



UNIVERSIDAD DE  
MANIZALES®

## **Caracterización de Firmas Espectrales en Caña de Azúcar para la Identificación de Estrés Vegetal en Condiciones Controladas de Laboratorio**

Mónica Liliana López Martínez

Yury Idali Castro Linares

Proyecto presentado para optar al título de Especialista en Sistemas de Información Geográfica

Tutor: Ana María Giraldo Patiño, Magíster (MSc) en Teledetección, Ingeniera ambiental

Universidad de Manizales

Facultad de Ciencias e Ingeniería

Especialización en Sistemas de Información Geográfica - Virtual

Manizales, Caldas, Colombia

2025

<b>Cita</b>	(Castro Linares & López Martínez, 2025)
<b>Referencia</b>	Castro Linares, Y. I y López Martínez, M. L. (2025). <i>Caracterización de Firmas Espectrales en Caña de Azúcar para la Identificación de Estrés Vegetal en Condiciones Controladas de Laboratorio</i> [Trabajo de grado especialización].
<b>Estilo APA 7 (2020)</b>	Universidad de Manizales. RIDUM: Repositorio Institucional Universidad de Manizales.



Seleccione posgrado UManizales (A-Z), Seleccione cohorte posgrado

Seleccione centro de investigación UManizales (A-Z).

Seleccione grupo de investigación UManizales (A-Z)

Seleccione línea de investigación UManizales (A-Z).

**Declaración de inteligencia artificial:** el o los autores de este trabajo de grado declaran que han utilizado herramientas de inteligencia artificial (IA), tales como [mencionar herramientas utilizadas, por ejemplo, ChatGPT, Grammarly, Turnitin, Copilot, Gemini, entre otras], de manera ética y responsable, tal como se establece en el Acuerdo UManizales 002 (julio 26 de 2023) sobre propiedad intelectual e IA. Estas herramientas son empleadas como apoyo en la redacción, revisión gramatical y generación de ideas, pero en ningún caso sustituyen el análisis crítico, la argumentación académica ni la originalidad del trabajo. Asimismo, cualquier contenido generado con asistencia de IA está citado y referenciado adecuadamente, garantizando la integridad académica y el cumplimiento de los principios éticos de la investigación.

**Biblioteca y Centro de Recursos:** biblioteca.umanizales.edu.co

**Repositorio Institucional:** ridum.umanizales.edu.co

**Universidad de Manizales:** umanizales.edu.co

**Revistas:** revistasum.umanizales.edu.co

**Fondo Editorial:** editorialum.umanizales.edu.co

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Manizales ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

## Tabla de contenido

Resumen.....	11
Abstract .....	12
Introducción .....	13
1 Planteamiento del problema.....	15
1.1 Antecedentes .....	16
Estudios acerca de la Respuesta Fisiológica y el Estrés Vegetal. ....	16
Uso General de la Inteligencia Artificial y la teledetección. ....	16
Uso Específico en el Seguimiento de Caña de Azúcar (a nivel local y mundial). ....	17
Estudios en Condiciones Controladas.....	18
2 Justificación .....	19
3 Objetivos .....	21
3.1 Objetivo general.....	21
3.2 Objetivos específicos.....	21
4 Marco teórico .....	22
4.1 La caña de azúcar .....	22
4.1.1 Características botánicas relevantes.....	22
4.1.2 Requerimientos Edafoclimáticos para su Cultivo .....	23
4.2 Fundamentos del Estrés Vegetal: Estrés Hídrico y Estrés Nutricional .....	24
4.2.1 Estrés hídrico.....	25
4.2.2 Estrés nutricional.....	25
4.3 Fundamentos de interacción radiación - vegetación.....	25
4.4 Espectrorradiometría y caracterización espectral de cultivos .....	27
4.4.1 Sensibilidad a las Longitudes de Onda: Detección de Estrés Hídrico y Nutricional	

4.4.2	Región de interés para estudios de vegetación (VIS, NIR y SWIR).....	27
4.4.3	Conceptos básicos de espectrorradiometría .....	28
4.4.3.1	Irradiación Espectral .....	29
4.4.3.2	Radiancia Espectral.....	29
4.4.3.3	Reflectancia.....	29
4.4.3.4	Firma Espectral .....	30
4.4.4	Espectrorradiometría de campo vs. Laboratorio .....	30
4.4.5	Índices espectrales aplicados a cultivos .....	31
4.4.5.1	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI).....	31
4.4.5.2	Índice de Reflectancia Fotoquímica (PRI).....	31
4.4.5.3	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada en el Borde Rojo (NDRE)..	32
4.4.5.4	Índice de Agua (WI) .....	32
4.4.5.5	Índice de Absorción de Clorofila Modificada en Reflectancia (MCARI) .....	32
4.4.5.6	Índice de Clorofila en el Verde (CIgreen) .....	33
4.4.5.7	Índice de Clorofila en el Borde Rojo (CIrededge).....	33
5	Metodología .....	34
5.1	Zona de Muestreo .....	34
5.1.1	Diversidad de Suelos y Respuesta Espectral del Cultivo de Caña en Santana .....	35
5.2	Enfoque Metodológico .....	37
5.3	Tipo de Estudio .....	38
5.4	Descripción del Material Vegetal.....	38
5.5	Diseño Experimental.....	38
5.5.1	Diseño Estadístico .....	39
5.6	Protocolo de Medición Espectral .....	39
5.6.1	Equipo de Medición .....	39

5.6.2	Accesorios y Fuente de Iluminación .....	41
5.6.3	Condiciones Ambientales para la Medición.....	42
5.6.4	Procedimiento de Medición .....	42
5.6.5	Número de Lecturas por Muestra .....	43
5.7	Procedimiento.....	44
5.7.1	Fase I - Selección y obtención de datos espectrales .....	44
5.7.1.1	Selección de muestras .....	44
5.7.1.2	Condiciones de laboratorio .....	47
5.7.1.3	Captura de reflectancia con espectralradiómetro.....	47
5.7.2	Fase II - Procesamiento y análisis espectral.....	51
5.7.2.1	Pre-procesamiento y Suavizado de los Datos .....	51
5.7.2.2	Cálculo de la mediana y primeras y segundas derivadas .....	52
5.7.2.3	Cálculo de índices (NDVI, NDRE, PRI, WI, CIgreen, CIrededge, MCARI) ..	53
5.7.2.4	Estadística descriptiva de cada índice .....	55
5.7.2.5	Matriz de correlaciones (Spearman). .....	55
5.7.3	Fase III – Identificación preliminar de Estrés .....	56
5.7.3.1	Visualización de datos .....	56
5.7.3.2	Pruebas estadísticas: ANOVA y Kruskal–Wallis .....	57
6.1	Fase I.....	59
6.1.1	Caracterización de la Respuesta Espectral .....	59
6.2	Fase II.....	64
6.2.1	Índices espectrales (NDVI, NDRE, PRI, WI, CIgreen, CIrededge, MCARI) y comportamiento por etapa.....	64
6.3	Fase III.....	66
6.3.1	Análisis índices calculados (NDVI, NDRE, PRI, WI, CIgreen, CIrededge, MCARI)	

6.3.1.1	Correlación entre índices .....	71
6.3.2	Pruebas estadísticas: ANOVA y Kruskal–Wallis .....	73
7	Discusión.....	76
8	Conclusiones .....	78
8.1	Caracterización Espectral y Adquisición de Datos .....	78
8.2	Sensibilidad de Índices y Diferenciación de Estrés .....	78
8.3	Aporte para el Monitoreo Temprano y Científico .....	78
9	Recomendaciones.....	80
10	Referencias .....	81

**Lista de tablas**

<b>Tabla 1.</b> Suelo MPCep.....	36
<b>Tabla 2.</b> Suelo MPCd1 .....	36
<b>Tabla 3.</b> Suelos MPEfl .....	37
<b>Tabla 4.</b> Características técnicas del equipo NaturaSpec 24C-94E6.....	40
<b>Tabla 5.</b> Media y desviación estándar de los valores de reflectancia en las bandas del Rojo, borde del Rojo e Infrarrojo cercano .....	63
<b>Tabla 6.</b> Promedio de Índices de Vegetación por Etapa de Crecimiento de la Caña de Azúcar...65	
<b>Tabla 7.</b> Verificación de supuestos para aplicar ANOVA .....	73
<b>Tabla 8.</b> Prueba ANOVA y Kruskal-Wallis para los índices NDVI, PRI, WI, NDRE, MCARI, CIgreen y CIrededge .....	75

### Lista de figuras

<b>Figura 1.</b> Ciclo de cultivo de caña de azúcar ( <i>Saccharum × officinarum</i> ). .....	24
<b>Figura 2.</b> Respuesta Espectral de la Vegetación a lo Largo de las Bandas Visible, NIR y SWIR	26
<b>Figura 3.</b> El espectro electromagnético, regiones del espectro visible .....	28
<b>Figura 4.</b> Zona de muestreo – Municipio Santana (Boyacá).....	34
<b>Figura 5.</b> Suelos - zona de muestreo – Municipio Santana (Boyacá) .....	35
<b>Figura 6.</b> Espectrorradiómetro NaturaSpec 24C-94E6 .....	40
<b>Figura 7.</b> Certificado de calibración del espectrorradiómetro.....	41
<b>Figura 8.</b> Lámpara de bombillo Halógeno-tungsteno .....	42
<b>Figura 9.</b> Esquema metodológico.....	44
<b>Figura 10.</b> Cultivos en estado de germinación (Mes 1–Mes 4).....	45
<b>Figura 11.</b> Cultivos en estado de desarrollo vegetativo (Mes 5–Mes 8).....	46
<b>Figura 12.</b> Cultivos en estado de maduración (Mes 9–Mes 12).....	46
<b>Figura 13.</b> Cultivos en estado de cosecha (Mes 13–Mes 15).....	47
<b>Figura 14.</b> Toma de firmas espectrales de caña de azúcar en laboratorio. ....	48
<b>Figura 15.</b> Muestra almacenada en el software DARWIN LT y archivos txt que representan los valores de reflectancia para cada muestra. ....	49
<b>Figura 16.</b> Muestras de caña de azúcar en estado de germinación (Mes 1–Mes 4) .....	49
<b>Figura 17.</b> Muestras en estado de desarrollo vegetativo (Mes 5–Mes 8).....	50
<b>Figura 18.</b> Muestras representativas en estado de maduración (Mes 9–Mes 12).....	50
<b>Figura 19</b> Muestras en estado de cosecha (Mes 13–Mes 15).....	51
<b>Figura 20.</b> Valores para el cálculo de índices. ....	54
<b>Figura 21.</b> Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 1-4) .....	59
<b>Figura 22.</b> Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 5-8) .....	60

<b>Figura 23.</b> Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 9-12) .....	61
<b>Figura 24.</b> Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 13-15) .....	62
<b>Figura 25.</b> Boxplot índice NDVI por Etapa de Crecimiento .....	66
<b>Figura 26.</b> Boxplot índice PRI por Etapa de Crecimiento .....	67
<b>Figura 27.</b> Boxplot índice WI por Etapa de Crecimiento .....	68
<b>Figura 28.</b> Boxplot índice NDRE por Etapa de Crecimiento .....	68
<b>Figura 29.</b> Boxplot índice MCARI por Etapa de Crecimiento .....	69
<b>Figura 30.</b> Boxplot índice CIgreen por Etapa de Crecimiento .....	70
<b>Figura 31.</b> Boxplot índice CIredge por Etapa de Crecimiento .....	70
<b>Figura 32.</b> Correlación de Spearman entre los índices NDVI, PRI, WI, NDRE, MCARI, CIgreen y CIrededge y etapas fenológicas .....	72

**Siglas, acrónimos y abreviaturas**

<b>NDV</b>	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.
<b>NDRE</b>	Índice de Diferencia Normalizada en el Borde Rojo.
<b>PRI</b>	Índice de Reflectancia Fotoquímica.
<b>WI</b>	Índice de Agua (también WBI).
<b>MCARI</b>	Índice Modificado de Absorción de Clorofila en Reflectancia.
<b>CIgreen</b>	Índice de Clorofila en el Verde.
<b>CIrededge</b>	Índice de Clorofila en el Borde Rojo.
<b>VIS</b>	Visible ( $\approx 400\text{--}700$ nm).
<b>RE</b>	Borde rojo ( $\approx 705\text{--}750$ nm).
<b>NIR</b>	Infrarrojo cercano ( $\approx 750\text{--}900$ nm).
$\lambda$	Longitud de onda (nm o $\mu\text{m}$ ).
<b>nm,</b>	nanómetros
<b>SD</b>	Desviación estándar.
<b>n</b>	Tamaño de muestra.
<b>ANOVA</b>	Análisis de varianza.
<b>KW</b>	Kruskal–Wallis.
<b>r / <math>\rho</math>s</b>	Correlación de Spearman.

## Resumen

Este documento exploró la aplicación de la espectrorradiometría, como técnica para evaluar preliminarmente los niveles de estrés en las plantas por medio de la estimación de índices de vegetación sensibles a la clorofila, el vigor y el estado hídrico. Estos índices utilizan datos espectrales para medir la vitalidad y el vigor del cultivo, permitiendo identificar los cambios internos que el estrés provoca en la caña de azúcar.

Para el desarrollo de este trabajo, se recolectaron muestras representativas en las diferentes etapas de crecimiento del cultivo en el municipio de Santana, Boyacá. La información espectral fue adquirida con un espectrorradiómetro bajo condiciones controladas de laboratorio. Posteriormente, se procesaron los datos para analizar el comportamiento de las firmas espectrales a lo largo de las cuatro etapas fenológicas: germinación, desarrollo vegetativo, maduración y cosecha.

Los resultados confirmaron la variación de las firmas espectrales a través del ciclo del cultivo, demostrando que esta técnica es un método de evaluación inicial del estado de salud de la caña de azúcar. Por medio de la correlación de los índices se evidenció un diagnóstico preliminar del estrés. Este estudio sirve de base para la implementación de estrategias de manejo óptimas que ayuden al aumento y resiliencia del cultivo para mejorar la producción de caña de azúcar en la región.

*Palabras clave:* Caña de Azúcar, Firmas Espectrales, Estrés Hídrico, Índices de Vegetación, Teledetección.

### **Abstract**

This document explored the application of spectroradiometry as a technique for preliminarily assessing stress levels in plants by estimating vegetation indices sensitive to chlorophyll, vigor, and water status. These indices use spectral data to measure crop vitality and vigor, allowing the identification of internal changes caused by stress in sugarcane.

To carry out this work, representative samples were collected at different stages of crop growth in the municipality of Santana, Boyacá. Spectral information was acquired with a spectroradiometer under controlled laboratory conditions. The data were then processed to analyze the behavior of spectral signatures throughout the four phenological stages: germination, vegetative development, maturation, and harvest.

The results confirmed the variation in spectral signatures throughout the crop cycle, demonstrating that this technique is a method for initial assessment of the health status of sugarcane. Through the correlation of the indices, a preliminary diagnosis of stress was evident. This study serves as a basis for the implementation of optimal management strategies that help increase crop yield and resilience to improve sugarcane production in the region.

*Keywords:* Sugarcane, Spectral Signatures, Water Stress, Vegetation Indices, Remote Sensing.

## Introducción

El cultivo de caña de azúcar representa uno de los cultivos más significativos a nivel mundial, no solo por su contribución a la economía global sino también por su impacto social y ambiental. En América latina esta agroindustria constituye un pilar fundamental para su desarrollo económico, generando empleo, divisas y seguridad alimentaria. En Colombia, el cultivo de caña representa el 0.6 % del PIB total y el 2.4% del PIB agrícola (Asocaña, 2025), siendo de gran importancia en la economía nacional.

No obstante, la productividad y calidad del cultivo se ven constantemente amenazadas por factores como enfermedades, deficiencias nutricionales y estrés, que se vuelven más críticos con la variabilidad climática (Wang & Chen, 2021). Estos problemas no siempre son perceptibles a tiempo a través de observación visual, lo cual genera intervenciones tardías que influyen negativamente en la producción y calidad del cultivo (Singh et al., 2023).

Para enfrentar estos desafíos, la teledetección y la espectrorradiometría se han convertido en una herramienta para el monitoreo en tiempo real de la salud vegetal. Su principio se basa en que las plantas sanas presentan patrones espectrales característicos de reflectancia, absorción y transmisión de la energía electromagnética en diferentes longitudes de onda (Murillo & Carbonell, 2012). Específicamente, La firma espectral de un cultivo en condiciones óptimas muestra alta absorción en la región del visible (400-700 nm) debido a la clorofila y alta reflectancia en el infrarrojo cercano (750-900 nm) que muestra la biomasa o la estructura celular de las hojas (Sánchez, 2023).

A pesar del potencial demostrado de estas tecnologías en cultivos como el trigo, maíz y arroz ,su aplicación específica en la caña de azúcar presenta importantes limitaciones como la falta de datos espectrales primarios y representativos para el cultivo de caña en Colombia; lo cual dificulta la validación y elaboración de modelos de detección temprana de las deficiencias nutricionales de la planta (Galíndez & Jamiy, 2022).Esta brecha se vuelve crítica al considerar el contexto local del municipio de Santana, Boyacá, cuya economía se sustenta en la producción y

comercialización de panela ,un sector especialmente expuesto a los cambios en la productividad (Camargo-Hernández et al., 2023).

En respuesta a esta necesidad, el presente estudio se enfoca en caracterizar las firmas espectrales del cultivo de caña de azúcar en un ambiente controlado de laboratorio. Esta metodología permite eliminar la variabilidad ambiental que puede generar complicaciones en la interpretación de datos en campo (Murillo & Carbonell, 2012). El enfoque experimental se concentra en la exactitud de la medición de la respuesta espectral en longitudes de onda, específicamente en las regiones del infrarrojo cercano y del espectro visible, donde se aprecian las variaciones más notables relacionadas con el estrés en plantas.

Se examinarán índices de vegetación concretos, entre ellos el NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) que ha evidenciado su gran sensibilidad a alteraciones en la estructura y en la clorofila, y otros indicadores adicionales que posibilitan medir varios elementos del estrés vegetal. Además, se evaluará cómo la respuesta espectral varía en función del estado fenológico del cultivo, considerando que el estrés puede variar a lo largo del ciclo de desarrollo de la planta.

Por consiguiente, este proyecto tiene como objetivo Caracterizar las firmas espectrales de la Caña de Azúcar en condiciones controladas de laboratorio, con el fin de identificar el estrés vegetal a través de índices espectrales sensibles, en diferentes etapas fenológicas en las muestras tomadas del cultivo en el municipio de Santana, Boyacá, con el fin de establecer las bases para un sistema de detección temprana que permita optimizar el manejo agronómico y promover la sostenibilidad de esta importante agroindustria en Colombia.

## 1 Planteamiento del problema

La caña de azúcar es el cultivo de mayor rentabilidad agrícola en Santander-Boyacá; sin embargo, la región ha perdido, en los últimos cinco años, entre el 25% y el 30% de su rendimiento promedio debido a eventos recurrentes de estrés hídrico y deficiencias de nitrógeno y potasio (Asocaña, 2025). A ello se suma que los métodos de diagnóstico como el análisis químico en laboratorio que tardan entre 10 y 15 días o la observación visual de síntomas (como el amarillamiento o el marchitamiento), solo permiten la detección del problema cuando el daño fisiológico ya está avanzado e irreversible (Wang & Chen, 2021).

Una de las soluciones más prometedoras es el uso de teledetección y la espectrorradiometría que ofrecen monitoreo de la salud vegetal en grandes extensiones de terreno (Gil & Villegas, 2021). No obstante, la aplicación efectiva de esta depende en gran medida de la calidad y precisión de los datos fundamentales que correlacionan el estado fisiológico de la planta con su firma espectral.

Si bien existen índices de vegetación desarrollados para el monitoreo de la caña en campo, la variación de factores ambientales (como el tipo de suelo, la humedad atmosférica y las nubes) limita la verdadera respuesta espectral del estrés (Ossa González, 2023). Para el caso específico de Colombia, no existe una base de datos de firmas espectrales estandarizada y fácilmente disponible que caracterice la respuesta fisiológica de la caña de azúcar ante diferentes niveles de estrés, bajo condiciones controladas (Galíndez & Jamioy, 2022).

