

**BIOINDICADORES ESPECTRALES PARA MONITOREO DEL CULTIVO DE CAÑA DE AZÚCAR EN CONDICIONES DE
TENSIÓN AMBIENTAL POR DISPONIBILIDAD DE NITRÓGENO**



Aldemar Reyes Trujillo
Ing. Agrícola, MSc.

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:
Doctor en Ingeniería

Directores:

Efrain Solarte Rodríguez, Dr.rer.nat.

Fernando Muñoz Arboleda, PhD.

UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE RECURSOS NATURALES Y DEL AMBIENTE
DOCTORADO EN INGENIERÍA
ÉNFASIS EN SANITARIA Y AMBIENTAL - 9706
SANTIAGO DE CALI
2020

Resumen

Cultivos sanos son fundamento del sistema alimentario y base para sistemas agrícolas competitivos y sostenibles; así la salud de un cultivo y la búsqueda de métodos para monitorizarla constituyen un reto en la producción agrícola y determina su eficiencia. Adicionalmente, son escasos los datos para desarrollar, aplicar y transferir estos métodos a cultivos en condiciones de tensión ambiental en Colombia.

Una alternativa de obtención de datos es medir las propiedades espectrales del cultivo. Propiedades definidas por la bioquímica y estructura foliar, que determinan respuestas espectrales específicas por su participación en el metabolismo y fisiología de la planta, al igual que características biofísicas. Además, tensiones por deficiencia de nutrientes, producen alteraciones en el espectro total o en bandas específicas. La espectroscopia óptica de reflectancia y transmitancia difusas en el rango visible e infrarrojo cercano (VIS-NIR), proporcionan técnicas analítico-sintéticas para inferir sobre variables foto-químicas y biofísicas del cultivo, permitiendo la determinación y seguimiento del estado de salud y fisiológico de cultivos de forma no destructiva, rápida, rentable, reproducible y repetible.

El propósito es desarrollar métodos de espectroscopia óptica en campo, empleando un sistema de medición de reflectancia y transmitancia difusas en el rango VIS-NIR, para establecer la respuesta espectral a partir de modelos de interacción de la luz a nivel de hoja y dosel, en la variedad CC-01 1940 de caña de azúcar, que permitirán la determinación de bioindicadores espectrales relacionados con la respuesta foto-química y biofísica, en condiciones de manejo comercial y de tensión ambiental por disponibilidad de Nitrógeno.

Palabras clave: Nitrógeno, caña de azúcar, reflectancia, transmitancia, índices de vegetación, regresión PLS.

Abstrac

Healthy crops are the foundation of the food system and the basis for competitive and sustainable agricultural systems; thus, the health of a crop and the search for monitoring methods constitute a challenge in agricultural production and determine its efficiency. Additionally, there is meager data to develop, apply and transfer these methods to crops under conditions of environmental stress in Colombia.

An alternative to obtain data is to measure the spectral properties of the crop. These properties are defined by biochemistry and leaf structure, which determine specific spectral responses by the participation in the metabolism and physiology of the plant, like biophysical characteristics. Besides this, stresses due to nutrient deficiency, produce alterations in the total spectrum or in specific bands. Optical spectroscopy of diffuse reflectance and transmittance in the visible and near infrared range (VIS-NIR), provide analytical-synthetic techniques to infer photochemical and biophysical variables of the crop, allowing the determination and monitoring of the health and physiological state of crops in a non-destructive, fast, cost-effective, reproducible and repeatable way.

The purpose is to develop optical spectroscopy methods which will be used in field, using a diffuse reflectance and transmittance measurement system in the VIS-NIR range, to establish the spectral response from models of interaction of light at leaf and canopy level. All measurements will be generated from CC-011940 variety of sugarcane, which will allow the determination of spectral bioindicators related to the photochemical and biophysical response, under conditions of commercial management and environmental stress due to the availability of nitrogen.

Key words: Nitrogen, sugarcane, reflectance, transmittance, vegetation indices, PLS regression.

Productos en la temática de investigación

Ponencias

Reyes, T., Martinez, J.H., Galindez, C. & Solarte E. (2018). Optical coefficients of monocotyledonous plant leaves via kubelka – munk modeling of diffuse reflectance measurements. *XII Reunión Nacional de Óptica. 3-6 Julio de 2018*. ISBN: 978-84-09-03559-5. Universitat Jaume I, Castellón de la Plana. España.

Reyes, T., Pomeo, R, Galindez, C. & Solarte E. (2017). Diffuse reflectance spectroscopy for crops diagnosis and monitoring. *Third International Conference on Applications of Optics and Photonics. 8-12 May 2017*. Paper AO100-234. Faro, Portugal.

Artículos

Reyes, T., Muñoz, F. & Solarte E. (Sometido). (2020). Estimating canopy nitrogen concentration of sugarcane crop using in situ spectroscopy. p.21.

Reyes, T., Galindez, C. & Solarte E. (Sometido). (2020). Hyperspectral data to quantify bioindicators in a sugarcane crop.

Revelo, D., Reyes, A. & Peña M. (2018). Spectral and thermal response of *Heliconia psittacorum* species to induced water stress. *Agronomía Colombiana*. 36(3), 237-247. ISSN:0120-9965. Doi: 10.15446/agron.colomb.v36n3.70379.

Dedicatoria

A mí esposa Sariyei, nuestros hijos Camilo y María Del Mar, por brindar todo su amor, como fuente de motivación, y paciencia para continuar con los esfuerzos diarios. Al igual que a toda mi familia que inspiran con la expectativa de tener un referente para las nuevas generaciones.

Agradecimientos

Profunda gratitud para el Profesor Efraín Solarte, por su amistad, compromiso en el desarrollo de la investigación y conocimiento brindado en el amplio espectro de las ciencias de la luz.

Especial agradecimiento para el Doctor Fernando Muñoz, por su plena disposición, apoyo científico y técnico durante toda la investigación.

A todos los investigadores y estudiantes del Grupo de Óptica Cuántica, con especial gratitud al Profesor Carlos Galindez, la Joven Investigadora Brenda M. Montoya y los estudiantes del Programa Académico de Ingeniería Agrícola y Física que participaron en la fase experimental de la investigación. Al igual, que Katherine Gómez, profesional incondicional del Laboratorio de Aguas y Suelos Agrícolas de la Universidad del Valle, que facilitó el uso de equipos y la Estación Experimental.

A la Universidad del Valle por la por la financiación de la Comisión Académica y del proyecto de investigación: “Sistema aéreo autónomo para el mapeo del contenido de nitrógeno de un cultivo usando microsensores espectrales”.

Al Programa de Agronomía del Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia (CENICAÑA) por el apoyo logístico, técnico y científico.

A INCAUCA, con especial agradecimiento al Ing. Julian Peña por el apoyo logístico, disposición de suertes comerciales y material de siembra.

Al Profesor Esteban Rosero del GICI, por su gestión y apoyo en el desarrollo del proyecto: “Sistema aéreo autónomo para el mapeo del contenido de nitrógeno de un cultivo usando microsensores espectrales”.

A los Profesores Javier Olaya, Mercedes Andrade y Marisol Gordillo por su valiosa orientación en el análisis estadístico.

A los colegas del Área de Ingeniería Agrícola y Recursos Hídricos de EIDENAR, por su amistad, apoyo y estar atentos durante el proceso académico.

*“...quién ha de realizar un trabajo delicado y cuidadoso
y nada logra si no es con tiempo...” Nietzsche*

TABLA DE CONTENIDO

Resumen	ii
Introducción	1
1. CAPITULO 1	7
1. Revisión de literatura	7
1.1 Bases teóricas y conceptuales	7
1.1.1 Espectroscopia óptica	7
1.1.2 Propiedades ópticas de las plantas	7
1.1.3 Modelos de reflectancia y transmitancia en hojas y dosel de plantas	9
1.1.4 Bioindicadores espectrales	14
1.1.5 Características biofísicas y fisiológicas de la caña de azúcar	15
1.2 Estado del arte	19
2. CAPITULO 2	27
2. Métodos de investigación	27
2.1. Área de estudio y características de material de siembra	27
2.1.1 Área de estudio diseño no controlado	29
2.1.2 Área de estudio diseño controlado	30
2.2 Muestreo y adquisición de datos	33
2.3 Desarrollo de sistema de medición y adquisición de datos espectrales	36
2.4 Procesamiento de datos	39
2.4.1 Determinación de coeficientes espectrales	41
2.4.2 Determinación de espectros patrón del diseño no controlado	41
2.4.3 Análisis multifactorial (AMF) del diseño no controlado	43
2.4.4 Análisis de varianza con medida repetida en el tiempo del diseño controlado	43
2.4.4.1 Diseño de medidas repetidas	44
2.4.4.2 Diseño de bloques completos al azar	44
2.4.5 Análisis de correlaciones entre variables fotoquímicas, biofísicas y longitudes de onda del diseño controlado	45
2.4.6 Modelos para análisis de tratamientos matemáticos y su relación con variables fotoquímicas y biofísicas del diseño controlado con PLS-R	45
3. CAPÍTULO 3	48
3. Resultados y discusión	48
	v

3.1 Espectros patrón de reflectancia y transmitancia difusas del diseño no controlado	48
3.2 Análisis multifactorial (AMF) de variables fotoquímicas, biofísicas y bioindicadores espectrales del diseño no controlado	55
3.3 Análisis de varianza con medida repetida en el tiempo del ciclo de plantilla en el diseño controlado	60
3.3.1 Análisis del diseño de medidas repetidas	60
3.3.2 Análisis de varianza de las variables biofísicas	61
3.3.3 Diseño de bloques completos al azar para la variable TCH	63
3.3.4 Análisis de varianza de las variables fotoquímicas	64
3.3.5. Comparación de los tratamientos para las variables espectrales.	67
3.4 Análisis de varianza con medida repetida en el tiempo de la soca 1 en el diseño controlado.	75
3.4.1 Análisis del diseño de medidas repetidas.	75
3.4.2. Análisis de varianza de las variables biofísicas	76
3.4.3 Diseño de bloques completos al azar para la variable TCH	78
3.4.4. Análisis de varianza de las variables fotoquímicas	79
3.4.5. Análisis de varianza de las variables espectrales	81
3.5 Correlaciones entre variables fotoquímicas, biofísicas y respuestas espectrales en el diseño controlado.	93
3.5.1 Correlación entre Nc, Chlac y espectros de reflectancia.	95
3.5.2 Correlación entre variables biofísicas e información espectral.	97
3.5.3 Correlación entre variables fotoquímicas y coeficientes espectrales.	98
3.5.3.1 Correlación entre variables fotoquímicas y coeficientes espectrales a escala foliar.	100
3.5.3.2 Correlación entre variables fotoquímicas, biofísicas y coeficientes espectrales a escala de dosel.	101
3.5.4 Elaboración y desempeño de modelos de regresión entre variables fotoquímicas, biofísicas y respuestas espectrales en el diseño controlado.	102
3.5.4.1 Modelos de regresión entre variables fotoquímicas y espectros de reflectancia a escala de dosel.	103
3.5.4.2 Modelos de regresión entre variables biofísicas y espectros de reflectancia a escala de dosel.	107
3.5.4.3 Modelos de regresión entre variables fotoquímicas, biofísicas y coeficientes espectrales.	110

4. CAPITULO 4	116
4. Conclusiones y recomendaciones	116
4.1 Conclusiones	116
4.2 Recomendaciones y consideraciones	118
Bibliografía	119
Anexos	136

Lista de tablas

Tabla 1-1. Fotosíntesis máxima estimada (A_m), el rendimiento cuántico de la fotosíntesis (E) y la respiración oscura (R_d) de cuatro variedades de caña de azúcar en condiciones secas-semisecas del valle geográfico del río Cauca. Fuente: (CENICAÑA, 2013)-----	18
Tabla 1-2. Estudios realizados en Colombia encontrados en la literatura científica (colección Web of science) y académica que utilizan técnicas de espectroscopia óptica en sistemas biológicos vegetales (últimos diez años)-----	20
Tabla 1-3. Estudios realizados a nivel internacional encontrados en la literatura científica (Web of science) que aplican métodos de espectroscopia óptica para medir reflectancia en el cultivo de la caña de azúcar a diferentes dosis experimentales de fertilización nitrogenada (últimos cinco años). -----	25
Tabla 2-1. Características haciendas experimento no controlado -----	29
Tabla 2-2. Variables espectrales, fotoquímicas, biofísicas y método de medición. -----	33
Tabla 2-3. Número de unidades muestrales primarias por suerte -----	34
Tabla 2-4. Bioindicadores y familia de índices -----	40
Tabla 2-5. Factores, niveles y tratamientos. -----	43
Tabla 2-6. Factores, niveles y tratamientos. -----	45
Tabla 2-7. Rendimiento del modelo en términos de R^2 y RPD. -----	47
Tabla 3-1. Cantidad de espectros de transmitancia y reflectancia difusas -----	48
Tabla 3-2. Prueba de esfericidad de W Mauchly para la variable tiempo-----	60
Tabla 3-3. Análisis de varianza variables biofísicas SN, SH, GLFE y LAI.-----	61
Tabla 3-4. Comparación de tratamientos para las variables SN, SH, GLFE y LAI -----	61
Tabla 3-5. Prueba post anova de Tukey variable LAI.-----	62
Tabla 3-6. Análisis de varianza variable TCH -----	63
Tabla 3-7. Análisis post anova, prueba de Tukey para la variable TCH (Confianza 95%). -----	64
Tabla 3-8. Análisis de varianza de medidas repetidas para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.64	
Tabla 3-9. Análisis de varianza para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.-----	65
Tabla 3-10. Prueba post-anova de Tukey para las variables SPAD, Chla, Chlb y N. -----	66
Tabla 3-11. Análisis de varianza variables espectrales.-----	68
Tabla 3-12. Análisis de varianza para comparar los tratamientos. -----	72
Tabla 3-13. Prueba post-anova, prueba de Tukey ($\alpha = 5\%$). -----	74
Tabla 3-14. Prueba de esfericidad de W Mauchly para la variable tiempo. -----	75

Tabla 3-15. Análisis de varianza variables SN, SH, GLFE y LAI. -----	76
Tabla 3-16. Comparación de tratamientos para las variables SN, SH, GLFE y LAI. -----	76
Tabla 3-17. Pruebas post-anova de Tukey -----	77
Tabla 3-18. Análisis de varianza variable TCH. -----	78
Tabla 3-19. Análisis post-anova, prueba de Tukey para la variable TCH (Confianza 95%). ----	79
Tabla 3-20. Análisis de varianza de medidas repetidas para las variables SPAD, Chla, Chlb y N. -----	79
Tabla 3-21. Análisis de varianza para las variables SPAD, Chla, Chlb y N. -----	81
Tabla 3-22. Prueba de Tukey para la variable SPAD. -----	81
Tabla 3-23. Análisis de varianza para variables espectrales. -----	82
Tabla 3-24. Análisis de varianza para determinar el efecto de tratamientos. -----	87
Tabla 3-25. Rendimiento de los modelos PLS con las variables fotoquímicas a escala de dosel. -----	105
Tabla 3-26. Rendimiento de los modelos PLS con las variables biofísicas a escala de dosel. --	108
Tabla 3-27. Rendimiento de los modelos PLS con las variables fotoquímicas y coeficientes espectrales. -----	111
Tabla 3-28. Rendimiento de los modelos PLS entre las variables biofísicas y coeficientes k y S. -----	113
Tabla 3-29. Longitudes de onda representativos de los modelos PLS entre variables biofísicas Vs. k y S a escala de dosel e histograma de frecuencia. -----	114
Tabla 3-30. Contenido de N foliar medido en laboratorio y estimado por PLS en fusión de k a los 180 DDE. -----	115

Lista de figuras

Figura 1-1. Estructura interna de una hoja dicotiledónea. -----	8
Figura 1-2. Interacción de la radiación con una sección foliar. -----	11
Figura 1-3. Esquema representativo de la interacción de la radiación con dos capas (i y J), de acuerdo con el modelo de Pila de Placas. -----	12
Figura 1-4. Esquema simplificado de la radiación reflejada y absorbida en una capa macro-homogénea. -----	13
Figura 1-5. Corte transversal de una hoja monocotiledónea de caña de azúcar. Fuente: Elaboración propia. -----	16
Figura 1-6. Fluctuación de la tasa de fotosíntesis con la edad del cultivo de caña de azúcar (a) y Relación entre la tasa de asimilación de CO ₂ (Fotosíntesis) de la caña y la disponibilidad de luz a diferentes edades del cultivo (b). -----	18
Figura 1-7. Comportamiento del LAI (a). Fracción de luz absorbida (Flabs) (b). Para cuatro variedades de caña de azúcar en la zona seca-semiseca del valle del río Cauca. -----	19
Figura 2-1. Características agronómicas de la variedad CC-011940. -----	28
Figura 2-2. Fenología de la caña de azúcar. -----	28
Figura 2-3. Ubicación experimento no controlado -----	29

Figura 2-4. Ubicación experimento controlado(a). Precipitación total mensual y temperatura media durante los dos ciclos evaluados (b). -----	30
Figura 2-5. Distribución unidades experimentales y sitios de muestreo.-----	31
Figura 2-6. Mapa de variabilidad espacial del contenido de materia orgánica (MO) del suelo (a). Distribución de bloques (b). -----	32
Figura 2-7. Configuración unidades experimentales. -----	32
Figura 2-8. Siembra y germinación ciclo de plantilla. -----	33
Figura 2-9. Medición de variables biofísicas en diseño no controlado -----	34
Figura 2-10. Medición de altura de tallos (a) y TCH – mes (b).-----	36
Figura 2-11. Medición a escala foliar de reflectancia (a) y transmitancia difusa en campo (b).--	37
Figura 2-12. Medición a escala de dosel de reflectancia (a), transmitancia (b) y referencia (c). -	38
Figura 3-1. Espectros de reflectancia a escala de dosel observados y transformados. -----	49
Figura 3-2. Media funcional de espectros de reflectancia a escala de dosel (a) y foliar (b) clasificados por productividad. -----	50
Figura 3-3. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala de dosel. -----	50
Figura 3-4. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala foliar.-----	51
Figura 3-5. Media funcional de espectros de transmitancia a escala de dosel (a) y foliar (b) clasificados por productividad. -----	51
Figura 3-6. Prueba t-funcional para la media funcional de transmitancia a escala de dosel. -----	52
Figura 3-7. Prueba t-funcional para la media funcional de transmitancia a escala foliar. -----	52
Figura 3-8. Media funcional de espectros de reflectancia a escala de dosel (a) y foliar (b) clasificados por productividad. -----	53
Figura 3-9. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala de dosel. -----	54
Figura 3-10. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala foliar. -----	54
Figura 3-11. Curva característica de coeficientes espectrales de absorción (k) y de esparcimiento (S) de la Hacienda Sevilla 003A, alta productividad (a) y Hacienda Avelina 002, baja productividad (b). -----	55
Figura 3-12. Porcentaje de explicación de varianza campaña 1(a) y campaña 2 (b).-----	56
Figura 3-13. Correlación entre grupos de variables y dimensiones de la campaña 1(a) y 2 (b).--	57
Figura 3-14. Mapa de factores con correlación entre variables, calidad de su representación y correlación entre variables y sus dimensiones para la campaña 1 (a) y la campaña 2 (b). -----	58
Figura 3-15. Mapa de factores de individuos y categorías en la campaña 1 (a) y campaña 2 (b). -----	59
Figura 3-16. Perfil de LAI -----	62
Figura 3-17. Comportamiento promedio de las variables SN (a), SH (b) y GLFE (c). -----	62
Figura 3-18. Comportamiento del tiempo independiente de los tratamientos. -----	63
Figura 3-19. Efectos principales para la variable TCH. -----	64
Figura 3-20. Gráficas de perfil de las variables SPAD, Chla, Chlb y N.-----	66
Figura 3-21. Gráficas de perfil de los tiempos para cada variable de respuesta-----	72
Figura 3-22. Gráficas de interacción entre los tiempos y los tratamientos para las variables NDVI, NDVIRE, GNDVI y EVIRE1. -----	74
Figura 3-23. Gráficas de perfil de los tiempos para las variables biofísicas. -----	78
Figura 3-24. Efectos principales para la variable TCH. -----	79
Figura 3-25. Gráfica de interacción de la variable N. -----	80

Figura 3-26. Gráfica de perfil variable SPAD-----	81
Figura 3-27. Gráficas de perfil de los tiempos para variables espectrales.-----	87
Figura 3-28. Gráficos de perfil del efecto de los tratamientos en los bioindicadores espectrales.	91
Figura 3-29. Interacción entre las dosis y el tiempo-----	92
Figura 3-30. Espectros de reflectancia a escala de dosel por tratamiento, plantilla (a) y soca 1 (b). -----	94
Figura 3-31. Dinámica temporal del contenido de Nc en plantilla (a) y soca 1 (b). -----	94
Figura 3-32. Variabilidad temporal y curva de correlación entre Nc y transformaciones de espectros de reflectancia. plantilla (a,b,c), soca 1(d,e,f). -----	96
Figura 3-33. Variabilidad temporal y curva de correlación entre Chlac y transformaciones de espectros de reflectancia. plantilla (a,b,c), soca 1(d,e,f). -----	97
Figura 3-34. Curvas de correlación entre variables biofísicas e información espectral. plantilla (a,b), soca 1 (c,d). -----	98
Figura 3-35. Distribución espectral de los coeficientes k y S a escala foliar (a,b), de dosel (c,d), sin aplicación de N (a,c) y dosis máxima de N (b,d). -----	99
Figura 3-36. Curvas de correlación entre variables fotoquímicas y el coeficiente de absorción a escala foliar. plantilla (a), soca 1(b).-----	100
Figura 3-37. Curvas de correlación entre variables fotoquímicas, biofísicas y coeficientes espectrales a escala de dosel. k y S plantilla (a,c), k y S soca 1 (b,d). -----	102
Figura 3-38. VIP para cada longitud de onda de los modelos PLS. Ciclo plantilla Nc (a), Chla (c) y Chlb (e); ciclo soca 1 Nc(b), Chla (d) y Chlb (f). -----	106
Figura 3-39. VIP para cada longitud de onda de los modelos PLS. Ciclo plantilla GLFE (a), SN (c), SH (e) y TCH (g); ciclo soca 1 GLFE (b), SN (d), SH (f) y TCH (h).-----	109
Figura 3-40. VIP para cada longitud de onda de los modelos PLS con k a escala foliar. Ciclo plantilla N (a), Chla (c) y Chlb (e); ciclo soca 1 N (b), Chla (d) y Chlb (f). -----	112
Figura 3-41. Variabilidad espacial del contenido de N foliar medido (a) y estimado (b) en la parcela experimental. -----	115

Lista de anexos

Anexo 1. Resultados estudio de suelos.	136
Anexo 2. Metadatos Plantilla.....	137
Anexo 3. Metadatos Soca 1	138
Anexo 4. Matriz análisis multifactorial campaña 1	139
Anexo 5. Matriz análisis multifactorial campaña 2	140
Anexo 6. Espectros de reflectancia característicos a escala de dosel y Espectros de reflectancia a escala de dosel con tratamiento MSC y Savitzky-Golay.	141
Anexo 7. VIP Nc y bioindicadores espectrales en plantilla y soca 1.....	142

Introducción

En el marco de la Agroindustria de la cuarta revolución industrial (Agroindustria 4.0), es de vital importancia tener un conjunto nutrido de información digital, para conocer las interacciones entre los componentes físico, biológico y químico de un agroecosistema, y realizar un adecuado seguimiento espacial y temporal de su dinámica, en programas de agricultura de precisión. Empleando técnicas de espectroscopia óptica combinadas con el sensado remoto o próximo; es posible obtener información (datos hiperespectrales - bioindicadores espectrales) confiable y en tiempo real, que además permite evaluar la salud y fisiología de las plantas. Los datos hiperespectrales capturados utilizando técnicas de espectroscopia óptica de reflectancia o transmitancia difusas, permiten interpretar las alteraciones de la respuesta espectral de las plantas, influenciada por características fotoquímicas, biofísicas y estructurales, tanto a escala foliar como de dosel.

El tema de la espectroscopia óptica en Colombia y en general en Sudamérica se considera nueva o poco desarrollada, pero ha tenido una gran acogida en sistemas productivos que han incorporado la agricultura de precisión (Ramírez, 2016). En Colombia se han realizado estudios para identificar cultivos mediante imágenes de satélite, pero poco se ha investigado, las relaciones entre las propiedades espectrales a nivel de hoja o dosel y su contenido de nutrientes, por lo tanto, no se tiene confiabilidad en la extrapolación y aplicación de las técnicas existentes, por ejemplo, para hacer un uso más eficiente y confiable de los datos provenientes de las imágenes de satélite y de sensores locales (Ramos, 2015).

Las técnicas de espectroscopia óptica y la inversión de modelos de reflectancia tienen potencial para detectar, en el espacio y tiempo, el estrés en plantas, a partir de la reflectancia difusa y su relación con las propiedades de la planta antes de que esta condición sea evidente. Las propiedades ópticas de las plantas se han aplicado para medir el contenido de nitrógeno (N) en las plantas, debido a la alta correlación entre los pigmentos de las hojas y el contenido de N (Muñoz-Huerta et al., 2013).

Los datos e información que se genere a partir de la espectroscopia óptica deben evaluarse o utilizarse en complemento con información meteorológica, estudios de suelos y características fisiológicas de las plantas, para el mejoramiento en la exactitud de modelos de simulación y producción de los sistemas agrícolas, así como, el desarrollo de métodos o modelos específicos para las condiciones tropicales de Colombia y de esta manera aportar herramientas tecnológicas para la detección de tensiones ambientales como deficiencias nutricionales (NPK), déficit o exceso de agua, enfermedades y plagas y en las predicciones de productividad (Murillo & Carbonell, 2012).

Una aplicación potencial de la espectroscopia óptica, que hasta el momento está sin desarrollar en cultivos tradicionales como la caña de azúcar y de importancia socioeconómica en la región, es la que utiliza en combinación micro-sensores espectrales y plataformas aéreas de baja altitud, para detectar tensiones ambientales generadas por deficiencias nutricionales; con ello, es posible diagnosticar a tiempo y monitorear características relacionadas con la calidad y cantidad de la producción por área cultivada, independiente de la configuración geográfica de una zona.

Adicionalmente se carece de estudios de la respuesta espectral a nivel de hojas de caña de azúcar y el dosel conformado por estas, que permitan plantear bioindicadores espectrales particulares por sus caracteres morfológicos y anatómicos, adaptados a condiciones ambientales, como las del bosque seco tropical del valle del río Cauca.

Finalmente, la selección de la caña de azúcar como cultivo objetivo de estudio, es por considerarlo uno de los cultivos tropicales más eficientes, utilizados como fuente para la producción de azúcar, bioetanol y energía (Lam et al., 2009), esto lo clasifica como un componente principal para la economía de países tropicales y subtropicales (Botha & Moore, 2013). En la última década la caña de azúcar (*Saccharum spp.*) cultivada a nivel mundial, aportó en promedio 163.1 millones de toneladas de azúcar y 88.9 millones de litros de etanol (ASOCAÑA, 2019). Actualmente, se reporta un área sembrada de aproximadamente 26 millones de hectáreas (FAO, 2020), y según (CENICAÑA, 2018; G. C. Vitti & Mazza, 2002), por cada tonelada de caña de azúcar se demanda en promedio 1.43 kg de N, cantidad que varía según la variedad.

En Colombia, el clúster de la agroindustria azucarera ha contribuido significativamente a la economía del país (3.7% del PIB agrícola nacional) y es considerada como una de las más eficientes a nivel mundial. Actualmente, la productividad (119,61 toneladas de caña/hectárea y 13,3 Toneladas de azúcar/hectárea) de la industria azucarera nacional es considerada como la más alta en el mundo. Además, el sector es dinamizador de la economía regional, en el año 2018 se molieron 25 millones de toneladas de caña, que representaron una producción de 2,3 millones de toneladas de azúcar, 467 millones de litros de Bioetanol, 196 mil toneladas de miel fina, 6,5 millones de bagazo y la generación de 1.702 GWh, suficiente para abastecer la demanda de energía de 3,7 millones de habitantes (ASOCAÑA, 2019). Este cultivo se encuentra localizado principalmente a lo largo del valle del río Cauca, en tres tipos de mega ambientes (semi-seco, húmedo y piedemonte), de la cuales más del 90%, son variedades generadas en el programa de mejoramiento de CENICAÑA.

En este sentido, el objetivo general de esta tesis doctoral fue desarrollar métodos de espectroscopia óptica para la determinación de bioindicadores espectrales relacionados con la respuesta fotoquímica y biofísica de una variedad de caña de azúcar, en condición de tensión ambiental por disponibilidad de Nitrógeno (N). Esta investigación se realizó con el estudio de dos diseños experimentales: Uno no controlado y otro controlado, localizados en el mega ambiente húmedo del valle del río Cauca. Para el desarrollo se plantearon los siguientes objetivos específicos:

- Establecer los espectros patrón de reflectancia y transmitancia de la variedad de caña de azúcar CC 01-1940, a partir de un sistema de medición basado en espectroscopia óptica, y la relación con características fotoquímicas (clorofila a y b, N) y biofísicas (hojas verdes, altura de tallos, número de tallos, toneladas de caña hectárea - TCH) del cultivo.
- Evaluar métodos estadístico-matemáticos de procesamiento de datos espectrales para la determinación de índices y construcción de modelos de regresión, con variables fotoquímicas y biofísicas del cultivo que responden a la disponibilidad de N.
- Determinar coeficientes espectrales combinando modelos de reflectancia y transmitancia a escala de hoja y de dosel, para el estudio de la correlación con variables fotoquímicas y biofísicas del cultivo sensibles a tensión por N.
- Analizar la eficiencia de los bioindicadores espectrales en el monitoreo de la respuesta de la variedad de caña de azúcar, en condiciones de tensión ambiental por disponibilidad de N.

Este documento se presenta bajo la modalidad tradicional de acuerdo con la resolución No. 142 de octubre 29 de 2015 del Consejo Académico de la Universidad del Valle.

A continuación, se describe la estructura del documento, el cual consta de cuatro capítulos. El primer capítulo corresponde a la revisión de literatura, este incluye unas bases teóricas y conceptuales que aporta a la comprensión de la interacción radiación-materia y las propiedades ópticas de las plantas. Y un estado del arte, elaborado a partir de un proceso de vigilancia tecnológica, en dos ventanas de observación: La primera de 2008 – 2019 de estudios nacionales relacionados con aplicación de técnicas ópticas en sistemas biológicos vegetales, y la segunda de 2012 a 2019, en cuanto a la aplicación de métodos de espectroscopia óptica para medir reflectancia o transmitancia difusas en el cultivo de la caña de azúcar y su relación con la respuesta fotoquímica y biofísica a diferentes dosis experimentales de fertilización nitrogenada.

El capítulo 2 desarrolla los métodos de investigación utilizados en los diseños experimentales, en el desarrollo del sistema de medición y adquisición de datos hiperespectrales, para dar cumplimiento al objetivo 1, y procesamiento de datos, para dar cumplimiento en particular a los objetivos metodológicos 2 y 3. Los diseños experimentales y el sistema de medición permitieron obtener los datos hiperespectrales para establecer los espectros patrón (objetivo 1) y cálculo de bioindicadores espectrales (objetivos 3 y 4). Los métodos de procesamiento de datos espectrales permitieron el tratamiento estadístico-matemático (objetivo 2), la determinación de coeficientes espectrales (objetivo 3) definidos en el marco conceptual y el análisis de la eficiencia de los bioindicadores (objetivo 4).

El capítulo 3 presenta los resultados y discusión, iniciando por los espectros patrón determinados por análisis de datos funcionales y los bioindicadores espectrales calculados en el diseño no controlado, y su relación con características fotoquímicas y biofísicas del cultivo, a partir de un análisis multifactorial, para dar cumplimiento al objetivo 1. Seguidamente, presenta los resultados derivados de un ANOVA de medidas repetidas para conocer la eficiencia de los bioindicadores espectrales, variables fotoquímicas y biofísicas (objetivo 4). Finalmente, datos hiperespectrales procesados por métodos estadístico-matemáticos y coeficientes espectrales a escala foliar y de dosel, son utilizados para construir modelos de correlación y regresión con las variables fotoquímicas y biofísicas, en el diseño controlado, para dar cumplimiento a los objetivos 2, 3 y 4.

El capítulo 4 plantea las conclusiones más relevantes de los resultados obtenidos y recomendaciones para futuros trabajos en esta línea de investigación.

Problema de investigación

El contexto agrícola de Colombia demanda investigación generadora de conocimiento para la innovación (CORPOICA, 2015a), que aporte a la competitividad y sostenibilidad de los sistemas productivos, proporcionando modelos que permitan generar investigación integradora, no solo a investigadores y prestadores de servicios técnicos sino también a formadores y agricultores.

La Estrategia Nacional de Innovación Agropecuaria (CORPOICA, 2015b), plantea la demanda de desarrollos tecnológicos para generar información de la agro-biodiversidad, que permita la determinación, monitoreo y aprovechamiento eficiente de los recursos productivos, como son los sistemas biológicos vegetales, y esta sea útil para garantizar la sostenibilidad ambiental y productiva, en un contexto de variabilidad edafoclimática desfavorable al aumento de la productividad en la mayor parte de regiones del país, ya en déficit de producción, y con impactos negativos en los servicios ecosistémicos. Adicionalmente se requieren de investigaciones que fortalezcan la formación

de talento humano, de capital social para la gestión de conocimiento y la innovación, que respondan a las demandas específicas de los sistemas productivos agrícolas del país.

En la Agenda Dinámica Nacional de Investigación, Desarrollo Tecnológico e Innovación – I+D+i al año 2015, se registraron 3327 demandas acordadas y priorizadas por actores a nivel nacional y regional de 38 cadenas productivas del sector agropecuario (SIEMBRA, 2017), que requieren de investigación, desarrollo tecnológico, innovación y servicios conexos. Dado que no se tienen resultados suficientes y contundentes que permitan fortalecer el capital social para la gestión del conocimiento, el desarrollo o aplicación de tecnologías e innovación en el sector agrícola del país. Lo anterior se evidencia en la escasez de datos e información para desarrollar, evaluar, aplicar y transferir métodos a cultivos en condiciones de tensión ambiental en el trópico colombiano, que incrementen su eficiencia en el marco de un sistema productivo.

Entre las causas de carencia de resultados contundentes se tiene: la anacrónica selección del tipo de tecnología a desarrollar o aplicar, para diseñar o crear métodos de determinación y monitorización de la salud de los cultivos, en las condiciones agroecológicas del trópico colombiano; y las limitaciones de los modelos de sistemas productivos agrícolas (Jones et al., 2017), tales como: i) Escasez de datos para desarrollar, evaluar y aplicar modelos y ii) Sistemas de integración de conocimiento inadecuados que no comunican efectivamente los resultados del modelo a la sociedad.

De acuerdo con el Diagnóstico de CTI en el sector agropecuario (CORPOICA, 2015a), en Colombia, para el período 2000–2013, la inversión promedio en actividades de ciencia y tecnología del sector agropecuario ha sido 0,05% del PIB nacional. Además de la limitada inversión de capital en investigación e innovación en la agricultura, tanto estatal como del sector, se requiere desarrollar y apropiar tecnologías para la determinación y monitoreo, que sean aplicables en todas las fases del ciclo productivo de la amplia diversidad agrícola del país, dada por su condición de ubicación en el trópico, la alta biodiversidad y su vocación fundamentalmente agrícola, con 22 millones de hectáreas con aptitud para actividades agrícolas; con una necesidad real de mejorar la sostenibilidad, eficiencia e índices de productividad, para competir en los mercados nacionales e internacionales.

Actualmente, en los países más avanzados la intensidad del gasto en investigación y transferencia de tecnología con relación al PIB tiende a ascender a cerca del 4% del PIB, según (Junguito et al., 2014), contribuyendo al desarrollo y aplicación de nuevas técnicas y tecnologías en agricultura, que ha permitido incrementar la competitividad y sostenibilidad del sector. Sin embargo, además de las nuevas tecnologías ligadas directamente a la agronomía, la biología y la química, existen hoy técnicas ópticas, con deficiente desarrollo y aplicación en Colombia en sistemas biológicos vegetales, para aprovechar su potencial en el seguimiento espacial y periódico de los cultivos, a través de la detección próxima o remota, con el subsecuente beneficio de disponer de información confiable y en tiempo real, que facilite la trazabilidad y el manejo adecuado de los sistemas productivos agrícolas.

La aplicación de este tipo de técnicas es limitada por las condiciones geográficas del sector agrícola (alta nubosidad, tierras escarpadas, etc.), la falta de información base y la limitada situación socioeconómica en Colombia, que hacen que su utilización en la detección remota satelital o aerotransportada tenga muchas limitaciones por su falta de disponibilidad real, alto costo y complejidad operativa.

Adicionalmente la detección remota satelital carece de la resolución espacial, espectral y temporal necesaria para aplicaciones reales en programas de agricultura de precisión con fines de diagnóstico preventivo. Aunque los mecanismos de transporte de los sensores han evolucionado rápidamente y sus costos han disminuido, sensores como cámaras multi- o hiperespectrales mantienen precios muy elevados y la integridad de estos sensores puede verse comprometida al colocarlos en plataformas aéreas no tripuladas.

En los últimos años, han surgido en el mercado dispositivos óptico-electrónicos de bajo costo, aplicables a la detección de la respuesta espectral de cultivos. La limitante es que no se conoce en detalle su comportamiento bajo condiciones de operación en campo abierto, meteorología variable y supervisión continua del cultivo en estudio. Se requiere entonces un análisis cuantitativo y el acondicionamiento de la señal captada para generar indicadores espectrales acordes a la geografía y cultivos en condiciones de tensión ambiental en el trópico.

En este contexto, uno de los campos de la ciencia identificados para aportar al logro de las demandas en Ciencia, Tecnología e Innovación –CTI- del sector agrícola, son las actuales tecnologías y técnicas en las ciencias de la luz, en particular los desarrollos en espectroscopia óptica de reflectancia y transmisión difusas, con limitada utilización en los sistemas productivos agrícolas del país y no ajenos a la convergencia mundial para el desarrollo de métodos económicos, no destructivos, rápidos, reproducibles y repetibles (Nocita et al., 2015; Shepherd & Walsh, 2007), para la adquisición de datos confiables, insumo fundamental en la modelación de cultivos.

A pesar de los grandes desarrollos en el horizonte científico mundial de la espectroscopia óptica, actualmente son escasos, en Colombia, trabajos de investigación básica (Reyes, 2018), tanto en cultivos tradicionales como promisorios, para conocer la real interacción de la luz con estos sistemas biológicos y entender el comportamiento de las propiedades espectrales. Adicionalmente, la mayoría de aplicaciones de los modelos de reflectancia, para el cálculo de bioindicadores espectrales de vegetación, se relacionan con características del follaje como su arquitectura, biomasa, índice de área foliar, absorción de radiación fotosintéticamente activa y capacidad fotosintética del follaje, y existen muy pocos a nivel de hoja, en especial de monocotiledóneas como la caña de azúcar (Reyes, 2018), que permitan conocer procesos fisiológicos y bioquímicos dinámicos, los cuales pueden ocurrir bajo condiciones de tensión ambiental en finas escalas temporales y espectrales. No obstante, las características ópticas de la dispersión de la energía en el follaje dependen de la microestructura y de las propiedades de las hojas (Liang, 2004; Murillo & Carbonell, 2012).

El monitoreo del estado de salud y fisiológico de un cultivo es imperioso en todo sistema productivo agrícola, en especial poder identificar síntomas de déficit o exceso de fertilización de elementos como el nitrógeno (N), requerido en grandes cantidades y su disponibilidad es factor limitante para el crecimiento vegetal en ambientes naturales y agrícolas (Kraiser et al., 2011).

Para el 2011, a nivel mundial la producción de fertilizantes nitrogenados aumentó en un 30,97%, alcanzando más de 112 millones de Mg de N (Sanchez et al., 2013). Actualmente América Latina consume el 6,7% del total de la demanda mundial de fertilizantes nitrogenados (FAO, 2012). Colombia es el segundo país de Latinoamérica con el mayor consumo de fertilizantes, 5,8 veces por encima de la media regional de 84,2 kg hm⁻² cultivable, superando a países como Chile, Brasil, México y Argentina (Sanchez et al., 2013).

Por lo anterior y la importancia del manejo de la fertilización nitrogenada en cultivos tradicionales como la caña de azúcar, por los costos ambientales y económicos que representan en este agroecosistema, el diagnóstico del estado nutricional o particularmente la respuesta del cultivo a la fertilización nitrogenada con tecnologías precisas y confiables es importante en zonas aluviales como el valle del río Cauca, con su particularidad de tener un área de 241.205 hectáreas sembradas en caña de azúcar (CENICAÑA, 2020), situaciones que generan vulnerabilidad a la contaminación por nitratos provenientes del uso ineficiente de la fertilización nitrogenada en la agricultura, debido a la combinación de factores como niveles freáticos superficiales, permeabilidad heterogénea de los depósitos aluviales, uso del suelo en las terrazas más bajas debido a su alta fertilidad y zonas inundables asociadas a la agricultura con riego (Arauzo et al., 2011; Jégo et al., 2012).

Además, la fertilización nitrogenada de la caña de azúcar es un desafío (Amaral, et al., 2015), dado a que existen pocas alternativas tempranas y confiables que permitan determinar la disponibilidad de este elemento (Amaral, et al., 2015; Botero, 2009; Cao et al., 2013), principalmente en regiones tropicales, por la dinámica del ciclo del Nitrógeno (N) y la variabilidad de los suelos, sumado a la falta de métodos para determinar la disponibilidad de N en tiempo real. En la búsqueda de la optimización de esta labor, se ha encontrado que es posible relacionar la concentración de N foliar con la respuesta espectral, medida mediante técnicas de espectroscopia óptica como reflectancia difusa a escala de canopy del cultivo (Amaral, et al., 2015; Andrade et al., 2015).

CAPITULO 1

1. Revisión de literatura

1.1 Bases teóricas y conceptuales

En esta sección se presenta el marco conceptual para comprender como la radiación electromagnética al interactuar con la materia sufre modificaciones cualitativas y cuantitativas, las cuales se pueden medir utilizando espectroscopia óptica, analizar con modelos e interpretar para conocer propiedades estructurales, químicas y energéticas de sistemas biológicos.

1.1.1 Espectroscopia óptica

Para el desarrollo de técnicas de medición de espectros de reflectancia y transmitancia es importante conocer el principio fundamental del diagnóstico por métodos espectroscópicos. Este plantea que la radiación sufre modificaciones observables y medibles al interactuar con la materia, lo cual depende de la composición química del objeto y/o de sus atributos físicos y estructurales (Botero, 2009).

Respecto a la composición química se afirma que la luz incidente en los objetos interacciona con las moléculas de los pigmentos de las plantas, la cual genera absorción de luz en el espectro visible y produce una firma espectral de reflectancia única (Ustin et al., 2009). Por lo tanto, la medición del espectro reflejando permite estimar la cantidad de moléculas presentes en el objeto o muestra, generalmente las que presentan enlaces muy fuertes entre átomos relativamente livianos. En cuanto a la parte física y estructural, el principal efecto es el de dispersión y esparcimiento de la energía que se ve afectada por el tamaño de partícula, interfaces estructurales, efectos ópticos y/o formas cristalinas en la muestra (Roggo et al., 2007).

Los principales elementos de dispersión y esparcimiento de la radiación en las frutas y vegetales son las interfaces de las paredes celulares, ya que estas inducen cambios abruptos en los índices de refracción, así como las partículas suspendidas, como almidón, cloroplastos y mitocondrias, que inducen también dispersión por tener índices de refracción en su superficie diferentes de las partículas que las rodean (R. Kumar & Silva, 1973; Nicolai et al., 2007).

Cuando la radiación electromagnética incide sobre una hoja o el dosel de una planta, una parte de dicha radiación es reflejada, otra fracción se transmite a través de estos y una tercera es absorbida por los pigmentos (Woolley, 1971). A nivel de dosel, adicionalmente inciden otras características físicas como el área foliar, estructura del dosel, altura y biomasa área en la interacción de la radiación con la planta (Murillo & Carbonell, 2012; Sellers, 1987). Por lo anterior, determinaciones de reflectancia y transmitancia basadas en métodos de espectroscopia óptica, son técnicas no destructivas apropiadas para monitorear sistemas biológicos vegetales.

1.1.2 Propiedades ópticas de las plantas

Las hojas representan la principal superficie de intercambio de energía y gases del dosel de las plantas, y sus propiedades ópticas son esenciales para comprender el transporte de los fotones dentro de la vegetación. Además, debido a la importancia de la función fotosintética, muchos estudios se han centrado en las propiedades ópticas de la hoja (reflectancia y transmitancia hemiesférica) en relación con su contenido bioquímico (clorofila, agua, materia seca, etc.) y su estructura anatómica. Esta

relación permite la estimación de la bioquímica foliar al establecer relaciones empíricas entre la variable de interés y la reflectancia o transmitancia de la hoja, o mejor aún, al usar directamente un modelo físico (Jacquemoud & Ustin, 2001).

La mayoría de los modelos de reflectancia de dosel asumen que las hojas son lambertianas, es decir, dispersores perfectos. Por otro lado, la reflexión especular en la superficie de la hoja afecta la distribución angular de la luz y, en consecuencia, la interpretación de los datos de espectrales, al afectar el desarrollo de las hojas cercanas.

La propagación de radiación electromagnética al interior de la hoja depende de las propiedades de la luz incidente, fisiología foliar y anatomía de la hoja (Kumar et al., 2001). A nivel foliar, se encuentran diversos tipos de células que conforman estructuras y microambientes donde la radiación experimenta diversos procesos generando que las propiedades ópticas de la hoja, en conjunto, no sean uniformes (Gates et al., 1965).

La estructura foliar depende del ambiente en el cual la planta se desarrolla. Factores como la disponibilidad de nutrientes (entre los más importantes, el Nitrógeno), agua y cantidad de luz incidente, condicionan la formación de tejidos destinados al proceso de recolección y conversión de energía electromagnética en energía química (Rosero, 2009).

La estructura de la hoja consiste de capas celulares con funciones especializadas, como se presenta en la figura 1-1. En la primera capa estructural se encuentran células pertenecientes a la cutícula, encargada de proteger la hoja contra factores ambientales y es transparente a la luz visible. La segunda capa, epidermis superior, también está constituida por células transparentes a la luz visible y regularmente estas presentan forma planar-convexa, actuando como lentes para coleccionar y focalizar la radiación electromagnética incidente (Bone et al., 1985).

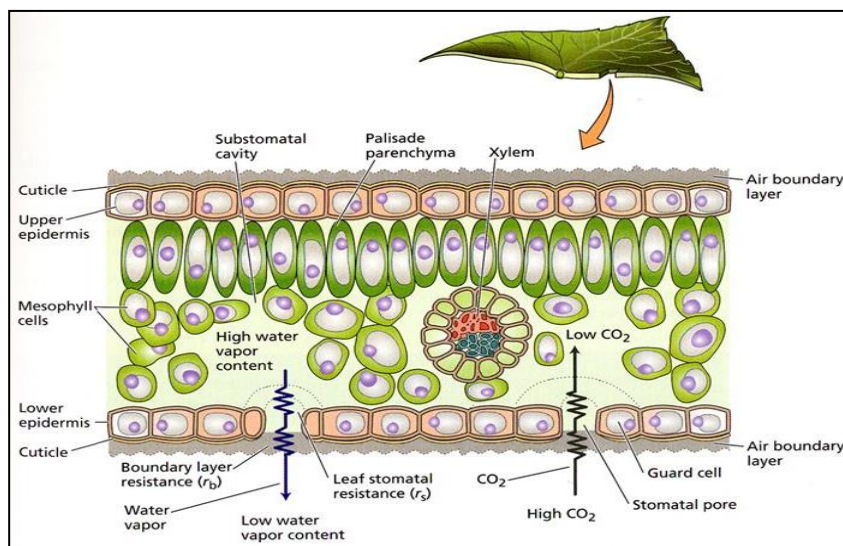


Figura 1-1. Estructura interna de una hoja dicotiledónea. (Taiz & Zeiger, 2006)

Las células que actúan como lentes, minimizan la reflexión especular cuando ésta incide en ángulos pequeños sobre la superficie de la hoja, permitiendo captar una mayor cantidad de radiación difusa, en la periferia del punto de incidencia ó en hojas adyacentes. Adicionalmente, la refracción en la superficie aumenta la probabilidad de absorción, al aumentar el camino óptico (Vogelman et al., 1996).

La tercera capa está conformada por las células del parénquima en empalizada, con un arreglo columnar, facilitando la penetración de la luz focalizada por las células de la epidermis (Buschmann, 2007), pero con alta concentración de moléculas de clorofila, incrementando la probabilidad de absorción. Bajo las células del parénquima en empalizada, se encuentra el mesófilo esponjoso, cuyas células se aglomeran con formas irregulares dentro del tejido, en el que se observa la zona de intercambio gaseoso y baja concentración de moléculas de clorofila. Estas características permiten que prevalezcan procesos de esparcimiento y reflexión en esta capa de la hoja.

La estructura interna, composición y arreglo de cada capa de la hoja, condiciona sus propiedades ópticas. Por lo tanto, tensiones ambientales como la disponibilidad de nutrientes, a su vez, modifica la cantidad de luz absorbida o reflejada al exterior de la hoja. Asimismo, se afirma que la luz reflejada en el visible está relacionada con el contenido de pigmentos fotosintéticos, mientras que, en la región del NIR, la reflectancia está determinada por la estructura de la hoja (700-1350 nm) y por el contenido de agua (1350-2500 nm) (Kumar et al., 2001; Slaton et al., 2001).

En estudios a nivel de dosel, la respuesta espectral está influenciada por características del dosel como biomasa, índice de área foliar (LAI), radiación fotosintéticamente activa absorbida (APAR) y capacidad fotosintética del dosel (Sellers, 1987). A menudo este nivel de estudio no captura los procesos fisiológicos dinámicos, que pueden ocurrir en escalas temporales y espectrales muy finas (J. A. Gamon et al., 1992).

