos lineales mixtos proviene del hecho de que estos modelos son lineales en los parámetros, y que las covariables, o variables independientes, pueden involucrar una combinación de efectos fijos y aleatorios. Los efectos fijos pueden asociarse

con covariables continuas, como el peso o el nivel socioeconómico, o con factores como género o grupo de tratamiento, que son variables de tipo categórico (West, Welch, Galecki, & Gillespie, 2015).

Los modelos mixtos se fundamentan en la partición del error no explicado en una componente común a las observaciones procedentes de una misma unidad de muestreo y un término residual del error, propio de cada observación, y, en principio, independiente de los términos residuales del resto de las observaciones. El modelo mixto lineal incluye en su formulación parámetros fijos, comunes a toda la población, y parámetros aleatorios, específicos de cada unidad de muestreo. Los parámetros aleatorios se consideran realizaciones aleatorias de un proceso de media cero, y cuya varianza define la componente del error asociada a la unidad de muestreo (Calama & Montero, 2004).

1.5. Bibliografía

- Almanza, E. (2006). Manejo del recurso hídrico para el cultivo de la soya en la orinoquia Colombiana. In C. C. de I. A. CORPOICA (Ed.), *Soya, Alternativa para los Sistemas de Producción de la Orinoquia Colombiana* (Primera, pp. 135–142). Villavicencio. Retrieved from <http://bibliotecadigital.agronet.gov.co/handle/11348/6554>
- Arlot, S., & Celisse, A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics Surveys*, 4(0), 40–79. <https://doi.org/10.1214/09-SS054>
- Baghdadi, N., & Zribi, M. (2017). *Land surface remote sensing in agriculture and forest*. (ISTE Press - Elsevier, Ed.). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2015-0-01224-2>
- Basaeed, E., Bhaskar, H., & Al-Mualla, M. (2013). A spectral water index based on visual bands. In L. Bruzzone (Ed.) (Vol. 8892, p. 889219). International Society for Optics and Photonics. <https://doi.org/10.1117/12.2028638>
- Becker, B. L., Lusch, D. P., & Qi, J. (2005). Identifying optimal spectral bands from in situ measurements of Great Lakes coastal wetlands using second-derivative analysis. *Remote Sensing of Environment*, 97(2), 238–248. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2005.04.020>
- Beebe, K. R., Pell, R. J., & Seasholtz, M. B. (1998). *Chemometrics: a practical guide*. Wiley.

- Bi, Y., Yuan, K., Xiao, W., Wu, J., Shi, C., Xia, J., ... Zhou, G. (2016). A local pre-processing method for near-infrared spectra, combined with spectral segmentation and standard normal variate transformation. *Analytica Chimica Acta*, 909, 30–40. <https://doi.org/10.1016/J.ACA.2016.01.010>
- Botero, J. (2009). *DETERMINACIÓN DEL NIVEL FOLIAR DE NUTRIENTES MEDIANTE ESPECTROSCOPIA DE REFLECTANCIA*. Universidad Nacional de Colombia-Sede Medellín. Retrieved from http://www.bdigital.unal.edu.co/672/1/9737350_2009.pdf
- Brauman, K. A., Freyberg, D. L., & Daily, G. C. (2012). Potential evapotranspiration from forest and pasture in the tropics: A case study in Kona, Hawai'i. *Journal of Hydrology*, 440–441, 52–61. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2012.03.014>
- Brereton, R. G. (2003). *Chemometrics : data analysis for the laboratory and chemical plant*. Retrieved from <https://www.wiley.com/en-co/Chemometrics:+Data+Analysis+for+the+Laboratory+and+Chemical+Plant-p-9780471489788>
- Bro, R., & Smilde, A. K. (2003). Centering and scaling in component analysis. *Journal of Chemometrics*, 17(1), 16–33. <https://doi.org/10.1002/cem.773>
- Brown, A. J. (2006). Spectral curve fitting for automatic hyperspectral data analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(6), 1601–1608. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.870435>
- Budaev, S. V. (2010). Using Principal Components and Factor Analysis in Animal Behaviour Research: Caveats and Guidelines. *Ethology*, 116(5), 472–480. <https://doi.org/10.1111/j.1439-0310.2010.01758.x>
- Calama, R., & Montero, G. (2004). Aplicación de los modelos mixtos a un caso práctico de modelización del crecimiento y producción de las masas forestales. *Cuadernos de La SECF*, 18, 317–321. <https://doi.org/1575-2410>
- Camacho-Tamayo, J. H., Rubiano, Y., & Hurtado, M. del P. (2014). Near-infrared (NIR) diffuse reflectance spectroscopy for the prediction of carbon and nitrogen in an Oxisol. *Agronomía Colombiana*, 32(1), 86–94. <https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v32n1.38967>
- Carter, G. A. (1991). Primary and Secondary Effects of Water Content on the Spectral Reflectance of Leaves. *American Journal of Botany*, 78(7), 916. <https://doi.org/10.2307/2445170>
- Castaño, D. O. (2016). La soya en {Colombia}: indicador de baja competitividad del agro. *Www.Elcolombiano.Com*. Retrieved from

- <http://www.elcolombiano.com/negocios/soya-cultivo-en-colombia-FB4322887>
- Ceccato, P., Gobron, N., Flasse, S., Pinty, B., & Tarantola, S. (2002). Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 1: Theoretical approach. *Remote Sensing of Environment*, 82(2–3), 188–197. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00037-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00037-8)
- Céleres, & AGROBIO. (2015). *Los beneficios agronómicos, económicos y socio ambientales de la biotecnología agrícola en Colombia*. Uberlândia/MG. Retrieved from <http://www.agrobio.org/wp-content/uploads/2017/06/Beneficios-Agronomicos-Economicos-y-Socioambientales-de-la-Biotecnologia-Agricola-en-Colombia.-Estudio-de-Celeres-en-la-temporada-20142015-.pdf>
- Christensen, L. K., Upadhyaya, S. K., Jahn, B., Slaughter, D. C., Tan, E., & Hills, D. (2005). Determining the Influence of Water Deficiency on NPK Stress Discrimination in Maize using Spectral and Spatial Information. *Precision Agriculture*, 6(6), 539–550. <https://doi.org/10.1007/s11119-005-5643-7>
- Clevers, J. G. P. W., Kooistra, L., & Schaepman, M. E. (2008). Using spectral information from the {NIR} water absorption features for the retrieval of canopy water content. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(3), 388–397. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2008.03.003>
- Clevers, J. G. P. W., Kooistra, L., & Schaepman, M. E. (2010). Estimating canopy water content using hyperspectral remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12(2), 119–125. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.01.007>
- Correa, J. C., & Salazar, J. C. (2016). *Introducción a los modelos mixtos*. (Facultad de Ciencias, Ed.) (Primera). Medellín. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/57330/1/introduccionalosmodelosmixtos.2016.pdf>
- Cozzolino, D. (2002). USE OF NEAR INFRARED REFLECTANCE SPECTROSCOPY (NIRS) TO ANALYSE ANIMAL FEEDS. *Agrociencia*, VI(2), 25–32. Retrieved from <http://www.fagro.edu.uy/agrociencia/index.php/directorio/article/viewFile/543/452>
- Curran, P. J., Dungan, J. L., & Peterson, D. L. (2001). Estimating the foliar biochemical concentration of leaves with reflectance spectrometry: Testing the Kokaly and Clark methodologies. *Remote Sensing of Environment*, 76(3), 349–359. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00182-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00182-1)
- Egea, G., Verhoef, A., & Vidale, P. L. (2011). Towards an improved and more flexible

- representation of water stress in coupled photosynthesis–stomatal conductance models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(10), 1370–1384. <https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2011.05.019>
- FAO/OECD. (2017). *OECD-FAO Agricultural Outlook 2017-2026. Special Focus: Southeast Asia* (OECD/FAO Agricultural Outlook (OECD/FAO);). Retrieved from <http://www.fao.org/documents/card/en/c/9063b6e9-e46e-463e-86bd-8cb3ec477d31/>
- Forero, N. (2017). *Evaluación de parámetros de calidad físicos y químicos en agraz (Vaccinium meridionale Swartz) con el uso de espectroscopía de infrarrojo cercano – NIR*. Universidad Nacional de Colombia-Sede Bogotá.
- Holdnack, J. A., Millis, S., Larrabee, G. J., & Iverson, G. (2013). Assessing Performance Validity with the ACS. In *WAIS-IV, WMS-IV, and ACS* (pp. 331–365). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-386934-0.00007-9>
- Huber, S., Kneubühler, M., Zimmermann, N. E., & Itten, K. I. (2005). Potential of spectral feature analysis to estimate nitrogen concentration in mixed canopies. In *Proc. 4th {EARSeL} {Workshop} on {Imaging} {Spectroscopy}, {Warsaw}* (pp. 27–29).
- INCODER. (2016). *DISTRITOS DE ADECUACIÓN DE TIERRAS DICIEMBRE DE 2016*.
- Jolliffe, I. T. (1986). *Principal Component Analysis*. (Softcover reprint of the hardcover, Ed.) (1 st). New York: Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-1904-8>
- Kumar, L. (2007). High-spectral resolution data for determining leaf water content in {Eucalyptus} species: leaf level experiments. *Geocarto International*, 22(1), 3–16. <https://doi.org/10.1080/10106040701204396>
- Liu, Z., Li, C., Wang, Y., Huang, W., Ding, X., Zhou, B., ... Shi, J. (2011). Comparison of Spectral Indices and Principal Component Analysis for Differentiating Lodged Rice Crop from Normal Ones, 84–92. <https://doi.org/10.1007/978-3-642>
- MADR. (2017). Estadísticas Agrícola Área, producción, rendimiento y participación. Retrieved October 5, 2017, from <http://www.agronet.gov.co/estadistica/Paginas/default.aspx>
- Miller, J., & Miller, J. (2010). *Statistics and Chemometrics for analytical Chemistry* (Sixth).
- Pérez, L. V., Rojas, Y. A., & Melgarejo, L. M. (2010). AGUA. In L. M. Melgarejo (Ed.), *Experimentos en fisiología y bioquímica vegetal* (Primera, pp. 63–78). Bogotá D.C. Retrieved from http://www.bdigital.unal.edu.co/8545/13/06_Cap04.pdf
- Pu, R., Ge, S., Kelly, N., & Gong, P. (2003). Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak ({Quercus} agrifolia) leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 24(9), 1799–1810. <https://doi.org/10.1080/01431160210155965>

- Sanches, I. D., Souza Filho, C. R., & Kokaly, R. F. (2014). Spectroscopic remote sensing of plant stress at leaf and canopy levels using the chlorophyll 680 nm absorption feature with continuum removal. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *97*, 111–122. <https://doi.org/10.1016/J.ISPRSJPRS.2014.08.015>
- Scholander, P. F., Hammel, H. T., Hemmingsen, E. A., & Bradstreet, E. D. (1964). HYDROSTATIC PRESSURE AND OSMOTIC POTENTIAL IN LEAVES OF MANGROVES AND SOME OTHER PLANTS. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, *52*(1), 119–125. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16591185>
- Singh, G., Ram, H., & Aggarwal, N. (2010). Water management in soybean. In *The soybean: botany, production and uses* (p. 191). CABI. Retrieved from https://books.google.com.co/books/about/The_Soybean.html?id=4tpSbaWH9p0C&redir_esc=y
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2006). Plant physiology. In *Annals of Botany* (Vol. 91, pp. 109–144). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/aob/mcg079>
- Thenkabail, P. S., Lyon, J. G., & Huete, A. (2012). *Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation*. CRC Press.
- Valencia, R., & Ligarreto, G. (2010). Mejoramiento genético de la soya (*Glycine max* [L.] Merrill) para su cultivo en la altillanura colombiana: una visión conceptual prospectiva. *Agronomía Colombiana*, *28*(2), 155–163. Retrieved from <http://www.scielo.org.co/pdf/agc/v28n2/v28n2a04.pdf>
- Viscarra, R. A., Behrens, T., Ben-Dor, E., Brown, D. J., Demattê, J. A. M., Shepherd, K. D., ... Ji, W. (2016). A global spectral library to characterize the world's soil. *Earth-Science Reviews*, *155*, 198–230. <https://doi.org/10.1016/J.EARSCIREV.2016.01.012>
- West, B. T., Welch, K. B., Galecki, A. T., & Gillespie, B. W. (2015). *Linear mixed models: a practical guide using statistical software*. (Taylor and Francis group, CRC press, Ed.) (Second).
- Zhang, J., Xu, Y., Yao, F., Wang, P., Guo, W., Li, L., & Yang, L. (2010). Advances in estimation methods of vegetation water content based on optical remote sensing techniques. *Science China Technological Sciences*, *53*(5), 1159–1167. <https://doi.org/10.1007/s11431-010-0131-3>

2. Potencial de la espectroscopía VIS-NIR en la determinación del estado hídrico de las plantas de Soya (*Glycine max*)

2.1. Resumen

El desarrollo de la agricultura, para el monitoreo y diagnóstico de su condición nutricional y sanitaria demandan técnicas de análisis oportunas y de bajo costo con las que se puedan tomar decisiones para reducir los costos de producción y el impacto negativo ambiental, sin que se sacrifique el rendimiento de la cosecha. El agua es indispensable para que las plantas completen su ciclo, pero su requerimiento durante el desarrollo de los cultivos depende de cada una de las etapas de desarrollo para alcanzar una producción óptima. La demanda industrial de grano soya, orienta el desarrollo de este cultivo como prioridad nacional, como materia prima para alimentación animal, donde la balanza comercial depende de la importación hasta del 90% de la demanda requerida, por lo cual se han adoptado políticas para aumentar la producción de soya en el país, en los últimos tres años.

El diagnóstico, con el uso de sensores ópticos hiperespectrales, para monitorear los cultivos es una alternativa frecuentemente usada para identificar factores que pueden afectar su desarrollo normal por alteración debida al desbalance de algunos nutrientes, enfermedades u otros agentes causales que se reflejan en el tejido foliar. El estrés hídrico por deficiencia de agua es uno de los limitantes en la producción de grano de soya, que puede ser detectado en las plantas con mediciones de reflectancia espectral, en el rango visible e infrarrojo cercano, apoyado para su interpretación en técnicas de análisis discriminante lineal y mediante el análisis de componentes principales para obtener

factores clasificadores, apoyados en patrones que se expresan en el cultivo y se determinan con ensayos experimentales con control sobre el contenido de agua en el suelo, de manera diferenciada.

Para apoyar la estrategia de aumento de la producción debe crecer no sólo el área, sino también el rendimiento actual, que puede lograrse implementado estrategias de agricultura de precisión que permitan manejos diferenciados por sitio, con el monitoreo continuo del área cultivada que permitan la toma de decisiones oportunas. Se realizó un experimento con soya, para determinar el patrón durante las etapas del desarrollo de las plantas a partir de tres condiciones de contenido de agua edáfica. Para la validación del modelo de clasificación se utilizó la validación cruzada con una precisión de 82,54%, con una sensibilidad y especificidad del modelo se logró en promedio 82 y 90%, respectivamente en el estado fenológico de llenado de vainas. Las regiones con mayor correlación con los factores fueron las longitudes de ondas del borde rojo, verde y azul en la zona del visible, y en el infrarrojo de onda corta, las longitudes de onda entre 1850-2000 nm ya que presentan un cambio de pendiente en la curva espectral característica relacionada con el contenido de agua en la hoja.

Palabras clave: Hiperespectral, Análisis discriminante, Déficit hídrico.

2.2. Introducción

Dentro de las políticas nacionales actuales, el Plan Colombia Siembra que logró incrementar el área sembrada a un millón de ha entre el 2015 y el 2018, buscando el desarrollo del sector agropecuario, en la que se aumente la oferta de productos impulsando las exportaciones agropecuarias con mayor área sembrada y productividad (MADR, 2017a). Siguiendo esta política, según el ICA, Colombia incursionó en nuevos mercados con 11 productos agropecuarios, entre los que se encuentra la semilla de soya no transgénica para siembra con Nicaragua. La meta del Ministerio de Agricultura para el Plan Colombia Siembra contempla un crecimiento para la soya de 13.713 a 60.000 ha, en este mismo periodo (2015-2018), que hasta el 2017 llegó a 54.631 ha (MADR, 2017b).

La soya en Colombia no sólo es un producto con potencial de exportación, sino que tiene una necesidad interna, lo que implica que la demanda generada por las industrias avícola,

piscícola y pecuaria sean cubiertas con importaciones que llegan a 358.066 toneladas de soya y 833.083 toneladas de torta de soya anuales en promedio de los últimos 10 años (Fenalce, 2017b), estas importaciones alcanzan aproximadamente el 95% de la demanda nacional, con un costo de 1.305.165 y 1.305.100 pesos por tonelada, respectivamente (Fenalce, 2017a), lo que sugiere una necesidad en el aumento de la producción de este producto.

En el ámbito internacional, la perspectiva de la producción mundial de soya sigue en aumento, aunque en una tasa desacelerada. Si se compara con la década anterior, pasa del 4,9 al 1,9% de crecimiento anual, debido principalmente a la reducción de la superficie adicional sembrada, aunque se espera una expansión de la superficie para el crecimiento de la producción de semillas oleaginosas, representando casi 50% del incremento mundial de la producción de soya en la próxima década (OECD/FAO, 2017).

Se espera que la producción a nivel mundial se deba en 60% al aumento del rendimiento en los próximos 10 años, y que la media mundial aumente de 3,1 a 3,4 t/ha (OECD/FAO, 2017), aunque en Colombia para 2017 en el primer semestre el rendimiento medio nacional fue de 2,6 t/ha (MADR, 2017b), por lo que no sólo es necesario aumentar en área de producción sino, implementar estrategias que aumenten el rendimiento en las áreas de mayor producción.

El aumento en el rendimiento en la última década se debe al uso de soya modificada genéticamente (CommodityBasis, 2018), en el caso de Colombia se usa la soya RR que es resistente a plagas. En general, el mejoramiento genético ha sido enfocado a la resistencia a enfermedades en la Orinoquía (Valencia, 2006), mientras que, otros estudios reportan un aumento en el rendimiento debido a la aplicación de riego complementario (Almanza, 2006).

La práctica de aplicación de riego en soya no es común en Colombia, debido a la falta de infraestructura, a los altos costos, y factores climáticos de la Orinoquia, ya que llueve en la mayor parte del ciclo vegetativo y parte del reproductivo. Aunque la aplicación de riego complementario no sea frecuente, es necesario hacer un monitoreo del contenido de agua en el suelo, y poder relacionarla con la oferta hídrica del suelo, que es un factor relevante en el rendimiento del grano.

El contenido de agua del suelo es importante ya que de este factor depende la cantidad de agua que la planta pueda extraer para sus procesos internos de desarrollo, y aunque existen equipos para el monitoreo constante y preciso de esta variable, representan un costo considerable cuando se usa en áreas extensas, por lo que se genera la necesidad de una herramienta de diagnóstico rápido, de bajo costo y no destructiva, que pueda abarcar grandes áreas.

Al igual que los sensores dieléctricos relacionados con el contenido de agua, los sensores ópticos son una alternativa de solución al problema anterior, ya que una vez calibrados son de respuesta inmediata y no destructiva, y el costo se ve afectado sólo por una inversión inicial, pero los sensores ópticos permiten la evaluación de grandes áreas simultáneamente, gracias a su método de medición en las hojas de la cobertura vegetal detectando síntomas de déficit hídrico.

Este tipo de aplicaciones con sensores ópticos, han sido desarrolladas desde hace varios años, gracias a la interacción de la radiación electromagnética y la materia, principalmente en la zona del visible y el infrarrojo cercano, que a través de análisis espectral donde se puede extraer información sobre la composición o estructura de la materia. (Sharma, 2007). Esta ciencia se conoce como espectroscopia, y con algoritmos estadísticos multivariados aplicados a problemas químicos conocidos como quimiometría, pueden relacionarse a un amplio rango de aplicaciones (Mark & Workman, 2007), como puede ser la composición bioquímica en las hojas de las plantas.

La precisión de los modelos de calibración depende del número y clase de muestras con que se construye el modelo, ya que los nuevos elementos que son potencialmente predichos deben tener características similares a muestras que se analizaron previamente, aun cuando la información espectral almacenada cuente con miles de muestras, la variación por estados de desarrollo de las plantas, cambio de genotipo o especie es evidente cuando se usa equipo de ventana atmosférica extensa con miles de longitudes de onda. Por tal motivo, para una aplicación específica, lo ideal es calibrar el modelo con las muestras suficientes propias de diagnóstico para cada caso particular.

Existen bases de datos de almacenamiento de espectros de suelo, vegetación, rocas, entre otros, con participación a nivel mundial con los metadatos de las muestras

disponibles, lo que permite obtener datos espectrales para la construcción de modelos de predicción, sin embargo, además de la variación expuesta anteriormente, se debe tener en cuenta la dispersión causada por el mismo instrumento de medición, ya que la resolución espectral cambia, o existen diferencias entre configuraciones, es decir, método de muestreo o formato de almacenamiento de los datos. Aunque la resolución espectral entre dos equipos sea igual, entre más alta la resolución la relación entre la señal y el ruido es mayor por lo que cuando se usa sensores hiperespectrales aumenta también el ruido (Liebig, Franzluebbbers, & Follett, 2012).

Para disminuir la cantidad de ruido y la dispersión debida a varios factores típicos, de cada equipo o al entorno de medición, los espectros son estandarizados para corregir matemáticamente estas diferencias instrumentales y la muestra tenga el mismo espectro en todos los instrumentos. El objetivo de la estandarización es hacer que los espectros sean lo más parecidos y cuantitativos posible y definir la magnitud de la respuesta (unidad), en cada longitud de onda para un grupo de muestras similares, a través de correcciones a la pendiente y a la tendencia de las curvas espectrales (Shenk, 2004).

El objetivo de este trabajo fue evaluar el potencial de la espectroscopía VIS, NIR y SWIR en la determinación de las plantas de soya, mediante la construcción de un modelo de clasificación del estado hídrico de las plantas durante todo su desarrollo, a partir de mediciones de reflectancia en las hojas, entre los rangos visible e infrarrojo cercano, manteniendo bajo control tres contenidos de agua del suelo. El análisis de las propiedades de una hoja, desde el punto de vista espectral, en miles de longitudes de onda, conocido como análisis hiperespectral, tienen como objetivo la búsqueda de regiones que puedan explicar la composición bioquímica y la fisiología de la planta que pueda diferenciarse, producto de cambio en la disponibilidad de agua en el suelo que pueda ser aprovechada por las plantas de soya, para tres variedades de soya estudiadas. Así mismo, construir un modelo predictivo capaz de clasificar según el tratamiento de agua aplicado al suelo, con el uso de longitudes de onda seleccionadas según la capacidad de diferenciación entre los tratamientos.

2.3. Materiales y Métodos

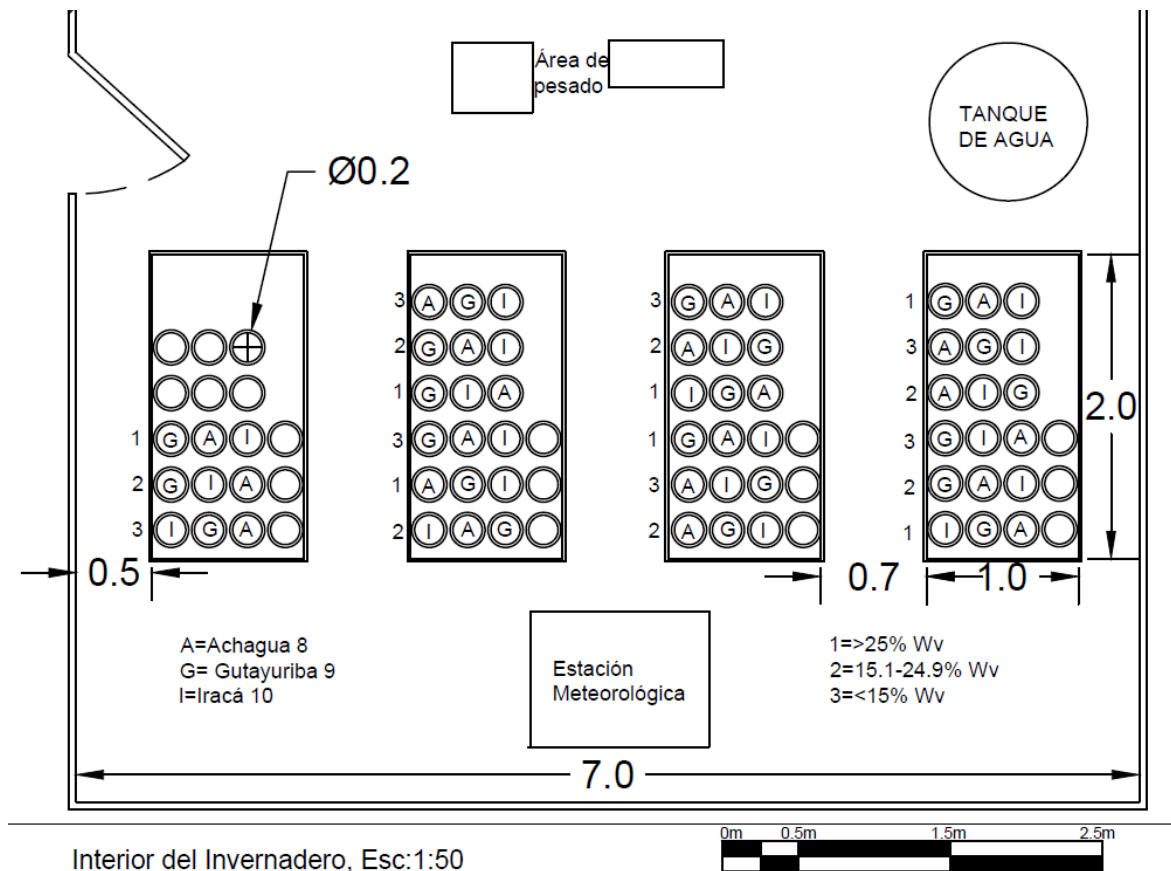
2.3.1. Material Vegetal y ubicación

El ensayo se ubicó en el municipio de Villavicencio, vereda la reforma 4°3'40.62"N, 73°27'41.21"O, 326 m.s.n.m., ver Figura 2-1. La zona registra una precipitación anual de 2933 mm, una temperatura media de 26°C, una humedad relativa de 85% en la época lluviosa y 65% en la época seca. Se evaluaron tres genotipos de Soya, Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10. Los dos primeros registrados como variedades ante en ICA y el último en proceso de registro. En enero de 2016, dos plantas por cada material de soya fueron sembradas como unidad experimental en materas de 22 cm de diámetro, protegidas en una casa con cubierta de plástico y sin paredes. El diseño experimental fue parcelas divididas, donde la parcela principal son tres tratamientos con riego diferenciado y dentro de la parcela se aleatorizaron las tres variedades de soya caracterizadas en la Figura 2-2. Cada unidad experimental fue replicada siete veces, con un total de 63 unidades. El control de agua del suelo se realizó mediante la medición de contenido de agua volumétrica cada dos días con el sensor tipo capacitivo FDR con precisión de $\pm 1\%$. La lámina aplicada fue variable según los requerimientos de las plantas, condicionados para mantener constante cada tratamiento.