Ante estas limitaciones, este estudio busca establecer los fundamentos para la detección preventiva y temprana del estrés vegetal. La Adquisición de firmas espectrales en un entorno controlado al capturar las variaciones sutiles de la reflectancia (especialmente en las bandas del visible y del infrarrojo cercano) permite identificar las alteraciones fisiológicas antes de que el daño sea visible (Reyes, 2021). Esta perspectiva es crucial para el avance de metodologías futuras que posibiliten la categorización exacta y el seguimiento interrumpido del cultivo.

## **1.1 Antecedentes**

Esta investigación se basa en una revisión sistemática que articula los avances tecnológicos de la teledetección y la necesidad de datos primarios en el entorno del cultivo de caña de azúcar, organizada en las siguientes áreas temáticas.

### ***Estudios acerca de la Respuesta Fisiológica y el Estrés Vegetal.***

La teledetección y la espectrorradiometría se fundamentan en el principio de que la salud de la planta se muestra en su firma espectral (IGAC, 2024; Gil & Villegas, 2021). En la vegetación, esta firma corresponde a una señal directa del estado fisiológico del cultivo (Sánchez, 2023). El empleo de índices de vegetación se establece como un procedimiento validado para el diagnóstico inicial de los factores limitantes de la productividad, como el estrés hídrico y las carencias nutricionales (Wang & Chen, 2021).

La investigación espectral y la fisiológica tradicional corroboran que los índices estructurales como el NDVI son sensibles a la pérdida del vigor (Galindo et al., 2020), pero los derivados del borde rojo son esenciales para identificar estrés sutil, lo que posibilita una intervención a tiempo en las plantas. (Sánchez, 2023).

### ***Uso General de la Inteligencia Artificial y la teledetección.***

Tecnologías de Diagnóstico: La técnica de referencia para la obtención de perfiles nutricionales en las plantas, es la espectrorradiometría lo que ayuda a mejorar su fertilización (Montoya, 2023). Algunos estudios comparativos han evidenciado que el NDRE es más efectivo sobre otros índices (por ejemplo, el NDVI) debido a su alta sensibilidad en la detección de cobertura vegetal (Revelo Luna et al., 2020).

Inteligencia Artificial (IA): la incorporación reciente de datos espectrales con métodos de machine learning ha posibilitado una mayor exactitud en la predicción de los índices vegetativos (Pérez et al., 2022). Se han implementado modelos para categorizar enfermedades y la evaluación

de la capacidad fotosintética, corroborando el potencial del análisis hiperespectral para un fenotipo vegetal a gran escala (Okyere et al., 2024; Deng et al., 2025).

**Monitoreo Remoto:** La utilización de sensores incorporados en vehículos aéreos no tripulados (UAV) ayuda a estimar de manera exacta y no destructiva índices en tiempo real para la agricultura de precisión (Castro, 2019).

### ***Uso Específico en el Seguimiento de Caña de Azúcar (a nivel local y mundial).***

El método espectral ha sido utilizado ampliamente para el estudio la caña de azúcar, con importantes logros:

**Pronóstico rendimiento y calidad:** Silveira et al. (2020) emplearon en Brasil, la espectroscopia infrarroja para calcular la cantidad de azúcar presente en la caña. A nivel regional, Huarquilla (2022) validó el uso de índices multiespectrales para establecer modelos de predicción del rendimiento en Honduras. Ramos et al. (2025) aplicó esta tecnología en México para pronosticar parámetros de calidad del jugo de caña.

**Diagnóstico de Estrés y Nutrición:** La investigación internacional ha confirmado que la detección de enfermedades como la roya en la caña de azúcar es posible mediante imágenes hiperespectrales de alta resolución (Singh et al., 2023). En Colombia, Camargo-Hernández et al. (2023) demostraron la viabilidad de la espectroscopía para predecir nutrientes en tejido vegetal de caña de azúcar destinado a la producción de panela en la Hoya del río Suárez.

**Revisión Sistemática:** La efectividad de los índices de vegetación en la detección del estrés hídrico depende directamente de la integración de estudios basados en diferentes plataformas de teledetección (De La A Salinas et al., 2025).

### ***Estudios en Condiciones Controladas.***

La espectrorradiometría de laboratorio es esencial para validar las firmas espectrales y aumentar la exactitud de la interpretación de datos remotos (Reyes, 2021). La disminución del ruido ambiental posibilita un estudio más exacto del estado fisiológico de la evolución planta (Soca-Muñoz, 2020; Chacón-Iznaga et al., 2019).

Estudios experimentales han evidenciado que la reflectancia varía significativamente en el rango visible/NIR en plántulas expuestas a estrés hídrico, lo que demuestra que el aislamiento de variables es esencial para lograr la respuesta fisiológica pura (Valverde et al., 2021).

La falta de bases de datos espectrales primarios que muestren el cultivo bajo condiciones controladas en el contexto nacional constituye una limitación (Galíndez & Jamióy, 2022; Ossa González, 2023). El establecimiento de estos datos completa una brecha importante y ayuda a usar modelos predictivos más fiables para identificar el estrés vegetal de manera temprana, lo cual es crucial para los productores de Santana, Boyacá.

## 2 Justificación

El objetivo de la investigación es caracterizar la firma espectral "pura" del cultivo durante sus fases fenológicas. Esta metodología es crucial, porque, en la práctica, el ruido ambiental (tipos de suelo, nubes, variación lumínica) afecta de manera directa la huella espectral de la planta, lo que hace imposible tener una medición exacta. (Ossa González, 2023).

Al producir información precisa bajo condiciones controladas, principalmente en los valores de los índices de vegetación (NDVI, PRI, WI, etc.) en las diferentes etapas fisiológicas del cultivo, servirá como un patrón de referencia para la comunidad científica y el sector agrícola, permitiendo la calibración futura de modelos de teledetección (Reyes, 2021).

El uso de un entorno controlado de laboratorio y un espectrorradiómetro de alta resolución eliminan las variaciones climáticas o de iluminación solar que contaminan las mediciones en campo, garantizando la exactitud y repetibilidad de los datos (IGAC, 2024; Soca-Muñoz, 2020). La metodología es viable porque permite la validación y calibración de los índices de vegetación para determinar cuál es el más sensible para la detección de estrés vegetal. Este análisis es metodológicamente relevante porque:

- Permite identificar de forma preliminar las longitudes de onda y los índices más sensibles (NDRE, CIgreen, etc.) para detectar el estrés en la caña de azúcar (Wang & Chen, 2021).
- Establece las bases para el escalamiento tecnológico, ya que los modelos de machine learning y las aplicaciones con UAV requieren datos limpios y validados en laboratorio para su entrenamiento y uso efectivo (Pérez et al., 2022; Sánchez, 2023).

El impacto más significativo de esta investigación se manifiesta en la transferencia de conocimiento práctico y la sostenibilidad. El conocimiento generado permitirá a los productores en su mayoría, pequeños agricultores de panela, según Camargo-Hernández et al., (2023) implementar sistemas de alerta temprana mediante la teledetección. Esto facilita la toma de decisiones oportunas, como la fertilización o el riego de precisión, lo que reduce costos operativos

y minimiza las pérdidas de rendimiento causadas por el estrés (Galindo et al., 2020). Al mejorar la eficiencia y productividad, se aumenta la resiliencia económica del cultivo. De manera crucial, la identificación precisa del estado de salud del cultivo, especialmente a través de indicadores como el Índice de Agua (WI) y los índices nutricionales, contribuye directamente a la sostenibilidad ambiental. Esto se logra al optimizar el uso de agua y fertilizantes, mitigando la contaminación de suelos y fuentes hídricas causada por el uso excesivo de agroquímicos.

### **3 Objetivos**

#### **3.1 Objetivo general**

Caracterizar las firmas espectrales de la Caña de Azúcar en condiciones controladas de laboratorio, con el fin de identificar y monitorear el estrés vegetal a través de índices espectrales sensibles, en diferentes etapas fenológicas.

#### **3.2 Objetivos específicos**

Adquirir y procesar 15 firmas espectrales foliares de las muestras de caña de azúcar mediante espectrorradiometría, asegurando la calidad radiométrica de los datos de reflectancia obtenidos en condiciones controladas de laboratorio.

Calcular y seleccionar índices espectrales sensibles al estrés vegetal a partir de los datos de reflectancia procesados, y evaluar su correlación con las distintas etapas fenológicas de la caña de azúcar.

Establecer análisis espectrales específicos que permitan la diferenciación de los niveles de estrés vegetal en las diferentes etapas fenológicas de la caña de azúcar, utilizando los índices espectrales estimados.

## 4 Marco teórico

### 4.1 La caña de azúcar

En Colombia, el sector de la caña de azúcar es reconocido por su importancia económica y su impacto social. Esta industria moviliza a millones de personas alrededor del mundo y genera una amplia variedad de productos que incluyen diferentes tipos de azúcar, mieles, alcoholes industriales y carburantes, además de energía eléctrica, alimentos preparados y abonos orgánicos, entre otros (Vélez-Torres et al., 2021)

Gracias a sus condiciones edafoclimáticas favorables, Colombia ha alcanzado una de las mayores productividades de caña tanto productiva como manufactureras en el mundo, superando en rendimiento por hectárea a países como Brasil, India, Estados Unidos y Australia, entre otros. (Asocaña, 2025). No obstante, con el cambio climático se ha incrementado la presencia de plagas, malezas y enfermedades que disminuyen la productividad, lo que a su vez ha conllevado a la fumigación masiva con pesticidas, con consecuencias económicas y ambientales (Msomba et al., 2024).

Ante este escenario, surge la necesidad de implementar métodos de monitoreo precisos que permitan detectar oportunamente el estrés en las plantas asociado a problemas como la escasez de agua, el exceso de salinidad o las temperaturas extremas, factores que influyen directamente en el cultivo. Este enfoque permite optimizar el uso de insumos, reducir costos de producción y minimizar la huella ambiental, garantizando así la sostenibilidad del sector.

#### *4.1.1 Características botánicas relevantes.*

La caña de azúcar (*Saccharum officinarum*) es una planta perenne originaria del sudeste asiático, cultivada desde hace más de 3.000 años en lugares como Nueva Guinea, y que con el tiempo se expandió hacia la India, Europa y, finalmente, América tras la llegada de los europeos en 1492. (Ficha Técnica Cultivo de Caña de Azúcar, s. f.). Su parte más importante es el tallo, donde almacena la sacarosa. Este tallo puede medir hasta seis metros de altura y unos cinco

centímetros de grosor, con colores que varían según la variedad y el ambiente. En las plantas jóvenes se parece al bambú por sus segmentos y puede tener espinas.

Las hojas, largas y anchas, crecen de manera alterna a lo largo del tallo y cumplen un papel esencial en la captación de radiación solar y producen energía mediante la fotosíntesis. Las raíces son fibrosas y poco profundas, lo que hace que la caña sea muy sensible a la falta de agua o a problemas en el suelo. Además, la planta produce flores agrupadas en panículas sedosas, de las que surgen pequeños frutos ovalados, aunque lo más valioso para el cultivo sigue siendo el tallo, por la gran cantidad de azúcar que almacena.

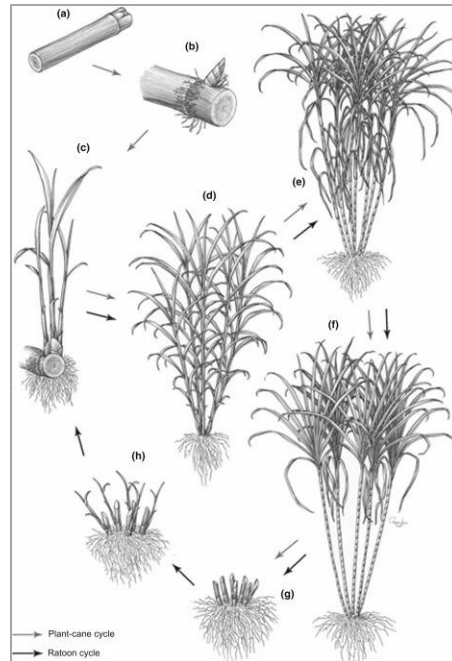
#### ***4.1.2 Requerimientos Edafoclimáticos para su Cultivo***

La fenología de la caña de azúcar comprende diferentes etapas de crecimiento, tales como germinación, desarrollo, maduración y cosecha, cada una de las cuales responde de manera particular a factores ambientales como la temperatura, la precipitación, la altitud, la humedad relativa, la luz solar y las características del suelo. Estas condiciones no solo determinan el ritmo de crecimiento de la planta, sino que también afectan su metabolismo fotosintético, impactando directamente en la producción de biomasa y la acumulación de sacaros.

Por ejemplo, mientras que temperaturas entre 26 y 30 °C favorecen el crecimiento general, cada etapa fenológica puede requerir ajustes específicos en temperatura y humedad para optimizar el rendimiento. En cuanto a precipitación durante la fase de crecimiento se requieren más de 1500 mm de lluvia al año, la cantidad de agua debe reducirse al momento de la maduración para promover la acumulación de sacarosa. La altitud ideal para el cultivo oscila entre los 400 y 1,300 metros sobre el nivel del mar. Requiere una humedad relativa alta, preferiblemente entre 80 y 85%. La luz solar es esencial para la producción de azúcares. La planta necesita de 6 a 9 horas diarias de luz directa. Por último, los suelos más adecuados son aquellos de textura franca o franco-arcillosa, que sean profundos, bien aireados, ricos en materia orgánica, con un pH entre 5.5 y 7.5, con una topografía plana o semiplana, en la **Figura 1** se muestra el ciclo de la caña de azúcar. (*Ficha Técnica Cultivo de Caña de Azúcar*, s. f.)

**Figura 1.**

*Ciclo de cultivo de caña de azúcar (*Saccharum × officinarum*). (a) segmento de tallo con yema usado como semilla; (b) inicio de brotación y enraizamiento; (c) inicio del macollamiento; (d) fase de crecimiento con múltiples tallos; (e) inicio de maduración; (f) tallos maduros con concentración óptima de sacarosa; (g) rastrojo cosechado; (h) rebrote.*



*Fuente.* Adaptado de Gianotto, A. C., de Abreu, H. M. C., Arruda, P., et al. (2011). Sugarcane (*Saccharum × officinarum*): A reference study for the regulation of genetically modified cultivars in Brazil. *Tropical Plant Biology*, 4(1), 62–89. © Springer. Ilustración: Rogério Lupo.

## 4.2 Fundamentos del Estrés Vegetal: Estrés Hídrico y Estrés Nutricional

Cuando las plantas enfrentan condiciones adversas como la falta de agua o la escasez de nutrientes, experimentan lo que se conoce como estrés vegetal. Este fenómeno afecta los procesos fisiológicos fundamentales, como la fotosíntesis, la transpiración y el metabolismo celular. Las plantas intentan adaptarse a estas condiciones, pero dicha adaptación suele tener un costo energético. Como resultado, la planta produce menos biomasa y su rendimiento agrícola disminuye (Aroca et al., 2019). La espectrorradiometría, mediante la medición de la reflectancia foliar,

permite identificar variaciones fisiológicas asociadas al estrés, como cambios en la concentración de clorofila y otros compuestos biológicos.

#### **4.2.1 Estrés hídrico.**

El estrés hídrico es una de las principales limitaciones para la productividad agrícola, y ocurre cuando las plantas no disponen de agua suficiente para realizar sus procesos fisiológicos. La falta de agua afecta las estomas, reduciendo la transpiración y la fijación de CO<sub>2</sub>, lo que disminuye la eficiencia fotosintética. Además, el estrés hídrico genera acumulación de especies reactivas de oxígeno (ROS), que dañan las membranas celulares y contribuyen a la senescencia prematura de las hojas. Este fenómeno no solo se presenta por la falta de agua, sino también por temperaturas extremas en el suelo, altos niveles de salinidad, baja presión atmosférica o una combinación de estos factores (Drechsler et al., 2019).

#### **4.2.2 Estrés nutricional.**

El estrés nutricional ocurre cuando las plantas tienen un suministro insuficiente o excesivo de nutrientes esenciales, lo que afecta su crecimiento y desarrollo. Los nutrientes clave involucrados en este tipo de estrés incluyen el nitrógeno (N), el fósforo (P), el potasio (K) y otros micronutrientes esenciales para el metabolismo celular. Los déficits nutricionales suelen manifestarse en una disminución del contenido de clorofila, lo que a su vez reduce la eficiencia fotosintética. El exceso de nutrientes, por otro lado, puede inducir toxicidad y dañar la estructura celular de la planta (Martín-Cardoso & San Segundo, 2025).

Para evaluar de manera no invasiva los distintos tipos de estrés vegetal, es fundamental comprender en profundidad cómo interactúan las plantas con la radiación electromagnética.

### **4.3 Fundamentos de interacción radiación - vegetación**

Las plantas se relacionan con la radiación electromagnética a través de tres procesos principales: la absorción, la reflexión y la transmisión. La proporción en que ocurre cada uno de estos fenómenos está determinado por la estructura interna y la composición bioquímica de sus

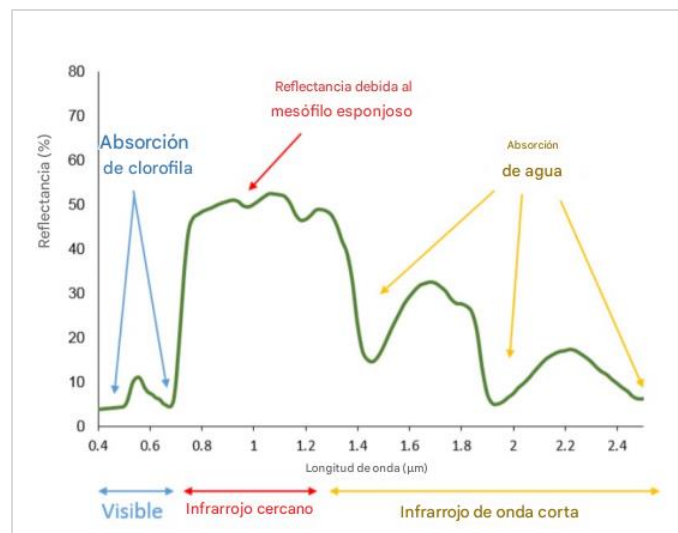
tejidos. Esta interacción da lugar a la firma espectral **Figura 2**, la cual constituye un indicador sensible de la condición fisiológica de la vegetación y de su estado de salud (Merini, 2024).

En el rango visible (400–700 nm), los pigmentos fotosintéticos, principalmente la clorofila, absorben luz en las regiones azul (~430–490 nm) y roja (~640–680 nm). Este patrón de absorción es importante, ya que se utiliza para calcular índices que reflejan el vigor de la vegetación y su contenido de clorofila (Ma et al., 2024).

En el infrarrojo cercano (750–900 nm), la reflectancia está relacionada con la estructura interna de las hojas, que responde a factores como el estrés hídrico o nutricional. Este patrón espectral es esencial para el estudio de la salud de las plantas y su respuesta a diferentes tipos de estrés (Narmilan et al., 2022).

## Figura 2.

*Respuesta Espectral de la Vegetación a lo Largo de las Bandas Visible, NIR y SWIR*



*Fuente.* NASA Earth Applied Sciences (2021).

Esta interacción espectral fundamenta el análisis de la vegetación y la espectrorradiometría que permite medir con precisión estos patrones de absorción y reflexión. Examinaremos cómo esta técnica se aplica para detectar los efectos del estrés en las plantas.

#### 4.4 Espectrorradiometría y caracterización espectral de cultivos

La espectrorradiometría es un proceso importante para analizar la radiación electromagnética reflejada o emitida por las superficies, generando una "firma espectral" única para cada tipo de material. En el ámbito agrícola, esta firma permite evaluar el estado fisiológico de los cultivos y detectar síntomas tempranos de estrés.

Los espectrorradiómetros capturan la radiación reflejada en bandas espectrales limitadas, lo que permite una caracterización precisa de la vegetación. Gracias a esta capacidad, es posible identificar y monitorear las respuestas espectrales de las plantas frente a diversas condiciones ambientales y de manejo agronómico (Chuvioco, 2010).

##### *4.4.1 Sensibilidad a las Longitudes de Onda: Detección de Estrés Hídrico y Nutricional*

La respuesta de los cultivos a distintas longitudes de onda permite utilizar la espectrorradiometría como herramienta para detectar estrés hídrico y deficiencias nutricionales. A partir de los datos espectrales obtenidos, se pueden calcular índices de vegetación que diferencian estadísticamente los niveles de estrés, facilitando el diagnóstico agronómico.