Por otro lado, factores como la naturaleza y la cantidad de la luz reflejada, absorbida o transmitida dependen de la longitud de onda de la radiación incidente y de su ángulo de incidencia, de la rugosidad de la superficie de la hoja (Kumar et al., 2001). El ángulo de exposición de las hojas controla la difusión o la dispersión y el paso óptico de la luz incidente. Para finalizar, el contenido de agua de la hoja, tanto la concentración como su distribución, controla el índice de refracción en el rango visible del espectro electromagnético y la absorbancia en el NIR (Hoque & Remus, 1996).

1.1.3 Modelos de reflectancia y transmitancia en hojas y dosel de plantas

Los modelos son esenciales para comprender cómo la radiación electromagnética interactúa con los elementos de la hoja, pero también para relacionar directamente las propiedades ópticas observadas con los atributos biofísicos de las hojas.

Los modelos que tratan de representar la interacción de la luz con hojas se distinguen por la física subyacente y por la complejidad de la hoja. Los más simples consideran la hoja como una única capa de dispersión y absorción (Jacquemoud & Ustin, 2001). En los más complejos, todas las capas celulares se describen en detalle (forma, tamaño, posición y contenido bioquímico). Cualquiera que sea el enfoque, casi siempre se requiere información sobre el índice de refracción y el coeficiente de absorción específico de los componentes de la hoja. (Ustin & Verstraete, 1999), categorizaron cuatro clases de modelos, de acuerdo con el nivel de complejidad:

- a) **Modelos de placas.** Representan la hoja como una o varias placas absorbentes con superficies rugosas que dan lugar a la difusión isotrópica (Allen et al., 1969; Allen et al., 1970).
- b) **Modelo de n-flujos.** Consideran la hoja como un bloque de material difusor y de absorción. Es uno de los modelos más aplicado para el estudio de hojas dicotiledóneas (Allen & Richardson, 1968; Fukshansky et al., 1991; Remisowsky et al., 1992; Richter & Fukshansky, 1996; Yamada & Fujimura, 1991).
- c) **Modelos de transferencia radiativa.** Donde la hoja se divide en diferentes tejidos y sus propiedades ópticas son simuladas por una cadena de Markov (Maier et al., 1999; Tucker & Garratt, 1977) o un enfoque más clásico directamente basado en la ecuación de transferencia radiativa (Ganapol et al., 1998).
- d) **Modelos de trayectoria de rayos.** Requieren de la descripción detallada de la estructura interna de la hoja y las constantes ópticas del material de la hoja (Allen et al., 1973; Baranowski & Rokne, 1997; Brakke et al., 1989; Govaerts et al., 1996; Kumar & Silva, 1973; Ustin et al., 2001).

(Kumar et al., 2001), establece dos grupos de modelos, por un lado, los modelos descriptivos o empíricos, creados principalmente para realizar estudios teóricos. Por otro lado, se encuentran modelos basados en descripciones físicas de la interacción de la radiación con material vegetal. De acuerdo con (Cordon, 2009), la ventaja de estos últimos es que permiten la simulación del comportamiento de hojas y de coberturas vegetales. Adicionalmente, son ventajosos frente a los modelos empíricos porque pueden plantearse en modo directo, variando los parámetros de entrada para observar cómo varía la reflectancia simulada, o de modo inverso, a partir de datos de reflectancia y transmitancia medidos, permiten estimar qué cantidad de una determinada variable estaba presente en la hoja observada o en un área de vegetación en el caso de simulaciones de cobertura vegetal (Yebra & Chuvieco, 2008).

Dentro de este último grupo se encuentran los modelos basados en la teoría de Kubelka-Munk que considera la hoja como una capa de material absorbente y dispersivo (Kubelka & Munk, 1931; Kumar et al., 2001) y el modelo de Pila de Placas (Allen et al., 1969), que representa una hoja como una placa absorbente pero no difusiva, con una superficie rugosa lo que simularía la difusión Lambertiana (Cordon, 2009). Estos dos modelos describen la transferencia de la radiación dentro de la hoja utilizando diversos coeficientes.

Para estudiar la radiación electromagnética que se refleja o esparce en su interacción con material vegetal, la espectroscopia de reflectancia y transmitancia difusas es una buena alternativa, para conocer la dinámica de la radiación cuando penetra la estructura interna de la hoja, donde una fracción es reflejada en las capas superficiales (Figura 1-2), otra pasa a través de estas y una mayor cantidad es absorbida en el parénquima empalizada, por la concentración de pigmentos (clorofilas y carotenoides). La fracción de radiación que es reflejada o refractada por las estructuras y moléculas internas, se considera incluida en los procesos de esparcimiento.

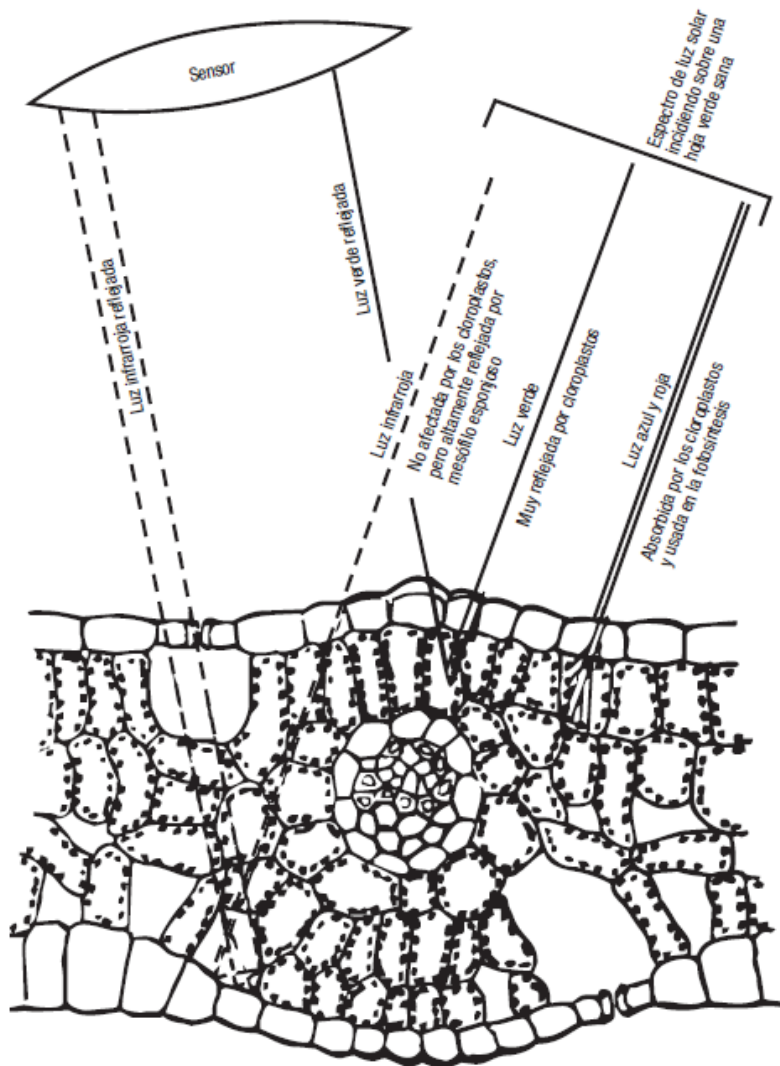


Figura 1-2. Interacción de la radiación con una sección foliar. Fuente: <http://www.geog.ucsb.edu/>

Para interpretar la radiación reflejada a nivel foliar en plantas, los modelos se basan en asumir una capa macro-homogénea para aplicar la teoría de K-M y una composición de varias capas planas paralelas y homogéneas para aplicar el modelo de pila de placas (Yamada & Fujimura, 1991). En la figura 1-3 se presenta un esquema de las consideraciones realizadas, para la interpretación del comportamiento de la radiación reflejada y transmitida de un par de capas, i y j , que a su vez puede ser expresada en términos de la radiación reflejada y transmitida de las capas individuales.

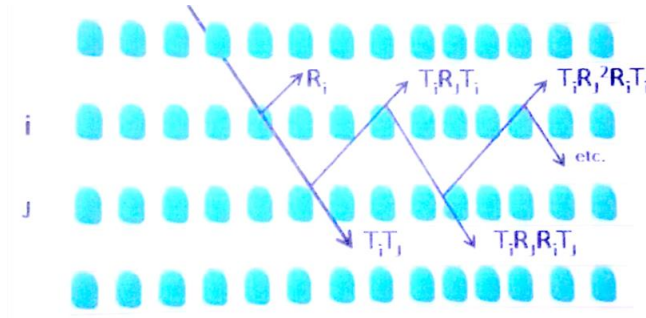


Figura 1-3. Esquema representativo de la interacción de la radiación con dos capas (i y J), de acuerdo con el modelo de Pila de Placas. Fuente: (Rosero, 2009)

En la figura 1-3 la fracción de la radiación reflejada es denotada como R y la fracción transmitida es denotada como T. Los subíndices i y J se refieren a las capas consideradas. También se observa que una fracción de la radiación incidente sobre la capa i, es reflejado con una intensidad R_i , mientras que T_i es transmitido. El rayo transmitido T_i , interactúa con la capa J y una fracción $T_i R_J$ es reflejada y otra transmitida $T_i T_J$. La fracción reflejada por la segunda capa $T_i R_J$, incide sobre la superficie inferior de la capa i, donde $T_i R_J T_i$ es transmitida $T_i R_J R_i$ es reflejada. Reiterando este análisis, se concluye que la transmitancia de la combinación de las capas i y J, se expresa como:

$$T_{ij} = T_i T_J + T_i R_J R_i T_J + T_i R_J R_i R_i T_J + \dots \quad (\text{Ecuación 1-1})$$

$$T_{ij} = T_i T_J (1 + R_i R_J + R_i^2 R_J^2 + \dots) \quad (\text{Ecuación 1-2})$$

Para simplificar la ecuación 1-2, se suma la expresión en el paréntesis, la cual corresponde a una serie geométrica infinita:

$$T_{ij} = \frac{T_i T_J}{1 - R_i R_J} \quad (\text{Ecuación 1-3})$$

La reflectancia de la combinación de capas i y J, se expresa como:

$$R_{ij} = R_i + T_i R_J T_i + T_i R_J^2 R_i T_i + T_i R_J^3 R_i^2 T_i + \dots \quad (\text{Ecuación 1-4})$$

$$R_{ij} = R_i + T_i^2 R_J (1 + R_i R_J + R_i^2 R_J^2 + \dots) \quad (\text{Ecuación 1-5})$$

Sumando la serie geométrica se obtiene:

$$R_{ij} = R_i + \frac{T_i^2 R_J}{1 - R_i R_J} \quad (\text{Ecuación 1-6})$$

(Stokes, 1862), aplicando un método algebraico riguroso, demostró que para un número de m capas, las ecuaciones 1.3 y 1.6 se pueden escribir como:

$$\frac{R_m}{b^m - b^{-m}} = \frac{T_m}{a - a^{-1}} = \frac{1}{ab^m - a^{-1}b^{-m}} \quad (\text{Ecuación 1-7})$$

donde a , b y Δ se expresan de la siguiente manera:

$$a = \frac{1 + R^2 - T^2 + \Delta}{2R} \quad (\text{Ecuación 1-8})$$

$$b = \frac{1 + T^2 - R^2 + \Delta}{2T} \quad (\text{Ecuación 1-9})$$

donde a y b son los parámetros de Stokes, con:

$$\Delta = [(1 + R + T)(1 + R - T)(1 + T - R)(1 - R - T)]^{1/2} \quad (\text{Ecuación 1-10})$$

En las ecuaciones 1-8 a 1-10, R y T se refieren a la reflectancia y transmitancia de una hoja. Entonces, considerando el modelo asumido es posible obtener una relación entre los parámetros de Stokes (a y b) y las cantidades que pueden ser medidas de reflectancia R y transmitancia T de una hoja.

De acuerdo con (Rosero, 2009), los parámetros de Stokes no proporcionan información relevante sobre los coeficientes que caracterizan la respuesta espectral de la muestra en estudio, en cualquier instante de tiempo. Estos coeficientes son el de absorción (k), que corresponde a la fracción de radiación absorbida por el sistema y definido en términos de la sección transversal de las partículas, por unidad de volumen del medio. Así como, el coeficiente de esparcimiento (s), que corresponde a la fracción de radiación esparcida por unidad de paso óptico de la muestra.

Para obtener una relación entre los coeficientes (Kubelka, 1948), desarrolló una teoría que describe el comportamiento de la radiación al interior de un medio (Figura 1-4), asumiendo una capa diferencial compuesta de partículas uniformemente distribuidas que esparcen y absorben la radiación que incide sobre ella.

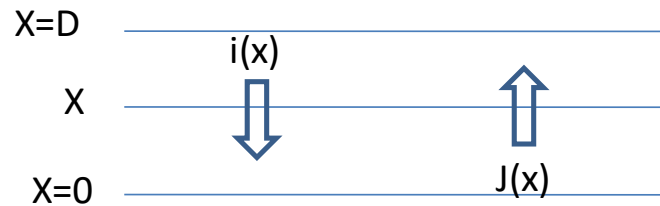


Figura 1-4. Esquema simplificado de la radiación reflejada y absorbida en una capa macro-homogénea.

Lo anterior permite plantear un sistema de ecuaciones diferenciales de primer orden, cuyas soluciones están en función del k y s .

$$-\frac{di(x)}{dx} = -ki(x) - si(x) + sJ(x), \quad (1-11)$$

$$\frac{dJ(x)}{dx} = -kI(x) - sJ(x) + sJ(x) \quad (1-12)$$

A partir de los resultados de Kubelka-Munk, (Allen & Richardson, 1968) establecieron las ecuaciones que relacionan los parámetros de Stokes con los coeficientes de k y s , las cuales se escriben como:

$$k = \left[\frac{a-1}{a+1} \right] \log b \quad (1-13)$$

$$s = \left[\frac{2a}{a^2-1} \right] \log b \quad (1-14)$$

Utilizando las ecuaciones 1-13 y 1-14 y realizando mediciones de reflectancia y transmitancia sobre la muestra durante un periodo de tiempo, es posible determinar los coeficientes de k y s , los cuales permiten inferir sobre características fotoquímicas y biofísicas, tanto a nivel de hoja como del dosel.

1.1.4 Bioindicadores espectrales

El termino bioindicador espectral se refiere al campo del desarrollo científico que usa detección remota para evaluar la salud y fisiología de ecosistemas. Con particular énfasis en la respuesta por condiciones de estrés ambiental que afectan la eficiencia fotosintética a escala de ecosistemas y de dosel de vegetación (Middleton et al., 2012). Así mismo, los bioindicadores son eficientes en detectar cambios químicos y físicos que ocurren dentro de las hojas, cuando las plantas son sometidas a condiciones de estrés ambiental.

La ciencia que desarrolla bioindicadores espectrales tiene como propósito extraer información sobre la salud y la fisiología de los ecosistemas, haciendo uso de técnicas espectroscópicas para evaluar detalles capturados con bandas espectrales estrechas y continuas (sensores hiperespectrales) o una selección de bandas estrechas fisiológicamente receptivas, con resolución espectral entre 1 y 10 nm (Middleton et al., 2012). Las técnicas espectroscópicas se basan en las propiedades ópticas de los tejidos foliares y sus constituyentes, y son valiosas para interpretar las alteraciones de las propiedades espectrales, debido a las diferentes cantidades de estos constituyentes (Goetz & Curtiss, 1996). Este concepto se aplica a nivel de hoja, así como para valores integrados que representan un dosel o ecosistema.

Los bioindicadores espectrales expresan nueva información acerca de procesos fisiológicos que no está disponible en datos satelitales de banda ancha, recolectados durante más de tres décadas. Sin embargo, estos registros históricos, utilizados para calcular índices espectrales de vegetación, a partir de mediciones de reflectancia de la vegetación, han sido fundamentales en demostrar el potencial de la detección remota para estudiar el comportamiento de los ecosistemas.

Se han estudiado muchos índices espectrales que relacionan las características de reflectancia con el estado y composición de la vegetación, y una buena cantidad de ellos están en forma de índices de diferencia normalizados de dos bandas (es decir, magnitud de la diferencia de reflectancia entre dos bandas espectrales divididas por su suma) (Bannari et al., 1995). La mayoría de los índices de banda ancha, de este tipo, son sensibles a los cambios en el contenido total de pigmentos o a la estructura del dosel, como el índice de área foliar (IAF) y la distribución del ángulo de la hoja. Los intentos de usar índices de banda ancha para capturar los cambios inducidos por el estrés en la actividad fotosintética (por ejemplo, temperatura desfavorable y niveles de irradiación) han tenido un éxito mixto (Dobrowski et al., 2005). En contraste, el modelo fotosintético de uso eficiente de la luz (LUE) de la vegetación, ha sido monitoreado exitosamente con bioindicadores hiperespectrales, rastreando los cambios a nivel de hoja y dosel basados en métodos de espectroscopia óptica (Gamon et al., 2001; Middleton et al., 2009; Prince, 1991).

Actualmente el desarrollo de sensores de banda cercana ($\leq 10\text{nm}$) y espectrómetros, son una herramienta potente para evaluar el funcionamiento y salud de ecosistemas, dado que estos permiten determinar índices espectrales bioquímico/fisiológicos, que son estrictamente hiperespectrales, al requerir anchos de banda $\leq 10\text{ nm}$ y centros de banda específicos que no pueden ser muestreados por sistemas de banda ancha (Roberts et al., 2012).

1.1.5 Características biofísicas y fisiológicas de la caña de azúcar

La caña de azúcar es una gramínea de porte alto, pertenece a la familia Poaceae y al género *Saccharum* spp, dentro de este género existen seis especies, dos silvestres (*S. robustum* y *S. spontaneum*) y cuatro cultivadas (*S. sinense*, *S. barberi*, *S. edule* y *S. officinarum*). La caña de azúcar tiene metabolismo fotosintético C4, comportamiento semi-perenne, permite varios cortes, es eficiente en la producción de biomasa, de tallos gruesos y jugosos, con gran acumulación de sacarosa y utilizados para producir azúcar y etanol (Amaya et al., 1995; CENICAÑA, 2013; Dinardo-Miranda et al., 2008).

Las partes de la planta con mayor aporte a la producción de masa seca, son el tallo y las hojas. Con respecto al tallo, la caña de azúcar forma cepas constituidas por tallos, que se originan de las yemas. El número, el diámetro, el color y su desarrollo dependen de la variedad, las condiciones agroecológicas y prácticas de manejo.

En cuanto a las hojas se originan en los nudos y se distribuyen en posiciones alternas a lo largo del tallo. Cada hoja está formada por la lámina foliar y por la vaina o yagua. La unión entre estas dos partes se denomina lígula. La lamina foliar es la parte más importante para el proceso de la fotosíntesis y su disposición más común es la pendulosa o erecta. La lamina foliar tiene una nervadura central que la recorre en toda su longitud, y paralela a esta se encuentran las nervaduras secundarias (Amaya et al., 1995).

El color de las hojas varía de verde-claro a oscuro. Sin embargo, es posible encontrar variedades con colores púrpura o verde-púrpura, por acumulación de antocianinas. También se han encontrado variegaciones y albinismos, debidos a anormalidades fisiológicas o genéticas (Amaya et al., 1995).

Las principales funciones de la hoja son: Fotosíntesis, translocación de nutrimentos, respiración y transpiración. Estos procesos implican intercambio gaseoso, controlado por los estomas (Amaya et al., 1995). La estructura interna de la hoja la componen la epidermis (donde se encuentran los estomas), los haces vasculares (xilema y floema), el tejido fotosintético y el mesófilo (Figura 1-5).

El tejido fotosintético, fundamental en la interacción con la luz, está formado por células que contienen los cloroplastos, dentro de estos se encuentra el estroma, órgano donde tiene lugar la fotosíntesis, a través de los fotosistemas. El resto del tejido interno de la hoja está formado por células de formas irregulares y de paredes delgadas (Amaya et al., 1995), importantes en los procesos de esparcimiento de la luz.

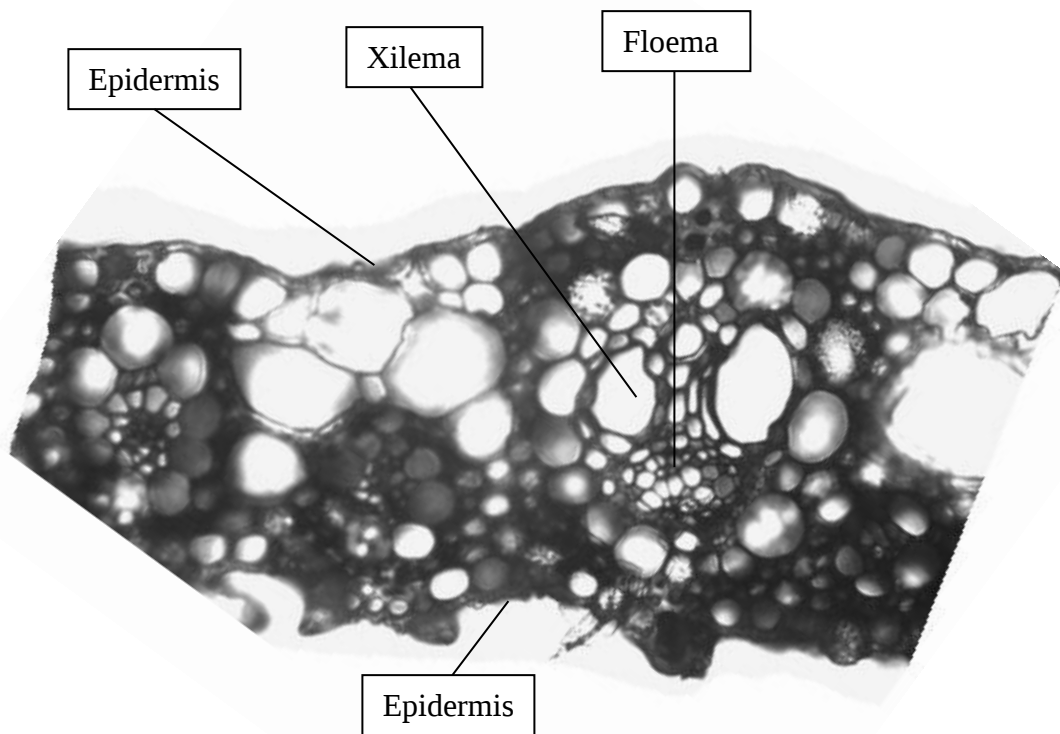


Figura 1-5. Corte transversal de una hoja monocotiledónea de caña de azúcar. Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con (CENICAÑA, 2013), el tallo tiene la mayor asignación de materia seca con un coeficiente de partición que varía entre el 45 al 54% de la parte aérea del cultivo, y la variedad de

caña de azúcar con mayor asignación es la CC 01-1940, de cuatro variedades estudiadas. Respecto a la producción a los 163 DDS, el cultivo de caña reporta valores promedios de caña formada entre 6.5 a 9.2 toneladas por hectárea. Entre los 130 y 160 DDS el cultivo se caracteriza por una ganancia acelerada de biomasa por parte de los tallos con tasas promedio de 5500 kg/ha-mes, siendo la variedad CC 01-1940 con 6500 kg/ha-mes la de mayor ganancia absoluta. Por su parte, las hojas verdes son el segundo órgano con mayor acumulación de masa seca, con rangos a los 160 DDS entre 4100 y 5200 kg/ha.

Con respecto al índice de área foliar (LAI), estimaciones reportadas por (Murillo & Carbonell, 2012), el valor de LAI más alto en promedio es de $6.61 \text{ m}^2/\text{m}^2$, correspondiente a los ocho meses de edad del cultivo. Este valor es considerado alto y se atribuye a las condiciones de clima, suelo y manejo en las que se desarrolla el cultivo en Colombia.

En relación con la fisiología, el proceso más importante es la fotosíntesis, este determina la productividad del 90% o más de la masa seca, en el caso de la caña de azúcar del 100% de los productos útiles: la sacarosa y el bagazo (Amaya et al., 1995).

La Fotosíntesis neta (F_n), es más alta en plantas jóvenes a niveles de luz superiores a $500 \mu\text{mol}/\text{m}^2/\text{seg}$. Investigaciones de CENICAÑA confirmaron que en la zona azucarera de Colombia la F_n máxima ocurre en plantas de tres meses de edad y luego decrece notoriamente (Figura 1-6a). En caña de azúcar, la F_n aumenta con la intensidad de la luz, condición característica de las plantas C4, al no saturarse a altas intensidades (Figura 1-6b) (CENICAÑA, 1995), además en algunas variedades la disposición erecta de las hojas aporta a esta condición.

En el año 2013, CENICAÑA caracterizó la fotosíntesis máxima estimada (A_m), el rendimiento cuántico de la fotosíntesis (E) y la respiración oscura (R_d) de cuatro variedades comerciales de caña de azúcar (Tabla 1-1), encontrando que variedades con alta A_m presentan mayores tasas de R_d . En promedio para las condiciones de estudio, la R_d representa el 11.5% de la A_m . Lo anterior es importante, porque la acumulación de biomasa y sacarosa es el resultado del balance entre la fotosíntesis y la respiración del cultivo.

En cuanto al rendimiento cuántico de la fotosíntesis, medido como la eficiencia de usar la radiación fotosintéticamente activa (PAR) para fijar carbono, en términos de cuantos μmoles de CO_2 se fijan por cada μmoles de PAR. Según (CENICAÑA, 2013), la caña fija entre 0.041 a 0.045 μmoles de CO_2 por cada μmoles de PAR captado. Es importante anotar que las mediciones de fotosíntesis se realizaron en hojas individuales, por lo tanto, este comportamiento no necesariamente permanece cuando se analiza la fotosíntesis a nivel de dosel, debido a que variables como LAI y el ángulo de inserción de las hojas modifican la asimilación de carbono.

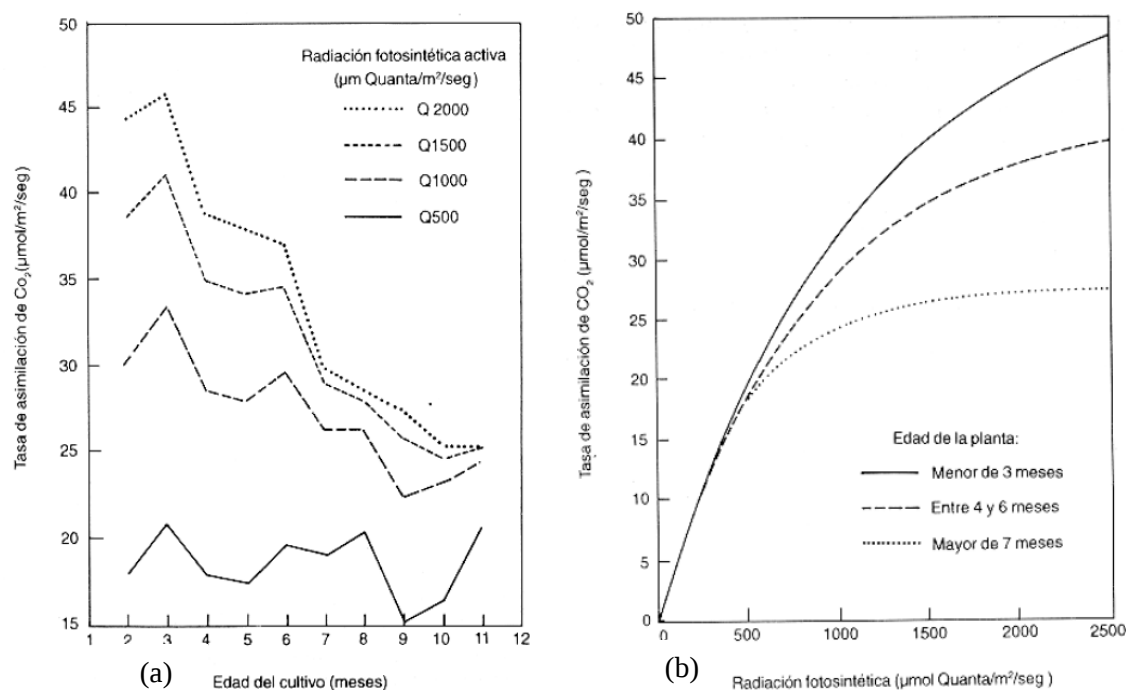


Figura 1-6. Fluctuación de la tasa de fotosíntesis con la edad del cultivo de caña de azúcar (a) y Relación entre la tasa de asimilación de CO₂ (Fotosíntesis) de la caña y la disponibilidad de luz a diferentes edades del cultivo (b). Fuente: (CENICAÑA, 1995)

Tabla 1-1. Fotosíntesis máxima estimada (A_m), el rendimiento cuántico de la fotosíntesis (E) y la respiración oscura (R_d) de cuatro variedades de caña de azúcar en condiciones secas-semisecas del valle geográfico del río Cauca. Fuente: (CENICAÑA, 2013)

Variedad	A_m $\mu\text{moles}_{\text{CO}_2}/\text{m.s}$	$E_{\mu\text{moles}_{\text{CO}_2}/\mu\text{moles}_{\text{fotones}}}$	R_d $\mu\text{moles}_{\text{CO}_2}/\text{m.s}$
CC 01-1940	31.4	0.041	3.4
CC 06-791	40.1	0.045	3.7
CC 85-92	39.8	0.043	5.0
CC 93-4418	35.7	0.045	4.7

También es importante conocer la relación que existe entre la cantidad de radiación fotosintéticamente activa (PAR) que puede absorber el dosel y variables propias del cultivo como el LAI, la duración del área foliar y el tipo de dosel. Como se observa en la figura 1-7a y 1-7b, el comportamiento del LAI (metros cuadrados de hoja por metro cuadrado de suelo) es similar a la función creciente de la fracción de luz absorbida (Flabs) por el dosel, esto es debido a que la cantidad de superficie absorbente por unidad de área es la variable de mayor influencia sobre la luz PAR atrapada por el dosel del cultivo (CENICAÑA, 2013). En el caso del cultivo de la caña de azúcar el incremento del área foliar es importante entre los 90 y 160 días después de siembra (DDS). Además, se observa en la figura 1-7b que los niveles de absorción del PAR pasaron de 10% a valores alrededor de 70%, en promedio.

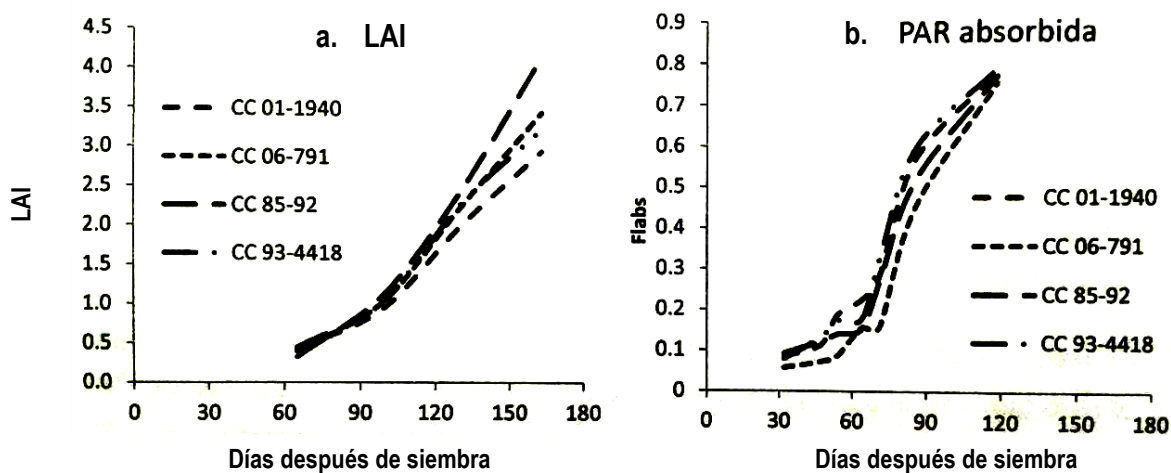


Figura 1-7. Comportamiento del LAI (a). Fracción de luz absorbida (Flabs) (b). Para cuatro variedades de caña de azúcar en la zona seca-semiseca del valle del río Cauca. Fuente: (CENICAÑA, 2013).

1.2 Estado del arte

El análisis del estado del arte se realizó tanto en el ámbito nacional como internacional. En el caso nacional se encontraron 37 estudios publicados entre artículos y documentos finales de tesis, durante los años 2008 a 2019 (Tabla 1-2), que reportaron utilización de técnicas ópticas en sistemas biológicos vegetales y relaciones con variables fotoquímicas y biofísicas. Más de la tercera parte de estos estudios se publicaron durante 2014-2015, y de estos, cerca del 70% corresponde a documentos finales de tesis de maestría y doctorado, mientras que el 30% restante corresponde a artículos publicados en revistas de divulgación científica. Entre los años 2016 a 2019 se redujo en un 40% la publicación de estudios en la temática de referencia. Estos estudios fueron realizados a diferentes escalas de objeto de medición, encontrando a nivel de hoja, dosel y ecosistema, en diferentes especies y sitios. Para el caso específico de la caña de azúcar se encontraron reportados seis estudios, cinco a nivel de dosel y uno a nivel de hoja con espectroscopia NIR en laboratorio, donde se han relacionado diferentes bioindicadores espectrales con variables fotoquímicas (Ca, Mg, N, P, K, Cu, Zn, Mn, Fe) y biofísicas (LAI, TCH, Biomasa). Los datos espectrales de campo se registraron utilizando sensores multiespectrales (cámara), espectroradiómetro de campo e imágenes Landsat, encontrando resultados prometedores cuando se utilizó radiometría de campo. En cuanto al procesamiento de datos espectrales la tendencia es realizar la determinación de bioindicadores espectrales, a partir de relaciones de normalización entre valores de longitudes de onda reportados en la literatura, y establecer algunos modelos de regresión, entre bioindicadores y variables fotoquímicas o biofísicas.

Tabla 1-2. Estudios realizados en Colombia encontrados en la literatura científica (colección Web of science) y académica que utilizan técnicas de espectroscopia óptica en sistemas biológicos vegetales (últimos diez años)

Año/ Tipo	Referencia	Escala	Sistema vegetal	Sensor	Variables biofísicas y/o foto- químicas	Procesamiento espectros o índices espectrales
1. 2019 TMSc	(Carabali 2019)	Dosel	Caña de azúcar (<i>Saccharum officinarum</i>)	Microespectrometro STS-VIS	LAI, altura, N° tallos, N° hojas verdes expandidas.	NDVI, NDVIRE, SAVI, GNDVI, GNDRE, NDRE, CIG, CVI, VOGRE, MNDVI8
2. 2018 Art.	(Luna <i>et al</i> 2018)	Foliar	<i>Heliconia psittacorum</i>	Microespectrometro STS-VIS Cámara Térmica	Humedad	NDVI, NDVI705, Dmax, First derivative (1D), CWSI, GI
3. 2017 Art.	(Romero <i>et al</i> 2017)	Foliar	Papa (<i>Solanum tuberosum</i> L.)	Espectroradiometro	LAI, Ci, gs, VPD, A, E, WUE, SPAD, H2Ot, yield, FA, NAR, RGR, LAR, EAR, and RGRtub	NDVI, SR, RNDVI, PRI, PSSRa, WI, NW11, NW12, NW13, NW14, ONI, DZNI
4. 2017 Art.	(García <i>et al</i> 2017)	Dosel	Caña de azúcar (<i>Saccharum officinarum</i>)	Cámara Multiespectral	TCH	CIG, CVI, GNDVI, MSAVI, MTVI, NDVI, I NGRDI, OSAVI, RVI, SAVI, TVI
5. 2017 Art.	(Naito <i>et al</i> 2017)	Dosel	Arroz (<i>Oryza rufipogon</i>)	Cámara Multiespectral	PN Panicle number; GW: Grain weight; SB: Shoot biomass; GS: Grain sterility percentage; PH: Plant height; PL: Panicle length.	SR, NDVI, GNDVI, TVI, CTVI, SAVI, DVI, PVI, TSAVI, MSAVI, WDWI
6. 2017 TMSc	(Álvarez 2017)	Foliar Edáfico	Plátano (<i>Musa ABB Simmons</i>)	Espectrometro	N, P, S, Ca, Mg, K, Cu y Zn	First and second derivative (1D, 2D), Direct orthogonal signal correction (DOSC)
7. 2017 TMSc	(Hernández 2017)	Dosel	Soya Malezas	Cámara multiespectral	Cobertura	NDVI, MSAVI2, NDVI2, ExG, NGRDI, NDRE y GNDVI
8. 2016 Art	(Pencue <i>et al</i> 2016)	Ecosistema/ clasificación	Bosque Cultivos	Landsat	No reporta	SR, MNDWI, EVI, NDWI, SIPI, SAV, ND VI, MSI, NDSI, ARVI, SIPI, CRI1, ACCA
9. 2016 TMSc	(Aguas 2016)	Ecosistema	Bosque	Pushbroom (OLI y TIRS)	Biomasa	Global Enviromental Monitoring Index (GEMI), Soil Adjusted

						Vegetation Index (SAVI) y Normalized Difference Vegetation Index (NDVI).
10. 2016 Art	(Cabezas <i>et al</i> 2016)	Ecosistema	Macroalga roja (<i>Gracilaria Sp</i>)	MODIS	Chl, pH, TSM, SSM, Turbidez	OC4V4, Split Windows
11. 2015 Art	(Ramirez <i>et al.</i> 2015)	Foliar, tallos, ramas raíces	Bosque 73 especies de arboles	FT-NIR Analyzer. Lab	Non-structural carbohydrates (NSCs)	Partial least squares regression (PLSR) and a variable selection procedure (competitive adaptive reweighted sampling, CARS)
12. 2015 Art	(García & Herrera 2015)	Dosel	Caña de azúcar (<i>Saccharum officinarum</i>)	Cámara Multiespectral Espectroradiometro	Biomasa	NDVI, SAVI
13. 2015 TMSc	(Plata 2015)	Ecosistema Foliar	Palma Pasto	ASTER, Landsat Rapideye Espectroradiometro	Datos gasometría	NDVI, EVI,OSAVI, RED EDGE NDVI
14. 2015 TPhD	(Sterling 2015)	Foliar	Caucho	Espectroradiometro Fluorómetro	Severidad de ataque, CO ₂ , transpiración, conductancia estomática, Clorofila	R674/R550, R678/R550, NDVI, PRI, R850/R710, SIPI, ARI
15. 2015 TMSc	(Ramos 2015)	Foliar Dosel	Maíz (<i>Zea mays L.</i>)	Espectroradiometro Rapideye Landsat 7 ETM+SLC-OFF Landsat 8 OLI/TIRS	N, Chl a y b	CI red edge, NDVI, NDVI1, PRI, NDNI, FDR, TCARI/OSAVI, Rre, REP-L, FDR, REP ELI)
16. 2015 TMSc	(Escobar 2015)	Foliar Ecosistema	Banano (<i>Musa AAA simmonds</i>)	Espectroradiometro LANDSAT8, RAPIDEYE IKONOS	Chl a y b, área foliar. N, K	REP –LI, Rre, NDVI, MSR, RVI I, DCNI, MCARI, TCARI, OSAVI, MTCI
17. 2015 TPre	(Ocampo 2015)	Dosel	Aji Tabasco (<i>Capsicum frutescens L.</i>)	Espectroradiometro Spad	Clorofila	NDVI705, Modelo de regresión funcional
18. 2014 Art	(Meneses <i>et al.</i> 2014)	Foliar Edáfico	Mora	Espectrometro NIR	Infestación	Quimiometría

19. 2014 TMSc	(Murillo 2014)	Ecosistema	Vegetación Andina	MODIS	Biomasa	EVI, VCF
20. 2014 Art	(Perez <i>et al.</i> 2014)	Foliar	Crisantemo (<i>Dendranthem a grandiflora var. Zembla</i>)	Espectroscopio	Síntomas fisiológicos	Quimiometría
21. 2014 TMSc	(Camacho 2014)	Ecosistema	Frailejón	SPOT 5 Rapieye Espectrometro	localización, altura promedio, número de individuos, diámetro promedio de tallo, diámetro promedio de copa, msnm, T, pendiente, %HR	Curvas espectrales
22. 2014 TPre	(Bedoya & Rendón 2014)	Foliar	Caña de azúcar (<i>Saccharum officinarum</i>)	Espectroradiometro	Chl	RM,MCARI,VOG1,VOG2,GM1, GM2, ZTM y NDVI
23. 2014 TPre	(Murillas & Londoño 2014)	Ecosistema	Arroz <i>Oryza rufipogon</i>	OLI y TIR	ET	SEBAL
24. 2013 Art	(Gonzales <i>et al.</i> 2013)	Ecosistema	Vegetación Orinoquía	MODIS	Área quemada	NBR normalized burn ratio
25. 2013 TMSc	(García 2013)	Fruto	Manzana Fuji	Cámara hiperespectral	Firmeza, sólidos solubles totales, acidez, intensidad respiratoria	Multiplicative Scatter Correction (MSC), partial least squares (PLS).
26. 2013 Art	(Jiménez <i>et al.</i> 2013)	Foliar Dosel	No reporta	Cámara Multiespectral MODIS	No reporta	NVDI,EVI
27. 2012 Art	(Yarce & Rojas 2013)	Foliar	Caña de azúcar (<i>Saccharum officinarum</i>)	NIR Master. Lab	Ca, Mg, N, P, K, Cu, Zn, Mn, Fe	First and second derivative (1D, 2D)
28. 2012 Book	(Murillo & Carbonell 2012)	Ecosistema Dosel Foliar	Caña de azúcar (<i>Saccharum officinarum</i>)	MODIS Landsat Espectroradiometro	TCH,LAI Variedad Chl	EVI,LAI, GNDVI, GVI, ZTM,R- M,MSR,NDVI,RedEdge,MTCI,DD,MC ARI,TCARI,SR,CI-G,CI-RE,CI-SC, RE-NDVI

29. 2012 TMSc	(Molano 2012)	Foliar	Gramíneas (<i>Brachiarias humidicola</i>) Leguminosas (<i>Thadehagi triquetrum</i>)	Espectrometro NIR	Proteína Cruda (PC), Fibra Detergente Neutra (FDN), Fibra de tergente Ácida (FDA), Digestibilidad In-Vitro de Materia Seca (DIVMS) y Digestibilidad de la Fibra Detergente Neutra (dFDN)	Regresión Componentes Principales (PCR), Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) y Mínimos Cuadrados Parciales Modificados (MPLS).
30. 2012 TMSc	(Ángel 2012)	Ecosistema Dosel	Coca (<i>Erytroxylum coca</i> var. <i>lpadu</i>)	Espectroradiometro World View II	Cobertura	REP (red edge position)
31. 2011 Art	(Hill <i>et al</i> 2011)	Ecosistema	Sabana Llanos Orientales	MODIS	Usos del suelo	Foliage clumping index (FCI)
32. 2010 Art	(García & Martínez 2010)	Ecosistema	Arroz (<i>Oryza sativa</i> L)	Landsat ASTER	Cobertura	NDVI, Textura promedio
33. 2009 Art	(Araque & Jiménez 2009)	Ecosistema	Palma de aceite	MODIS	Defoliación Población defoliadores	NDV, EVI
34. 2009 Art	(Rosero <i>et al</i> 2009)	Foliar	Heliconia	Espectrómetro	N	First derivative (1D), Absorption coefficients, Effective fluorescence spectra
35. 2009 Art	(Botero <i>et al</i> 2009)	Foliar	Banano	Espectrómetro	Ca, Mg, N, P, K, Cu, Zn, Mn, Fe, S, B	MSC (Multiplicative Scatter Correction), SNV (Standard Normal Variate), Log 1/R, Savitsky y Golay, DOSC (Direct Orthogonal Signal Correction)
36. 2009 Art	(Ortiz & Pérez 2009)	Ecosistema	Cultivos agrícolas	ASTER	Cobertura y uso del suelo	Reflectancia planetaria (R_{TOA})
37. 2008 Art	(Sandclemen te & Peña 2008)	Foliar	<i>Ludwigia decurrens</i> (Onagraceae)	Fluorómetro portátil	N, Longitud total y área foliar	Eficiencia fotosintética (F_v/F_m)

En el ámbito internacional en cuanto a la aplicación de métodos de espectroscopia óptica para medir reflectancia en el cultivo de la caña de azúcar y su relación con la respuesta fotoquímica o biofísica a diferentes dosis experimentales de fertilización nitrogenada, se reporta en la literatura científica (colección principal de Web of science) durante los años 2012 a 2019, los artículos relacionados en la Tabla 1-3. Se destaca que el 50% de los estudios reportados fueron desarrollados en Brasil, utilizando sensores que trabajan con longitudes de onda específicas en la región del visible e infrarrojo cercano y mediciones a nivel de dosel. Dentro de esta región los índices de vegetación calculados a partir de valores de longitudes de onda correspondientes al red-edge, presentan altas correlaciones con variables fotoquímicas (N foliar y clorofila) y alta sensibilidad para predecir producción de biomasa en caña de azúcar, está dada la alta influencia de la arquitectura de la planta en la respuesta espectral.

Dentro de los estudios más relevantes que encontraron relaciones significativas entre información espectral, generada a partir de espectroscopia óptica en campo, y concentración de Nitrógeno foliar, bajos diferentes dosis experimentales, se tiene a (Robson et al., 2016), quienes evaluaron 15 variedades de caña de azúcar con sensores satelitales y radiometría de campo a escala de dosel, utilizando seis índices de vegetación de diferencia normalizada. (Amaral & Molin, 2014), evaluaron cuatro variedades con radiometría de campo a escala de dosel, encontrando relaciones significativas entre las dosis de N y tres índices de vegetación calculados. (Abdel-Rahman et al., 2013), trabajaron con una variedad de caña y datos hiperespectrales de un sensor satelital, aplicando algoritmos para simplificar su procesamiento y predicción de la concentración de N foliar. (Miphokasap et al., 2012), midieron espectros de reflectancia en campo a escala de dosel, luego de aplicar la primera derivada calcularon índices de vegetación y estimaron modelos que explicaron significativamente las variaciones de N en tres variedades de caña. (Portz, Molin, et al., 2012), encontraron en tres momentos de desarrollo fisiológico, que un sensor de campo es capaz de identificar la variabilidad del consumo de N en campos sembrados con tres variedades de caña de azúcar. Los resultados obtenidos por estos autores señalan que, en el periodo de crecimiento temprano de la caña de azúcar, se presenta una mayor posibilidad de predecir la absorción de N, recomendando que la medición del contenido de N con sensores de reflectancia, abre un campo de estudio que promete resultados confiables y de gran potencial en aras de una apropiación de la fertilización en tasa variada en cultivos comerciales de gran escala.

Otros estudios además involucraron la comparación entre sensores (Portz et al., 2013), compararon datos de reflectancia de dosel, con los obtenidos por medio de detección ultrasónica para generar mapas de variabilidad espacial en el contenido de biomasa y absorción de N en caña de azúcar. Lograron concluir que la utilización de los sensores de reflectancia de dosel presenta mejores correlaciones cuando los cultivos se encuentran en etapas tempranas de crecimiento, mientras los de detección ultrasónica presentaron mejores correlaciones en cultivos más desarrollados. (Amaral et al., 2014), compararon el rendimiento de diferentes sensores de dosel para guiar la fertilización nitrogenada en cultivos de caña, y concluyeron que no todos los sensores ofrecen resultados positivos para cualquier parámetro que se quiera estudiar, como es el caso de la concentración de N en hojas,

por lo que afirman que “las diferencias existentes entre predios son más importantes que la variabilidad dentro de estos en términos de la concentración de N en la hoja”. (Amaral et al., 2017), presentaron los resultados de un estudio en el que evaluaron la ubicación y cantidad óptima de sensores para conocer la variabilidad espacial en cultivos de caña de azúcar y definir una adecuada aplicación de fertilización nitrogenada en tasa variada. Concluyeron que a pesar de la gran variabilidad que presenta este cultivo, es posible definir una cantidad mínima aceptable de un sensor por cada tres hileras de cultivo para actividades de fertilización.

En general se encuentra que cada estudio reporta el montaje de varios experimentos con diferentes condiciones edafoclimáticas, fuente de fertilización, dosis de Nitrógeno y variedades de caña de azúcar. Sin embargo, es limitado el número de muestreos realizados, con máximo tres momentos de medición tanto de la respuesta espectral como de características fotoquímicas y biofísicas, que responden a diferentes dosis de fertilización nitrogenada durante el ciclo vegetativo del cultivo. Lo anterior, permite inferir que se requieren trabajos específicos para plantear protocolos de medición estándar, que permitan conocer la respuesta espectral de una variedad en particular durante el ciclo vegetativo completo y en condiciones edafoclimáticas particulares, que permitan construir bases de datos de espectros patrón de reflectancia y realizar un seguimiento con mayor periodicidad, en el caso de experimentos con diferentes dosis de fertilización nitrogenada, dada la alta variabilidad de las formas de Nitrógeno disponibles en el suelo y la importancia en el desarrollo óptimo del cultivo.

Otro aspecto importante identificado en los estudios analizados, es que todos los experimentos reportados utilizan los índices de vegetación convencionales de mayor sensibilidad a la estructura del dosel y con diferencias en periodicidades de muestreo de baja frecuencia. Por lo anterior, es importante realizar estudios que involucren otro tipo de bioindicadores espectrales a nivel de hoja y dosel, como los coeficientes de absorción y esparcimiento que no se han reportado para hojas monocotiledóneas de caña de azúcar y el dosel que conforman.

Tabla 1-3. Estudios realizados a nivel internacional encontrados en la literatura científica (Web of science) que aplican métodos de espectroscopia óptica para medir reflectancia en el cultivo de la caña de azúcar a diferentes dosis experimentales de fertilización nitrogenada (últimos ocho años).