Figura 2-1. Ubicación de la zona de experimento.



Figura 2-2. Esquema del experimento bajo cubierta de plástico.



Unidad (m) metro.

Tratamientos de riego y variedades de soya

Los tres tratamientos diferenciales de agua se definieron a partir del contenido de agua en el suelo. El primero cercano a la Capacidad de Campo (CC), (contenido de agua volumétrica por encima de 25%), el segundo entre 15,1 y 25% de contenido de agua, y tercero cercano a Punto de Marchitez Permanente (PMP) (<15% contenido de agua), que en adelante serán clasificados según el tratamiento mantenido a lo largo del desarrollo y denominados por numero así: 1, 2 y 3, respectivamente.

El contenido de agua en CC y en PMP fueron determinados primero en laboratorio mediante curvas de retención de humedad, y luego el punto de CC fue verificado en una matera, saturando el suelo y dejando drenar por 24 horas continuas.

Las variedades usadas son de desarrollo en la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria, adaptados a la Orinoquia Colombiana. En la Tabla 2-1 se muestran las características de los materiales de soya utilizados. En general, el material Achagua 8 es específico para zonas con menor precipitación como la altillanura, comparado con el piedemonte llanero, y genera mayor número de granos, aunque los otros dos materiales generan más vainas.

Tabla 2-1. Características de las variedades de Soya.

CARACTERÍSTICAS	CORPOICA ACHAGUA 8	CORPOICA GUAYURIBA 9	CORPOICA IRACÁ 10
Ciclo (días a cosecha)	95-100 (precoz)	104-108 (Intermedio)	95 a 110 (Intermedio)
Hábito de crecimiento	Indeterminado	Determinado	Determinado
Número de granos por vaina	76% con 3 a 4 granos	2-3	2
Número de vainas	37	45	56
Hoja	Lanceolada	Ovalada	Ovalada
Contenido de aceite	19	17-20	20
Contenido de proteína	42	38-39	41
Rendimiento experimental (t/ha)	3,0	2,6 a 3,0	2,4 a 3,3
Registro ICA número	SOY-13-64	SOY-13-66	SOY-13-65
Recomendación	Altillanura	Piedemonte altillanura mejorada	Piedemonte altillanura mejorada

Tipo de suelo utilizado

El suelo se disturbó antes de ser vertido en las materas, y corresponde a un Oxisol de terraza alta caracterizado por el bajo contenido de elementos esenciales para el desarrollo

de las plantas, fue tomado de un lote del C.I. La Libertad, en el que normalmente se han establecido cultivos transitorios, con las características químicas descritas en la Tabla 2-2 y con la metodología de interpretación para fertilización del según el ICA (1992), de textura Franco arcillo arenosa (FArA), la CC se determinó luego de 24 horas de saturado el suelo con un contenido de agua volumétrico del suelo de 25% y el PMP con información previa de laboratorio indicando 15% de contenido.

Tabla 2-2. Caracterización química del suelo.

Determinación analítica	Unidad	Valor	Interpretación
pH agua: suelo 2,5:1,0		5,1	Fuerte a extremadamente ácido
Carbono Orgánico (CO)	%	2,0	Alto
(P) Bray II	mg/kg	15,2	Bajo
Acidez (Al+H) KCL	cmol(+)/kg	1,0	
(Al) intercambiable	cmol(+)/kg	0,8	Normal
(Ca) intercambiable	cmol(+)/kg	2,2	Bajo
(Mg) intercambiable	cmol(+)/kg	0,8	Bajo
(K) intercambiable	cmol(+)/kg	0,3	Alto
(Na) intercambiable	cmol(+)/kg	0,1	Bajo
Capacidad de intercambio catiónico (CICA) acetato de amonio	cmol(+)/kg	10,1	Medio
Conductividad eléctrica (CE) relación 2,5:1,0	dS/m	0,2	No salino
(N) total	%	0,2	Medio
SATURACIONES CATIÓNICAS			
(Ca)	%	52,6	Medio
(Mg)	%	19,4	Ideal
(K)	%	7,9	Exceso
(Na)	%	1,4	Adecuado
(Al)	%	17,8	Adecuado

Fertilización

Se realizó la fertilización del cultivo de acuerdo con la Tabla 2-3, y debido a la baja cantidad equivalente de fertilizante calculado para cada materia se disolvió cada insumo en agua para asegurar la distribución en todas las materas, y para el N se usó la fijación en el suelo mediante la nodulación de Rhizobium.

Tabla 2-3 Fertilización propuesta en el ensayo.

Elemento		kg/ha	Fertilizante	kg/ha
Boro Cobre y Zinc	B, Cu, Zn	1,5	Borozinco	20
Fósforo	P ₂ O ₅	80	SFT	130,4
Potasio	K ₂ O	80	KCL	133,3
Magnesio	Mg, S, O	100	Kieserita	100

2.3.2. Toma periódica de datos espectrales

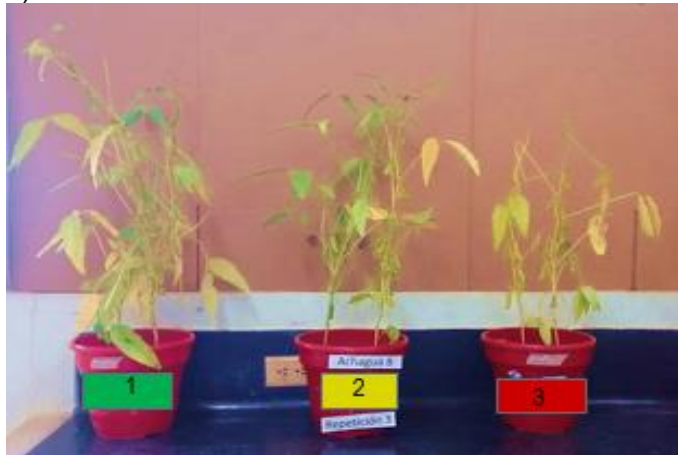
Semanalmente se capturó la firma espectral en una de las plantas de la matera, desde el estado con 5 nudos desarrollados (V5) hasta la madurez fisiológica (R6), en el último trifolio totalmente expandido, como indicador de crecimiento respecto al tiempo, utilizando el espectrorradiómetro de campo compacto, portátil y de alta precisión (FieldSpec3, ASD, Analytical Spectral Devices Boulder, Colorado, EE. UU.) como sensor activo. El equipo registra la radiación relativa entre las longitudes de onda de 350 a 2500 nm Vis/NIR/SWIR, mediante una fibra óptica de 25° de campo de visión con una resolución espectral de 3 nm hasta los 700 nm, y 10 nm hasta 2100 nm, aunque a la precisión en la información entregada es de 1 nm. La luz entrante es codificada en 16 bits, y separada en tres sensores para las regiones espectrales del VNIR, SWIR-I y SWIR-II.

2.3.3. Variables medidas a la Cosecha

La producción de grano se tomó planta a planta, ya que la unidad experimental la conformaban dos plantas. Se hizo conteos de cantidad de vainas llenas y vanas, las llenas clasificadas por el número de granos, y el peso de los granos. Antes de la cosecha se realizó un registro fotográfico, para identificar diferencias de altura o contenido de biomasa debidas posiblemente a la deficiencia hídrica provocada por cambio del contenido de agua en las materas, asociado al tratamiento del experimento (Figura 2-3). Las fotografías fueron tomadas antes de la madurez fisiológica (R6) para capturar las hojas, ya que el tratamiento con mayor disponibilidad de agua tuvo mayor acumulación de biomasa y mayor altura de las plantas.

Figura 2-3. Plantas de soya en estado R6, a) Achagua 8, b) Guayuriba 9 y c) Iracá 10 en la misma repetición.

a)



b)



c)



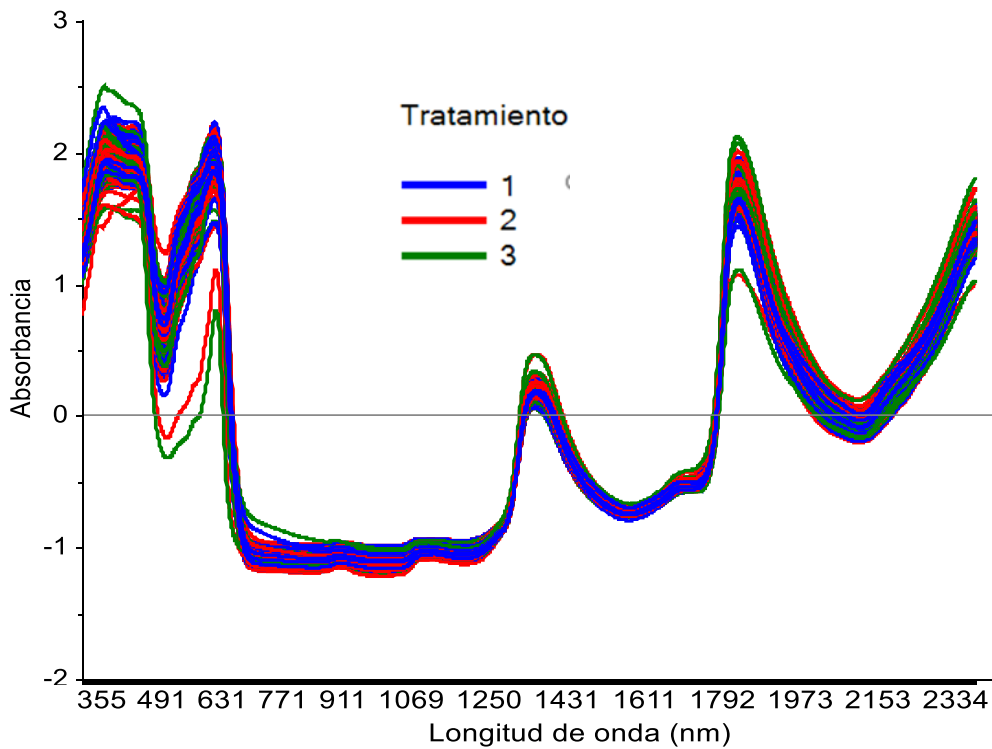
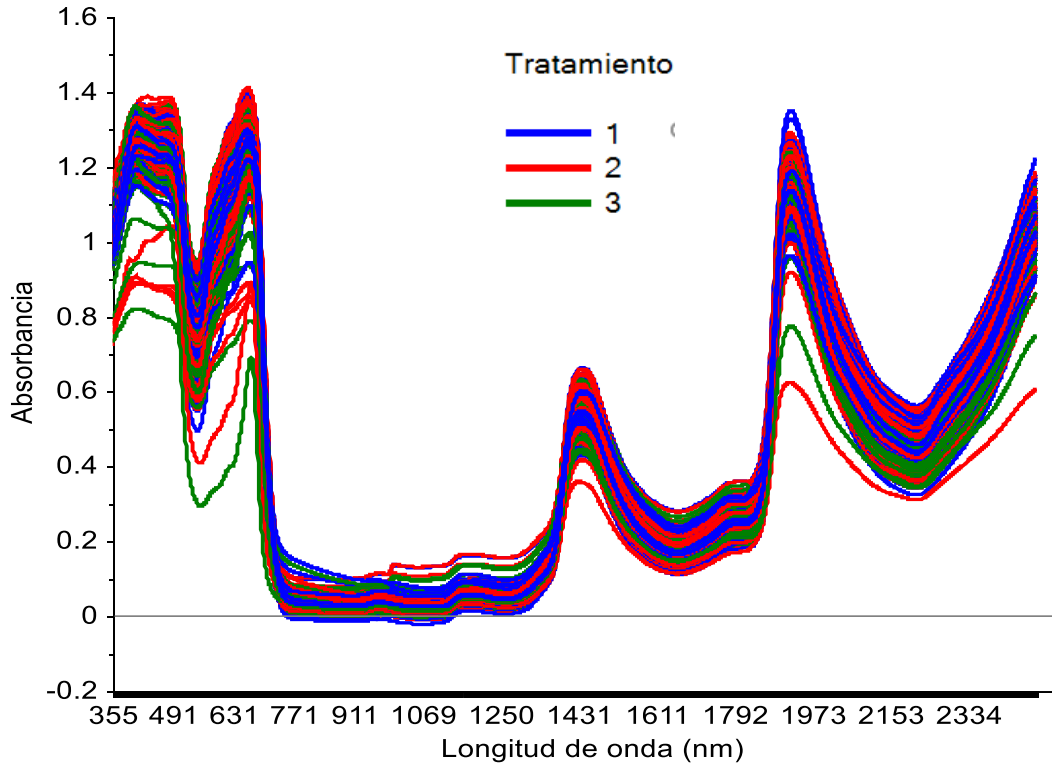
2.3.4. Preprocesamiento de datos con los espectros obtenidos

La primera transformación que se aplicó fue la conversión de valores de reflectancia a valores de absorbancia, ya que las regiones de reflectancia espectral asociadas con el contenido de agua en la hoja se manifiesta como absorción de energía primarias y secundarias en los rangos de longitudes en bandas espectrales centradas en 1450, 1940 y 2500 nm, con importantes absorciones secundarias a 980 nm y 1240 nm (Jacquemoud & Ustin, 2008). Los datos fueron normalizados con el pretratamiento SNV para disminuir la dispersión principalmente en el infrarrojo cercano ver la Figura 2-4.

Para la clasificación de las curvas espectrales según el rango de contenido de agua del suelo se usó el método de análisis de discriminante lineal, con la reducción de variables por componentes principales (DA-PLS).

La diferencia de absorción en los picos entre el rango de longitudes de onda (1400-1650 nm) y (1800-2150 nm) en la Figura 2-4, indican que hay cambios debido a la cantidad de agua en el tejido foliar de cada hoja. Estos picos son muy sensibles y la dispersión total no sólo debe a cambios con la cantidad de agua, sino que, cambian por ruidos en la hora de la medición, que provocan una dispersión que puede ser confusa a la hora de análisis, con el pretratamiento SNV, busca minimizar el ruido, reduciendo diferencia en los picos de estas longitudes de onda.

Figura 2-4. Preprocesamiento de los datos, absorbancia sin normalizar (arriba) y con SNV (abajo).



2.4. Resultados y Análisis

2.4.1. Tratamiento hídrico diferencial para variedades de soja

Para el análisis estadístico de la producción de soja, para cada tratamiento de disponibilidad hídrica en el suelo, se tomó como referente el peso de grano seco planta por planta de cada materia, conformada por dos plantas, para un total de 124 muestras, de 126 sembradas, ya que una materia sufrió un daño mecánico que impidió que las plantas llegaran a cosecha.

Para los datos de peso seco y número de vainas total, no se presentaron datos atípicos. En la Tabla 2-4, se muestra que los datos tienen una variación mayor del 40% respecto a su media, para el peso seco el valor del sesgo y las curtosis estandarizados se encuentran dentro del rango esperado para datos provenientes de una distribución normal, mientras que para el número de vainas el sesgo está fuera de rango, aunque se asume la distribución normal por la cantidad de los datos, indicado en el teorema del límite central.

Tabla 2-4. Análisis descriptivo de las variables medidas en cosecha.

Descriptor	Peso de grano seco (g)	Número de vainas por planta
Recuento	124	124
Media	6,3	25,7
Desviación Estándar	2,7	12
Coeficiente de Variación	42,3%	46,6%
Mínimo	0,7	4,0
Máximo	13,7	57,0
Rango	12,8	53,0
Sesgo Estandarizado	0,3	2,4
Curtosis Estandarizada	-1,9	-1,2

El ANOVA de las variables en la cosecha indicó que hubo diferencias significativas relacionadas con el tratamiento (p -valor $<0,05$), mientras que el genotipo no mostró efecto significativo (p -valor $>0,10$) en las variables asociadas a la cosecha (Tabla 2-5). Tampoco existió interacción entre los factores (p -valor $>0,10$), por lo que ningún genotipo tuvo un

comportamiento aislado según la deficiencia aplicada si se compara con los otros dos genotipos.

Tabla 2-5. Análisis de Varianza para Producción - Suma de Cuadrados Tipo III.

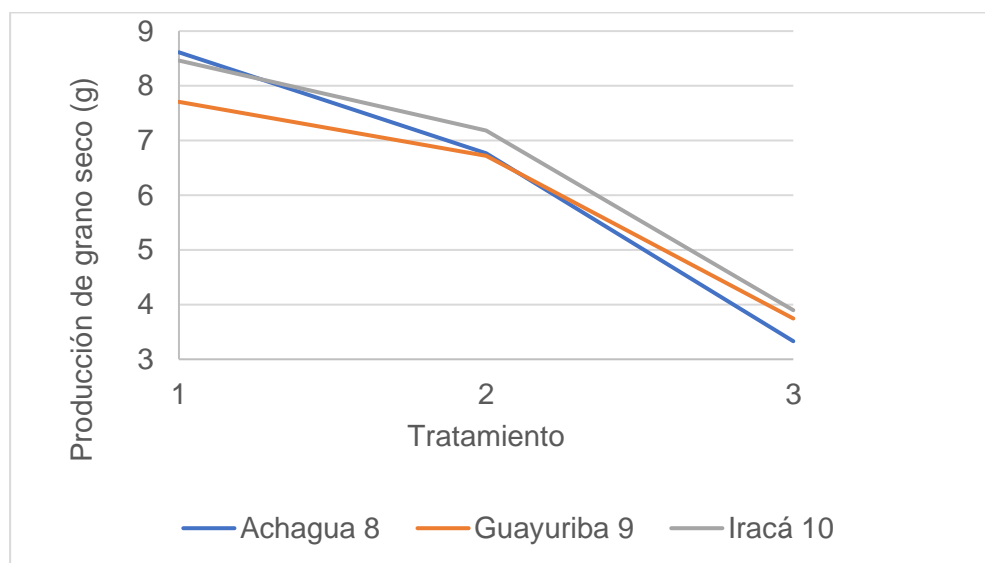
Peso de grano seco.

Fuente	Suma de Cuadrados	Grados de Libertad	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
A: Tratamiento	468,2	2	234,1	70,2	0,0
B: Genotipo	4,3	2	2,2	0,7	0,5
INTERACCIONES					
AB	6,4	4	1,6	0,5	0,8
RESIDUOS	383,4	115	3,3		
TOTAL (CORREGIDO)	862,9	123			

Todas las razones-F se basan en el cuadrado medio del error residual

La Figura 2-5, muestra el peso final de todos los granos por planta, en consecuencia, de la disminución de agua disponible en el suelo, las variedades asimilaron la baja disponibilidad de agua en el suelo con la reducción en peso de granos, sin que haya un comportamiento característico para alguna de las variedades, según el tratamiento aplicado.

Figura 2-5. Interacciones Genotipo-Tratamiento (Rango de contenido de agua del suelo).



Los tres tratamientos de contenido de agua del suelo se diferenciaron entre sí, la producción media de grano seco de las plantas que se mantuvieron con el contenido en CC, es decir, en el tratamiento 1, fue mejor que el tratamiento con las plantas con déficit leve que es el tratamiento 2, y las plantas cerca a PMP o tratamiento 3, tuvieron la media más baja con respecto a los dos anteriores, como se muestra en la Tabla 2-6.

Tabla 2-6. Diferencia de medias para peso del grano, para los tres contenidos de agua en el suelo.

Método: 95 porcentaje Bonferroni, sigma LS 0,3

Tratamiento	Casos	Media LS	Grupos Homogéneos
3	42	3,7	A
2	40	6,9	B
1	42	8,3	C

La comparación entre las medias de las 3 posibles combinaciones entre tratamientos hídricos, mostraron diferencias significativas, para tratamiento contiguos, es decir, por cada grado rango de diferencia, entre los tratamiento 1-2 hubo una pérdida peso de grano seco de por planta de 17% y entre 1 y 3 del 56%, estos resultados son similares con los obtenidos por Bustomi Rosadi, Afandi, Senge, Ito, & Adomako (2007), en donde las pérdidas de grano seco por planta fueron 12% y 49% cuando sólo se regó con un 80% y 60% de la evapotranspiración total respectivamente.

En general la producción de grano seco total, comparado entre los genotipos de soya ensayados, no tuvo diferencias significativas, por lo que se asumen que la deficiencia hídrica afecta de manera uniforme la producción de las tres variedades.

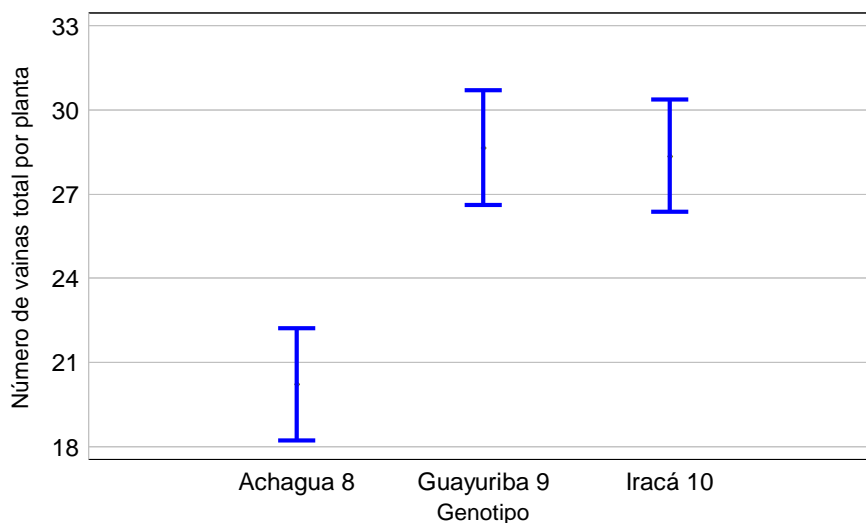
Otro indicador de estrés en las plantas fue el número total de vainas por planta, en la que se separan los tres grupos (Tabla 2-7), sin que haya interacción entre el material y el tratamiento hídrico, aunque los dos factores tuvieron diferencias significativas, debido a que el número de vainas para Achagua 8 fue significativamente menor, en comparación con los materiales Guayuriba 9 e Iracá 10, esto pudo deberse a que no es el genotipo recomendado por adaptación a la zona de piedemonte llanero, y en la descripción su fortaleza está en la producción de vainas con mayor número de granos (Caicedo, Tibocha, & Hernández, 2017), que en generar más cantidad de vainas (Caicedo, Tibocha, & Campuzano, 2017), mostrados en la Figura 2-6.

Tabla 2-7. Número total de vainas.

Fuente	Suma de Cuadrados	Grados de Libertad	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
A: Tratamiento	1906,0	2	953,0	16,7	0,0
B: Genotipo	8881,7	2	4440,8	77,8	0,0
INTERACCIONES					
AB	245,5	4	61,4	1,1	0,4
RESIDUOS	6562,3	115	57,1		
TOTAL (CORREGIDO)	17571,8	123			

Todas las razones-F se basan en el cuadrado medio del error residual

Figura 2-6. Intervalos de confianza 95%, comparador de Bonferroni para cada una de las medias.



De igual manera que el peso seco, el número de vainas se diferenció en los tres tratamientos siendo el rango de contenido de agua del suelo proporcional al número de vainas por planta, entre más seco menos vainas se produjo, por cada nivel de disminución de agua en el suelo, se disminuyó 26% para el tratamiento intermedio y un 56% para el tratamiento cercano a PMP (Tabla 2-8), estos resultados son similares con los que obtuvieron Nahar & Ikeda (2002), en los que el número de vainas por plantas se disminuyó

en 5, 20 y 32% cuando la lámina de riego fue reducida en 60, 40 y 20 % respecto a la de referencia .

Tabla 2-8. Diferencia de media para el número de vainas en total por planta, sigma LS 1,2.

Método: 95.0 porcentaje Bonferroni

Tratamiento	Casos	Media LS	Grupos Homogéneos
3	42	15,2	A
2	40	26,2	B
1	42	35,8	C

Finalmente, a los datos espectrales se le aplicó la corrección de media móvil con paso de 11 longitudes de onda continuas para disminuir el ruido debido al equipo, y la corrección por resalto en el espectro en las longitudes de onda 1000 y 1830 nm debido a cambios de temperatura en el equipo, luego se construyó la base de datos, asignando un tratamiento y estado de desarrollo a cada registro espectral.

2.4.2. Análisis de la información espectral

Aunque las mediciones fueron semanales sólo se usaron los datos tomados en floración y al principio de la formación de vainas, es decir los estados (R1, R2 y R3), debido a que en los estados vegetativos y en la formación de la semilla no fue posible obtener modelos de clasificación eficiente con la metodología descrita.

El modelo de clasificación DA-PLS tuvo una precisión del 82,54%. En la Tabla 2-9 se muestra la matriz de confusión para el modelo de evaluado por validación cruzada.

Tabla 2-9. Evaluación del modelo de clasificación por tratamiento.