Esta técnica no solo permite observar variaciones en la reflectancia asociadas al estado fisiológico de las plantas, sino que también ofrece la posibilidad de vincular dichas variaciones con parámetros importantes para el desarrollo del cultivo. En las siguientes secciones se abordarán las regiones espectrales más relevantes, los fundamentos de la medición espectrorradiométrica y las condiciones específicas del trabajo en campo y laboratorio, con especial atención a estudios realizados en caña de azúcar.

##### *4.4.2 Región de interés para estudios de vegetación (VIS, NIR y SWIR)*

Dentro del estudio espectral de los cultivos, se identifican tres regiones de interés: el visible, el infrarrojo cercano y el infrarrojo de onda corta **Figura 3**. Dichas regiones contienen la

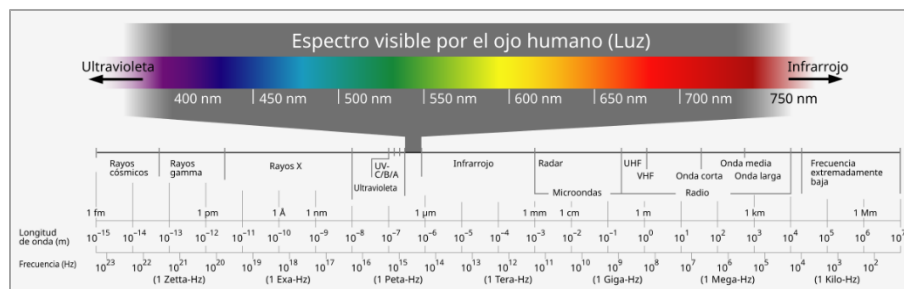
información más relevante para caracterizar la condición fisiológica de la vegetación y son la base de los índices espectrales utilizados para agricultura (Galíndez & Jamioy, 2022).

Por tanto, el espectrorradiómetro empleado para este estudio poseía un rango de 350–1000 nm, lo cual permitió analizar bandas del visible y NIR, incluyendo la región del borde rojo (~705–750 nm). Si bien no se exploró el SWIR, estudios recientes aseguran que las combinaciones VIS–NIR son suficientes para la estimación de variables clave en la caña de azúcar, tales como la biomasa, el vigor y el contenido de clorofila (Camargo-Hernández et al., 2023).

De esta manera, la discriminación de estas regiones espectrales permite no solo el asesoramiento de índices como el NDVI, NDRE y PRI, sino también la justificación metodológica de este estudio al centrarse en el rango disponible por el instrumento.

### Figura 3.

*El espectro electromagnético, regiones del espectro visible*



*Fuente.* Adaptado de "Espectro visible" por Wikipedia, s.f. [https://es.wikipedia.org/wiki/Espectro\\_visible](https://es.wikipedia.org/wiki/Espectro_visible)). CC BY-SA

#### 4.4.3 Conceptos básicos de espectrorradiometría

La espectrorradiometría se distingue por su habilidad para captar la radiación electromagnética en numerosas longitudes de onda, lo que facilita la obtención de un perfil espectral exhaustivo de los objetos. A diferencia de la teledetección multispectral, que opera con bandas anchas y limitadas, los espectrorradiómetros registran la señal en decenas o incluso cientos de bandas estrechas, lo que posibilita una caracterización espectral mucho más detallada y específica (Guillén-Climent et al., 2020).

Desde el punto de vista físico, es esencial entender tres magnitudes fundamentales que participan en este tipo de medición: la irradiación espectral, la radiancia espectral y la reflectancia. Asimismo, se presenta el concepto de firma espectral, el cual permite interpretar la respuesta óptica de los materiales según la longitud de onda:

#### **4.4.3.1 Irradiación Espectral**

Corresponde a la potencia radiante recibida por unidad de área y por unidad de longitud de onda. Se expresa en  $W \cdot m^{-2} \cdot nm^{-1}$  y representa la radiación que incide sobre una superficie dentro de un intervalo espectral determinado. Esta magnitud es fundamental para caracterizar fuentes de luz naturales o artificiales y entender su interacción con distintos materiales.

La medición precisa de la irradiación espectral requiere el uso de instrumentos calibrados, como espectrorradiómetros y fuentes de referencia trazables a estándares internacionales, entre ellas lámparas de tungsteno y cuerpos negros (Richard et al., 2020).

#### **4.4.3.2 Radiancia Espectral**

Se refiere a la potencia radiante emitida por una superficie, por unidad de área proyectada, por unidad de ángulo sólido y por unidad de longitud de onda. Se expresa en unidades del Sistema Internacional como  $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot nm^{-1}$  (vatios por metro cuadrado, por estereorradián, por nanómetro) (Dennis & Phillips, 2024).

#### **4.4.3.3 Reflectancia**

Es la proporción de luz que una superficie refleja respecto a la que incide sobre ella. Esta medida depende de factores como el color, la textura y la estructura del material (LiveEO, s.f.).

#### **4.4.3.4 Firma Espectral**

Conjunto de valores de reflectancia o emisión de un objeto o material en función de la longitud de onda. Cada tipo de material como suelo, vegetación, minerales, agua o nieve presenta una firma espectral propia, determinada por su composición química, estructura y estado físico. No obstante, estas firmas pueden solaparse, y factores ambientales o condiciones del objeto pueden modificar la respuesta espectral, lo que dificulta su discriminación en ciertos casos (Che'Ya et al., 2022).

#### **4.4.4 Espectrorradiometría de campo vs. Laboratorio**

La espectrorradiometría puede realizarse en campo o en laboratorio, cada modalidad con ventajas y limitaciones.

Por un lado, la espectrorradiometría en campo se mide directamente sobre la vegetación y bajo iluminación natural y en tiempo real en su contexto productivo. Sin embargo, está afectada por “ruido” causado por la atmósfera, ángulo de incidencia solar, humedad, la heterogeneidad del suelo, lo que puede afectar la calidad de los datos (Galíndez-Jamioy, 2022).

Por otro lado, la espectrorradiometría en laboratorio se lleva a cabo bajo un conjunto de condiciones controladas de luz, temperatura y humedad, eliminando gran parte del ruido externo. En este sentido, es apropiada para la construcción de bases de datos espectrales confiables y comparables en el tiempo (Camargo-Hernández et al., 2023)

En este trabajo se optó por la espectrorradiometría de laboratorio, dado que el propósito principal fue obtener firmas espectrales del cultivo de azúcar de caña en distintas etapas de crecimiento con la mayor precisión posible, minimizando el ruido externo, lo que constituye un aporte fundamental para futuros estudios de teledetección a escala de parcela o regional.

#### **4.4.5 Índices espectrales aplicados a cultivos**

Los índices espectrales condensan la información de la firma espectral en métricas sensibles a vigor, clorofila y estrés. Para las hojas de caña de azúcar, son especialmente útiles los índices que combinan bandas en rojo, borde rojo y NIR.

##### **4.4.5.1 Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)**

El NDVI es uno de los índices más empleados en agricultura. Se calcula a partir de la diferencia normalizada entre la reflectancia en el infrarrojo cercano (NIR) y en el rojo (Red). Su utilidad radica en que las plantas sanas absorben fuertemente en el rojo por la presencia de clorofila y reflejan con intensidad en el NIR debido a la estructura interna de la planta. Valores altos de NDVI se asocian a alta biomasa y vigor, mientras que valores bajos indican estrés, deficiencia nutricional o cobertura reducida (Galíndez & Jamioy, 2022).

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

##### **4.4.5.2 Índice de Reflectancia Fotoquímica (PRI)**

El PRI se relaciona con la eficiencia en el uso de la radiación y con el ciclo de las xantofilas, que actúan en la protección contra el exceso de energía lumínica. Este índice se calcula a partir de la reflectancia en bandas estrechas del rango visible (~531 nm y 570 nm). Ha mostrado eficacia en la detección de estrés fotosintético y en la estimación de la productividad primaria, siendo una herramienta complementaria a los índices basados en clorofila (Guillén-Climent et al., 2020).

$$PRI = \frac{R570 - R531}{R570 + R531}$$

#### 4.4.5.3 Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada en el Borde Rojo (NDRE)

El NDRE utiliza la reflectancia en el borde rojo (~705–750 nm) en lugar del rojo clásico, lo que lo hace más sensible a variaciones en la concentración de clorofila. Este índice es particularmente útil en cultivos como la caña de azúcar, donde las diferencias de vigor pueden ser sutiles y requieren detección temprana. Estudios recientes en Colombia han demostrado su potencial para identificar deficiencias nutricionales antes de que sean visibles a simple vista (Camargo-Hernández et al., 2023).

$$NDRE = \frac{NIR - Red\ Edge}{NIR + Red\ Edge}$$

#### 4.4.5.4 Índice de Agua (WI)

El WI se fundamenta en la absorción de agua en el infrarrojo cercano y el SWIR. Sin embargo, dado que en este trabajo el espectrorradiómetro utilizado solo cubrió hasta los 1000 nm, se trabajó con la banda de absorción del agua próxima a los 970 nm, lo que permitió una estimación indirecta del estado hídrico de las plantas. Aunque menos sensible que los índices calculados con SWIR, su inclusión resultó valiosa para detectar condiciones de estrés hídrico en la caña de azúcar

$$WI = \frac{R900}{R970}$$

#### 4.4.5.5 Índice de Absorción de Clorofila Modificada en Reflectancia (MCARI)

El índice de vegetación MCARI refleja variaciones en el contenido de clorofila de las plantas y es especialmente útil cuando hay altos niveles de reflectancia del suelo como fondo. Mide la profundidad de absorción de la clorofila y es muy sensible tanto a los cambios en la concentración de clorofila como a variaciones en el Índice de Área Foliar (IAF). (EOS Data Analytics, 2025).

$$MCARI = \frac{(700 - 670) - 0.2 * (700 - 550)}{710/670}$$

#### 4.4.5.6 Índice de Clorofila en el Verde (CIgreen)

El índice de clorofila en el verde se usa para calcular la cantidad total de clorofila en las plantas. Este índice contiene las bandas del verde y del borde rojo. Estas bandas responden a ligeras variaciones en el contenido de clorofila y son consistentes para la mayoría de los tipos de plantas.

En otras palabras, este es un indicador relativamente preciso de la salud de las plantas y puede utilizarse eficazmente en la gestión de los nutrientes durante toda la temporada (EOS Data Analytics, 2025).

$$CIgreen = \frac{NIR}{Green} - 1$$

#### 4.4.5.7 Índice de Clorofila en el Borde Rojo (CIrededge)

El índice de clorofila del borde rojo aprovecha una banda espectral estrecha entre las bandas del rojo y del infrarrojo cercano (NIR) del rango de reflectancia de las plantas.

La banda del borde rojo es muy sensible a la luz reflejada en la estructura celular de la planta. Una reflectancia más brillante corresponde a un mayor número de células vegetales por ende mejorando la detección de clorofila en coberturas vegetales densas (EOS Data Analytics, 2025).

$$CIrededge = \frac{NIR}{Red\ Edge} - 1$$

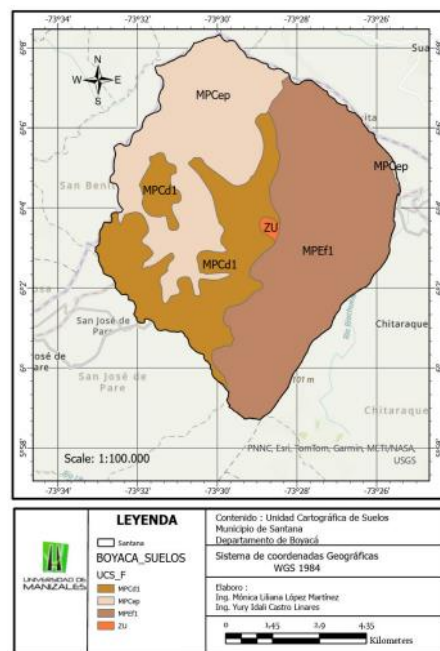


### 5.1.1 Diversidad de Suelos y Respuesta Espectral del Cultivo de Caña en Santana

El análisis espectral del cultivo se contextualiza en la compleja composición edáfica del municipio de Santana, Boyacá. El mapa de suelos, elaborado por la Unidad Cartográfica de Suelos, revela la presencia de diversas Unidades Cartográficas de Suelos (UCS), como MPCep, MPcd1, MPEf1. Esta heterogeneidad edáfica tiene una incidencia directa en la respuesta fisiológica de la caña. Las variaciones en las propiedades del suelo, tales como la textura y la capacidad de retención hídrica, son precursores de las diferencias en el vigor vegetal y explican la variabilidad espectral observada en las mediciones, especialmente la disminución constante de la reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIR) durante la etapa de germinación. En consecuencia, la identificación de estrés mediante firmas espectrales en esta región adquiere una doble importancia: no solo se evalúa la salud de la planta, sino que también se establece una base para aislar la respuesta del cultivo del ruido ambiental inherente a la diversidad de los suelos locales. (Galindo et al., 2020).

#### Figura 5.

Suelos - zona de muestreo – Municipio Santana (Boyacá)



Fuente. Tomado de Mapa Digital de Suelos del Departamento de Boyacá, República de Colombia. Escala 1:100.000 [Conjunto de datos geospaciales], por Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), 2004, Colombia en Mapas.

**Tabla 1.***Suelo MPCep*

UCS	MPC
UCS_F	MPCep
<b>Paisaje</b>	Montañas estructurales erosionadas
<b>Clima</b>	Medio, muy húmedo
<b>Tipo de Relieve</b>	Cuestas, lomas y glaciares
<b>Litología</b>	Depósitos superficiales clásticos gravigénicos y rocas sedimentarias clásticas limo arcillosas
<b>Características del suelo</b>	Relieve moderado a fuertemente quebrado, con pendientes entre 12-50%, afectados por movimientos en masa, escurrimiento difuso, erosión hídrica, en grado ligero y pedregosidad; suelos profundos a muy superficiales, limitadas saturaciones de aluminio
<b>Componentes taxonómicos</b>	Asociación: Chromic Hapluderts; Typic Dystrudepts
<b>Perfil</b>	PB-55; PB-82
<b>Porcentaje</b>	60, 40

*Fuente.* Tomado de Mapa Digital de Suelos del Departamento de Boyacá, República de Colombia. Escala 1:100.000 [Conjunto de datos geoespaciales], por Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), 2004, Colombia en Mapas.

**Tabla 2.***Suelo MPCd1*

CS	MPC
UCS_F	MPCd1
<b>Paisaje</b>	Montañas estructurales erosionadas
<b>Clima</b>	Medio, muy húmedo
<b>Tipo de Relieve</b>	Cuestas, lomas y glaciares
<b>Litología</b>	Depósitos superficiales clásticos gravigénicos y rocas sedimentarias clásticas limo arcillosas
<b>Características del suelo</b>	Relieve moderado a fuertemente quebrado, con pendientes entre 12-50%, afectados por movimientos en masa, escurrimiento difuso, erosión hídrica, en grado ligero y pedregosidad; suelos profundos a muy superficiales, limitadas saturaciones de aluminio.
<b>Componentes taxonómicos</b>	Asociación: Chromic Hapluderts; Typic Dystrudepts
<b>Perfil</b>	PB-55; PB-82
<b>Porcentaje</b>	60, 40

*Fuente.* Tomado de Mapa Digital de Suelos del Departamento de Boyacá, República de Colombia. Escala 1:100.000 [Conjunto de datos geoespaciales], por Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), 2004, Colombia en Mapas.

**Tabla 3.***Suelos MPEf1*

CS	MPE
UCS_F	MPEf1
Paisaje	Montañas estructurales erosionadas
Clima	Medio, pluvial
Tipo de Relieve	Lomas y glaciares
Litología	Rocas sedimentarias clásticas limo arcillosas con intercalaciones de arenosas
Características del suelo	Relieve moderado a fuertemente escarpado, con pendientes superiores al 50%, afectados por movimientos en masa, erosión hídrica, laminar, en grado ligero. Los suelos son predominantemente superficiales, limitados por saturaciones de aluminio.
Componentes taxonómicos	Asociación: Chromic Hapluderts; Typic Dystrudepts
Perfil	PB-26; PB-22; PJ-34
Porcentaje	35, 30, 25

*Fuente.* Tomado de Mapa Digital de Suelos del Departamento de Boyacá, República de Colombia. Escala 1:100.000 [Conjunto de datos geospaciales], por Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), 2004, Colombia en Mapas.

## 5.2 Enfoque Metodológico

Este estudio emplea un enfoque cuantitativo orientado a realizar una evaluación inicial del estado fisiológico de las hojas de caña de azúcar. Para ello, se recolectaron 15 muestras correspondientes a distintas fases de desarrollo del cultivo, desde plantas de un mes hasta aquellas con quince meses de edad. Las hojas fueron analizadas mediante espectrorradiometría, lo que permitió obtener datos de reflectancia en varias longitudes de onda. Con esta información, se calcularon diferentes índices de vegetación como NDVI, PRI, WI, NDRE, MCARI, CIgreen y CIrededge, esenciales para interpretar la estructura interna de las hojas. Estos indicadores sirvieron para establecer vínculos preliminares entre las etapas de crecimiento y los niveles de estrés que afectan al cultivo.

### 5.3 Tipo de Estudio

Dado el número limitado de muestras, esta investigación se enmarca en un diseño descriptivo-exploratorio. Su naturaleza descriptiva se fundamenta en el propósito de reconocer las firmas espectrales de 15 hojas de caña de azúcar y examinar la variación de sus valores de reflectancia a diferentes longitudes de onda. Desde una perspectiva exploratoria, la investigación pretende identificar patrones preliminares y tendencias que faciliten la creación de conexiones entre los índices de vegetación y los indicadores de estrés fisiológico. Este análisis inicial proporciona una base para entender de qué manera los índices espectrales se vinculan con las etapas fenológicas del cultivo y los grados de estrés que pueden influir en su desarrollo.

### 5.4 Descripción del Material Vegetal

- **Variedad de caña de azúcar:** RD 75-11 (AGROSAVIA, s.f.).
- **Edad de los tallos madre:** Las muestras corresponden a plantas de caña de azúcar de diferentes edades, que van desde 1 mes hasta 15 meses, según lo indicado por los agricultores locales de la región. Esto permitirá evaluar el estrés en las plantas en diferentes etapas de su crecimiento.
- **Tipo de propagación:** Las muestras se obtuvieron a partir de hojas completamente desarrolladas de plantas en diferentes edades. Se seleccionaron hojas de plantas que fueron cultivadas en campo, de acuerdo con las condiciones agrícolas locales.
- **Número total de muestras:** Se utilizaron un total de 15 muestras de caña de azúcar, correspondientes a plantas de 1 mes, 2 meses, 3 meses, hasta 15 meses de edad, lo que permite una evaluación de los efectos del estrés en diferentes etapas del crecimiento de la planta.

### 5.5 Diseño Experimental

El diseño experimental busca analizar la variación de los índices de vegetación en diversos estados fenológicos de las plantas de caña de azúcar, utilizando la reflectancia como indicador. Se

intenta evidenciar valores que puedan asociarse con el estrés en las plantas durante su ciclo de crecimiento

Para analizar la variación de los índices vegetales durante los distintos estados fenológicos de las plantas, se aplicó un Diseño Completamente al Azar (DCA). Este diseño facilita el análisis de la evolución de los índices de forma objetiva, dado que la asignación de las muestras de hojas a cada estado fenológico es aleatoria dentro de los conjuntos de muestras recolectadas.

### ***5.5.1 Diseño Estadístico***

Para evaluar si existen diferencias significativas en los índices vegetales entre los diferentes estados fenológicos, se realizó un Análisis de Varianza (ANOVA) de un solo factor. El factor de interés fue el estado fenológico (germinación, desarrollo, maduración y cosecha), y las variables dependientes fueron los valores de los índices vegetales calculados para cada muestra.

## **5.6 Protocolo de Medición Espectral**

### ***5.6.1 Equipo de Medición***

Para garantizar la precisión y confiabilidad de las mediciones espectrales, se utilizó el espectrorradiómetro NaturaSpec 24C-94E6, un equipo portátil de alta resolución diseñado específicamente para aplicaciones ambientales, agrícolas y de teledetección. Este dispositivo ofrece una resolución espectral excepcional y un amplio rango de medición, lo que lo hace ideal para la captura de datos espectrales de alta calidad.