Año/ Tipo	Referencia / País	Escala	Variedad de caña	Sensor	Variables biofísicas y/o fotoquímicas	Procesamiento espectros o índices espectrales
1. 2019 Art	(Da Rocha <i>et al.</i> 2019) Brasil	Dosel	SP801816, CTC 2	Crop Circle ACS-430	Altura de tallos, N° tallos, SPAD,Chl	RED, RED-EDGE, NIR, NDVI, NDRE, CI, MTCI, CCCI, SAVI
2. 2017 Art	(Amaral <i>et al.</i> 2017) Brasil	Dosel	SP80-1816, CTC2, CTC20	Crop Circle ACS-430	Producción de tallos Mgha ⁻¹	NDRE: NDRE= [NIR - red edge reflectance]/[NIR + red edge reflectance].
3. 2016 Art	(Pereira <i>et al.</i> 2016) Brasil	Dosel	CTC-04	Landsat 8 (OLI)	Altura de tallos, N° de tallos, N° de hojas verdes abiertas, área foliar por tallo, LAI.	NDVI = pnir – pred / pnir + pred
4. 2016 Art	(Robson <i>et al.</i> 2016) Australia	Dosel	Q186,SP80- 816,N14, Q138,QN01- 1075,QN01-	Landsat TM/ETM + L1T SPOT 5 y 6 Worldview 2 y 3	N foliar	NDVI,GNDVI(SPOT5),GNDVI (LANDSAT),REN2NDVI _{lw} ,REN 2NDVI _{IRA} , REN2NDVI _{ASD}

			1735,KQ228,QBYC 04-10559,SP79- 2313,R570,QC91- 580,Q183,Q208,Q2 40,Q218	Espectroradiom etro SPECIM EAGLE SPECIM HAWK (ARA)		
5. 2015 Art.	(Xiuhua <i>et al</i> 2015) China	Foliar	ROC22	Espectrofotome tro UV-2600	Clorofila total	Primera derivada de espectros de reflectancia, NDVI
6. 2015 Art.	(Rosa <i>et al</i> 2015) Brasil	Dosel	SP81-3250,IAC87- 3396, CTC14,IAC95- 5000,RB-855536, CTC2, RB 867515	GreenSeeker RT200	Altura de tallos, producción de tallos Mgha ⁻¹	NDVI
7. 2015 Art	(Amaral <i>et al</i> 2015) Brasil	Dosel	RB855453,CTC2, RB855156,RB8675 15, CTC17,CTC14,IAC 87-3396,SP81- 3250,IACSP95- 5000,RB85- 5536,CTC20	Crop Circle ACS-470	Producción de tallos Mgha ⁻¹	NDRE
8. 2015 Art	(Amaral <i>et al</i> 2015) Brasil	Dosel	RB867515, IAC87- 3396, SP81-3250, CTC2, SP80-1816	GreenSeeker,C rop Circle models (ACS- 210 and ACS- 430)	Biomasa Mgha ⁻¹ , N foliar, Índice SPAD	NDVI, NDRE
9. 2014 Art	(Amaral <i>et al</i> 2014) Brasil	Dosel	RB855453,CTC2, RB855156, RB867515	Crop Circle ACS-210	N foliar, Índice SPAD	Ambar NDVI, CI, ISR
10. 2013 Art	(Abdel- Rahman <i>et al</i> 2013) Sudáfrica	Dosel	N19	Hyperion	N foliar	Random forest algorithm, NDVI, Cálculo primera derivada de espectros de reflectancia
11. 2013 Art	Portz <i>et al</i> 2013) Brasil	Dosel	No reporta	N-Sensor™ ALS	Biomasa, N foliar	VI = $\ln R_{760} - \ln R_{730}$)*100
12. 2012 Art	(Lebourgeois <i>et al</i> 2012) Isla Reunión	Dosel	R579, R570	Camara multiespectral	LAI, N° de hojas verdes por tallos, SPAD	NDVI, GNDVI, SRPI (simple ratio pigment index)
13. 2012 Art	(Miphokasap <i>et al</i> 2012) Tahilandia	Dosel	KK-3, K84-200, LK92-11	Espectroradióm etro	N foliar	Primera derivada del espectro (FDS), NDI basado en FDS _(750/700) , RVI basado en FDS _(724/700)
14. 2012 Art	(Lofton <i>et al</i> 2012) USA	Dosel	Ho 95-988, L97-128, L99-226, L99-233, LCP 85-384, HoCP 96-540, L 01-283	GreenSeeker	Producción de caña y Producción de azúcar (Mg ha ⁻¹)	NDVI, INSEY (In-season estimates of yield)
15. 2012 Art	(Portz <i>et al</i> 2012) Brasil	Dosel	CTC-9, RB855453, CTC-2, SP 80-3 280	N-Sensor™ ALS	Biomasa, N consumido, N Foliar	VI = $\ln R_{760} - \ln R_{730}$)*100
16. 2012 Art	(Lofton <i>et al</i> 2012) USA	Dosel	Ho 95-988, L97-128, L99-226, L99-233, LCP 85-384, HoCP 96-540, L 01-283	GreenSeeker	Producción de caña, Producción de azúcar (Mg ha ⁻¹) $RI_{Harvest} = (Yield_{Nonlimiting}) / (Yield_{Check})$	NDVI $RI_{NDVI} = (NDVI_{Nonlimiting}) / (NDVI_{Check})$

CAPITULO 2

2. Métodos de investigación

Este capítulo describe aspectos relevantes de los métodos de investigación utilizados, incluyendo la localización del área de estudio, material de siembra, diseños experimentales, métodos de adquisición, desarrollo de sistema de medición y procesamiento de datos espectrales. Esta investigación comprende dos diseños experimentales: i) cultivo de caña de azúcar no controlado en condiciones de manejo comercial de fertilización nitrogenada y ii) controlado en las condiciones de fertilización nitrogenada.

Se describe como cada diseño experimental y desarrollo contribuyó al alcance de los objetivos propuestos. El componente experimental de los objetivos 1 y 4 fue desarrollado en el cultivo no controlado y controlado, respectivamente. Los objetivos 2 y 3 toman como insumo los datos adquiridos en el componente experimental.

2.1. Área de estudio y características de material de siembra

El área de estudio para ambos diseños experimentales fue ubicada en el valle del río Cauca, entre el norte del departamento del Cauca y sur del Valle del Cauca, al suroccidente de Colombia. Clasificada dentro de la zona climática homóloga 6, caracterizada por baja disponibilidad de energía ($424 \text{ cal/cm}^2/\text{día}$) y alta humedad relativa (80%), para el año 2019, y zona agroecológica 11H3, descrita más adelante. El área específica de estudio tuvo una productividad promedio de 116 y 118 toneladas de caña por hectárea (TCH), en los años 2018 y 2019, respectivamente.

El área de ambos experimentos fue sembrada con la variedad CC-011940, seleccionada porque tuvo una participación 43.6% del área total sembrada en Colombia al finalizar el 2019 (CENICAÑA, 2020). El periodo vegetativo promedio de la caña de azúcar en el valle de río Cauca es de 12.5 meses después de emergencia (MDE), sin embargo, para la variedad en estudio se recomienda que la cosecha se realice en edades superiores a los 13 MDE, para mejorar la producción de sacarosa (CENICAÑA, 2018).

Los caracteres agronómicos más sobresalientes de la variedad CC-011940 son: tallos de porte alto (Figura 2-1A), erecto, y entrenudos en zigzag suave (Figura 2-1B). El entrenudo es cilíndrico, corto, con una longitud entre 10 y 13 cm, y un diámetro entre los 35 y 43 mm. Un macollamiento entre los 9 y 13 tallos por cepa, hojas medianas, anchas y curvadas en la base, sin enraizamiento aéreo, y con escasa o nula floración (CENICAÑA, 2018).

Esta variedad presenta un tallo de color verde amarillento cuando no se encuentra expuesta al sol, y amarillo verdoso cuando ha recibido los rayos solares. El nudo muestra un anillo de crecimiento de

color verde amarillento, ligeramente pronunciado, de 3.3 mm de ancho (Figura 2-1C); mientras que, la yagua es de color amarillento con vetas moradas (Figura 2-1D).



Figura 2-1. Características agronómicas de la variedad CC-011940. Fuente: (CENICAÑA, 2018)

La caña de azúcar pasa por cuatro etapas claramente identificables en su periodo vegetativo: la germinación y/o emergencia, el macollamiento, la etapa de rápido crecimiento y la maduración (Figura 2-2).

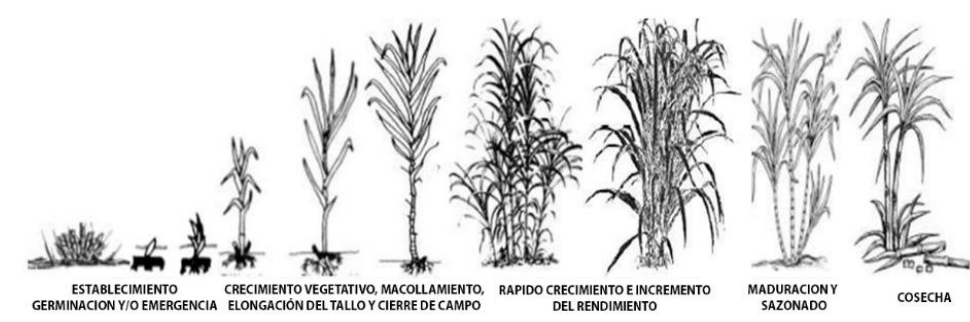


Figura 2-2. Fenología de la caña de azúcar. Fuente: (Aguilar, 2011)

El macollamiento comienza alrededor de los 35 a 40 DDS y se caracteriza por el brote de varios tallos a partir de las articulaciones nodales que se encuentran en la base de los tallos primarios. Los factores que favorecen el macollamiento son: Variedad, los días de larga duración y alta intensidad luminosa, alta temperatura, buenas condiciones de humedad en el suelo y buen contenido de N (Aguilar, 2011). Es una fase de gran importancia en la definición del rendimiento, dado que en su transcurso se establece el número potencial de órganos cosechables o tallos molideros.

En la etapa de rápido crecimiento se da la formación y elongación de la caña con rapidez. Así mismo, en esta fase también se presenta una gran acumulación de materia seca y la planta alcanza su máxima área foliar. Esta etapa puede prolongarse de acuerdo con la variedad, la temperatura y la humedad. Sin embargo, como referencia puede citarse que comienza alrededor de los 120 hasta los 180 DDS. En esta fase el cultivo expresa la máxima respuesta a los factores ambientales y de manejo (Amaya et al., 1995).

2.1.1 Área de estudio diseño no controlado

El experimento se ubicó en seis Haciendas pertenecientes al Ingenio del Cauca S.A. (Figura 2-3), en suertes con manejo agronómico convencional, con similares condiciones edafoclimáticas, variedad, edad fertilización nitrogenada (Tabla 2-1), abarcando un área total de 51.7 ha. Las haciendas corresponden a la zona agroecológica 11H3 (CENICAÑA, 2011), con suelos de texturas franca fina y franca fina sobre arcillosa de orden Mollisol, distribuidos en el cuerpo y pie de los abanicos de la llanura aluvial de régimen údico, con precipitaciones entre 200-600 mm/año, temperatura media de 23.7 °C y altura promedio 1005 m.s.n.m.

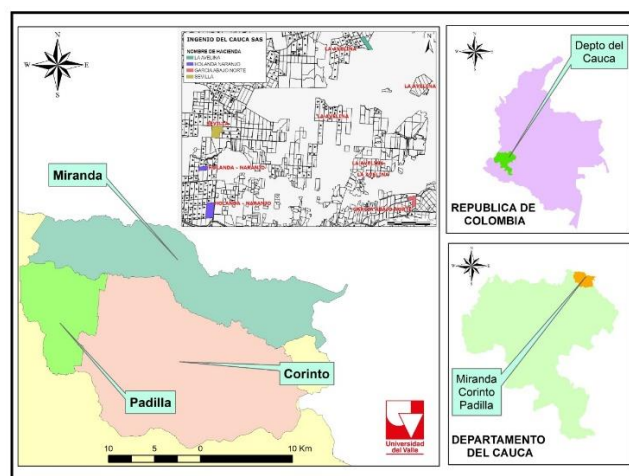


Figura 2-3. Ubicación experimento no controlado

Tabla 2-1. Características haciendas experimento no controlado

Nombre	Suerte	Área (ha)	Variedad	Cortes	TCH	Textura	Serie	Fertilización Urea 46% (kg/ha)	Localización
GARCIA ABAJO NORTE	009B	3.11	CC01-1940	2	135	F-FA	MOLLISOL	350	3°13'19.4"-76°16'27.8"
GARCIA ABAJO NORTE	008A	4.55	CC01-1940	1	118	FAr-FArA-FL	MOLLISOL	350	3°13'15.0"-76°16'24.0"
LA AVELINA	002	5.85	CC01-1940	1	86	F-FL	MOLLISOL	350	3°16'16.6"-76°17'18.0"
HOLANDA - NARANJO	015A	3.74	CC01-1940	4	112	F-FL	MOLLISOL	350	3°13'53.4"-76°20'24.4"
HOLANDA - NARANJO	006	12.68	CC01-1940	1	123	F-FL	MOLLISOL	375	3°13'05.7"-76°20'16.8"
SEVILLA	003A	5.4	CC01-1940	1	132	F-FL	MOLLISOL	350	3°14'35.9"-76°20'05.6"

Este experimento fue monitoreado al final de la etapa de macollamiento y de rápido crecimiento del cultivo, en diciembre de 2018 (edad: ente 2.5 a 3 meses) y marzo de 2019 (edad: 5.5 a 6 meses), respectivamente.

2.1.2 Área de estudio diseño controlado

El experimento está localizado en la Estación Experimental del Laboratorio de Aguas y Suelos Agrícolas - LASA (3°22'22.58" N; 76°31'47.57" O) de la Universidad del Valle sede Meléndez, Cali, Colombia (Fig. 2-4a). A una altura de 995 m.s.n.m. en un clima de bosque seco tropical, caracterizado por presentar dos periodos de lluvia y dos periodos secos intercalados durante el año (Figura 2-4b). Se evaluó las etapas de macollamiento y rápido crecimiento de dos ciclos del cultivo, plantilla y soca 1. Durante las etapas evaluadas del ciclo de plantilla se presentó una precipitación total de 575.4 mm, y una temperatura promedio de 24.1 °C y para la soca 1 una precipitación total de 523.8 mm y una temperatura promedio de 24.6 °C. El tipo de suelo predominante es Udertic Haplustoll, perteneciente a la consociación Arroyo (AY); cuenta con un drenaje interno lento y externo muy lento, y una profundidad efectiva de raíces moderadamente profunda a profunda (Arcila & López, 2012).

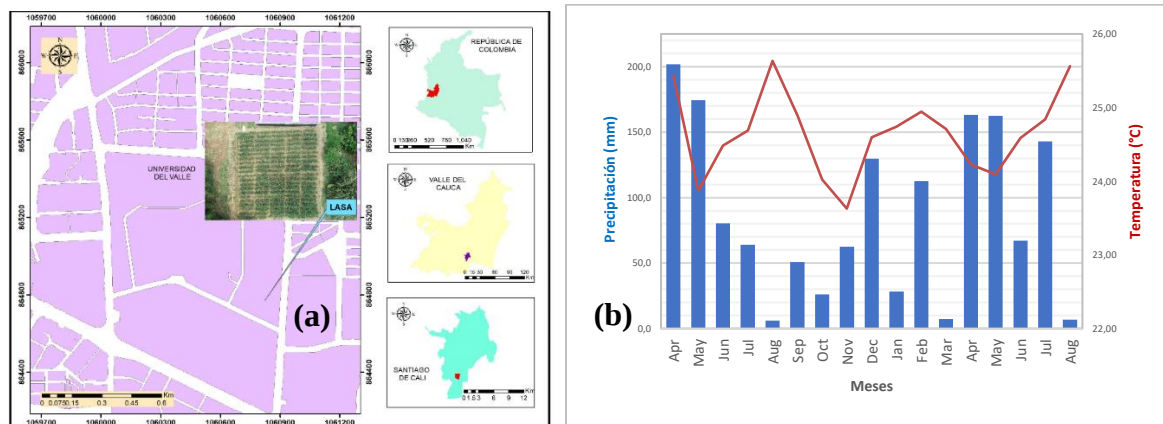


Figura 2-4. Ubicación experimento controlado(a). Precipitación total mensual y temperatura media durante los dos ciclos evaluados (b).

Una vez seleccionada el área para el diseño controlado y reconociendo la alta variabilidad espacial que presentan los suelos, y su influencia en los errores experimentales, se realizó un estudio del suelo (Anexo 1), que parte del trazado de una cuadrícula y ubicación del centroide, para definir las unidades experimentales (UE), y ubicar sitios para toma de muestras de 0-30 cm de profundidad, en el centroide y en cuatro sitios a 1m de este, en dirección a los 4 puntos cardinales (Figura 2-5).

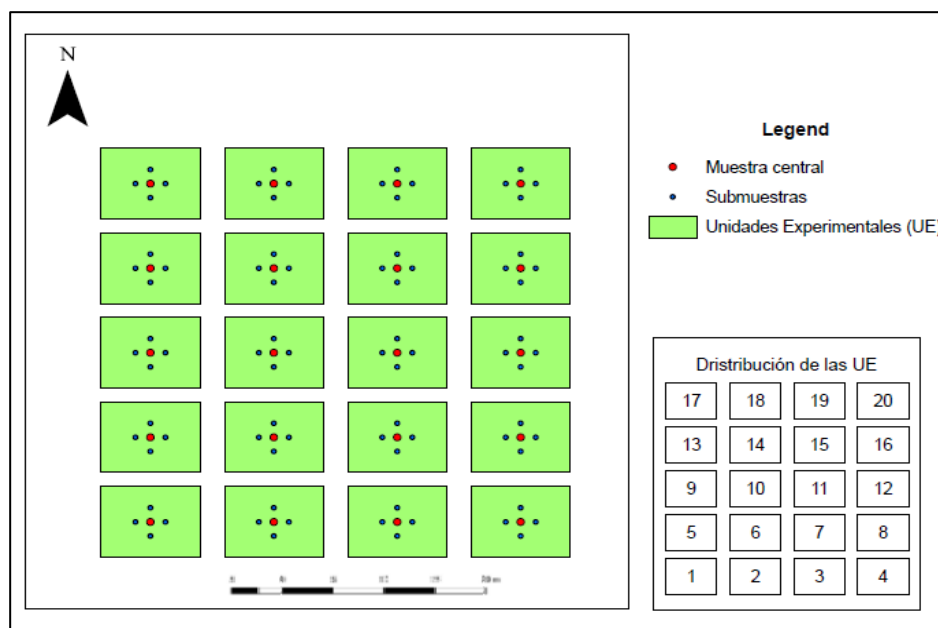


Figura 2-5. Distribución unidades experimentales y sitios de muestreo.

El diseño experimental controlado para la evaluación de los ciclos de plantilla y soca 1, fue en bloques completos al azar, definidos según la variabilidad espacial del contenido de MO (Figura 2-6), con 5 repeticiones y 4 niveles de aplicación de una fuente de nitrógeno (solución UAN-32), dejando las otras variables constantes (fuente de fertilizante, época y método de aplicación), distribuidos de forma aleatoria en cada bloque, para un total de 20 (UE) de 33 m², conformada por cuatro (4) surcos de 5 m de largo y espaciados 1.65m, sembrados con la variedad de caña CC 01-1940 (Figura 2-7). Para evitar el efecto de borde entre tratamientos, se dejó un surco entre parcelas. Los niveles de N aplicados fueron los siguientes: (i) T1: no aplicación de N; (ii) T2: 80 kg N ha⁻¹; (iii) T3: 160 kg N ha⁻¹; (iv) T4: 240 kg N ha⁻¹. El nivel T3 corresponde a la dosis comercial usada en el diseño no controlado. Para la aplicación de las dosis de N y suplir las necesidades básicas de los otros elementos fundamentales, se programaron fertirriegos acordes a la tasa de absorción (kg ha⁻¹-mes⁻¹) de cada elemento, propuesta por (CENICAÑA, 2018) y el estudio del suelo. Otras prácticas agrícolas, incluyendo adecuación del terreno, control de enfermedades y plagas, aplicación de herbicidas, fueron realizadas según las recomendaciones de CENICAÑA.

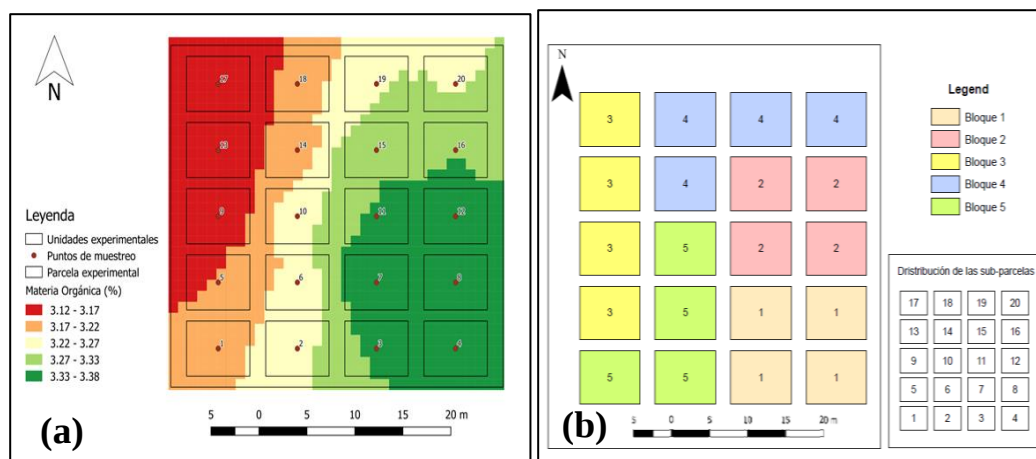


Figura 2-6. Mapa de variabilidad espacial del contenido de materia orgánica (MO) del suelo (a). Distribución de bloques (b).

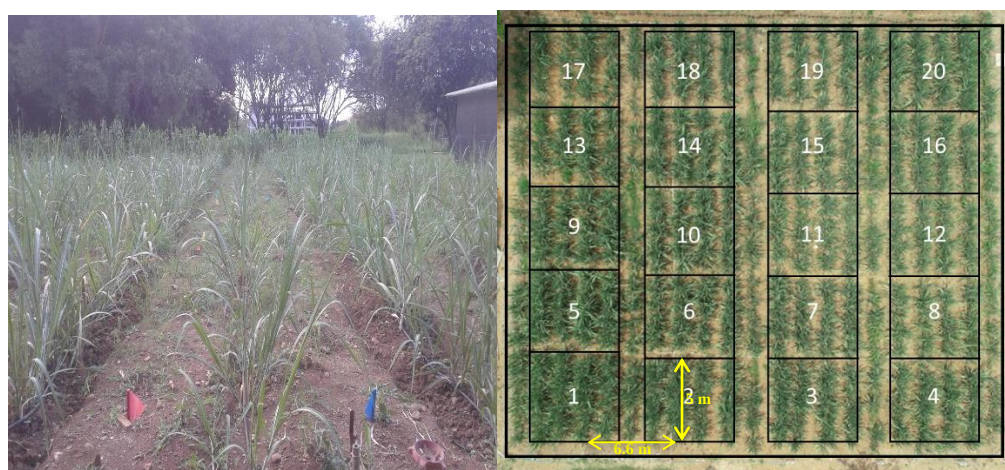


Figura 2-7. Configuración unidades experimentales.

La siembra de plantilla se realizó el 20 de abril de 2018, disponiendo trozos de tallo en el fondo del surco (Figura 2-8), a razón de 7 a 10 yemas por metro lineal. En este ciclo se realizaron 6 campañas de medición mensuales a partir de los 60 DDS hasta los 210 DDS. El ciclo correspondiente a la soca 1 inició el 11 de diciembre, después de cosechar la plantilla. Para este ciclo también se realizaron 6 campañas de medición mensuales a partir de los 60 DDC hasta los 210 DDC. Para un total de doce (12) campañas de muestreo en el diseño controlado.



Figura 2-8. Siembra y germinación ciclo de plantilla.

2.2 Muestreo y adquisición de datos

El muestreo y la adquisición de datos varió acorde al tipo de diseño, variable a medir y escala de medición. En la sección anterior se describieron los diseños, a continuación, se resumen las variables de respuesta, el protocolo de muestreo y el método utilizado (Tabla 2-2), con relación al diseño y los objetivos planteados en esta investigación.

Tabla 2-2. Variables espectrales, fotoquímicas, biofísicas y método de medición.

Variable		Método	Diseño
Espectrales foliar y dosel	Reflectancia (R)	Radiometría in situ	No Controlado/Controlado
	Transmitancia (T)		
Fotoquímicas	Nitrógeno (N)	Kjeldahl en laboratorio	No Controlado/Controlado
	Clorofila a y b (Chl)	Sonicación - Espectrofotometría en laboratorio	No Controlado/Controlado
	Índice Spad (SPAD)	Clorofilómetro in situ	No Controlado/Controlado
Biofísicas	Número tallos (SN), altura tallos (SH), hojas verdes completamente expandidas (GLFE) y TCH	Medición in situ.	No Controlado/Controlado Para el caso del diseño controlado la variable TCH se midió a los 210 DDS y DDC. Por lo tanto, se debe interpretar en este estudio como toneladas de caña hectárea al mes siete.
	Índice de área foliar (LAI)	Fracción gap. LAI-2200C Analizador de dosel in situ	Controlado

El protocolo de muestreo de las variables de respuesta en el diseño no controlado, aplicado en las dos campañas de medición, fue un muestreo multi etapas, el cual consistió en identificar la unidad muestral primaria, que corresponde al número total de surcos en la suerte, dividido por un número mínimo de surcos logísticos y seleccionados a partir de la suma de un número aleatorio entre uno y el cociente. La unidad muestral secundaria es una sección longitudinal de 10 m aleatoria anidada en cada surco y finalmente una unidad muestral terciaria de 1 m aleatoria, correspondiente a una cepa de caña, anidada en la unidad muestral secundaria. Sobre la unidad terciaria se realizó en orden de mención, la medición directa de variables espectrales a escala foliar, biofísicas (Figura 2-9) y el

muestreo destructivo para la determinación de variables fotoquímicas, excepto SPAD. Sobre la unidad secundaria se midió las variables espectrales a escala de dosel. En cada suerte varió el número de surcos seleccionados como se presenta en la Tabla 2-3.

Tabla 2-3. Número de unidades muestrales primarias por suerte

Nombre	Suerte	surcos
GARCIA ABAJO NORTE	009B	9
GARCIA ABAJO NORTE	008A	9
LA AVELINA	002	9
HOLANDA - NARANJO	015A	7
HOLANDA - NARANJO	006	8
SEVILLA	003A	10



Figura 2-9. Medición de variables biofísicas en diseño no controlado

El protocolo de muestreo en el diseño controlado, tanto para el ciclo de plantilla como la soca 1, se realizó en función de las unidades experimentales y las campañas de medición, así: las variables espectrales a escala foliar y fotoquímicas, excepto SPAD, se midieron sobre una planta seleccionada aleatoriamente en cada surco por unidad experimental, para un total de 80 plantas por campaña de medición. Para las variables biofísicas y SPAD se etiquetaron 5 plantas aleatoriamente por surco de cada unidad experimental, teniendo en cuenta que cada unidad experimental tuvo 4 surcos, se midieron 20 plantas por unidad experimental y 400 plantas en total por campaña de medición. Las variables espectrales a escala de dosel se midieron sobre la longitud total de cada surco por unidad experimental. La variable SPAD corresponde a la media de tres lecturas en el tercio medio del haz de la hoja TDV (Top Visible Dewlap) de cada planta. Esta área de estudio fue equipada con una estación meteorológica Davis Vantage Pro2 (Davis Instruments Corp).

A continuación, se describen los métodos utilizados en la medición y determinación de las diferentes variables de respuesta evaluadas. Los detalles del método de las variables espectrales se presentarán en la siguiente sección. Para el caso de las variables fotoquímicas, se seleccionó aleatoriamente cepas de cada unidad muestral o unidad experimental, según corresponda, en las cuales se identificó y corto

del tallo principal la primera hoja con lígula visible o TDV en sentido descendente. Estas fueron llevadas al laboratorio para diseccionar el tercio medio de cada hoja, eliminando la nervadura central y de este obtener una muestra de tejido foliar, acondicionada de manera diferente para la determinación de N y Chl.

Para la determinación de concentración de nitrógeno foliar (CNF), se unificó una muestra por unidad experimental. Posteriormente, se secaron al horno a 60° durante 24 horas, se pasaron por un molino para tejido vegetal y se obtuvo un tamaño de partícula apropiado. La concentración de N foliar (CNF) fue determinada por el método Kjeldahl, realizando predigestión por 24 horas con H₂SO₄ reactivo analítico y catalizadores compuestos por sulfato de cobre y sulfato de potasio. Posteriormente se realizó la digestión sometiendo la muestra foliar a 250 °C por 30 minutos y luego a 350 °C por dos horas, hasta lograr que las muestras tornaran verdes traslúcidos. Luego, se realizó la destilación de estas usando NaOH al 40 % y recogiendo el N amoniacal en ácido bórico con indicador. El porcentaje de N fue cuantificado usando ácido sulfúrico 0.005 N, en la titulación.

Para la determinación de Chl, se tomó de la muestra de tejido foliar humedo de cada planta 0.15 g, estos se llevaron a un tubo de ensayo donde se adicionó 4 ml de acetona al 80%. Luego, se llevaron al equipo de ultrasonido y se programó la sonicación durante un periodo de 15 min. Una vez finalizada la sonicación, se refrigeraron las muestras a 4°C durante 24 h, para garantizar mayor efectividad en la extracción de pigmentos. Posteriormente, se trasvasa el sobrenadante a un balón aforado de 10 mL, garantizando que no pasen partículas de tejido vegetal y completando el volumen con acetona al 80%. A continuación, se procede a realizar las lecturas de absorbancia del extracto de la muestra vegetal a diferentes longitudes de onda: 647 nm y 663 nm, empleando celdas de cuarzo de 1 cm de paso óptico. Una vez fijada la longitud de onda de interés, se fija la lectura del blanco de muestra empleando acetona al 80%, a continuación, se registra el valor de absorbancia reportado para cada muestra. La concentración de Chl se determinó utilizando expresión propuesta por (Lichtenthaler, 1987):

$$Chl\ a = (12.25 * A_{663} - 2.79 * A_{647}) * Vol\ muestra / peso\ muestra \text{ (Ecuación 2-1)}$$

$$Chl\ b = (21.5 * A_{647} - 5.1 * A_{663}) * Vol\ muestra / peso\ muestra \text{ (Ecuación 2-2)}$$

Donde:

Chl a = Contenido de Clorofila a expresado en $mg\ Chl\ a * g\ tejido\ vegetal^{-1}$.

Chl b = Contenido de Clorofila b expresado en $mg\ Chl\ b * g\ tejido\ vegetal^{-1}$.

A_{647} = Absorbancia de la muestra a 647 nm

A_{663} = Absorbancia de la muestra a 663 nm

$Vol\ muestra$ = Volumen final del extracto expresado en litros (0.01 L)

$peso\ muestra$ = peso muestra de tejido vegetal expresada en gramos (0.15 g)

Para la medición de la variable biofísica SN se contó el número de tallos por cepa (Chabot et al., 2005). La HS se midió como la altura desde la base del suelo hasta la TVD (Figura 2-10a), de acuerdo

a la metodología de (Dillewijn, 1952), la cual se ha implementado en varios estudios (Lebourgeois et al., 2012; Portz, et al., 2012). El GLFE se midió contando directamente el número de hojas siguiendo las recomendaciones de (Pereira et al., 2016). La medición del LAI se realizó siguiendo las instrucciones de configuración acordes a la estructura de dosel y arreglo de la UE, e instrucciones de operación dadas por el fabricante (LI-COR, 2015). Adicionalmente, se tomaron muestras de control para cuantificar valores de biomasa área fresca y seca por componente, y en la campaña 6 de los dos ciclos evaluados, la cuantificación TCH por UE, que representa el peso de tallos frescos Figura (2-10b).

La cuantificación del componente de masa seca y fresca de hojas verdes por área, se utilizó para determinar el CNF y Chla ó b por unidad de área (CNF, Chla-b, en g.m^{-2}), este dato en producto con el índice de área foliar (LAI, en $\text{m}^2.\text{m}^{-2}$), permitió determinar el contenido de N (N_c en g.m^{-2}) y Chl-a ó -b en el dosel ($Chla-bc$ en g.m^{-2}), a partir del ajuste de la ecuación utilizada por (Lebourgeois et al., 2012) :

$$N_c = CNF \times LAI \text{ (Ecuación 2-3)}$$

$$Chla-bc = Chla-b \times LAI \text{ (Ecuación 2-4)}$$



Figura 2-10. Medición de altura de tallos (a) y TCH – mes (b). Fuente: (Portz, et al., 2012)

2.3 Desarrollo de sistema de medición y adquisición de datos espectrales

Como variable de respuesta asociada a los diseños se tienen dos variantes, en relación con la escala de medición de los datos espectrales: Espectros de reflectancia y transmitancia difusa a escala foliar y de dosel. Para la captura de estos se desarrolló un sistema de medición basado en espectroscopia óptica en el rango VIS-NIR. El sistema se configuró para calcular cada espectro de reflectancia o transmitancia con un tiempo de integración de 200 ms y un promedio de cinco lecturas por muestra, realizadas entre las 10:00 h y las 15:00 h en días donde las condiciones climáticas y radiación solar fueron estables, durante las diferentes campañas de medición de los dos diseños en estudio (Anexo 2 y 3).

El sistema de medición utilizado a escala foliar se conformó por un microespectrómetro STS:VIS-NIR (336-822 nm), con una resolución óptica de $1.5 \text{ nm} \pm 0.05 \text{ nm}$, slit de $25 \text{ }\mu\text{m}$ y 1024 pixeles, acoplado a: i. laptop por USB o microcontrolador Raspberry PI con tarjeta SD, comunicación Wireless y batería Lithium-ion de 3000 mAh, y ii. fibra óptica VIS-NIR, con diámetro de $200 \text{ }\mu\text{m}$ y una apertura óptica de 28° . Para medir reflectancia, la fibra óptica se ubicó aproximadamente en ángulo de 45° y a una distancia de 2 cm sobre el haz, en la parte central del tercio medio de la primera hoja con lígula visible, dispuesta en posición horizontal para simular una superficie Lambertiana y reducir efectos de retro-esparcimiento (Figura 2-11a). La transmitancia a escala foliar se midió colocando perpendicularmente la fibra óptica sobre el envés (Figura 2-11b). Esta técnica de muestreo fue utilizada previamente en mediciones de reflectancia de caña, maíz, colza, algodón, entre otros cultivos (Li et al., 2016; Miphokasap et al., 2012; Ramos, 2015; Suarez et al., 2016).



Figura 2-11. Medición a escala foliar de reflectancia (a) y transmitancia difusa en campo (b).

El sistema de medición a escala de dosel, además de la configuración descrita anteriormente, se programó para tomar lecturas continuas durante 60 ó 30 segundos y recorrer una distancia de 10 o 5m, respectivamente, equivalente al largo de la unidad muestral secundaria o la UE, según el diseño experimental en estudio. El sistema se conformó por una unidad aérea para medir espectros de reflectancia y transmitancia difusa y otra unidad en tierra para adquirir los espectros de irradiancia de referencia. La unidad aérea para adquisición de datos hiperespectrales, estaba compuesta de una plataforma aérea con acondicionamiento mecánico y electrónico para transportar un sensor hiperespectral (microespectrómetro STS: VIS-NIR), acoplado a laptop o microcontrolador Raspberry PI y a dispositivo de regulación de apertura óptica entre 1° y 28° , que permitió variar entre 3° y 8° (primeras 4 campañas y 2 últimas campañas, respectivamente), el área circular de respuesta espectral acorde al punto de interés sobre el cultivo. El sistema se ubicó a una distancia vertical de aproximadamente 1 m sobre el dosel del cultivo para medir reflectancia (Figura 2-12a), y en la zona del tallo a partir de donde se observan las hojas verdes completamente expandidas, sin presentar procesos de senescencia en más del 50% del área foliar, para medir transmitancia sobre una capa homogénea de hojas superpuestas (Figura 2-12b). La unidad en tierra está conformada por los mismos componentes descritos anteriormente, según la escala de medición, excepto la plataforma aérea. Además, incluyó un panel blanco de referencia, con Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm. También incluyó un panel oscuro de referencia, con el fin de disminuir ruido del sensor ocasionado por cambios en la temperatura del

sensor y el tiempo de integración durante la operación (Figura 2-12c). Esta unidad también se empleó en las mediciones a escala foliar.

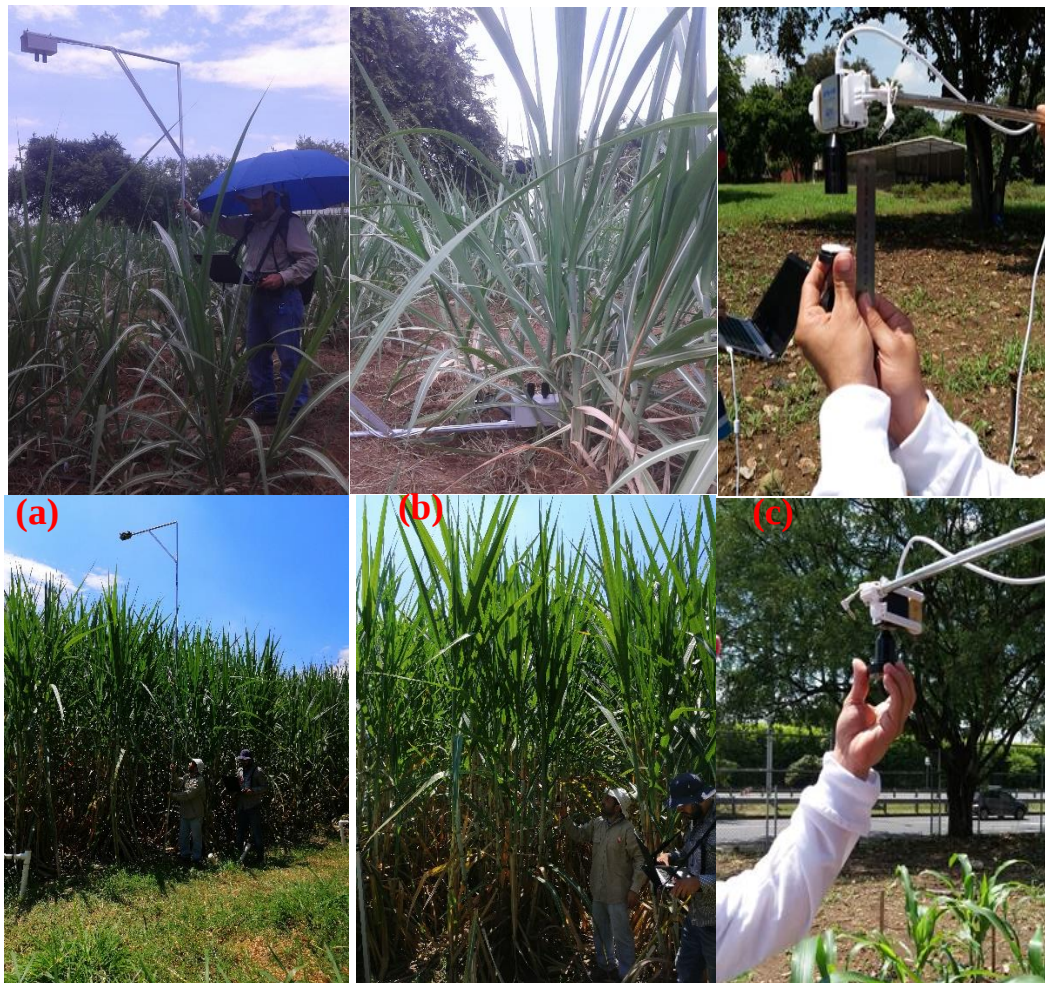


Figura 2-12. Medición a escala de dosel de reflectancia (a), transmitancia (b) y referencia (c).

La integración de las dos unidades permitió medir la reflectancia o transmitancia y los cambios en la irradiancia de referencia al tiempo. Esto con el propósito de evitar saturación, eliminar el efecto de cambios en las condiciones de iluminación y garantizar que las diferentes mediciones de espectros de reflectancia sean comparables. El sistema también garantizó independencia de efectos atmosféricos, dado que la plataforma aérea operó a baja altitud.

Según el protocolo de muestreo para el diseño no controlado y la configuración del sistema de medición utilizado en las dos campañas, se tomaron a escala de dosel 9880 y 520 espectros de reflectancia y transmitancia, respectivamente. A escala foliar se registraron 520 espectros, tanto de reflectancia como de transmitancia.

En el diseño controlado y acorde al plan de muestreo y configuración del sistema de medición utilizado durante las doce campañas, para las mediciones a escala de dosel, se realizó un registro

continuo a lo largo de cada surco por UE, obteniendo un total 48000 espectros de reflectancia y 9600 registros puntuales de reflectancia y transmitancia difusas. A escala foliar, se registraron un total de 9600 espectros de reflectancia y transmitancia. Para garantizar la repetitividad y la reproducibilidad de los datos, se tuvo en cuenta los lineamientos de las Normas ISO de la familia 19100 y el IGAC que siguen las recomendaciones de la OGC (Open Geospatial Consortium). Adicionalmente, para monitorear metadatos meteorológicos se instaló una estación Davis Vantage Pro2 (Davis Instruments Corp).

2.4 Procesamiento de datos

El procesamiento de datos se realiza para cumplir el objetivo 2, con este propósito los datos espectrales, tanto a escala de dosel como foliar, fueron exportados en formato ASCII usando el software *OceanView* (Ocean Optics Inc., Florida USA). Posteriormente, los datos fueron importados con el software R y convertidos a objetos hiperespectrales, para realizar el proceso de análisis exploratorio, que consistió en identificar espectros anómalos o atípicos y excluir longitudes de onda entre 336 nm y 449 nm con alteraciones en la relación señal– ruido, dado que estos datos, cuando son incorporados tienden a incrementar el error en los modelos estadísticos (Zainol et al., 2014) y reducen significativamente la confiabilidad (Pell, 2000).

Una vez realizado el análisis exploratorio, se aplicó a los datos hiperespectrales de reflectancia un tratamiento matemático, que no generó riesgos de sobrestimación en los modelos estadísticos (Barbin et al., 2012; Stenvens & Ramirez-López, 2014). Por lo anterior, se utilizó un tratamiento para corregir efectos del esparcimiento múltiple de la luz, MSC (Multiplicative Signal Correction) (Geladi et al., 1985), y el algoritmo de suavizado Savitzky-Golay para minimizar el ruido generado por el instrumento o condiciones ambientales, pero conservando información de mínimos, máximos relativos y ancho entre picos (Barbin et al., 2012; Luo et al., 2005). Además, con el propósito de no modificar las características espectrales de los datos, lo cual puede llevar a interpretaciones erradas de los resultados (Vaiphasa, 2006).

La base de la corrección por múltiple scattering (MSC) es el hecho que la dependencia del esparcimiento de la luz en determinada longitud de onda es diferente que la de absorción de luz de base química. El esparcimiento para cada muestra se estima en relación con un espectro "ideal", en este caso el promedio, y el espectro de cada muestra se corrige en función de este (Geladi et al., 1985).

Esta versión de MSC utiliza una regresión de mínimos cuadrados ordinarios entre el espectro de la muestra X y el espectro "ideal", para calcular los términos a y b , y el espectro corregido X_1 , a partir de la ecuación 2-5:

$$X_1 = \frac{(X-a)}{b} \quad (\text{Ecuación 2-5})$$

El filtro Savitzky-Golay consiste en ajustar un conjunto de datos consecutivos a un polinomio y tomar el punto central de la curva polinómica ajustada como un nuevo dato suavizado (Savitzky & Golay, 1964), con la ventaja que suaviza el espectro de reflectancia conservando las características de la distribución inicial, como se mencionó anteriormente. El filtro obedece a la ecuación 2-6:

$$x_j^* = \frac{1}{N} \sum_{h=-k}^k C_h x_{j+h} \quad (\text{Ecuación 2-6})$$

donde x_j es el nuevo valor, N es un coeficiente de normalización, k es el tamaño del espacio en cada lado de j y Ch son coeficientes calculados previamente, que dependen del orden seleccionado.

Otro tratamiento dado, particularmente, a los datos espectrales de reflectancia a escala de dosel fue el cálculo aritmético de bioindicadores espectrales en longitudes de onda específicas y en su mayoría diferencias normalizadas, principalmente en la región del visible (VIS) y el infrarrojo cercano (NIR). Se procedió a calcular 29 bioindicadores (Tabla 2-4) para cada uno de los espectros de reflectancia por campaña, tanto en el diseño no controlado como el controlado, y posteriormente se determinó el promedio de cada índice por unidad muestral y UE, respectivamente. Estos bioindicadores fueron seleccionados de acuerdo con su utilidad reportada en la literatura y la oferta de sensores comerciales que permiten su determinación con resolución multispectral. Para algunos análisis estadísticos se redujo el número de bioindicadores utilizados debido al alto grado de correlación entre estos.

Tabla 2-4. Bioindicadores y familia de índices

BIOINDICADOR	FAMILIA
(2) $NDVI_{750/650} = (750 - 650) / (750 + 650)$	Familia NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)
(6) $NDVI = (820 - 668) / (820 + 668)$	
(7) $NDVIRE = (717 - 668) / (717 + 668)$	
(8) $NDERE = (820 - 717) / (820 + 717)$	
(9) $GNDVI = (820 - 560) / (820 + 560)$	Familia GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index)
(10) $GNDRE = (717 - 560) / (717 + 560)$	
(3) $NDVIg = (750 - 550) / (750 + 550)$	Familia BNDVI (Blue Normalized Difference Vegetation Index)
(11) $BNDVI = (820 - 475) / (820 + 475)$	
(12) $BNDRE = (717 - 475) / (717 + 475)$	
(13) $EVI = 2.5 * (820 - 668) / (820 + 6 * 668 - 7.5 * 475 + 1)$	Familia EVI (Enhanced Vegetation Index)
(14) $EVIRE1 = 2.5 * (717 - 668) / (717 + 6 * 668 - 7.5 * 475 + 1)$	
(15) $EVIRE2 = 2.5 * (820 - 717) / (820 + 6 * 717 - 7.5 * 475 + 1)$	
(16) $CVI = (820 * 668) / (560^2)$	Familia CVI (Circular Vegetation Index)
(17) $CVIRE1 = (717 * 668) / (560^2)$	
(18) $CVIRE2 = (820 * 717) / (560^2)$	
(1) $Ciredge = (750 / 710) - 1$	Familia CI (Chlorophyll Index)
(4) $Cigreen = (820 / 550) - 1$	
(19) $CIRE1 = 717 / (668 - 1)$	
(20) $CIRE2 = 820 / (717 - 1)$	
(21) $CIG = 820 / (560 - 1)$	
(22) $CIGRE = 717 / (560 - 1)$	
(5) $CCCI = ((820 - 717) / (820 + 717)) / ((820 - 668) / (820 + 668))$	Familia NGRDI (Normalized Green Red Difference Index)
(23) $NGRDI = (560 - 668) / (560 + 668)$	
(24) $ENDVI = ((820 + 560) - (2 * 475)) / ((820 + 560) + (2 * 475))$	Familia ENDVI (Enhanced Normalized Difference Vegetation Index)

(25) $ENDRE = ((717+560)-(2*475))/((717+560)+(2*475))$	
(26) $NDRE = ((780-730)/(780+730))$	
(27) $VOGRE = (740)/(720)$	
(28) $DVI = ((780-668)$	
(29) $MNDVI8=((755-730)/(755+730))$	

Nota: El número entre paréntesis corresponde al orden asignado en el análisis de correlación y regresión.

Tanto el análisis exploratorio como el tratamiento matemático, se realiza con el propósito de generar una base de datos hiperespectrales, que logre disminuir los errores, al utilizar los datos, en la determinación de espectros patrón, determinación de coeficientes espectrales, cálculo de bioindicadores, la construcción de modelos estadísticos de correlación y regresión de variables fotoquímicas o biofísicas y la evaluación de la sensibilidad de bioindicadores espectrales en identificar algún tipo de estrés por tensión ambiental.

2.4.1 Determinación de coeficientes espectrales

La determinación de coeficientes espectrales se realizó combinando dos modelos: Uno basado en la teoría de la teoría de Kubelka-Munk (K-M), esta permite determinar relaciones entre los coeficientes de absorción (k) y esparcimiento (s) del medio, a partir de las mediciones de reflectancia y transmitancia difusas (Kumar et al., 2001). Sin embargo, el interés es determinar independientemente los índices k y s . Esto se logró complementando K-M con el Modelo de Placas (Allen & Richardson, 1968), este considera que la estructura del medio está organizada por varias capas paralelas, entre las cuales ocurren múltiples reflexiones, donde una parte de la luz es transmitida y otra reflejada, por lo tanto, a partir de mediciones de reflectancia y transmitancia difusas, fue posible determinar por separado los coeficientes k y s . A partir de esta consideración, y dar cumplimiento al objetivo 3, se calcularon los coeficientes a nivel foliar y de dosel, para explorar su relación con una variable fotoquímica o biofísica.

2.4.2 Determinación de espectros patrón del diseño no controlado

A partir del análisis exploratorio de los datos espectrales del diseño experimental no controlado, se inició el proceso para establecer los espectros patrón de reflectancia y transmitancia difusas durante la etapa de macollamiento y rápido crecimiento de la variedad CC 01-1940 de caña de azúcar. Posteriormente, se aplicó un análisis de datos funcionales (ADF) (Ramsay & Silverman, 2002) con el software R, para lo cual se utilizó un proceso de suavizado por Bases B-splines (conjunto de funciones $\{\phi_k\}_{k \in \mathbb{N}}$), que utiliza un polinomio de grado m para convertir y ajustar los datos a curvas hiperespectrales de reflectancia y transmitancia que varían sobre valores continuos de longitud de onda, denominadas en adelante dato funcional.

Las bases de B-Splines (Eubank, 1999), permiten aproximar todas las funciones facilitando así su manejo. Sus características se basan en las siguientes propiedades:

- Cada elemento de la base $\phi_k(w)$ será una función Spline de orden m y partición τ .
- Cualquier combinación lineal de funciones Splines es una función Spline.

- Cualquier función Spline de orden m sobre la partición τ se puede expresar como combinación lineal de las funciones de la base.