Tratamiento		Predichos		
		1	2	3
Reales	1	16	2	0
	2	3	18	3
	3	2	1	18

La precisión del modelo está afectada por la separación de los rangos de los tratamientos de contenido de agua mantenida en el suelo, es decir, la clasificación pierde eficiencia ya

que el tratamiento 2 es intermedio entre los tres, lo que conduce a que pueda ser predicho como una muestra del tratamiento 1 o el tratamiento 3. Al omitir la medición de las muestras que pertenecen a contenido de agua por debajo de la CC, pero aún con agua disponible, el modelo tiene una precisión de 92,9%. Este modelo propuesto puede ser usado cuando se cuenta con una lámina de riego fija y la decisión solo dependiera de tener contenido de agua del suelo por debajo de CC. Mientras que, al usar los tres tratamientos hídricos se puede decidir cuánto aplicar usando láminas variables, según la clasificación, reduciendo la cantidad de agua, optimizando los recursos y el costo económico.

Con los valores predichos por el modelo se calcularon los valores de especificidad y sensibilidad para cada grupo, la situación de diagnóstico crítica es que perteneciendo las plantas a los grupos 2 o 3 (contenido de agua del suelo por debajo a CC sean clasificadas por el modelo dentro del grupo 1, donde no se requeriría agua adicional a la que tiene disponible el suelo y en consecuencia puede conducir a una baja producción. Por lo tanto, esto se refiere a que el grupo 1 debe tener una especificidad alta para evitar los falsos positivos, es decir materas con necesidad bajo contenido de agua predichas como si estuvieran en CC. Los grupos 2 y 3 deben tener una sensibilidad alta que eviten los falsos negativos, o materas que tienen un contenido de agua por debajo de CC y se predicen en el grupo equivocado, ver la Tabla 2-10.

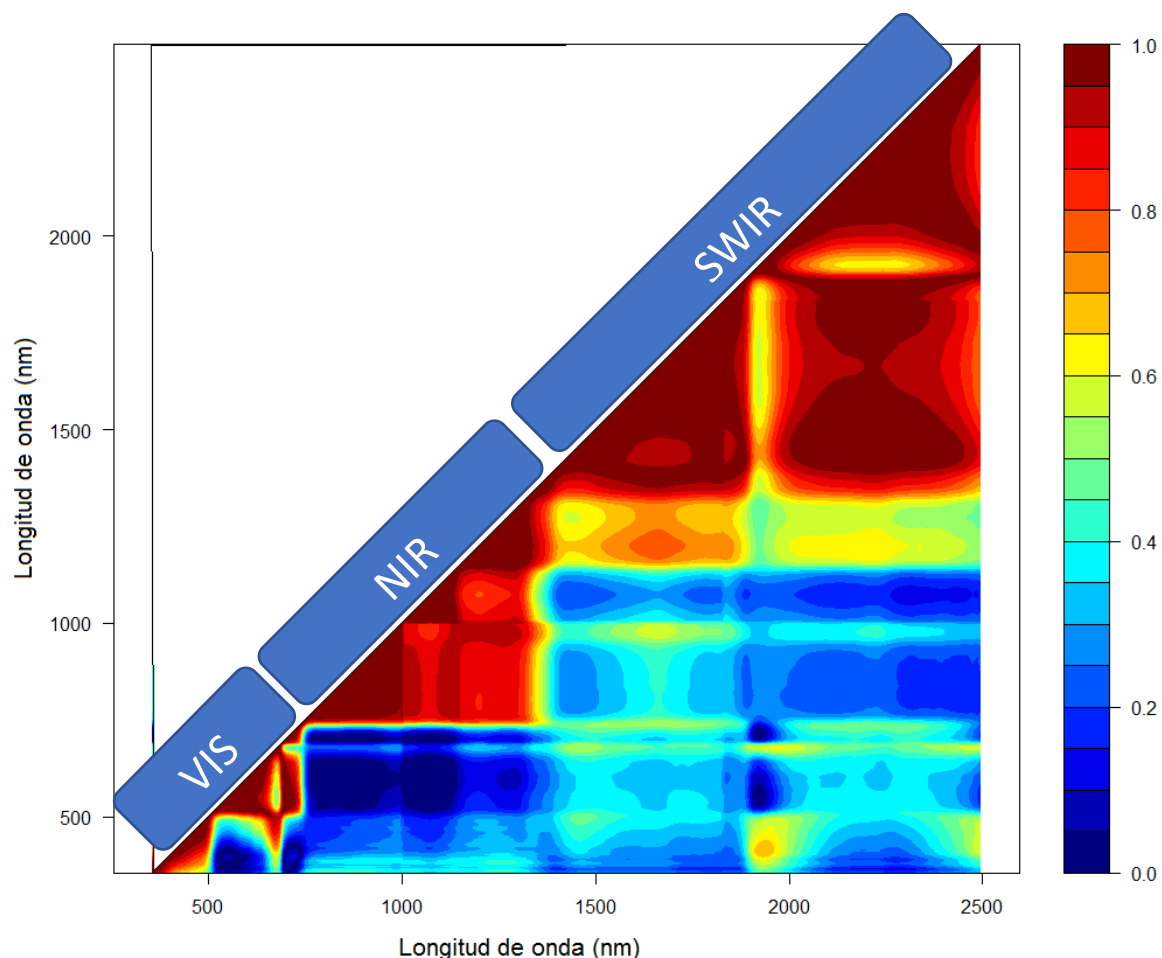
Tabla 2-10. Test de diagnóstico de clasificación de tratamientos.

	Sensibilidad	Especificidad
1	76,2%	94,7%
2	85,7%	85,0%
3	85,7%	91,9%

En los estados de desarrollo usados (R1, R2 y R3), se contó con 63 individuos, 21 de cada tratamiento, mientras que, para la construcción del modelo de clasificación se contaba hasta con 2151 variables, entregadas por la alta definición o precisión en el rango de longitudes de onda medidas, desde 355 hasta 2494 nm. Por lo tanto, fue necesario reducir las variables a 5 factores, hallados mediante componentes principales.

Se calculó el coeficiente de regresión lineal entre todas las combinaciones de longitudes de onda para explorar la correlación y las variables redundantes, con lo que se observa que el NIR y el SWIR las longitudes de onda consecutivas son de paso más ancho que las del visible ver la Figura 2-7.

Figura 2-7. Correlación de Pearson entre longitudes de onda.



Las longitudes de onda continuas tienen una alta colinealidad entre sí, por lo cual los pesos de las variables en los factores se muestran relacionados a zonas del espectro con pasos de banda anchos, que están relacionados con el estado hídrico en las hojas. En la Figura 2-8, puede verse que la región del infrarrojo cercano NIR (780-1310 nm) no tiene importancia significativa, mientras la región que más influye en el modelo es la del visible en azul, el verde y el borde rojo, con un paso de banda mucho más fino que los dos anteriores. La segunda región más importante en el infrarrojo de onda corta SWIR, en las

longitudes de onda entre 1850-2000 nm que tienen un cambio de pendiente en la curva espectral característica relacionada con el contenido de agua en la hoja según Carter (1991). Este autor encontró que las longitudes de onda con la más alta sensibilidad al contenido de agua relativo (RWC), usando la relación entre peso seco y peso húmedo en las hojas, son las cercanas a 1450, 1940, and 2500 nm.

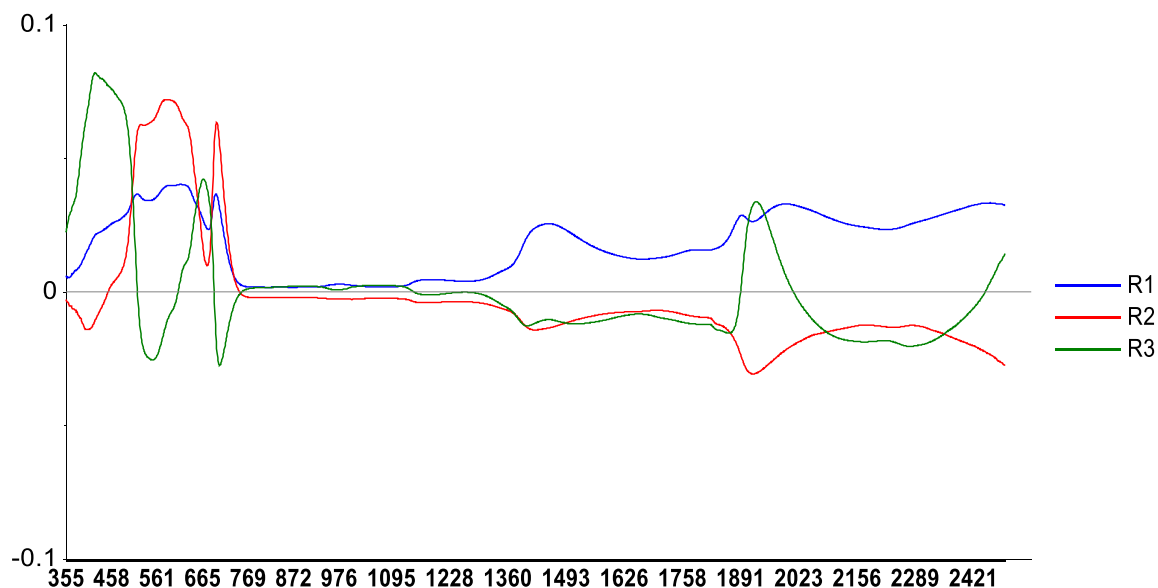
En el factor 1, se le da mayor peso a las regiones entre 1430 a 1470 nm y de 2100 a 2270 nm, ver la Figura 2-8, ya que está relacionado con las áreas generales para el primer armónico del estiramiento O-H, la banda de combinación del estiramiento O-H y la deformación O-H, y la banda de combinación del estiramiento O-H y la deformación C-C para la celulosa, respectivamente (Montalvo & Von Hoven, 2004). Sin embargo, en los factores 2, 3, 4 y 5, no muestran alta correlación en estas regiones, ya que son más detallados y específicos a la variación debida al estrés hídrico, siendo menos afectadas por las diferencias químicas en los enlaces H y otras interacciones sutiles desempeñen un papel en la medición NIR, como por ejemplo, en el rango de 1300 a 1500 nm, el agua tiene una alta absorción de la radiación, lo que limita la aplicación de estas longitudes de onda ya que la reflectancia llega a saturarse aun cuando hay baja disponibilidad de agua (Reynolds, Pask, Mullan, & Chavez-Dulanto, 2013).

Estos resultados son similares con los encontrados por Ramachandiran (2015) con métodos de discriminación lineal paso a paso, en los cuales coinciden las regiones del azul, el verde, el rojo y el borde rojo. Sin embargo, encontró resultados en el NIR en 820,7, 835,5, 852,2, 870,3 nm, para la especie de maíz, esta última región para este caso de estudio no es relevante en el peso que tienen cada factor. En la región de SWIR Ramachandiran (2015), no reporta resultados ya que el instrumento de medición espectral usado sólo abarcada hasta 1050 nm.

Estudios con el análisis completo del espectro en la soya con estrés hídrico medido en las hojas no son frecuentes en literatura. Sin embargo, Hunt, Daughtry, & Li (2016), encontraron diferencias entre las curvas espectrales de las hojas frescas y de las hojas secas, en cual este último grupo muestra un incremento en la reflectancia, pueden ser atribuidos a parámetros de estructura de la hoja, donde las paredes celulares de las células del mesófilo de la hoja limitan el volumen celular a la máxima presión de turgencia. A

medida que una hoja se deshidrata, la pérdida de agua disminuye el volumen celular entre 10 y 20% hasta que la presión de la turgencia sea cero (Nobel, 2009). Con la disminución del volumen celular, las células del mesófilo pueden separarse una de otra exponiendo más pared celular al espacio aéreo intercelular, lo anterior, tienen como consecuencia que cada especie muestre en el espectro el proceso de deshidratación de manera diferente.

Figura 2-8. Pesos de los valores de las longitudes de onda en cada factor.



2.5. Conclusiones

La predicción de estados hídricos en la soya a través de mediciones espectrales en las hojas sólo fue posible en los estados reproductivos, porque en los vegetativos las plantas de los materiales de soya usados fueron resistentes a bajos contenidos de contenido de agua en el suelo, como se puede evidenciar en el campo durante las épocas de baja precipitación, mientras que, cuando empieza el llenado de vainas, la planta expresa el estrés por déficit de agua y es posible diferenciar esta condición por la técnica de reflectancia ensayada.

La metodología de espectroscopia empleado para diagnóstico de estrés por bajo contenido de agua del suelo en condiciones bajo cubierta, permitió diferenciar las plantas

con déficit hídrico en los estados R1, R2 y R3, mediante análisis discriminante lineal con una precisión de 82,5% con cinco factores de regresión, donde las regiones del espectro más importantes fueron el visible, seguida por el infrarrojo medio. El infrarrojo cercano no es una región que aporte peso en los factores que construye el modelo de clasificación.

Adicional al tratamiento de contenido de agua diferencial permanente durante las etapas de desarrollo del cultivo de soya, es necesario realizar diagnósticos de déficit específico para cada estado vegetativo, para evaluar la capacidad de recuperación de las plantas y la afectación de la producción, que permita complementar el presente estudio con herramientas de diagnóstico rápidas y eficientes empleadas en campo y en grandes extensiones.

2.6. Bibliografía

- Almanza, E. (2006). Manejo del recurso hídrico para el cultivo de la soya en la orinoquia Colombiana. In C. C. de I. A. CORPOICA (Ed.), *Soya, Alternativa para los Sistemas de Producción de la Orinoquía Colombiana* (Primera, pp. 135–142). Villavicencio. Retrieved from <http://bibliotecadigital.agronet.gov.co/handle/11348/6554>
- Bustomi Rosadi, R. A., Afandi, Senge, M., Ito, K., & Adomako, J. T. (2007). The effect of water stress in regulated deficit irrigation on soybean yield (*Glycine max* [L.] Merr.). *Paddy and Water Environment*, 5(3), 163–169. <https://doi.org/10.1007/s10333-007-0080-z>
- Caicedo, S., Tibocho, Y., & Campuzano, L. F. (2017). Corpoica Guayuriba 9: new improved soybean (*Glycine max* [L.] Merrill) variety with specific adaptation to the Colombian foothills. *Acta Agronómica*, 66(2). <https://doi.org/10.15446/acag.v66n2.50760>
- Caicedo, S., Tibocho, Y., & Hernández, A. (2017). *Soya Corpoica Achagua 8*. (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria, Ed.). Villavicencio. Retrieved from http://agropecuaria-primotc.hosted.exlibrisgroup.com/primo_library/libweb/action/display.do;jsessionid=E A9D7C7869DE6B463BCBA6A41738CF77?tabs=requestTab&ct=display&fn=search&doc=57BAC_Aleph000067407&indx=2&reclids=57BAC_Aleph000067407&recldxs=1&elementId=1&
- Carter, G. A. (1991). Primary and Secondary Effects of Water Content on the Spectral Reflectance of Leaves. *American Journal of Botany*, 78(7), 916.

<https://doi.org/10.2307/2445170>

- CommodityBasis. (2018). Soybean Markets and Cash Prices - CommodityBasis. Retrieved January 10, 2018, from https://www.commoditybasis.com/soybean_prices
- Fenalce. (2017a). *ESTIMACIÓN DE COSTOS DE PRODUCCIÓN*. Retrieved from http://www.fenalce.org/nueva/plantillas/arch_down_load/Costos.pdf
- Fenalce. (2017b). *FEDERACIÓN NACIONAL DE CULTIVADORES DE CEREALES Y LEGUMINOSAS DEPARTAMENTO ECONÓMICO Y APOYO A LA COMERCIALIZACIÓN 2017A Indicadores Cerealistas*. Retrieved from <http://www.fenalce.org/archivos/indicer2017a.pdf>
- Hunt, E. R., Daughtry, C. S. T., & Li, L. (2016). Feasibility of estimating leaf water content using spectral indices from WorldView-3's near-infrared and shortwave infrared bands. *International Journal of Remote Sensing*, 37(2), 388–402. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1128575>
- ICA. (1992). *Fertilización en diversos cultivos Quinta aproximación*. Instituto Colombiano Agropecuario (ICA). Retrieved from <https://www.librerianacional.com/pagina=producto&libro=9789589066874&autor=202404&editorial=3170>
- Jacquemoud, S., & Ustin, S. L. (2008). MODELING LEAF OPTICAL PROPERTIES. *Photobiological Sciences Online, Environmen*. Retrieved from http://photobiology.info/Jacq_Ustin.html
- Liebig, M., Franzluebbbers, A. J. (Alan J.), & Follett, R. F. (Ronald F. . (2012). *Managing agricultural greenhouse gases : coordinated agricultural research through GRACEnet to address our changing climate*. Academic Press.
- MADR. (2017a). Colombia Siembra superó su meta y alcanzó más de un millón de hectáreas nuevas. Retrieved April 18, 2018, from <https://www.minagricultura.gov.co/noticias/Paginas/Colombia-Siembra-superó-su-meta-.aspx>
- MADR. (2017b). Estadísticas Agrícola Área, producción, rendimiento y participación. Retrieved October 5, 2017, from <http://www.agronet.gov.co/estadistica/Paginas/default.aspx>
- Mark, H., & Workman, J. (2007). *Chemometrics in spectroscopy* (First). Amsterdam: Elsevier/Academic Press.
- Montalvo, J. G., & Von Hoven, T. (2004). Analysis of Cotton. In C. S. and Q. R. U. USDA-ARS (Ed.), *Near-Infrared Spectroscopy in Agriculture* (p. 44:671-728). New Orleans,

- Louisiana, USA. <https://doi.org/10.2134/agronmonogr44.c25>
- Nahar, B. S., & Ikeda, T. (2002). The Effects of Figaron and Water Deficit on Seed Yield of Two Soybean Cultivars. *Plant Production Science Plant Prod. Sci*, 5(52), 124–130. <https://doi.org/10.1626/pps.5.124>
- Nobel, P. S. (2009). *Physicochemical and environmental plant physiology*. Academic Press.
- OECD/FAO. (2017). *OCDE-FAO Perspectivas Agrícolas 2017-2026*. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/agr_outlook-2015-es
- OECD/FAO. (2017). OILSEEDS AND OILSEED PRODUCTS. In 104-113 (pp. 2017–2026). Paris. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1787/agr_outlook-2017-8-en
- Ramachandiran, K. (2015). *REMOTE SENSING TECHNIQUES TO ASSESS NITROGEN AND WATER STRESS IN MAIZE*. TAMIL NADU AGRICULTURAL UNIVERSITY.
- Reynolds, M. P., Pask, A. J. D., Mullan, D. M., & Chavez-Dulanto, P. N. (2013). *Fitomejoramiento fisiológico I: enfoques interdisciplinarios para mejorar la adaptación del cultivo* (CIMMYT). México, D.F.: CIMMYT.
- Sharma, B. K. (2007). *Spectroscopy*. (Krishna Prakashan Media, Ed.) (Twentieth). Retrieved from <https://books.google.com.co/books>
- Shenk, J. (2004). Standardization and Calibration Transfer. In The Pennsylvania State University (Ed.), *Near-Infrared Spectroscopy in Agriculture* (1st ed., pp. 207–227). <https://doi.org/10.2134/agronmonogr44.c9>
- Valencia, R. (2006). Variedades de soya de importancia económica para la Orinoquia Colombiana. In *Soya(Glycine max (L) Merrill) alternativa para los sistemas de producción de la Orinoquia Colombiana*. Bogotá, D.C.: Agrosavia.

3. Índices espectrales para la predicción del estado hídrico en las hojas de Soya (*Glycine max*)

3.1. Resumen

La disponibilidad de agua en el suelo es un factor que condiciona la producción y el rendimiento de los cultivos. Con el monitoreo del contenido de agua del suelo se puede programar el riego complementario, o implementar prácticas de manejo que hagan eficaz el uso de agua por las plantas. Sin embargo, la medición del contenido de agua en extensiones grandes resulta dispendiosa por insuficiencia de recursos como el tiempo y el dinero, para planear zonas de manejo específico que optimizan el uso de agua.

El objetivo fue hacer una evaluación del uso de índices de vegetación espectral para el diagnóstico de estrés hídrico en variedades de Soya (*Glycine max*), desarrolladas con adaptación a la Orinoquía Colombiana, en varios estados de desarrollo fenológico. Se estableció un ensayo con tres rangos de contenido de agua del suelo, uno con el suelo cerca de CC, otro cercano al PMP y otro intermedio entre los dos anteriores, se evaluaron los genotipos Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10.

Los índices calculados fueron WI, NDWI, RDI, SRWI, R975, WBI, NDII, MSI, DRI, RDI940, NDWI, MSI/SR y DSWI, DSWI-1, DSWI-2, DSWI-3, DSWI-4, DSWI-5 y PRI, se midieron semanalmente en trifolio más joven desarrollado, asociado a cada estado fenológico. Se realizó un análisis de modelos mixtos con el método de comparación de medias de Bonferroni, evaluando el cambio de cada índice según el estado vegetativo, y se

identificaron los estados de desarrollo en donde los índices tenían potencial para identificar el déficit de contenido de agua en el suelo.

El índice DSWI-4 fue el que mejor discriminó las plantas con deficiencias hídricas, sin que el genotipo mostrara diferencias significativas, este índice es usado para la identificar síntomas asociados con enfermedades que inducen al estrés hídrico en las hojas. El uso de índices de vegetación espectral para la detección de estrés hídrico en las hojas de soya no presentó una única metodología general para un solo índice, sino que hay alternas según varía el genotipo y el desarrollo fenológico en que se lleve a cabo la medición del índice, por lo que se requiere establecer previamente los estados críticos de sequía que afectan el rendimiento del grano, y determinar las etapas de desarrollo a monitorear con sensoramiento remoto.

Palabras clave: Índices de vegetación, Disponibilidad de agua, Estrés hídrico, Sensoramiento remoto.

3.2. Introducción

La soya es un leguminosa de la que se extrae principalmente aceite y harina de soya como complemento para insumos de alimentación animal, la proyección de la producción mundial aumentará en un 60% (OECD/FAO, 2017), en Colombia el plan Colombia Siembra se incrementó en 4000 ha (MADR, 2017), ya que hasta 2017 el 95% de la demanda nacional es cubierta por importaciones el cual tienen un costo aproximado de \$2.610.000 pesos por tonelada (Fenalce, 2017a).

Las proyecciones expansionistas de áreas para el cultivo en Latinoamérica, y especialmente para Colombia, requieren además de un manejo eficiente del recurso hídrico ajustado a las condiciones de cambio climático, con incremento del CO₂, la temperatura y mayor la tasa de evapotranspiración (Allen, Pan, Boote, Pickering, & Jones, 2003), con menor competencia entre las plantas de soya y las malezas (Bernal, 2006), y en general favorezca los factores que permiten completar el ciclo de producción de grano, evitando aborto florales y vainas vanas en los estados de desarrollo críticos (Singh, Ram, & Aggarwal, 2010).

Los materiales más usados en el país son Soyica P-34, SK7 y P29, han sido desarrolladas entre el Instituto Colombiano Agropecuario (ICA) y dos productores privados, Semillas Kamerún y Semillas Panorama, respectivamente. En la variedad Soyica-P34, Almanza (2006), encontró que aplicando riego complementario en los periodos de déficit de agua se puede llegar a rendimiento cercano a 4 ton/ha. Mientras que, Sinclair (2017) afirma que el comportamiento de los diferentes genotipos es poco variante al cierre parcial temprano de estomas cuando el suelo tiene poca disponibilidad de agua en el suelo.

Existen varias estrategias para aumentar el rendimiento, como el uso de materiales de soya genéticamente modificados que para el caso de Estados Unidos reportan incrementos de hasta 11% (Maes, 2017), en Colombia Valencia & Ligarreto (2010), recomiendan que uno de los objetivos del mejoramiento genético de la soya debe ser la tolerancia al estrés hídrico, para esto, se ha venido desarrollando fitomejoramiento convencional a través de la entidad Agrosavia, con los últimos tres registros ICA de las variedades de soya usadas en el presente trabajo, y hasta el último año se presentó una propuesta para soya genéticamente modificada (GM) resistente a glifosato, con el objetivo de incrementar el rendimiento y productividad del cultivo de soya (Rojas, 2017).

El aumento del rendimiento en la soya en el país, depende principalmente de las prácticas culturales de manejo, tales como la densidad de población óptima, la aplicación apropiada de fertilizantes, la elección efectiva de época de siembra (Bernal, 2006), quedando un umbral para tecnificar la producción con la labranza mínima, manejo del suelo para que retenga mayor cantidad de agua y en épocas críticas el complemento de agua mediante riego (Irwin, Hubbs, & Good, 2017).

Para optimizar los recursos y garantizar una producción de soya sostenible es necesario implementar las prácticas agrícolas de manejos por sitio, aunque esto implica la obtención de datos más frecuente y de mayor número de muestras que puedan representar la variabilidad de los recursos en el suelo, tales como el agua, que además cambia también en el tiempo. Por eso se crea la necesidad de herramientas de diagnóstico rápido, económico, no destructivo y que pueda ser empleado en grandes áreas para definir

regiones diferenciadas de manejo específico que reduzcan el costo y el impacto ambiental negativo de la producción de soya.

El manejo específico por sitio, conocido también como agricultura de precisión, requiere de información con alta resolución temporal y espacial, para lo cual se usa el sensoramiento remoto. Dicha información por lo general captura de datos de gran volumen en muy poco tiempo. Entre las herramientas de sensoramiento remoto se encuentran los sensores ópticos que pueden identificar estrés, como el provocado por la deficiencia hídrica en el suelo, a través de la respuesta en el espectro visible e infrarrojo de las hojas, como lo encontraron los autores (Hunt & Yilmaz, 2007), aplicados en cultivos permanentes (Pu, Ge, Kelly, & Gong, 2003), (Kumar, 2007), cultivos anuales (Bahrun, Mogensen, & Jensen, 2003), y específicamente para la soya (Chen, Huang, & Jackson, 2005).