**Tabla 4.***Características técnicas del equipo NaturaSpec 24C-94E6*

Referencia	Especificaciones
<b>Rango espectral</b>	350-2500 nm
<b>Resolución espectral</b>	1.5 nm @ 700 nm 3 nm @ 1500 nm 3.8 nm @ 2100 nm
<b>Muestreo espectral (ancho de banda)</b>	Salida de datos en incrementos de 1 nm; 2151 canales reportados
<b>El tiempo de escaneado</b>	150 milisegundos
<b>Reproducibilidad de la longitud de onda</b>	0.1 nm
<b>Exactitud de la longitud de onda</b>	±0.5 nm

*Fuente.* Documentación técnica NaturaSpec 24C-94E6, 2024**Figura 6.***Espectrorradiómetro NaturaSpec 24C-94E6**Fuente.* Especificaciones de calibración del espectrorradiómetro utilizado

Para garantizar la exactitud y la confiabilidad de las mediciones espectrales, el equipo cuenta con un certificado de calibración que valida su rendimiento y precisión.

**Figura 7.***Certificado de calibración del espectrorradiómetro*

*Fuente.* Especificaciones de calibración del espectrorradiómetro utilizado

### **5.6.2 Accesorios y Fuente de Iluminación**

El protocolo de medición se llevó a cabo utilizando accesorios específicos que garantizan exactitud de las mediciones y la consistencia de los resultados. Entre ellos se incluyen:

- **Sonda de fibra óptica:** permite realizar mediciones sin contacto directo con las muestras, lo que minimiza interferencias y mejora la exactitud.
- **Fuente de iluminación:** se utilizaron lámparas de halógeno-tungsteno, cuya emisión abarca el espectro UV-VIS-NIR, indispensable para las mediciones de reflectancia en tejidos vegetales.

Además, el equipo fue calibrado en condiciones controladas antes y después de cada medición, con el fin de asegurar la validez y reproducibilidad de los datos obtenidos.

**Figura 8.**

*Lámpara de bombillo Halógeno-tungsteno*



*Fuente.* Adaptado de Reproducido de Instalación y operación del espectrorradiómetro NaturaSpec (Manual IN-IIA-PC02-06 V1), por Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), 2020, p. 9.

### ***5.6.3 Condiciones Ambientales para la Medición***

Las mediciones se llevaron a cabo bajo parámetros ambientales controlados, con el fin de reducir al mínimo cualquier interferencia externa que pudiera afectar los resultados. Se establecieron condiciones estables de temperatura, humedad e iluminación para asegurar un entorno uniforme durante todo el proceso:

- **Temperatura:**  $25 \pm 2$  °C.
- **Humedad relativa:**  $50 \pm 5$ %.
- **Iluminación artificial:** Lámparas de halógeno con intensidad constante, asegurando una distribución uniforme de la luz sobre las muestras.

### ***5.6.4 Procedimiento de Medición***

El procedimiento de medición espectrorradiométrica es importante en cuanto a que permite obtener los datos de reflectancia de las hojas analizadas. Este proceso se rige por un estricto protocolo que minimiza los errores instrumentales y las variaciones ambientales, permitiendo la obtención de una firma espectral representativa.

La metodología se estructura en pasos secuenciales:

- **Calibración:** El espectrorradiómetro se calibra antes de cada sesión utilizando paneles de blanco y negro para asegurar mediciones precisas.
- **Configuración del equipo:** Se ajustan los parámetros de distancia de la fibra, orientación del sensor.
- **Distancia de la fibra:** 10 a 15 cm de la superficie de la hoja.
- **Orientación del sensor:** Perpendicular a la superficie de la hoja.
- **Selección de la muestra:** Se toma una medición por hoja representativa de cada etapa fenológica (1-4 meses, 5-8 meses, 9-12 meses y 13-15 meses).
- **Toma de medición:** Se realiza la medición de reflectancia con el espectrorradiómetro calibrado.
- **Verificación de las mediciones:** Después de cada medición, se revisa la consistencia de los datos obtenidos. Si es necesario, se ajustan parámetros como la intensidad lumínica o la distancia de la fibra.

#### ***5.6.5 Número de Lecturas por Muestra***

Se toma una única medición espectral por muestra para representar cada etapa fenológica de la planta. No se realizan repeticiones por muestra, lo que permite un análisis sencillo y comparativo entre las distintas etapas de crecimiento.

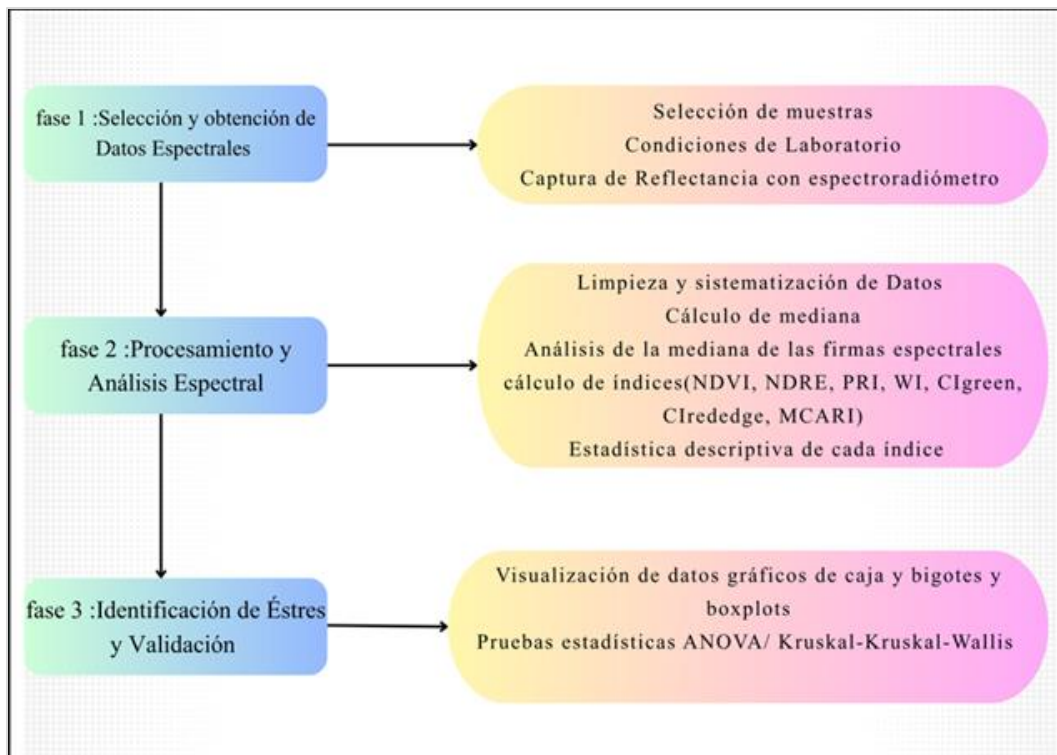
La toma de muestras se realizó bajo un diseño exploratorio transversal, utilizando la edad cronológica de la caña de azúcar como principal factor de variabilidad. En lugar de efectuar mediciones multitemporales sobre una misma planta, se recolectaron quince (15) unidades experimentales independientes en un único momento de muestreo. Estas unidades fueron seleccionadas en distintos campos, cubriendo el ciclo completo del cultivo desde la siembra hasta la cosecha. Cada muestra fue clasificada y agrupada en una de las cuatro etapas fenológicas definidas germinación, desarrollo vegetativo, maduración y cosecha, según la edad en meses registrada por los agricultores en sus informes agronómicos. Este enfoque transversal permitió caracterizar la firma espectral promedio representativa de cada fase de crecimiento.

## 5.7 Procedimiento

Para garantizar el cumplimiento a todos los objetivos propuestos en este estudio se presenta el siguiente esquema de procedimiento que detalla de forma estructurada cada una de las actividades requeridas

**Figura 9.**

*Esquema metodológico.*



\* El esquema permite identificar las fases de desarrollo del proyecto.

### 5.7.1 Fase I - Selección y obtención de datos espectrales

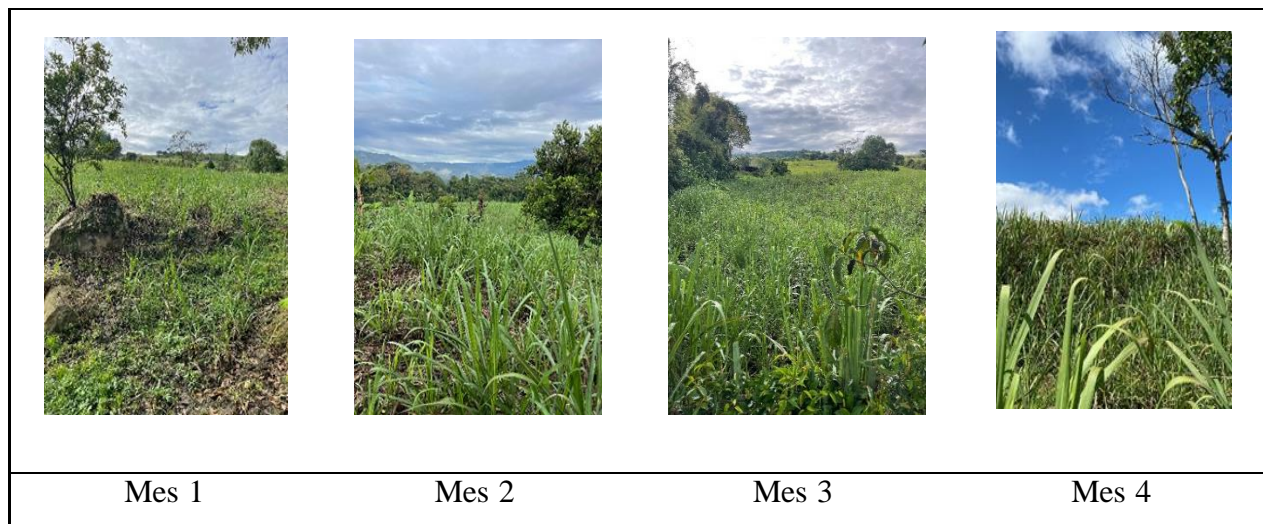
#### 5.7.1.1 Selección de muestras

Se seleccionaron quince (15) muestras representativas de caña de azúcar en diferentes estados fenológicos (germinación, desarrollo vegetativo, maduración y cosecha), con el fin de garantizar la representatividad de cada etapa de crecimiento.

En la **Figura 10** se observa la evolución de la primera etapa del cultivo. En los meses 1 y 2 pasa de ser una planta joven y pequeña a un estado de crecimiento inicial, donde la presencia de hojas y la actividad fotosintética son evidentes. En los meses 3 y 4 la planta experimenta un crecimiento vigoroso, aumentando su altura y su densidad del follaje.

**Figura 10.**

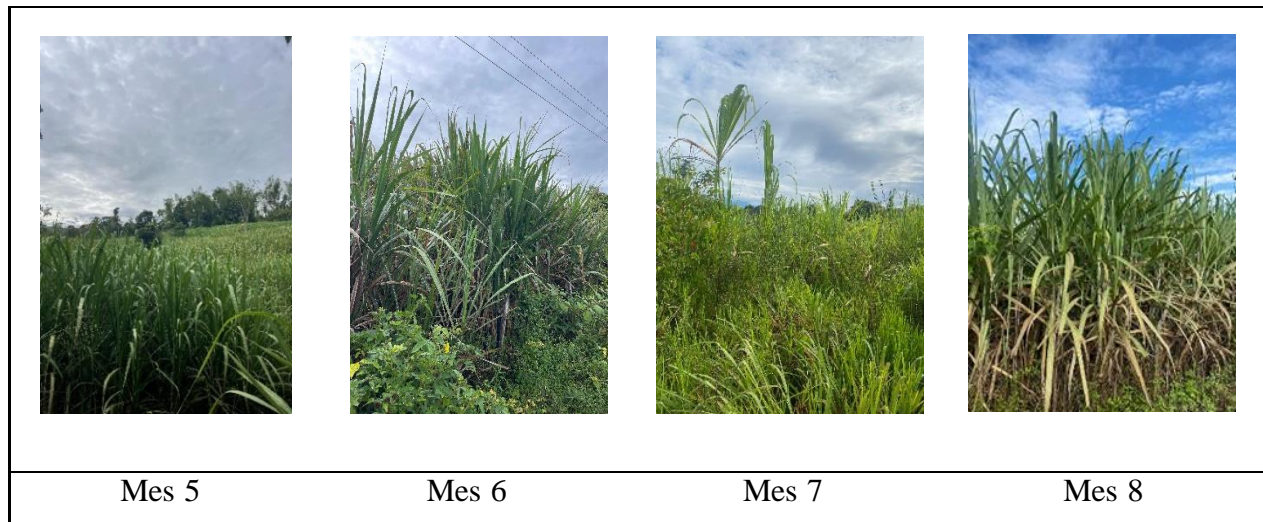
*Cultivos en estado de germinación (Mes 1–Mes 4).*



En la **Figura 11** se muestra que el cultivo de caña ha entrado en una fase de crecimiento vigoroso y estabilización. Para el mes 5 al 7 la planta está completamente establecida y la cobertura de sus hojas ha alcanzado su punto máximo, cubriendo el suelo, la caña luce robusta y saludable, con un follaje denso y verde oscuro lo que indica un estado fisiológico óptimo. En el mes 8 el cultivo ha completado su fase de desarrollo y está en estado de madurez.

**Figura 11.**

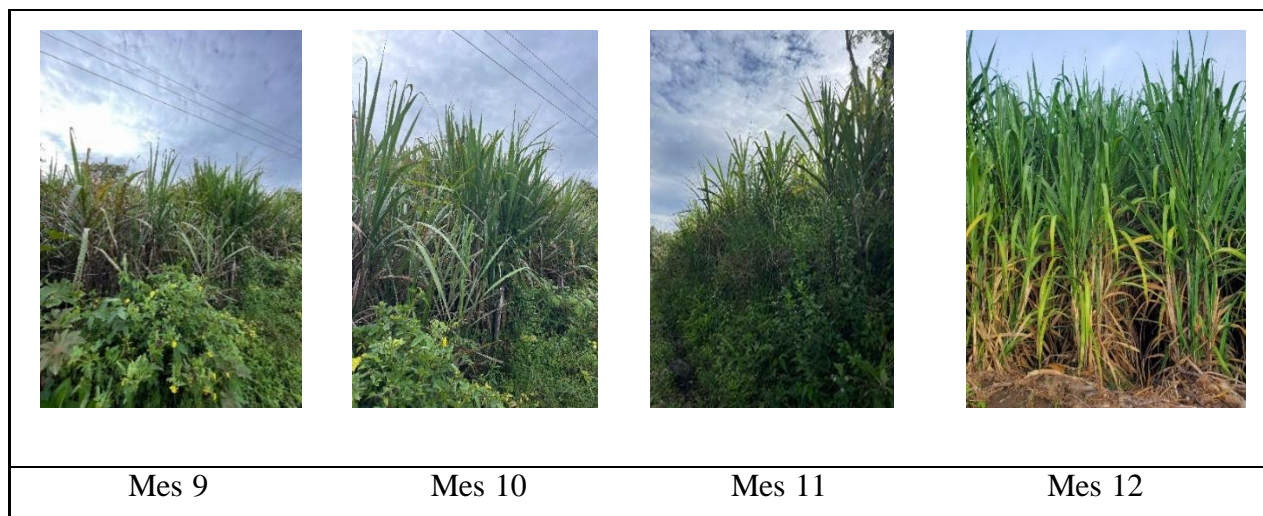
*Cultivos en estado de desarrollo vegetativo (Mes 5–Mes 8).*



El estado de maduración se observa en la **Figura 12**, donde el crecimiento de la planta se enfoca en alcanzar su máxima altura y densidad. Para el mes 9 al 11, el cultivo muestra una apariencia muy densa y uniforme, con una altura considerable, luce saludable. Para el mes 12 el cultivo ha alcanzado su máxima madurez, lo que significa que tiene su máxima altura y densidad de follaje es muy alta.

**Figura 12.**

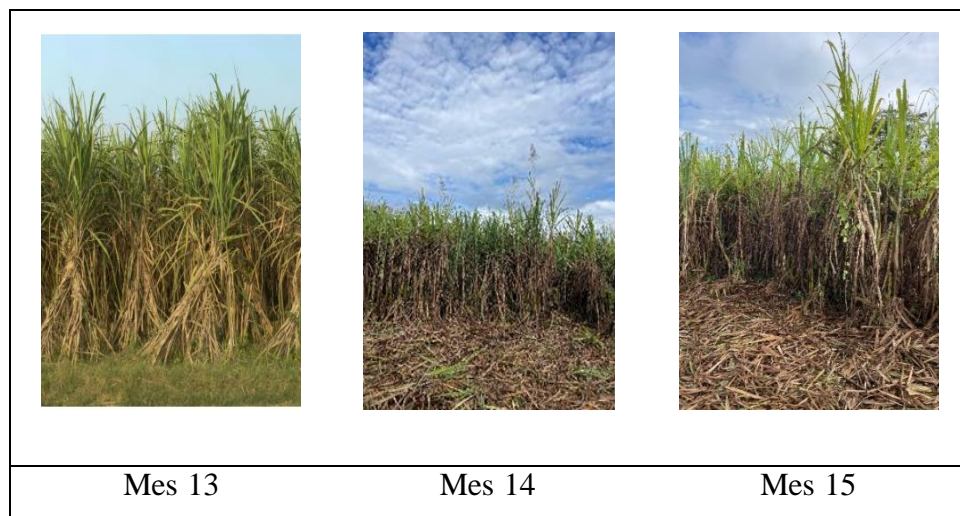
*Cultivos en estado de maduración (Mes 9–Mes 12).*



En la etapa de cosecha **Figura 13**, demuestra que la caña de azúcar ha entrado en la culminación de su ciclo de vida y la preparación natural para la cosecha. En los meses 13 y 14 el cultivo mantiene su altura y densidad, aunque su follaje todavía se observa verde, su color es menos brillante. En el mes 15 el proceso de envejecimiento es evidente. El follaje se muestra amarillamiento y marchitamiento pronunciado, con muchas hojas secas. El cultivo ha perdido su vigor, lo que es una señal clara de que está listo para ser cosechado.

### **Figura 13.**

*Cultivos en estado de cosecha (Mes 13–Mes 15).*



#### **5.7.1.2 Condiciones de laboratorio**

Luego, de tomadas las muestras, se trasladaron al laboratorio Nacional de Espectrorradiometría y Observación de la Tierra (LABNEO), ubicado en la sede Bogotá del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), En este laboratorio se garantiza el cumplimiento de las condiciones requeridas para la toma de las firmas espectrales, siguiendo el protocolo establecido en el Instructivo de captura de firmas espectrales en laboratorio (IGAC, 2024).

#### **5.7.1.3 Captura de reflectancia con espectrorradiómetro**

Se inicia la selección y acondicionamiento de las muestras de acuerdo con su fase fenológica. Para la adquisición de datos, cada muestra fue ubicada sobre una superficie no

reflectante (algodón o poliéster opaco). La medición se realizó a una distancia constante de 15 cm entre la sonda y la muestra y asegurando un ángulo de visión cenital de  $0^\circ$  (nadir) para garantizar la consistencia y precisión de los datos **Figura 14**.

**Figura 14.**

*Toma de firmas espectrales de caña de azúcar en laboratorio.*



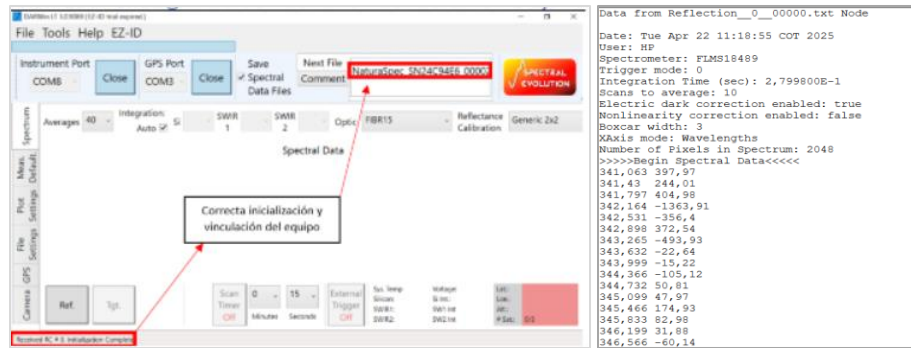
El proceso general de adquisición de datos se describe a continuación:

Se ajustan los parámetros en el software DARWIN LT, como:

- Control mientras el espectrorradiómetro recoge la luz. Un tiempo de integración más largo permite capturar más luz, lo que puede ser útil para muestras que producen señales débiles.
- Garantizar que durante la adquisición se monitoree la estabilidad de la señal.
- Guardar en el computador los datos de las mediciones obtenidas para su análisis posterior. El software permite guardarlos espectros en varios formatos de archivo, facilitando su gestión y procesamiento.