En ADF los datos en lugar de ser un conjunto de vectores, como en análisis multivariado clásico, son un conjunto de curvas construidas a partir de regresiones, optimizadas por validación cruzada. El dato funcional se define a partir de una base de funciones $\{\phi_k\}_{k \in \mathbb{N}}$, tal que cualquier función puede representarse mediante una combinación lineal de ella,

$$x(w) = \sum_{k=1}^K c_k \phi_k(w) \quad (\text{Ecuación 2-7})$$

Una vez construido el dato funcional, se pueden extender conceptos de la estadística escalar a la funcional conservando la coherencia del concepto, pero adicionando elementos de análisis como pendientes, puntos de inflexión, entre otros. De esta manera los espectros patrón se determinaron utilizando funciones descriptivas definidas, según (J. Ramsay & Silverman, 2002) como:

- Media funcional: $\bar{x}(w) = N^{-1} \sum_{i=1}^N x_i(w)$ (Ecuación 2-8)
- Varianza funcional: $V[x(w)] = (N - 1)^{-1} \sum_{i=1}^N [x_i(w) - \bar{x}(w)]^2$ (Ecuación 2-9)

Como complemento para analizar los datos funcionales obtenidos en el experimento no controlado e identificar diferencias entre las suertes estudiadas, según la clasificación de productividad definida por el ingenio al que pertenecen, se aplicó una prueba t-funcional, basada en el método de permutancia (Coffey & Hinde, 2011; J. Ramsay & Silverman, 2002), el cual permitió obtener una distribución nula del estadístico de prueba $T(w)$ y un valor-p para determinar el resultado de la prueba.

La Prueba t-funcional se realizó mediante pruebas de permutación utilizadas por (Ramsay & Dalzell, 1991), lo cual se resume en los siguientes pasos básicos:

1. Se determinó el número de puntos (n) y el número de permutaciones (d).
2. Las etiquetas de las curvas se mezclaron d veces y $T(w)$ se calculó cada vez por n puntos. Los resultados se denominan $T_{\text{valores nulos}}(w)$ y son una matriz de dimensión $n \times d$.
3. Las diferencias máximas se tienen en cuenta para cada permutación junto con n puntos. Estas diferencias crean una distribución nula que se representa con $T_{\text{nula}}(w)$. Como resultado, se obtiene un vector de columna en la longitud de d .
4. Para los datos originales, $T(w)$ se calculó en n puntos. El mayor de estos valores es $T_{\text{Máximo observado}}(w)$.
5. El valor crítico puntual es la curva formada por el cuantil $[T_{\text{valores nulos}}(w); \alpha]$ sobre todas las permutaciones del vector en cada punto y el valor máximo en todas las permutaciones, por lo que es un vector columna de n dimensiones.
6. El valor máximo se denominó valor crítico máximo y es simplemente $T_{\text{nula}}(w)$.

2.4.3 Análisis multifactorial (AMF) del diseño no controlado

Este método de análisis multivariado (Pagès, 2002), se utilizó para establecer las relaciones entre los grupos de variables cuantitativas (fotoquímicas, biofísicas y espectrales en términos de bioindicadores) medidas en las unidades muestrales del experimento no controlado, y adicionalmente en relación con variables cualitativas como el sitio (suerte) y la clasificación de productividad de las suertes evaluadas.

El AMF se considera como un método de análisis factorial general (Kassambara, 2017), fundamentado en: Análisis por componentes principales (ACP) cuando las variables son cuantitativas y análisis de correspondencia múltiple (ACM) cuando las variables son cualitativas.

Para analizar simultáneamente todos los grupos de variables, el AMF permitió realizar un equilibrio de influencias de cada grupo, a través de la ponderación de las variables y su normalización con el mismo valor de ponderación. Según (Kassambara, 2017), a cada variable del *i*-ésimo grupo se asigna un peso igual al inverso del primer valor propio del PCA o ACM acorde al tipo de variable del *i*-ésimo grupo. La organización de los grupos activos y complementarios e interpretación de resultados, se realizaron con los paquetes FactoMiner y Factoextra del software R, según las recomendaciones de (Hervé Abdi & Williams, 2010; Bendixen, 1996; Kassambara, 2017; Pagès, 2002).

2.4.4 Análisis de varianza con medida repetida en el tiempo del diseño controlado

Cuando un efecto de interés es medido en varios momentos durante una experimentación y se sabe que este efecto es acumulativo, en este caso, es posible analizar tres variaciones, el efecto de los tratamientos, el bloque y el tiempo. El interés principal es analizar el comportamiento de los tratamientos a través del tiempo, por lo que la diferencia con otros modelos de datos estadísticos tradicionales es que mide la misma variable, en la misma unidad de observación, más de una vez, por tanto, las respuestas no son independientes.

En este estudio, para el caso del diseño controlado se trató específicamente de un experimento que posee un factor de medida repetida (tiempo – 6 campañas) y dos factores entre los cuales hay un efecto bloque o factor control con 5 niveles, definidos por la variabilidad espacial del contenido de materia orgánica y el otro es el factor tratamiento con cuatro niveles (dosis de N), como se describió en la sección 2.1.2.

En la Tabla 2-5 se presenta el conjunto de factores, niveles y tratamientos que conforman el diseño de experimentos planteado. Para la realización de este diseño, los tratamientos fueron asignados de manera aleatoria.

Tabla 2-5. Factores, niveles y tratamientos.

Factor	Niveles	Tratamientos
Bloque (Parcelas con rango similar de materia orgánica)	1,2,3,4,5	
Tratamiento (Dosis fertilizante 0,80,160 y 240 kg N ha ⁻¹)	T1, T2, T3, T4	=tratamientos
Tiempo (Medida repetida, campañas de medición)	1,2,3,4,5,6	

De acuerdo con el comportamiento de las diferentes variables (Fotoquímicas, biofísicas y espectrales en términos de bioindicadores) medidas en el experimento controlado, se requirió la aplicación de los diseños de medidas repetidas y bloques completos al azar.

2.4.4.1 Diseño de medidas repetidas

El factor tiempo se ha medido en diferentes puntos de tiempo, dentro de un efecto bloque en el cual se han aplicado todos los niveles del factor tratamiento. El modelo lineal general que representa este diseño está dado por la ecuación 2-10:

$$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \tau_k + (\alpha\tau)_{i/k} + (\beta\tau)_{j/k} + \varepsilon_{ijk} \quad (\text{Ecuación 2-10})$$

$i=1,2,3,4,5 \quad j=1,2,3,4 \quad k=1,2,3,4,5,6$

donde μ es la media general, α_i es el efecto del i -ésimo nivel del efecto bloque (parcelas); β_j es el efecto de los tratamientos (dosis fertilizante); τ_k es el efecto del factor de medida repetida (tiempo), $(\alpha\tau)_{i/k}$ es la interacción entre el efecto bloque y la medida repetida, $(\beta\tau)_{j/k}$ es la interacción entre los tratamientos y la medida repetida, y ε_{ijk} es el error aleatorio.

En el diseño de medidas repetidas, el factor de medida repetida es el factor intra-sujeto, mientras que los otros factores son inter-sujeto. Estos diseños tienen la ventaja de requerir menos unidades experimentales que otros diseños, pero hay que tener cuidado con el efecto residual, que se presenta por tomar la variable de respuesta sobre la misma unidad en el tiempo. En este diseño fue necesario validar los supuestos de esfericidad, esto es suponer que las varianzas de las diferencias entre los niveles del factor de medida repetida son iguales, para validar este supuesto se aplica la prueba de esfericidad de W de Mauchly, en caso de no rechazar esta hipótesis, lo mejor es realizar el análisis de varianza (Anova) univariado, el cual tiene varios estadísticos de prueba de esfericidad asumida, Geenhouse-Geisser, Huynh-Feldt y límite superior, siendo la esfericidad asumida el estadístico indicado por ser más potente que los multivariados en condiciones de esfericidad, mientras que cuando se rechaza la hipótesis de esfericidad es posible analizar los contrastes multivariados o univariados, preferiblemente el estadístico de límite inferior corregido por el valor ϵ , con el univariado.

El otro supuesto que debe probarse es de normalidad de los errores, para lo cual se puede aplicar la prueba de Shapiro Will. Superados estos supuestos, es posible analizar los contrastes univariados o multivariados para realizar las comparaciones de la significancia de la variable de medida repetida y los tratamientos.

2.4.4.2 Diseño de bloques completos al azar

Para el caso de las variables que no aplica el diseño de medidas repetidas y con el fin de determinar el efecto de los tratamientos, se ejecutó un diseño de bloques completos al azar. En la Tabla 2-6, se plantean los factores, niveles y tratamientos:

Tabla 2-6. Factores, niveles y tratamientos.

Factor	Niveles	Tratamientos
Bloque (Parcelas con rango similar de materia orgánica)	1,2,3,4,5	
Tratamiento (Dosis fertilizante 0,80,160 y 240 kg N ha ⁻¹)	T1, T2, T3, T4	=tratamientos

El modelo que describe este tipo de experimento esta dado por la ecuación 2-11::

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ij} \quad (\text{Ecuación 2-11})$$

$i=1, 2,3,4,5 \quad j= 1,2,3,4$

donde, μ es la media general, α_i representa el efecto del factor bloque, β_j representa el efecto del factor tratamiento, y ε_{ij} representa el error aleatorio.

Los supuestos del modelo son: $\varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$, con σ^2 constante y $\text{Cov}(\varepsilon_{ij}, \varepsilon_{i'j'}) = 0 \quad \forall i \neq i'; j \neq j'$

Las hipótesis que se desean probar para este modelo son:

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = \tau_4 = \tau \quad \text{vs.} \quad H_1: \tau_i \neq \tau_{i'}, \quad \forall i \neq i'$$

Los cálculos del análisis de varianza univariado y multivariado, en el caso del modelo de medidas repetidas y análisis de varianza del diseño de bloques completos al azar, así como también graficas de perfil y prueba de validación de supuestos, se realizaron en el paquete estadístico, SPSS.

2.4.5 Análisis de correlaciones entre variables fotoquímicas, biofísicas y longitudes de onda del diseño controlado

Dada la gran cantidad de datos, para el análisis de correlación se agruparon de la siguiente manera: Las variables fotoquímicas versus las longitudes de onda correspondientes a los coeficientes espectrales a escala foliar, y por otro lado las variables biofísicas, contenido de Nc y Chla-b c en el dosel versus las longitudes de onda correspondientes a la reflectancia a escala de dosel y coeficientes espectrales.

Se aplicó la prueba de correlación de Pearson, esta se utilizó para analizar la relación de las variables con la respuesta espectral, su significancia e identificar longitudes de onda activas. Las correlaciones se clasificaron de acuerdo a los rangos determinados por (Bisquerra, 2004), quien indica que $r=1$ correlación perfecta, $0.8 < r < 1$ correlación muy alta, $0.6 < r < 0.8$ correlación alta, $0.4 < r < 0.6$ correlación moderada, $0.2 < r < 0.4$ correlación baja, $0 < r < 0.2$ correlación muy baja, y $r=0$ correlación nula, determinando así la interacción entre las variables y la respuesta espectral.

2.4.6 Modelos para análisis de tratamientos matemáticos y su relación con variables fotoquímicas y biofísicas del diseño controlado con PLS-R

Para la obtención de modelos se utilizó Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-R), porque es el algoritmo más común, confiable y ampliamente investigado para analizar datos hiperespectrales (Olivieri, 2015; Suarez, 2018). Además, tiene la capacidad de tratar gran cantidad de variables independientes correlacionadas y relativamente pocas observaciones, reducir las independientes a un

pequeño conjunto de componentes, evitando la multicolinealidad (Marquez, 2017), y particularmente construir modelos para ajustar un set de variables dependientes (fotoquímicas o biofísicas) a partir de un gran set de variables independientes (longitudes de onda) (Abdi, 2003). Las transformaciones de los datos espectrales para ajustar los modelos son: (i) espectro de reflectancia original promedio por UE (PLS-P), (ii) espectro de reflectancia corregido por múltiple scattering y filtrado con Savitzky – Golay (PLS-MSG_SG), (iii) bioindicadores calculados (PLS-IV) y (iv) coeficientes espectrales (PLS-k o S). Para este análisis se realizó el mismo agrupamiento de variables descritas en la sección anterior, adicionando la transformación aplicada a los datos espectrales.

Se aprovechó el potencial de la técnica para construir modelos entre un set de variables dependientes Y e independientes o predictoras X, y evaluar la influencia de los tratamientos matemáticos, comparando modelos PLS-R con datos espectrales transformados como variables X, y variables fotoquímicas o biofísicas como variables Y. Además, se construyeron modelos PLS-R por campaña de muestreo (6 por ciclo evaluado), esta agrupación permite maximizar la capacidad de ajuste para investigar la variabilidad temporal de los modelos e identificar las campañas más efectivas para coleccionar datos.

En este caso para construir el modelo de regresión, la matriz para las transformaciones (i), (ii) y (iv) de los datos espectrales estaba compuesta por 779 longitudes de onda -X y la variación (iii) por 29 IV -X, por cada valor de la variable dependiente -Y, por UE (n=20 muestras), y se expresa de la siguiente manera:

$$Y = X * B + e \text{ (Ecuación 2-12)}$$

donde B es la matriz de coeficientes de regresión y e la matriz de residuales. El rendimiento del modelo PLS-R fue evaluado con la selección de un número óptimo de componentes, este se determinó minimizando el error cuadrático medio (RMSE) (Ecuación 2-15) de la validación cruzada por el método Leave-One-Out (CV-LOO), verificando el porcentaje de varianza explicada.

La validación cruzada se ha reportado como una forma óptima y confiable de probar el rendimiento de los modelos, cuando se incluyen datos altamente correlacionados como variables X, y cuando un conjunto de datos de validación independiente y representativo no está disponible (Olivieri, 2015; Wold et al., 2001). El algoritmo PLS-R con CV-LOO, se ejecuta v veces, usando (v - 1) grupos como conjuntos de entrenamiento y un grupo como conjunto de validación, con un grupo diferente que se usa como conjunto de validación cada vez. En el caso de que v sea igual a n, se aplica el método CV-LOO que deja un objeto o muestra a la vez, para simular qué tan bien el modelo ajusta nuevos datos, ejecutando el algoritmo dejando un objeto fuera a la vez (Suarez et al., 2016).

Adicionalmente, para evaluar el rendimiento de los modelos y comparar entre campañas se consideró la suma de cuadrados de la predicción (PRESS) (Ecuación 2-13), el coeficiente de determinación (r^2) (Ecuación 2-14), raíz del error medio cuadrático (RMSE) (Ecuación 2-15), raíz del error medio cuadrático relativo (RMSEr) (Ecuación 2-16) y la desviación residual de la predicción (RPD) (Ecuación 2-17), que indica el comportamiento de la precisión de la predicción en comparación de la composición media de todas las muestras. Altos R^2 y bajos RMSE indican mayor precisión y exactitud de un modelo para ajustar la variable dependiente (Li et al., 2016). Simultáneamente, el modelo se considera inaceptable, aceptable y bueno en función del rango de valores de R^2 y RPD (Tabla 2-7)

(Wang et al., 2013). La PLS-R y gráficos se realizó usando la librería PLS corrida bajo el lenguaje y entorno para computación estadística y gráficos R 3.6.1.

Tabla 2-7. Rendimiento del modelo en términos de R^2 y RPD.

Métodos estadísticos	Rendimiento del Modelo		
	Inaceptable	aceptable	bueno
R^2	< 0,50	0,50-0,75	> 0,75
RPD*	< 1,40	1,40-2,00	> 2,00
* RPD = SD/RMSEP			

Las ecuaciones para el cálculo de los estadísticos utilizados en la evaluación del rendimiento de los modelos se presentan a continuación:

$$PRESS = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (\text{Ecuación 2-13})$$

$$R^2 = 1 - \frac{PRESS}{SSY_t} \quad (\text{Ecuación 2-14})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (\text{Ecuación 2-15})$$

$$RMSEr = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n Y_i^2}} \quad (\text{Ecuación 2-16})$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (\text{Ecuación 2-17})$$

donde $\hat{Y}_i$ indica los valores estimados por el modelo, Y_i indica los valores observados y n es el número de observaciones de la variable a modelar.

Para identificar las regiones de la curva espectral o las longitudes de onda de mayor representatividad en los modelos, se consideró la importancia relativa de las longitudes de onda y los IV en la regresión PLS, calculando la importancia de la variable en la proyección (VIP) definida por (Wold et al., 2001). La magnitud de la VIP indica la contribución de cada longitud de onda o IV, al valor de la variable estimada por el modelo, independiente de los ruidos presentes en la información y funciona bien aun cuando se presentan bajos R^2 y altos RMSE. La magnitud se calculó con la ecuación 3-18:

$$VIP_k(a) = K \sum_a W^2 a k \left(\frac{SSY_a}{SSY_t} \right) \quad (\text{Ecuación 3-18})$$

donde $VIP_k(a)$ es la importancia de longitud de onda o los IV en la (k-ésima) variable basada en un modelo con (a) factores (componentes de PLS-R), Wak es el peso de la variable longitud de onda o IV en el factor (a-ésimo) de PLS-R, SSY_a representa la suma de cuadrados explicada de (Y) por un modelo PLS con (a) factores, y SSY_t es la suma de cuadrados total de (Y) explicada en todos los (a) factores de un modelo PLS (Li et al., 2016). De acuerdo con (Steidle et al., 2017), longitudes de onda o IV con valores VIP mayores a 1 son altamente influyentes en el modelo, valores entre 0,8 y 1 son moderadamente influyentes y menores que 0,8 son insignificantes en el modelo.

CAPÍTULO 3

3. Resultados y discusión

Se inicia con los resultados correspondientes al diseño no controlado, presentando los espectros patrón representados por la media funcional. El análisis de datos funcionales hace parte de los métodos estadístico matemáticos evaluados para procesar los datos, propuestos en el objetivo 2. Luego, se analiza las relaciones entre las propiedades fotoquímicas, biofísicas y bioindicadores espectrales determinados a partir de los espectros de reflectancia y transmitancia, para dar cumplimiento al objetivo 1.

Posteriormente, se presenta los resultados del diseño controlado derivados de un ANOVA de medidas repetidas para conocer la eficiencia de variables biofísicas, fotoquímicas y bioindicadores espectrales. Además, los datos hiperespectrales procesados por métodos estadístico-matemáticos y coeficientes espectrales a escala foliar y de dosel, son utilizados para construir correlaciones y modelos de regresión con las variables fotoquímicas y biofísicas, en el diseño controlado, para dar cumplimiento a los objetivos 2, 3 y 4.

3.1 Espectros patrón de reflectancia y transmitancia difusas del diseño no controlado

El análisis de datos funcionales permitió transformar los espectros en funciones continuas, objetos matemáticos más ricos en cuanto a información y posibilidades de análisis estadístico. Para este análisis se obtuvo la siguiente base datos de espectros de reflectancia y transmitancia difusas a escala foliar y de dosel, en las dos campañas de medición del diseño no controlado. En la Tabla 3-1 se presenta la cantidad de espectros tomados y agrupados por haciendas según la clasificación de productividad.

Tabla 3-1. Cantidad de espectros de transmitancia y reflectancia difusas

Hacienda	R Dosel	T Dosel	R Foliar	T Foliar	Productividad
Sevilla 003A	950	50	50	50	Alta
GAN 009B	855	45	45	45	Alta
HN 006A	760	40	40	40	Alta
Avelina 002	855	45	45	45	Baja
GAN 008A	855	45	45	45	Baja
HN 015A	665	35	35	35	Baja
Campaña 1	4940	260	260	260	
Campaña 2	4940	0*	260	260	
Total	9880	260	520	520	

Nota: * No se midió por volcamiento del cultivo.

Una vez consolidada la base de datos y realizado el análisis exploratorio, se procedió a la transformación de los datos. Como ilustración se presenta los datos de reflectancia a escala de dosel observados versus transformados, correspondientes a una unidad secundaria de la campaña 1 (Figura 3-1), donde se observa que el efecto de la transformación conserva información de mínimos,

máximos, ancho entre picos y la variación general del espectro ocasionado por los cambios de área foliar, densidad y fuertes fluctuaciones de la radiación solar incidente, típico de climas tropicales.

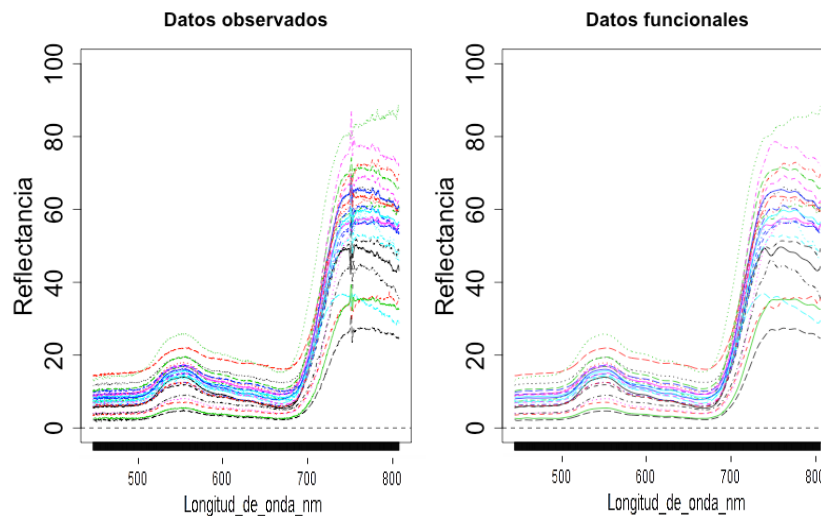


Figura 3-1. Espectros de reflectancia a escala de dosel observados y transformados.

Posteriormente, se calculó la media funcional para cada variación de los datos espectrales y grupos de haciendas de acuerdo con la productividad. En la figura 3-2, se presenta la media funcional de la reflectancia a escala de dosel y foliar de la campaña 1, estas corresponden a curvas típicas de vegetación, con un pico de reflectancia en la región del verde y un incremento en la meseta del NIR. La media funcional de la reflectancia es mayor entre los 750-820 nm en las haciendas con productividad baja, pero es importante anotar que en esta edad el desarrollo foliar es incipiente, por lo tanto, las variaciones en la región del NIR son principalmente por la concentración del contenido de agua en las hojas. Se reporta que la reflectancia de plantas estresadas incrementa en el NIR debido a procesos de esparcimiento por bajo contenido de agua (Katsoulas et al., 2016), lo cual disminuye el índice de refracción. Situación que afecta la productividad y desde el punto de vista de gestión de operaciones de campo es un dato interesante, para tomar decisiones de manejo del suministro de agua en edad temprana.

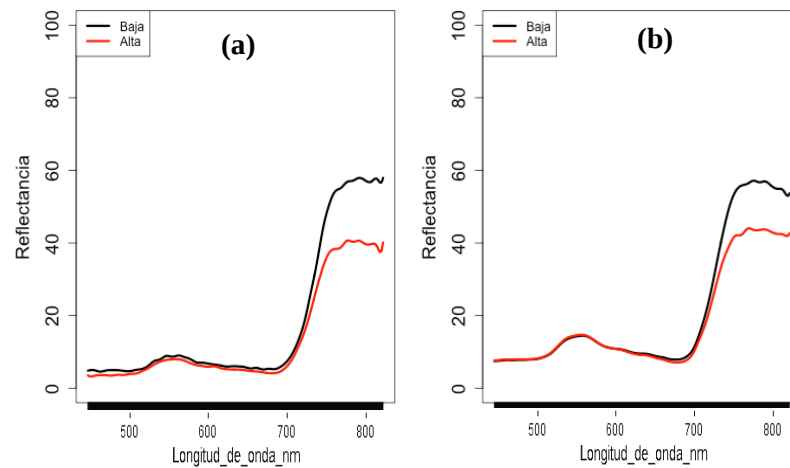


Figura 3-2. Media funcional de espectros de reflectancia a escala de dosel (a) y foliar (b) clasificados por productividad.

Con respecto a la región del VIS, se observan diferencias en la media funcional de reflectancia a escala de dosel. Estos incrementos en la reflectancia son debidos a estrés por agua o nutrientes que participan en el proceso fotosintético como componente de enzimas fotosintéticas y las clorofilas, causando reducción en su concentración (Katsoulas et al., 2016; Peñuelas et al., 1994). Para verificar las diferencias entre las medias funcionales según la productividad, se aplicó la prueba t-funcional, con la cual se logra identificar con un p-valor de 0.05, que a escala de dosel las medias funcionales son diferentes en todo el espectro (figura 3-3) y a escala foliar solo se presentan diferencias en el NIR (figura 3-4).

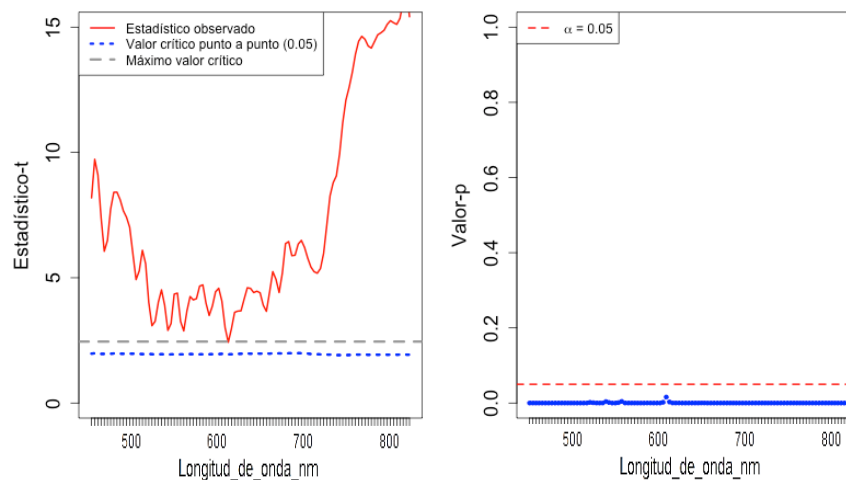


Figura 3-3. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala de dosel.

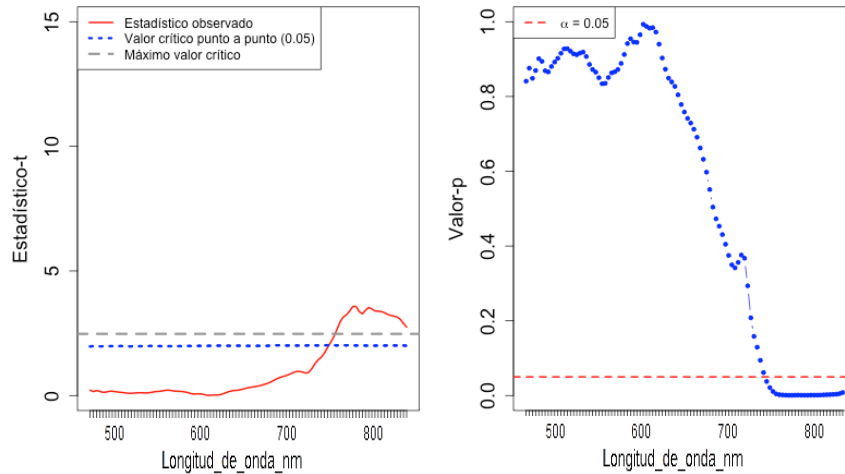


Figura 3-4. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala foliar.

Análogo cálculo se realizó a los espectros de transmitancia (figura 3-5). Presentando diferencia entre las dos escalas de medición, causadas por las disimilitudes entre las capas homogéneas consideradas en el proceso de adquisición de los espectros y su efecto en el esparcimiento de la radiación incidente. Considerando cada variación de medición sólo se encontraron diferencias en la región del azul para la media funcional a escala de dosel (figura 3-6) y al inicio de la meseta del NIR a escala foliar (figura 3-7). Por lo tanto, la transmitancia es menos sensible por tener mayor influencia de la luz ambiental (Jacquemoud & Ustin, 2008; Soudani et al., 2012).

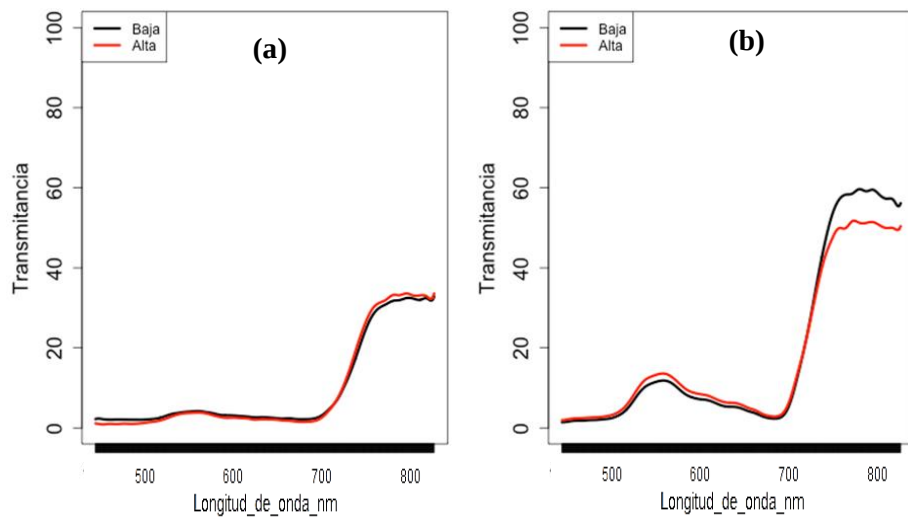


Figura 3-5. Media funcional de espectros de transmitancia a escala de dosel (a) y foliar (b) clasificados por productividad.

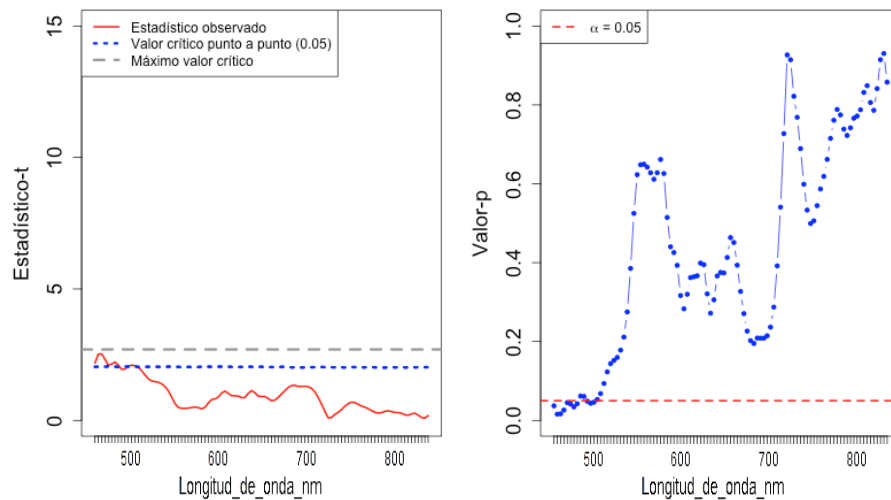


Figura 3-6. Prueba t-funcional para la media funcional de transmitancia a escala de dosel.

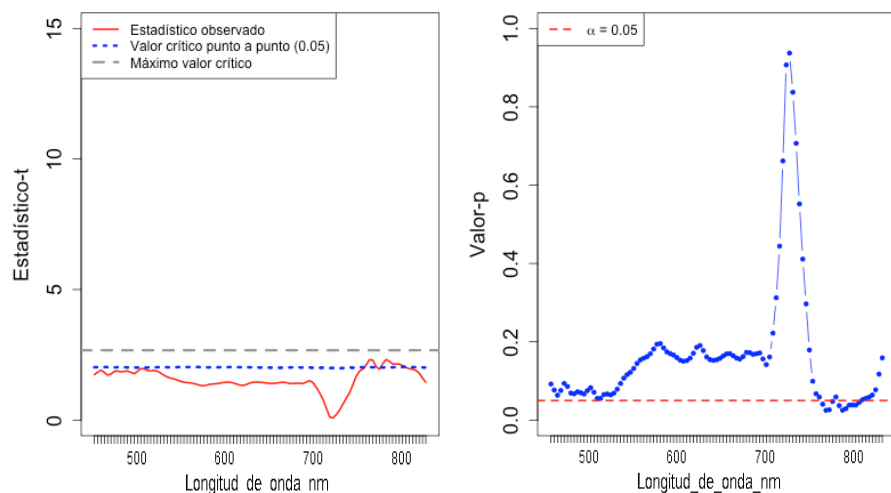


Figura 3-7. Prueba t-funcional para la media funcional de transmitancia a escala foliar.

Para la campaña 2 (5.5 meses) también se calculó la media funcional para cada variación de los datos espectrales y grupos de haciendas. Pero no se incluyó en el análisis los espectros de transmitancia debido a la presencia de volcamiento de las cañas, fenómeno de regular ocurrencia a esta edad del cultivo y en particular por la zona agroecológica donde se encuentran ubicadas las haciendas estudiadas.

En la figura 3-8 se presenta la media funcional de los espectros de reflectancia a las dos escalas de medición. Se observa que a escala de dosel se presentan diferencias entre las medias funcionales

(figura 3-9), mientras que a escala foliar no se evidencian (figura 3-10), por la dinámica temporal de acumulación de nutrientes en esta edad de la variedad CC-011940 (CENICAÑA, 2018), alcanzando la mayor acumulación de elementos mayores entre los 5 a 6 meses de edad. A escala de dosel tiende a ser mayor la reflectancia en el grupo de alta productividad, debido a que en esta etapa de desarrollo del cultivo tiene mayor influencia, en las diferencias, la estructura de dosel consolidada y el efecto de factores como área foliar, biomasa aérea, ángulos y edad de las hojas (Lepine et al., 2016; Peñuelas et al., 1993), los cuales tienen importancia en el comportamiento de la productividad. Por lo anterior, la medida a escala de dosel ofrece información más efectiva, al evidenciar con la respuesta espectral el efecto de la acumulación de nutrientes representado en las características del dosel. Además, el análisis funcional del espectro de reflectancia brinda mayor sensibilidad en identificar estas diferencias, comparado con la determinación de bioindicadores espectrales de diferencia normalizada con datos multispectrales, que son afectados por las diferentes propiedades de la estructura del dosel, pero su magnitud escalar, resultado de la aritmética hace imperceptibles las diferencias.

Como corolario la media funcional representa un espectro patrón relativo, porque este depende de la zona agroecológica, prácticas agronómicas, dinámica temporal de acumulación de nutrientes y estructura del dosel, en el caso de medidas en esta escala.

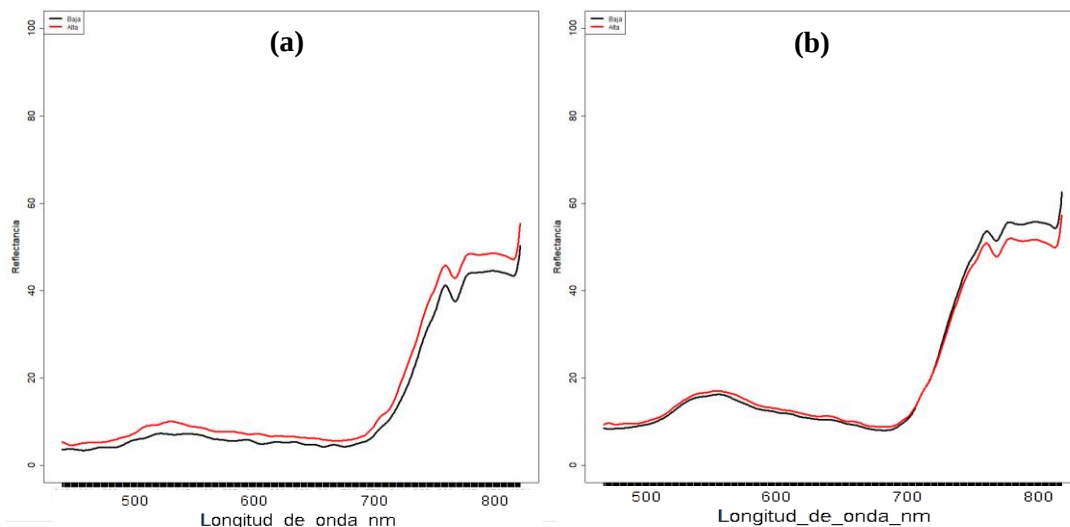


Figura 3-8. Media funcional de espectros de reflectancia a escala de dosel (a) y foliar (b) clasificados por productividad.

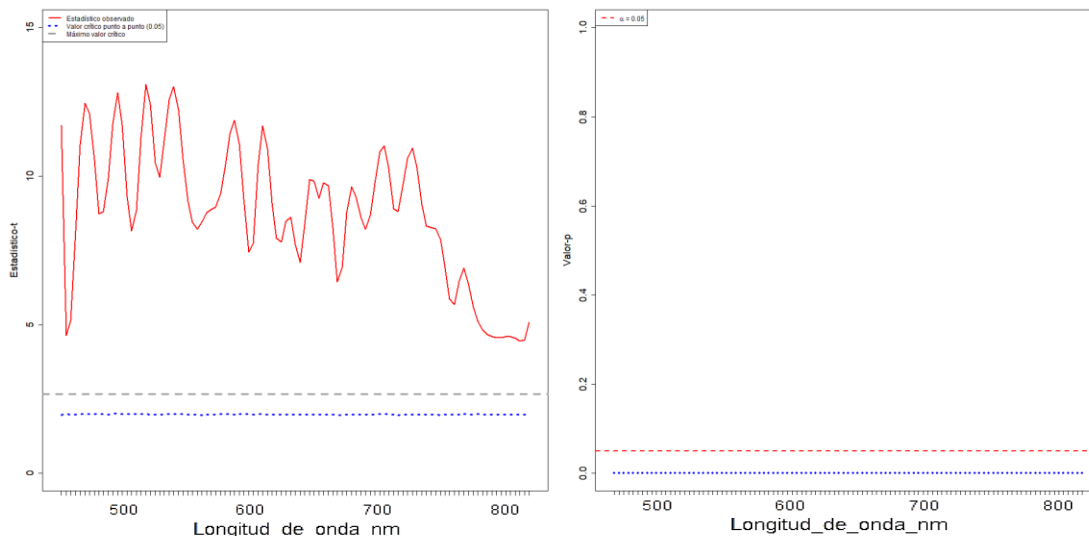


Figura 3-9. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala de dosel.

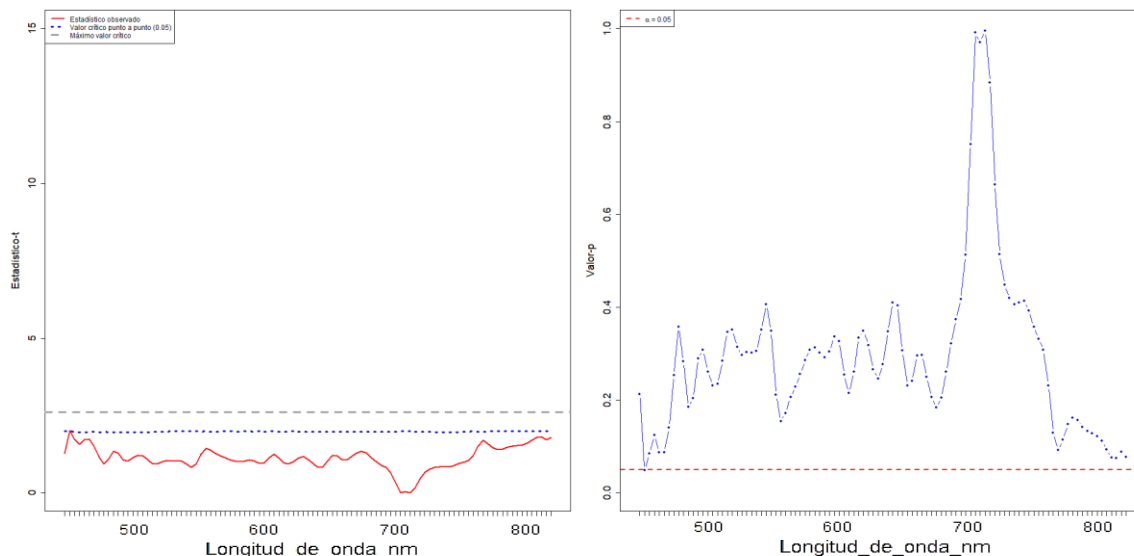


Figura 3-10. Prueba t-funcional para la media funcional de reflectancia a escala foliar.

Adicionalmente, se determinaron las curvas de los coeficientes espectrales de absorción (k) y de espesamiento (S) a escala foliar (Figura 3-11), aplicando el procedimiento descrito en la sección 2.4.1. Lo anterior, con el propósito de extraer sus valores escalares a 550 y 700 nm e incluirlos como bioindicadores espectrales dentro del AMF. Se ha reportado que en esta zona del verde y el rojo lejano los coeficientes de absorción de la Chl son suficientemente bajos, para permitir que la luz penetre profundamente en la hoja y por lo tanto la sensibilidad de la absorción y la reflectancia a estas longitudes de onda es máxima, permitiendo una evaluación precisa del contenido de clorofila. (Allen et al., 1973; Cordon, 2009; A. Gitelson & Merzlyak, 1994). En la figura 3-11 se presenta la

distribución espectral de k y S en la campaña 2 para dos haciendas representativas de cada clasificación de productividad. La tendencia en todos los casos fue conservar similitud en la distribución espectral, con alguna diferencia en los valores de k_{550} (1.74) y k_{700} (1.97) para Sevilla y k_{550} (1.51) y k_{700} (1.65) para Avelina. Lo cual indica cambios en la concentración de pigmentos. Con respecto a los valores de S , estos son bajos y congruentes en las dos haciendas.

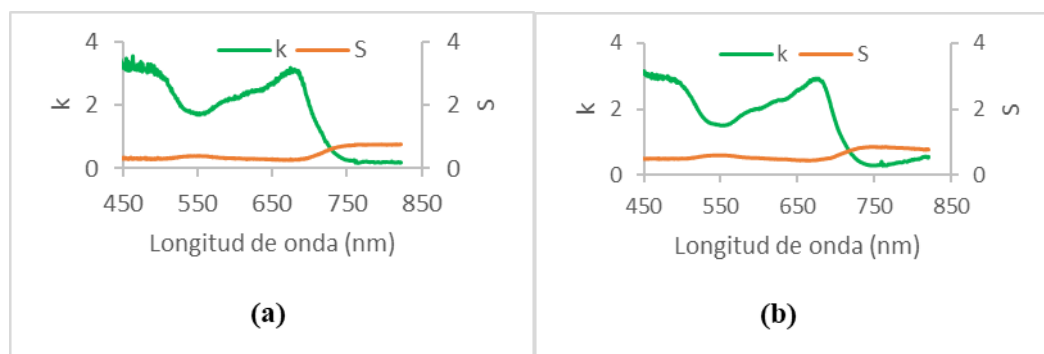


Figura 3-11. Curva característica de coeficientes espectrales de absorción (k) y de esparcimiento (S) de la Hacienda Sevilla 003A, alta productividad (a) y Hacienda Avelina 002, baja productividad (b).

3.2 Análisis multifactorial (AMF) de variables fotoquímicas, biofísicas y bioindicadores espectrales del diseño no controlado

Para estudiar las relaciones entre variables se aplicó un AMF por campaña de medición. Se construyó una matriz (Anexo 4 y 5) con 52 filas (Unidades muestrales primarias - surcos, **individuos**) y 43 columnas (**variables**) para cada campaña de medición, distribuidas así:

- Las primeras dos columnas son variables categóricas: Sitio (haciendas) y clasificación de productividad (Yield).
- Las siguientes 41 columnas corresponden a las variables fotoquímicas, biofísicas y bioindicadores espectrales, en el orden mencionado.

Las variables son organizadas en grupos de la siguiente manera:

- Grupo 1: Contiene una variable categórica que especifica la ubicación (UB) de los surcos en las haciendas estudiadas.
- Grupo 2: Corresponde a una variable categórica que describe la clasificación de la productividad (PD) como alta y baja, según los registros de cosecha del ingenio.
- Grupo 3: Es el grupo de variables continuas que cuantifica la concentración de N , $Chla$, $Chlb$ y $SPAD$, denominadas fotoquímicas (FQ).
- Grupo 4: Grupo de variables cuantitativas que miden las características biofísicas (BF) de número de tallos (SN), altura de tallos (SH), número de hojas verdes completamente expandidas (GLFE) y toneladas de caña por hectárea (TCH).
- Grupo 5: Es un grupo de variables continuas asociadas a la respuesta espectral (RE) y cuantificada a partir de los 29 bioindicadores espectrales descritos en la sección 2.4. Además,

se adiciona a este grupo los coeficientes espectrales de absorción (k550 y k700) y esparcimiento (S550 y S700) a escala foliar.

El AMF se realizó utilizando los grupos 3, 4 y 5 como activos y los grupos 1 y 2, son los suplementarios. Otro aspecto importante que fue considerado es la estandarización de variables cuantitativas medidas en diferentes unidades, para hacerlas comparables.

A continuación, se visualizan e interpretan los resultados más relevantes de las relaciones entre variables en el diseño no controlado, obtenidas del AMF. En primera instancia se presenta el porcentaje de varianza retenida por las diferentes dimensiones o componentes para las dos campañas (Figura 3-12). Se observa que los tres primeros componentes tienen un porcentaje de explicación de varianza de 61 y 57, para la campaña 1 y 2, respectivamente. Siendo las dos primeras dimensiones las de mayor aporte.

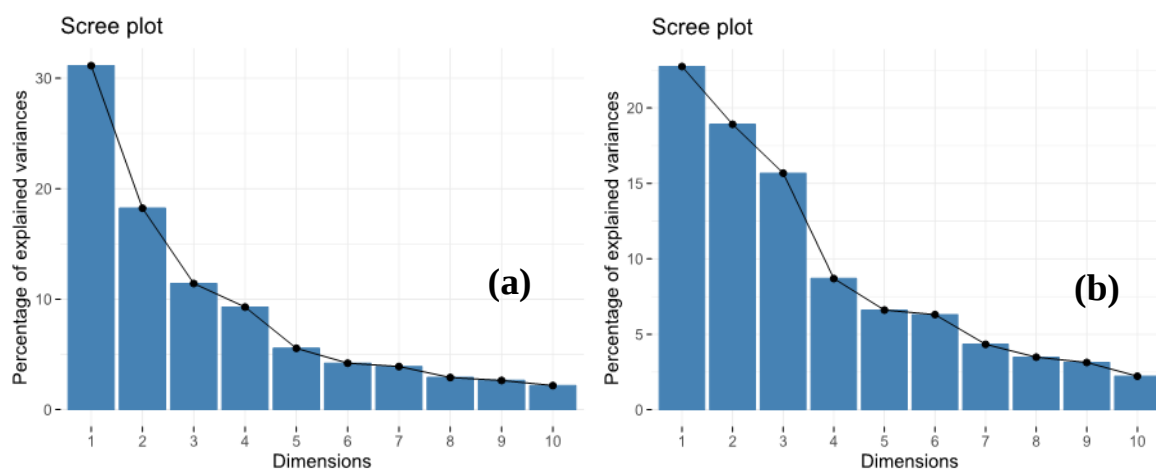


Figura 3-12. Porcentaje de explicación de varianza campaña 1(a) y campaña 2 (b).

La figura 3-13 presenta la correlación entre los grupos de variables definidos y las dos primeras dimensiones. Para las dos campañas las coordenadas de los grupos activos correspondientes a las variables fotoquímicas y biofísicas permiten inferir que estos tienen mayor relación y contribuyen similarmente a la primera dimensión. Mientras que las coordenadas del grupo de variables asociadas a la respuesta espectral indican alta contribución a la segunda dimensión. Lo anterior es indicio de las relaciones entre variables. De los grupos suplementarios se resalta el aporte del grupo ubicación en las dos dimensiones.

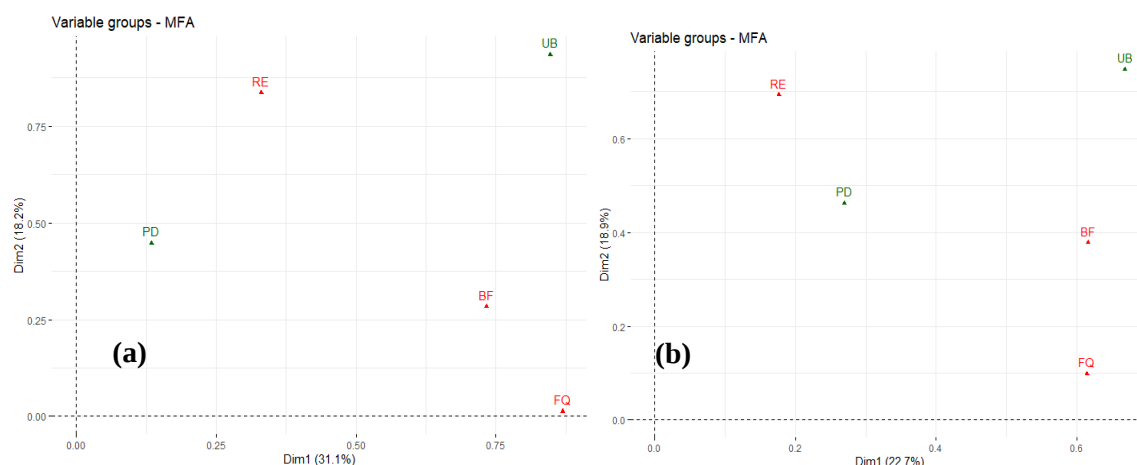


Figura 3-13. Correlación entre grupos de variables y dimensiones de la campaña 1(a) y 2 (b).

Una vez identificado que grupos contribuyen a cada dimensión, se establecieron las correlaciones entre variables, la calidad de su representación y la correlación entre variables y las dimensiones. La figura 3-14 indica que variables agrupadas cerca presentan correlaciones positivas, mientras que las posicionadas en cuadrantes opuestos tienen correlaciones negativas. Por lo tanto, las relaciones entre variables pueden cambiar según la edad del cultivo, como se observa en la figura 3-14, específicamente con los cambios de posición de variables biofísicas como SN, GLFE y TCH y de la mayoría de los bioindicadores espectrales, lo que demuestra la influencia del desarrollo de la estructura del dosel en estos. Por otro lado, se observa que las variables Chla, Chlb, N, SH, K550 y TCH, esta última conservando la distancia en otro cuadrante, presentan correlación positiva en las dos campañas de medición. A partir de las correlaciones se puede seleccionar los bioindicadores espectrales a utilizar acorde a la edad del cultivo para inferir sobre variables fotoquímicas o biofísicas. De acuerdo con la anterior afirmación, se encontró en la campaña 1 que bioindicadores como CVIRE2, Ciredegd, NDVIg presentan correlación directa significativa y NDVI1 y ENDRE indirecta, con la Chla, Chlb, N, SPAD, GLFE y SH. Mientras que en la campaña 2, bioindicadores como Cigreen y EVIRE2 presentan correlación positiva con las fotoquímicas, excepto SPAD. Diversos autores reportan fuertes correlaciones entre las concentraciones de N y Chl foliar con bioindicadores que incluyen medidas de reflectancia alrededor de los 700 nm, en la zona del verde y el NIR (Hernández et al., 2014; Nigon et al., 2015). Con respecto a TCH los bioindicadores más cercanos fueron NDVIRE y CVI, en la campaña 1 y 2, respectivamente. Resultados acordes con la variabilidad del comportamiento de las correlaciones encontradas por (Amaral, 2014), entre el bioindicador NDRE y productividad de caña de azúcar. Variabilidad que depende de la variedad cultivada, la edad, la zona agroecológica y arquitectura de dosel. En la campaña 2 se obtuvo un resultado que confirma la fuerte relación entre las características de dosel y los bioindicadores espectrales, encontrando que la variable GLFE presenta fuerte correlación positiva con varios bioindicadores espectrales, a diferencia de la campaña 1 donde el desarrollo foliar aún es incipiente y la variable está más asociada con el N y Chl foliar, por los procesos que ocurren en esta fase fenológica.