La estimación del contenido agua de la hoja y del agua del dosel se hace por medio de aproximaciones empíricas establecidas mediante técnicas de regresión y clasificación a partir de índices espectrales. Estos índices son una relación de los valores de reflectancia espectral en dos o más bandas, normalmente se utiliza el valor discreto medido en la longitud de onda en particular, esto siempre y cuando el instrumento de medida tenga una alta resolución espectral para obtener los valores sin ruido de bandas adyacentes, como puede ser un espectrorradiómetro de campo.

Frente al uso de sensores espectrales aerotransportados, que por lo general tienen la resolución espectral mínima en una región aproximada, el uso de espectrorradiómetros de campo permite tener datos hiperespectrales de paso de banda muy fino, y a partir de análisis univariados de los índices de vegetación espectral, obtener una buena precisión del estrés hídrico en las hojas, incluso mejor que con análisis multivariados (Mirzaie et al., 2014).

El objetivo de este trabajo fue identificar índices de vegetación espectral que puedan ser usados para diagnosticar la necesidad de riego para plantas de soya, a través de mediciones con sensoramiento proximal en las hojas.

3.3. Materiales y métodos

3.3.1. Material vegetal y ubicación

El ensayo fue establecido en el municipio de Villavicencio, vereda la reforma 4°3'40"N, 73°27'41"O, 326 m.s.n.m. Se usaron tres genotipos de Soya Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10, que fueron desarrollo de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (AGROSAVIA), las características generales de los genotipos se muestran en la Tabla 3-1. Se sembraron en materia con dos plantas en cada una, dentro de una casa de malla, con cobertura plástica sin paredes.

La lámina de agua aplicada fue variable durante el ciclo de crecimiento de las plantas, se establecieron tres rangos de contenido de agua para mantener las materas dentro de tres rangos, definidos así, uno cercano a la CC mayor que 25% de contenido volumétrico de agua, otro rango por debajo de este contenido, entre 15 y menor a 25% como un tratamiento intermedio y finalmente un rango con el contenido de agua cercano a PMP, es decir entre 10 y 15% de contenido de agua volumétrico. Para efectos prácticos estos tratamientos se numeraron como 1, 2 y 3 respectivamente.

Tabla 3-1. Características de las variedades de Soya.

CARACTERÍSTICAS	CORPOICA ACHAGUA 8	CORPOICA GUAYURIBA 9	CORPOICA IRACÁ 10
Ciclo (días a cosecha)	95-100 (precoz)	104-108 (Intermedio)	95 a 110 (Intermedio)
Hábito de crecimiento	Indeterminado	Determinado	Determinado
Número de granos por vaina	76% con 3 a 4 granos	2-3	2
Número de vainas	37	45	56
Hoja	Lanceolada	Ovalada	Ovalada
Rendimiento experimental (t/ha)	3,0	2,6 a 3,0	2,4 a 3,3
Recomendación	Altillanura	Piedemonte altillanura mejorada	Piedemonte altillanura mejorada

Se seleccionó un suelo Oxisol del Piedemonte llanero en la zona de textura Franco arcillo arenosa (FArA), de fuerte a extremadamente ácido, con bajos contenido de (P), (Ca), (Mg), (Na), pero con un alto de contenido de materia Orgánica (MO). Para suplir las necesidades de fertilización se aplicó 1.5 kg/ha para elementos menores (B), (Cu) y (Zn), 80 kg/ha de superfosfato P_2O_5 , 80 kg/ha de (K) y 100 kg/ha (Mg), (s) y (O).

3.3.2.Mediciones

- Equipos y toma de datos Espectrales

Durante el ciclo de crecimiento y reproductivo de la soya se tomaron los datos de reflectancia espectral en las hojas del trifolio más joven desarrollo teniendo en cuenta el estado fenológico de referencia, entre 5 nudos desarrollados y el llenado de vainas, que corresponden entre 5 hojas desarrolladas (V5) y cercano a la madurez fisiológica (R6) descrita por Guamán et al. (1996) en la Tabla 3-2. Para la medición de reflectancia se usó el espectrorradiómetro de campo FieldSpec 3 de la marca ASD, con fuente de luz propia del equipo. Este equipo almacena los datos entre las longitudes de onda de 350 a 2500 nm Vis/NIR/SWIR, cuenta con una fibra óptica de 25° de campo de visión con una resolución espectral de 3 nm hasta los 700 nm, y 10 nm hasta 2100 nm, aunque a la precisión en la información entregada es de 1 nm.

Tabla 3-2. Estados fenológicos de la soya.

Código	Descripción
VE	Emergencia de la plántula con cotiledones sobre la superficie del suelo
VC	Planta emergida con cotiledones completamente abiertos y las hojas unifoliadas desarrolladas (3-5 días) después de la emergencia
V1	Aparece el primer nudo, primer par de hojas unifoliadas completamente desarrolladas y frente una de otra
V2	Primera hoja trifoliada emergiendo en el nudo superior al unifoliado y completamente extendida
V5	Cinco nudos sobre el tallo principal con hojas trifoliadas completamente expandidas
V(n)	Enésimo de nudos sobre el tallo principal con hojas completamente expandidas.
R1	Comienzo de floración. Una flor abierta en cualquier nudo del tallo
R2	Plena floración. Flor abierta en uno de los nudos superiores del tallo principal con hoja completamente extendida.
R3	Comienzo del desarrollo de las vainas. Vainas de 5 mm de largo en uno de los cuatro nudos superiores del tallo principal.
R4	Elongación completa de las vainas. Vainas de 2 cm de largo en uno de los cuatro nudos superiores del tallo principal.
R5	Comienzo de formación de semilla. Semilla con 3 mm de largo en una vaina de uno de los cuatro nudos superiores del tallo principal.
R5.1	Granos en inicio de formación (hasta 10% de llenado de la vaina).
R5.3	Vainas con 25 a 50% de llenado.
R5.5	Vainas con más de 75% de llenado.
R6	Tamaño máximo de semilla. Vainas con semillas verdes que llenan completamente la vaina en uno de los cuatro nudos superiores del tallo principal.
R7	Comienzo de maduración. Cuando alguna vaina normal toma el color típico de maduración.
R7.1	Inicio a 50% de hojas y vainas amarillas.
R7.2	De 50 a 75% de hojas y vainas amarillas.
R7.3	Más de 75% de hojas y vainas amarillas y principio de defoliación.
R8	Plena madurez. 95% de las vainas tienen color típico de madurez.
R8.1	50% de defoliación y oscurecimiento de las vainas.
R8.2	Más de 50% de defoliación a precosecha.
R9	Punto de cosecha

Medición del contenido de agua del suelo

Cada dos días el contenido de agua del suelo fue medido con el sensor HH2 de la marca Delta-T Devices, equipado con el perfil de sonda ThetaProbe, SM200 y el sensor WET con el fin de aplicar una cantidad de agua específica por materia, para que el contenido de agua de cada materia se mantuviera dentro del rango del tratamiento indicado.

Índices espectrales vegetativos

Los índices usados están actualmente reportados por autores, para diferentes aplicaciones, relacionadas con la cantidad de agua en la hoja, en varias especies, algunos usados de manera específica y otros han sido desarrollados para el uso en general en la vegetación. En la Tabla 3-3 se presentan los índices seleccionados para calcular, con aplicación de sensores de paso de banda estrecho, que permiten el uso de longitudes de onda específicas.

Por cada fecha de toma de datos espectrales se calcularon los índices de la Tabla 3-3, relacionándolos con el estado de desarrollo de la Tabla 3-2, desde el estado vegetativo con cinco trifolios desarrollados hasta el reproductivo cercano a madurez fisiológica contando los Días Después de la Emergencia (DDE), sin embargo, cada índice en particular tiene una variación por temporalidad, siendo la respuesta espectral una función dependiente de las fases fenológicas (Pinto et al., 2017) y otros factores como condiciones climáticas, la fertilización nitrogenada, disponibilidad de agua, entre los más frecuentes.

Se realizó un análisis de modelos mixtos, para medidas repetidas, en que se tuvo en cuenta el tiempo como factor fijo en cada muestra. Para el análisis de modelos mixtos es necesario cumplir los criterios de normalidad conjunta multivariada, homogeneidad de las matrices de dispersión e igualdad de las varianzas, con el fin de utilizar cualquier estructura de covarianza (Arnau, 2001).

Se usó el software SAS 9.4. con el procedimiento PROC MIXED, con la estructura de covarianza autorregresiva de primer orden heterogénea (ARH(1)), con la cual se tuvo el menor criterio de Akaike (Correa & Salazar, 2016). Se usó el criterio de Bonferroni en la comparación múltiple de los estimadores con un nivel de confianza del 95%.

Tabla 3-3. Índices de vegetación espectral usados para el manejo hídrico.

ID Índice (Nombre completo)	Ecuación	Referencia
WI (Índice de agua)	$\frac{R_{700}}{R_{970}}$	(Peñuelas, Filella, Biel, Serrano, & Savé, 1993)
NDWI (índice de diferencia normalizado)	$\frac{(R_{858} - R_{1240})}{(R_{858} + R_{1240})}$	(Gao, 1996)
WI/NDWI (Relación WI, índice de diferencia normalizado)	$\frac{(R_{900}/R_{970})}{(R_{800} - R_{680}) / (R_{800} + R_{680})}$	(Peñuelas, Pinol, Ogaya, & Filella, 1997)
RDI (Índice de profundidad relativa a 1175)	$\frac{R_{max} - R_{min}}{R_{max}}$	(Rollin & Milton, 1998)
SRWI (Índice relación agua simple)	$\frac{R_{858}}{R_{1240}}$	(Zarco-Tejada & Ustin, 2001)
R975 (Relación a 975)	$\frac{2\bar{R}_{960-990}}{\bar{R}_{920-940} + \bar{R}_{1090-1100}}$	(Pu et al., 2003)
WBI (Índice de banda del agua)	$\frac{R_{970}}{R_{900}}$	(Champagne, Pattey, Bannari, & Strachan, 2001)
NDII (Índice de diferencia normalizado del infrarrojo)	$\frac{(R_{820} - R_{1650})}{(R_{820} + R_{1650})}$	(Hardisky, S, Klemas, & Smart, 1983)
MSI (Índice de estrés de humedad)	$\frac{R_{1600}}{R_{820}}$	(Hunt & Rock, 1989), (Ceccato, Flasse, Tarantola, Jacquemoud, & Grégoire, 2001)
DRI (Índice de Reflectancia de Datt)	$\frac{(R_{816} - R_{2218})}{(R_{816} + R_{2218})}$	(Datt, 1999)
RDI940 (Índice de profundidad relativa a 1450)	$\frac{(R_{max} - R_{min})}{(R_{max})}$	(Zhao, Zhou, Wang, & W.-J. Huang, 2004)
NDWI2130 (Índice de diferencia normalizado a 2130)	$\frac{(R_{858} - R_{2130})}{(R_{858} + R_{2130})}$	(Chen et al., 2005)
NMDI (Índice de sequía multibanda normalizado)	$\frac{R_{858} - (R_{1640} - R_{2130})}{R_{858} + (R_{1640} + R_{2130})}$	(Wang & Qu, 2007)
MSI/SR (Relación entre MSI/ relación simple)	$\frac{(R_{1600}/R_{820})}{(R_{895}/R_{675})}$	(Colombo et al., 2008)
DSWI-1 (Relación simple 800/1660 Enfermedad-Índice de estrés hídrico)	$\frac{R_{800}}{R_{1660}}$	(Apan, Held, Phinn, & Markley, 2003)
DSWI (Enfermedad-Índice de estrés hídrico)	$\frac{(R_{802} + R_{547})}{(R_{1647} + R_{682})}$	(Galvão, Formaggio, & Tisot, 2005)
Índice de estrés hídrico-Enfermedad-relación simple 1660/550, DSWI-2	$\frac{R_{1660}}{R_{550}}$	(Apan et al., 2003)
Índice de estrés hídrico-Enfermedad-relación simple 1660/680, DSWI-3	$\frac{R_{1660}}{R_{680}}$	(Apan et al., 2003)
DSWI-4 (Relación simple 550/680 Enfermedad-Índice de estrés hídrico)	$\frac{R_{550}}{R_{680}}$	(Apan et al., 2003)
Índice de estrés hídrico-Enfermedad-relación simple 1660/550, DSWI-5	$\frac{(R_{800} - R_{550})}{(R_{1660} + R_{680})}$	(Apan et al., 2003)
Índice de reflectancia fotoquímica PRI	$\frac{(R_{531} - R_{570})}{(R_{531} + R_{570})}$	(Aparicio, et al, 2004)

3.4. Análisis y Resultados

3.4.1. Índices de vegetación espectral

El modelo mixto con el tiempo como factor, permitió establecer que todos los índices mostrados en Tabla 3-3, calculados a partir de la medición con el FieldSpec 3, tienen un comportamiento diferente, dependiendo del estado fenológico, por lo que es necesario separar los datos por cada estado vegetativo, previo al análisis de varianza convencional, para evaluar la diferencia de los índices por genotipo o rango de contenido de agua en el suelo.

El otro factor fijo por genotipo también tuvo diferencias significativas, aunque en general, los índices espectrales mostraron cambios para la variedad Achagua 8 respecto a las variedades Guayuriba 9 e Iracá 10. Esta separación posiblemente es debida a que la variedad Achagua es precoz y de hábito de crecimiento indeterminado (Caicedo, Tibocho, & Hernández, 2017) características que no comparte con las variedades Guayuriba 9 e Iracá 10 (Caicedo, Tibocho, & Campuzano, 2017), ver la Tabla 3-1.

El rango de contenido de agua del experimento en materas fue el factor con menor discriminación entre grupos que se obtuvo en el modelo mixto, ya que los índices WI, WI/NDWI, NDWI, SRWI, R975, NMDI, RDI940, y WBI, no mostraron diferencias significativas, comparada con la variación provocada por el estado fenológico y por el genotipo usado. Es decir, cuando se usan estos índices espectrales no es posible distinguir las plantas de soya con estrés hídrico, a través de mediciones de reflectancia en las hojas.

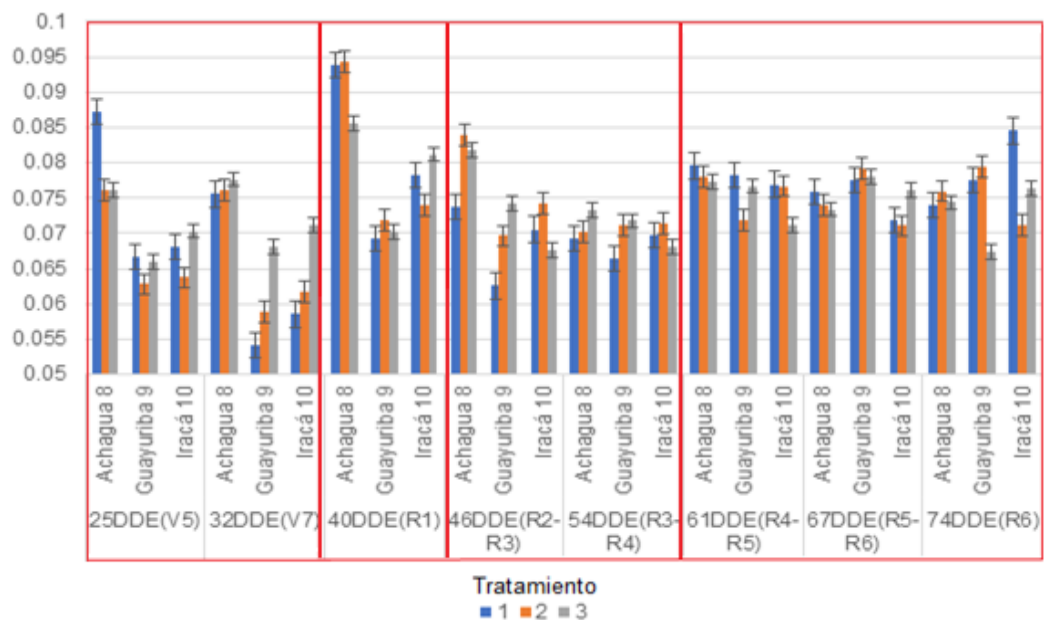
Los demás índices RDI, NDII, MSI, DRI, NDWI2130, MSI/SR, DSWI, DSWI1, DSWI2, DSWI3, DSWI4, DSWI5 y PRI mostraron diferencias significativas entre las plantas en el tratamiento a la CC y las que estaban por debajo de este nivel, en los rangos de contenido de agua en el suelo. El uso de cada índice se describe a continuación detalladamente para el estado fenológico en el que cada índice es capaz de detectar la deficiencia hídrica.

▪ **Índice de profundidad relativa a 1175 (RDI)**

Mostró comportamiento diferente en el tiempo, permitió agrupar los valores por índice según el estado de desarrollo: el primero para estados vegetativos, el segundo en floración, el tercero en formación de vainas y finalmente, de llenado de vainas Figura 3-1. El índice RDI no diferenció entre tratamientos a nivel general, pero si por genotipo, puesto que los valores del material Achagua, para los estados vegetativos y en floración fue más alto que los otros dos genotipos (0,078, 0,070 y 0,072 para las variedades Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10, respectivamente).

Por lo tanto, el índice RDI tiene su potencial para detectar las hojas con déficit hídrico en estados de desarrollo vegetativos, en floración y estados posteriores. Sólo para estado V7, con alrededor de 7 nudos formados en cada planta fue posible encontrar diferencias significativas, entre las plantas con contenido de agua de CC y cercano a PMP, es decir, entre los tratamientos 1 y 3 (Figura 3-1).

Figura 3-1. Comportamiento del Índice RDI.

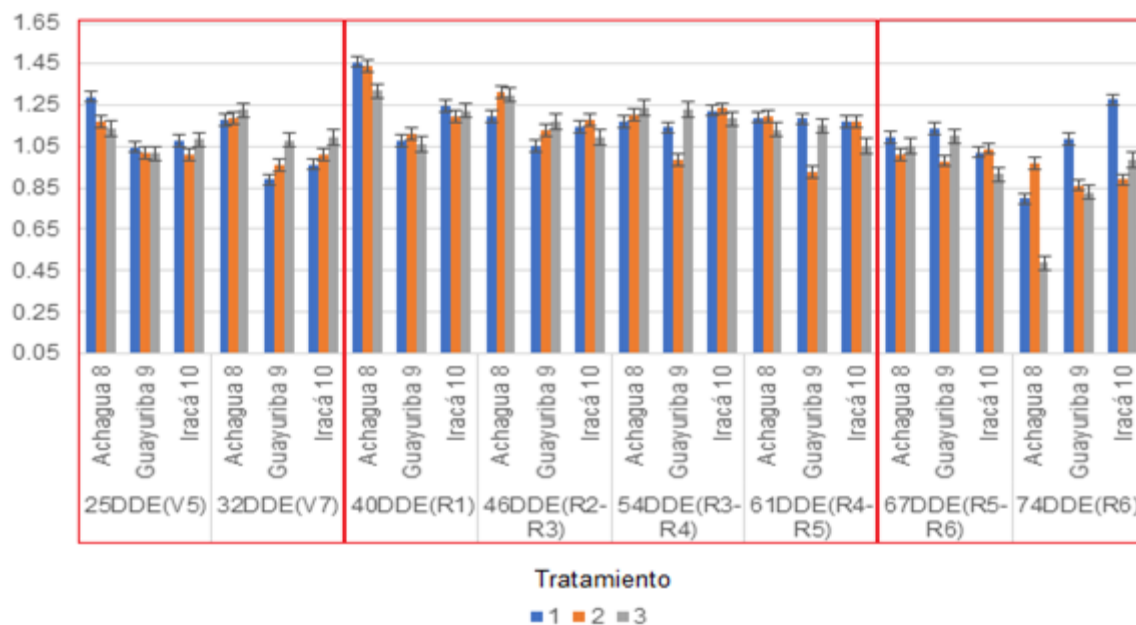


▪ **Índice de diferencia normalizado del infrarrojo (NDII)**

Mostró resultados asociados con el tiempo, permitió agrupar los valores del índice según el estado de desarrollo, el primero para estados vegetativos (V5 y V7), el segundo en floración y en la formación de vainas (R1-R3), y finalmente, en la etapa de llenado (>R4) Figura 3-2. El índice NDII no diferenció entre los tratamientos de contenido de agua, a nivel general, pero si por genotipo al igual que el índice anterior, pues los valores del material Achagua, en los estados vegetativos y en floración fueron más altos que los otros dos genotipos.

En el estado V7, con alrededor de 7 nudos formados en cada planta fue posible encontrar diferencias significativas, entre las plantas con contenido de agua a CC y el cercano a PMP, es decir, entre los tratamientos 1 y el 3, variedades Guayuriba 9 e Iracá 10, con un nivel de confianza del 94%. Igualmente, en la etapa de formación de vainas entre R2 y R3 hay evidencia de diferencias significativas entre los tratamientos 1 y 2 en las variedades Achagua 8 y Guayuriba 9, Figura 3-2.

Figura 3-2. Comportamiento del Índice NDII.



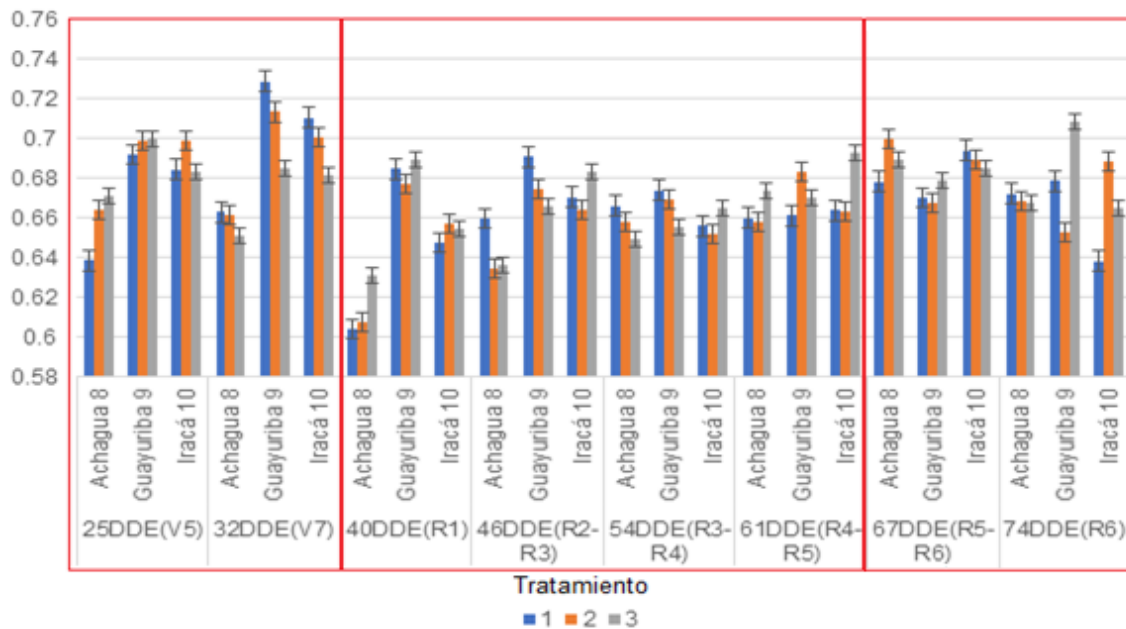
- **Índice de estrés de humedad (MSI)**

La clasificación por tiempo fue igual que para el índice NDII, en los mismos tres grupos Figura 3-3, y también tiene el potencial de uso en los estados V7, entre R2 y R3, en estos dos últimos estados el nivel de confianza con el comparador de Bonferroni es de 91%. La similitud con el desempeño con el índice anterior NDII, es compartir la longitud de onda en 820 nm y luego el NDII usa 1650 nm mientras el MSI a 1600 nm, que al ser muy cercanas en el espectro tienen una alta colinealidad, pues el coeficiente de determinación R^2 es 0,994, de relación lineal decreciente.

- **Índice Relación simple, Enfermedad-Índice de estrés hídrico (DSWI-1)**

Es una relación inversa del índice MSI con un R^2 de 0,98, aunque no funciona con las mismas longitudes de onda, son muy cercanas entre sí, por eso, el empleo de este índice es el mismo con que el MSI, y en la división por etapa de desarrollo es igual, así la diferencia de usar 800 y 1660 nm, le da más confianza que con las longitudes 820 y 1600 nm, pues se eleva a 93% con el comparador de Bonferroni.

Figura 3-3. Comportamiento del Índice MSI.



- **Índices Reflectancia de Datt (DRI) y de diferencia normalizado a 2130 (NDWI2130)**

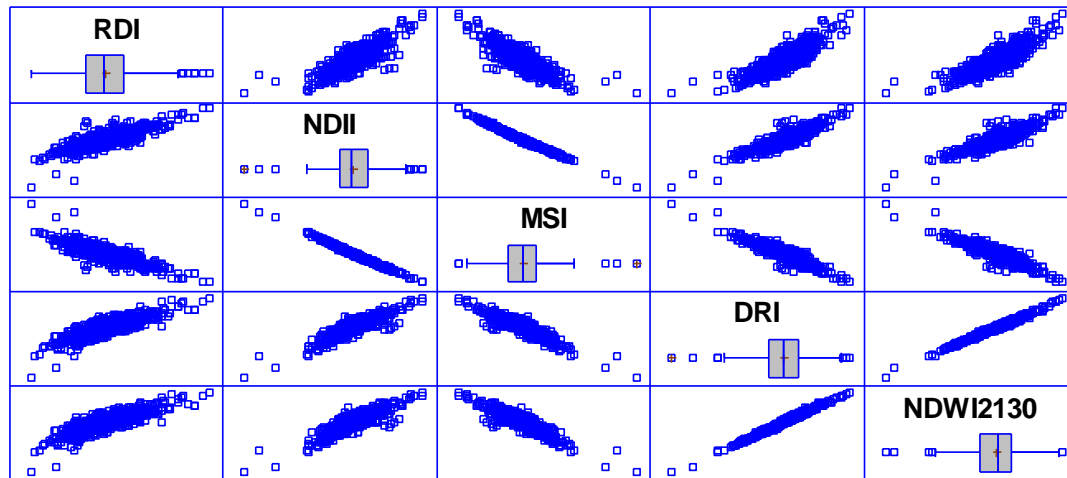
Están muy correlacionados entre sí, el R^2 fue 0,989. Éstos dos índices clasificaron de la misma manera que el índice MSI analizado anteriormente, pues tienen un R^2 de 0,847 y 0,827 con el índice MSI respectivamente.