**Figura 15.**

*Muestra almacenada en el software DARWIN LT y archivos txt que representan los valores de reflectancia para cada muestra.*



Se recolectaron 15 firmas espectrales de muestras de caña de azúcar, distribuidas según la edad y agrupadas en los cuatro estados fenológicos establecidos. Durante la captura, se monitorearon la temperatura y la humedad para garantizar condiciones uniformes en el laboratorio. Los datos sin procesar se guardaron en formato de texto para su procesamiento posterior.

Las muestras se documentaron fotográficamente para reforzar la trazabilidad del proceso, como se observa en la **Figura 16** en donde las hojas presentan menor desarrollo en su estructura foliar, lo cual se refleja en una superficie más reducida.

**Figura 16.**

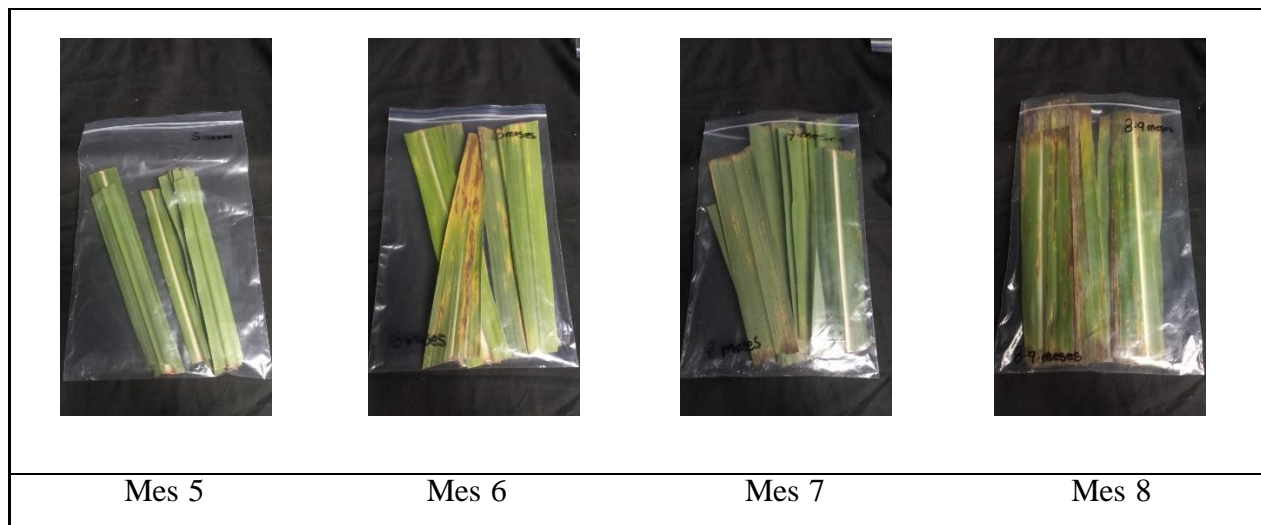
*Muestras de caña de azúcar en estado de germinación (Mes 1–Mes 4)*



La **Figura 17** corresponde a las muestras del estado vegetativo en desarrollo. En este estado, las hojas muestran un crecimiento notable, con mayor longitud y densidad en la coloración verde.

**Figura 17.**

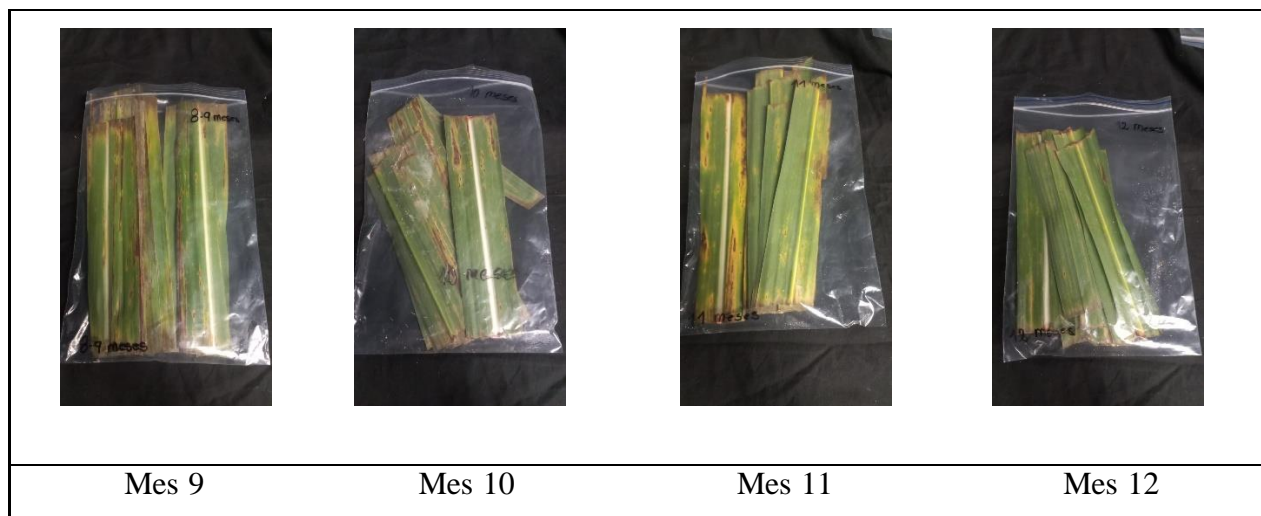
*Muestras en estado de desarrollo vegetativo (Mes 5–Mes 8)*



La **Figura 18** presenta las muestras en estado de maduración. Estas hojas exhiben un mayor grosor, lo cual indica un óptimo desarrollo fisiológico

**Figura 18.**

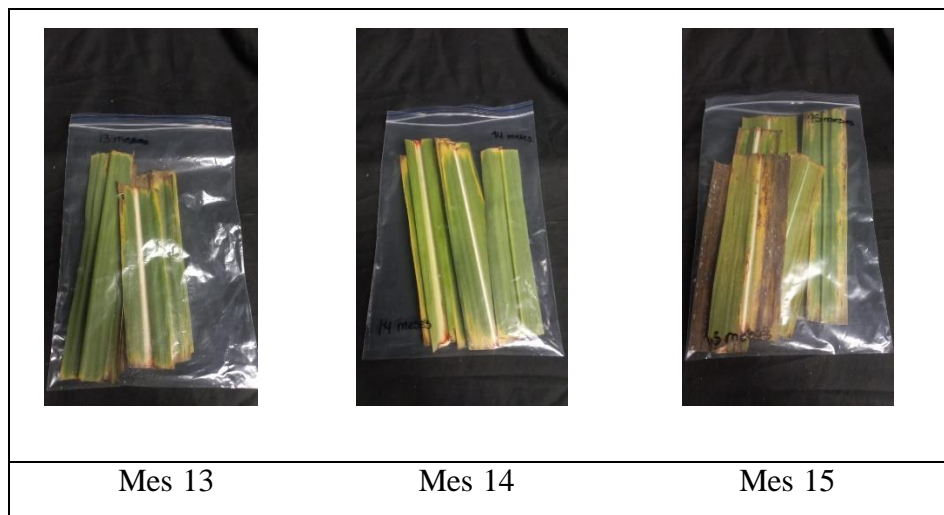
*Muestras representativas en estado de maduración (Mes 9–Mes 12).*



En la **Figura 19**, se observan las muestras en estado de cosecha, el grosor es similar al del estado de maduración, pero el color verde no es tan marcado.

### Figura 19

*Muestras en estado de cosecha (Mes 13–Mes 15).*



#### 5.7.2 Fase II. - Procesamiento y análisis espectral

Esta fase busca garantizar la calidad, organización y análisis completo de los datos obtenidos, con el fin de asegurar la fiabilidad de los resultados y permitir visualizar fácilmente patrones importantes. El proceso comprende desde la limpieza y tratamiento de la información hasta la aplicación de técnicas estadísticas y cálculo de índices espectrales que permiten identificar el vigor y la salud de la vegetación a través de métricas cuantitativas que reflejen el comportamiento de las hojas y sus variaciones en el tiempo.

##### 5.7.2.1 Pre-procesamiento y Suavizado de los Datos

Para garantizar la calidad y fiabilidad de las firmas espectrales obtenidas en laboratorio, se incorporó una fase de preprocesamiento para reducir el ruido espectral inherente a las mediciones. Este paso fue esencial para asegurar que los datos reflejaran con precisión las características fisiológicas de las hojas analizadas.

Durante el preprocesamiento, las curvas de reflectancia crudas fueron suavizadas mediante el filtro digital Savitzky - Golay, utilizando un polinomio de segundo orden y una ventana de 11 puntos. Esta configuración fue seleccionada por su capacidad para preservar la forma original de las firmas espectrales.

El filtro Savitzky - Golay es ampliamente reconocido en el análisis espectral por su eficacia para minimizar el ruido aleatorio y los artefactos generados por el sensor, sin comprometer las características espectrales esenciales. En este estudio, su aplicación permitió estabilizar las curvas de reflectancia y facilitar el cálculo preciso de los índices de vegetación, lo cual es importante para el análisis fisiológico del cultivo de caña de azúcar.

El suavizado digital fue implementado mediante el uso del paquete `scipy.signal` en Python, específicamente con la función `savgol_filter`, que permite aplicar la derivada de la señal y, posteriormente, suavizarla.

#### **5.7.2.2 Cálculo de la mediana y primeras y segundas derivadas**

Para detectar cambios y puntos de inflexión, se calcularon la primera y la segunda derivada de la mediana de las firmas espectrales en función de la longitud de onda para cada etapa de crecimiento. La primera derivada representa la pendiente o la tasa de cambio de la curva reflectante original: los picos positivos indican áreas donde el aumento es el más rápido y los picos negativos señalan cuáles son las áreas donde la disminución es la máxima. La segunda derivada, en cambio, describe la curvatura de la señal y resalta las aceleraciones o desaceleraciones a lo largo de toda la serie, esto resulta especialmente útil para distinguir con mayor detalle los puntos de inflexión y delimitar mejor las transiciones a lo largo de las diferentes regiones espectrales. Para hacer que las curvas sean más estables antes del cálculo de las derivadas, se empleó previamente el filtro Savitzky-Golay mediante la función `savgol_filter` del submódulo `scipy.signal` de Python, utilizando los parámetros `deriv=1` para la primera y `deriv=2` para la segunda.

### 5.7.2.3 Cálculo de índices (NDVI, NDRE, PRI, WI, CIgreen, CIrededge, MCARI)

Para el análisis del cultivo de caña de azúcar, se seleccionaron diversos índices de vegetación en función de su sensibilidad fisiológica a las características propias de este cultivo y su capacidad para minimizar el ruido de fondo en las mediciones. Cada índice aporta información específica sobre el estado de la planta, permitiendo una evaluación integral de su salud, nutrición y respuesta al entorno. A continuación, se explica de forma detallada la razón de su elección:

- **NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada)**

Este índice es uno de los más empleados en la agricultura de precisión porque tiene la capacidad de reflejar el vigor vegetal y el nivel de clorofila. Para la caña de azúcar, el NDVI posibilita el seguimiento de la biomasa y la condición general de la planta porque se fundamenta en el contraste entre lo que refleja el infrarrojo cercano y lo que refleja lo rojo, dos bandas esenciales para analizar el funcionamiento de la fotosíntesis.

- **NDRE (Índice de Diferencia Normalizada en el Borde Rojo)**

Es especialmente eficaz para identificar cambios en la cantidad de nitrógeno y clorofila que contienen las hojas maduras. Esto lo hace un instrumento útil para detectar carencias nutricionales en fases iniciales, lo cual es esencial en la caña de azúcar, donde el nitrógeno desempeña una función clave en el crecimiento y la fotosíntesis.

- **PRI (Índice de Eficiencia Fotosintética)**

Este índice permite la evaluación del estrés fotosintético antes de que se vuelva observable a simple vista. El PRI, que está relacionado con la eficiencia energética de las plantas y su habilidad para adaptarse a las variaciones del medio ambiente, contribuye a identificar situaciones desfavorables como temperaturas extremas o sequías en cultivos como el de la caña de azúcar.

- **WI (Índice de Agua)**

El WI se asocia directamente con el contenido de agua en las hojas, lo que lo establece como un indicador fundamental para supervisar el estrés hídrico. En la caña de azúcar, este indicador

permite reconocer áreas con falta de agua que pueden afectar el crecimiento y la producción del cultivo.

- **CIgreen, CIrededge y MCARI**

Estos índices se centran en la cuantificación de pigmentos fotosintéticos, sobre todo la clorofila. CIgreen y CIrededge utilizan la reflectancia en el espectro verde y en el borde rojo, respectivamente, para calcular el contenido de clorofila. MCARI, por su parte, es especialmente efectivo para identificar el estrés alimentario, dado que posibilita ver variaciones en los pigmentos de las hojas vinculadas con el bienestar de la planta.

Los índices espectrales se calcularon en Python utilizando la biblioteca NumPy, sobre los datos previamente depurados a partir de ventanas espectrales acordes a la resolución del espectrorradiómetro. En lugar de una longitud de onda puntual, se promedió la reflectancia en intervalos centrados en las bandas objetivo. Esta estrategia reduce el ruido espectral y mejora la reproducibilidad. Cuando una ventana no contuvo muestras, se usó la banda más cercana como respaldo.

A continuación, en la **Figura 20** se presentan los valores utilizados para el cálculo de los índices.

**Figura 20.**

*Valores para el cálculo de índices.*

---

$$NDVI = \frac{800 - 680}{800 + 680}$$

---

$$PRI = \frac{R570 - R531}{R570 + R531}$$

---

$$NDRE = \frac{790 - 705}{790 + 705}$$

---

---



---


$$WI = \frac{R900}{R970}$$


---

$$MCARI = \frac{(700 - 670) - 0.2 * (700 - 550)}{710/670}$$


---

$$CI_{green} = \frac{800}{531} - 1$$


---

$$CI_{rededge} = \frac{800}{705} - 1$$


---

#### 5.7.2.4 Estadística descriptiva de cada índice

Para cada índice se aplicó un análisis de estadística descriptiva utilizando las bibliotecas pandas y NumPy de Python. Se calcularon valores mínimos, máximos, medias y desviaciones estándar, que describen la tendencia central, la dispersión y la forma de la distribución. Estos parámetros permiten identificar patrones y valores atípicos que reflejen cambios en el comportamiento de cada índice.

#### 5.7.2.5 Matriz de correlaciones (Spearman).

Se utilizó la correlación de Spearman para evaluar si los índices espectrales varían de forma consistente a medida que avanza la etapa fenológica de la caña de azúcar. Este coeficiente es adecuado para este tipo de análisis, pues no requiere que los datos sigan una distribución normal ni que la relación entre variables sea lineal.

El uso de Spearman resulta apropiado en este estudio por dos razones: por un lado, permite trabajar con muestras pequeñas y variables ordinales como las etapas fenológicas; por otro, es robusto frente a valores atípicos y pequeñas fluctuaciones propias de la adquisición espectral, lo que reduce el riesgo de obtener resultados sesgados por registros ruidosos.

Desde una perspectiva práctica, este análisis permite identificar y priorizar los índices espectrales (NDVI, NDRE, PRI, WI, CI<sub>green</sub>, CI<sub>rededge</sub> y MCARI) que presentan una señal clara y estable a lo largo del desarrollo del cultivo. Esta etapa exploratoria es fundamental antes de aplicar pruebas de diferenciación entre niveles de estrés (como ANOVA y Kruskal–Wallis) y definir umbrales de interpretación. Además, ayuda a evitar redundancias entre índices altamente correlacionados, enfocando el análisis en aquellos que aportan mayor valor informativo.

Para cada índice se reportará el coeficiente de correlación ( $\rho$ ) junto con su valor p. La interpretación será cualitativa: valores de  $\rho$  cercanos a +1 o -1 indicarán asociaciones fuertes (positivas o negativas), mientras que valores próximos a 0 sugerirán ausencia de relación sistemática.

### ***5.7.3 Fase III – Identificación preliminar de Estrés***

Luego de la etapa de depuración de los datos, se continuo con la fase de presentación gráfica y el análisis inferencial con la finalidad de buscar patrones y contrastes estadísticos que determinaran si existen relaciones entre los índices espectrales y la presencia de estrés en la vegetación. El comportamiento de la tendencia de los datos se puede visualizar a través de gráficos que brindan un soporte visual para ver diferencias entre las condiciones y posiblemente evidenciar factores de estrés, mientras que las pruebas estadísticas aportan rigor para confirmar si dichas diferencias son significativas.

#### **5.7.3.1 Visualización de datos**

La visualización facilitó identificar de manera intuitiva cómo cambian los índices espectrales (NDVI, NDRE, PRI, WI, CI<sub>green</sub>, CI<sub>rededge</sub>, MCARI) según los valores estimados.

Mediante diagramas de cajas y bigotes (boxplots), se logró comparar la distribución de los datos en función de las fases de crecimiento, identificar valores atípicos y estudiar la dispersión de cada índice.

Asimismo, se analizó la evolución de los índices en el tiempo a través de un estudio mensual, lo que permitió una mejor comprensión de las tendencias a lo largo del tiempo. Los gráficos se crearon en Python empleando las librerías matplotlib y seaborn, resaltando las diferencias entre grupos con colores y facetas para optimizar la claridad visual.

### 5.7.3.2 Pruebas estadísticas: ANOVA y Kruskal–Wallis

Con el propósito de evaluar si los índices espectrales presentan diferencias significativas entre las distintas etapas de crecimiento (germinación, crecimiento, maduración y cosecha), se aplicaron dos pruebas estadísticas de comparación de grupos:

- **ANOVA (Análisis de Varianza):** se utilizó cuando los datos cumplían con los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianzas. Esta prueba permite comparar las medias de los índices entre las etapas de crecimiento, con el objetivo de identificar si al menos uno de los grupos difiere significativamente de los demás.
- **Kruskal–Wallis:** se aplicó en los casos donde los datos no cumplían los supuestos de normalidad o varianzas homogéneas. Esta prueba no paramétrica no requiere asumir una distribución específica y permite evaluar si existen diferencias en la distribución de los índices entre las etapas de crecimiento.

La selección de la prueba estadística para cada índice se basó en la distribución de los datos. Cuando estos cumplían con el supuesto de normalidad, verificado mediante la prueba de Shapiro-Wilk, se aplicó un ANOVA para comparar las medias entre etapas. En cambio, cuando los datos no seguían una distribución normal, se recurrió a la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis, la cual permite comparar distribuciones sin asumir normalidad.

Adicionalmente, con los resultados obtenidos del cálculo de los índices de vegetación, se realizó un análisis de correlación de Spearman con el fin de determinar el grado de asociación entre los distintos índices espectrales.

## 6 Resultados

### 6.1 Fase I

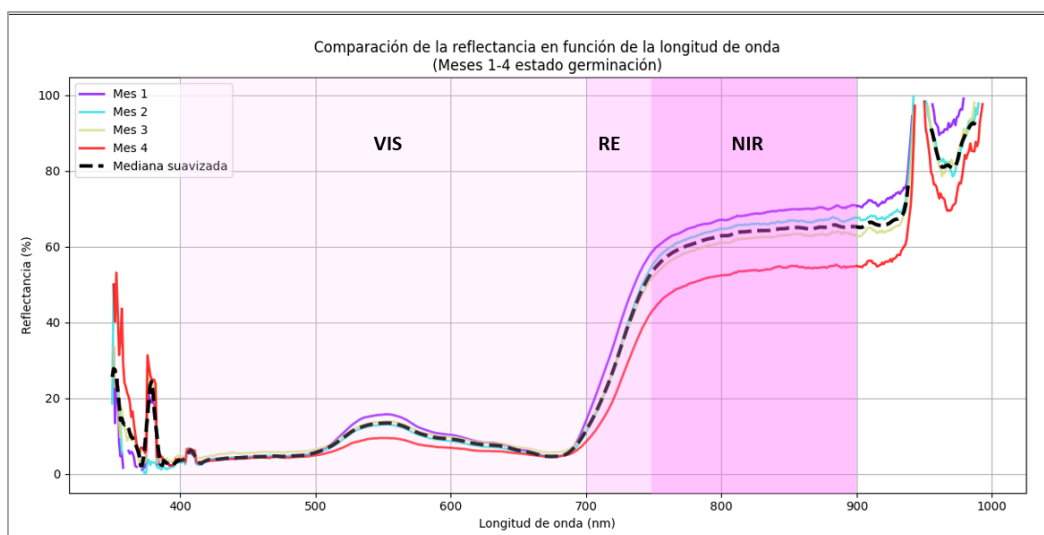
#### 6.1.1 Caracterización de la Respuesta Espectral

A continuación, se realizó el análisis correspondiente a cada estado de crecimiento de la caña de azúcar, utilizando las muestras disponibles. Para cada etapa, se evaluaron las firmas espectrales.