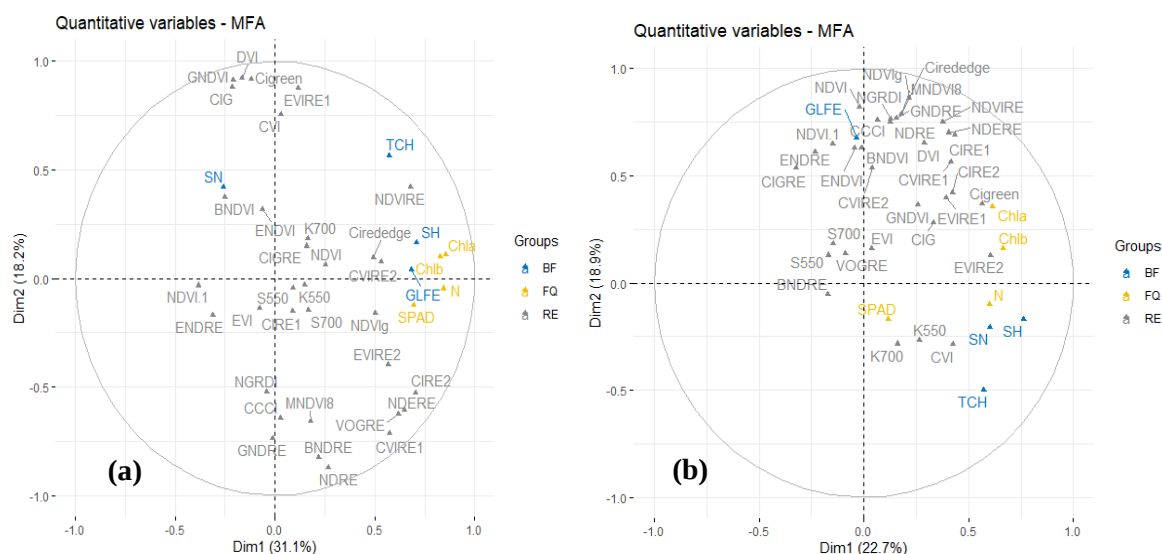


Figura 3-14. Mapa de factores con correlación entre variables, calidad de su representación y correlación entre variables y sus dimensiones para la campaña 1 (a) y la campaña 2 (b).

Otro aspecto que muestra el mapa de factores es la calidad de la representación de las variables o variables más importantes para definir la dimensión y explicar la variabilidad del set de datos. Esta es medida como la distancia entre la coordenada de ubicación de la variable y el origen del mapa. Por lo tanto, variables como Chla, Chlb, N, SH, GLFE, TCH y bioindicadores de las diferentes familias que se encuentran ubicadas lejos del origen están bien representadas en el mapa. Además, son las variables más correlacionadas con la dimensión, como es el caso de la primera dimensión que representa, en ambas campañas, esencialmente las variables fotoquímicas, las cuales tienen mayor contribución en el polo positivo. Mientras que en la campaña 2, las variables más correlacionadas con la dimensión 2 son todos los bioindicadores que tienen fuerte correlación con GLFE. En el caso de las variables biofísicas se destaca la correlación de TCH con las dos dimensiones. Las variables cerca al origen, en particular bioindicadores espectrales (k, S) y SPAD en la campaña 2, no son muy bien representadas por las dos primeras dimensiones, esto implica que la interpretación debe realizarse con precaución, porque probablemente se requiere una solución de mayor dimensión, como en el caso de k y S, que presentan correlación más fuerte con la dimensión 5.

Por último, se analizó el comportamiento de cada individuo y su relación con los grupos suplementarios (UB) y (PD). En la figura 3-15 se consolidó la información de los grupos de variables categóricas, las cuales dentro del mapa de factores se representan en color negro y para resumir los resultados los individuos se agruparon en función de la variable productividad (Yield), utilizando una elipse de concentración, dado que la agrupación por la variable ubicación (Sitio) se encuentra implícita. En primera instancia, este análisis permitió refinar la clasificación de la variable Yield, estableciendo una tercera clasificación (MB:Media Baja), definida a partir de la agrupación de los individuos en el mapa de factores de la campaña 1, puesto que en la campaña 2 se evidencia que es suficiente la clasificación categórica inicial.

La distribución de los individuos en el mapa de factores indica que individuos con perfiles similares tienen coordenadas cercanas (Kassambara, 2017), siendo coherente la agrupación por individuos pertenecientes a una misma hacienda. Por otro lado, la elipse permitió identificar desde la campaña 1

3.3 Análisis de varianza con medida repetida en el tiempo del ciclo de plantilla en el diseño controlado

En esta sección se analiza los datos provenientes de la experimentación en el ciclo de plantilla, durante la etapa de macollamiento y rápido crecimiento. A continuación, se presentan los resultados más relevantes del análisis de varianza.

3.3.1 Análisis del diseño de medidas repetidas

La Tabla 3-2, muestra los resultados de la prueba de esfericidad W, de todas las variables consideradas en la experimentación, en la cual se encontró que para la variable biofísica SN, la hipótesis de esfericidad no es rechazada a un nivel de significancia del 0.124, mientras que para las variables SH, GLFE y LAI es rechazada a niveles de significancia de 0.000. Por tanto, todas serán analizadas por medio de contrastes univariados diferenciando el estadístico de prueba, para SN, será el estadístico de prueba de esfericidad asumida, mientras que para las variables SH, GLFE y LAI el estadístico de prueba de límite inferior. Así mismo, se determinó el análisis para las variables fotoquímicas y espectrales, cuya decisión se encuentra en la última columna.

Tabla 3-2. Prueba de esfericidad de W Mauchly para la variable tiempo

Grupo	Variable	Efecto inter sujetos	W de Mauchly	GL	Sig.	Límite inferior	Decisión
BIOFÍSICAS	SN	TIEMPO	0.131	14	0.124	0.200	NO RECHAZO
	SH	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	GLFE	TIEMPO	0.018	14	0.000	0.200	RECHAZO
	LAI	TIEMPO	0.019	14	0.000	0.200	RECHAZO
FOTO QUÍMICAS	N	TIEMPO	0.066	14	0.019	0.200	RECHAZO
	SPAD	TIEMPO	0.115	14	0.089	0.200	NO RECHAZO
	Chla	TIEMPO	0.266	14	0.509	0.200	NO RECHAZO
	Chlb	TIEMPO	0.408	14	0.834	0.200	NO RECHAZO
ESPECTRALES	Cirededge	TIEMPO	0.013	14	0.000	0.200	RECHAZO
	NDVI _{750/650}	TIEMPO	0.231	14	0.405	0.200	NO RECHAZO
	NDVig	TIEMPO	0.129	14	0.118	0.200	NO RECHAZO
	Cigreen	TIEMPO	0.028	14	0.001	0.200	RECHAZO
	CCI	TIEMPO	0.004	14	0.000	0.200	RECHAZO
	NDVI	TIEMPO	0.207	14	0.333	0.200	NO RECHAZO
	NDVIRE	TIEMPO	0.248	14	0.456	0.200	NO RECHAZO
	NDERE	TIEMPO	0.072	14	0.025	0.200	RECHAZO
	GNDVI	TIEMPO	0.187	14	0.272	0.200	NO RECHAZO
	GNDRE	TIEMPO	0.029	14	0.002	0.200	RECHAZO
	BNDRE	TIEMPO	0.102	14	0.066	0.200	NO RECHAZO
	EVI	TIEMPO	0.032	14	0.002	0.200	RECHAZO
	EVIRE1	TIEMPO	0.164	14	0.206	0.200	NO RECHAZO
	CVI	TIEMPO	0.065	14	0.018	0.200	RECHAZO
	CVIRE2	TIEMPO	0.014	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CIG	TIEMPO	0.001	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CIGRE	TIEMPO	0.041	14	0.005	0.200	RECHAZO
	ENDRE	TIEMPO	0.107	14	0.075	0.200	NO RECHAZO
	NDRE	TIEMPO	0.047	14	0.007	0.200	RECHAZO
	VOGRE	TIEMPO	0.057	14	0.013	0.200	RECHAZO
	DVI	TIEMPO	0.034	14	0.002	0.200	RECHAZO
	MNDVI8	TIEMPO	0.083	14	0.038	0.200	RECHAZO

3.3.2 Análisis de varianza de las variables biofísicas

En la Tabla 3-3, se presenta el Anova del diseño de medidas repetidas, el cual cumple los supuestos sobre el error, tanto de normalidad como homogeneidad con significancias superiores al 10%. Se observa que a significancias mayores de 0.309 (p-valor), no hay interacción entre los tratamientos y el tiempo, indicando que los tratamientos pueden ser analizados de manera independiente para las cuatro variables biofísicas. La interacción tiempo efecto bloque resulto significativa para las variables SN, SH y LAI a significancias menores de 0.08, indicando que el tiempo es dependiente del efecto bloque, por tanto, solo para la variable GLFE se analiza el tiempo independiente de bloque y tratamientos, siendo este tiempo significativo a un nivel de 0.000.

Tabla 3-3. Análisis de varianza variables biofísicas SN, SH, GLFE y LAI.

Fuente variación	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	p-valor	Potencia observada
SN						
Tiempo	96,590	5	19,318	83,274	0,000	1,000
Tiempo * bb	10,288	20	0,514	2,217	0,009	0,975
Tiempo * tt	4,120	15	0,275	1,184	0,309	
Error (Tiempo)	13,919	60	0,232			
SH						
Tiempo	511277,346	1	511277,346	1574,922	0,000	1,000
Tiempo * bb	3540,338	4	885,085	2,726	0,080	0,571
Tiempo * tt	427,809	3	142,603	0,439	0,729	
Error (Tiempo)	3895,639	12	324,637			
GLFE						
Tiempo	352,814	1	352,814	117,767	0,000	1,000
Tiempo * bb	9,088	4	2,272	0,758	0,572	
Tiempo * tt	9,391	3	3,130	1,045	0,408	
Error (Tiempo)	35,950	12	2,996			
LAI						
Tiempo	130,831	1	130,831	579,715	0,000	1,000
Tiempo * bb	3,611	4	0,903	4,000	0,027	0,756
Tiempo * tt	0,684	3	0,228	1,010	0,422	
Error (Tiempo)	2,708	12	0,226			

Dada la independencia de los tratamientos, en la Tabla 3-4 se realiza el Anova para comparar los tratamientos. Se halló que hay diferencias significativas (p-valor = 0.059), entre algún par de tratamientos sólo para la variable LAI, por lo cual en el análisis post-anova de Tukey, a una significancia del 0.05 (Tabla 3-5, Figura 3-16), se observa que los tratamientos T1= T2= T3 son estadísticamente iguales en su efecto sobre la variable LAI, así mismo ocurre con el segundo grupo T2= T3= T4. Por tanto, la diferencia se presenta entre T1:0 Kg N ha⁻¹ N y T4: 240 kg N ha⁻¹. Siendo esta la variable más eficiente dentro de las biofísicas.

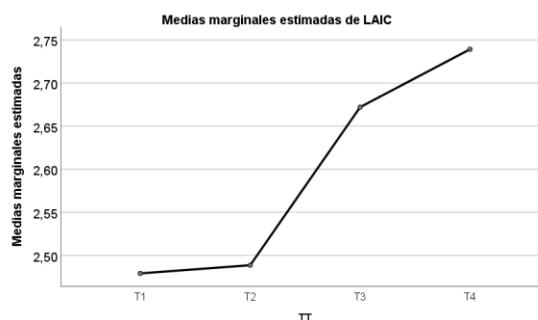
Tabla 3-4. Comparación de tratamientos para las variables SN, SH, GLFE y LAI

VARIABLE	Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.
SN	Bloque	12,127	4	3,032	1,56	
	Tratamientos	9,325	3	3,108	1,6	0,24
	Error	23,326	12	1,944		
SH	Bloque	4893,684	4	1223,421	1,892	
	Tratamientos	997,975	3	332,658	0,515	0,680
	Error	7758,416	12	646,535		
GLFE	Bloque	9,581	4	2,395	1,540	
	Tratamientos	2,575	3	0,858	0,552	0,657
	Error	18,669	12	1,556		
LAI	Bloque	0,725	4	0,181	1,152	
	Tratamientos	1,547	3	0,516	3,275	0,059
	Error	1,889	12	0,157		

Tabla 3-5. Prueba post anova de Tukey variable LAI.

LAI			
Tratamientos	N	Subconjunto	
		1	2
T1	5	2,47897	
T2	5	2,48847	2,48847
T3	5	2,67203	2,67203
T4	5		2,73927

Figura 3-16. Perfil de LAI



Para las variables SN, SH, GLFE, que no hubo diferencias significativas entre los tratamientos a niveles de significancia mayores del 0,24, en la figura 3-17, se muestra el comportamiento promedio de estas variables, encontrando valores de medias marginales similares para cada tratamiento durante las seis campañas de muestreo.

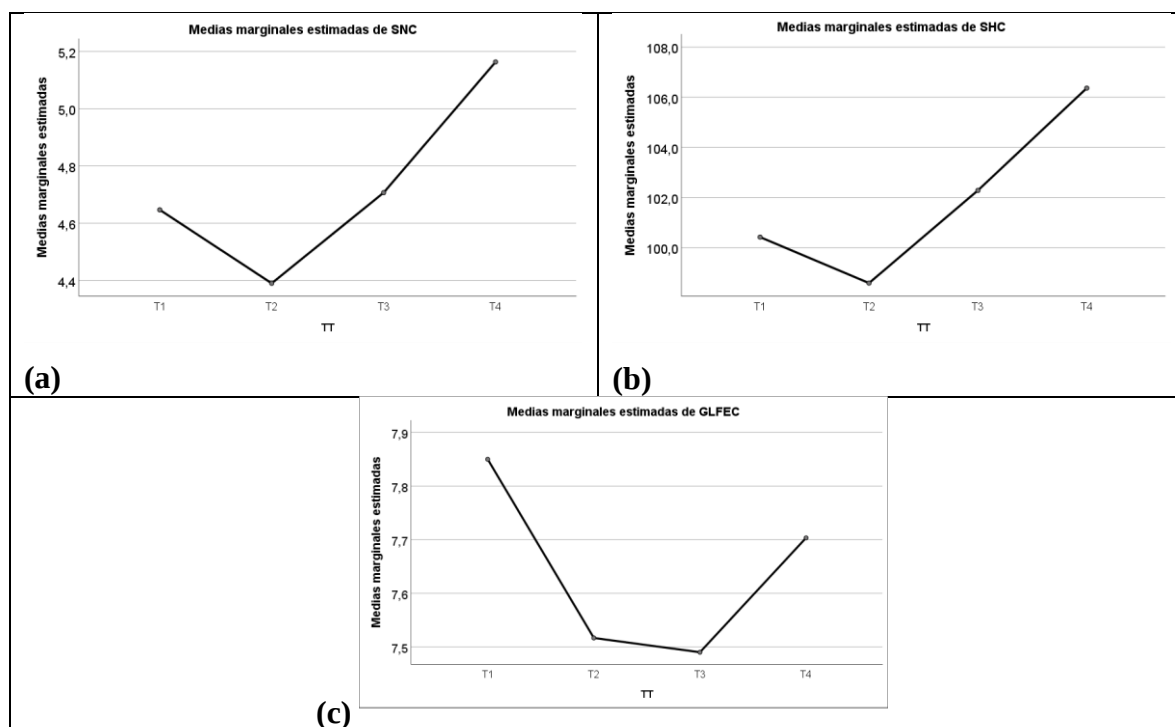


Figura 3-17. Comportamiento promedio de las variables SN (a), SH (b) y GLFE (c).

En la figura 3-18, se muestra el comportamiento del tiempo independiente de los tratamientos para la media marginal de las variables biofísicas. Las tendencias observadas están acordes a los resultados reportados por CENICAÑA, 2018 para la variedad CC 01-1940. Se ha encontrado disminución en la población hasta los 6 meses después de emergencia (MDE), la mayor altura de tallos se alcanza entre los 5-6 MDE, las variables GLFE y LAI presentan incremento entre la emergencia y los 7 MDE.

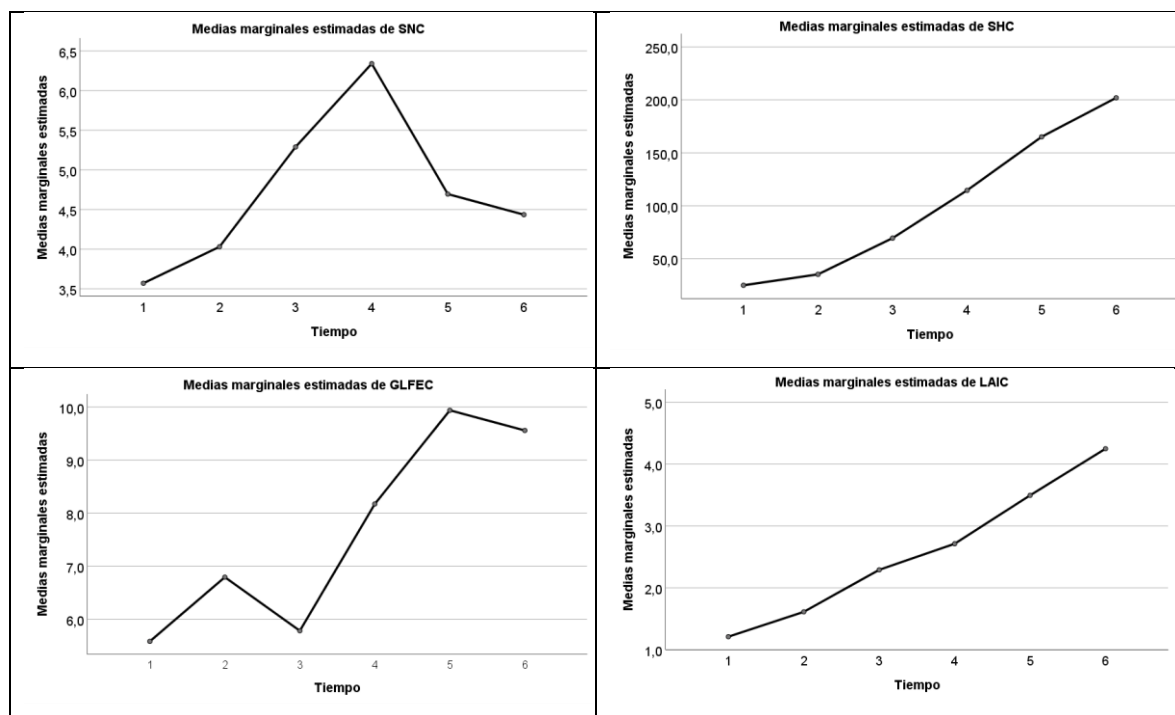


Figura 3-18. Comportamiento del tiempo independiente de los tratamientos.

3.3.3 Diseño de bloques completos al azar para la variable TCH

En el diseño de bloques completos al azar planteado para la variable TCH, sus modelos cumplen con los supuestos sobre el error del modelo, tanto para la normalidad como la homogeneidad de varianzas con niveles de significancia mayores del 10%.

En la Tabla 3-6, se presenta los resultados de la comparación de los tratamientos para la variable TCH. Se encontró que la variación esta explicada por los efectos de los fertilizantes y el efecto bloque (TCH: SC= 24383). Se obtuvo que hay diferencias significativas entre algún par de tratamientos a un nivel de significancia menor de 0.001 (p-valor) para TCH.

Tabla 3-6. Análisis de varianza variable TCH

TCH					
Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Valor p
Bloque	12918	4	3229,5	9,25	
Tratamientos	11465	3	3821,6	10,95	0,001
Error	4189	12	349,1		
Total	28572	19			

Con el fin de establecer diferencias entre los tratamientos para la variable TCH, se realizó una prueba post anova de Tukey (Tabla 3-7). A un nivel de significancia del 5% se estableció que: Los tratamientos 1 y 2 ejercen el mismo efecto sobre TCH y los tratamientos 3,4 su efecto es igual (Figura 3-19). Por tanto, dosis de N por debajo 160 kg N ha⁻¹ (dosis comercial), tienen efecto en la disminución de TCH. Mientras que dosis por encima no tiene efecto significativo en cuanto a

incrementar el TCH. Lo anterior confirma a los reportado por (CENICAÑA, 2018), que la variedad CC01-1940 es sensible a tensión ambiental por N, tanto por déficit como por exceso.

Tabla 3-7. Análisis post anova, prueba de Tukey para la variable TCH (Confianza 95%).

TCH - HSD Tukey			
Tratamientos	N	Media	Agrupación
T4	5	155,491	A
T3	5	154,036	A
T2	5	112,970	B
T1	5	102,061	B

Nota: Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

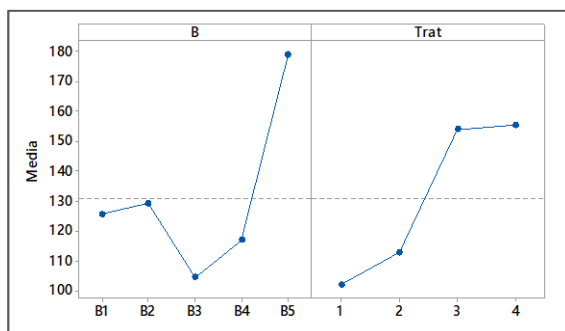


Figura 3-19. Efectos principales para la variable TCH.

3.3.4 Análisis de varianza de las variables fotoquímicas

Para el análisis de las variables SPAD, Chla, Chlb, dado el resultado de la prueba de esfericidad, se examina el análisis univariado con estadístico de prueba Esfericidad asumida. Mientras que para la variable N, se utiliza las pruebas de efectos dentro de sujetos, univariado con estadístico de prueba Límite inferior.

Para las cuatro variables, en la Tabla 3-8, se obtuvo que no hay interacción entre el tiempo y los tratamientos, por lo cual se analizan independientes. Para los tiempos se realizan graficas de perfil y para los tratamientos se realizan análisis de varianza.

Tabla 3-8. Análisis de varianza de medidas repetidas para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.

Fuente de variación	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.	Potencia observada
SPAD						
Tiempo	132,047	5	26,409	18,195	0,000	1,000
Tiempo * bb	31,243	20	1,562	1,076	0,397	0,685
Tiempo * tt	32,002	15	2,133	1,470	0,146	0,782
Error(TIEMPO)	87,090	60	1,451			
Chla						
Tiempo	6,584	5	1,317	54,551	0,000	1,000
Tiempo * bb	1,094	20	0,055	2,265	0,008	0,978
Tiempo * tt	0,197	15	0,013	0,545	0,903	
Error(TIEMPO)	1,448	60	0,024			
Chlb						
Tiempo	0,515	5	0,103	21,865	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,158	20	0,008	1,681	0,063	0,905

Tiempo * tt	0,051	15	0,003	0,724	0,751	
Error(TIEMPO)	0,283	60	0,005			
N						
Tiempo	23,046	1,000	23,046	57,252	0,000	1,000
Tiempo * bb	1,352	4,000	0,338	0,840	0,526	
Tiempo * tt	1,315	3,000	0,438	1,089	0,391	
Error(tiempo)	4,830	12,000	0,403			

En la Tabla 3-9, se muestra el análisis de varianza de los tratamientos independientes de los tiempos, se encontró que a niveles de significancia menores de 0.04, hay diferencias significativas entre las cantidades de fertilizantes.

Tabla 3-9. Análisis de varianza para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.

	Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.	Potencia observada
SPAD	Bloque	2,880	4	0,720	0,503		
	Tratamiento	46,373	3	15,458	10,808	0,001	0,988
	Error	17,162	12	1,430			
Chla	Bloque	0,047	4	0,012	0,556		
	Tratamiento	0,257	3	0,086	4,043	0,034	0,698
	Error	0,255	12	0,021			
Chlb	Bloque	0,009	4	0,002	0,615		
	Tratamiento	0,042	3	0,014	3,802	0,040	0,668
	Error	0,044	12	0,004			
N	Bloque	0,073	4	0,018	0,673		
	Tratamiento	0,525	3	0,175	6,419	0,008	0,891
	Error	0,327	12	0,027			

En la Tabla 3-10, y la figura 3-20, se encontró a un nivel de significancia del 5% que:

- **SPAD:** Los tratamientos 1,2 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, y las cantidades de fertilizantes 2 y 3 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, igualmente ocurre con los tratamientos 3 y 4 también son estadísticamente iguales, mientras que T1 es distinto a T3 y T4; el tratamiento 2 es distinto a T4.
- **Chla:** Los tratamientos 1 y 2 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, y las cantidades de fertilizantes 2, 3 y 4 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, mientras que T1 es distinto a T3 y T4. Igual ocurre para la variable Chlb.
- **N:** Los tratamientos 1 y 3 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, y las cantidades de fertilizantes 3, 4 y 2 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, mientras que T1 es distinto a T4 y T2.

Se observa que las variables logran diferenciar el efecto de los tratamientos en el tiempo, en particular los tratamientos extremos. Se presenta situación particular con la variable N, donde el T1 y T3 ejercen el mismo efecto sobre la respuesta. Lo anterior se explica por la mineralización de la fracción lábil de la materia orgánica, que de acuerdo con las condiciones edáficas y ambientales; existe evidencia de que la fijación biológica de N puede aportar una fracción significativa del N que usa el cultivo (CENICAÑA, 2018; Daza, 2019), y en particular en un suelo Mollisol presente en las unidades experimentales. Adicionalmente, una vez la planta ha logrado absorber el N en sus diferentes formas moleculares, este puede encontrarse en tejidos jóvenes, estar en forma proteica o como compuestos más simples, en hojas, tallos y también en moléculas como purinas, pirimidinas, vitaminas, alcaloides y enzimas (Navarro & Navarro, 2013). Esta alta funcionalidad del N al interior de la planta,

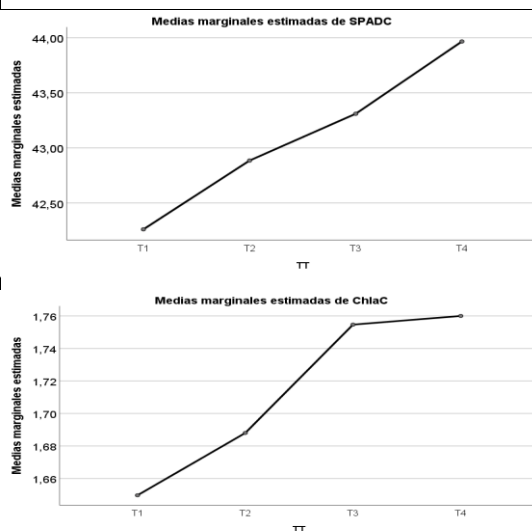
acompañada de los factores que condicionan la disponibilidad del N en el suelo y la forma en que este puede ser tomado por la planta, justifican la complejidad que se presenta para obtener diferencias significativas en experimentos que tienen como factor la fertilización nitrogenada. Sin embargo, la Chla y Chlb, logran diferenciar tratamientos como T1 y T3, a pesar de la estrecha relación en su composición molecular con el N y es indicio de la eficiencia que pueden tener los bioindicadores espectrales, que utilicen bandas específicas del espectro electromagnético relacionadas con la absorción de la Chl. Además, se ha reportado que la fertilización nitrogenada aumenta el contenido de Chl (Latsague et al., 2014; Sánchez et al., 2018; Seneweera et al., 2011), indicando la eficiencia de la fertilización nitrogenada (Kopsell et al., 2004), debido a que el N favorece la absorción de Mg, lo que influencia la síntesis de Chl (Gárate & Bonilla, 2013), y la capacidad fotosintética de las hojas, porque las proteínas del ciclo de Calvin y de los tilacoides representan la mayor parte del N foliar (Gibson, 2005).

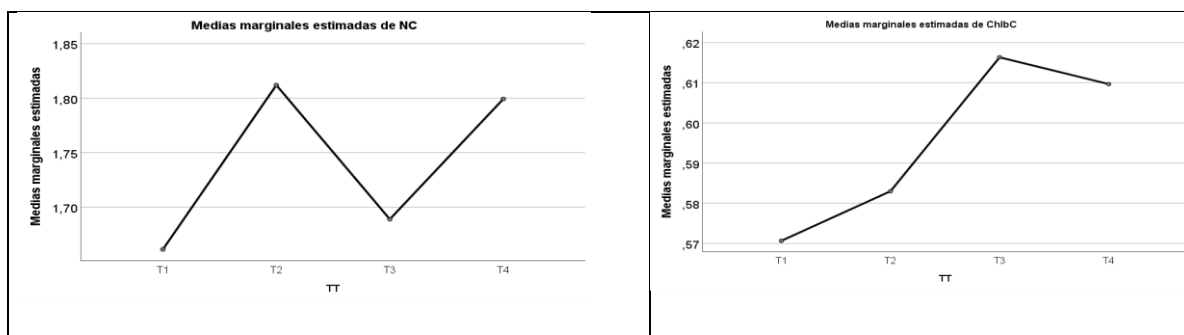
Los resultados de SPAD son coherentes con lo reportado por diversos autores, cuando es utilizado como indicador de deficiencia nutricional por N, y es incorporado en modelos para la estimación de la distribución espacial del N y mejorar prácticas agronómicas de fertilización (Lin et al., 2010; Markwell et al., 1995; Ribeiro et al., 2015; Zhang et al., 2019; B. Zhao et al., 2016). Sin embargo, tiene limitantes asociadas a la gran cantidad de muestras que deben tomarse para tener resultados aceptables y la operatoria de campo en un cultivo con las características morfológicas de la caña de azúcar.

Tabla 3-10. Prueba post-anova de Tukey para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.

SPAD				
Tratamientos	N	Subconjunto		
		1	2	3
T1	5	42,26		
T2	5	42,88	42,88	
T3	5		43,31	43,31
T4	5			43,97
Chla				
T1	5	1,65		
T2	5	1,69	1,69	
T3	5		1,75	
T4	5		1,76	
Chlb				
T1	5	0,57		
T2	5	0,58	0,58	
T4	5		0,61	
T3	5		0,62	
N				
T1	5	1,66		
T3	5	1,69	1,69	
T4	5		1,80	
T2	5		1,81	

Figura 3-20. Gráficas de perfil de las variables SPAD, Chla, Chlb y N.





3.3.5. Comparación de los tratamientos para las variables espectrales.

Para el análisis de las variables NDVI, NDVI_{750/650}, NDVIRE, GNDVI, NDVIg, CVI, ENDRE, EVIRE1, dado el resultado de la prueba de esfericidad se analiza el análisis univariado con estadístico de prueba Esfericidad asumida. Mientras que para las variables Clrededge, Cigreen, CCCI, NDERE, GNDRE, BNDREC, EVI, CVIRE2, CIG, CIGRE, NDRE, VOGRE, DVI, MNDVI8, se utiliza la prueba de efectos dentro de sujetos, univariado con estadístico de prueba Límite inferior.

En la Tabla 3-11, se presenta el análisis de varianza del diseño de medidas repetidas para estas variables, estas cumplen con los supuestos sobre el error tanto de normalidad como homogeneidad con niveles de significancia mayores al 10%.

En el análisis de varianza se halló que a niveles de significancia mayores de 0.167 (p-valor), no se rechaza la hipótesis nula de interacción no significativa entre el tiempo y los tratamientos, para las variables NDVI_{750/650}, NDVI, CVI, ENDRE, Clrededge, Cigreen, CCCI, NDERE, GNDRE, BNDRE, EVI, CVIRE2, CIG, CIGRE, NDRE, VOGRE, DVI, MNDVI8, indicando que, no hay dependencia entre el tiempo y la cantidad de fertilizante, por tanto, se analizará el tiempo independiente de los tratamientos. En la Tabla 3-11, se puede apreciar que los tiempos son estadísticamente distinto su efecto sobre las variables de respuesta, esta diferencia se muestra en los gráficos de perfil (Figura 3-21). En la Tabla 3-12, se presentan los análisis de varianza para comparar los tratamientos bajo un diseño de bloques completos al azar.

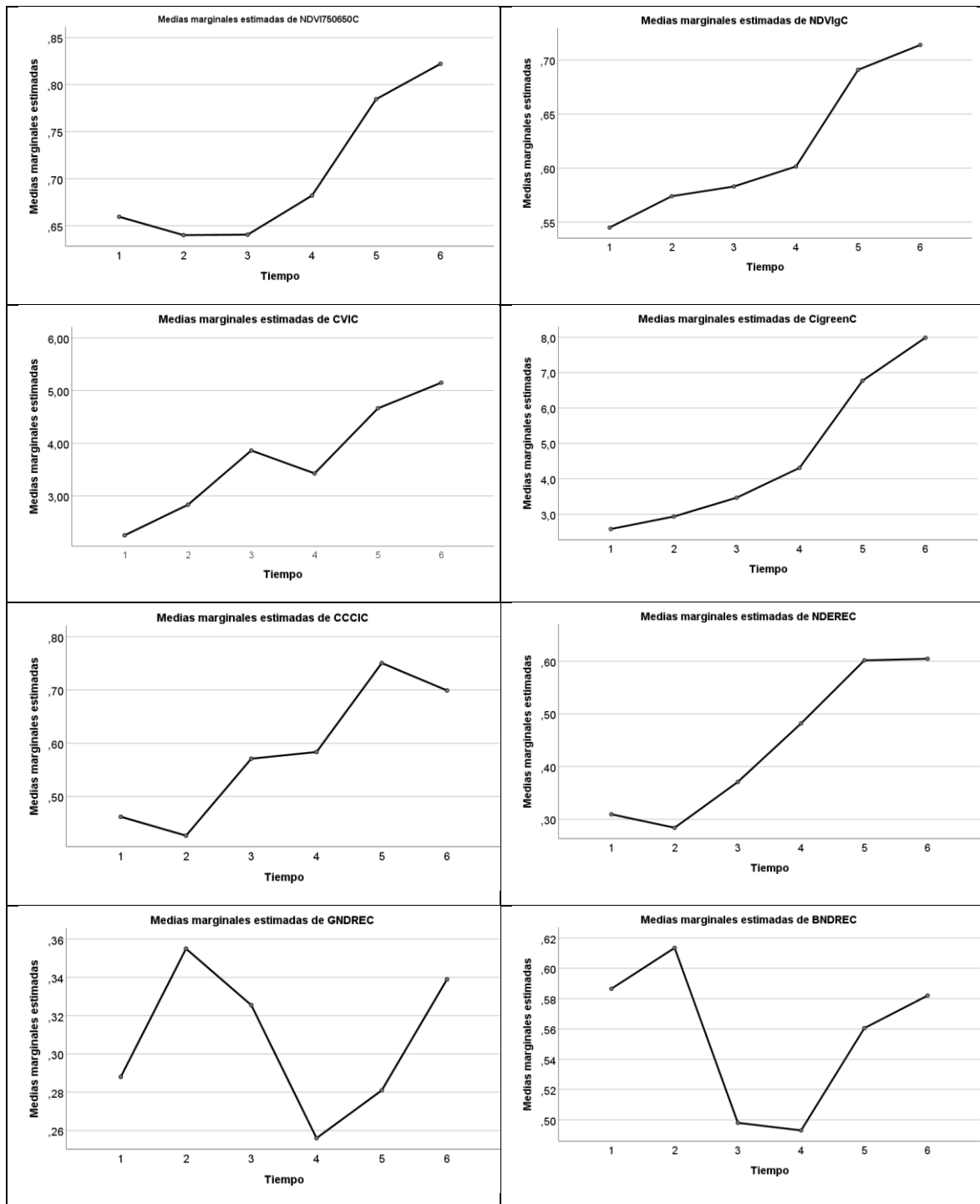
En cuanto a las variables NDVI, NDVIRE, GNDVI, EVIRE1, se encontró que el efecto interacción es significativo con p-valores menores al 6.8%. Otro aspecto importante es que el valor de la suma de cuadrados de los tratamientos y el tiempo es mucho más grande que la suma de cuadrados de los errores para todas las variables, esto significa que se realizó un buen control del experimento (bloqueo), con un poder de la prueba de 86.2%, esto es la probabilidad de rechazar la hipótesis de igualdad acertadamente (Tabla 3-11). En este caso, en el cual, se produjo interacción entre el tiempo y los tratamientos se realizan graficas de interacción y pruebas post-anova teniendo en cuenta la dependencia).

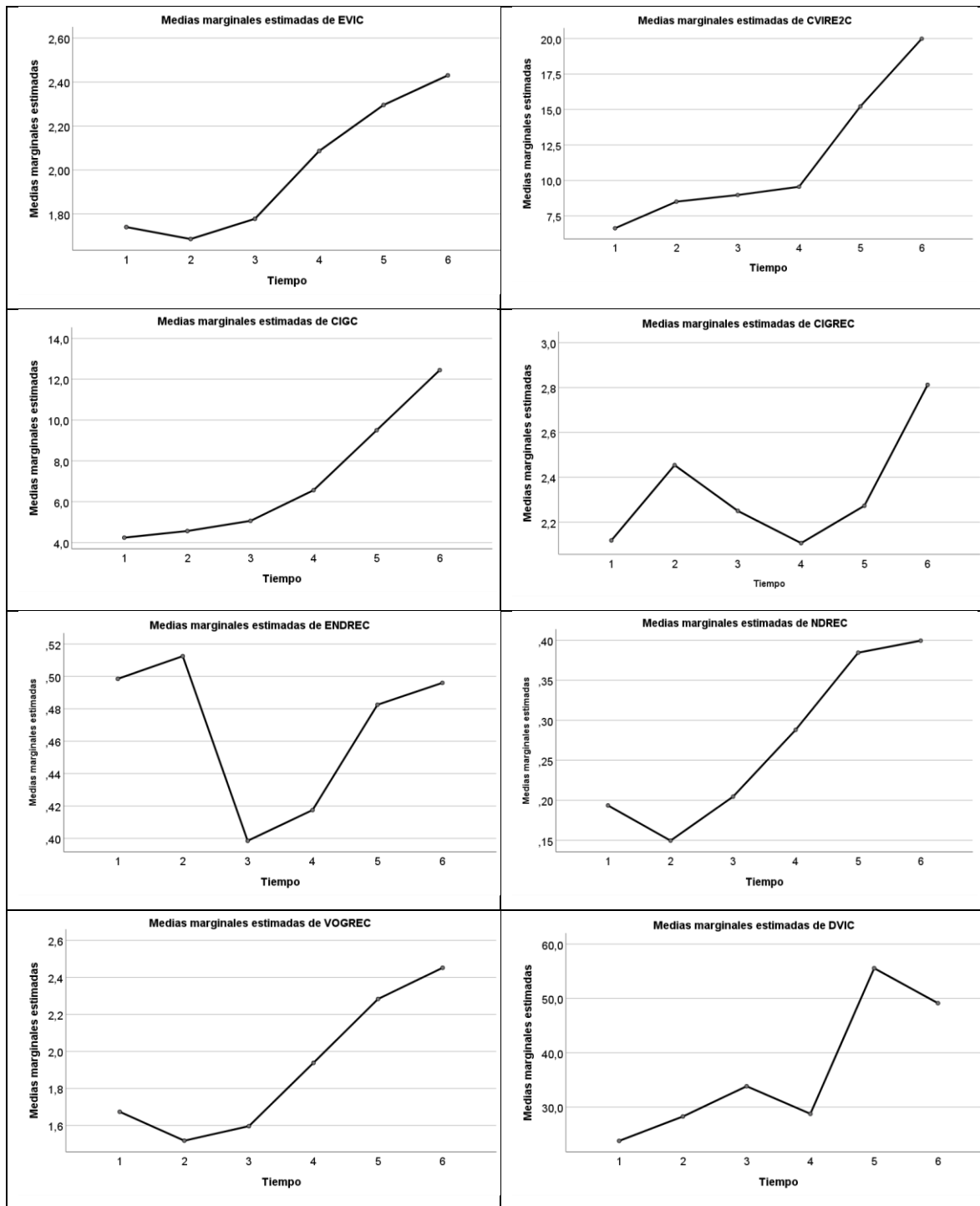
Tabla 3-11. Análisis de varianza variables espectrales.

Fuente de variación	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.	Potencia observada
NDVI_{750/650}						
Tiempo	0,620	5	0,124	75,347	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,042	20	0,002	1,269	0,236	
Tiempo * tt	0,035	15	0,002	1,421	0,167	
Error(TIEMPO)	0,099	60	0,002			
NDVIG						
Tiempo	0,466	5	0,093	67,207	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,038	20	0,002	1,365	0,177	
Tiempo * tt	0,029	15	0,002	1,402	0,176	
Error(TIEMPO)	0,083	60	0,001			
CVI						
Tiempo	119,564	5	23,913	390,354	0,000	1,000
Tiempo * bb	5,221	20	0,261	4,261	0,000	1,000
Tiempo * tt	0,648	15	0,043	0,706	0,769	
Error(TIEMPO)	3,676	60	0,061			
ENDRE						
Tiempo	0,226	5	0,045	91,643	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,023	20	0,001	2,307	0,007	0,980
Tiempo * tt	0,006	15	0,000	0,788	0,686	
Error(TIEMPO)	0,030	60	0,000			
Clrededge						
Tiempo	117,028	1,000	117,028	330,255	0,000	1,000
Tiempo * bb	2,092	4,000	0,523	1,476	0,270	
Tiempo * tt	0,870	3,000	0,290	0,818	0,508	
Error(TIEMPO)	4,252	12,000	0,354			
Cigreen						
Tiempo	486,903	1,000	486,903	437,873	0,000	1,000
Tiempo * bb	14,197	4,000	3,549	3,192	0,053	0,647
Tiempo * tt	2,132	3,000	0,711	0,639	0,604	
Error(TIEMPO)	13,344	12,000	1,112			
CCCI						
Tiempo	1,616	1,000	1,616	68,303	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,024	4,000	0,006	0,256	0,900	0,089
Tiempo * tt	0,019	3,000	0,006	0,268	0,847	0,087
Error(TIEMPO)	0,284	12,000	0,024			
NDERE						
Tiempo	2,020	1,000	2,020	540,248	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,020	4,000	0,005	1,362	0,304	
Tiempo * tt	0,012	3,000	0,004	1,104	0,386	
Error(TIEMPO)	0,045	12,000	0,004			
GNDRE						
Tiempo	0,146	1,000	0,146	46,877	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,016	4,000	0,004	1,286	0,329	
Tiempo * tt	0,009	3,000	0,003	0,929	0,456	
Error(TIEMPO)	0,037	12,000	0,003			
BNDRE						
Tiempo	0,245	1,000	0,245	54,741	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,017	4,000	0,004	0,949	0,470	
Tiempo * tt	0,014	3,000	0,005	1,065	0,400	
Error(TIEMPO)	0,054	12,000	0,004			
EVI						
Tiempo	9,906	1,000	9,906	84,892	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,887	4,000	0,222	1,901	0,175	
Tiempo * tt	0,627	3,000	0,209	1,792	0,202	
Error(TIEMPO)	1,400	12,000	0,117			
CVIRE2						
Tiempo	2573,225	1,000	2573,225	366,742	0,000	1,000

Tiempo * bb	97,915	4,000	24,479	3,489	0,041	0,691
Tiempo * tt	16,959	3,000	5,653	0,806	0,515	
Error(TIEMPO)	84,197	12,000	7,016			
CIG						
Tiempo	1068,472	1,000	1068,472	197,111	0,000	1,000
Tiempo * bb	53,239	4,000	13,310	2,455	0,102	
Tiempo * tt	11,337	3,000	3,779	0,697	0,571	
Error(TIEMPO)	65,048	12,000	5,421			
CIGRE						
Tiempo	7,037	1,000	7,037	81,960	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,713	4,000	0,178	2,077	0,147	
Tiempo * tt	0,132	3,000	0,044	0,514	0,680	
Error(TIEMPO)	1,030	12,000	0,086			
NDRE						
Tiempo	1,097	1,000	1,097	791,909	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,013	4,000	0,003	2,415	0,106	
Tiempo * tt	0,004	3,000	0,001	0,880	0,479	
Error(TIEMPO)	0,017	12,000	0,001			
VOGRE						
Tiempo	14,834	1,000	14,834	605,585	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,231	4,000	0,058	2,359	0,112	
Tiempo * tt	0,091	3,000	0,030	1,240	0,338	
Error(TIEMPO)	0,294	12,000	0,024			
DVI						
Tiempo	16369,066	1,000	16369,066	136,292	0,000	1,000
Tiempo * bb	740,055	4,000	185,014	1,540	0,253	
Tiempo * tt	250,523	3,000	83,508	0,695	0,572	
Error(TIEMPO)	1441,232	12,000	120,103			
MNDV18						
Tiempo	0,746	1,000	0,746	614,907	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,013	4,000	0,003	2,661	0,085	0,559
Tiempo * tt	0,004	3,000	0,001	1,128	0,377	
Error(TIEMPO)	0,015	12,000	0,001			
NDVI						
Tiempo	0,905	5	0,181	123,844	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,047	20	0,002	1,609	0,080	0,889
Tiempo * tt	0,044	15	0,003	1,996	0,031	0,915
Error(TIEMPO)	0,088	60	0,001			
NDVIRE						
Tiempo	0,332	5	0,066	48,692	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,059	20	0,003	2,153	0,012	0,970
Tiempo * tt	0,040	15	0,003	1,946	0,036	0,907
Error(TIEMPO)	0,082	60	0,001			
GNDVI						
Tiempo	0,732	5	0,146	133,496	0,000	1,000
Tiempo * bb	0,036	20	0,002	1,649	0,070	0,899
Tiempo * tt	0,029	15	0,002	1,736	0,068	0,862
Error(TIEMPO)	0,066	60	0,001			
EVIRE1						
Tiempo	5,491	5	1,098	15,233	0,000	1,000
Tiempo * bb	3,130	20	0,157	2,171	0,011	0,972
Tiempo * tt	2,169	15	0,145	2,005	0,030	0,917
Error(TIEMPO)	4,326	60	0,072			

En la figura 3-21 se presentan los gráficos de perfil con el comportamiento del tiempo independiente del tratamiento. Al observar la tendencia de los bioindicadores indica la sensibilidad para identificar efectos y en qué edad del cultivo pueden lograr mayor eficiencia, lo cual se determinará por el análisis comparativo entre tratamientos (Tabla 3-12).





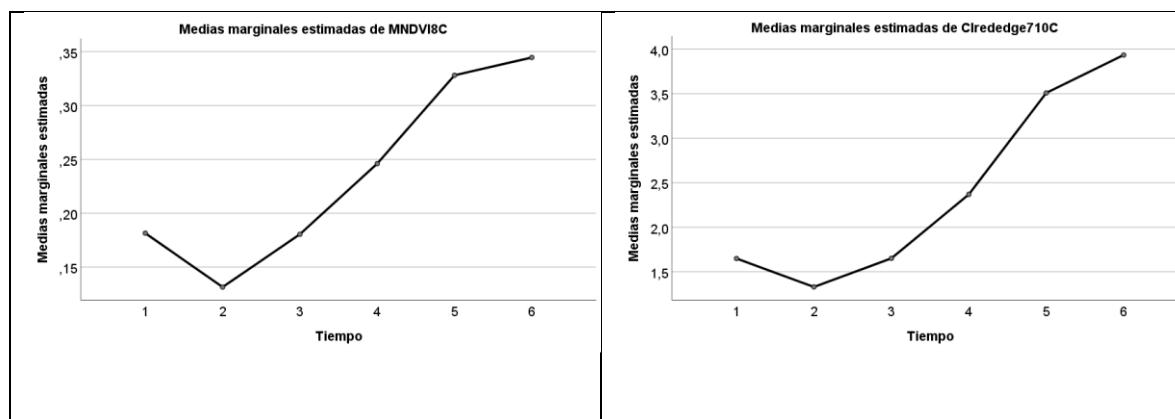


Figura 3-21. Gráficas de perfil de los tiempos para cada variable de respuesta

En la Tabla 3-12, se muestran las variables (NDVI_{750/650}, NDVIg, CVI, ENDRE, Cirededge, Cigreen, CCCI, NDERE, GNDRE, BNDRE, EVI, CVIRE2, CIG, CIGRE, NDRE, VOGRE, DVI, MNDVI8) para las cuales los tratamientos son independientes del tiempo. Se halló que hay diferencias significativas entre las cantidades de fertilizante aplicadas a un nivel de significancia menor al 0.082, para las variables (NDVI_{750/650}, NDVIg, Cirededge, Cigreen, NDERE, EVI, CVIRE2, CIG, NDRE, VOGRE, MNDVI8; por lo tanto, en la Tabla 3-13 se muestra las pruebas post-anova (prueba de Tukey). Mientras que para las variables CVI, CCCI, GNDRE, BNDRE, CIGRE, DVI, a niveles de significancia mayores de 0.188, no hay diferencias significativas entre las cantidades de fertilizante, este resultado se puede observar en la figura 3-21. Al relacionar estos resultados con el AMF del experimento no controlado, se encontró que bioindicadores como Cirededge y CVIRE2 presentaron correlación con N y otros como el NDVIg y VOGRE estaban bien representados en la misma dimensión que el N. Lo anterior, permite ir afinado la selección de bioindicadores más eficientes para el cultivo de caña de azúcar en estudio.

Tabla 3-12. Análisis de varianza para comparar los tratamientos.