Cada índice puede ser representado como una función lineal de cualquiera de los otros 4 (Figura 3-4), utilizan los picos de reflectancia en los que Danzon (1992), reporta las longitudes de onda en 1650 y 2250 nm con correlaciones significativas con la densidad específica del agua, o lo que es equivalente al espesor de agua en la hoja.

Los índices NDII y MSI son una relación lineal muy fuerte ya que la correlación de Pearson es de 0,99, posiblemente relacionado por la ecuación de cálculo para estos dos índices en la Tabla 3-3, donde se utilizan las longitudes de onda muy cercanas (820, 1600~1650nm), la diferencia radica en que el índice MSI es una normalización inversa del índice NDII.

Del mismo modo, los índices DRI y NDWI2130 también usan longitudes de onda cercanas (816, 858, 2218, y 2130 nm) y la correlación de Pearson es muy alta (0,99). Esta vez, como se utilizan longitudes de onda después de 2000 nm, el paso de banda de absorción relacionado con las concentraciones químicas foliares es más alto, por eso la relación entre 2218 y 2130 nm.

Figura 3-4. Correlación simple entre índices.

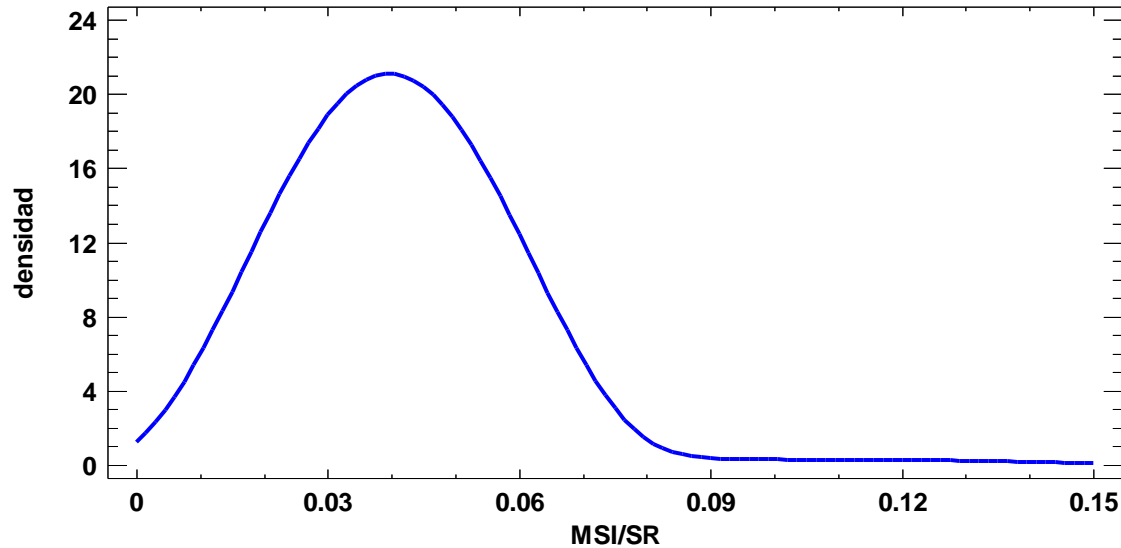


Los índices que se identificaron con dependencia lineal relacionan bandas del infrarrojo cercano y no incluyen el visible, y aunque son regiones relacionados con la energía de vibración del enlace O-H (Curran, 1989), tienen la particularidad que son *sobretonos* o adición de respuesta espectral a varios procesos bioquímicos realizados en las hojas, como por ejemplo cantidad de azúcares, proteína y contenido de Nitrógeno.

El índice NDII, es una versión del índice de vegetación normalizado NDVI, específico para el agua, que reemplaza el cálculo en el rojo que es reemplazado por una banda en el infrarrojo, sensible al contenido de agua, mientras que, mantiene la banda en el infrarrojo cercano (820 nm), sensible a la estructura de la planta o a la biomasa (Hardisky et al., 1983).

- **Relación de índices de estrés de humedad y de relación simple (MSI/SR)**

La interpretación de los resultados presenta un sesgo a la derecha, según el análisis descriptivo, causado por los datos de valor alto y poca frecuencia (Figura 3-5), esto implica que no se cumplió el supuesto que la muestra viene de una distribución normal, por consiguiente no pueden establecerse intervalos de confianza para los valores medios estimados por el modelo de regresión (Aguirre, 1994).

Figura 3-5. Densidad de los datos del índice MSI/SR.

El índice MSI/SR puede ser usado con los datos agrupados por estado de desarrollo. Cuando las plantas presentan 5 nudos desarrollados, se pueden clasificar los tratamientos que corresponden a la CC y cuando está cercano a PMP, con un nivel de confianza del 85% según el criterio de Bonferroni. Frente a los anteriores índices, no hay evidencia estadística de diferencias por genotipo, así que el uso puede ser indiferente de la variedad evaluada.

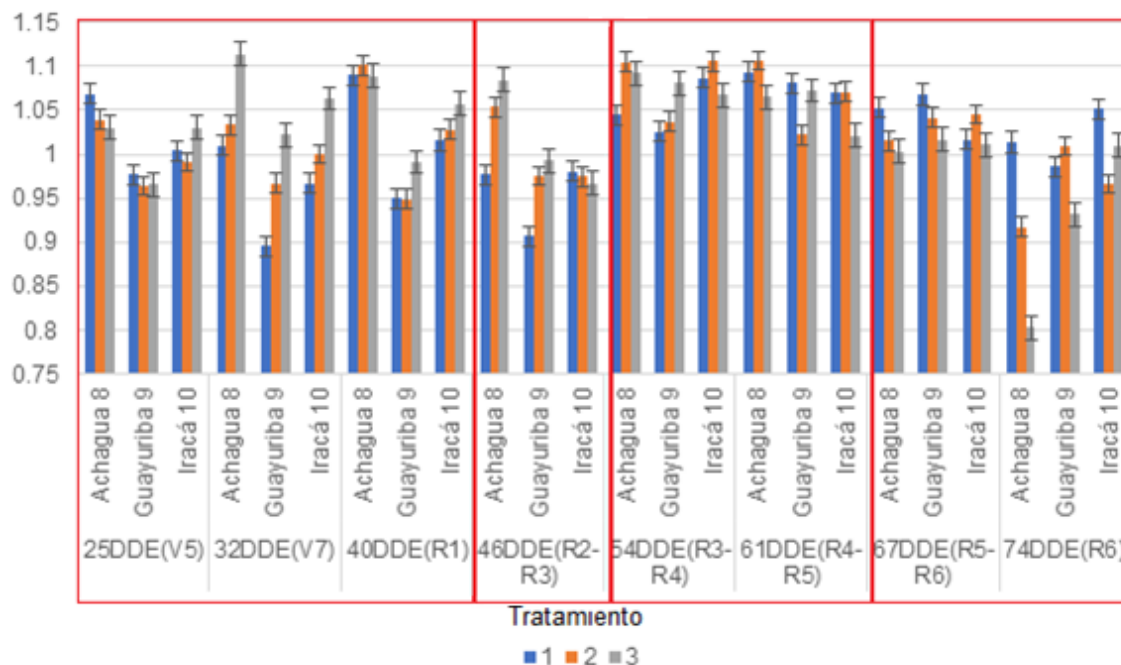
Para el estado reproductivo en formación de vainas (entre R4 y R5) es posible distinguir entre CC y PMP, con un nivel de confianza de 95%, usando el mismo comparador, con un set de muestras en esos estados vegetativos. Tampoco se encontró diferencia entre genotipos, por lo que el uso del índice aplicado para este caso puede generalizarse independiente del material de soya evaluado.

Este índice es sensible a cambios en el estado de desarrollo, ya que desde el inicio de formación de semillas (después de R5) los valores pasan a ser atípicos y muy altos, como se muestra en la Figura 3-6, no comparables con los estados fenológicos precedentes, y no tienen tendencia marcada por los tratamientos de agua disponible en el suelo.

floración R1 diferenció entre las plantas en del tratamiento a CC y las cercanas al PMP, con un nivel de confianza del 95%, usando el comparador de Bonferroni.

Con el índice DSWI-5 para los 46 DDE, correspondiente a plantas en estados entre R2 y R3 con la variedad Iracá 10, se obtuvo una interacción entre tratamiento y genotipo, pues el valor del índice fue descendiendo a medida que el suelo tenía menor disponibilidad de agua, mientras que, las otras dos variedades aumentaron el valor del índice cuando el déficit de agua fue mayor.

Figura 3-7. Comportamiento del Índice DSWI-5.

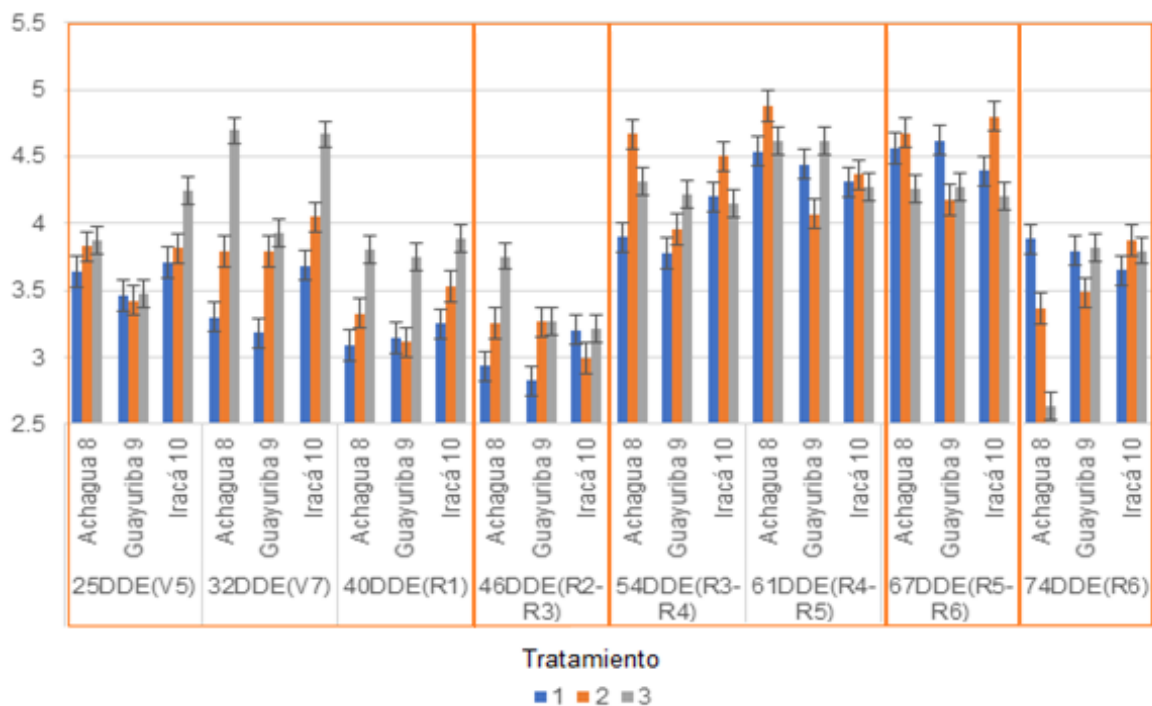


▪ **Índice de estrés hídrico-Enfermedad- relación simple 1660/550 (DSWI-2)**

Con este índice se pudo diferenciar entre los tratamientos en CC y cerca de PMP sin tener en cuenta la variedad, cuando se usa toda la población, con el 95% de confianza. Las diferencias se mostraron cuando las plantas tuvieron 7 nudos desarrollados, en floración y en los estados reproductivos entre R2 y R4, es decir desde los 32 hasta los 54 días después de emergencia. En el primer estado mencionado (32DDE o V7) tuvo diferencias significativas entre las variedades Guayuriba 9 e Iracá 10 con un 92% del nivel de confianza, todo se evaluó con el comparador de Bonferroni.

Según el estado fenológico, el índice permite clasificar en 5 grupos: primero, en los estados vegetativos y en floración; el segundo, apenas inicia la formación de vainas, el tercero, en la formación de vainas; el cuarto y quinto grupos, en el inicio y la completa formación de semillas respectivamente (Figura 3-8). Para estos dos últimos grupos no fue posible diferenciar el estado de las hojas de plantas sometidas a estrés hídrico de las que tenían el contenido de agua en suelo a CC, porque no hubo evidencia estadística de que la variación se debió a este factor ($p\text{-valor} > 0.05$), es decir la media estimada para el índice según el tratamiento es igual en los tres rangos de contenido de agua.

Figura 3-8. Comportamiento del Índice DSWI-2.



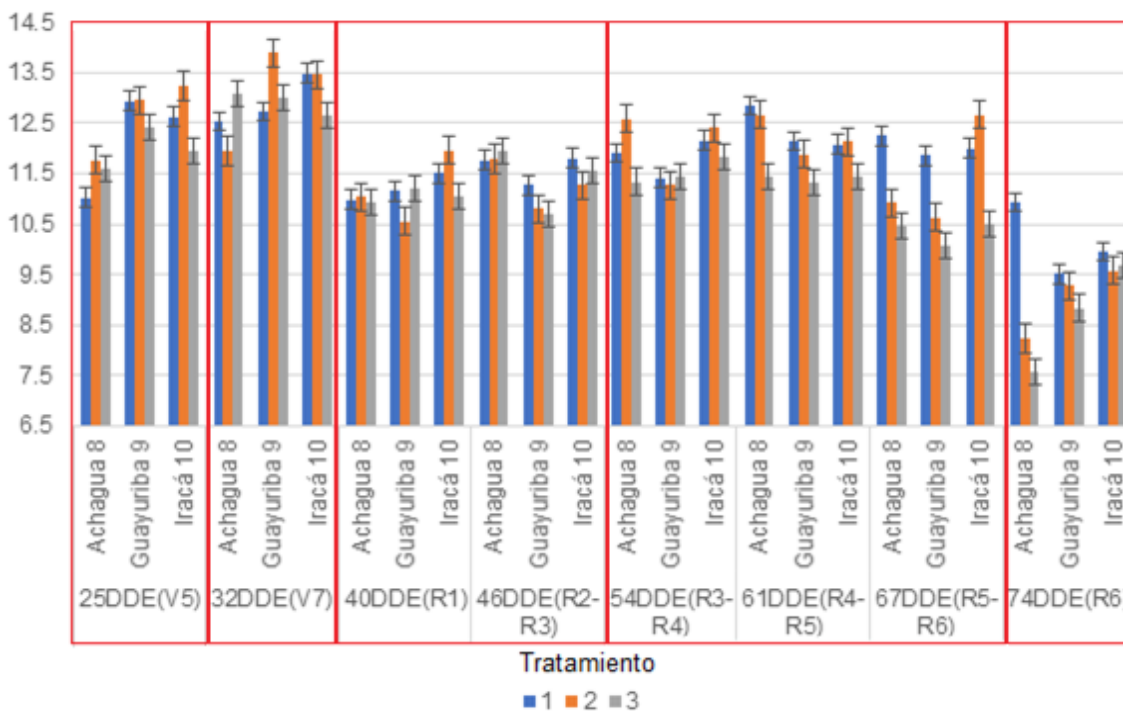
- **Índice de estrés hídrico-Enfermedad- relación simple 1660/680 (DSWI-3)**

Al igual que el índice anterior, este índice puede diferenciar los tratamientos en CC con el estado foliar cerca de PMP sin tener en cuenta la variedad, aplicado en toda la población, con el 95% de confianza. Sin embargo, la eficiencia está en los estados antes de iniciar la formación de semilla en R4, en los 61 DDE y en el estado en el que empiezan a formarse

la semilla 67 DDE o R5, con una confianza del 95%, al comparar las medias según los rangos de contenido de agua en el suelo.

El factor fijo de tiempo o estados fenológicos asociado a los DDE clasifica las mediciones en 5 grupos: en los estados vegetativos, el primero con 5 nudos (V5) y el segundo con 7 nudos (V7) desarrollados; el tercer grupo, entre la floración y el comienzo de formación de vainas (R1- R3); el cuarto grupo, durante el desarrollo de la vaina y cuando comienza a formar la semilla (R4-R5) y finalmente, el quinto, cuando la semilla está formada (R6) (Figura 3-9).

Figura 3-9. Comportamiento del Índice DSWI-3.



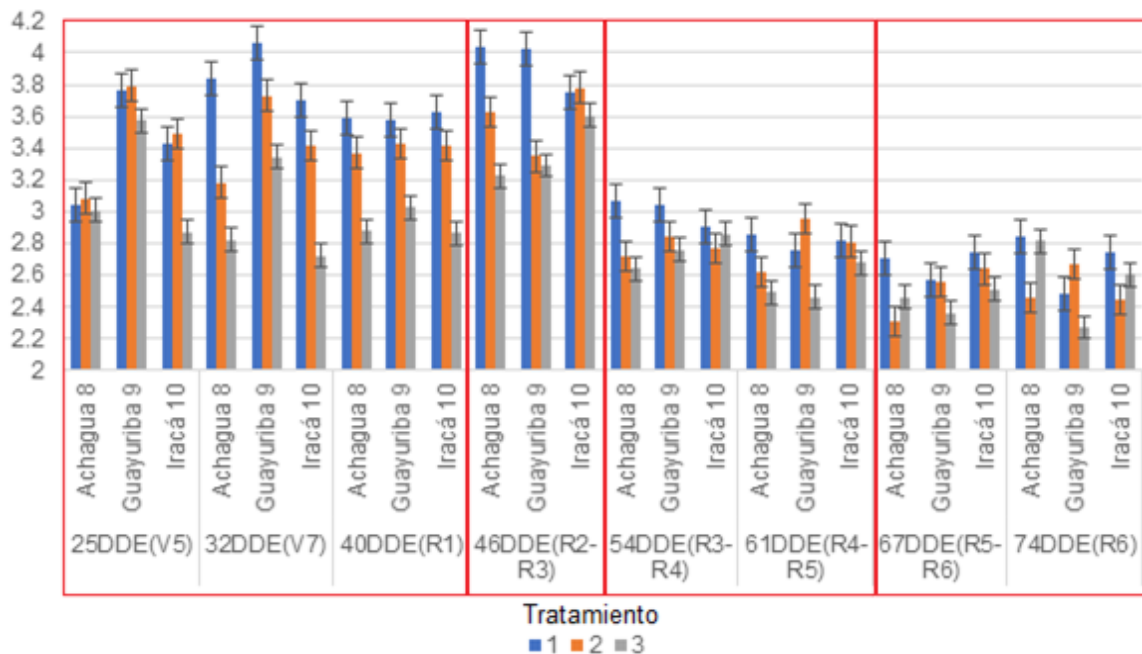
▪ **Índice de estrés hídrico-Enfermedad- relación simple 550/680 (DSWI-4)**

Este es el índice más sensible, respecto a los analizados hasta el momento, puesto que puede diferenciar los tratamientos entre CC, cerca de PMP y el intermedio entre los dos, aplicado a toda la población, con el 95% de confianza. Para los estados vegetativos, marca una diferencia entre las variedades Achagua 8 y Guayuriba 9, porque la media de la primera variedad es menor que la segunda, en los reproductivos este comportamiento no se mantiene, ya que las tres variedades tienen medias indiferentes entre sí.

Los tratamientos mostraron diferencias significativas en todas las fechas de medición, excepto para la última a los 74 DDE en R6. En los estados vegetativos los diferencia los tres rangos de contenido de agua del suelo, pero en los reproductivos, la sensibilidad decrece y sólo es capaz de diferenciar entre los dos más extremos, es decir en CC y PMP. Después de la floración los valores que toma el índice del tratamiento intermedio no se diferencian de los valores del índice de las plantas con contenido de agua del suelo en CC.

Los estados de desarrollo se relacionaron formando 4 grupos (Figura 3-10), de la misma manera que el índice DSWI-5, el primero con los estados vegetativos y en floración (entre V5 y R1), el segundo exclusivo para los 46 DDE en el inicio de formación de vainas, el tercero para la formación de vainas entre ente R3 y R4, y el cuarto para el proceso de formación de semillas.

Figura 3-10. Comportamiento del Índice DSWI-4.



- **Índice de estrés hídrico-Enfermedad (DSWI)**

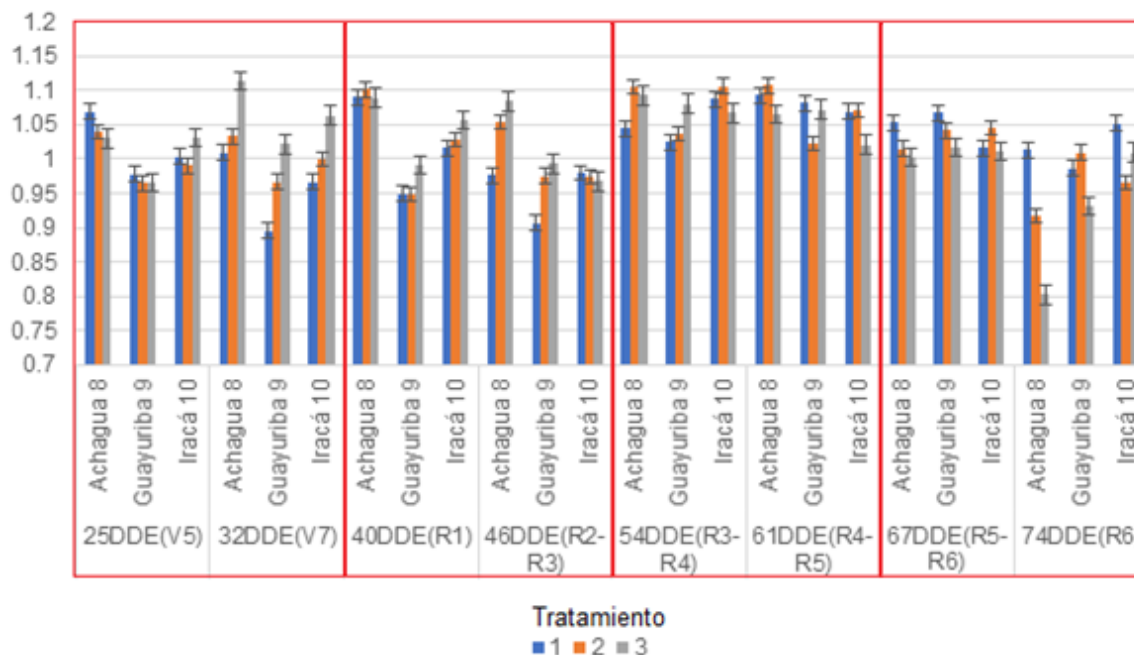
Este índice permite diferenciar entre las plantas sometidas a CC y a PMP, sin embargo, cuando el contenido de agua del suelo está ligeramente por debajo de la CC ya no es posible, si se usan todas las muestras sin discriminar por estado fenológico. Así mismo,

con este índice se obtuvo un mayor valor con la variedad Achagua 8 (1,05) comparado con las otras dos (0,99, 1,02), Guayuriba 9 e Iracá 10, respectivamente. El intervalo de confianza para estas comparaciones fue del 95%,

La clasificación por tiempo de desarrollo de las plantas fue en 4 grupos, primero para los estados vegetativos, segundo en floración, tercero en la formación completa de vainas, y finalmente en la formación de semillas como se ilustra en la Figura 3-11.

En los estados de desarrollo con 5 nudos y en floración fue capaz de separar el contenido de agua del suelo en CC y en PMP, pero en el intermedio fue similar a las condiciones de CC. La precisión en los dos estados cambia, porque el nivel de confianza en el estado vegetativo fue 93% y en el reproductivo 95% con el comparador de Bonferroni. En los dos estados no hubo interacción entre genotipo y el contenido de agua del suelo, aunque la variedad Achagua 8 fue significativamente mayor que la Guayuriba 9 y la Iracá 10.

Figura 3-11. Comportamiento del Índice DSWI.



Los índices DSWI son los que mejor detectan el estrés hídrico en las plantas de soya por baja disponibilidad de agua en el suelo, frente a los otros índices calculados. Estos índices

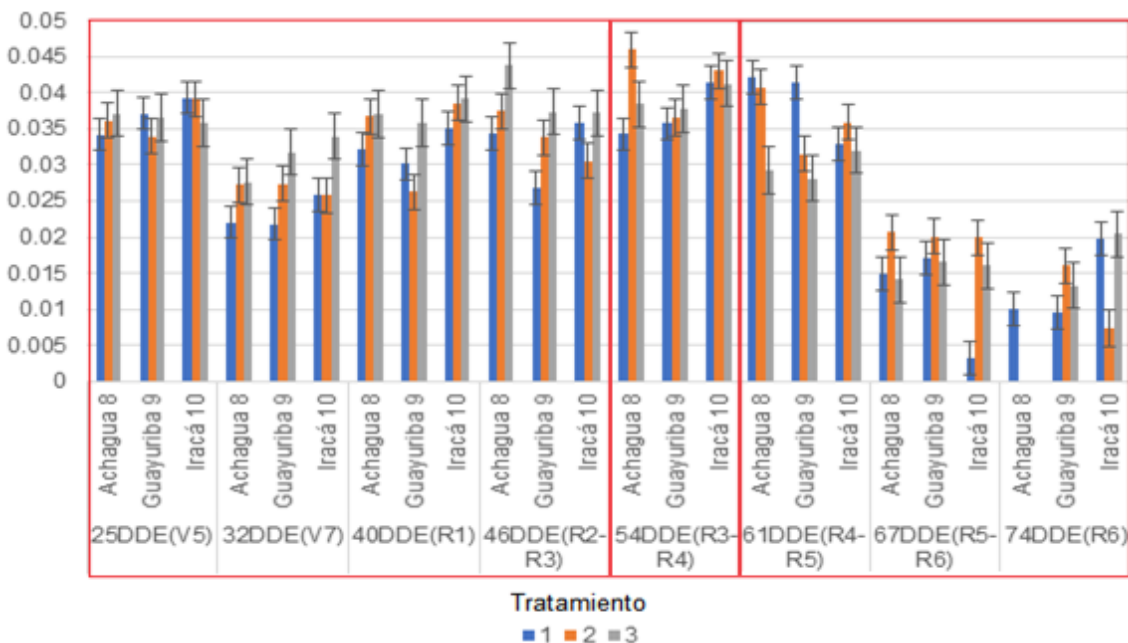
fueron desarrollados por Apan et al. (2003), y aunque su aplicación fue orientada a la detección de la enfermedad Roya anaranjada (*Puccinia kuehnii*) en Caña de azúcar (*Saccharum officinarum L*), tienen una aproximación con este caso de estudio porque el índice relaciona la pérdida de agua en las hojas debido a lesiones foliares causadas por la enfermedad de Roya anaranjada.