La **Figura 21** muestra las firmas espectrales de la caña de azúcar en su estado de germinación (Mes 1, 2, 3 y 4), confirmada por el pico de reflectancia en la región verde (alrededor de 550 nm). El cambio más significativo se localizó en la meseta del Infrarrojo Cercano (NIR) (750 a 900 nm), la región clave para la turgencia y la biomasa foliar. La caña en el Mes 1 exhibió la máxima reflectancia en el NIR, lo que sugiere una estructura celular foliar fuerte y un alto contenido de agua. Sin embargo, este valor disminuyó de forma constante y notable hacia el Mes 4, indicando una pérdida de biomasa y estrés incipiente que afectó la estructura del tejido. La exactitud de las mediciones facilitó la identificación de las bandas de absorción de la clorofila con gran detalle y la caracterización del Borde Rojo como la región de mayor pendiente espectral.

#### Figura 21.

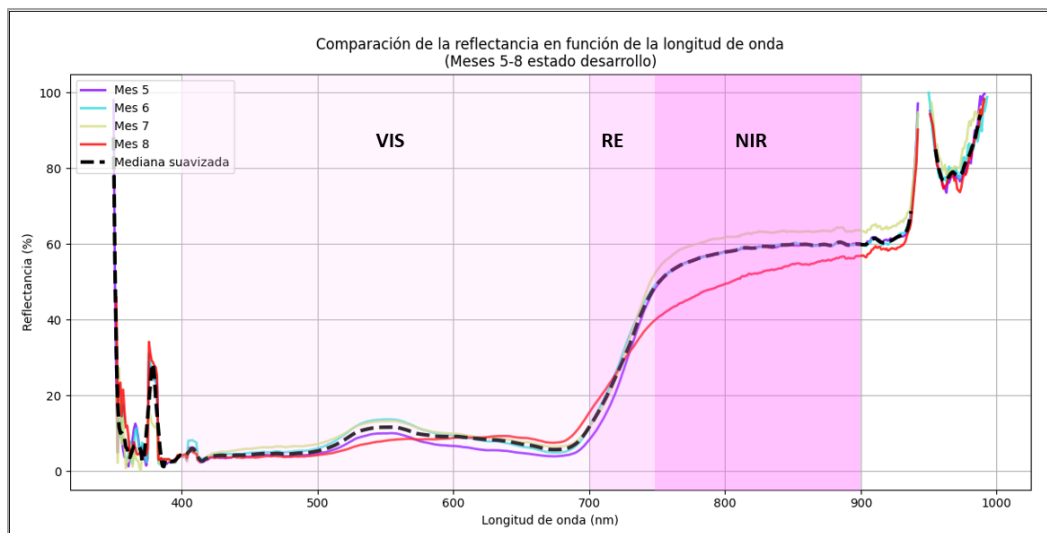
Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 1-4)



La **Figura 22** se muestra la reflectancia de la caña de azúcar durante su etapa de desarrollo (Meses 5-8) análisis que reveló una estabilidad destacable y un vigor constante en el cultivo, demostrando una fase sólida de crecimiento. En el rango visible (400 a 700 nm), las curvas de reflectancia se superpusieron casi por completo, lo que confirma que la concentración de clorofila permaneció constante. El análisis de la inclinación de la curva original mostró una absorción máxima en las regiones azul y roja (aproximadamente 400 nm y 670 nm), lo que sugiere una planta muy activa en la fotosíntesis. Aunque el Mes 8 mostró un ligero declive de reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIR, 750-900 nm), la mediana general del espectro se mantuvo robusta. Los cálculos de curvatura confirmaron que los puntos de máxima absorción de clorofila se definieron claramente en el espectro inicial y que el Borde Rojo (700-750 nm) presentaba un cambio de pendiente positivo muy marcado, lo que es un indicador directo de la alta salud y el vigor de la planta durante este periodo. La estabilidad y el vigor reflejados en el análisis espectral demuestran un estado óptimo de crecimiento.

### Figura 22.

*Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 5-8)*



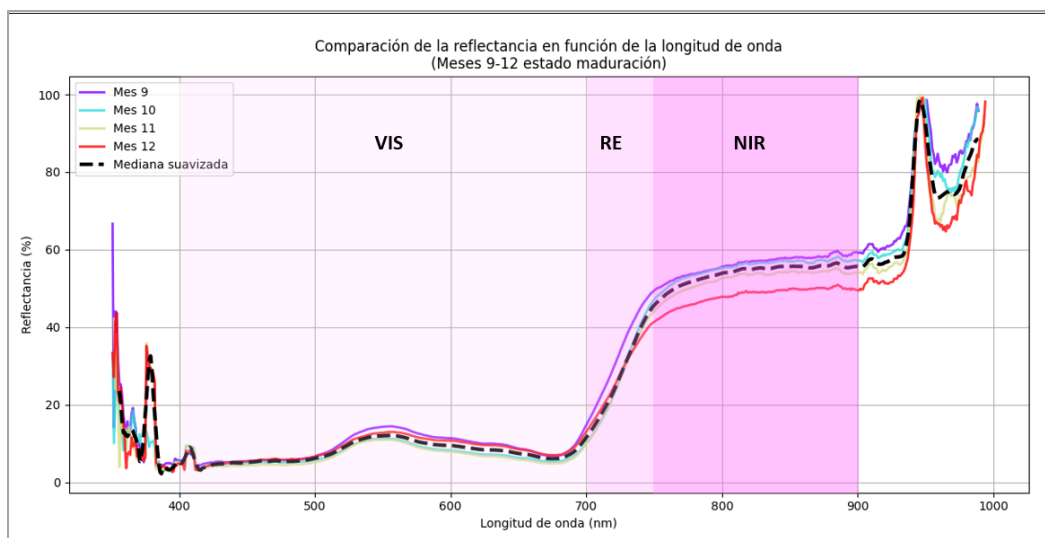
La **Figura 23** detalla el comportamiento de la reflectancia para el estado de maduración, muestra la transición de un cultivo de un estado de crecimiento y desarrollo acercándose a su fase final. Durante el mes 9 al 11, las curvas de reflectancia se mantienen muy cercanas y estables. Esto

significa que la planta alcanzó su punto máximo de madurez. Para la longitud de onda en los rangos 680 al 750nm, la pendiente de la curva se mantiene empinada y uniforme lo que confirma una alta concentración de clorofila. La alta reflectancia en el rango 750-900 nm, teniendo su valor más alto en los 950 nm, confirma la salud y la hidratación de la planta (alto contenido de agua), en esta etapa la planta invierte su energía en el tallo y no en su crecimiento, como se mostraba en los estados de germinación y desarrollo vegetativo.

Para el mes 12, esta pendiente es menos pronunciada, indicando que la planta está comenzando a perder agua en sus hojas y su estructura celular se está degradando, esto se debe a que el cultivo se está acercando a la cosecha.

### Figura 23.

*Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 9-12)*

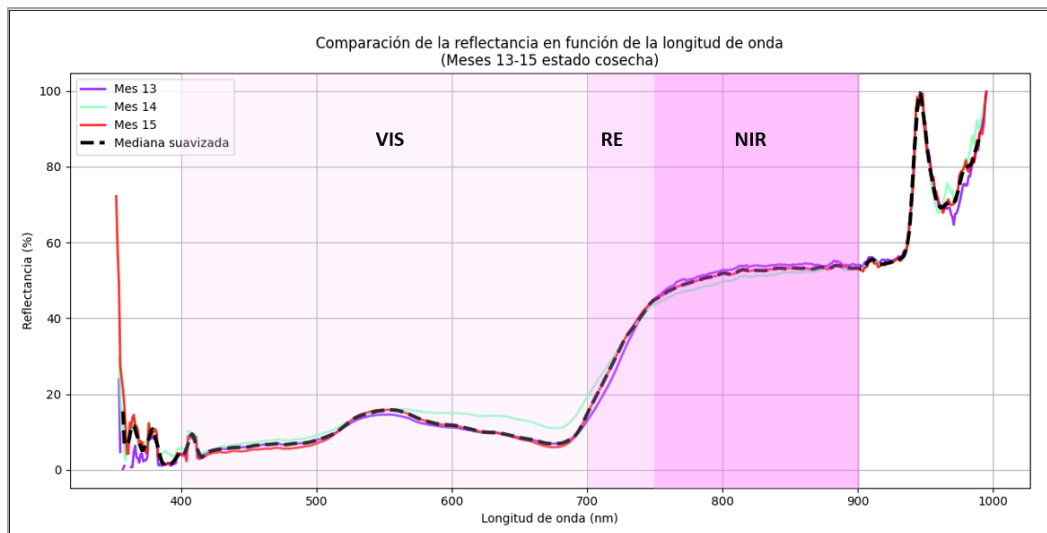


La **Figura 24** correspondiente a las firmas en la etapa de Cosecha (Meses 13-15) representa el final del ciclo de vida, caracterizado por una senescencia uniforme y una baja actividad fisiológica. El cambio más notable fue un ligero aumento de reflectancia en las bandas del verde y del rojo en el Mes 15, lo cual es la señal espectral directa de la degradación de la clorofila y el inicio del amarillamiento. Simultáneamente, la curva mostró un aplanamiento en el Borde Rojo (680 a 750 nm), que, junto con la disminución de la pendiente espectral, confirma que la planta ha cesado su crecimiento y su vigor se ha reducido drásticamente. El análisis de la curvatura de la

señal indicó una pérdida acelerada de agua en los tejidos (900-1000 nm). Lo más significativo es que la reflectancia en el Infrarrojo Cercano (NIR) (750-900 nm) es la más baja de todo el ciclo, confirmando la completa pérdida de integridad estructural y contenido hídrico de la hoja, lo que demuestra que el cultivo ha entrado en su fase final y está fisiológicamente listo para la cosecha.

### Figura 24.

*Comparación de reflectancia en función de longitud de onda (Meses 13-15)*



Para complementar el análisis de las gráficas de reflectancia se estimaron los valores de la media y desviación estándar de las bandas Rojo (Red), Borde Rojo (Red Edge) e Infrarrojo Cercano (NIR) en las diferentes etapas de crecimiento de la caña de azúcar en la región de Santana, Boyacá

**Tabla 5.**

La reflectancia en estas bandas es fundamental para la evaluación de la salud y el vigor de las plantas, ya que estos índices proporcionan información valiosa sobre el contenido de clorofila, la estructura de las hojas y el estrés hídrico, entre otros aspectos fisiológicos.

Los valores de reflectancia en la banda Rojo aumentan conforme avanza el ciclo, pasando de 4,97 en germinación a 8,06 en cosecha. Este incremento indica cambios en la estructura foliar o en la densidad de la vegetación, lo que modifica la forma en que la luz se refleja. Dado que esta banda es sensible a la clorofila, la variación puede estar asociada al desarrollo de biomasa.

También se presenta una tendencia creciente en la banda del borde Rojo, desde 14,61 en germinación hasta 18,63 en cosecha. El borde rojo es útil para detectar cambios en la estructura interna de las hojas (mesófilo), por lo que su incremento sugiere mayor vigor y densidad vegetal.

En contraste, la reflectancia en NIR disminuye a lo largo del ciclo, pasando de 61,33 en germinación a 51,47 en cosecha. Esta reducción indica menor dispersión interna de la luz, lo que puede relacionarse con envejecimiento foliar y disminución del contenido de agua. En general, las plantas sanas reflejan más en NIR, por lo que esta caída señala el final del ciclo vegetativo.

En general se observa una relación directa entre Rojo y Borde Rojo, ambas aumentan con la madurez vegetal. Por otro lado, el NIR muestra una relación inversa: en etapas vigorosas, NIR es alto y Rojo bajo; en cosecha ocurre lo contrario, lo que sugiere senescencia y pérdida de vigor.

**Tabla 5.**

*Media y desviación estándar de los valores de reflectancia en las bandas del Rojo, borde del Rojo e Infrarrojo cercano*

		<b>Etapa</b>			
		<b>Germinación</b>	<b>Desarrollo</b>	<b>Maduración</b>	<b>Cosecha</b>
<b>Rojo</b>	<b>Media</b>	4,9725	5,8200	6,0800	8,0600
	<b>SD</b>	0,4664	1,4274	0,9306	2,1628
<b>Borde Rojo</b>	<b>Media</b>	14,6125	14,3575	14,6150	18,6367
	<b>SD</b>	2,8591	2,6409	2,3559	2,6209
<b>NIR (Infrarrojo Cercano)</b>	<b>Media</b>	61,3325	56,7400	52,8550	51,4733
	<b>SD</b>	5,5568	4,5092	3,1147	1,2663

## 6.2 Fase II

### 6.2.1 *Índices espectrales (NDVI, NDRE, PRI, WI, CIgreen, CIrededge, MCARI) y comportamiento por etapa.*

Para el análisis exploratorio se procesaron 15 firmas espectrales (una por mes) y se calcularon los índices NDVI, NDRE, CIgreen, CIrededge, MCARI, PRI y WI. Los resultados se agruparon por etapas fenológicas (Germinación n=4, Desarrollo n=4, Maduración n=4 y Cosecha n=3).

La **Tabla 6**, evidencia las variaciones en la respuesta espectral de las plantas a lo largo del ciclo fenológico. La dispersión de los datos y los rangos observados permiten identificar posibles variaciones asociadas a condiciones fisiológicas, incluyendo indicios de estrés, lo que refuerza la utilidad de los índices como herramientas de monitoreo agronómico.

De forma preliminar, se observa una disminución progresiva del vigor y la concentración de clorofila desde la etapa de germinación hasta la cosecha, lo cual se refleja en el comportamiento de los índices espectrales. Las medias de NDVI, NDRE y CIrededge presentan una tendencia descendente sostenida a lo largo del ciclo, lo que sugiere una pérdida gradual de actividad fotosintética y de biomasa.

Por su parte, el índice CIgreen presenta su valor más alto en la etapa de desarrollo, seguido de un descenso en las fases posteriores, reflejando un patrón fisiológico característico del cultivo, donde la acumulación de clorofila se estabiliza y después disminuye a medida que la maduración avanza.

El índice PRI se mantiene próximo a cero y muestra valores ligeramente negativos desde la etapa de desarrollo, lo que coincide con señales de estrés fotosintético temprano o moderado, según lo reportado por Meter Group (2023). En contraste, el índice WI permanece relativamente estable a lo largo de las etapas de crecimiento, sin evidencias de alteraciones significativas en el contenido hídrico de las plantas.

Por otro lado, el índice MCARI muestra un comportamiento dinámico: alcanza valores elevados durante la germinación, disminuye progresivamente en las etapas de desarrollo y maduración, y presenta un repunte en la cosecha, lo que sugiere posibles cambios estructurales o bioquímicos asociados al cierre del ciclo fenológico.

En resumen, la tabla muestra de manera clara la dinámica espectral durante el ciclo de la caña de azúcar. Durante la fase de germinación se observa un mayor vigor, así como un contenido más elevado de clorofila y agua, lo cual se refleja en índices espectrales más altos. Durante las fases de desarrollo y maduración, se observa una disminución progresiva del vigor y la manifestación de cambios fisiológicos. Finalmente, en la etapa de cosecha se registra una notable reducción en los niveles de clorofila, agua y actividad fotosintética, lo que se traduce en índices significativamente más bajos.

Estos resultados respaldan el uso de los índices espectrales como herramientas eficaces para monitorear el estado fisiológico del cultivo e identificar los cambios asociados a su crecimiento.

**Tabla 6.**

*Promedio de Índices de Vegetación por Etapa de Crecimiento de la Caña de Azúcar.*

<b>Etapa</b>	<b>NDVI</b>	<b>PRI</b>	<b>WI</b>	<b>NDRE</b>	<b>MCARI</b>	<b>CIgreen</b>	<b>CIrededge</b>
<b>Germinación</b>	0,84713	0,00585	0,78918	0,61335	16,17640	4,36295	3,27383
<b>Desarrollo</b>	0,81025	-0,01933	0,76683	0,58830	11,94643	4,87823	3,11113
<b>Maduración</b>	0,79005	-0,01460	0,73363	0,56043	11,52150	3,84223	2,69058
<b>Cosecha</b>	0,72620	-0,02083	0,76343	0,46090	14,74203	2,69390	1,81130

### 6.3 Fase III

#### 6.3.1 *Análisis índices calculados (NDVI, NDRE, PRI, WI, CIGreen, Cirededge, MCARI)*

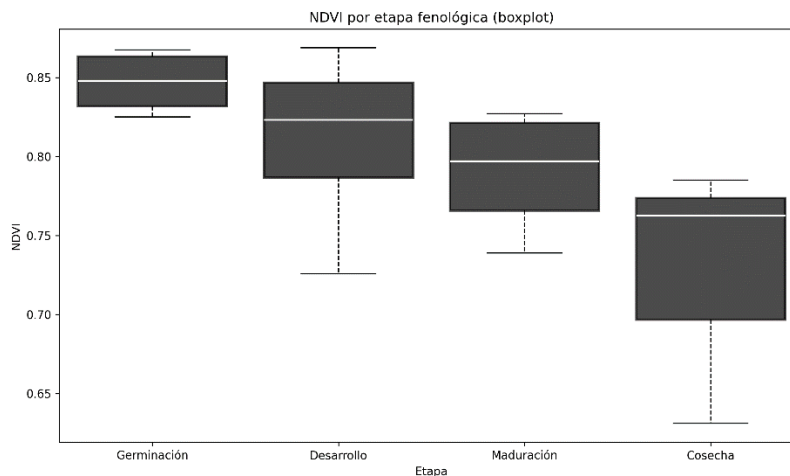
Para complementar el análisis estadístico se elaboraron los gráficos de cajas y bigotes (boxplots) para cada índice, lo que permitió ver de manera clara cómo se distribuían los datos, sus valores centrales y posibles diferencias entre etapas.

Como se observa en la **Figura 25** se deduce que las plantas de caña de azúcar muestran una mejor salud durante las etapas de germinación y desarrollo (NDVI más alto), mientras que su salud parece deteriorarse en las fases de maduración y cosecha (NDVI más bajo). La mayor variabilidad en la fase de Desarrollo puede señalar diferencias en las condiciones de las plantas en ese estado fenológico.

Al evaluar el estrés en plantas, el análisis indica que las hojas podrían estar sufriendo más estrés al acercarse a la madurez y la cosecha, lo que se manifestaría en una reducción de los valores de NDVI

**Figura 25.**

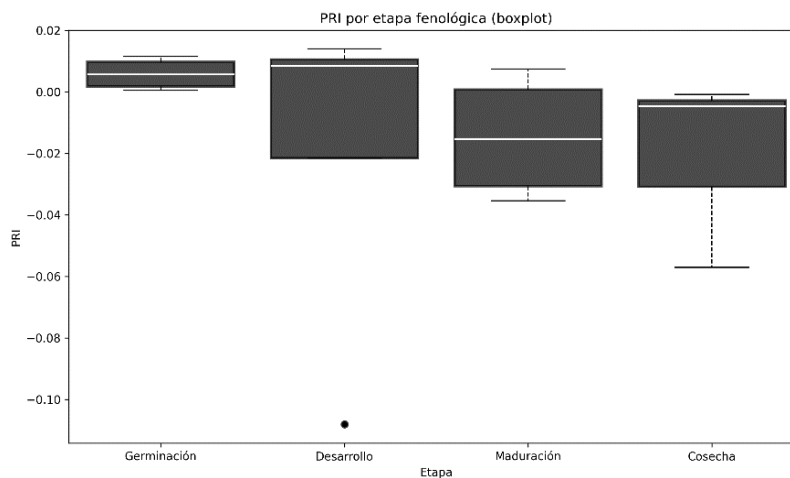
*Boxplot índice NDVI por Etapa de Crecimiento*



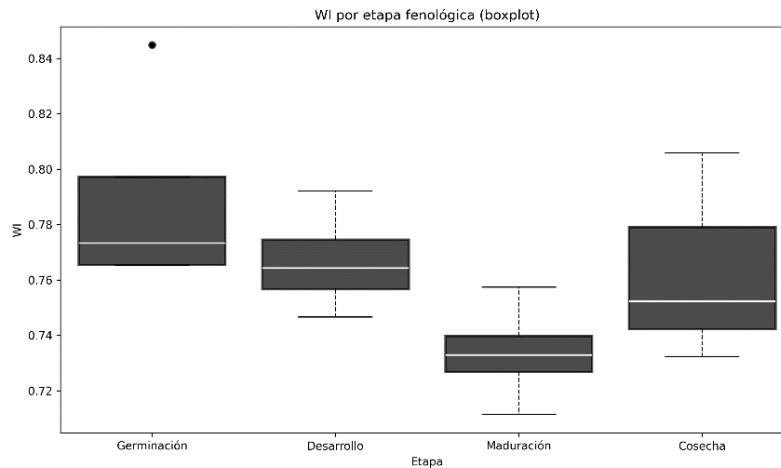
En cuanto al PRI, **Figura 26** se puede notar que su mediana está próxima a cero en la fase de Germinación, lo que sugiere una leve eficiencia fotoquímica. Sin embargo, a medida que avanza la etapa de desarrollo, el PRI se desplaza a valores levemente negativos, lo que sugiere que la eficiencia fotoquímica comienza a disminuir, posiblemente debido a una adaptación del dosel o al inicio del estrés. Este cambio es más marcado en desarrollo, donde la dispersión de los valores aumenta, evidenciando mayor variabilidad entre las muestras.