Variable	Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.
NDVI _{750/650}	Bloque	0,025	4	0,006	1,844	0,185
	Tratamientos	0,033	3	0,011	3,310	0,057
	Error	0,040	12	0,003		
NDVIg	Bloque	0,012	4	0,003	2,015	0,156
	Tratamientos	0,017	3	0,006	3,745	0,041
	Error	0,018	12	0,002		
CVI	Bloque	1,044	4	0,261	2,365	0,111
	Tratamientos	0,510	3	0,170	1,541	0,255
	Error	1,325	12	0,110		
Cigreen	Bloque	6,796	4	1,699	2,771	0,077
	Tratamientos	6,017	3	2,006	3,271	0,059
	Error	7,357	12	0,613		
CCCI	Bloque	0,007	4	0,002	0,307	0,868
	Tratamientos	0,024	3	0,008	1,513	0,261
	Error	0,064	12	0,005		
NDERE	Bloque	0,021	4	0,005	2,153	0,136
	Tratamientos	0,039	3	0,013	5,191	0,016
	Error	0,030	12	0,002		
GNDRE	Bloque	0,001	4	0,000	0,496	0,739
	Tratamientos	0,000	3	0,000	0,181	0,907

	Error	0,008	12	0,001		
BNDRE	Bloque	0,013	4	0,003	4,615	0,017
	Tratamientos	0,002	3	0,001	0,911	0,464
	Error	0,008	12	0,001		
EVI	Bloque	0,360	4	0,090	1,346	0,309
	Tratamientos	0,860	3	0,287	4,287	0,028
	Error	0,803	12	0,067		
CVIRE2	Bloque	41,357	4	10,339	3,081	0,058
	Tratamientos	28,757	3	9,586	2,857	0,082
	Error	40,268	12	3,356		
CIG	Bloque	21,628	4	5,407	4,484	0,019
	Tratamientos	18,238	3	6,079	5,041	0,017
	Error	14,472	12	1,206		
CIGRE	Bloque	0,161	4	0,040	1,914	0,173
	Tratamientos	0,078	3	0,026	1,241	0,338
	Error	0,253	12	0,021		
ENDRE	Bloque	0,014	4	0,004	7,201	0,003
	Tratamientos	0,001	3	0,000	0,612	0,620
	Error	0,006	12	0,000		
NDRE	Bloque	0,014	4	0,004	2,380	0,110
	Tratamientos	0,016	3	0,005	3,596	0,046
	Error	0,018	12	0,002		
VOGRE	Bloque	0,232	4	0,058	1,985	0,161
	Tratamientos	0,303	3	0,101	3,450	0,052
	Error	0,351	12	0,029		
DVI	Bloque	229,742	4	57,436	1,083	0,408
	Tratamientos	298,357	3	99,452	1,874	0,188
	Error	636,679	12	53,057		
MNDVI8	Bloque	0,013	4	0,003	2,129	0,140
	Tratamientos	0,013	3	0,004	2,860	0,081
	Error	0,018	12	0,001		
CIrededge	Bloque	1,986	4	0,496	1,900	0,175
	Tratamientos	2,555	3	0,852	3,259	0,060
	Error	3,136	12	0,261		

Para las variables que hay diferencias significativas se realiza una prueba de Tukey con el fin de establecer entre que tratamientos hay dicha diferencia. Para cada variable de respuesta se halló que:

- **NDVI_{750/650}**: Los tratamientos 1,2,3 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, las cantidades de fertilizantes 3 y 4 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, son diferentes T1, T2 vs T4. Igual ocurre para los bioindicadores NDVIg, Cigreen, CVIRE2, CIG, NDRE, VOGRE, MNDVI8, CIrededge710. Por tanto, la eficiencia de estos bioindicadores estaría en identificar condiciones extremas de tensión por N y confirma con algunos bioindicadores lo encontrado en el AMF en condiciones no controladas.
- **NDERE**: Los tratamientos 1,2 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, y las cantidades de fertilizantes 2 y 3 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta, igualmente ocurre con los tratamientos 3 y 4, también son estadísticamente iguales, mientras que T1 es distinto a T3 y T4; el tratamiento 2 es distinto a T4. Igual ocurre para el bioindicador EVI. En el caso de estos bioindicadores se mejora la eficiencia en identificar el efecto de diferentes dosis de N, lo cual no fue posible con las variables biofísicas

Tabla 3-13. Prueba post-anova, prueba de Tukey ($\alpha=5\%$).

	Subconjunto					Subconjunto						Subconjunto					Subconjunto			
Variable	Tto	N	1	2	Variable	Tto	N	1	2	3	Variable	Tto	N	1	2	Variable	Tto	N	1	2
NDVI750/650	T1	5	0,69		NDERE	T1	5	0,42			CVIRE2	T1	5	10,97		VOGRE	T1	5	1,86	
	T2	5	0,69			T2	5	0,43	0,43			T2	5	11,08			T2	5	1,87	
	T3	5	0,71	0,71		T3	5		0,45	0,45		T3	5	11,67	11,67		T3	5	1,94	1,94
	T4	5		0,73		T4	5			0,47		T4	5		12,19		T4	5		1,98
NDVIg	T1	5	0,60		EVI	T1	5	1,90			CIG	T1	5	6,67		MNDVI8	T1	5	0,23	
	T2	5	0,61			T2	5	1,95	1,95			T2	5	6,79			T2	5	0,23	
	T3	5	0,62	0,62		T3	5		2,06	2,06		T3	5	7,12	7,12		T3	5	0,24	0,24
	T4	5		0,63		T4	5			2,11		T4	5		7,67		T4	5		0,25
Cigreen	T1	5	4,44		NDRE	T1	5				NDRE	T1	5	0,26		Cirededge	T1	5	2,25	
	T2	5	4,49			T2	5					T2	5	0,26			T2	5	2,29	
	T3	5	4,79	4,79		T3	5					T3	5	0,28	0,28		T3	5	2,49	2,49
	T4	5		4,99		T4	5					T4	5		0,29		T4	5		2,60

En el modelo de medida repetida resulto significativa la interacción entre los tiempos y los tratamientos para las variables: NDVI, NDVIRE, GNDVI y EVIRE1, por tanto, no se puede analizar de manera independiente, sino juntos, en la figura 3-22, se presentan el comportamiento de los tratamientos para cada uno de los tiempos de las anteriores variables de respuesta. De la tendencia presentada se rescata el comportamiento de los bioindicadores NDVI y GNDVI, que logran identificar variaciones generadas por el desarrollo fenológico, principalmente de las campaña1 y 2 frente a las campañas 5 y 6, probablemente asociados a los cambios en la estructura de dosel, pero no efecto de los tratamientos, excepto en la campaña 1 donde los bioindicadores presentan tendencia continua a incrementar su magnitud. Por tanto, tienen mayor eficiencia en edades particulares del cultivo.

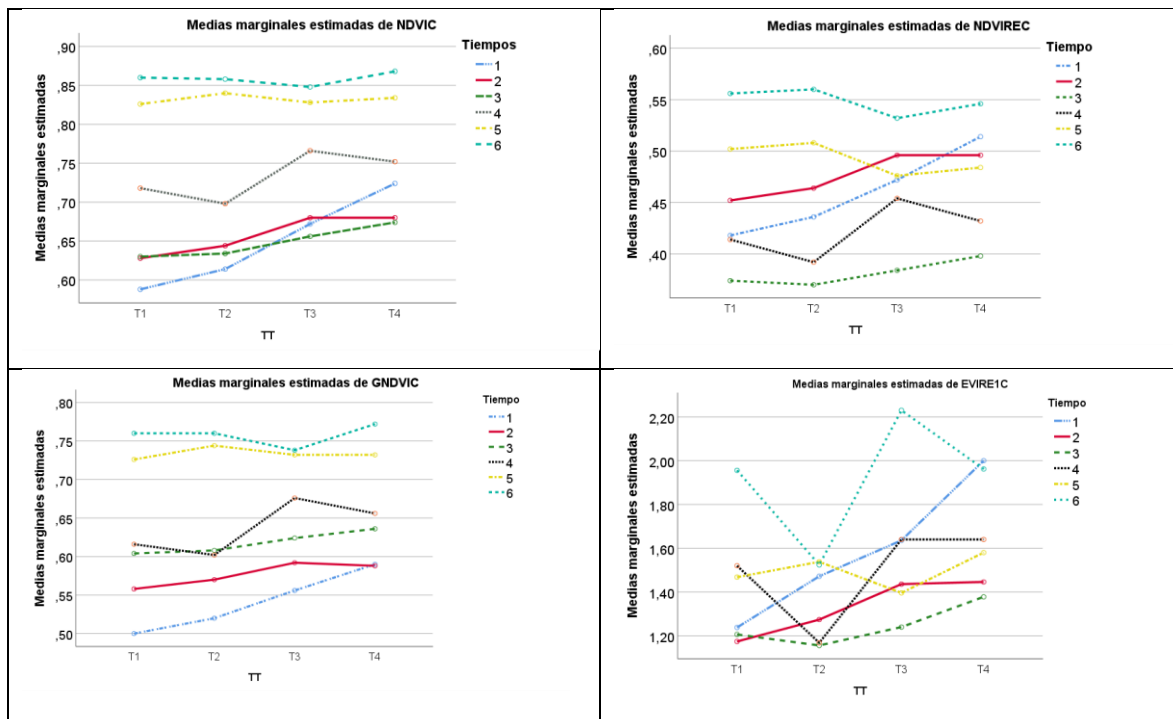


Figura 3-22. Gráficas de interacción entre los tiempos y los tratamientos para las variables NDVI, NDVIRE, GNDVI y EVIRE1.

3.4 Análisis de varianza con medida repetida en el tiempo de la soca 1 en el diseño controlado.

Para los datos provenientes de la experimentación después del primer corte del cultivo de caña de azúcar, se conserva el mismo diseño de la primera experimentación, la cual arrojó los siguientes resultados.

3.4.1 Análisis del diseño de medidas repetidas.

La Tabla 3-14, muestra los resultados de la prueba de esfericidad W, de todas las variables consideradas en la experimentación, en la cual se encontró que para las variables biofísicas SN, GLFE y LAI la hipótesis de esfericidad no es rechazada a un nivel de significancia mayor de 0.127, por lo tanto son esféricas, mientras que para las variables SH es rechazada a un nivel de significancia de 0.000, indicando que no es esférica, por tanto, todas serán analizadas por medio de contrastes univariados diferenciando el estadístico de prueba, que para las esféricas será esfericidad asumida y para las no esféricas será límite inferior. Así mismo determinar el análisis para las variables fotoquímicas y espectrales, cuya decisión se encuentra en la última columna.

Tabla 3-14. Prueba de esfericidad de W Mauchly para la variable tiempo.

Grupo	Variable	Efecto inter sujetos	W de Mauchly	GL	Sig.	Límite inferior	Decisión
BIOFÍSICAS	SN	TIEMPO	0.291	14	0.581	0.200	NO RECHAZO
	SH	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	GLFE	TIEMPO	0.132	14	0.127	0.200	NO RECHAZO
	LAI	TIEMPO	0.691	14	0.131	0.200	NO RECHAZO
FOTO QUÍMICAS	N	TIEMPO	0.166	14	0.213	0.200	NO RECHAZO
	SPAD	TIEMPO	0.091	14	0.049	0.200	RECHAZO
	Chla	TIEMPO	0.067	14	0.021	0.200	RECHAZO
	Chlb	TIEMPO	0.073	14	0.026	0.200	RECHAZO
ESPECTRALES	Cirededge	TIEMPO	0.069	14	0.022	0.200	RECHAZO
	NDVI _{750/650}	TIEMPO	0.127	14	0.113	0.200	NO RECHAZO
	NDVig	TIEMPO	0.099	14	0.061	0.200	NO RECHAZO
	Cigreen	TIEMPO	0.041	14	0.004	0.200	RECHAZO
	CCCI	TIEMPO	0.086	14	0.042	0.200	RECHAZO
	NDVI	TIEMPO	0.309	14	0.629	0.200	NO RECHAZO
	NDVIRE	TIEMPO	0.014	14	0.000	0.200	RECHAZO
	NDERE	TIEMPO	0.146	14	0.159	0.200	NO RECHAZO
	GNDVI	TIEMPO	0.129	14	0.119	0.200	NO RECHAZO
	GNDRE	TIEMPO	0.022	14	0.001	0.200	RECHAZO
	BNDVI	TIEMPO	0.019	14	0.000	0.200	RECHAZO
	BNDRE	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	EVI	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	EVIRE1	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	EVIRE2	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CVI	TIEMPO	0.001	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CVIRE2	TIEMPO	0.016	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CIRE1	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CIRE2	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	CIG	TIEMPO	0.064	14	0.018	0.200	RECHAZO
	CIGRE	TIEMPO	0.021	14	0.000	0.200	RECHAZO
	NGRDI	TIEMPO	0.081	14	0.035	0.200	RECHAZO
	ENDVI	TIEMPO	0.008	14	0.366	0.200	RECHAZO
	ENDRE	TIEMPO	0.000	14	0.000	0.200	RECHAZO
	NDRE	TIEMPO	0.13	14	0.121	0.200	NO RECHAZO
	VOGRE	TIEMPO	0.031	14	0.002	0.200	RECHAZO
	DVI	TIEMPO	0.016	14	0.000	0.200	RECHAZO
	MNDVI8	TIEMPO	0.299	14	0.601	0.200	NO RECHAZO

3.4.2. Análisis de varianza de las variables biofísicas

En la Tabla 3-15, se presenta el análisis de varianza del diseño de medidas repetidas, el cual cumple con los supuestos sobre el error tanto de normalidad como homogeneidad con niveles de significancia mayores al 10%.

En la Tabla 3-15, se puede observar que a niveles de significancia mayores de 0.184 (p-valor), no hay interacción entre los tratamientos y el tiempo, lo cual indica que los tratamientos pueden ser analizados de manera independiente para todas las variables biofísicas. La interacción tiempo efecto bloque resulto significativa para las variables SN y GLFE con niveles de significancia menores de 0.059, indicando que el tiempo es dependiente del efecto bloque, por tanto, de manera general el tiempo es significativo a un nivel de significancia de 0.000.

Tabla 3-15. Análisis de varianza variables SN, SH, GLFE y LAI.

BIOFÍSICAS						
FUENTES DE VARIACION	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	p-valor	Potencia observada
SN						
tiempo	369,935	5	73,987	62,987	0,000	1,000
Tiempo*bloque	39,892	20	1,995	1,698	0,059	0,909
tiempo * Fertilizante	12,105	15	0,807	0,687	0,787	
Error(tiempo)	70,478	60	1,175			
SH						
tiempo	1047464,318	1	1047464,318	1222,422	0,000	
Tiempo*bloque	5313,305	4	1328,326	1,550	0,250	
tiempo * Fertilizante	1611,133	3	537,044	0,627	0,611	
Error(tiempo)	10282,512	12	856,876			
GLE						
tiempo	194,795	5	38,959	149,700	0,000	1,000
Tiempo*bloque	13,993	20	0,700	2,688	0,002	0,99
tiempo * Fertilizante	2,452	15	0,163	0,628	0,840	
Error(tiempo)	15,615	60	0,260			
LAI						
tiempo	68,864	1	68,864	781,623	0,000	1,000
Tiempo*bloque	0,541	8	0,068	1,868	0,113	
tiempo * Fertilizante	0,353	6	0,059	1,624	0,184	
Error(tiempo)	0,869	24	0,036			

Dada la independencia de los niveles de dosis de fertilizante, en la Tabla 3-16, se realiza el análisis de varianza para comparar los tratamientos bajo un diseño de bloques completos al azar. Se halló que hay diferencias significativas con p-valor menores a 0.109, entre algún par de tratamientos para todas las variables biofísicas, por lo cual se realiza el análisis post-anova de Tukey.

Tabla 3-16. Comparación de tratamientos para las variables SN, SH, GLFE y LAI.

Variable	Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.
SN	Bloque	7,821	4	1,955	0,571	
	Tratamientos	25,708	3	8,569	2,504	0,109
	Error	41,069	12	3,422		
SH	Bloque	3115,745	4	778,936	2,145	
	Tratamientos	2953,458	3	984,486	2,711	0,092
	Error	4358,199	12	363,183		

GLFE	Bloque	1,749	4	0,437	1,998	0,159
	Tratamientos	2,048	3	0,683	3,119	0,066
	Error	2,627	12	0,219		
LAI	Bloque	0,871	4	0,218	4,334	0,021
	Tratamientos	0,854	3	0,285	5,666	0,012
	Error	0,603	12	0,050		

En la prueba de Tukey, se encontró a niveles de significancia del 0.05 (Tabla 3-17), que los tratamientos T1= T2= T3 son estadísticamente iguales su efecto sobre la variable SN y SH, así mismo ocurre con el segundo grupo T1= T2= T4, para SN. Para la variable GLFE son estadísticamente iguales los tratamientos T1= T3= T4 y para LAI el tratamiento T1 es diferente a todos los demás, siendo el valor más bajo. En este ciclo se presentan diferencias en por lo menos un tratamiento, debido a que la planta una vez consolidado su sistema radicular en la fase de plantilla, el uso de N en la soca 1 para la variedad CC01-1940 es orientado a la formación de biomasa aérea (CENICANÑA, 2018), representada en las variables biofísicas evaluadas.

Tabla 3-17. Pruebas post-anova de Tukey

BIOFÍSICAS			
SN			
TRAT	N	Subconjunto	
		1	2
T3	5	8,54	
T1	5	8,86	8,86
T2	5	9,43	9,43
T4	5		9,72
SH			
T2	5	172,76	
T3	5	173,35	
T1	5	174,24	174,24
T4	5		184,84
GLFE			
T3	5	6,24	
T1	5	6,25	
T4	5	6,46	6,46
T2	5		6,54
LAI			
T1	5	2,44	
T2	5		2,63
T3	5		2,68
T4	5		2,77

En la figura 3-23, se muestra el efecto del tiempo, el cual es independiente de los tratamientos y acorde al desarrollo fisiológico de esta variedad de caña, que presenta una disminución en el número de tallos e incremento continuo de SH, GLFE y LAI durante las fases fenológicas evaluadas. Con respecto a la variable LAI, en este ciclo se evaluó hasta la campaña 3 por fallas técnicas del equipo LAI-2200C.

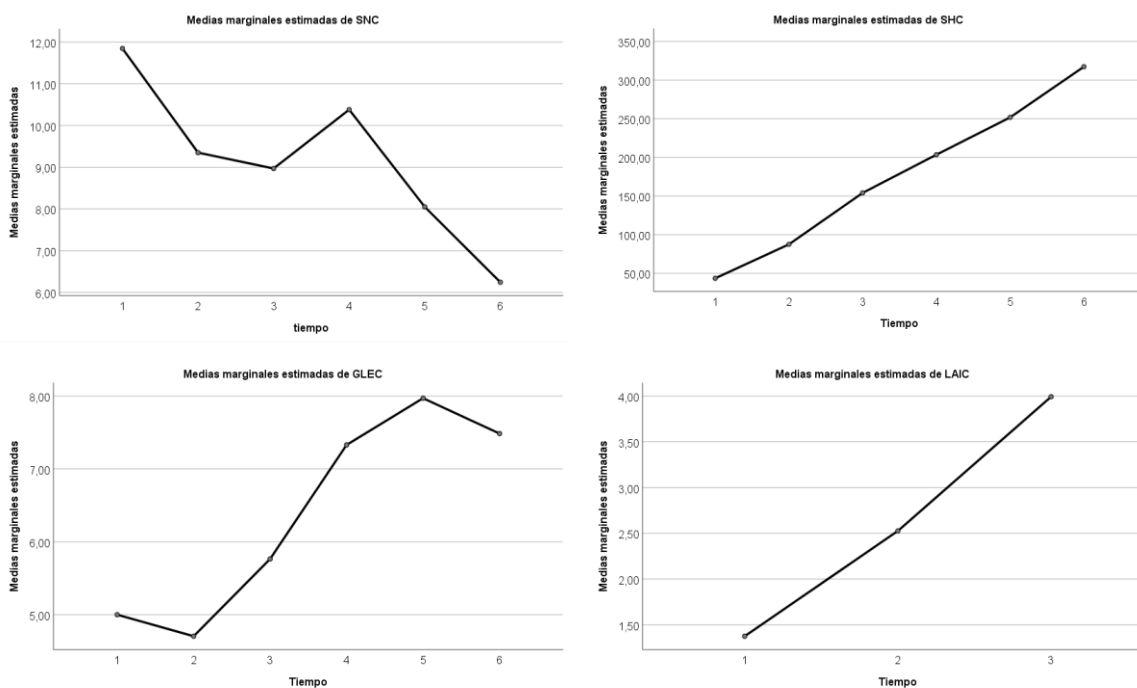


Figura 3-23. Gráficas de perfil de los tiempos para las variables biofísicas.

3.4.3 Diseño de bloques completos al azar para la variable TCH

En el diseño de bloques completos al azar planteado para la variable TCH, sus modelos cumplen con los supuestos sobre el error del modelo, tanto para la normalidad como homogeneidad de varianzas a niveles de significancia mayores del 10%.

En la Tabla 3-18, se presenta los resultados de la comparación de los tratamientos para la variable TCH. Se encontró que la variación esta explicada por los efectos de los tratamientos y el efecto bloque (TCH: SC= 11556). Se obtuvo que hay diferencias significativas entre algún par de tratamientos a un nivel de significancia menor de 0.031 (p-valor) para TCH.

Tabla 3-18. Análisis de varianza variable TCH.

TCH					
Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Valor p
Bloque	1059	4	264,7	0,31	
Tratamientos	10497	3	3499,0	4,14	0,031
Error	10144	12	845,3		
Total	21700	19			

Se realizó una prueba post-anova de Tukey (Tabla 3-19), a un nivel de significancia del 5% se estableció que: Los tratamientos 4 y 3 son estadísticamente iguales, así mismo 3 y 2; y 2 y 1(Figura 3-24). Por tanto, el tratamiento sin aplicación de N, tienen efecto en la disminución de TCH. De nuevo, dosis por encima de la comercial no tiene efecto significativo en cuanto a incrementar el TCH.

Tabla 3-19. Análisis post-anova, prueba de Tukey para la variable TCH (Confianza 95%).

TCH					
HSD Tukey					
Tratamientos	N	Media	Agrupación		
T4	5	189,061	A		
T3	5	178,182	A	B	
T2	5	139,697		B	C
T1	5	137,273			C

Nota: Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

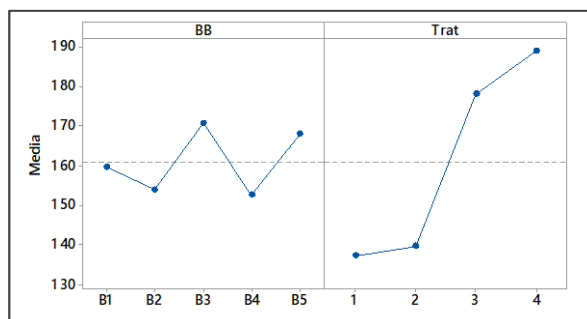


Figura 3-24. Efectos principales para la variable TCH.

3.4.4. Análisis de varianza de las variables fotoquímicas

Para el análisis de las variables SPAD, Chla y Chlb, se halló que la hipótesis de esfericidad es no significativa, por lo cual, se examina el análisis univariado con estadístico de prueba de Límite inferior. Mientras que para la variable N, se utiliza la prueba Esfericidad asumida, por ser significativa.

Para las variables SPAD, Chla y Chlb, en la Tabla 3-20, se obtuvo que no hay interacción entre el tiempo y las dosis de fertilizantes a niveles de significancia mayores del 0.373, por lo cual se analizan independientes, por medio de un análisis de varianza bajo un diseño de bloques completos al azar, para establecer la significancia de las dosis. Mientras que para la variable N, hay dependencia entre las dosis y los tiempos con significancia de 0.023, para analizar esta se elabora un gráfico de interacción entre el tiempo y los tratamientos (Figura 3-25).

Tabla 3-20. Análisis de varianza de medidas repetidas para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.

FOTOQUÍMICAS						
N						
FUENTES VARIACION	DE	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	p-valor
tiempo		28,170	5	5,634	377,861	0,000
Tiempo*bloque		0,482	20	0,024	1,616	0,079
tiempo * Fertilizante		0,467	15	0,031	2,089	0,023
Error(tiempo)		0,895	60	0,015		
SPAD						
tiempo		53,361	1	53,361	10,698	0,007
Tiempo*bloque		48,415	4	12,104	2,427	0,105
tiempo * Fertilizante		17,028	3	5,676	1,138	0,373
Error(tiempo)		59,854	12	4,988		
Chla						

tiempo	16,629	1	16,629	80,285	0,000
Tiempo*bloque	1,437	4	0,359	1,734	0,207
tiempo * Fertilizante	0,515	3	0,172	0,828	0,503
Error(tiempo)	2,486	12	0,207		
Chlb					
tiempo	3,057	1,000	3,057	78,364	0,000
Tiempo*bloque	0,219	4	0,055	1,402	0,292
tiempo * Fertilizante	0,126	3	0,042	1,075	0,396
Error(tiempo)	0,468	12	0,039		

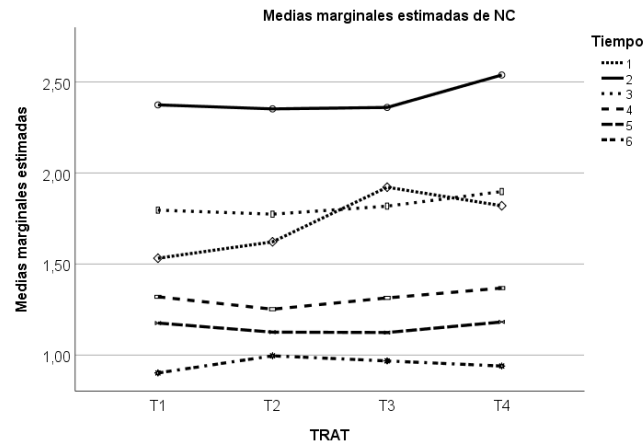


Figura 3-25. Gráfica de interacción de la variable N.

En la figura 3-25 se observa que en este ciclo alcanza la concentración más alta de N en las hojas en la segunda campaña de muestreo con niveles similares entre tratamientos, al igual que en las otras campañas. En diferentes estudios que han incorporado dosis crecientes de N (Amaral, 2014; J Lofton et al., 2012), los resultados demuestran la variabilidad de la respuesta del N entre etapas fenológicas y dentro de la etapa, ocasionado por aportes de la fijación biológica, además el contenido de N tiende a variar en función de las condiciones de clima, suelo y desarrollo del cultivo (Franco et al., 2011). En particular, la etapa fenológica incidió en el comportamiento creciente entre campaña 1 y 2, asociado al macollamiento, y al tamaño y cantidad del tejido foliar de la planta. En esta etapa, la planta al no disponer de una gran arquitectura direcciona gran parte de la absorción del elemento a su tejido foliar, con el fin de que este aumente, y con él, también la cantidad de absorción de la energía solar para su fotosíntesis (CENICAÑA, 2018). Por su parte, el descenso continuo de la cantidad de N foliar en las siguientes campañas se asocia a que la planta invierte el N en los procesos de crecimiento y desarrollo, en donde aumenta la longitud y el grosor de los tallos (CENICAÑA, 2018).

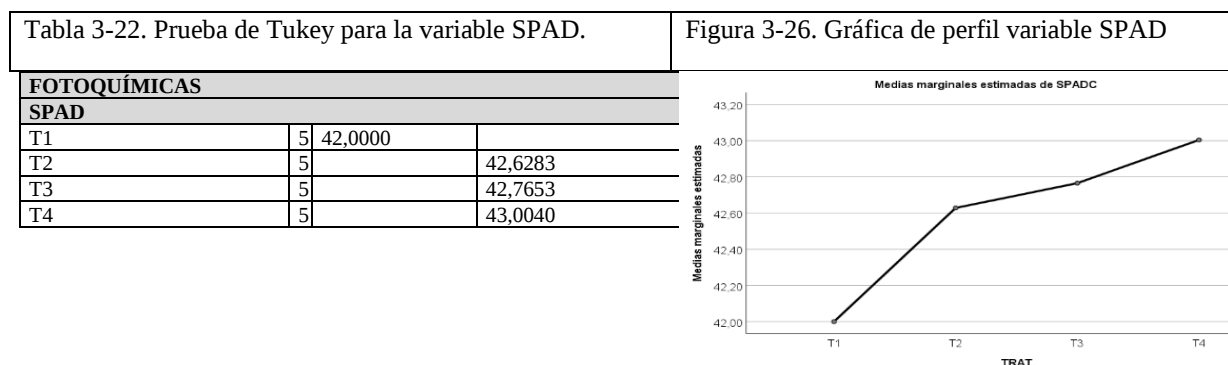
En la Tabla 3-21, se muestra el análisis de varianza de los tratamientos independientes de los tiempos, se encontró que, a niveles de significancia mayores de 0.461, no hay diferencias significativas entre las cantidades de fertilizantes para las variables Chla y Chlb. Con respecto a la variable SPAD, si es significativa la diferencia entre algún par de dosis, para lo cual se realiza un análisis post anova de Tukey. El resultado encontrado para la variable Chl, está relacionado con el comportamiento del N, debido a que el estado del N afecta el contenido de clorofila de las hojas (Carter & Miller, 1994; Lebourgeois et al., 2012; Peñuelas & Filella, 1998).

Tabla 3-21. Análisis de varianza para las variables SPAD, Chla, Chlb y N.

VARIABLE	Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.
FOTOQUÍMICAS						
SPAD	Bloque	4,076	4	1,019	1,173	0,371
	Tratamientos	16,541	3	5,514	6,347	0,008
	Error	10,424	12	0,869		
Chla	Bloque	0,292	4	0,073	2,199	0,131
	Tratamientos	0,036	3	0,012	0,363	0,781
	Error	0,399	12	0,033		
Chlb	Bloque	0,093	4	0,023	3,234	0,051
	Tratamientos	0,020	3	0,007	0,919	0,461
	Error	0,086	12	0,007		

En la Tabla 3-22, y la figura 3-26, se encontró a un nivel de significancia del 5% que las dosis 2, 3, y 4 ejercen el mismo efecto sobre esta variable de respuesta SPAD y la dosis 1 es diferente a todas las demás. Estos resultados concuerdan con lo reportado por Amaral, 2014, donde encontró que lecturas SPAD lograron diferenciar dosis de N en caña de azúcar cuando se aplicaron pruebas de contrastes ortogonales. Sin embargo, de acuerdo con (Vitti et al., 2007), muchos investigadores y agricultores no confían en las lecturas por la alta variabilidad al contrastar con las concentraciones de N a nivel foliar en diferentes cultivos. Según (Argenta et al., 2001), esto es atribuido al hecho que entre el 50 a 70% del N total de las hojas es constituyente de enzimas asociadas a los cloroplastos.

Figura 3-26. Gráfica de perfil variable SPAD



3.4.5. Análisis de varianza de las variables espectrales

Para el análisis de las variables NDVI_{750/650}, NDVIg, NDVI, NDRE, GNDVI, NDRE y MNDVI8 se aplica el estadístico de esfericidad asumida debido a que no se rechazó la hipótesis de esfericidad, para el resto de las variables (Tabla 3-14), se utiliza el estadístico de prueba Límite inferior. Vale la pena mencionar que para este ciclo se incluyeron cinco bioindicadores más en el análisis.

En la Tabla 3-23, se presenta el análisis de varianza del diseño de medidas repetidas para las variables espectrales, las cuales cumplen con los supuestos sobre el error tanto de normalidad como homogeneidad. En el análisis de varianza se halló que a niveles de significancia mayores de 0.107 (p-valor), no se rechaza la hipótesis nula de interacción no significativa entre el tiempo y los tratamientos, para las variables Clrededge, NDVIg, CVI, Cigreen, CCCI, NDVIRE, NDRE, GNDVI,

BNDVI, BNDRE, EVI, EVIRE1, EVIRE2, CVIRE2, CIRE1, CIRE2, CIG, CIGRE, NGRDI, ENDVI, ENDRE, VOGRE, DVI, MNDVI8, indicando que, no hay dependencia entre el tiempo y los tratamientos, por tanto, se analizará el tiempo independiente de los tratamientos, para estas variables (Tabla 3-23), para el resto de variables (NDVI_{750/650}, NDVI, NDRE) si hay interacción entre los tratamientos y el tiempo.

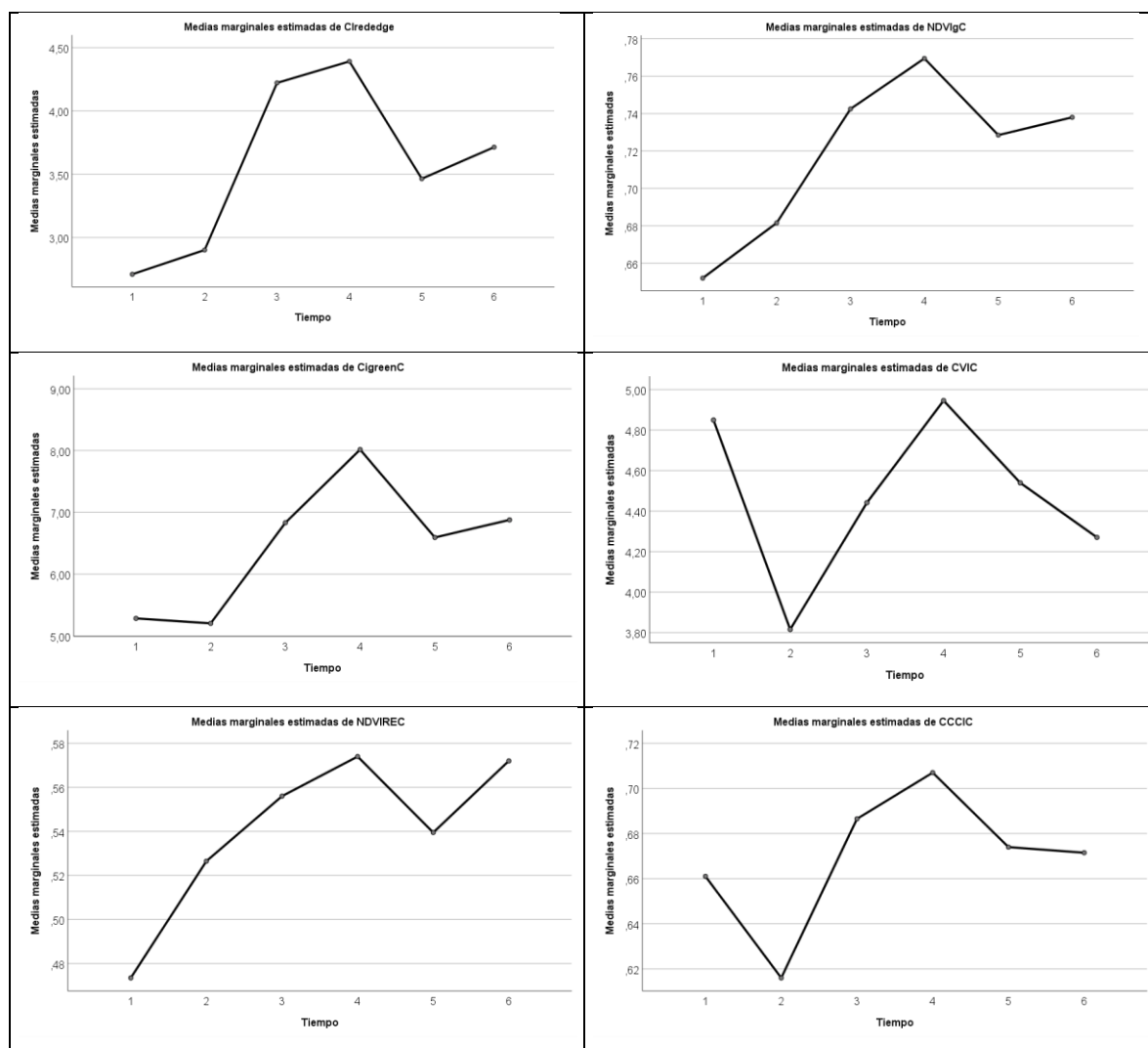
Tabla 3-23. Análisis de varianza para variables espectrales.

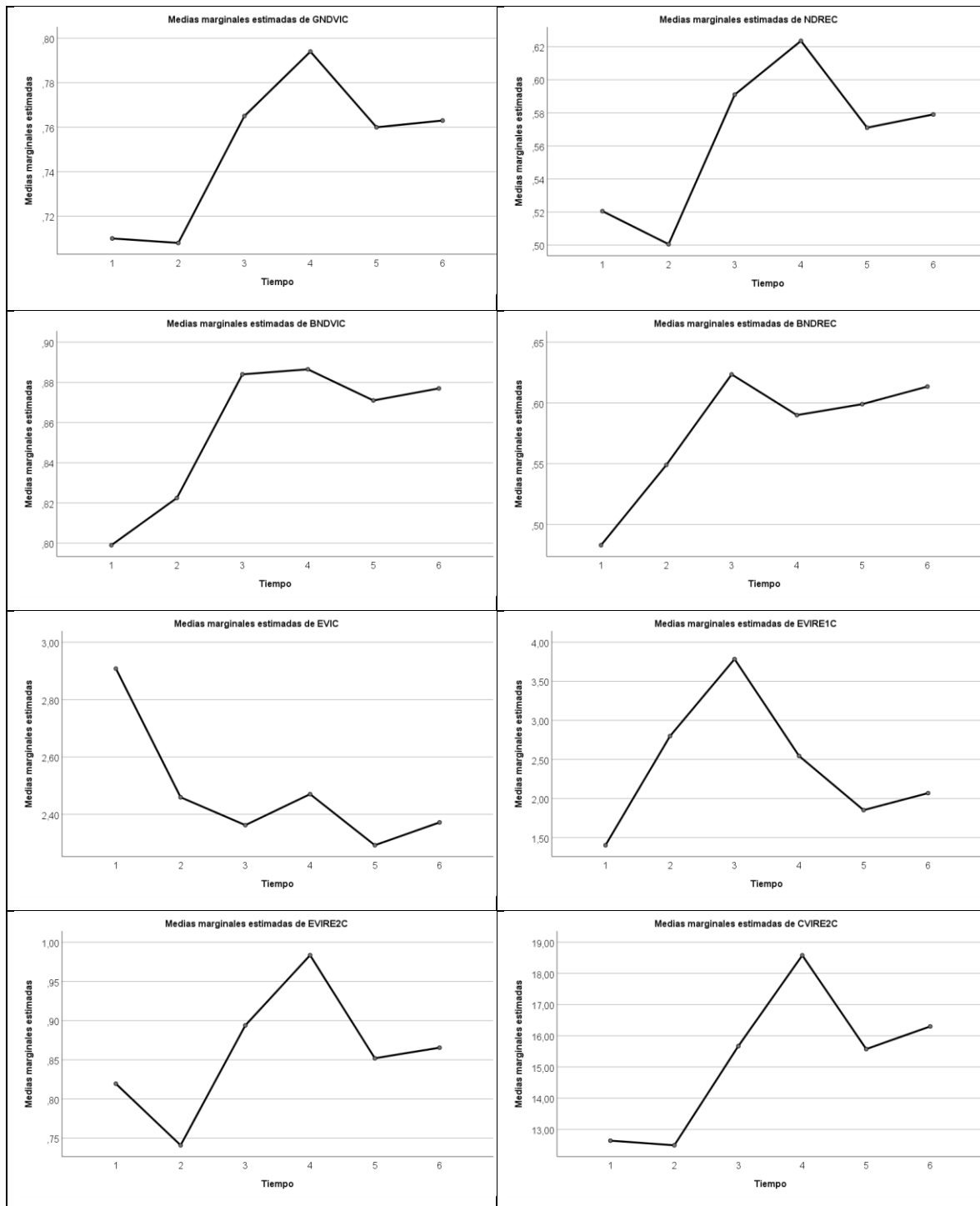
ESPECTRALES					
FUENTES DE VARIACION	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	p-valor
Clrededge					
tiempo	46,370	1	46,370	87,701	0,000
Tiempo*bloque	3,987	4	0,997	1,885	0,178
tiempo * Fertilizante	2,166	3	0,722	1,366	0,300
Error(tiempo)	6,345	12	0,529		
NDVI_{750/650}					
tiempo	0,119	5	0,024	77,993	0,000
Tiempo*bloque	0,022	20	0,001	3,547	0,000
tiempo * Fertilizante	0,008	15	0,001	1,716	0,072
Error(tiempo)	0,018	60	0,000		
NDVig					
tiempo	0,189	5	0,038	191,090	0,000
Tiempo*bloque	0,021	20	0,001	5,368	0,000
tiempo * Fertilizante	0,005	15	0,000	1,584	0,106
Error(tiempo)	0,012	12	0,001		
CVI					
tiempo	16,877	1	16,877	7,766	0,016
Tiempo*bloque	8,674	4	2,169	0,998	0,446
tiempo * Fertilizante	3,877	3	1,292	0,595	0,630
Error(tiempo)	26,079	12	2,173		
Cigreen					
tiempo	114,290	1	114,290	60,285	0,000
Tiempo*bloque	5,869	3	1,956	1,032	0,413
tiempo * Fertilizante	5,869	15	0,391	1,032	0,437
Error(tiempo)	22,750	12	1,896		
CCCI					
tiempo	0,093	1	0,093	133,523	0,000
Tiempo*bloque	0,006	4	0,001	2,062	0,149
tiempo * Fertilizante	0,002	3	0,001	1,073	0,397
Error(tiempo)	0,008	12	0,001		
NDVI					
tiempo	0,129	5	0,026	123,537	0,000
Tiempo*bloque	0,017	20	0,001	4,039	0,000
tiempo * Fertilizante	0,007	15	0,000	2,105	0,022
Error(tiempo)	0,013	60	0,000		
NDVIRE					
tiempo	0,141	1	0,141	17,817	0,001
Tiempo*bloque	0,067	4	0,017	2,120	0,141
tiempo * Fertilizante	0,038	3	0,013	1,605	0,240
Error(tiempo)	0,095	12	0,008		
NDRE					
tiempo	0,209	5	0,042	164,391	0,000
Tiempo*bloque	0,012	20	0,001	2,336	0,006
tiempo * Fertilizante	0,005	15	0,000	1,411	0,172
Error(tiempo)	0,015	12	0,001		
GNDVI					
tiempo	0,116	5	0,023	85,485	0,000
Tiempo*bloque	0,017	20	0,001	3,207	0,000
tiempo * Fertilizante	0,004	15	0,000	1,090	0,385
Error(tiempo)	0,016	12	0,001		
BNDVI					
tiempo	0,135	1	0,135	71,892	0,000
Tiempo*bloque	0,014	4	0,004	1,872	0,180
tiempo * Fertilizante	0,007	3	0,002	1,196	0,353
Error(tiempo)	0,023	12	0,002		
BNDRE					
tiempo	0,275	1	0,275	27,114	0,000
Tiempo*bloque	0,045	4	0,011	1,112	0,396
tiempo * Fertilizante	0,028	3	0,009	0,933	0,455
Error(tiempo)	0,122	12	0,010		
EVI					
tiempo	4,886	1	4,886	9,206	0,010
Tiempo*bloque	2,116	4	0,529	0,997	0,447
tiempo * Fertilizante	0,882	3	0,294	0,554	0,655
Error(tiempo)	6,369	12	0,531		

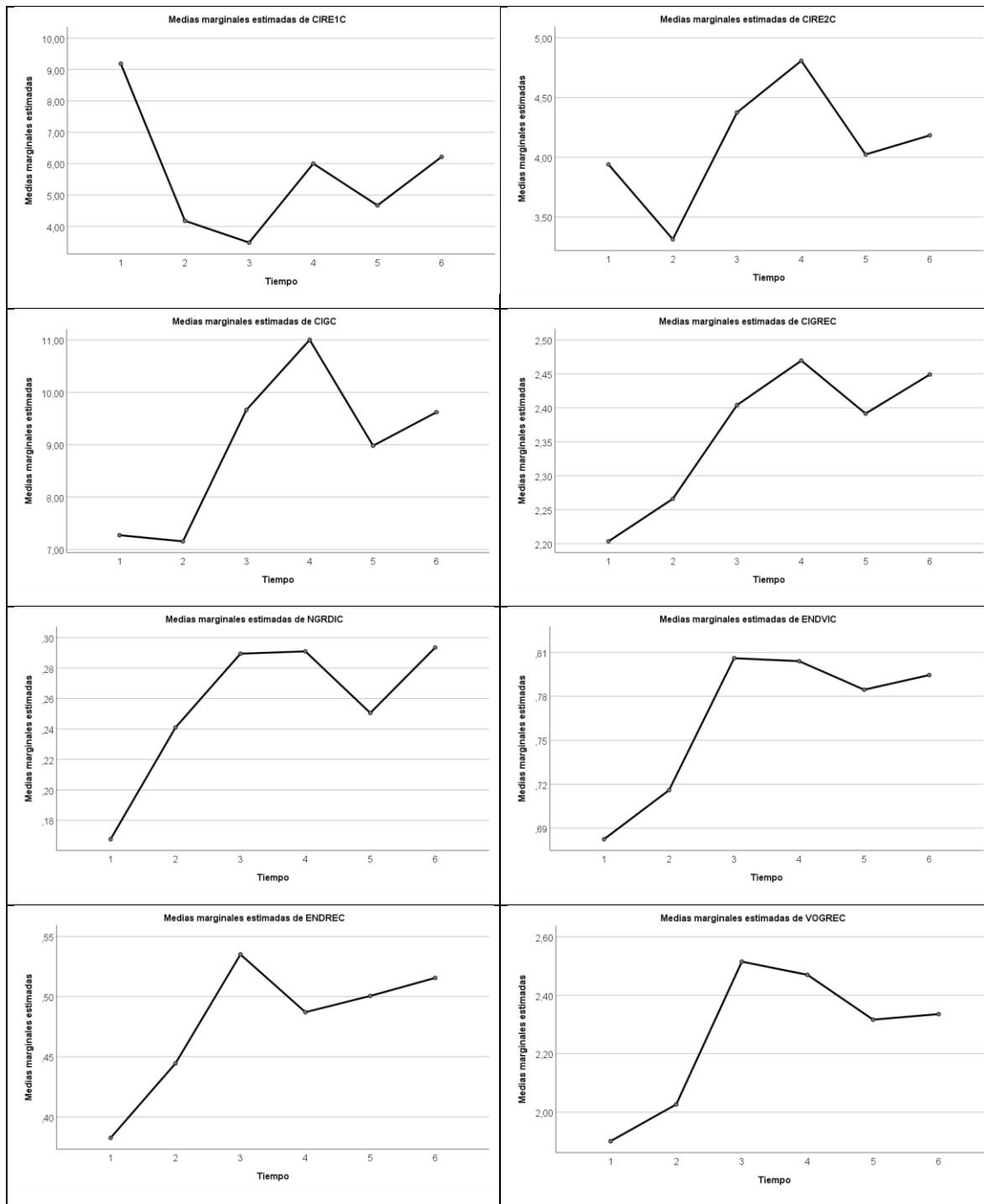
EVIRE1					
tiempo	70,011	1	70,011	1,657	0,222
Tiempo*bloque	226,723	4	56,681	1,342	0,311
tiempo * Fertilizante	152,801	3	50,934	1,206	0,350
Error(tiempo)	506,944	12	42,245		
EVIRE2					
tiempo	0,646	1	0,646	17,878	0,001
Tiempo*bloque	0,180	4	0,045	1,246	0,344
tiempo * Fertilizante	0,117	3	0,039	1,075	0,396
Error(tiempo)	0,434	12	0,036		
CVIRE2					
tiempo	538,366	1	538,366	25,242	0,000
Tiempo*bloque	210,423	4	52,606	2,467	0,101
tiempo * Fertilizante	54,009	3	18,003	0,844	0,496
Error(tiempo)	255,937	12	21,328		
CIRE1					
tiempo	415,536	1	415,536	0,417	0,531
Tiempo*bloque	4348,869	4	1087,217	1,090	0,405
tiempo * Fertilizante	4309,766	3	1436,589	1,441	0,280
Error(tiempo)	11966,843	12	997,237		
CIRE2					
tiempo	24,658	1	24,658	12,369	0,004
Tiempo*bloque	9,924	4	2,481	1,245	0,344
tiempo * Fertilizante	4,858	3	1,619	0,812	0,511
Error(tiempo)	23,922	12	1,994		
CIG					
tiempo	223,704	1	223,704	54,108	0,000
Tiempo*bloque	46,975	4	11,744	2,840	0,072
tiempo * Fertilizante	13,991	3	4,664	1,128	0,377
Error(tiempo)	49,613	12	4,134		
CIGRE					
tiempo	1,122	1	1,122	8,869	0,012
Tiempo*bloque	1,508	4	0,377	2,981	0,064
tiempo * Fertilizante	0,338	3	0,113	0,891	0,474
Error(tiempo)	1,517	12	0,126		
NGRDI					
tiempo	0,237	1	0,237	40,944	0,000
Tiempo*bloque	0,062	4	0,015	2,664	0,084
tiempo * Fertilizante	0,008	3	0,003	0,472	0,708
Error(tiempo)	0,069	12	0,006		
ENDVI					
tiempo	0,273	1	0,273	59,868	0,000
Tiempo*bloque	0,030	4	0,007	1,618	0,233
tiempo * Fertilizante	0,014	3	0,005	1,004	0,424
Error(tiempo)	0,055	12	0,005		
ENDRE					
tiempo	0,310	1	0,310	23,999	0,000
Tiempo*bloque	0,059	4	0,015	1,136	0,386
tiempo * Fertilizante	0,038	3	0,013	0,973	0,438
Error(tiempo)	0,155	12	0,013		
NDRE					
tiempo	0,188	5	0,038	244,966	0,000
Tiempo*bloque	0,009	20	0,000	2,807	0,001
tiempo * Fertilizante	0,004	15	0,000	1,618	0,096
Error(tiempo)	0,009	60	0,000		
VOGRE					
tiempo	6,036	1	6,036	134,062	0,000
Tiempo*bloque	0,452	4	0,113	2,512	0,097
tiempo * Fertilizante	0,149	3	0,050	1,106	0,385
Error(tiempo)	0,540	12	0,045		
DVI					
tiempo	1514,726	1	1514,726	11,358	0,006
Tiempo*bloque	2681,237	4	670,309	5,026	0,013
tiempo * Fertilizante	328,552	3	109,517	0,821	0,507
Error(tiempo)	1600,346	12	133,362		
MNDVI8					
tiempo	0,124	5	0,025	176,322	0,000
Tiempo*bloque	0,009	20	0,000	3,351	0,000
tiempo * Fertilizante	0,003	15	0,000	1,561	0,113
Error(tiempo)	0,008	60	0,000		

Debido a la independencia entre los tiempos y las dosis de fertilizantes, se analiza primero el comportamiento de los tiempos, se puede apreciar que los tiempos son estadísticamente distinto su efecto sobre las variables de respuesta, esta diferencia se muestra en los gráficos de perfil e indica la eficiencia de estos en el tiempo (Figura 3-27). Además, se observa la tendencia creciente hasta la

campaña 4 en todos los bioindicadores, excepto en CVI, GNDRE, EVI, EVIRE, CIRE y BNDRE, luego se presenta un descenso que coincide con dos situaciones fundamentales: Disminución de la concentración de N foliar que obedece a la dinámica temporal de acumulación y el inicio del segundo trimestre seco de la zona de estudio, situación que incide en la respuesta de la caña de azúcar a la fertilización nitrogenada (Ingram & Hilton, 1986; Lebourgeois et al., 2012; Wiedenfeld, 1995) y en la respuesta espectral de la vegetación al disminuir los picos de absorción, lo cual genera disminución de la diferencia normalizada utilizada en cálculo de los bioindicadores. Por tanto, conocer la variabilidad en el tiempo de los bioindicadores es un gran aporte para la interpretación, su uso en el monitoreo del cultivo de la caña de azúcar y selección de sensores con bandas específicas.