Estos índices involucran la región del infrarrojo cercano, ya que investigaciones anteriores indican la capacidad de detección de estrés hídrico en la región del infrarrojo cercano (Jacquemoud & Ustin, 2008), debido a que esta región es específica y es afectada por la fase de desarrollo y factores bioquímicos en las hojas relacionadas con el comportamiento propio del genotipo usado.

Índice de reflectancia fotoquímica PRI

El índice PRI no está en el grupo de índices específicos para identificar hojas con estrés hídrico, sin embargo, Sun et al. (2014) encontraron una alta correlación del índice con el contenido de agua relativo en las hojas, y Ripullone et al. (2011) afirmaron que el índice puede reducir en un 30 hasta 50% cuando las plantas sufren estrés hídrico por sequía.

Este índice fue el que presentó el menor número de grupos, según la clasificación por tiempo, el primer grupo fue para los estados vegetativos y floración y cuando empieza la formación de vainas, el segundo grupo, fue para los 54 DDE en los cuales se está finalizando la formación de vainas, y el tercero en la formación de semillas (Figura 3-12).

Figura 3-12. Comportamiento del Índice PRI.

Los estados desarrollo fenológico mostraron diferencias significativas debidas a cambios temporales en el conjunto de los carotenoides totales o las clorofilas que han sido informados por los autores Sims & Gamon (2002), Stylinski, Gamon, & Oechel (2002) y Filella et al. (2009).

En los estados de desarrollo al comienzo y al final de la formación de vainas (entre R2 y R4) fue capaz de separar los contenidos de agua del suelo en CC y PMP, pero el intermedio no mostró diferencias con los otros dos contenidos de agua, el nivel de confianza fue 95% con el comparador de Bonferroni. Entre variedades la variedad Achagua 8 fue significativamente mayor que la Guayuriba 9 y la Iracá 10, sólo para el inicio de formación de vainas.

En general, los cambios en los índices espectrales debidos al cambio del genotipo se producen por el cambio en los patrones en el ciclo de crecimiento del cultivo (Aparicio, Villegas, Casadesus, Araus, Royo, 2000), provocados por la deficiencia hídrica, y producen aceleración el proceso de desarrollo y crecimiento como resultado diferencias morfológicas importantes entre los genotipos, por ejemplo en el trigo, durante la hoja bandera, la emisión de panícula y el llenado de granos (Gutiérrez, Reynolds, Raun, Stone, y Klatt. 2010).

3.5. Conclusiones

El uso de índices de vegetación para detectar estrés por déficit de agua, desde mediciones en las hojas, no es independiente de la variedad ni del estado fenológico de las plantas de soya, pues estos factores producen cambios que influyen en la clasificación del estado hídrico en cada planta. La aplicación de cada índice es particular y no se puede establecer una regla general para diferenciar las plantas con contenido de agua del suelo óptimo de las plantas con poca disponibilidad de agua.

La precisión en la predicción de los tres tratamientos en CC, uno por debajo de este umbral y otro cercano a PMP, no es completamente efectiva, porque sólo el índice de estrés hídrico-Enfermedad (DSWI- 4) fue capaz de diferenciar los tres estados de contenido de agua del suelo. El resto de los índices no permitieron la identificación de las plantas por debajo de CC, pero con alguna reserva de agua disponible en el suelo.

La reflectancia en el infrarrojo cercano es afectada por la variedad de soya medida, sobre todo si el ciclo de la variedad es precoz frente a las que tienen el ciclo de producción normal. Todos los índices de vegetación mostraron tendencia diferente para la variedad Achagua 8, que no sólo es precoz, sino que es de crecimiento indeterminado, por lo que se debe tener en cuenta características en el desarrollo del material, antes de elegir que índice usar.

No involucrar el infrarrojo hizo la detección de estrés hídrico más específica e independiente de la variedad, ya que, las bandas del verde y el rojo, separaron eficientemente los individuos con cierto contenido de agua del suelo preestablecido, sin tener en cuenta el genotipo usado.

La misma relación entre verde y rojo, que es el índice DSWI-4, puede ser usada en estados de desarrollo entre los 5 nudos desarrollados y hasta que la semilla empieza a formarse, luego de esta etapa el amarillamiento en la hoja impide la detección efectiva.

3.6. Bibliografía

- Aguirre, J. A. (1994). *Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud*. Ediciones Diaz de Santos.
- Allen, L. H., Pan, D., Boote, K. J., Pickering, N. B., & Jones, J. W. (2003). Carbon Dioxide and Temperature Effects on Evapotranspiration and Water Use Efficiency of Soybean. *Agronomy Journal*, 95(4), 1071. <https://doi.org/10.2134/agronj2003.1071>
- Almanza, E. (2006). Manejo del recurso hídrico para el cultivo de la soya en la orinoquia Colombiana. In C. C. de I. A. CORPOICA (Ed.), *Soya, Alternativa para los Sistemas de Producción de la Orinoquia Colombiana* (Primera, pp. 135–142). Villavicencio. Retrieved from <http://bibliotecadigital.agronet.gov.co/handle/11348/6554>
- Apan, A., Held, A., Phinn, S., & Markley, J. (2003). Formulation and assessment of narrow-band vegetation indices from EO-1 hyperion imagery for discriminating sugarcane disease. Retrieved from <https://eprints.usq.edu.au/8061/>
- Aparicio, N., Villegas, D., Casadesus, J., Araus, J. L., & Royo, C., (2000). Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield. *Agronomy Journal*, vol: 92, pp. 83-91, <https://doi.org/10.2134/agronj2000.92183x>
- Aparicio, N., Villegas, D., Royo, C., Casadesus, J., & Araus, J. L. (2004). Effect of sensor view angle on the assessment of agronomic traits by ground level hyper-spectral reflectance measurements in durum wheat under contrasting Mediterranean conditions. *International Journal of Remote Sensing*, 25(6), 1131–1152. <https://doi.org/10.1080/0143116031000116967>
- Arnau, J. (2001). *Diseños de series temporales: técnicas de análisis. Diseños de series temporales: técnicas de análisis, 2001, ISBN 84-8338-250-4, págs. 291-330*. Edicions de la Universitat de Barcelona. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=892078>
- Bahrn, A., Mogensen, V. O., & Jensen, C. R. (2003). Water Stress Detection in Field-Grown Maize by Using Spectral Vegetation Index. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 34(1–2), 65–79. <https://doi.org/10.1081/CSS-120017416>
- Bernal, J. (2006). Manejo de malezas en el cultivo de Soya. In *Soya (Glycine Max (L.) Merrill) Alternativa Para Los Sistemas de Producción de la Orinoquia Colombiana* (pp. 173–180). Villavicencio: Centro Internacional de Agricultura Tropical.

- Caicedo, S., Tibocha, Y., & Campuzano, L. F. (2017). Corpoica Guayuriba 9: new improved soybean (*Glycine max* [L] Merrill) variety with specific adaptation to the Colombian foothills. *Acta Agronómica*, 66(2). <https://doi.org/10.15446/acag.v66n2.50760>
- Caicedo, S., Tibocha, Y., & Hernández, A. (2017). *Soya Corpoica Achagua 8*. (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria, Ed.). Villavicencio. Retrieved from http://agropecuaria-primotc.hosted.exlibrisgroup.com/primo_library/libweb/action/display.do;jsessionid=E A9D7C7869DE6B463BCBA6A41738CF77?tabs=requestTab&ct=display&fn=search &doc=57BAC_Aleph000067407&indx=2&reclds=57BAC_Aleph000067407&recldxs=1&elementId=1&
- Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S., & Grégoire, J.-M. (2001). Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 77(1), 22–33. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00191-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00191-2)
- Champagne, C. M., Pattey, E., Bannari, A., & Strachan, I. B. (2001). Mapping crop water stress: issues of scale in the detection of plant water status using hyperspectral indices. In *ResearchGate*. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/260000104_Mapping_crop_water_stress_issues_of_scale_in_the_detection_of_plant_water_status_using_hyperspectral_indices
- Chen, D., Huang, J., & Jackson, T. J. (2005). Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from {MODIS} near- and short-wave infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 98(2–3), 225–236. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.008>
- Colombo, R., Meroni, M., Marchesi, A., Busetto, L., Rossini, M., Giardino, C., & Panigada, C. (2008). Estimation of leaf and canopy water content in poplar plantations by means of hyperspectral indices and inverse modeling. *Remote Sensing of Environment*, 112(4), 1820–1834. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.09.005>
- Correa, J. C., & Salazar, J. C. (2016). *Introducción a los modelos mixtos*. (Facultad de Ciencias, Ed.) (Primera). Medellín. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/57330/1/introduccionalosmodelosmixtos.2016.pdf>
- Curran, P. J. (1989). Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 30(3), 271–278. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90069-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90069-2)
- Datt, B. (1999). Remote sensing of water content in Eucalyptus leaves. *Australian Journal of Botany*.

- Fenalce. (2017). *ESTIMACIÓN DE COSTOS DE PRODUCCIÓN*. Retrieved from http://www.fenalce.org/nueva/plantillas/arch_down_load/Costos.pdf
- Filella, I., Porcar-Castell, A., Munné-Bosch, S., Bäck, J., Garbulsky, M. F., & Peñuelas, J. (2009). PRI assessment of long-term changes in carotenoids/chlorophyll ratio and short-term changes in de-epoxidation state of the xanthophyll cycle. *International Journal of Remote Sensing*, 30(17), 4443–4455. <https://doi.org/10.1080/01431160802575661>
- Galvão, L. S., Formaggio, A. R., & Tisot, D. A. (2005). Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 94(4), 523–534. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2004.11.012>
- Gao, B. (1996). {NDWI}—{A} normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Guamán, R., Andrade V., C., Peralta, L., Triviño, C., Espinoza, A., Arias, M., ... Manzano, B. (1996). *Manual del cultivo de soya*. (E. E. B. INIAP, Ed.). Guayaquil, Ecuador: E. E. Litoral Sur. Retrieved from <http://repositorio.iniap.gob.ec/handle/41000/2076>
- Gutierrez, M., M. P. Reynolds, W. R. Raun, M. L. Stone, and A. R. Klatt. 2010. Spectral Water Indices for Assessing Yield in Elite Bread Wheat Genotypes under Well-Irrigated, Water-Stressed, and High-Temperature Conditions. *Crop Sci.* 50:197-214. doi:10.2135/cropsci2009.07.0381
- Hardisky, S, M., Klemas, V., & Smart, and R. M. (1983). The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina Alterniflora* canopies. *ResearchGate*, 48(1), 77–84.
- Hunt, E. R., & Rock, B. N. (1989). Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 30(1), 43–54. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90046-1](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90046-1)
- Hunt, E. R., & Yilmaz, M. T. (2007). Remote sensing of vegetation water content using shortwave infrared reflectances. *Remote Sensing of Vegetation Water Content Using Shortwave Infrared Reflectances*, 6679, 667902. <https://doi.org/10.1117/12.734730>
- Irwin, S., Hubbs, T., & Good, D. (2017). *U.S. Soybean Yield Trends for Irrigated and Non-Irrigated Production*. *farmdoc daily* (Vol. 7). Retrieved from <http://farmdocdaily.illinois.edu/2017/05/us-soybean-yield-trends-for-irrigated-production.html>
- Kumar, L. (2007). High-spectral resolution data for determining leaf water content in

- {Eucalyptus} species: leaf level experiments. *Geocarto International*, 22(1), 3–16.
<https://doi.org/10.1080/10106040701204396>
- MADR. (2017). Colombia Siembra superó su meta y alcanzó más de un millón de hectáreas nuevas. Retrieved April 18, 2018, from <https://www.minagricultura.gov.co/noticias/Paginas/Colombia-Siembra-superó-su-meta-.aspx>
- Maes, U. of M. (2017). *2017 Soybean Field Crop Trials Results*. Minnesota . Retrieved from https://www.maes.umn.edu/sites/maes.umn.edu/files/2017_soybean_final.pdf
- Mirzaie, M., Darvishzadeh, R., Shakiba, A., Matkan, A. A., Atzberger, C., & Skidmore, A. (2014). Comparative analysis of different uni- and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 1–11.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.004>
- OECD/FAO. (2017). *OCDE-FAO Perspectivas Agrícolas 2017-2026*. OECD Publishing.
https://doi.org/10.1787/agr_outlook-2015-es
- PEÑUELAS, J., FILELLA, I., BIEL, C., SERRANO, L., & SAVÉ, R. (1993). The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status. *International Journal of Remote Sensing*, 14(10), 1887–1905. <https://doi.org/10.1080/01431169308954010>
- Peñuelas, J., Pinol, J., Ogaya, R., & Filella, I. (1997). Estimation of plant water concentration by the reflectance Water Index WI (R900/R970). *International Journal of Remote Sensing*, 18(13), 2869–2875. <https://doi.org/10.1080/014311697217396>
- Pinto, D. G., Fontana, D. C., Dalmago, G. A., Cunha, G. R. da, Fochesato, E., Vicari, M. B., ... Santi, A. (2017). Temporal dynamics of spectral reflectance and vegetation indices during canola crop cycle in southern Brazil. *Ciência Rural*, 47(1).
<https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20151403>
- Pu, R., Ge, S., Kelly, N., & Gong, P. (2003). Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak ({Quercus} agrifolia) leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 24(9), 1799–1810. <https://doi.org/10.1080/01431160210155965>
- Ripullone, F., Rivelli, A. R., Baraldi, R., Guarini, R., Guerrieri, R., Magnani, F., ... Borghetti, M. (2011). Effectiveness of the photochemical reflectance index to track photosynthetic activity over a range of forest tree species and plant water statuses. *Functional Plant Biology*. <https://doi.org/10.1071/FP10078>
- Rollin, E. M., & Milton, E. J. (1998). Processing of High Spectral Resolution Reflectance Data for the Retrieval of Canopy Water Content Information. *Remote Sensing of*

- Environment*, 65(1), 86–92. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00013-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00013-3)
- Sims, D. A., & Gamon, J. A. (2002). Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sensing of Environment*, 81(2–3), 337–354. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00010-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00010-X)
- Sinclair, T. R. (2017). Soybean BT - Water-Conservation Traits to Increase Crop Yields in Water-deficit Environments: Case Studies. In T. R. Sinclair (Ed.) (pp. 17–26). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-56321-3_4
- Singh, G., Ram, H., & Aggarwal, N. (2010). Water management in soybean. In *The soybean: botany, production and uses* (p. 191). CABI. Retrieved from https://books.google.com.co/books/about/The_Soybean.html?id=4tpSbaWH9p0C&r edir_esc=y
- Stylinski, C., Gamon, J., & Oechel, W. (2002). Seasonal patterns of reflectance indices, carotenoid pigments and photosynthesis of evergreen chaparral species. *Oecologia*, 131(3), 366–374. <https://doi.org/10.1007/s00442-002-0905-9>
- Sun, P., Wahbi, S., Tsonev, T., Haworth, M., Liu, S., & Centritto, M. (2014). On the use of leaf spectral indices to assess water status and photosynthetic limitations in *Olea europaea* L. during water-stress and recovery. *PloS One*, 9(8), e105165. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0105165>
- Valencia R., R. A., & Ligarreto M., G. A. (2010). Mejoramiento genético de la soya (*Glycine max* [L.] Merrill) para su cultivo en la altillanura colombiana: una visión conceptual prospectiva. *Agronomía Colombiana*, 28(2), 155–163. Retrieved from <http://www.scielo.org.co/pdf/agc/v28n2/v28n2a04.pdf>
- Wang, L., & Qu, J. J. (2007). {NMDI}: {A} normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophys. Res. Lett.*, 34(20), L20405. <https://doi.org/10.1029/2007GL031021>
- Zarco-Tejada, P. J., & Ustin, S. L. (2001). Modeling Canopy Water content for Carbon estimates from MODIS data at Land EOS Validation sites.
- Zhao, C.-J., Zhou, Q., Wang, J., & W.-J. Huang. (2004). Band selection for analysing wheat water status under field conditions using relative depth indices (RDI). *International Journal of Remote Sensing*, 25(13), 2575–2584. <https://doi.org/10.1080/01431160310001618419>

4. Estudio multivariable de la variación de los componentes de rendimiento bajo deficiencia hídrica en plantas de Soya (*Glycine max*)

4.1. Resumen

La disponibilidad de agua en suelo para que las raíces la tomen y las plantas de soya puedan realizar su ciclo biológico de manera adecuada es un factor fundamental para garantizar la expresión del rendimiento potencial de los genotipos recomendados para cada región específica. El efecto de mantener las plantas bajo contenido de agua del suelo por debajo de la CC ocasiona que la producción de grano por planta disminuya. Este trabajo tiene como objetivo detectar las variables asociadas con rendimiento afectadas por la deficiencia hídrica, en dos rangos por debajo de CC, uno intermedio hasta 10% de unidades de ese volumen y otro muy cercano al PMP.

Se estableció un ensayo con tres genotipos de soya, desarrollados para las condiciones ambientales específicas de la Orinoquia Colombiana, las plantas fueron sembradas en materas, y se mantuvieron en un rango de contenido de agua volumétrica del suelo de CC, cercano a PMP y otro intermedio, durante todo el ciclo de crecimiento y reproducción. Se demostró que el peso total del grano seco disminuye en la medida que disminuye el nivel de contenido de agua en el suelo, pero la distribución del número de granos por vaina cambia según el genotipo usado.

Las variables más importantes para describir la producción por planta, sometida a estrés por deficiencia hídrica, son la altura de planta, el peso de grano seco total, el peso de grano seco de las vainas con 3 granos y el peso de los granos secos de las vainas con 4 granos, esto explica el 67,7% de la variación total de la producción. El

comportamiento de la cada variedad se pudo separar según la distribución del número de grano por vaina y con la altura de planta, pero el peso del grano seco total no mostró diferencias significativas entre los genotipos usados.

Los rangos de contenido de agua establecidos a nivel experimental mostraron una evidencia significativa, para diferenciar los tres rangos ensayados, cuando se analiza el peso del grano seco total con el peso del grano seco de las vainas con tres granos; pero el peso del grano seco de las vainas con 4 granos y la altura de la planta, sólo se vieron afectadas cuando el rango de contenido de agua estuvo cercano a PMP.

Palabras clave: Punto de marchitez permanente, Capacidad de campo, Rendimiento, Producción, estrés por deficiencia hídrica.

4.2. Introducción

El manejo de agua para la producción de soya es poco utilizado en el país, puesto que los municipios mayor área en producción como Cumaribo, Puerto Gaitán y Puerto López, en el departamento del Meta, carecen de infraestructura para aplicación de agua complementaria a la precipitación, teniendo en cuenta que, según la UPRA, la zona norte de los municipios de Puerto López, Puerto Gaitán, Santa Rosalía y La Primavera, representan 2 de los 17 millones de hectáreas con potencial de uso para obras de riego y drenaje, información recopilada a septiembre de 2017. Otro factor importante, en el manejo eficiente del agua, es la preparación del terreno previa a la siembra, pues según el tipo de labranza usada también la retención de agua en el suelo varía.

En este sentido, el uso de implementos que no causan compresión del suelo y los sistemas de siembra directa, que estimule la profundidad de la raíz, pueden ser usados para evitar la pérdida de productividad debida a la restricción de agua. Además, la reducción de la labranza, cuando es mínima, mayor cantidad de agua retiene, frente al arado de cincel y a la labranza convencional, siendo esta última la que menor cantidad retiene de los tres tipos de labranza usados en un Oxisol en Brasil (Almeida & Minor, 1995).

La variabilidad espacial y los procesos biofísicos que regulan la dinámica de crecimiento y el desarrollo de las plantas, requieren de herramientas de diagnóstico rápida y no destructiva necesarias para identificar cambios en localización, que

permitan ajustar el contenido de agua en el suelo de manera específica y redunden en disminuir el impacto negativo tanto económico como ambiental, en los que se optimice los recursos disponibles.

La estrategia de agricultura de precisión es una alternativa que cumple con los requisitos mencionados, porque permite hacer prácticas de manejo focalizadas y diferenciadas, de acuerdo con la variabilidad espacio-temporal de la zona de producción. Por ejemplo, la siembra de acuerdo con la zonificación de capacidad de retención de agua en el suelo para cada entorno agrícola es otra estrategia para evitar pérdidas de productividad debido a la restricción del agua, en las que se puede ajustar la población de siembra y los implementos usados en la labranza.

El cultivar debe adaptarse a la región teniendo en cuenta el clima y el tipo de suelo que determinan la retención de agua, en la que disminuyan la transpiración en cambio de la fotosíntesis en situación de estrés por sequía, para que se cree una tolerancia a la fijación de Nitrógeno ante la sequía, y así los nuevos cultivares reduzcan la sensibilidad en el periodo de llenado de grano en condiciones de deficiencia hídrica (Battisti et al., 2017). En las regiones con mayor ocurrencia de sequía, es esencial cultivar material que sea más tolerante a la restricción de agua. Por lo tanto, cuando las condiciones químicas y físicas del suelo son adecuadas, permitiendo un buen desarrollo de la raíz en profundidad, y el cultivar y el tiempo de siembra se seleccionan para minimizar los efectos de la restricción de agua, es posible obtener un rendimiento de grano de soya de alta productividad (Souza, Catuchi, Bertolli, & Soratto, 2013).

La respuesta a estrés por déficit hídrico se manifiesta en el crecimiento vegetativo en el tallo y las hojas, fisiológicamente la reacción al déficit hídrico es el cierre de estomas, para disminuir la diferencia entre la tasa de transpiración y la toma de agua desde la raíz (Moreno, 2009). En consecuencia, además de los efectos inhibitorios usuales en la expansión foliar, transpiración y fotosíntesis, los déficits hídricos también inhiben la fijación de nitrógeno en la soya (FAO/OECD, 2017). Luego de la floración, durante el llenado del grano se reduce significativamente la cantidad y el tamaño de las semillas frente al estrés hídrico, siendo esta la etapa más crítica en el ciclo de producción (Doss & Thurlow, 1974).

El objetivo de este trabajo fue evaluar el comportamiento de la producción de grano ante deficiencias hídricas de las variedades Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10,

desarrolladas para la Orinoquia Colombiana por la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria Agrosavia, a través de la relación entre componentes de rendimiento, mediante análisis multivariado que sintetice relaciones lineales entre dichos componentes.

4.3. Materiales y Métodos

4.3.1. Siembra

Se estableció un ensayo en una casa de malla en el municipio de Villavicencio, vereda la reforma 4°3'40.62"N, 73°27'41.21"O, 326 m.s.n.m. Se usaron los genotipos desarrollados para la región, Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10, las plantas fueron sembradas en materas, con tres dosis de riego diferenciadas, entre el contenido de agua en CC y en PMP y un rango intermedio entre los dos puntos anteriores.

Los genotipos usados fueron desarrollados en la última década por la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Agrosavia), para uso específico en la Orinoquia Colombiana, suelos de baja intervención, ácidos y con baja fertilidad, característicos de la zona oriental colombiana. Los detalles de las variedades se especifican en la Tabla 4-1.

Tabla 4-1. Características de las variedades de Soya.

CARACTERÍSTICAS	CORPOICA ACHAGUA 8	CORPOICA GUAYURIBA 9	CORPOICA IRACÁ 10
Ciclo (días a cosecha)	95-100 (precoz)	104-108 (Intermedio)	95 a 110 (Intermedio)
Hábito de crecimiento	Indeterminado	Determinado	Determinado
Número de granos por vaina	76% con 3 a 4 granos	2-3	2
Número de vainas	37	45	56
Hoja	Lanceolada	Ovalada	Ovalada
Rendimiento experimental (t/ha)	3,0	2,6 a 3,0	2,4 a 3,3
Recomendación	Altillanura	Piedemonte altillanura mejorada	Piedemonte altillanura mejorada

Para mantener el contenido de agua en el suelo en los rangos establecidos en el comienzo, los que se sometieron a déficit de agua y los que tenían aplicación del 100%

de la lámina requerida, se midió el contenido de agua volumétrico cada dos días, y se llevó el control de cantidad de agua aplicada diariamente.

Se recolectó un Oxisol de terraza alta, textura Franco Arcillo Arenosa (FArA), donde normalmente se cultivan especies semestrales como arroz, soya y maíz. Con este se llenaron las materas para luego sembrar las plantas de soya y someterlas bajo control del contenido de agua durante todo el ciclo de crecimiento. Las características químicas del suelo se detallan en la Tabla 4-2.

Tabla 4-2. Caracterización química del suelo.