### Figura 26.

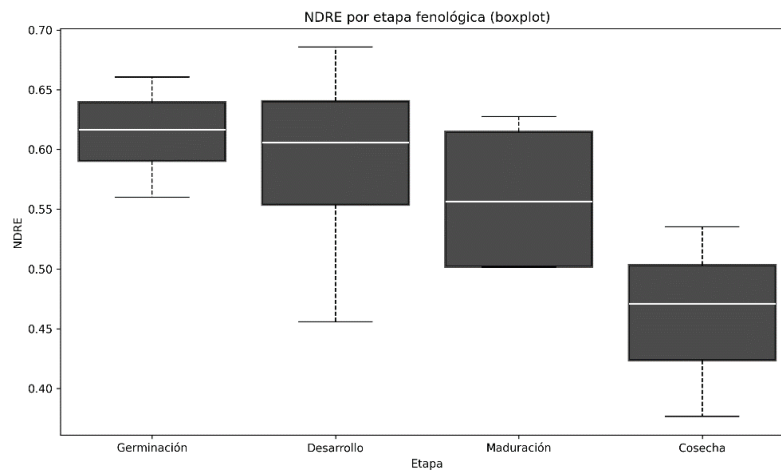
*Boxplot índice PRI por Etapa de Crecimiento*



El comportamiento del WI (Water Index) **Figura 27** presenta una dinámica diferente. En la etapa de germinación, los valores del WI permanecen relativamente estables, reflejando una condición hídrica constante. Esta estabilidad se mantiene a lo largo de las primeras etapas del ciclo. No obstante, se puede identificar una suave disminución de la mediana hacia la etapa de maduración, lo que podría indicar un leve estrés hídrico o menor disponibilidad de agua. Sin embargo, hacia la cosecha, se observa un pequeño repunte, posiblemente relacionado con la mayor acumulación de agua o una recuperación transitoria en la planta.

**Figura 27.***Boxplot índice WI por Etapa de Crecimiento*

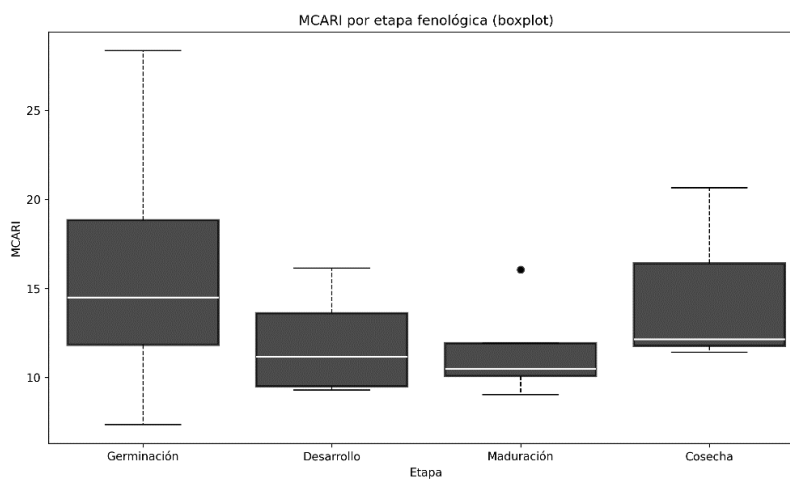
El índice NDRE de acuerdo con la **Figura 28** muestra una caída sostenida desde la etapa de germinación hasta la cosecha, lo que refleja una pérdida progresiva de la reflectancia en el borde rojo y una disminución en la cantidad de clorofila o vigor de la planta. La mayor dispersión en la etapa de desarrollo podría sugerir una heterogeneidad en el desarrollo foliar o variabilidad en las condiciones de crecimiento. Esta caída en la reflectancia es consistente con una menor capacidad fotosintética y un incremento en el estrés, lo cual es esperado en la evolución fenológica del cultivo.

**Figura 28.***Boxplot índice NDRE por Etapa de Crecimiento*

El comportamiento de MCARI muestra un patrón “bisagra” **Figura 29**. En la etapa de germinación, el índice es relativamente alto, lo que refleja una planta joven con alta cantidad de clorofila. Sin embargo, a medida que avanzamos hacia desarrollo y maduración, el índice disminuye, lo que puede estar asociado con un estrés nutricional o una menor eficiencia fotosintética. Lo interesante es que, en cosecha, el MCARI presenta un incremento, indicando un aumento de la reflectancia en el rango de absorción de clorofila, lo cual podría estar influenciado por elementos como la estructura del dosel o la heterogeneidad de las plantas, más que por un verdadero aumento de la clorofila. Es importante evaluar este aumento con moderación, puesto que no necesariamente indica un avance en la salud de la planta.

### Figura 29.

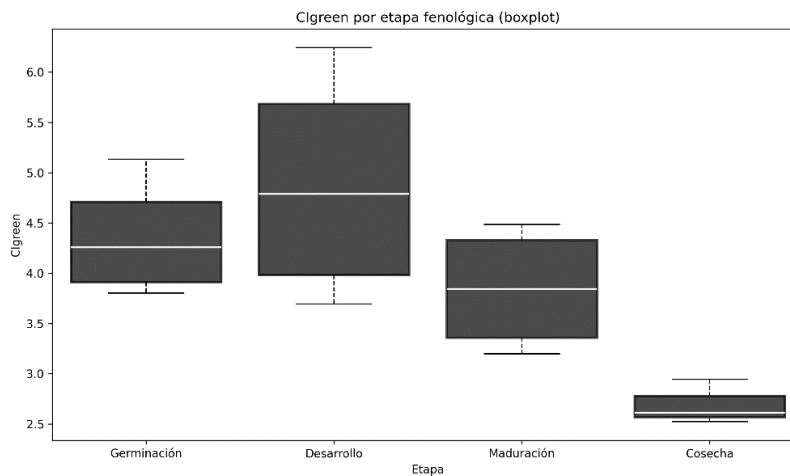
*Boxplot índice MCARI por Etapa de Crecimiento*



En la **Figura 30**, el CIgreen refleja de manera efectiva los cambios en la cantidad de clorofila. En la etapa de desarrollo, cuando el dosel vegetal está más fresco y saludable, el índice alcanza su valor máximo, lo que indica un alto contenido de clorofila. Sin embargo, a medida que avanza el ciclo, en las etapas de maduración y cosecha, el CIgreen disminuye progresivamente, lo que confirma la pérdida de vigor y el desgaste de las plantas a medida que se acercan al final de su ciclo. Este patrón es consistente con la senescencia natural del cultivo.

**Figura 30.**

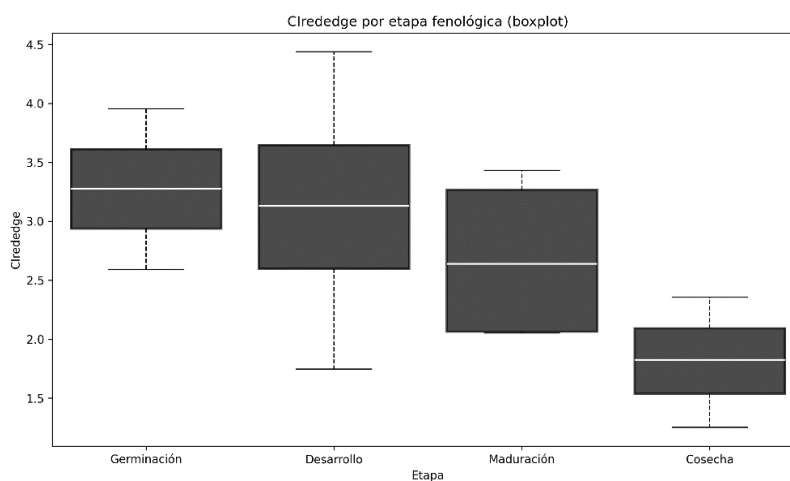
*Boxplot índice CIgreen por Etapa de Crecimiento*



El comportamiento de CIredge es muy similar al de CIgreen, con valores elevados en los primeros meses de crecimiento según la **Figura 31** seguidos de una disminución progresiva al entrar en la segunda mitad del ciclo. Hacia el final, en la cosecha, los valores son los más bajos. Este comportamiento en ambos índices (CIgreen y CIredge) refuerza la idea de que la clorofila y el vigor de la planta disminuyen conforme avanza el ciclo, particularmente en las últimas etapas, lo que es un indicio claro de la senescencia de la planta.

**Figura 31.**

*Boxplot índice CIredge por Etapa de Crecimiento*



En resumen, las figuras de los boxplots ofrecen una visión coherente de cómo los índices espectrales reflejan los cambios en la salud y vigor de la caña de azúcar a lo largo del ciclo de vida de la planta. La disminución progresiva de la clorofila y el vigor (evidenciada por los índices NDRE, CIredge y NDVI) a lo largo del ciclo es un patrón, que está alineado con el declive de los tejidos vegetales naturales de las plantas. A su vez, la eficiencia fotoquímica empieza a mostrar signos de estrés ya en la etapa de desarrollo (según PRI), mientras que el estrés hídrico se mantiene relativamente estable durante todo el ciclo (según WI).

### 6.3.1.1 Correlación entre índices

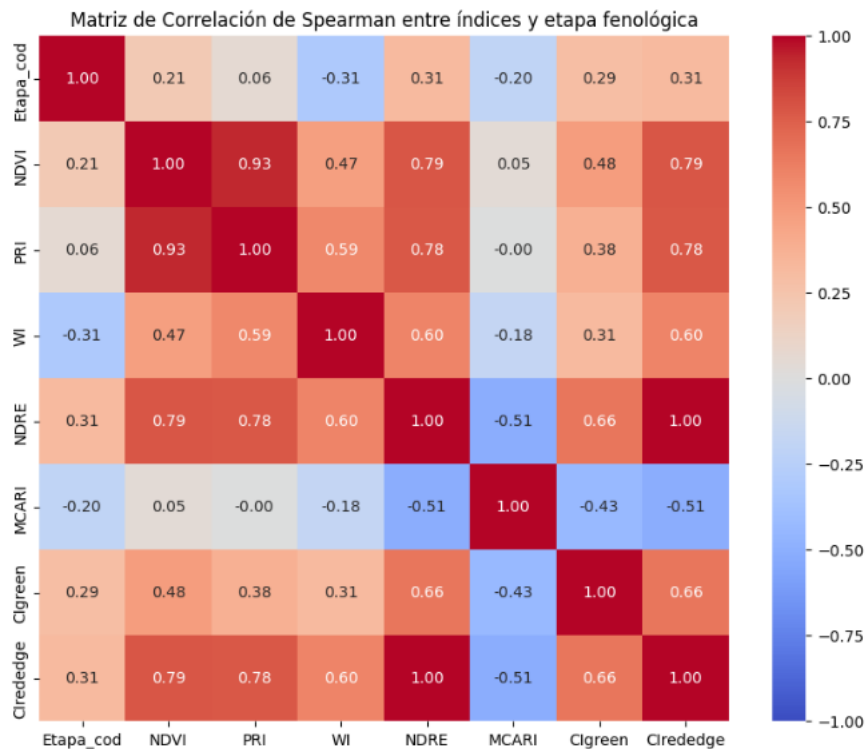
En el análisis se aplicó la correlación de Spearman para evaluar las relaciones entre los distintos índices espectrales (NDVI, PRI, WI, NDRE, MCARI, CIgreen y CIrededge) durante las etapas fenológicas de la caña de azúcar. La matriz de correlación de Spearman **Figura 32** muestra patrones relevantes para la identificación de índices con mayor sensibilidad a los cambios fisiológicos que se producen a lo largo del ciclo de desarrollo del cultivo, desde la germinación hasta la cosecha.

Las correlaciones entre los índices espectrales y la variable Etapa visualizaron valores diversos, reflejando la sensibilidad de cada índice a las alteraciones fisiológicas asociadas al desarrollo fenológico. Los índices NDRE y CIrededge mostraron correlaciones positivas moderadas con las etapas fenológicas ( $r = 0.31$ ), lo que indica un aumento gradual en los valores de estos índices a medida que el cultivo avanza de la germinación a etapas posteriores. El índice CIgreen presentó una correlación positiva comparable ( $r = 0.29$ ), mientras que el NDVI mostró una correlación positiva leve ( $r = 0.21$ ). En cambio, el índice WI mostró una correlación negativa moderada ( $r = -0.31$ ), indicando una reducción en el contenido de agua del dosel vegetal conforme el cultivo avanza hacia la madurez y la cosecha. El MCARI exhibió una correlación negativa débil ( $r = -0.20$ ), relacionado con los procesos de redistribución de nutrientes a lo largo de la maduración. De manera visible, el PRI mostró una correlación casi inexistente con las etapas fenológicas ( $r = 0.06$ ), lo que podría deberse a la gran variabilidad de este índice entre observaciones o a su sensibilidad a factores ambientales.

Los patrones de correlación identificados en la matriz de Spearman pueden ofrecer información característica sobre la capacidad de cada índice espectral para identificar diversos tipos de estrés en la caña de azúcar. La moderada correlación negativa del índice WI con las etapas fenológicas ( $r = -0.31$ ), junto con su asociación moderada con NDVI ( $r = 0.47$ ), indica que este índice tiene una sensibilidad específica al contenido de agua del dosel, en parte independiente del vigor vegetativo, situándolo como un indicador potencial para la identificación temprana de estrés hídrico. Los índices NDRE y Cirededge, con una correlación perfecta entre ellos ( $r = 1.00$ ) y una correlación positiva moderada con las fases fenológicas ( $r = 0.31$ ), muestran una alta sensibilidad a las variaciones en el contenido de clorofila relacionadas con el crecimiento normal del cultivo, lo que los hace especialmente útiles para detectar diferencias ocasionadas por deficiencias nutricionales.

**Figura 32.**

*Correlación de Spearman entre los índices NDVI, PRI, WI, NDRE, MCARI, Cigreen y Cirededge y etapas fenológicas*



### 6.3.2 Pruebas estadísticas: ANOVA y Kruskal–Wallis

La correcta aplicación del análisis de varianza (ANOVA) requiere la confirmación previa de sus supuestos esenciales, ya que la falta del cumplimiento de estos puede poner en riesgo la validez de las inferencias estadísticas y ocasionar conclusiones incorrectas sobre las diferencias entre los grupos. El ANOVA paramétrico, fundamentado en la distribución F, supone que: (1) las observaciones en cada grupo se distribuyen normalmente, (2) las varianzas de los grupos son iguales, y (3) las observaciones son independientes unas de otras. Cuando estas condiciones no se satisfacen, especialmente en muestras pequeñas como las del estudio actual ( $n=3-4$  por grupo), la posibilidad de incurrir en errores se incrementa de manera significativa. Por esta razón, se realizó la verificación de los supuestos para cada índice espectral analizado, lo cual permitirá identificar el método de análisis más adecuado: ANOVA paramétrico si los supuestos son cumplidos, o su alternativa no paramétrica, la prueba de Kruskal-Wallis, en caso de que no se cumplan los resultados de la verificación de observan en la **Tabla 7**.

**Tabla 7.**

*Verificación de supuestos para aplicar ANOVA*

Índice Espectral	Test Shapiro-Wilk (Normalidad)	Test Levene (Homogeneidad)	Test Aplicado	Justificación
NDVI	Cumple ( $p > 0.26$ )	Cumple ( $p = 0.65$ )	ANOVA paramétrico	Ambos supuestos satisfechos
PRI	No cumple ( $p = 0.006$ en Desarrollo)	Cumple ( $p = 0.72$ )	Kruskal-Wallis	No cumple normalidad en una etapa
WI	Cumple ( $p > 0.05$ )	Cumple ( $p = 0.80$ )	ANOVA paramétrico	Ambos supuestos satisfechos
NDRE	Cumple ( $p > 0.08$ )	Cumple ( $p = 0.68$ )	ANOVA paramétrico	Ambos supuestos satisfechos
MCARI	Cumple ( $p > 0.13$ )	Cumple ( $p = 0.54$ )	ANOVA paramétrico	Ambos supuestos satisfechos
Cigreen	Cumple ( $p > 0.33$ )	No cumple ( $p = 0.008$ )	Kruskal-Wallis	No cumple homogeneidad de varianzas
Cirededge	Cumple ( $p > 0.10$ )	Cumple ( $p = 0.48$ )	ANOVA paramétrico	Ambos supuestos satisfechos

Los valores de  $p > 0.05$  indican cumplimiento de los supuestos. Se aplicó ANOVA paramétrico cuando ambos supuestos se cumplieron, y Kruskal-Wallis cuando al menos uno fue violado.

La **Tabla 8** que muestra el resultado de la prueba ANOVA evidencia el análisis de varianza realizado en los siete índices espectrales en donde se evaluó si hay diferencias estadísticamente significativas en sus valores medios entre las cuatro etapas fenológicas del cultivo de caña de azúcar. Para cinco índices que cumplían con los supuestos paramétricos (NDVI, WI, NDRE, MCARI y CIrededge), se aplicó ANOVA, mientras que para el índice PRI y CIgreen, que no cumplieron con alguno de los supuestos, se aplicó la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis. Los resultados mostraron un patrón general de falta de diferencias estadísticamente significativas en la mayoría de los índices evaluados: NDVI ( $F = 3.006$ ,  $p = 0.076$ ), WI ( $F = 2.453$ ,  $p = 0.118$ ), NDRE ( $F = 2.662$ ,  $p = 0.100$ ), MCARI ( $F = 0.619$ ,  $p = 0.617$ ), CIrededge ( $F = 2.235$ ,  $p = 0.141$ ), y PRI ( $H = 4.592$ ,  $p = 0.204$ ). Solo el índice CIgreen mostró diferencias estadísticamente significativas entre las fases fenológicas ( $F = 4.816$ ,  $p = 0.022$ ). Este hallazgo sugiere que, con un nivel de confianza típico del 95% ( $\alpha = 0.05$ ), seis de los siete índices no muestran diferencias significativas en las medias entre las etapas analizadas, lo que contrasta con las correlaciones moderadas evidenciadas anteriormente en el análisis de Spearman.

No obstante, estas correlaciones, aunque existen, pueden no conducir a diferencias significativas entre grupos distintos al ser analizadas mediante ANOVA, especialmente cuando hay alta variabilidad al interior de los grupos y un tamaño de muestra reducido. El ANOVA es una prueba más cautelosa que requiere que las diferencias entre las medias de los grupos sean considerablemente mayores que la variabilidad interna de cada grupo para lograr significancia estadística. En el presente estudio, con tamaños de muestra de 3-4 datos por fase fenológica ( $n$  total = 15), la potencia estadística del ANOVA es restringida, aumentando la posibilidad de no identificar diferencias reales. Esta restricción se manifiesta especialmente en los casos de NDVI y NDRE, cuyos valores de  $p$  están cerca del umbral de significancia (0.076 y 0.100, respectivamente), sugiriendo que hay tendencias que podrían volverse estadísticamente significativas con un mayor muestreo.