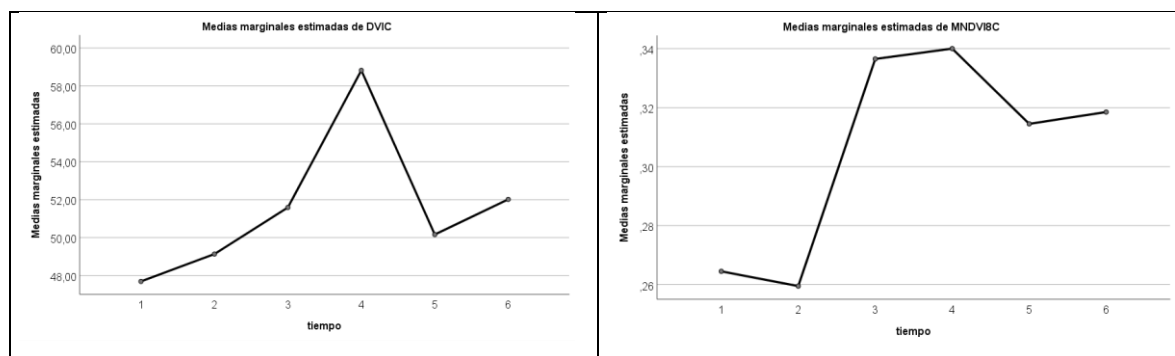


Figura 3-27. Gráficas de perfil de los tiempos para variables espectrales.

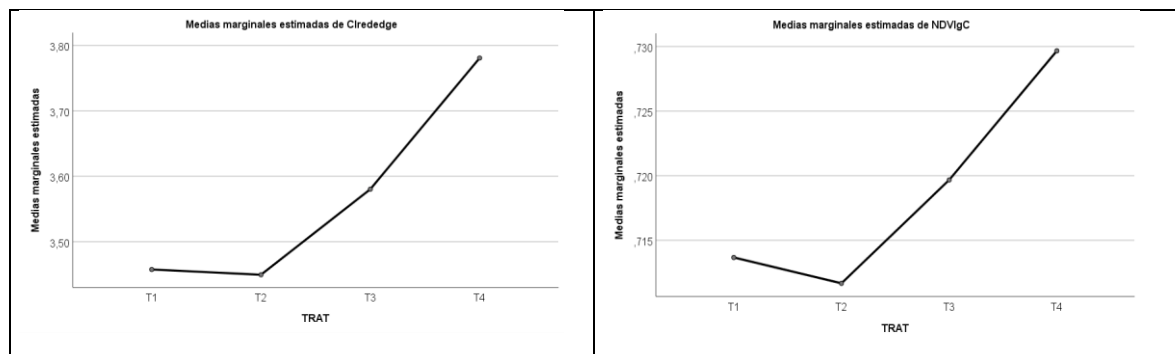
En cuanto a las dosis de fertilizantes, se analizan bajo un diseño de bloques completos al azar, con el fin de determinar su significancia. En la Tabla 3-24, se muestra el análisis de varianza para determinar el efecto de las dosis de fertilizantes, se encontró que a niveles de significancia mayores de 16.1% no hay diferencias significativas entre las dosis para estas variables, lo cual indica que es posible aplicar cualquiera de estas dosis, sin generar un efecto significativo estadísticamente en la diferencia que pueda marcar el bioindicador. En la figura 3-28, se muestra estos resultados gráficamente.

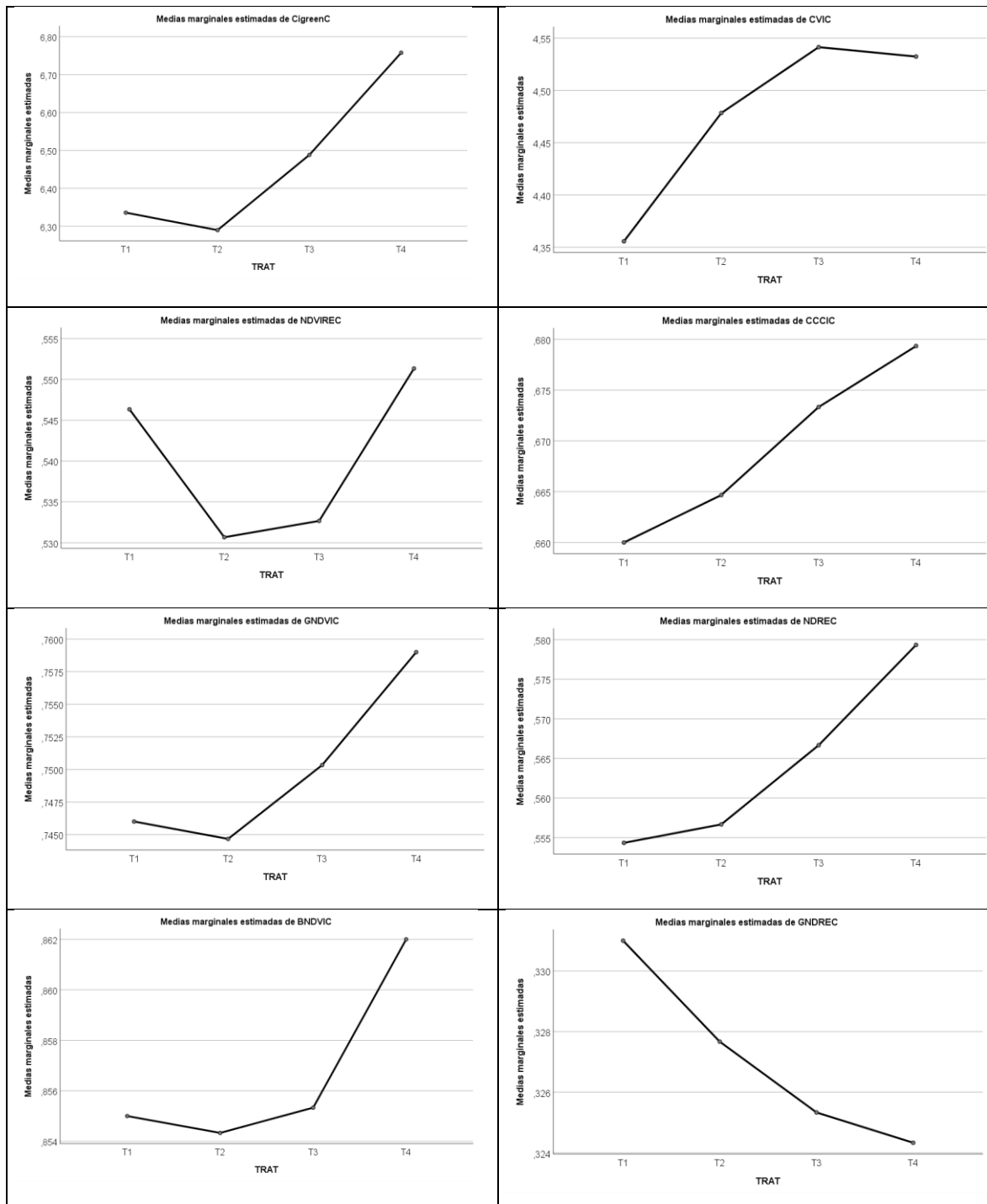
Tabla 3-24. Análisis de varianza para determinar el efecto de tratamientos.

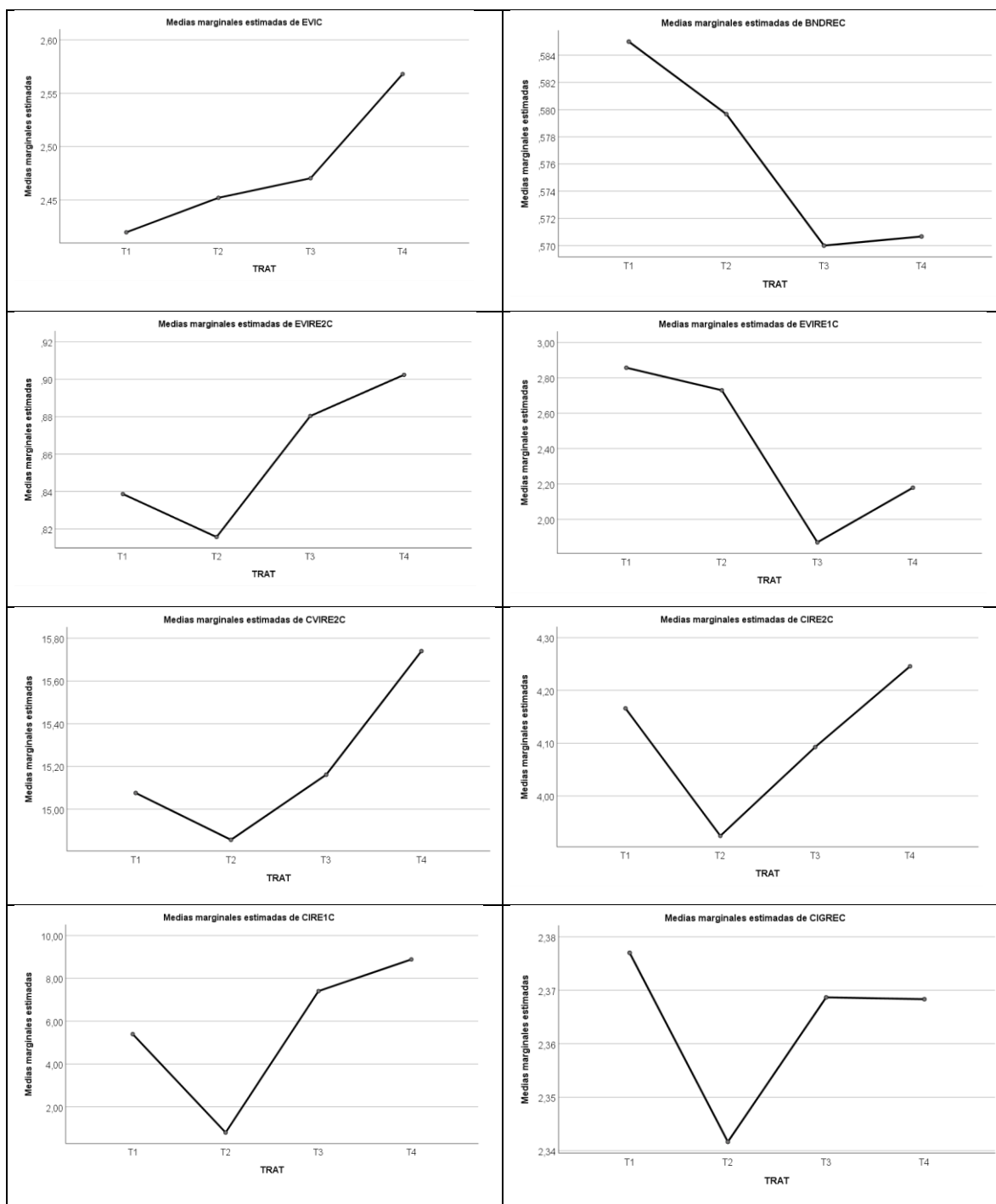
VARIABLE	Origen	Suma de cuadrados	GL	Media cuadrática	F	Sig.
ESPECTRALES						
Clrededge	Bloque	0,282	4	0,071	0,172	0,949
	Tratamientos	2,147	3	0,716	1,746	0,211
	Error	4,919	12	0,410		
NDVIg	Bloque	0,001	4	0,000	0,217	0,924
	Tratamientos	0,006	3	0,002	1,919	0,180
	Error	0,012	12	0,001		
CVI	Bloque	4,432	4	1,108	2,125	0,140
	Tratamientos	0,658	3	0,219	0,420	0,742
	Error	6,258	12	0,521		
Cigreen	Bloque	2,133	4	0,533	0,438	0,779
	Tratamientos	4,003	3	1,334	1,095	0,389
	Error	14,624	12	1,219		
CCCI	Bloque	0,006	4	0,002	1,362	0,304
	Tratamientos	0,007	3	0,002	1,908	0,182
	Error	0,014	12	0,001		
NDVIRE	Bloque	0,016	4	0,004	1,496	0,264
	Tratamientos	0,009	3	0,003	1,133	0,375
	Error	0,033	12	0,003		
GNDVI	Bloque	0,001	4	0,000	0,211	0,928
	Tratamientos	0,004	3	0,001	1,197	0,352
	Error	0,013	12	0,001		
GNDRE	Bloque	0,003	4	0,001	2,826	0,073
	Tratamientos	0,001	3	0,000	1,056	0,404
	Error	0,003	12	0,000		
BNDVI	Bloque	0,001	4	0,000	0,280	0,886
	Tratamientos	0,001	3	0,000	0,629	0,610
	Error	0,007	12	0,001		
BNDRE	Bloque	0,001	4	0,000	0,099	0,981
	Tratamientos	0,005	3	0,002	0,665	0,589
	Error	0,029	12	0,002		
EVI	Bloque	0,736	4	0,184	1,387	0,296
	Tratamientos	0,367	3	0,122	0,922	0,459
	Error	1,592	12	0,133		
EVIRE1	Bloque	36,405	4	9,101	0,817	0,538
	Tratamientos	19,409	3	6,470	0,581	0,639
	Error	133,596	12	11,133		
EVIRE2	Bloque	0,007	4	0,002	0,081	0,987
	Tratamientos	0,139	3	0,046	2,047	0,161
	Error	0,271	12	0,023		

CVIRE2	Bloque	15,622	4	3,905	0,528	0,717
	Tratamientos	12,763	3	4,254	0,576	0,642
	Error	88,691	12	7,391		
CIRE1C	Bloque	624,349	4	156,087	0,697	0,609
	Tratamientos	1112,439	3	370,813	1,655	0,229
	Error	2688,735	12	224,061		
CIRE2	Bloque	1,680	4	0,420	0,574	0,687
	Tratamientos	1,688	3	0,563	0,769	0,533
	Error	8,781	12	0,732		
CIG	Bloque	4,457	4	1,114	0,448	0,772
	Tratamientos	9,358	3	3,119	1,253	0,334
	Error	29,874	12	2,489		
CIGRE	Bloque	0,217	4	0,054	2,908	0,068
	Tratamientos	0,021	3	0,007	0,379	0,770
	Error	0,224	12	0,019		
NGRDI	Bloque	0,003	4	0,001	0,777	0,561
	Tratamientos	0,003	3	0,001	0,915	0,463
	Error	0,013	12	0,001		
ENDVI	Bloque	0,001	4	0,000	0,291	0,878
	Tratamientos	0,001	3	0,000	0,338	0,798
	Error	0,015	12	0,001		
ENDRE	Bloque	0,003	4	0,001	0,227	0,918
	Tratamientos	0,005	3	0,002	0,456	0,718
	Error	0,044	12	0,004		
VOGRE	Bloque	0,028	4	0,007	0,243	0,909
	Tratamientos	0,144	3	0,048	1,697	0,221
	Error	0,341	12	0,028		
DVI	Bloque	253,121	4	63,280	1,616	0,234
	Tratamientos	86,799	3	28,933	0,739	0,549
	Error					
MNDVI8	Bloque	0,003	4	0,001	0,547	0,705
	Tratamientos	0,004	3	0,001	0,869	0,484
	Error	0,019	12	0,002		

A continuación, se presentan los gráficos de perfil del efecto de los tratamientos en los bioindicadores espectrales (Figura 3-28), donde se observa una tendencia, sin significancia estadística, en marcar diferencia entre el T3 y los otros tratamientos con los bioindicadores DVI, ENDRE, ENDVI, BNDRE y NDVIRE, siendo el T3 la dosis comercial. Lepine et al. 2016, encontró fuerte correlación entre el bioindicador DVI y el contenido de N de dosel. Mientras que los otros bioindicadores, en general, marcan diferencia entre los tratamientos con dosis más bajas T1 y T2 y los tratamientos con las dosis más altas T3 y T4, que obedecen a la sensibilidad en detectar cambios en la estructura de dosel, representados por las propiedades biofísicas que estadísticamente son más significativas. Desde el punto de vista de gestión de la fertilización son más interesantes los que logran dar indicios con respecto a la dosis comercial de 160 kg N ha⁻¹ (T3), para continuar evaluando su eficiencia en condiciones comerciales y ajustando las longitudes de onda que utilizan, con los resultados de análisis de correlación y regresión que se discutirán en secciones posteriores.







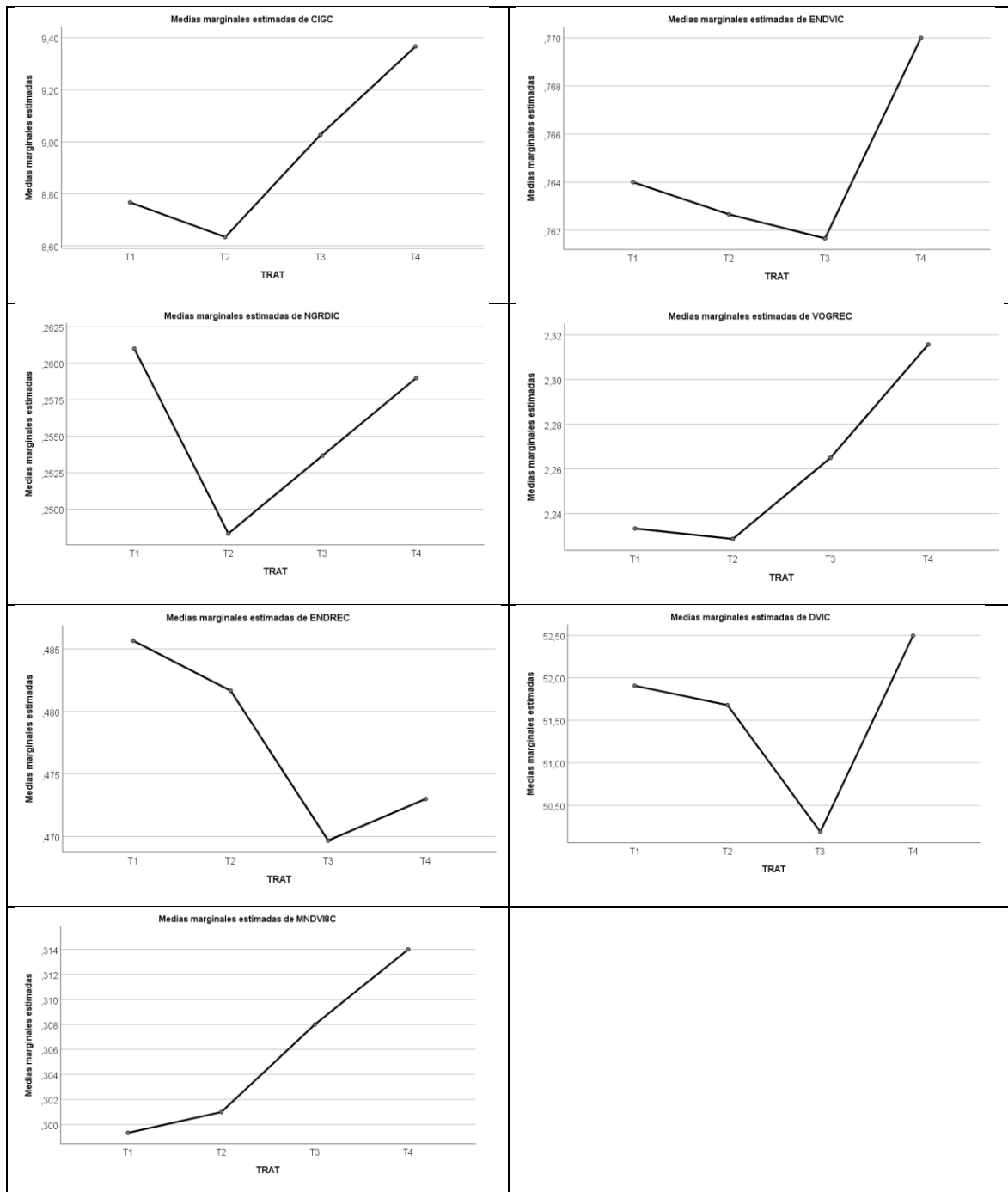


Figura 3-28. Gráficos de perfil del efecto de los tratamientos en los bioindicadores espectrales.

En cuanto a los bioindicadores $NDVI_{750/650}$, $NDVI$, $NDRE$, en la Tabla 3-23, se encontró que el efecto interacción es significativo con p-valores menores al 9.6%. En este caso, en el cual, se produjo interacción entre el tiempo y los tratamientos se realizan graficas de interacción (Figura 3-29). De este resultado se discute que estos bioindicadores limitan su uso al comportamiento en un momento

específico del ciclo, como se observa tienen alguna tendencia en las dos primeras campañas a diferenciar el T4 de las otras dosis. Mientras que en las otras campañas no son eficientes en detectar el efecto de las diferentes dosis de N.

Otro aspecto importante es que el valor de la suma de cuadrados de los tratamientos y el tiempo es mucho más grande que la suma de cuadrados de los errores para todas las variables, esto significa que se realizó un buen control del experimento.

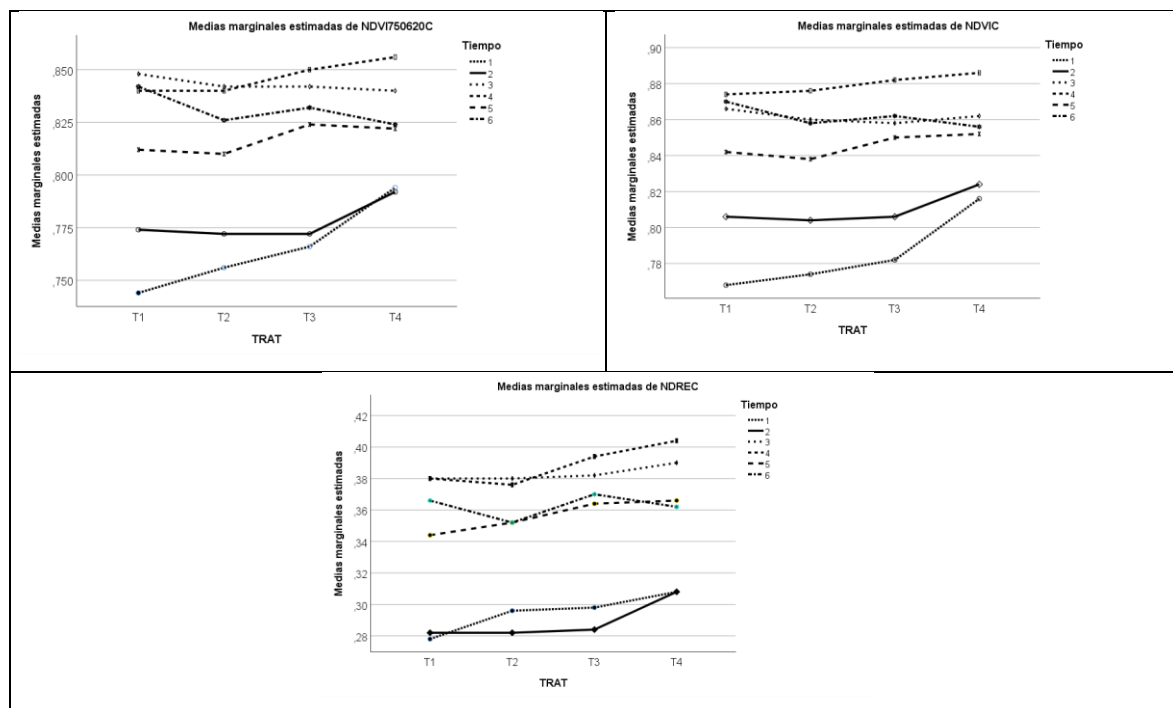


Figura 3-29. Interacción entre las dosis y el tiempo

Al comparar los gráficos de perfiles de tiempo, para las variables espectrales que presentaron independencia entre el tiempo y los tratamientos durante los dos ciclos evaluados, y con el propósito de seleccionar bioindicadores de monitoreo continuo, se encontró un grupo de bioindicadores (NDVIg, Clgreen, Clrededge, CCI, NDRE, CVIRE2, CIG y MNDVI8) que coinciden en los dos ciclos con tendencias similares en su comportamiento hasta la campaña 4 que corresponde a los 150 DDE para el ciclo de plantilla y los 150 DDC para la soca 1. Este cambio en la tendencia como se discutió anteriormente es influenciado por el efecto de las condiciones climáticas (Figura 3-4 b). Otro par de bioindicadores (DVI y VOGRE) presentaron tendencia similar hasta la campaña 3. Se resalta que los bioindicadores NDRE, MNDVI8, DVI y VOGRE, han sido reportados por diferentes autores con buena eficiencia y correlaciones con especies vegetales sometidas a estrés por N (Amaral, 2014; Bajwa et al., 2010; Croft et al., 2014; Lepine et al., 2016; Vigneau et al., 2011). Al igual que los otros bioindicadores que incluyen bandas en la zona del borde rojo (alrededor de los 700 nm) y la zona del verde (alrededor de los 550 nm), por su sensibilidad a identificar cambios en la concentración de pigmentos debido a la profundidad de penetración de la radiación (Kittas et al., 2016; Robson et al., 2016; Story & Kacira, 2015). Otro aspecto importante encontrado fue que el bioindicador

convencional NDVI arrojó dependencia del tiempo en ambos ciclos, presentando alguna tendencia del efecto de los tratamientos solo en las dos primeras campañas; es conocido que este bioindicador es propenso a saturarse a medida que aumenta el índice de área foliar y el contenido de clorofila foliar y de dosel del cultivo de caña de azúcar (Portz, et al., 2012).

3.5 Correlaciones entre variables fotoquímicas, biofísicas y respuestas espectrales en el diseño controlado.

Con el análisis de correlación se verificó la relación entre las variables fotoquímicas y biofísicas y las diferentes longitudes de onda de la respuesta espectral, representada por los espectros de reflectancia a escala de dosel y los coeficientes de absorción (k y S), en las dos escalas de medición, foliar y de dosel. Este análisis permite verificar la incidencia de las variables fotoquímicas y biofísicas en el comportamiento de los espectros y una aproximación del resultado que se obtendrá en la elaboración de los modelos de regresión, dado que, si una variable presenta una activa correlación en algunas zonas del espectro, sin importar que esta correlación sea directa o inversa, es de esperarse que se obtengan modelos con adecuado desempeño (Camacho, 2013; Santra et al., 2009; Soriano-Disla et al., 2013; Vohland et al., 2011).

Antes de presentar el análisis de correlación se describe la influencia de la fertilización nitrogenada en los espectros de reflectancia a escala de dosel. La respuesta espectral para la variedad de caña CC01-1940, para los dos ciclos evaluados se muestra en la figura 3-30. Las reflectancias corresponden al promedio de 6000 espectros por tratamiento y un total de 24000 por ciclo. Se observa que en plantilla los valores de reflectancia son más bajos, debido al menor desarrollo foliar en este ciclo y a su característica distribución foliar erectófila, en las hojas superiores. Además, se infiere que los tratamientos de N generan diferencias en la meseta del NIR (750-822 nm), donde la reflectancia tiende a decrecer con el decrecimiento de la dosis de N. La respuesta espectral en la soca 1 presenta valores de reflectancia más altos, debidos a la mayor densidad foliar que se alcanza en este ciclo, y no se observa un efecto de los tratamientos, debido a la dinámica compleja del elemento en el tipo de suelo y disponibilidad de N por factores como la mineralización de la MO y fijación por microorganismos (Boddey et al., 2003; Franco et al., 2011; Schultz et al., 2012). El efecto observado en la meseta del NIR, es influencia de la estructura del dosel (LAI, fracción de cobertura vegetal y estructura celular de las hojas) (Lebourgeois et al., 2012). Debido a que las plantas responden al suministro de N mediante cambios en la concentración de clorofila, producción de biomasa e índice de área foliar (J Peñuelas & Filella, 1998), lo cual altera la reflectancia a escala de canopy. En la región del visible el efecto no es tan evidente dada la combinación de la concentración de biomasa y la clorofila (Hansen & Schjoerring, 2003).

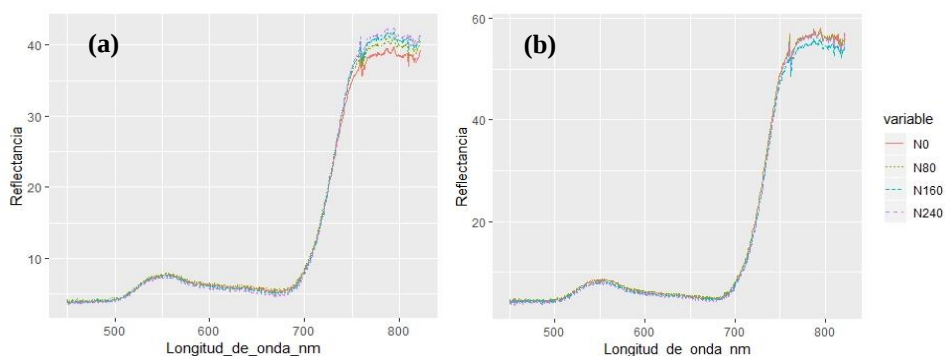


Figura 3-30. Espectros de reflectancia a escala de dosel por tratamiento, plantilla (a) y soca 1 (b).

Para los espectros de reflectancia se presentarán las correlaciones a escala de dosel con las variables fotoquímicas N_c , Chl_a y Chl_b en su transformación a escala de dosel y las variables biofísicas. Como introducción al análisis de correlación se presenta solo para la variable N_c la variación en el tiempo para ambos ciclos evaluados (Figura 3-31). Se observa un comportamiento creciente hasta los 180 DDE, cuando alcanza un valor promedio de 27.39 g.m^{-2} , SD 2.20 en plantilla; mientras que, en la soca 1 el comportamiento creciente va hasta los 150 DDC, con un valor promedio de 26.29 g.m^{-2} , SD 1.63, y luego se observa descenso y estabilidad hasta los 210 DDC a un valor promedio de 17.34 g.m^{-2} , SD 3.87 y 23.88 g.m^{-2} , SD 1.32, respectivamente. El inicio del comportamiento creciente está directamente asociado al tamaño y cantidad del tejido foliar, reflejado en el LAI que presentó incrementos continuos entre la emergencia y la campaña 5 (180 DDE). En esta etapa, la planta direcciona parte de la absorción del elemento al desarrollo del área foliar. El posterior descenso del N_c , se asocia a que la planta invierte el N en procesos de desarrollo asociados al inicio de la etapa de maduración, en donde aumenta la longitud y el grosor de los tallos (CENICAÑA, 2018)

Aunque en la plantilla el efecto de la dosis de N, en alcanzar el valor máximo, se presenta más tarde que en la soca 1, el incremento en ambos ciclos es alrededor de 25 g.m^{-2} al comparar el N_c máximo con el encontrado a los 60 DDE y DDC. Esto se explica porque en plantilla la planta debe empezar a utilizar el N para la formación de órganos como las raíces y la elongación de los primeros tallos, mientras que, en la soca 1, la planta ya ha desarrollado raíces y está más habituada a las condiciones edáficas, por lo tanto, el N se transloca a las hojas superiores, evidenciado por el aumento del LAI en la etapa de rápido crecimiento.

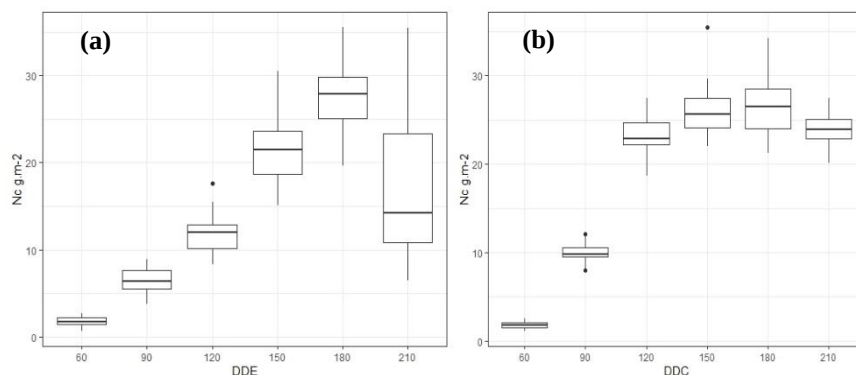


Figura 3-31. Dinámica temporal del contenido de N_c en plantilla (a) y soca 1 (b).

Se observa que el comportamiento de la varianza, por campaña dentro de cada ciclo, cambia en función del avance de la fase de crecimiento, este comportamiento es similar en las otras variables estudiadas. Por lo anterior y lograr inferir sobre el efecto del N sobre el desarrollo del cultivo y la respuesta espectral a nivel de dosel, se realizó el análisis de correlación por campaña de medición en cada ciclo para las diferentes variables y por transformación de los datos espectrales.

3.5.1 Correlación entre Nc, Chlac y espectros de reflectancia.

Los espectros de reflectancia y sus transformaciones fueron correlacionados con Nc, Chlac y Chlbc, sin embargo, no se presentarán los gráficos del análisis de correlación de la Chlbc, debido a la mayor influencia en concentración de la Chla y en varias campañas las correlaciones presentaron comportamiento similar en los dos ciclos, para las clorofilas.

La tendencia en las tres primeras campañas, en los dos ciclos, es que el Nc presenta correlación negativa con los espectros promedio de reflectancia en longitudes de onda del VIS y positiva en la región del NIR (Figura 3-32(a,d)), como reportaron (Abdel-rahman et al., 2010; Ferwerda, 2005; Li et al., 2016), excepto la campaña 2 en plantilla con relaciones indirectas y significativas en todo el espectro. El comportamiento de la curva de correlación permitió identificar regiones de mayor actividad significativa entre 450 – 500 nm, 590-640 nm y alrededor de 700 nm, regiones que coinciden con los picos de absorción y son activados por los cambios en la concentración y calidad de pigmentos, asociados al suministro de N. En las campañas posteriores la relación es positiva en ambas regiones VIS-NIR, con actividad significativa alrededor de 470, 481 y 650 nm en la soca 1 y entre 750-821 nm en plantilla, excepto en la campaña 6 (210DDE) del ciclo de soca 1, donde la correlación se invierte en la región del NIR, pero no es significativa (Figura 3-32d). De acuerdo con lo anterior las primeras campañas presentaran buenos modelos de regresión, dada la significancia y amplitudes superiores a 0.5 entre los máximos y mínimos valores de correlación. Además, la influencia de la edad del cultivo es evidente al modificar la química foliar y arquitectura del dosel, lo cual genera cambios en las relaciones entre las variables y la respuesta espectral, aspecto relevante para orientar el monitoreo e interpretación de la dinámica temporal de la respuesta espectral del cultivo.

Para el caso de la transformación MSC-SG, esta homogeniza el gráfico de correlaciones, facilitando la identificación de zonas activas, sin perder las variaciones de los datos originales (Barbin et al., 2012; Schmidt & Skidmore, 2004), y su relación con Nc en cada campaña, como es el interés en este estudio. Las primeras campañas tienen actividad significativa tanto en el visible como en el NIR, para el ciclo de plantilla se destaca la región entre 550-600nm y 750- 821nm y solo la campaña 5 correspondiente a los 180 DDE presenta significancia (Figura 3-31b). Para el ciclo de soca 1, se presenta en las primeras campañas regiones de actividad significativa alrededor de 466, 550, 627, 680, 730, 750 y 804 nm (Figura 3-32e).

Al relacionar el Nc con la transformación IV (Figura 3-32 (c,f)), se encontró que los bioindicadores que involucran la región del borde rojo son los de mayor significancia en ambos ciclos evaluados, independiente de la campaña de medición. Esta región de transición es generada por la fuerte absorción de pigmentos y el incremento del scattering múltiple del dosel (Smith et al., 2004; Zhu et al., 2014), este último cuando la irradiancia es cuantificada en condiciones de campo y la fuente de luz es el sol. Además, esta región es sensible a los efectos que tiene el N en la concentración de pigmentos, como la clorofila y carotenos. Al relacionar este resultado con los obtenidos en las transformaciones anteriores, se pueden ajustar los valores de longitud de onda en el borde rojo

utilizados por los bioindicadores con significancia en las diferentes campañas (VOGRE, NDRE, ENDRE, CIRE2), como es el caso de 717 nm por 700 o 750 nm que tienen mayor actividad para el caso de la caña de azúcar.

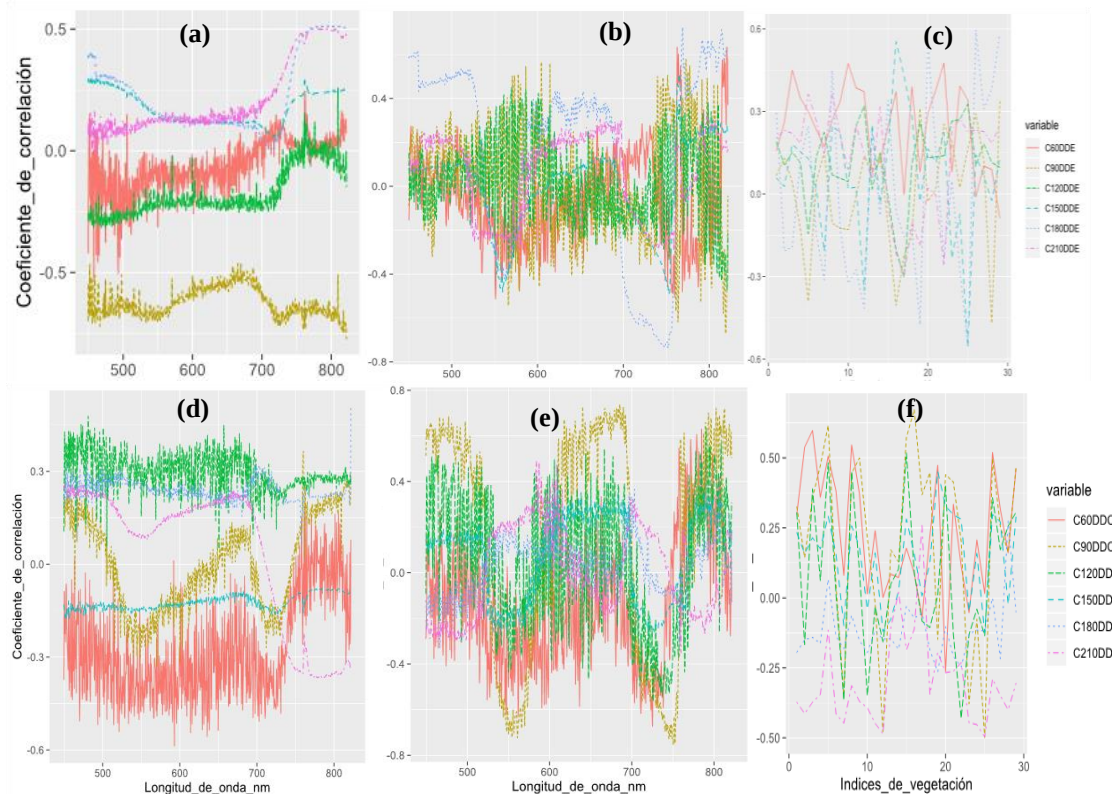


Figura 3-32. Variabilidad temporal y curva de correlación entre Nc y transformaciones de espectros de reflectancia. Plantilla (a,b,c), soca 1(d,e,f).

Al realizar una comparación del análisis de correlación entre la Chlac y los espectros de reflectancia (Figura 3-33 (a,d)) y el homólogo con Nc (Figura 3-32 (a,d)), se confirmó la relación existente entre estas dos variables y su influencia en la respuesta espectral, al presentar regiones activas similares en el espectro, con mayor significancia para la Chlac por ser el cromóforo de interacción directa con la radiación. Se observa longitudes de onda donde convergen como en la región del azul, alrededor de 480 nm, en la región del verde a 550 nm, en el rojo cerca de 680 nm y en el borde rojo a 750 nm. Diferentes autores (Bandyopadhyay et al., 2014; Jain et al., 2007; Kim et al., 2010; Peñuelas et al., 1997) han reportado que la reflectancia en el azul, verde y rojo son modificadas por estrés nutricional debido a los cambios en la concentración de Chl, lo cual puede incrementar o reducir la reflectancia en estas zonas del espectro. Al igual que la reflectancia entre 680-750nm es influenciada por variaciones en la concentración a nivel foliar de N involucrado en procesos fotosintéticos como componente de la Chl (Katsoulas et al., 2016).

En el análisis de correlación correspondiente a la Chlac y la transformación MSC-SG (Figura 3-33 (b,e)), se observó que las primeras campañas muestran regiones más activas. Esto se debe al desarrollo foliar incipiente, por lo tanto, los cambios en la respuesta espectral están más asociados a la química foliar. Mientras que, en las siguientes campañas, como es conocido, la densidad y área foliar tiene mayor influencia en la respuesta espectral. Se destacan relaciones significativas en los picos de

absorción entre 450 y 500 nm, en particular a 486 nm, así como entre 620 y 700 nm, con un punto de correlación alta en 687 nm, y en la región del borde rojo entre 750-800 nm, con correlación alta a 784 nm. En relación con la amplitud se espera que las campañas hasta los 120 DDE y DDC, respectivamente, presenten modelos de regresión aceptables.

Con respecto a la correlación entre Chlac y los bioindicadores espectrales, hay mayor actividad significativa en las campañas 2 y 3 (Figura 3-33 (c,f)), para ambos ciclos estudiados. Se destacaron correlaciones positivas significativas con bioindicadores que involucran la región del verde como el NDVIg, CIgreen, GNDVI y otros que involucran la región del borde rojo, cerca de 700 nm donde solo absorbe la Chl como el NDRE y NDERE. Por otro lado, se encontró correlación negativa significativa con los bioindicadores BNDRE y ENDRE que involucran la región del azul, lo cual es coherente con la interacción radiación y la concentración del cromóforo.

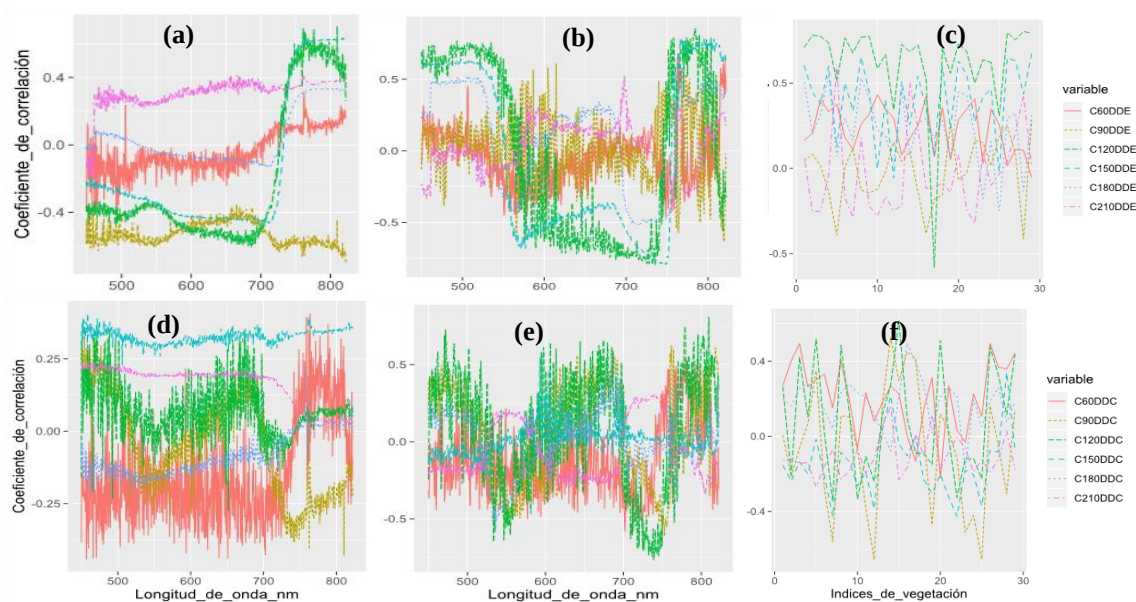


Figura 3-33. Variabilidad temporal y curva de correlación entre Chlac y transformaciones de espectros de reflectancia. Plantilla (a,b,c), soca 1(d,e,f).

3.5.2 Correlación entre variables biofísicas e información espectral.

Para el análisis de correlación entre las variables biofísicas y los espectros de reflectancia se trabajó con la transformación MSCSG (Figura 3-34 (a,c)), por la ventaja que ofrece en identificar longitudes de onda específicas o regiones activas del espectro sin perder variaciones y la campaña más significativa. Con respecto a la última ventaja, para ambos ciclos la campaña 4 (150DDE y DDC) fue la que presentó regiones activas de mayor significancia. Esta edad del cultivo coincide con los máximos valores reportados por (CENICAÑA, 2018), tanto de las variables biofísicas como de acumulación de N para la variedad de caña CC01-1940. En la figura 3-34 (a,c), se presentan las curvas de correlación de las variables GLFE, SN, SH y LAI, donde se observa regiones activas significativas en común para SN, SH y LAI, en particular en la región de absorción del azul (450-500nm), en el borde rojo (700-750nm) y el inicio de la meseta del NIR (800 nm), lo que permite inferir que estas propiedades inciden en el comportamiento de la respuesta espectral de la vegetación a escala de dosel, como ha sido reportado por diferentes autores (Asner, 1998; Barton & North, 2001; Malenovsky et

al., 2009; Soudani et al., 2012). Para las variables GLFE y TCH, esta última medida solo en la campaña 6 al momento de la cosecha, las regiones activas están presentes pero el nivel de correlación esta entre moderado a bajo en la mayor parte de la curva de correlación. Sin embargo, en general las correlaciones obtenidas con las variables biofísicas son más significativas que las encontradas con las variables fotoquímicas, lo cual confirma la fuerte influencia de los componentes estructurales del dosel, como son tallos y hojas en la caña de azúcar, en la interpretación de la respuesta espectral. Con respecto a la amplitud se obtuvieron valores superiores a 0.7, que indican probabilidad alta de encontrar modelos de regresión aceptables.

El análisis de correlación con respecto a los bioindicadores espectrales (Figura 3-34 (b,d)), determinó que SH y LAI presentan correlaciones de moderadas a altas con los bioindicadores CIGreen, NDERE, NDRE, EVIRE2 y CVIRE1, en común para los dos ciclos. Para las hojas verdes completamente expandidas (GLFE) presenta, como se esperaba, curvas de correlación similares a las obtenidas con LAI y Chla a la misma edad. La variable GLFE tienen en común, para los dos ciclos, relación con bioindicadores de la familia de índices de clorofila, utilizados en la estimación de clorofila a nivel de hoja y dosel en diferentes coberturas vegetales (Bannari et al., 2007; Fitzgerald et al., 2010; Gitelson et al., 2003; Zarco-Tejada et al., 2004). Mientras que TCH no presento bioindicadores en común, pero se destaca en plantilla el CIRE2 y DVI, y en la soca 1 CCCI y EVIRE 2. De acuerdo con los anteriores resultados, al momento de seleccionar la información espectral para el monitoreo biofísico del cultivo de caña de azúcar se recomienda, por la influencia significativa en la respuesta espectral, utilizar los espectros de reflectancia.

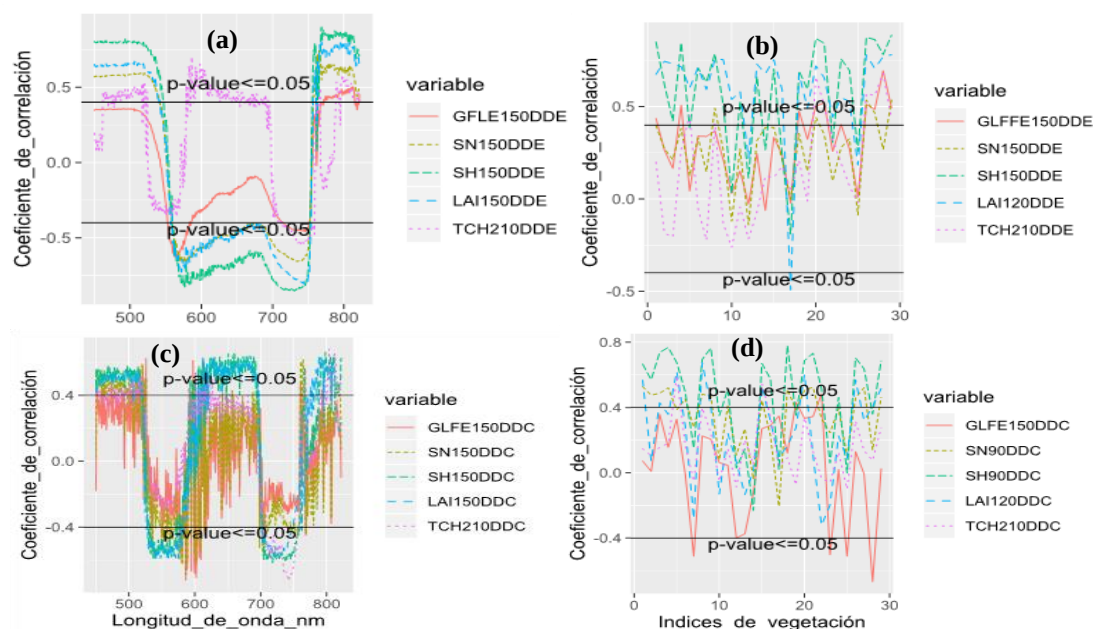


Figura 3-34. Curvas de correlación entre variables biofísicas e información espectral. plantilla (a,b), soca 1 (c,d).