Determinación analítica	Unidad	Valor	Interpretación
pH agua: suelo 2,5:1,0		5,1	Fuerte a extremadamente ácido
Materia orgánica (MO)	%	3,4	Alto
(P) Bray II	mg/kg	15,2	Bajo
Acidez (Al+H) KCL	cmol(+)/kg	1,0	
(Al) intercambiable	cmol(+)/kg	0,8	Normal
(Ca) intercambiable	cmol(+)/kg	2,2	Bajo
(Mg) intercambiable	cmol(+)/kg	0,8	Bajo
(K) intercambiable	cmol(+)/kg	0,3	Alto
(Na) intercambiable	cmol(+)/kg	0,1	Bajo
Capacidad de intercambio catiónico (CICA) acetato de amonio	cmol(+)/kg	10.10	Medio
Conductividad eléctrica (CE) relación 2,5:1,0	dS/m	0,2	No salino
(N) total	%	0,2	Medio
SATURACIONES CATIONICAS			
(Ca)	%	52,6	Medio
(Mg)	%	19,4	Ideal
(K)	%	7,9	Exceso
(Na)	%	1,4	Adecuado
(Al)	%	17,8	Adecuado

Tratamientos de riego

Los rangos de contenido de agua del suelo se definieron a partir de la capacidad de retención de agua del suelo usado, el primer rango cerca al PMP, en el cual el contenido de agua volumétrico estuvo por debajo de 15%, el segundo entre 15,1 y 25% de contenido de agua, y tercero cercano a CC (>25% contenido de agua).

La fertilización aplicada se describe en la Tabla 4-3, se disolvió el fertilizante en agua para asegurar la distribución en todas las materas, para N se inoculó para favorecer la fijación en el suelo mediante la nodulación de *Rhizobium*.

Tabla 4-3 Fertilización propuesta en el ensayo.

Elemento	kg/ ha	Fertilizante	kg/ ha
B, Cu, Zn	1,5	Borozinco	20
P ₂ O ₅	80	SFT	130,4
K ₂ O	80	KCL	133,3
Mg, S, O	100	Kieserita	100

4.3.2. Cosecha

Dos plantas en cada matera fueron cosechadas, primero se midió la altura de la planta desde el suelo hasta el último nudo desarrollado y la altura de carga hasta la primera vaina formada, se cosecharon 124 plantas en total, de las variedades Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10.

Se cortó la planta y se clasificaron las vainas según la cantidad de granos contenidos en cada una, el grano fue extraído de la vaina y se pesaron tanto en húmedo como en seco. Al final se tomó el resto de material vegetal de la planta se secó y pesó.

4.3.3. Componentes de rendimiento medidos

Las variables medidas en la cosecha fueron altura de planta, número de entre nudos, altura de carga, número de vainas con 1, 2, 3 y 4, granos, la cantidad y el peso de los granos húmedos y secos, en cada planta, y clasificados según la cantidad de granos en cada vaina y peso seco de la planta restante. En la Tabla 4-4, se resume el análisis descriptivo para cada variable medida. Se evaluaron 29 variables para los tres genotipos y para los tres rangos de contenido de agua en el suelo.

Tabla 4-4. Componentes de rendimiento medidas.

Variable	ID	Media	Desviación estándar	Curtosis	Rango	Mín.
Altura de planta (cm)	Alt Planta	73,4	15,0	-0,6	54,8	46
Altura de carga	Alt Carga	14,0	4,1	2,1	24,5	5,5
Cantidad de entrenudos	N- Entre Nudos	14,6	1,7	0,5	10	10
Cantidad de vainas con un grano/ planta	NV1	1,0	1,4	0,7	5	0
Cantidad de vainas con dos granos/ planta	NV2	14,8	11,2	-1,0	41	0
Cantidad de vainas con tres granos/ planta	NV3	8,8	6,4	0,6	30	0
Cantidad de vainas con cuatro granos/ planta	NV4	1,1	2,1	6,6	12	0
Cantidad de vainas total/ planta	NVT	25,7	12,0	-0,5	53	4
Cantidad de grano en vaina de 1 grano/planta	NG1	0,9	1,3	0,7	5	0
Cantidad de grano en vaina de 2 granos/planta	NG2	28,6	21,5	-0,8	82	0
Cantidad de grano en vaina de 3 granos/planta	NG3	24,6	17,4	-0,2	75	0
Cantidad de grano en vaina de 4 granos/planta	NG4	4,0	8,0	6,9	44	0
Cantidad de grano/planta	NGT	58,1	25,3	-0,5	111	12
Peso de grano húmedo de las vainas 1 grano (g)	PGH1	0,1	0,2	4,2	0,9	0
Peso de grano húmedo de las vainas 2 granos (g)	PGH2	3,5	2,7	-1,0	9,52	0
Peso de grano húmedo de las vainas 3 granos (g)	PGH3	3,0	2,2	2,9	13,49	0
Peso de grano húmedo de las vainas 4 granos (g)	PGH4	0,5	1,1	9,1	6,57	0
Peso de grano húmedo total/planta (g)	PGHT	7,2	3,0	-0,6	15,46	1,24
Peso de la vaina con 1 grano (g)	PV1	0,1	0,2	21,9	1,28	0
Peso de la vaina con 2 granos (g)	PV2	1,7	1,3	-1,0	4,64	0
Peso de la vaina con 3 granos (g)	PV3	1,4	1,0	-0,2	4,27	0
Peso de la vaina con 4 granos (g)	PV4	0,3	0,6	10,8	3,16	0
Peso total de las vainas/planta (g)	PVT	3,4	1,5	-0,8	6,53	0,67
Peso de grano seco de las vainas 1 grano	PGS1	0,1	0,2	1,3	0,66	0
Peso de grano seco de las vainas 2 granos (g)	PGS2	3,0	2,4	-0,9	8,32	0
Peso de grano seco de las vainas 3 granos (g)	PGS3	2,7	2,0	1,9	11,04	0
Peso de grano seco de las vainas 4 granos (g)	PGS4	0,5	1,0	8,6	5,68	0
Peso de grano seco total/planta (g)	PGST	6,3	2,6	-0,8	12,97	0,69
Peso seco de la planta (g)	P. seco Planta	4,2	1,8	-0,4	8,95	0,86

Las características medidas asociadas con la producción de grano en las plantas sometidas a variación de contenido de agua del suelo, se cuantificaron de manera global al déficit hídrico, mediante una evaluación específica y parcialmente cuantitativa bajo un análisis multivariado (Bertolli, Mazzafera, & Souza, 2014). Con el fin de evaluar el efecto de estrés hídrico por deficiencia en las variables asociadas a rendimiento para establecer relaciones redundantes y la importancia de cada una en la construcción de un componente principal (Qian, De Jong, & Gameda, 2009).

La técnica multivariada usada fue Análisis de Componentes Principales (ACP) para identificar grupos de genotipos que tienen rasgos beneficiosos producción e instruir los patrones de variación en la accesión del genotipo, para reconocer las relaciones entre genotipos (Sharifi, Astereki, & Pouresmael, 2018). Además se evaluó la dependencia entre las variables, con este método se pretende reducir la dimensionalidad de todas las variables mediante la combinación lineal construyendo factores que expliquen el porcentaje máximo de la variación total (Johnson & Wichern, 2002).

Por ejemplo, existe dependencia, debido a que peso de los granos depende de la cantidad de vainas que no fueron vanas y el peso húmedo y peso seco están muy relacionados cuando la cosecha se ejecutó en simultánea bajo las mismas condiciones climáticas, factores que no fueron tan rigurosos debido a que la plantas se cosecharon una a una.

El efecto del genotipo en los componentes de rendimiento afectados por baja disponibilidad de agua en el suelo se evaluó mediante un análisis discriminante (DA), a partir de los componentes principales obtenidos, con el fin de establecer dependencias estructurales entre la variable y el comportamiento específico del genotipo, de acuerdo con Barbosa, Viera, Ferraudo, Corá y Viera (2013).

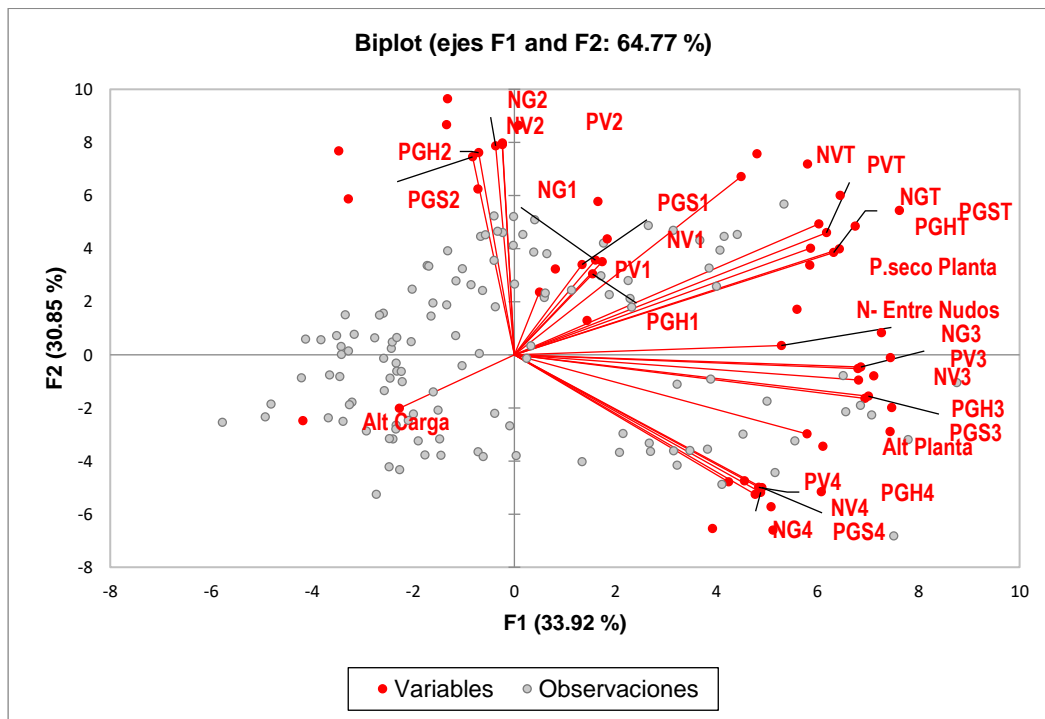
Finalmente, se compararon las variables más importantes con un análisis de varianza (ANOVA), para cuantificar el efecto de la disminución del agua disponible en el suelo. Para los análisis tanto de ACP, DA y el ANOVA, se usó en software estadístico Xlstat como extensión de Microsoft Office.

4.4. Resultados

4.4.1. Asociación de los componentes de rendimiento

Se evidenció una fuerte relación entre el número vainas (NV_n), peso del grano seco (PGS_n), peso del grano húmedo (PGH_n), peso de la vaina (PV_n), donde “n” denota el número de granos en cada vaina, con lo que se concluye que no hubo diferencias en la humedad del grano en la cosecha, ya que peso húmedo y seco son dependientes, y el peso del grano es también dependiente de la cantidad de vainas, es decir, la cantidad de vainas vanas fue despreciable. La relación anterior, matemáticamente indica dependencia lineal, lo que hace que el número de vainas, el peso húmedo y el peso seco sean redundantes, donde las correlaciones de Pearson en estas comparaciones fueron mayores que 0,87 (Figura 4-1).

Figura 4-1. Relación entre variables y observaciones de cosecha de soya.



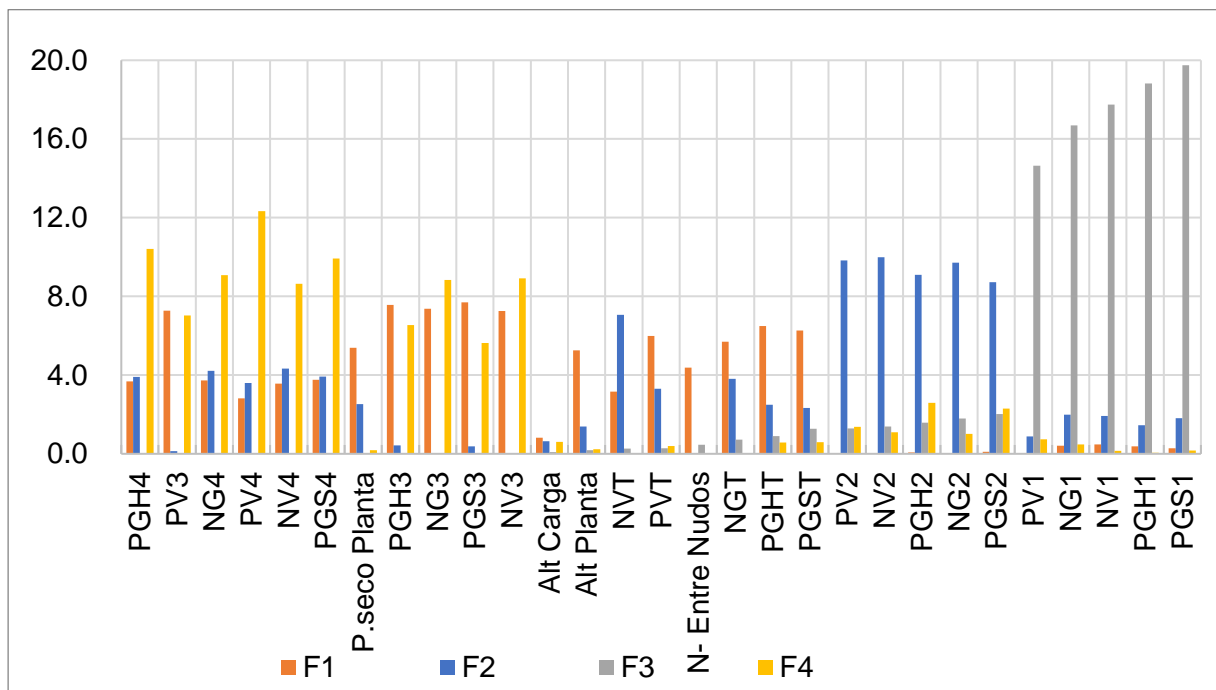
El ACP, agrupó las variables según la cantidad de granos en cada vaina, en tres grandes grupos principales, uno de éstos conformado por las variables relacionadas a las vainas con 3 granos, otro grupo con las vainas con 4 granos y finalmente las variables totalizadas de la producción total por planta. Los dos primeros componentes que explican el 64,7 %. La producción de vainas con 1, 2, 3 o 4 granos fue independiente, ya que la agrupación de variables por cantidad de granos no tuvo el mismo sentido de los vectores en la dispersión (Figura 4-1).

Debido a las relaciones anteriores, la de diferencia entre tratamientos se analizó con la variable de peso seco en cada grupo clasificado por cantidad de semilla, evaluando las posibles separaciones por material y por el tratamiento de cada grupo. Con el ACP, indicó que requieren 5 nuevas variables o componentes para explicar el 90,9% de la variación total acumulada, esta variación es general en los tres genotipos usados, por lo que se requiere evaluar.

La importancia de las variables en cada componente se agrupan según el número de granos en la vaina, por ejemplo, el primer factor (F1) o componente tiene mayor importancia para las variables medidas cuando las vainas tuvieron entre 3 y 4 granos, mientras que, el componente 2 (F2) tienen mayor importancia las variables con 2 y 4 granos, el componente 3 (F3) con las vainas de 1 grano, el componente 4 (F4) con las vainas entre 3 y 4 granos (Figura 4-2).

El ACP se ha utilizado ampliamente en ciencias de las plantas para la reducción de variables y la agrupación de genotipos (Kumar et al., 2017), para la agrupación de genotipos Syafii, Cartika, & Ruswandi (2015) utilizaron las puntuaciones de los componentes principales para agrupar genotipos de maíz en subgrupos, porque algunos componentes principales contenían toda la información de las variables originales

Figura 4-2. Porcentaje de contribución de las variables en cada factor o componente.



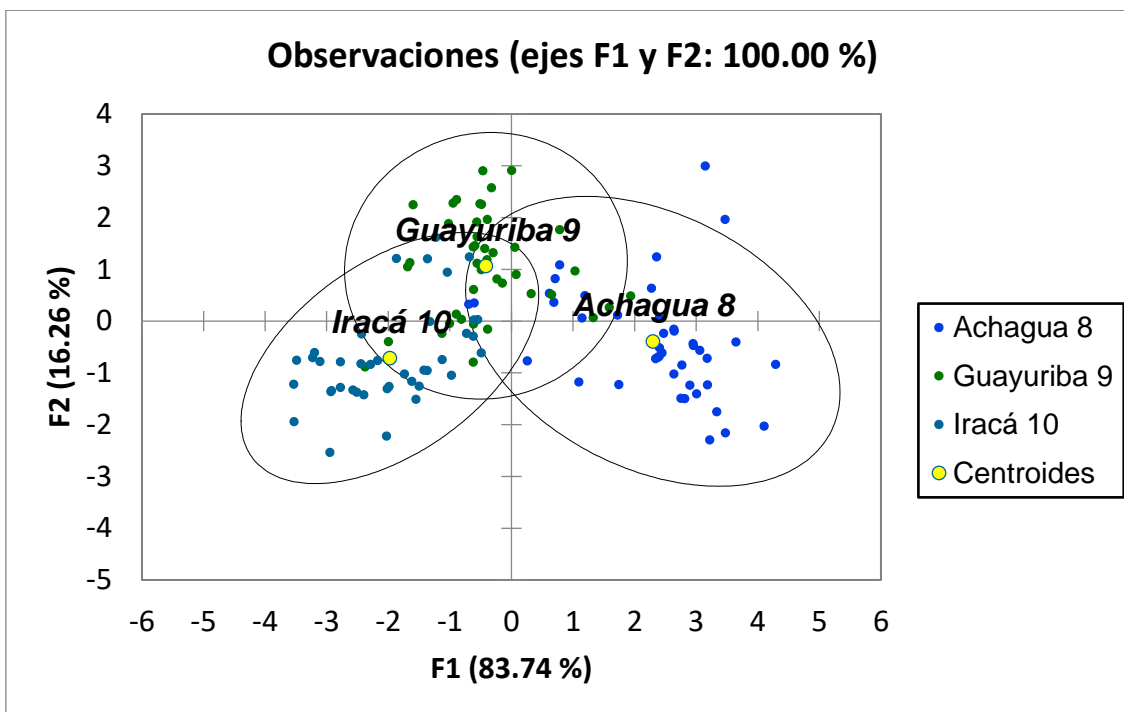
La relación entre las muestras y la ubicación de cada una en la Figura 4-1, sugiere una agrupación, debido a la distribución de los vectores de orientación o “Scores” en ambos ejes que puede estar originada por el material usado, esta clasificación se evaluó mediante el análisis discriminante (DA). En trabajos similares se ha usado la reducción de variables, Khodadadi, Fotokian, & Miransari (2011) encontraron que con 5 componentes pudo clasificar 6 grupos, en el cual el primer componente era debió solo a la variación genética del Trigo y representaba el 97% de la variación total.

El ACP se ha utilizado ampliamente en ciencias de las plantas para la reducción de variables y la agrupación de genotipos (Kumar et al., 2017), para la agrupación de genotipos, Syafii, Cartika, & Ruswandi (2015) utilizaron las puntuaciones de los componentes principales para agrupar genotipos de maíz en subgrupos, porque algunos componentes principales contenían toda la información de las variables originales.

4.4.2. Separación del rendimiento por genotipo

La agrupación con DA tuvo un 81,5% de precisión media en la separación de los tres genotipos con el modelo de predicción, sin embargo, la variedad Guayuriba 9 mostró solo una precisión de 59,5% ya que el comportamiento de la producción se asemejó al de la variedad Iracá 10. En la Figura 4-3, puede observarse que la elipse de confianza de la variedad Guayuriba 9 interceptó con las otras dos elipses, pero las muestras que pertenecen al conjunto originalmente a la variedad Guayuriba 9 sólo presentan ambigüedad con el conjunto de la variedad Iracá 10.

Figura 4-3. Separación de los componentes de rendimiento por variedad.



En la validación del modelo la precisión descendió a 71,8%, porque las variables de la variedad Guayuriba 9 no se separaron efectivamente de las de Iracá 10, con un porcentaje de 45,2% en la efectividad de la clasificación, como se muestra en la Tabla 4-5. El comportamiento diferencial entre genotipos al estrés hídrico analizado desde variables fisiológicas entre las que se destacan peso seco de las hojas, contenido relativo de agua, ha sido investigado por Silvente, Sobolev, & Lara (2012), quienes separaron la tolerancia

y la sensibilidad al estrés hídrico deficitario en 2 genotipos, con dos componentes principales que representaron el 66,6% de la variación total.

Tabla 4-5. Matriz de confusión para la validación cruzada.

Original\ Clasificada	Achagua 8	Guayuriba 9	Iracá 10	Total	% correctos
Achagua 8	35	1	6	42	83,3%
Guayuriba 9	0	19	23	42	45,3%
Iracá 10	0	5	35	40	87,5%
Total	35	25	64	124	71,7%

La clasificación de rendimiento por planta diferenciado por genotipo fue estudiada por He et al. (2017), quienes encontraron que el agua disponible en el suelo tiene una gran influencia en la absorción de nutrientes y el rendimiento de grano. Este estudio se elaboró en cuatro genotipos los cuales mostraron diferencias significativas en la longitud de la raíz, que contribuyen a una alta eficiencia de absorción de nutrientes y compensan el rendimiento limitado bajo la sequía.

Dado que existe una evidente clasificación por variedad, el efecto por el contenido de agua en el suelo se analizó para cada material y como se indicó al principio de esta sección, las variables de peso de vainas, peso de grano húmedo, cantidad de grano y peso de grano seco y cantidad de vainas, son linealmente independientes y tienen un coeficiente de correlación lineal mayor que 0,87. Sólo se usó el peso de grano seco, clasificado por la cantidad de grano en cada vaina, como representativa de estas 5 variables dada la distribución de los pesos del ACP y orientación mostrados en la Figura 4-1.

El modelo de clasificación DA utilizó distancias euclidianas de las muestras al centroide, usando de los factores 1 y 2, construidos con las variables peso seco del grano clasificado por el número de granos en cada vaina (g), la altura de la planta (cm), la altura de carga (cm), el peso de la planta seca (g) y el número de nudos desarrollados. Con estas variables se tuvo una eficiencia mínima de 69,2%, en el tratamiento de menor contenido de agua del suelo PMP con la variedad Guayuriba 9, y una separación del tratamiento intermedio 100% eficiente para las tres variedades.

Aunque este trabajo no consistió en la comparación de genotipos para evaluar su producción, si se usó el DA junto con ACP en soya, que normalmente es usado para la selección de genotipos con superioridad en el manejo agronómico, por ejemplo, Leite et al. (2018), discriminaron los 16 genotipos de la soya genéticamente modificada con mayor rendimiento a partir de las variables relacionadas con los componentes de rendimiento. Con el presente trabajo no se indicó ninguna superioridad de algún genotipo frente al estrés hídrico, pues en general, la afección en la producción del grano fue similar en los tres genotipos.

En este caso de estudio el DA permitió hacer una evaluación la idoneidad de la clasificación, dada la pertenencia a los genotipos Achagua 8, o bien a la unión entre Guayuriba 9 e Iracá 10. Esta metodología también la usaron Suchowilska et al. (2009), quienes clasificaron tres genotipos de trigo promisorios por alto peso de grano por espiga usando DA, ya que el análisis de componente a componente individual mostraría diferencias más sutiles entre los genotipos.

4.4.3. Separación del rendimiento por contenido de agua del suelo

La separación por contenido de agua del suelo fue exacta mayor que 78,6% para cada variedad, el tratamiento con el contenido de agua volumétrico entre CC y el PMP tuvo una sensibilidad de 100%, es decir el modelo de clasificación con las variables descritas es capaz de identificar las plantas del contenido de agua entre CC y PMP. En consecuencia, la especificidad del modelo de clasificación en las plantas con contenido en CC y en PMP son igualmente 100%, porque los elementos que no pertenecían a estos tratamientos no fueron predichos como tal, es decir, no hubo falsos positivos, como se puede observar en la matriz de confusión de la Tabla 4-6.

Tabla 4-6. Matriz de confusión para la calibración de modelo de clasificación.

Genotipo	Observados\ Predicho	CC	Intermedio	PMP	Total	Exactitud
Achagua 8	CC	12	2	0	14	85,7%
	Intermedio	0	13	0	13	100,0%
	PMP	0	1	13	14	92,9%
	Total	12	16	13	41	92,7%
Guayuriba 9	CC	12	4	0	16	75,0%
	Intermedio	0	12	0	12	100,0%
	PMP	0	4	9	13	69,2%
	Total	12	20	9	41	80,5%
Iracá 10	CC	9	2	0	11	81,8%
	Intermedio	0	14	0	14	100,0%
	PMP	0	3	11	14	78,6%
	Total	9	19	11	39	87,2%

Las variedades Guayuriba 9 e Iracá 10, fueron más sensibles cuando el contenido de agua del suelo estuvo en CC que cuando estuvieron cercanas a PMP, es decir, que la probabilidad de detectar plantas que estuvieron con el contenido de agua del suelo óptima es mayor que las plantas con estrés por deficiencia hídrica durante el ciclo productivo, si sólo se miden los componentes de rendimiento antes mencionados (Tabla 4-7).

Tabla 4-7. Interpretación de la matriz de confusión.

Prueba de diagnóstico	Genotipo	CC	Intermedio	PMP
Sensibilidad	Achagua 8	85,7%	100,0%	92,9%
	Guayuriba 9	75,0%	100,0%	69,2%
	Iracá 10	81,8%	100,0%	78,6%
Especificidad	Achagua 8	100,0%	89,3%	100,0%
	Guayuriba 9	100,0%	72,4%	100,0%
	Iracá 10	100,0%	80,0%	100,0%
Exactitud	Achagua 8	92,7%		
	Guayuriba 9	80,5%		
	Iracá 10	87,2%		

Para la variedad Achagua 8 ocurrió lo contrario, ya que el tratamiento con mayor estrés por deficiencia hídrica es más sensible en los componentes de rendimiento que cuando las plantas tuvieron la disponibilidad de agua en el suelo óptima (Tabla 4-7).

En general, las variables con mayor peso en los factores de reducción mostrados en la Figura 4-2, son el peso de grano seco total (PGST), peso del grano con 3 y 4 granos (PGS3 y PGS4, respectivamente) y la altura de la planta (Alt planta). Con estas variables se realizó un ANOVA, con el que se obtuvo que los factores genotipo y contenido de agua del suelo son muy significativos en estas 4 variables (Tabla 4-8). Estos resultados son similares con los de Ergo et al. (2018), que mostraron que el rendimiento, el número y peso se los granos explican el 50, 81 y 82% de la variación total cuando la plantas fueron sometidas a estrés hídrico y de temperatura.