**Tabla 8.**

*Prueba ANOVA y Kruskal-Wallis para los índices NDVI, PRI, WI, NDRE, MCARI, CIgreen y CIrededge*

<b>Índice</b>	<b>Prueba</b>	<b>F-statistic</b>	<b>p-value</b>	<b>Conclusión</b>	<b>H-statistic</b>
<b>NDVI</b>	ANOVA	3,0062	0,0765	(sin diferencias significativas)	
<b>PRI</b>	Kruskal-Wallis		0,2043	(sin diferencias significativas)	4,5917
<b>WI</b>	ANOVA	2,4533	0,1181	(sin diferencias significativas)	
<b>NDRE</b>	ANOVA	2,6618	0,0999	(sin diferencias significativas)	
<b>MCARI</b>	ANOVA	0,6192	0,6170	(sin diferencias significativas)	
<b>CIgreen</b>	ANOVA	4,8159	0,0223	(diferencias significativas)	
<b>CIrededge</b>	ANOVA	2,2346	0,1414	(sin diferencias significativas)	

En resumen, entre todos los índices analizados, el CIgreen fue el único capaz de diferenciar las etapas de crecimiento de la caña de azúcar, mientras que los demás se comportaron de manera estable, evidenciando una menor sensibilidad a las variaciones fenológicas.

## 7 Discusión

Esta discusión está estructurada en función de verificar la metodología utilizada y el análisis de los resultados espectrales adquiridos en el ámbito controlado de laboratorio.

### **Rigor Metodológico y Comportamiento Espectral**

El estudio de la reflectancia bajo condiciones controladas permitió establecer con rigor el comportamiento espectral de la caña de azúcar durante su ciclo. Se verifica que la manera en que la planta refleja la luz está directamente ligada a las variaciones en sus componentes bioquímicos y estructurales, lo que establece una base para el monitoreo fisiológico.

El análisis detallado de la curva de reflectancia permitió una validación más precisa sobre patrones de vigor de la planta lo que respalda la calidad de los datos obtenidos con esta validación metodológica.

### **Análisis de tendencias de estrés y los Índices de Vegetación**

Los índices de vegetación siguieron la misma tendencia que el ciclo biológico del cultivo. El NDRE, CIrededge y NDVI mostraron el vigor general y la cantidad de clorofila, evidenciando un descenso continuo desde la germinación hasta la cosecha. Desde el punto de vista estadístico, el CIgreen resultó ser especialmente sensible, ya que fue el único índice que mostró variaciones importantes entre las fases fenológicas, lo que destaca su utilidad para cuantificar el ritmo al que una planta pasa de una fase a otra.

Se detectó un patrón de estrés en la planta: una etapa inicial de afectación (disminución del NIR en germinación), seguida por un tiempo de estabilidad (fase de desarrollo), y un deterioro antes de la cosecha.

El Índice de Contenido de Agua (WI) se mantuvo constante, lo que discrepó con la caída de otros índices, lo que señala que el impacto inicial observado no se debe a un estrés hídrico sino a una afectación estructural o nutricional. Por otro lado, la correlación de Spearman corroboró que

el NDVI, PRI y CIredge contribuyen de forma similar sobre la salud de las plantas, lo que hace más fácil y eficiente el monitoreo del cultivo.

### **Limitaciones e implicaciones Científicas**

Los resultados adquiridos en el laboratorio tienen una relación directa en la detección temprana de estrés. La detección de patrones espectrales únicos podría emplearse como guía para reducir el impacto de las variables externas ambientales.

Sin embargo, la interpretación de estos resultados debe ser cautelosa debido a que el estudio se realizó en un entorno controlado. La ausencia de variables externas como temperatura, humedad del suelo o niveles de nutrientes impide determinar con certeza las causas de los cambios espectrales observados. Esta limitación señala que el estudio es un primer acercamiento, y requiere validación práctica en condiciones reales del cultivo.

### **Recomendaciones para Futuras Investigaciones**

Se sugiere, tomando en cuenta los resultados y las limitaciones de este estudio:

**Comprobación en Campo:** Llevar a cabo investigaciones que combinen las mediciones espectrales con factores ambientales externos (contenido de agua en el suelo, concentración de nutrientes) para determinar umbrales específicos y correlaciones sólidas.

**Estimación de la Variabilidad:** Examinar si la sensibilidad y los patrones espectrales de los índices se conservan en diversos tipos de caña de azúcar y bajo diferentes escenarios agroclimáticos.

**Integración Tecnológica:** Indagar sobre la unión de estos índices con sensores remotos (drones o satélites) para aumentar el control del cultivo, incluyendo métodos de aprendizaje automático (machine learning) para mejorar la exactitud de posibles los modelos que identifiquen el estrés.

## **8 Conclusiones**

Con base en el análisis espectrorradiométrico desarrollado en condiciones controladas, se presentan las siguientes conclusiones que validan los objetivos centrales de la investigación:

### **8.1 Caracterización Espectral y Adquisición de Datos**

Se determinó y caracterizó exitosamente la respuesta espectral de la caña de azúcar (*Saccharum officinarum*) a lo largo de sus etapas fenológicas. Se adquirieron y procesaron firmas espectrales foliares con alta calidad radiométrica, confirmando la viabilidad metodológica de la espectrorradiometría de laboratorio para establecer una base de datos de referencia. Lo que permitió identificar en la curvatura espectral (picos y valles) para validar con precisión la ubicación de las bandas de absorción claves para identificar la salud de la planta (clorofila y agua).

### **8.2 Sensibilidad de Índices y Diferenciación de Estrés**

Se determinó la sensibilidad de los índices de vegetación al cambio fenológico y al estrés. La aplicación de pruebas estadísticas (ANOVA y Kruskal-Wallis) concluyó que el índice CIgreen fue el indicador más sensible, revelando diferencias significativas ( $p = 0.0223$ ) entre las fases de crecimiento. En el diagnóstico de la salud vegetal, los índices NDRE y CIrededge fueron validados como los indicadores más robustos para el monitoreo de clorofila y el vigor general. La diferenciación de tendencias de estrés se logró al contrastar la caída constante del vigor (reflejada en el NDRE y el NIR) con la estabilidad del Índice de Contenido de Agua (WI), indicando que el estrés incipiente observado fue de origen estructural o nutricional, y no hídrico.

### **8.3 Aporte para el Monitoreo Temprano y Científico**

Los índices NDRE y CIrededge se establecen como los indicadores más robustos de vigor, mostrando una caída constante en sus valores desde la germinación hasta la cosecha. La estabilidad del Índice de Contenido de Agua (WI), en contraste con la caída del vigor en el NIR, permitió diferenciar la tendencia de estrés incipiente de origen estructural o nutricional, y no hídrico. Se

concluye que el análisis de correlación Spearman valida el uso de NDRE y Clrededge como los índices más fiables para construir futuros modelos de alerta temprana y cuantificar el estado de la clorofila. Este proyecto establece una base técnica firme para el desarrollo de sistemas de vigilancia y alerta temprana con precisión, que son fundamentales para la administración del cultivo en la zona.

## **9 Recomendaciones**

De acuerdo en los resultados del estudio y las condiciones propias del ambiente laboratorio, se presenta las siguientes pautas para proyectar el impacto y la validez al estudio.

### **Verificación en Condiciones de Campo**

Se aconseja confirmar los datos espectrales que se han adquirido en este estudio bajo condiciones de campo semi-controladas. Incorporar mediciones directas de variables externas (como potencial hídrico en el suelo y/o concentración de nutrientes) junto a los índices espectrales para determinar la relación con el estado real de salud de la planta. Esta validación resulta necesaria para escalar el monitoreo a un nivel más amplio a través de la incorporación de sensores remotos (satélites o drones).

### **Contribución Científica y Aplicación Práctica**

Se propone que la librería espectral preliminar producida en esta investigación sea divulgada y empleada como un referente. Estos datos primarios obtenidos en laboratorio son fundamentales para evaluar inicialmente de modelos de teledetección a nivel satelital (como Sentinel-2), facilitando la zonificación de estrés en el municipio de Santana, Boyacá. Esto hará posible la elaboración de mapas de zonificación del estrés, que se convertirán en ventajas directas para los pequeños productores, al hacer más sencilla la toma de decisiones acerca del riego y la fertilización.

### **Consolidación de la Investigación**

Para mejorar la firmeza de los hallazgos, es necesario aumentar tanto el tamaño como la variabilidad de las muestras, que incluya el estudio de distintas variedades de caña de azúcar y su conducta bajo diferentes condiciones agroclimáticas. Asimismo, se aconseja investigar la incorporación de aprendizaje automático (machine learning) en los índices seleccionados (NDRE, CRededge) para desarrollar modelos predictivos que aumenten la exactitud en la identificación temprana del estrés del cultivo.

## 10 Referencias

- Abonamos. (s. f.). Ficha técnica: Cultivo de caña de azúcar. <https://www.abonamos.com/cana-de-azucar>
- AGROSAVIA. (s. f.). Variedad de caña de azúcar RD 75-11. Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria. Recuperado el 28 de octubre de 2025, de [https://www.agrosavia.co/media/10226/20agroindustriales\\_rd-75-11.pdf](https://www.agrosavia.co/media/10226/20agroindustriales_rd-75-11.pdf)
- Aroca, R., et al. (2019). Plant responses to drought stress: From mechanisms to sustainable management strategies. *Environmental and Experimental Botany*, 167, 103–120. <https://doi.org/10.1093/plphys/kiae105>
- Camargo-Hernández, D. B., Parra-Forero, D. M., Varon-Ramírez, V. M., Lesmes-Suárez, J. C., Barona-Rodríguez, A. F., & Ariza-Nieto, C. (2023). Espectroscopía visible y del infrarrojo cercano para el análisis de nutrientes en tejido vegetal de caña de azúcar para producción de panela. *Revista UDCA Actualidad & Divulgación Científica*, 26(1). <https://doi.org/10.31910/rudca.v26.n1.2023.2062>
- Castro, O. (2019). Avances para la vinculación de tecnología de sensoramiento remoto con UAV (Unmanned Aerial Vehicle) para el seguimiento sanitario de plantaciones de palma de aceite. *Revista de Topografía AZIMUT*, 11(1). <https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/azimut/article/view/15646>
- Chacón-Iznaga, E., et al. (2019). Metodología para el análisis de firmas espectrales en condiciones de laboratorio. *Revista Cubana de Ciencias Agrícolas*, 53(4), 389–398.

- Che'Ya, N. N., Mohidem, N. A., Roslin, N. A., et al. (2022). Mobile computing for pest and disease management using spectral signature analysis: A review. *Agronomy*, 12(4), 967. <https://doi.org/10.3390/agronomy12040967>
- Chuvioco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto Solana, H., Salas, J., Martín, M. P., Vilar, L., Martínez, J., Martín, S., Ibarra, P., de la Riva, J., Baeza, J., Rodríguez, F., Molina, J. R., Herrera, M. A., & Zamora, R. (2010). Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. *Ecological Modelling*, 221(1), 46–58. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.11.017>
- De La A Salinas, L. D. R., Monserrate Rodríguez, J. P., Medina Robayo, A. I., & Tobar Cuesta, B. A. (2025). Uso de índices de vegetación para la detección del estrés hídrico en cultivos: Una revisión sistemática de estudios basados en teledetección. *Polo del Conocimiento*, 10(8), 791–813. <https://doi.org/10.23857/pc.v10i8.10183>
- Deng, X., Hu, X., Shi, L., Su, C., Li, J., Du, S., & Li, S. (2025). Deep learning-enabled exploration of global spectral features for photosynthetic capacity estimation. *Frontiers in Plant Science*, 15, 1499875. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1499875>
- Dennis, B. R., & Phillips, K. J. H. (2024, 21 de marzo). Emission measures demystified [Preprint]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.14845>
- Departamento Administrativo de Planeación de Boyacá. (2015). División política municipio de Santana — Veredal [Mapa]. <https://planeacion.boyaca.gov.co/wp-content/uploads/2015/06/SANTANA-VEREDAL.pdf>

- Drechsler, et al. (2019). Efectos del estrés hídrico en crecimiento y desarrollo. Recuperado de [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0120-07392020000100020#B5](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-07392020000100020#B5)
- EOS Data Analytics. (2025, 3 de marzo). Chlorophyll index in agriculture. EOS. <https://eos.com/es/make-an-analysis/chlorophyll-index/>
- Galíndez-Jamioy, C. A. (2022). Clasificación del estado nutricional por nitrógeno de un cultivo de caña de azúcar por medio del análisis wavelet de información hiperespectral de dosel. *Ingeniería y Competitividad*, 24(1), e11211. <https://doi.org/10.25100/iyc.v24i1.11211>
- Galindo, S., Rojas, J., & Velandia, D. (2020). Evaluación del estrés hídrico en caña de azúcar mediante índices espectrales de reflectancia en el Valle del Cauca. *Revista de la Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 73(2), 9227–9236.
- Gianotto, A. C., de Abreu, H. M. C., Arruda, P., et al. (2011). Sugarcane (*Saccharum × officinarum*): A reference study for the regulation of genetically modified cultivars in Brazil. *Tropical Plant Biology*, 4(1), 62–89. <https://doi.org/10.1007/s12042-011-9068-3>
- Gil, B. C., & Villegas, P. (2021). Informe final del proyecto de investigación ChaRa-CW (RVSLPV). <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14624.46081>
- Guillén-Climent, M. L., Mas, H., Fernández-Landa, A., Algeet-Abarquero, N., & Tomé, J. L. (2020). Uso de imágenes hiperespectrales para la predicción del marchitamiento de *Pinus halepensis* en el bosque mediterráneo. *Revista de Teledetección*, (55), 59–69. <https://doi.org/10.4995/raet.2020.13289>

Huarquilla, W. A. (2022). Modelos de predicción del rendimiento de la caña de azúcar a partir de índices multiespectrales de vegetación en Honduras [Tesis de doctorado]. Zamorano: Escuela Agrícola Panamericana. <https://bdigital.zamorano.edu/handle/11036/7210>

Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). (2004). Mapa digital de suelos del departamento de Boyacá, República de Colombia. Escala 1:100.000 [Conjunto de datos geospaciales]. Colombia en Mapas.

Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). (2020). Instalación y operación del espectroradiómetro NaturaSpec (Manual IN-IIA-PC02-06 V1). <https://www.igac.gov.co/sites/default/files/listadomaestro/IN-IIA-PC02-06%20V1%20Instalaci%C3%B3n%20y%20operaci%C3%B3n%20del%20espectroradi%C3%B3metro%20NaturaSpec.pdf>

Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). (2024). Instructivo: Captura de firmas espectrales en laboratorio (Versión 1; Código N-IIA-PC02-02).

LiveEO. (2025, 24 de agosto). Teledetección satelital y gestión de la vegetación. Recuperado el 24 de agosto de 2025, de <https://www.live-eo.com/article/teledeteccion-satelital-y-gestion-de-la-vegetacion>

Ma, L., Li, Y., Yuan, N., Liu, X., Yan, Y., Zhang, C., Fang, S., & Gong, Y. (2024). The inversion of rice leaf pigment content: Using the absorption spectrum to optimize the vegetation index. *Agriculture*, 14(12), 2265. <https://doi.org/10.3390/agriculture14122265>

- Martín-Cardoso, H., & San Segundo, B. (2025). Impact of nutrient stress on plant disease resistance. *International Journal of Molecular Sciences*, 26(4), 1780. <https://doi.org/10.3390/ijms26041780>
- Merini, M. A. E. (2024). Estudio de sodio y potasio en árboles mediante el análisis de espectros de combustión de su madera para distintas especies, procedencias y cortes estructurales [Tesis doctoral, Universidad de Concepción].
- Montoya García, A. (2023). La asociatividad en el proceso productivo de la panela, la yuca y el plátano en Colombia: Una revisión exploratoria (2010–2020). Universidad de Antioquia. <https://hdl.handle.net/10495/34771>
- Msomba, B. H., Madulu, N. P., & Joseph, C. O. (2024). Sugarcane sustainability in a changing climate: A systematic review on pests, diseases, and adaptive strategies. *Frontiers in Agronomy*, 6, 1423233. <https://doi.org/10.3389/fagro.2024.1423233>
- Murillo, P. J., & Carbonell, J. A. (2012). Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia. <http://hdl.handle.net/20.500.12324/34346>
- Narmilan, A., Premanandh, J., & Sutharsan, S. (2022). Predicting canopy chlorophyll content in sugarcane crops using machine learning algorithms and spectral vegetation indices derived from UAV multispectral imagery. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 28, 100800. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100800>

- NASA Earth Applied Sciences. (2021). Parte 5: Monitoreo de la vegetación (teoría) [Archivo PDF]. NASA. [https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2021-10/Parte5\\_Teoria\\_con-grabacion.pdf](https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2021-10/Parte5_Teoria_con-grabacion.pdf)
- Okyere, F. G., et al. (2024). Hyperspectral Imaging for Phenotyping Plant Drought Stress and Nitrogen Interactions Using Multivariate Modeling and Machine Learning Techniques in Wheat. *Remote Sensing*, 16(18), 3446. <https://doi.org/10.3390/rs16183446>
- Ossa González, C. de la. (2023). Potencial del análisis espectral de imágenes satelitales para la identificación de depósitos lateríticos de Fe en el departamento del Vichada (Cumaribo y Base Aérea de Terecay), Colombia. <https://manglar.uninorte.edu.co/handle/10584/1279>
- Pérez, D., et al. (2022). Machine learning para la estimación de la productividad de la caña de azúcar a partir de datos espectrales de drones. *Ingeniería de Sistemas*, 14(2), 56–69.
- Ramirez, C. A. M. (s. f.). Sector agroindustrial de la caña. Asocaña. Recuperado el 25 de agosto de 2025, de <https://www.asocana.org/publico/info.aspx?Cid=215>
- Ramos, E., et al. (2025). Estimación de índices de vegetación para el pronóstico de parámetros de calidad en caña de azúcar en Tabasco, México. *Revista de Ciencias Agropecuarias*, 32(1), 80–92.
- Revelo Luna, D., Mejía Manzano, J., Montoya-Bonilla, B. P., & Hoyos García, J. (2020). Análisis de los índices de vegetación NDVI, GNDVI y NDRE para la caracterización del cultivo de café (*Coffea arabica*). *Ingeniería y Desarrollo*, 38(2), 298–312. <https://doi.org/10.14482/inde.38.2.628>

- Reyes, C. (2021). Importancia de la validación espectral en laboratorio para modelos de teledetección agrícola. *Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 22(3), 1–10.
- Richard, E., Harber, D., Coddington, O., et al. (2020). SI-traceable spectral irradiance radiometric characterization and absolute calibration of the TSIS-1 spectral irradiance monitor (SIM). *Remote Sensing*, 12(11), 1818. <https://doi.org/10.3390/rs12111818>
- Sánchez, A. (2023). Monitoreo de estrés vegetal en caña de azúcar utilizando espectrorradiometría y machine learning. *Agronomía Colombiana*, 41(1), 104–115.
- Silveira, L., et al. (2020). Uso de espectroscopía en el infrarrojo para la estimación del contenido de azúcar en caña de azúcar. *Revista Ceres*, 67(1), 22–29.
- Singh, A., et al. (2023). Hyperspectral imaging for early detection of sugarcane diseases: A comparative analysis. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 30(1), 100995.
- Soca-Muñoz, B. (2020). Protocolos de laboratorio para la captura de firmas espectrales en cultivos tropicales. *Revista de Ingeniería Agrícola*, 10(2), 15–25.
- Valverde, J. C., Arias-Aguilar, D., Montero-Zeledón, E., & Gutiérrez-Fallas, D. (2021). Fluorescencia, reflectancia y respuesta fisiológica al estrés hídrico en plántulas de *Gmelina arborea* Roxb. *Uniciencia*, 35(1), 320–334. <https://doi.org/10.15359/ru.35-1.20>
- Vélez-Torres, I., Torres, A. M., Bernal-Galeano, S., et al. (2021). Afrocolombian struggles for food, land, and culture: The case of El Tiple. *Environmental Engineering Science*, 38(5), 340–354. <https://doi.org/10.1089/ees.2020.0282>

Wang, P., & Chen, S. (2021). Review of vegetation índices for assessing plant stress and yield. *Agricultural and Forest Meteorology*, 307, 108493.

Wikipedia. (s. f.). Espectro visible. Recuperado el 20 de agosto de 2025, de [https://es.wikipedia.org/wiki/Espectro\\_visible](https://es.wikipedia.org/wiki/Espectro_visible)