Aunque la variable PGS4 tuvo valores de cero en todos los rangos de contenido de agua de variedad Iracá 10, se tuvo en cuenta en el análisis para tener un análisis consistente puesto que, las otras dos variedades si desarrollaron vainas con 4 granos y fue significativo en el peso de componentes principales.

La soja es susceptible al estrés hídrico y el comportamiento del rendimiento tiene interacción con el genotipo usado, lo que significa que una de las variedades se comporta de manera diferente con la altura de planta y la producción de vainas con 3 y 4 granos. Este resultado es similar al encontrado por Pardo et al. (2015), en donde se evaluó el rendimiento en 8 genotipos de soja sometidos a limitaciones de agua en campo e invernadero.

La variedad con comportamiento diferente fue la Achagua 8, tal vez por ser una variedad de crecimiento indeterminado. Sin embargo, la producción de total de grano seco no mostró diferencias significativas respecto a la Guayuriba 9 y a la Iracá 10, lo que implica que esta variedad aunque es referenciada por los autores Caicedo, Tibocho, & Hernández (2017) como promisoría por la mayor cantidad de vainas, con 4 granos por vaina, no representa mayor producción total respecto a la variedad Guayuriba 9 ni a la Iracá 10.

Tabla 4-8. Test de significancia para las variedades usadas y la disponibilidad de agua en el suelo.

Factor	Alt Planta	PGST	PGS3	PGS4
Contenido de agua	***	***	***	***
Genotipo	***	NS	***	***
Genotipo x Contenido de agua	***	NS	*	***

Códigos de significancia: 0 '****' 0,001 '***' 0,01 '**' 0,05 '*' 0,1 '.' 1 'NS' 1

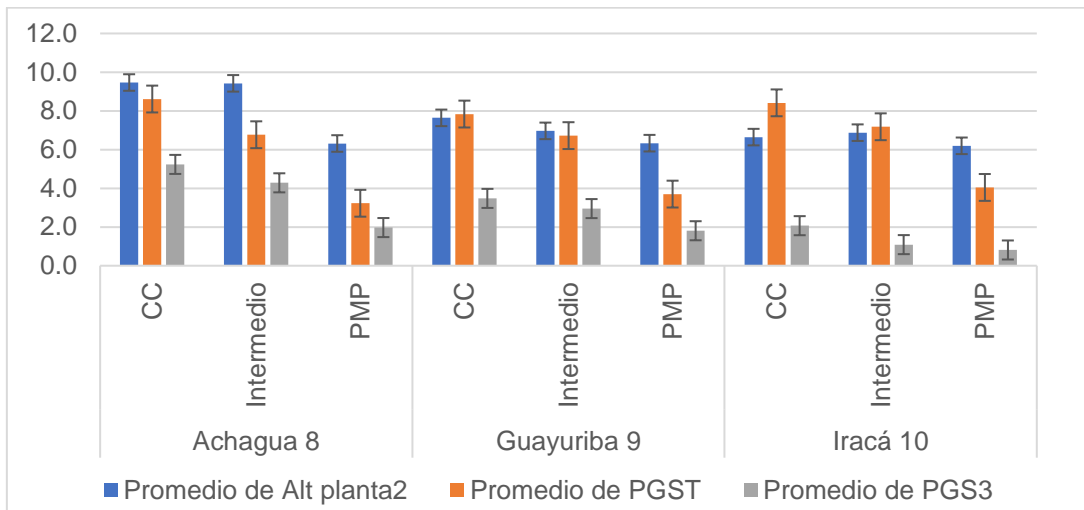
El DA para evaluar rendimientos de soya fue reportado por Peña-Gallardo et al. (2019), encontraron que las condiciones climáticas promedio no son el principal impulsor de las diferencias espaciales encontradas frente a las diferentes escalas de tiempo de sequía, esto lo logró con la reducción a tres componentes principales y con la primera función de clasificación. Sin embargo, con la misma metodología los autores mencionados encontraron una alta respuesta en relacionada con la disminución en el rendimiento, bajo condiciones de sequía en la etapa de llenado de la vaina, donde las plantas tienen mayor sensibilidad a este fenómeno (Wu, Hubbard, & Wilhite, 2004).

4.4.4.Efecto del estrés hídrico en la producción

A medida que, la disponibilidad de agua en el suelo disminuyó también se afectaron los valores de las variables analizadas (Figura 4-4), es decir, menor altura de planta expresada en decímetros, y también fue menor el peso de los granos tanto en la totalidad como cuando tuvieron tres granos en la vaina. El peso de los granos secos con 4 granos por vaina tuvo presencia escasa en las variedades Guayuriba 9 para los tratamientos de CC y PMP, y para el intermedio no tuvo vainas con 4 granos, al igual que la variedad Iracá 10 para las tres condiciones de contenido de agua. Por este motivo, aunque la variable se tuvo un alto peso en la construcción de los factores del ACP, solo se tuvo en cuenta en la discriminación de la variedad Achagua 8.

La variable Altura de planta, PSG3 y PGS4 tuvieron diferencias significativas por variedad ensayada, mientras que para el PSGT la media no mostró evidencia de separación por grupos, lo que quiere decir que la producción total de las plantas fue independiente de la variedad y permite concluir que ninguna presenta mayor tolerancia al déficit hídrico. El peso para 3 granos en la vaina fue la única variable que diferenció entre las variedades Guayuriba 9 e Iracá 10. La altura media de la planta fue igual, para estas dos últimas variedades.

Figura 4-4. Medias estimadas con mínimos cuadrados.



El peso del grano en cada planta se redujo en la medida que el agua aplicada al suelo es menor, en las tres variedades. Aunque no hay estudios específicos para estas variedades de soya, éste resultado fue comparable con el que obtuvieron Bustomi et al. (2007), que usaron la variedad conocida como “Willis” en un suelo de textura arenosa, con la disminución en la lámina de riego hasta en un 80%, donde obtuvo diferencias significativas en el peso del grano y la altura por planta.

El componente genético es un factor fundamental en el comportamiento de las plantas, que según Casagrande et al. (2001), toda expresión fenotípica en plantas sometidas al déficit hídrico está relacionada con la expresión genética y su interacción con el ambiente. Algunos genotipos son capaces de desarrollar dentro de su línea evolutiva mecanismos de aumento en la absorción de compuestos debidas a proteínas transportadoras de aminoácidos.

De no ser efectivo el mecanismo de aumento de absorción existirá una reducción en la metabolización de compuestos nitrogenados provenientes del proceso simbiótico y sería limitante en el proceso de llenado de granos en soya, factor clave en la mayor o menor capacidad de soportar períodos de déficit hídrico (Casagrande et al., 2001).

Tabla 4-9. Análisis de las diferencias entre las categorías con un intervalo de confianza de 95%. Usando comparador de Bonferroni.

Variable	Contraste	Diferencia	Diferencia Estandarizada	Pr > Dif	Significancia
Alt planta	Achagua 8 vs Iracá 10	18,00	7,79	< 0,0001	si
	Achagua 8 vs Guayuriba 9	14,00	6,11	< 0,0001	si
	Guayuriba 9 vs Iracá 10	4,00	1,74	0,084	No
PGST	Iracá 10 vs Guayuriba 9	0,50	1,20	0,233	No
	Iracá 10 vs Achagua 8	0,40	0,88	0,382	No
	Achagua 8 vs Guayuriba 9	0,13	0,33	0,743	No
PGS3	Achagua 8 vs Iracá 10	2,49	7,80	< 0,0001	si
	Achagua 8 vs Guayuriba 9	1,10	3,47	0,001	si
	Guayuriba 9 vs Iracá 10	1,40	4,35	< 0,0001	si
PGS4	Achagua 8 vs Iracá 10	1,31	8,09	< 0,0001	si
	Achagua 8 vs Guayuriba 9	1,26	7,87	< 0,0001	si
	Guayuriba 9 vs Iracá 10	0,05	0,31	0,756	No
Alt planta	CC vs PMP	16,64	7,27	< 0,0001	si
	CC vs Intermedio	1,67	0,72	0,473	No
	Intermedio vs PMP	14,97	6,47	< 0,0001	si
PGST	CC vs PMP	4,63	11,71	< 0,0001	si
	CC vs Intermedio	1,40	3,48	0,001	si
	Intermedio vs PMP	3,23	8,08	< 0,0001	si
PGS3	CC vs PMP	2,06	6,53	< 0,0001	si
	CC vs Intermedio	0,82	2,57	0,011	si
	Intermedio vs PMP	1,24	3,88	0,000	si
PGS4	CC vs PMP	0,51	3,20	0,002	si
	CC vs Intermedio	0,11	0,67	0,502	No
	Intermedio vs PMP	0,40	2,49	0,014	si

Para los rangos de contenido de agua del suelo, las cuatro variables estudiadas mostraron diferencias significativas en la comparación de medias, el PGST y PGS3 diferenciaron las medias de acuerdo con los tres rangos de contenido de agua, y la Alt planta y PGS4 sólo diferenció las muestras con el contenido de agua del suelo cercana a PMP, y las medias aritméticas de los grupos con los rangos por encima de este contenido (>15% en volumen) fueron iguales. Las comparaciones se realizaron con el criterio de Bonferroni con un valor crítico de 2,428, resumidas en la Tabla 4-9.

La reducción del agua disponible en el suelo tiende a maximizar la eficiencia de la utilización de la radiación y reduce la eficiencia de la interceptación de la radiación fotosintéticamente activa en las plantas de soya, mientras que, en los déficits de agua severos, hay una reducción de la eficiencia de la utilización de la radiación (Souza et al., 2013).

Con la reducción en la eficiencia de la radiación se refleja en la reducción del rendimiento del grano debido a la fijación de carbono (Chavarria et al., 2017), o se disminuye la cantidad de biomasa producida debido a que esta se relaciona linealmente con lámina de agua usada proveniente del suelo (Nielsen, 2011), (Adeboye, et al., 2015), (Carrera, Martínez, Dardanelli, & Balzarini, 2009).

Aunque el rendimiento está muy ligado a la disponibilidad de agua en el suelo, esta relación no es lineal y depende de la etapa fenológica, el genotipo y la ubicación, por esto se requiere una evaluación de la utilidad agronómica de la aplicación de riego deficitario o de manejos en campo para cada situación específica (Geerts & Raes, 2009). En el presente trabajo, las plantas estuvieron todo el tiempo sometidas al mismo rango de contenido de agua en el suelo, por lo que no se puede llegar a una recomendación cuantitativa sobre la cantidad de agua complementaria a la precipitación necesaria para llevar garantizar la producción, en un estado de desarrollo específico.

No obstante, si se evidencia una afectación en la producción total del grano para las tres variedades, sin que ninguna tenga mayor resistencia al estrés hídrico, ya que las tres redujeron su peso del grano seco total en la misma tasa, cuando se les disminuyó la cantidad de agua disponible en el suelo.

4.5. Conclusiones

La deficiencia de agua en suelo, por debajo de la CC afecta el peso seco del grano seco individual por planta, la relación es proporcional, entre menor rango de contenido de agua volumétrica es menor el peso seco total de grano en cada planta.

La reacción de las plantas a estrés por deficiencia hídrica depende del genotipo usado, ya que algunas son capaces de producir mayor número de vainas, pero con menor cantidad de granos, como es el caso de las variedades Guayuriba 9 e Iracá 10, caso contrario ocurrió con la Achagua 8.

El análisis multivariado de análisis de componentes principales permitió reducir la cantidad de datos relacionados con el rendimiento de las plantas, cuando se someten a deficiencias hídricas y se evalúan distintos genotipos, lo que permite hacer comparaciones específicas entre las variables con mayor importancia en la variación total de la muestra.

La discriminación de contenidos de contenido de agua para cada variedad a través de algunos componentes de rendimiento fue exacta, sensible y específica para los tres rangos establecidos, y el análisis puede ser aplicado a los tres genotipos para evaluar el efecto del estrés hídrico en la producción de grano en cada planta.

Existió una dependencia lineal entre las variables peso seco del grano, la cantidad de vainas, la cantidad de granos y el peso húmedo, clasificados por la cantidad de granos en cada vaina, lo que indicó que la humedad del grano, el tamaño del grano, fueron uniformes en todas las plantas, y la cantidad de vainas vanas fueron despreciables. Por tal motivo, para evaluar la producción por planta frente a deficiencias hídricas es posible hacerlo si se tiene una de las variables anteriores, en cada genotipo.

La clasificación de la producción teniendo en cuenta las variables altura de planta, peso de grano seco, peso de grano seco de vainas con 3 granos y peso del grano seco con 4 granos, fue eficiente para identificar plantas con estrés por bajo contenido de agua del suelo. Sin embargo, sólo el peso del grano seco total y el peso del grano con tres granos fueron capaces de diferenciarse entre plantas con CC y un contenido de agua hasta 5% por debajo de este rango.

4.6. Bibliografía

- Adeboye, O. B., Schultz, B., Adekalu, K. O., & Prasad, K. (2015). Crop water productivity and economic evaluation of drip-irrigated soybeans (*Glycine max* L. Merr.). *Agriculture & Food Security*, 4(1), 10. <https://doi.org/10.1186/s40066-015-0030-8>
- Almeida, A. M. R., & Minor, H. C. (1995). *El cultivo de la soja en los trópicos : mejoramiento y producción*. (C. N. de P. de S. (Brazil), Ed.). Organización de la Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.
- Barbosa, R. M., Vieira, B. G. T. L., Ferraudo, A. S., Corá, J. E., & Vieira, R. D. (2013). Discrimination of soybean seed lots by multivariate exploratory techniques. *Journal of Seed Science*, 35(3), 302–310. <https://doi.org/10.1590/S2317-15372013000300005>
- Battisti, R., Sentelhas, P. C., Boote, K. J., de S. Câmara, G. M., Farias, J. R. B., & Basso, C. J. (2017). Assessment of soybean yield with altered water-related genetic improvement traits under climate change in Southern Brazil. *European Journal of Agronomy*, 83, 1–14. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eja.2016.11.004>
- Bertolli, S. C., Mazzafera, P., & Souza, G. M. (2014). Why is it so difficult to identify a single indicator of water stress in plants? A proposal for a multivariate analysis to assess emergent properties. *Plant Biology*, 16(3), 578–585. <https://doi.org/10.1111/plb.12088>
- Bustomi Rosadi, R. A., Afandi, Senge, M., Ito, K., & Adomako, J. T. (2007). The effect of water stress in regulated deficit irrigation on soybean yield (*Glycine max* [L.] Merr.). *Paddy and Water Environment*, 5(3), 163–169. <https://doi.org/10.1007/s10333-007-0080-z>
- Caicedo, S., Tibocho, Y., & Hernández, A. (2017). *Soya Corpoica Achagua 8*. (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria, Ed.). Villavicencio. Retrieved from http://agropecuaria-primotc.hosted.exlibrisgroup.com/primolibrary/libweb/action/display.do;jsessionid=E A9D7C7869DE6B463BCBA6A41738CF77?tabs=requestTab&ct=display&fn=search&doc=57BAC_Aleph000067407&indx=2&reclids=57BAC_Aleph000067407&recldxs=1&elementId=1&
- Carrera, C., Martínez, M. J., Dardanelli, J., & Balzarini, M. (2009). Water Deficit Effect on the Relationship between Temperature during the Seed Fill Period and Soybean Seed Oil and Protein Concentrations. *Crop Science*, 49(3), 990. <https://doi.org/10.2135/cropsci2008.06.0361>
- Casagrande, e. C., Farias, j. R. B., Neumaier, n., Oya, t., Pedroso, j., Martins, p. K., ...

- Nepomuceno, a. L. (2001). Expressão gênica diferencial durante déficit hídrico em soja. *Revista Brasileira de Fisiologia Vegetal*, 13(2), 168–184. <https://doi.org/10.1590/S0103-31312001000200006>
- Chavarria, G., Caverzan, A., Müller, M., & Rakocevic, M. (2017). Soybean Architecture Plants: From Solar Radiation Interception to Crop Protection. In M. B. T.-S.-T. B. of Y. Kasai Biomass and Productivity (Ed.) (p. Ch. 02). Rijeka: InTech. <https://doi.org/10.5772/67150>
- Doss, B. D., & Thurlow, D. L. (1974). Irrigation, Row Width, and Plant Population in Relation to Growth Characteristics of Two Soybean Varieties¹. *Agronomy Journal*, 66(5), 620. <https://doi.org/10.2134/agronj1974.00021962006600050006x>
- Ergo, V. V., Lascano, R., Vega, C. R. C., Parola, R., & Carrera, C. S. (2018). Heat and water stressed field-grown soybean: A multivariate study on the relationship between physiological-biochemical traits and yield. *Environmental and Experimental Botany*, 148, 1–11. <https://doi.org/10.1016/J.ENVEXPBOT.2017.12.023>
- FAO/OECD. (2017). *OECD-FAO Agricultural Outlook 2017-2026. Special Focus: Southeast Asia* (OECD/FAO Agricultural Outlook (OECD/FAO);). Retrieved from <http://www.fao.org/documents/card/en/c/9063b6e9-e46e-463e-86bd-8cb3ec477d31/>
- Geerts, S., & Raes, D. (2009). Deficit irrigation as an on-farm strategy to maximize crop water productivity in dry areas. *Agricultural Water Management*, 96(9), 1275–1284. <https://doi.org/10.1016/J.AGWAT.2009.04.009>
- He, J., Jin, Y., Du, Y.-L., Wang, T., Turner, N. C., Yang, R.-P., ... Li, F.-M. (2017). Genotypic Variation in Yield, Yield Components, Root Morphology and Architecture, in Soybean in Relation to Water and Phosphorus Supply. *Frontiers in Plant Science*, 8, 1499. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.01499>
- ICA. (1992). *Fertilización en diversos cultivos Quinta aproximación*. Instituto Colombiano Agropecuario (ICA). Retrieved from <https://www.librerianacional.com/pagina=producto&libro=9789589066874&autor=202404&editorial=3170>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis* (fifth). New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Khodadadi, M., Fotokian, M. H., & Miransari, M. (2011). Genotypes Based on Cluster and Principal Component Analyses for Breeding Strategies. *Australian Journal of Crop Science*, 5(1), 17–24. Retrieved from

<https://search.informit.com.au/documentSummary;dn=834366801119297;res=IELHSS>

- Kumar, R., Chikkappa, G. K., Singh, S. B., Mukri, G., Kaul, J., Das, A. K., ... Bhatia, D. (2017). Multivariate Analysis for Yield and Its Component Traits in Experimental Maize Hybrids. *Journal of Agricultural Science*, 9(3), 219. <https://doi.org/10.5539/jas.v9n3p219>
- Leite, W. de S., Unêda-Trevisoli, S. H., Silva, F. M. da, Silva, A. J. da, Mauro, A. O. Di, Leite, W. de S., ... Mauro, A. O. Di. (2018). Identification of superior genotypes and soybean traits by multivariate analysis and selection index. *REVISTA CIÊNCIA AGRONÔMICA*, 49(3), 491–500. <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20180056>
- Moreno, L. (2009). *Agronomía colombiana. Agronomía Colombiana* (Vol. 27). Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Agronomía. Retrieved from <https://revistas.unal.edu.co/index.php/agrocol/article/view/11131>
- Nielsen, D. C. (2011). Forage soybean yield and quality response to water use. *Field Crops Research*, 124(3), 400–407. <https://doi.org/10.1016/J.FCR.2011.07.007>
- Pardo, E. M., Vellicce, G. R., Aguirrezabal, L., Pereyra Irujo, G., Rocha, C. M. L., García, M. G., ... Castagnaro, A. P. (2015). Drought Tolerance Screening Under Controlled Conditions Predicts Ranking of Water-Limited Yield of Field-Grown Soybean Genotypes. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 201(2), 95–104. <https://doi.org/10.1111/jac.12106>
- Peña-Gallardo, M., Vicente-Serrano, S. M., Quiring, S., Svoboda, M., Hannaford, J., Tomas-Burguera, M., ... El Kenawy, A. (2019). Response of crop yield to different time-scales of drought in the United States: Spatio-temporal patterns and climatic and environmental drivers. *Agricultural and Forest Meteorology*, 264, 40–55. <https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2018.09.019>
- Qian, B., De Jong, R., & Gameda, S. (2009). Multivariate analysis of water-related agroclimatic factors limiting spring wheat yields on the Canadian prairies. *European Journal of Agronomy*, 30(2), 140–150. <https://doi.org/10.1016/J.EJA.2008.09.003>
- Sharifi, P., Astereki, H., & Pouresmael, M. (2018). Evaluation of variations in chickpea (*Cicer arietinum* L.) yield and yield components by multivariate technique. *Annals of Agrarian Science*. <https://doi.org/10.1016/J.AASCI.2018.02.003>
- Silvente, S., Sobolev, A. P., & Lara, M. (2012). Metabolite Adjustments in Drought Tolerant and Sensitive Soybean Genotypes in Response to Water Stress. *Plos One*, 7(6). <https://doi.org/https://doi.org/10.1371/journal.pone.0038554>

- Souza, G. M., Catuchi, T. A., Bertolli, S. C., & Soratto, R. P. (2013). Soybean Under Water Deficit: Physiological and Yield Responses. In J. E. B. T.-A. C. S. of I. S. R.-G. Board Physiology, Agronomy and Nitrogen Relationships (Ed.) (p. Ch. 13). Rijeka: InTech. <https://doi.org/10.5772/54269>
- Suchowilska, E., Wiwart, M., Borejszo, Z., Packa, D., Kandler, W., & Krska, R. (2009). Discriminant analysis of selected yield components and fatty acid composition of chosen *Triticum monococcum*, *Triticum dicoccum* and *Triticum spelta* accessions. *Journal of Cereal Science*, 49(2), 310–315. <https://doi.org/10.1016/J.JCS.2008.12.003>
- Syafii, M., Cartika, I., & Ruswandi, D. (2015). Multivariate Analysis of Genetic Diversity among some Maize Genotypes under Maize-Albizia Cropping System in Indonesia. *Asian Journal of Crop Science*, 7(4), 244–255. <https://doi.org/10.3923/ajcs.2015.244.255>
- Wu, H., Hubbard, K. G., & Wilhite, D. A. (2004). An agricultural drought risk-assessment model for corn and soybeans. *International Journal of Climatology*, 24(6), 723–741. <https://doi.org/10.1002/joc.1028>

5. Conclusiones y recomendaciones finales

5.1. Conclusiones

Con este trabajo se obtuvo un prometedor acercamiento al uso de sensores ópticos del espectro visible y del infrarrojo cercano como una herramienta que ofrece ventaja de tiempo y área cubierta, comparado con los métodos tradicionales para el diagnóstico de estrés hídrico por bajo contenido de agua del suelo en las plantas de soya en las variedades Achagua 8, Guayuriba 9 e Iracá 10.

Esta alternativa de detección de estrés hídrico a partir de información de reflectancia espectral en las hojas de soya es precisa y exacta, sin embargo, requiere de estrategias de manejo de gran volumen de datos, y de técnicas de estadística multivariada que tengan en cuenta los cambios debido al entorno de crecimiento de las plantas, tales como estado de desarrollo y la variedad de soya usada.

El contenido de agua del suelo en el ciclo productivo de semilla de soya es un factor fundamental en la producción final en las variedades usadas, ya que las plantas a menor cantidad de agua disponible en el suelo menor en la producción de semillas en por planta, esto se comprobó en las tres variedades, y ninguna presentó mayor tolerancia respecto a las otras dos cuando se disminuyó el agua disponible durante el ciclo de desarrollo.

Este trabajo es un inicio para uso de herramientas sofisticadas de mayor velocidad de captura, como pueden ser sensores multiespectrales aerotransportados, que tienen la ventaja de tener la información georreferenciada, y así definir zonas de manejo localizadas en un tiempo adecuado para programar acciones correctivas cuando se identifique la deficiencia hídrica.

5.2. Recomendaciones

El alcance de este trabajo fue para plantas sembradas en materas ubicadas en una casa de malla, cualquier aplicación directa en campo debe tener en cuenta factores tales como la precipitación, manejos agronómicos, presencia de plagas y enfermedades que modificarían los resultados presentados.

Se debe tener en cuenta el límite de detección o ancho de banda del sensor a usar, porque los resultados presentados en este estudio se tienen un paso de banda muy estrecho lo que hace que las longitudes de onda sean puntuales, el cálculo de índices en bandas con filtros de paso ancho puede arrojar resultados diferentes a los presentados en este trabajo, pues se usó un espectrorradiómetro de alta resolución espectral.

Se demostró el genotipo usado modifica la reflectancia espectral de las hojas en la región del visible e infrarrojo cercano, por lo que no es posible generalizar los resultados a otros genotipos sin antes hacer pruebas pertinentes, ya que existe un cambio en los procesos fisiológicos de las plantas cuando se enfrentan a la disminución de agua que es propio de cada variedad. Se requiere comparar los genotipos de uso frecuente por los productores, con el fin de dar un criterio de ventaja o desventaja frente a los genotipos desarrollados por Agrosavia, y evaluar la producción con la de referencia en la Orinoquia Colombiana.

El número de muestras de un ensayo dependerá de la clase de mediciones a realizar, para el caso de calibración de modelos de predicción con variables cuantitativas como el potencial hídrico, que es una prueba destructiva en las hojas, se deben tener plantas adicionales para que puedan completar el ciclo y los datos de cosecha puedan ser tomados en plantas completas sin ninguna afectación por órganos faltantes.

Para identificar necesidades de riego, se requiere establecer ensayos con tasa aplicación diferencial de acuerdo con la necesidad de riego acorde a cada etapa de desarrollo del cultivo, es decir, permitir la recuperación durante determinado ciclo productivo, aplicando el 100% de la lámina de riego requerida luego de someter a estrés hídrico por deficiencia en etapas anteriores. Lo anterior, para que la elección del índice sea adecuada, no hay un

índice general que cumpla las condiciones a nivel general en todo el proceso de crecimiento.