3.5.3 Correlación entre variables fotoquímicas y coeficientes espectrales.

Antes de realizar el análisis de correlación se presentan las curvas características de los coeficientes de absorción (k) y de espesamiento (S) en función de la longitud de onda, determinadas por primera

vez en el cultivo de caña de azúcar variedad CC01-1940, para las dos escalas de medición foliar (Figura 3-35 (a,b)) y de dosel (Figura 3-35 (c,d)), demostrando que la operatoria de campo para medir reflectancia y transmitancia difusas, tanto en hojas individuales como hojas superpuestas en la capa de follaje descrita en la sección 2.3, permitieron la obtención de los coeficientes aplicando el procedimiento planteado en la sección 2.4.1. Los coeficientes k y S son importantes para el estudio de la respuesta espectral de la vegetación, por la relación directa con el transporte de fotones entre y dentro de las hojas (Myers & Allen, 1968; Ustin et al., 2001; Yamada & Fujimura, 1991), brindando información sobre los procesos de atenuación y esparcimiento de la luz presentes en las dos escalas de medición, y su influencia en la fotosíntesis y en la medición de reflectancia difusa. Por lo tanto, el comportamiento de las curvas de k está más asociado al contenido de pigmentos (variables fotoquímicas) y de las curvas de S a los espacios intercelulares e interestructuras (variables biofísicas) del dosel, lo cual se utilizó para plantear los modelos de correlación y regresión. La figura 3-35 (a,c) muestra la distribución espectral del k y S promedio medido a escala foliar y de dosel en tratamientos sin aplicar N, donde se observa una leve atenuación de k en la región de absorción del azul y del rojo ocasionada por el efecto de la arquitectura del dosel. Mientras que la curva del S presenta valores bajos y similares a lo largo de la región del visible y con un incremento en la región del borde rojo y el inicio de la meseta del NIR, regiones sensibles a los procesos de esparcimiento, lo cual indica que la estructura a escala foliar y de dosel y contenidos de agua son semejantes. Al comparar las figuras anteriores con la figura 3-35 (b,d), correspondientes a la distribución espectral del k y S promedio medido a escala foliar y de dosel en tratamientos con la dosis máxima de N, se observa una tendencia a incrementar los valores de k en la distribución espectral a escala de dosel (Figura 3-35 d), lo cual permite inferir sobre la influencia del N en la concentración de pigmentos y el desarrollo del área foliar, en concordancia a los resultados del ANOVA para las variables $Chla$, $Chlb$ y LAI que presentaron significancia estadística. Por lo tanto, la medición de curvas de coeficientes espectrales en campo es una opción prometedora para identificar estados de tensión y plantear correlaciones y modelos de regresión con variables fotoquímicas y biofísicas sensibles a condiciones de tensión ambiental por N, en particular a nivel de dosel, para la obtención de información en la escala espacial requerida por las labores agrícolas demandadas por el cultivo de caña de azúcar y opciones de monitoreo en tiempo real.

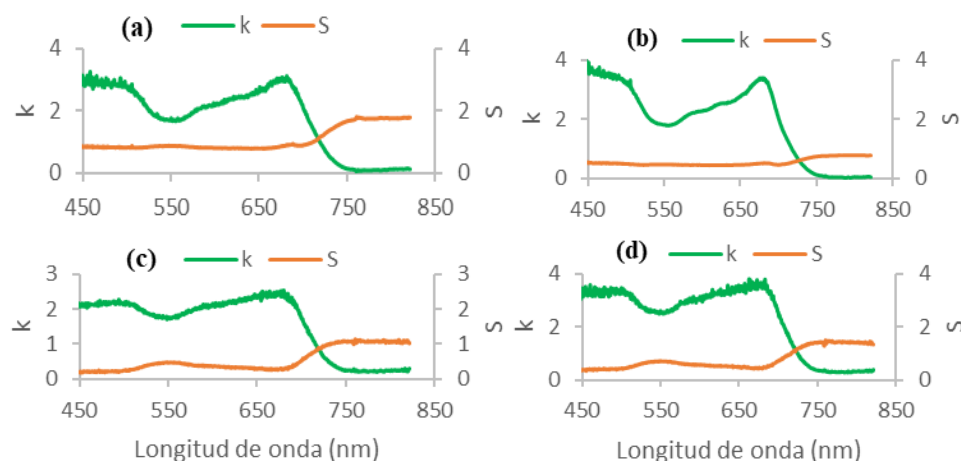


Figura 3-35. Distribución espectral de los coeficientes k y S a escala foliar (a,b), de dosel (c,d), sin aplicación de N (a,c) y dosis máxima de N (b,d).

3.5.3.1 Correlación entre variables fotoquímicas y coeficientes espectrales a escala foliar.

El coeficiente de absorción (k) corresponde principalmente a la fracción de radiación absorbida en la región del visible por los pigmentos presentes en el sistema, y (S) a la fracción de radiación esparcida por las características estructurales y condiciones de humedad de la muestra, con mayor influencia en la región del NIR (Allen & Richardson, 1968; Yamada & Fujimura, 1991). Por lo anterior, se presenta a escala foliar el análisis de correlación entre las variables fotoquímicas N , $Chla$ y $Chlb$ y el coeficiente de absorción para indagar su dependencia en hojas de caña de azúcar, no se incluye SPAD por obtenerse a partir de otro sensor óptico, por lo tanto, se presenta colinealidad y el propósito fue indagar relaciones con variables que requieren operatoria de campo y laboratorio. Se ha encontrado dependencia lineal con el coeficiente de absorción y la función de remisión para otras especies tal como lo han reportado (Cordon, 2009; Gitelson et al., 2003; Rosero, 2009; Sims & Gamon, 2002; Yamada & Fujimura, 1991). En la figura 3-36 (a,b) se muestra la curva de correlaciones para los dos ciclos estudiados del cultivo de caña de azúcar y para la campaña 1 de monitoreo, donde se presentaron correlaciones significativas para $Chla$ y $Chlb$ en el ciclo de plantilla en todo el espectro evaluado, con correlaciones directas altas entre 500 y 700 nm, tal como encontró (Cordon, 2009), cuando evaluó el comportamiento de (k) con la concentración de clorofila en diferentes especies de hojas. Mientras, que en el ciclo correspondiente a la soca 1 las correlaciones son bajas, pero se muestra actividad en los picos de absorción en la región del azul y rojo, indicando la sensibilidad de estas regiones para inferir sobre la concentración y calidad de pigmentos como la Chl en el cultivo de caña de azúcar. Con respecto a la curva de correlaciones con la variable N , se observa una distribución espectral de los coeficientes de correlación similar a las curvas de correlación con $Chla$ y $Chlb$, con significancia estadística en el ciclo de soca 1 y un pico altamente significativo entre los 750 y 820 nm, asociado al N tomado por la planta que es almacenado en las células mesofílicas de las hojas para sintetizar proteínas, las cuales se integra en componentes estructurales para construir la pared celular (Vigneau et al., 2011) y con mayor influencia en la respuesta espectral de esta región. En general se presentan amplitudes superiores a 0.5 para el caso de las $Chla$ y $Chlb$, lo cual debe reflejarse en los modelos de regresión para esta campaña.

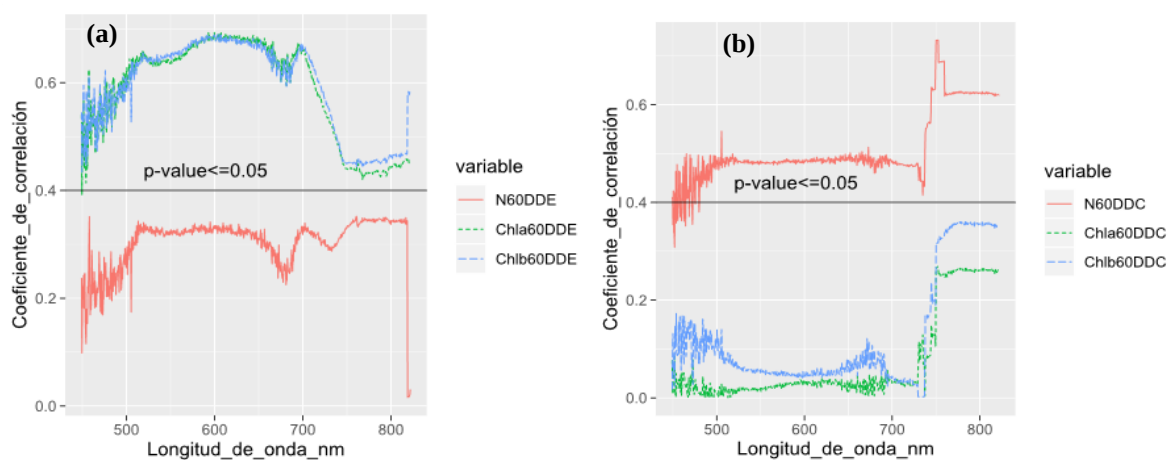


Figura 3-36. Curvas de correlación entre variables fotoquímicas y el coeficiente de absorción a escala foliar. plantilla (a), soca 1(b).

3.5.3.2 Correlación entre variables fotoquímicas, biofísicas y coeficientes espectrales a escala de dosel.

Estos resultados incluyen para las variables fotoquímicas N_c , Chl_{ac} y Chl_{bc} , en su transformación a contenido en dosel, y para las variables biofísicas $GLFE$, SN , SH y TCH , esta última se incluye porque es la variable con la que la agroindustria mide su productividad y rendimiento (CENICAÑA, 2018). EL LAI se encuentra implícito en la transformación de las variables fotoquímicas. De igual manera se presentan solo las campañas donde la distribución de coeficiente de correlación en el espectro fue más significativa. En cuanto al comportamiento de las curvas de correlación de k con las variables fotoquímicas (Figura 3-37 (a,b), de nuevo se presenta actividad con mayor pronunciamiento en los picos de absorción y reflectancia característicos de la vegetación, con mayor significancia en el ciclo de plantilla. Incluso se observa un patrón de representación similar a la distribución del coeficiente de absorción en el espectro, indicando la fuerza de la relación entre las variables fotoquímicas y con el k , destacando que estos resultados son obtenidos en condiciones de campo y coinciden con mediciones realizadas en el laboratorio bajo condiciones controladas en otras especies (Cordon, 2009; Seyfried & Fukshansky, 1983; Yamada & Fujimura, 1991). Se observa un desfase del N respecto a las clorofilas en el ciclo de soca 1, atribuido a la dinámica temporal de acumulación de estas variables, lo cual depende de las condiciones edafoclimáticas, el desarrollo fisiológico del cultivo (Amaral, 2014; Jadoski et al., 2010) y de los componentes estructurales del dosel, al ser comparadas en diferentes campañas de medición. Sin embargo, es un resultado interesante para el monitoreo in situ de factores que pueden estar influyendo en la producción de caña de azúcar y direccionamiento de estrategias de fertilización.

Con respecto a la inclusión de la variable TCH , los resultados relacionados con k son prometedores de acuerdo con las manifestaciones de regiones activas e incluso algunas con significancia de moderada a alta, en particular alrededor de los 550 nm y en el inicio del borde rojo a los 718 nm. Contrario a los resultados esperados de relaciones más fuertes con respecto a S , tan solo se observan amplitudes superiores a 0.4. Por otro lado, se validan las relaciones entre SN , SH y TCH , reportadas por (CENICAÑA, 2018; Dos Santos Simões et al., 2005; Rosa et al., 2015) donde la cantidad de tallos es un factor determinante en la acumulación de biomasa. Respecto a la relación con S , en la figura 3-37 (c,d) se observan regiones activas con significancia moderada alrededor de los 500 nm y 746 nm para las tres variables y con significancia alta a los 752 nm para SH , lo cual permite inferir que al crecer el dosel se incrementa la probabilidad de esparcimiento. En el caso de la variable $GLFE$ presenta correlaciones más fuertes, en la región entre 450 y 500 nm y el rojo entre 662 y 684 nm, debido a que este componente estructural del dosel es el que tiene mayor interacción con la irradiancia, y es participativo en la atenuación y el esparcimiento entre hojas superpuestas consideradas en la operatoria de campo para medir transmitancia y reflectancia difusas.

El análisis de correlación es el preámbulo para construir los modelos de regresión, se espera que las variables que presentaron fuertes correlaciones con algunas longitudes de onda correspondan con modelos de mejor ajuste.

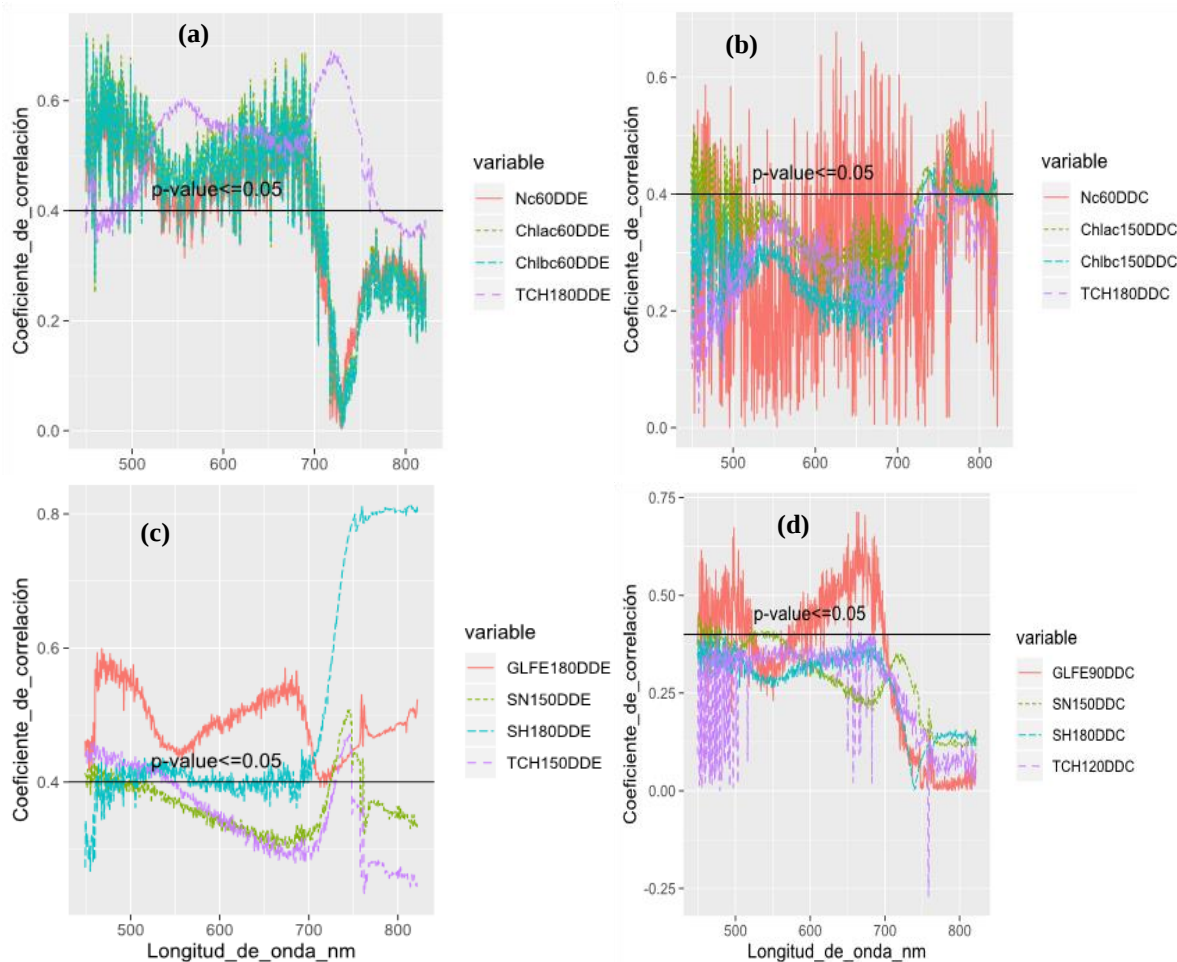


Figura 3-37. Curvas de correlación entre variables fotoquímicas, biofísicas y coeficientes espectrales a escala de dosel. k y S plantilla (a,c), k y S soca 1 (b,d).

3.5.4 Elaboración y desempeño de modelos de regresión entre variables fotoquímicas, biofísicas y respuestas espectrales en el diseño controlado.

Los datos para la elaboración de los modelos de regresión fueron organizados con igual gradiente que el análisis de correlación, una vez conocida la dependencia en el tiempo. En primera instancia se construyeron modelos de regresión entre las variables fotoquímicas (N, Chla, Chlb) en su transformación a contenido en dosel, biofísicas (GLFE, SN, SH, TCH) como variables dependientes y las transformaciones de los datos espectrales (PLS-P, PLS-MSG_SG, PLS-IV, PLS-k o S), en las escalas de medición correspondientes para PLS-k-S, las seis campañas de monitoreo y los dos ciclos estudiados. De estas combinaciones resultaron un total de 468 modelos de regresión. Es importante mencionar que la transformación MSG_SG mantuvo la forma del espectro de reflectancia similar a los datos crudos, ajustando el efecto del scattering en la zona del NIR y con reducción del ruido a través de todo el espectro (Anexo 6). De estos modelos se tomaron los que presentaron el menor RMSEr y con rendimiento aceptable y bueno de acuerdo con los estadísticos R^2 y RPD, con el propósito de encontrar la edad más apropiada del cultivo, en cada ciclo, para tomar datos en campo, y así poder tomar a tiempo decisiones de manejo agronómico, dado que las variables fotoquímicas y

biofísicas de seguimiento utilizadas requieren de muestreos en campo y procesos de laboratorio que son costosos, consumen tiempo y proveen una limitada cobertura espacial (Gitelson & Merzlyak, 2004; Ramírez, 2016). Adicionalmente, el número óptimo de componentes (ONC) a incluir en cada modelo, fue determinado según el mínimo valor la RMSECV de la validación cruzada (leave on out) y el porcentaje de varianza explicada, lo anterior es importante para no incluir un exceso de componentes, que ocasionen hiperajuste.

3.5.4.1 Modelos de regresión entre variables fotoquímicas y espectros de reflectancia a escala de dosel.

En la Tabla 3-25 se observa que el ONC varía indistintamente en la cantidad de componentes seleccionados entre campañas al interior de cada transformación de los datos y entre transformaciones en determinada campaña (PLS-P, PLS-MSG_SG, PLS-IV), presentando diferencias de hasta un máximo de 6 componentes y 5 componentes entre campañas y transformaciones, respectivamente. Con mayor variación en la transformación PLS-IV y con respecto a las otras dos, en ambos ciclos. Dada esta alta variación, entre campañas de cada transformación y entre transformaciones, fue necesario establecer un balance entre RMSECV, la varianza explicada y el número de componentes (Li et al., 2016).

Una vez seleccionado el ONC, el dataset fue usado para entrenar el modelo y cuantificar el ajuste de las variables Nc, Chlac y Chlbc. Todas las variables presentaron modelos con rendimiento bueno ($R^2 > 0.75$ y $RPD > 2.00$) en por lo menos dos campañas de medición por ciclo, respecto a las transformaciones PLS-P y PLS-MSG_SG. Mientras que la transformación PLS-IV en las variables Chlac y Chlbc solo alcanzo rendimientos aceptables, resultados similares encontraron Murillo y Carbonell, 2010, con valores de R^2 entre 0.64 y 0.74, en la estimación de Chl a nivel de dosel a partir de índices de vegetación a edades tempranas de desarrollo en la caña de azúcar. Se observa que los modelos de mejor ajuste se obtienen con la transformación PLS-P (Promedio datos crudos), como ha sido reportado por (Stevens & Ramirez-López, 2014; Suarez et al., 2016; Vaiphasa, 2006). Lo anterior permite inferir que las transformaciones que logran disminuir ruidos asociados a las variaciones de intensidad de la radiación solar, alta nubosidad, cambios en el ángulo de incidencia y afectaciones por el suelo (Huang et al., 2004; Tewari et al., 2008; Tsai & Philpot, 1998) no mejoran significativamente el desempeño de los modelos PLS, en etapas tempranas de desarrollo del cultivo de caña de azúcar. Por lo tanto, los resultados para la transformación PLS-P muestran que los datos pueden ser colectados en las tres primeras campañas donde se presentan los modelos de mejor ajuste, particularmente los modelos encontrados en la campaña 1 para todas las variables que presentan RMSECV inferiores a 0.395 unidades, errores relativos de ajuste menores a 8.06% y R^2 iguales o superiores a 0.94, excepto para la Chlbc en la soca 1 con $R^2 = 0.85$ y error relativo de 10.60%. Indicando que los espectros de reflectancia logran representar las variaciones relacionadas con la composición química del componente foliar.

A continuación, se realiza una ampliación de los resultados para la variable Nc, encontrando que la regresión PLS para el ciclo de plantilla, presenta rendimiento similar en las campañas 1 y 3, entre las transformaciones PLS-P y PLS-MSG_SG (Tabla 3-25), presentando valores de R^2 iguales o superiores a 0.92, y la RPD clasifica a los modelos obtenidos, como los de mejor rendimiento. El método de transformación IV ofrece buenos estadísticos en la evaluación del desempeño del modelo, en la campaña 1 y 2, de acuerdo a los rangos propuestos por (Wang et al., 2013) y presentados en la Tabla 3-25. Adicionalmente, los resultados muestran, independiente del método de transformación,

que las tres primeras campañas serían el mejor momento para coleccionar datos en campo en particular la campaña 1 (60DDE), con RMSE de entrenamiento (datos no presentados en la Tabla 3-25) de 0.071, 0.050 y 0.085 g.m⁻², para PLS-P, PLS-MS_C_SG y PLS-IV, respectivamente, y la campaña 3 (120DDE), con RMSE de 0.528 y 0.453 g.m⁻², para PLS-P y PLS-MS_C_SG, respectivamente. Lo cual representa en general, para ambas campañas, que el porcentaje de variación entre el dato ajustado y el observado (RMSEr) no supera el 5%. Lo anterior, concuerda con estudios realizados por (Amaral et al., 2015; Portz et al., 2013), quienes encontraron que la utilización de sensores de reflectancia a escala de dosel, presentan mejores correlaciones en etapas tempranas de crecimiento del cultivo de caña de azúcar.

La tendencia de los resultados para la soca 1, en cuanto al desempeño de los modelos para seleccionar el momento oportuno de estimar el N_c, coincide en las dos primeras campañas, para los métodos PLS-P y PLS-MS_C_SG, en el ciclo de plantilla, con una variación en los valores ajustados inferior al 5% y varianzas explicadas superiores al 95%. Adicionalmente, se mejora el desempeño de los modelos en la campaña 5 (180DDC), para todos los métodos de transformación, presentado varianzas explicadas iguales o superiores a 0.75 y RPD > 2.0. En particular, mejora el rendimiento en el método de transformación IV, con RDP de 4.06 y una variación en los valores ajustados de 3.38%, mejora atribuida al uso de bioindicadores derivados del borde rojo, los cuales mitigan la saturación cuando son utilizados en cultivos de alta producción de biomasa como es el caso de la caña de azúcar. Además, diferentes autores reportan que estos bioindicadores son sensibles a rangos amplios de contenidos de N, pigmentos fotosintéticos, área foliar y biomasa (Darvishzadeh et al., 2008; le Maire et al., 2008; Mutanga & Skidmore, 2007; Sims & Gamon, 2002; Xiuhua et al., 2015).

El construir modelos PLS entre el N_c y reflectancias a escala de dosel, incide en el buen desempeño de los modelos por la gran influencia que tiene la fertilización nitrogenada en el desarrollo del componente foliar del dosel, y este en la respuesta espectral, tal como encontraron (Lebourgeois et al., 2012; Lofton et al., 2012), incluso cuantificada a partir de índices de vegetación de bandas específicas del espectro electromagnético. Además, contar con buenos modelos de ajuste en las primeras etapas, es fundamental para gestionar operaciones de fertilización en momentos oportunos, tanto para el efecto en el desarrollo vegetativo del cultivo como en la eficiencia de la labor de fertilización. Por otro lado, los modelos con buen rendimiento obtenidos con las Chla y Chlb son potencialmente utilizables para conocer información sobre el estado fisiológico de la planta (le Maire et al., 2008). Además, su contenido dentro del dosel ha mostrado relación positiva con la productividad de los cultivos, por ser un buen indicador de la actividad fotosintética y estado nutricional, utilizable para el diseño de prácticas de agricultura de precisión y manejo agronómico (Murillo & Carbonell, 2012; Wu et al., 2008; Zarco-Tejada et al., 2004).

Con el propósito de profundizar en la interpretación de los modelos PLS, con la transformación de mejor rendimiento (PLS-P), y obtener información relevante sobre las bandas espectrales que se ven más afectadas por variaciones fotoquímicas, se evaluó la importancia relativa de las longitudes de onda, calculando la importancia de la variable en la proyección (VIP). La figura 3-38 permite identificar las longitudes de onda con mayor importancia en la evaluación, de acuerdo con la magnitud VIP>1, considerada como altamente influyente. En ambos ciclos, para todas las variables fotoquímicas, fue factor común la región del borde rojo presentar mayor densidad de máximos locales y conatos en el azul (450, 459, 462 y 482 nm), verde (505, 534 y 557 nm), rojo (656, 671, 694 nm) y NIR (809, 813, 821 nm). Un resultado interesante es la alta influencia encontrada en la región del azul, la cual comúnmente no es asociada con la salud de las plantas o estado fisiológico (Robles et

en el análisis de correlación, confirmando que variaciones en la amplitud del gráfico de correlaciones indican probabilidad de buen desempeño de los modelos. Para el caso de los índices de vegetación el VOGRE presentó alta influencia, reportado por su alta correlación con los contenidos de N y Chl a nivel foliar (Bulcock & Jewitt, 2010; Mutanga & Skidmore, 2004). Para el cálculo de este bioindicador se utilizan longitudes de onda de la región del borde rojo y NIR, que pueden ajustarse para el caso de la caña de azúcar con los valores de alta influencia encontrados en estas regiones. Particularmente los bioindicadores que presentaron valores altamente influyentes son los calculados con la banda espectral de 717 nm en la región del borde rojo y pertenecen a las familias EVI, CVI y CI (Anexo 7). Además, el DVI presentó los valores más altos tanto para el ciclo de plantilla como la soca 1. Resultado acorde con (Lepine et al., 2016), quienes encontraron fuertes correlaciones entre DVI y el contenido de nitrógeno a escala de dosel.

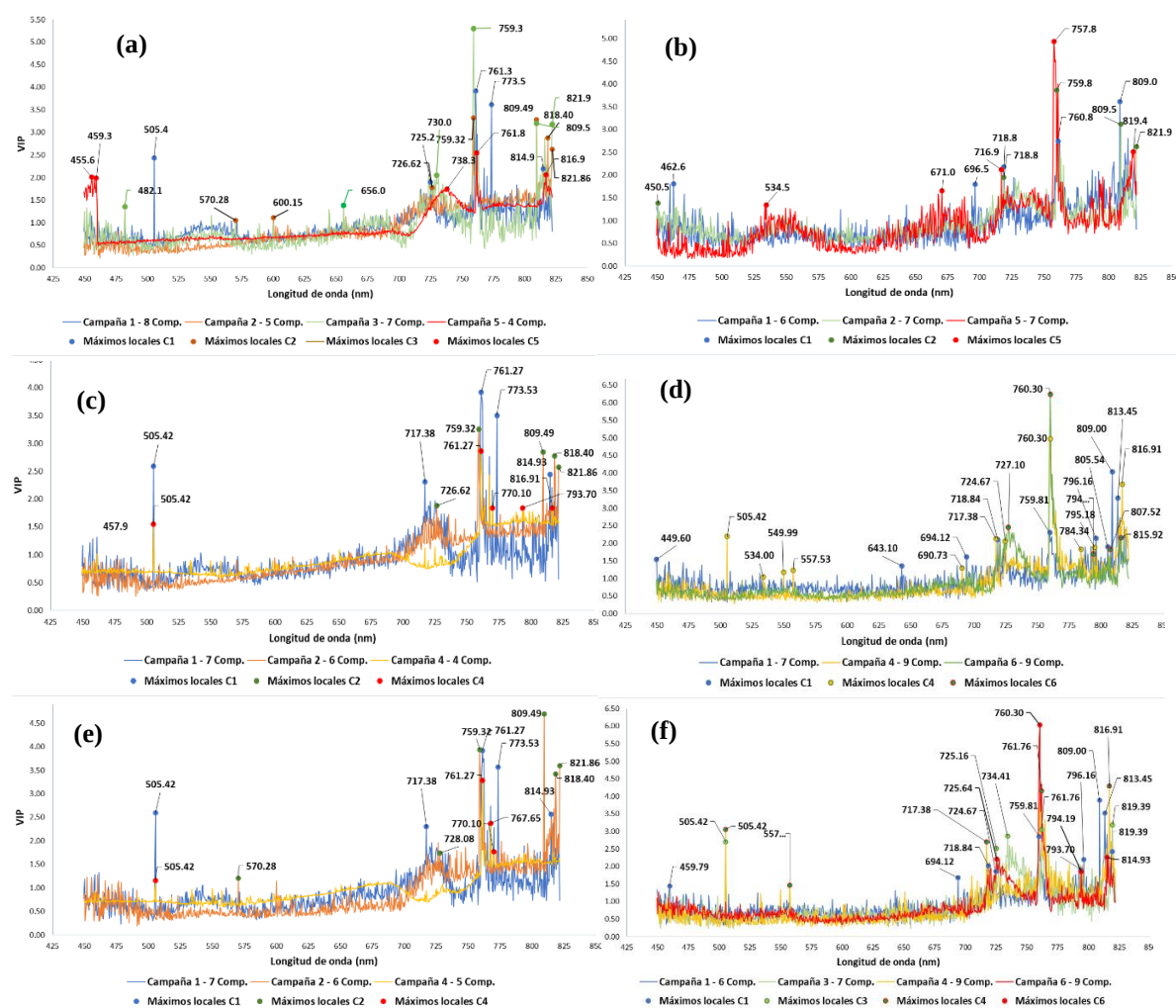


Figura 3-38. VIP para cada longitud de onda de los modelos PLS. Ciclo plantilla Nc (a), Chla (c) y Chlb (e); ciclo soca 1 Nc(b), Chla (d) y Chlb (f).

3.5.4.2 Modelos de regresión entre variables biofísicas y espectros de reflectancia a escala de dosel.

Para las variables biofísicas GLFE, SN y SH se presentaron modelos con buen rendimiento ($R^2 > 0.75$ y $RPD > 2.00$) en las transformaciones PLS-P y PLS-MSC_SG en por lo menos dos campañas de medición por ciclo, excepto para la variable SN en la transformación PLS-MSC_SG en donde se obtuvo solo una campaña con buen rendimiento del modelo. Con respecto a la transformación PLS-IV predomina el rendimiento aceptable ($0.50 < R^2 < 0.75$ y $1.40 < RPD < 2.00$). A diferencia de las variables fotoquímicas donde los modelos con buen rendimiento se concentraron en las primeras campañas, para las variables biofísicas su distribución es aleatoria en las seis campañas de medición, indicando diferentes momentos oportunos para el monitoreo de estas variables a partir de la detección espectral a escala de dosel. En la Tabla 3-26 se muestra que la variable GLFE presentó modelos con rendimiento bueno con PLS-P, obteniendo los R^2 más altos en la campaña 3 (0.97) y 4 (0.84) del ciclo de plantilla y soca 1, respectivamente y con errores relativos inferiores a 3.05%. La variable SN presentó como factor común modelos de rendimiento aceptable y bueno en las campañas 1 y 4, utilizando PLS-P y PLS-MSC_SG. Sin embargo, los errores relativos son menores con la transformación PLS-P para el ciclo de plantilla, excepto en la campaña 1 de la soca 1 donde presenta mejor ajuste PLS-MSC ($R^2 = 0.99$ y $RMSEr = 1.28\%$). La variable SH presentó hasta tres campañas con modelos de rendimiento bueno, alcanzado en la campaña 4 del ciclo de plantilla varianzas explicadas de $R^2 = 0.95$ y $R^2 = 0.99$ para, respectivamente, y errores relativos inferiores a 2.70%. Mientras que en la soca 1, la campaña 2 presentó en común buen rendimiento en las transformaciones PLS-P y PLS-MSC_SG, con $R^2 = 0.92$ y $R^2 = 0.97$, respectivamente, y porcentajes de variación entre el dato ajustado y el observado inferiores a 2.81%. Por último, se incluyó TCH cuantificada en la campaña 6, encontrando modelos con rendimientos buenos ($R^2 = 0.80$, $RPD = 2.28$) con PLS-MSC_SG en plantilla, varianzas explicadas de $R^2 = 0.93$ y $RPD = 3.99$ con PLS-P en la soca 1 y modelos con rendimiento aceptable con PLS-IV. Estos resultados son interesantes para utilizar la información espectral en la estimación de producción, claro está que se propone continuar la evaluación hasta la edad de cosecha comercial y estudiar el comportamiento en la etapa de maduración del cultivo de caña de azúcar.

Los anteriores resultados indican que los espectros de reflectancia del cultivo de caña de azúcar representan mejor los componentes estructurales del dosel que su composición fotoquímica. Por lo tanto, se infiere que estas relaciones son más efectivas para utilizarse en el monitoreo de síntomas ocasionados por tensores ambientales. Estos resultados coinciden con lo encontrado (Amaral et al., 2014; Portz, et al., 2012), quienes encontraron correlaciones significativamente altas y coeficientes de determinación aceptables entre biomasa área del cultivo de caña de azúcar y la respuesta espectral a nivel de dosel, por la influencia de la población de plantas y su vigor. Mientras que parámetros como el contenido de N foliar y lecturas con el clorofilometro SPAD presentaron correlaciones de moderas a bajas con respecto a la respuesta espectral. Además, espectros de reflectancia a escala de dosel tomados en la región VIS-NIR son altamente influenciados por la cantidad de biomasa, tejido verde presente y altura de plantas, por tal razón se encuentran buenas relaciones con estas variables,

con mayor representatividad se concentran en las regiones del borde rojo y el inicio de la meseta del NIR y algunos casos en común con menor influencia en el verde alrededor de los 505 nm y en el azul.

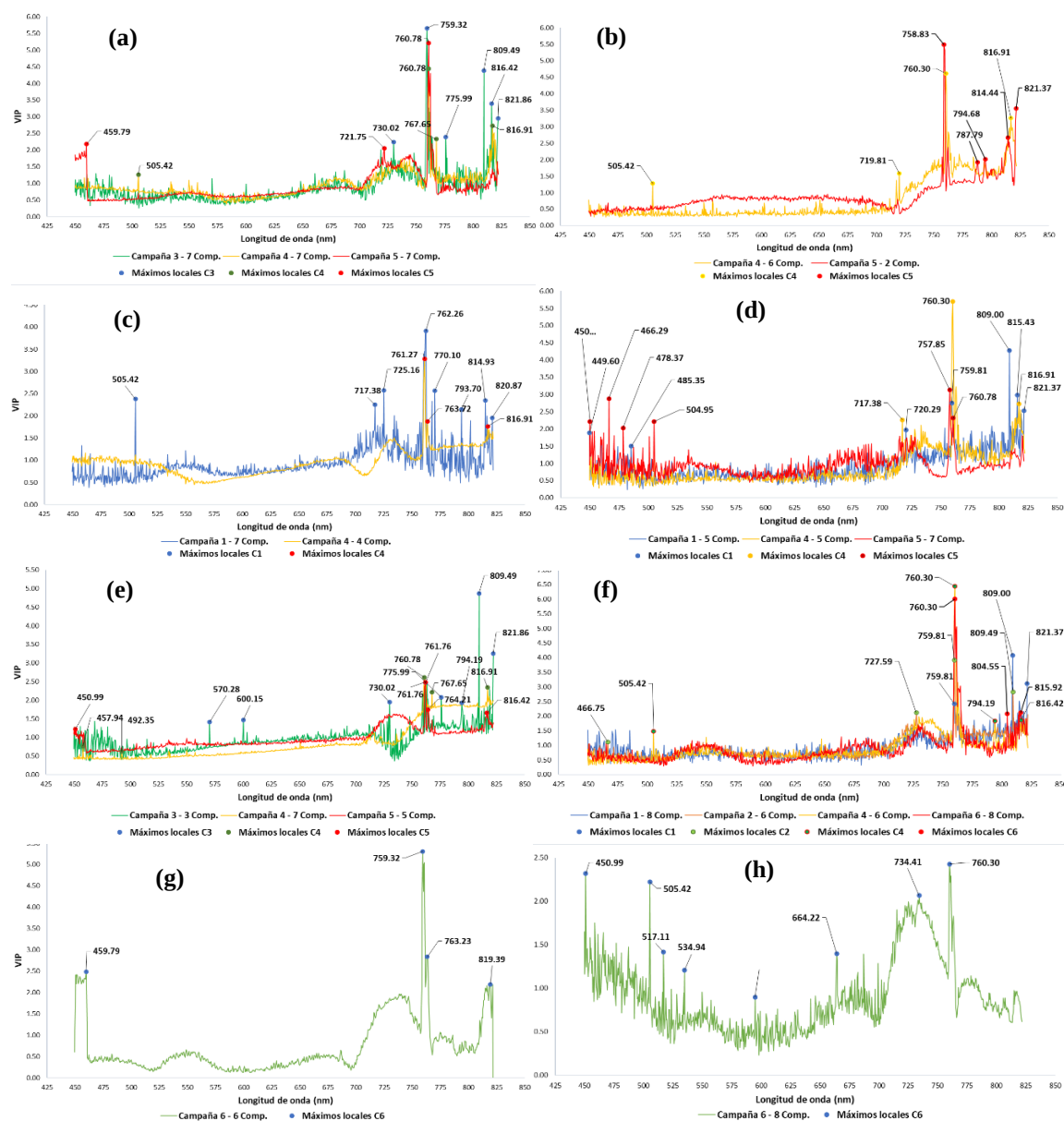


Figura 3-39. VIP para cada longitud de onda de los modelos PLS. Ciclo plantilla GLFE (a), SN (c), SH (e) y TCH (g); ciclo soca 1 GLFE (b), SN (d), SH (f) y TCH (h).

Las regiones o picos representativos manifestados en el análisis VIP, también son observados en la respuesta espectral característica de la caña de azúcar y en las correlaciones entre las variables y las diferentes longitudes de onda. Por lo tanto, la región del borde rojo presenta alta importancia en la obtención de modelos representativos de las variables biofísicas. Como ya se discutió esta región es sensible cuando se presenta estrés por N (Foster et al., 2012) y el verdor de la biomasa cambia, manifestado en su desplazamiento y el incremento del espectro de reflectancia en esta región de transición, con la ventaja de no saturarse, como la región del rojo. Además, como gran aporte de este estudio es la identificación de un pico en común alrededor de los 760 nm tanto para las variables biofísicas como fotoquímicas. Lo cual también se observó con la alta influencia de los bioindicadores que utilizan la región del borde rojo, que ha sido reportada por (Andrade et al., 2015; Da Rocha et al., 2019) en caña de azúcar. En este estudio, para el caso de las variables biofísicas el bioindicador DVI volvió a clasificarse como el más representativo en el modelo de regresión. Del análisis VIP se generó los datos para ajustar bioindicadores ofrecidos por las resoluciones espectrales de sensores comerciales. El ajuste permitirá generar información de mayor precisión y exactitud, requerida en programas de agricultura inteligente.

3.5.4.3 Modelos de regresión entre variables fotoquímicas, biofísicas y coeficientes espectrales.

En esta sección la discusión es orientada a la comparación de la eficacia de las mediciones a escala foliar y de dosel y la operatividad de medición en campo, en el caso de los modelos entre variables fotoquímicas y los coeficientes espectrales k y S como variables independientes. Lo anterior, por la amplia discusión realizada en secciones anteriores sobre las relaciones entre la respuesta espectral y la composición química, en particular asociada a las transiciones electrónicas de la Chl y, los componentes estructurales a escala de dosel y foliar.

En la Tabla 3-27 se muestra que los modelos entre las variables N , $Chla$ y $Chlb$ y k a nivel foliar presentan mejores ajustes en las últimas campañas, al igual que a escala de dosel, excepto el Nc que presenta rendimiento bueno en la campaña 1 de la soca 1. Los modelos con respecto al coeficiente S presentan rendimiento bueno en las dos primeras campañas, excepto para el Nc en el ciclo de plantilla. Desde el punto de vista de la eficacia sería mejor obtener modelos con buen rendimiento en las primeras campañas, cuando la principal forma de fertilización es edáfica, pero si esta es por fertirriego no tendría limitaciones en utilizar la información espectral para orientar la especialización de la labor. Sin embargo, con respecto a la eficiencia en cobertura espacial la mejor elección serían los modelos a escala de dosel, por las grandes áreas manejadas en el cultivo de caña de azúcar. Con la salvedad, que para determinar los coeficientes se requieren medidas de reflectancia y transmitancia al tiempo, las cuales necesitan operatorias de campo diferentes para obtener datos confiables. Para que las medidas de transmitancia no tengan limitaciones en cobertura espacial se recomienda, a partir de este estudio, el uso de un vehículo terrestre no tripulado (UGV) como mecanismo de transporte o su anclaje a implementos agrícolas, con el condicionante de requerir labores de nivelación de precisión para garantizar la calidad de la información espectral. Para las medidas de reflectancia utilizadas en el cálculo de k y S , también se recomienda, tal como se realizó en este estudio, el cálculo de la apertura óptica a utilizar de acuerdo con la edad del cultivo y la escala de medición para garantizar el área de muestreo espectral óptima y, si el sensor espectral es transportado por un vehículo aéreo no tripulado (UAV) deberán realizarse correcciones por el campo de flujo de aire generado entre el vehículo y el dosel del cultivo durante las mediciones, el cual depende de componentes aerodinámicos del vehículo, la altura de vuelo, área de estudio y resolución espacial requerida. Para resolver este problema (Yao et al., 2019), propusieron utilizar dinámica computacional de fluidos, simulación numérica y

probadores de campo de flujo de aire en tres dimensiones para generar datos confiables en campañas de monitoreo del estado fisiológico de cultivos.

Tabla 3-27. Rendimiento de los modelos PLS con las variables fotoquímicas y coeficientes espectrales.

Ciclo	k foliar						k Dosel						S Dosel					
	Campaña	ONC	RMSECV	N-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	Nc-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	Nc-R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla	3	3	0.280	0.63	10.91	1.70	1	3	0.493	0.52	19.77	1.49	1	3	0.493	0.52	19.77	1.49
	5	8	0.133	0.98	0.96	8.79							6	4	8.139	0.54	28.31	1.51
Soca 1	2	5	0.143	0.62	3.20	1.66	1	6	0.437	0.91	6.73	3.44	2	5	1.284	0.86	4.02	2.76
	6	7	0.083	0.70	3.79	1.88	2	2	1.130	0.71	5.84	1.90						
							5	4	3.837	0.65	7.90	1.74						
Ciclo	Campaña	ONC	RMSECV	Chla-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	Chlac R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	Chlac R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla	1	4	0.194	0.96	3.36	4.85	1	3	0.142	0.69	17.75	1.83	1	6	0.208	0.97	5.03	6.46
	4	6	0.052	0.81	1.28	2.33	3	4	1.134	0.70	8.59	1.88	4	4	1.271	0.50	9.01	1.46
	6	5	0.166	0.83	4.25	2.52	4	7	1.055	0.93	3.32	3.95						
							6	8	1.813	0.91	3.92	3.50						
Soca 1	1	5	0.257	0.73	6.92	1.96	3	3	1.695	0.83	9.51	2.48	1	3	0.180	0.67	12.55	1.78
	5	6	0.227	0.91	8.41	3.45	4	3	0.668	0.70	8.19	1.88						
							5	7	2.844	0.97	4.69	6.33						
Ciclo	Campaña	ONC	RMSECV	Chlb-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	Chlbc R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	Chlbc R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla	1	3	0.094	0.66	11.19	1.75	1	3	0.060	0.65	20.57	1.74	1	6	0.100	0.98	4.79	7.45
	4	6	0.038	0.88	2.38	2.97	3	3	0.343	0.67	9.79	1.78	3	2	0.329	0.59	10.86	1.60
	6	4	0.073	0.72	6.58	1.94												
Soca 1	1	5	0.151	0.77	10.04	2.14	3	3	0.698	0.85	10.20	2.61	1	5	0.082	0.88	9.47	2.97
	2	5	0.053	0.74	5.67	2.00	4	3	0.252	0.71	8.73	1.89						
	5	6	0.075	0.92	7.78	3.68	5	5	1.160	0.91	9.27	3.51						

ONC: Número óptimo de componentes. RMSECV: Raíz del error medio cuadrático. CV: Validación cruzada. R²: Varianza explicada. RPD: Desviación residual de la predicción.

Los resultados del análisis VIP a escala foliar se presentan en la figura 3-40, donde se comprueba la alta influencia de las regiones del azul y el rojo en la absorción de la radiación condicionada por la cantidad y calidad de las variables fotoquímicas en estudio. Se logro identificar tres puntos en común (464, 505 y 680 nm), indicadores de alta importancia en el ajuste del modelo con mayor varianza explicada por ciclo, que regularmente presenta mayor densidad de picos representativos. También se identifican algunos picos en la región del borde rojo para ser considerados en la elaboración de modelos de regresión. Mientras que en la región del verde predomina un valle con un punto de inflexión a los 550 nm, indicando de moderada a alta influencia, al igual que alrededor de los 700 nm. Ambos puntos sensibles a la concentración de Chl.

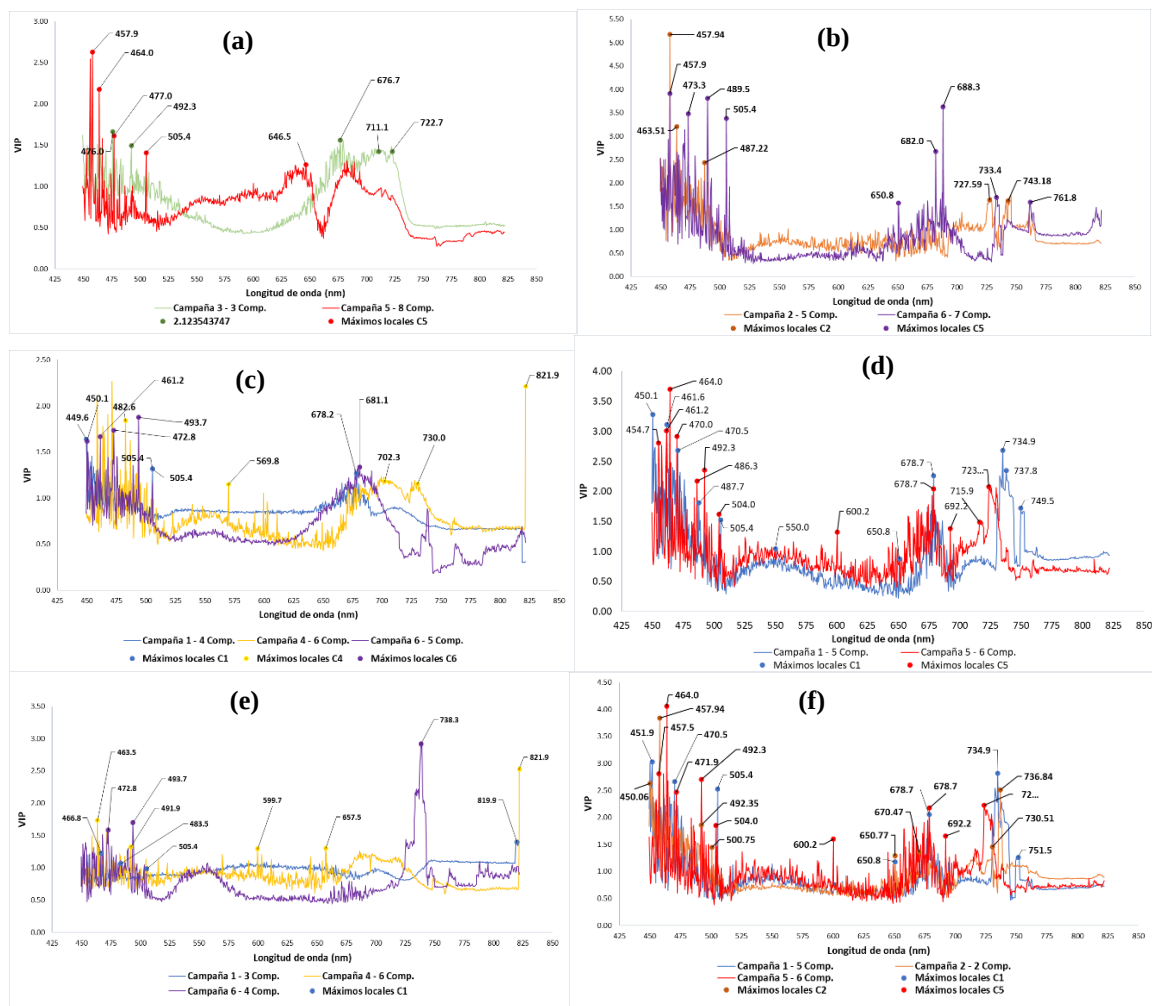


Figura 3-40. VIP para cada longitud de onda de los modelos PLS con k a escala foliar. Ciclo plantilla N (a), Chla (c) y Chlb (e); ciclo soca 1 N (b), Chla (d) y Chlb (f).

Los modelos elaborados entre las variables biofísicas y los coeficientes espectrales k y S a escala de dosel, presentan igual o mejor rendimiento que los obtenidos en función del espectro de reflectancia, excepto en los modelos entre la variable SH y el coeficiente k que ninguno clasifico dentro de la categoría de rendimiento aceptable o bueno, resultado coherente porque la mayor interacción directa con la radiación absorbida se da en el componente estructural GLFE y de manera indirecta con SN, que define la densidad, que a su vez regula el LAI. Mientras que los modelos con S tienen mejor rendimiento, debido a que la SH condiciona el espesor de la franja de dosel que genera esparcimiento de la irradiancia, la cual puede cambiar en composición y dimensión durante la fase de crecimiento evaluada. Los resultados presentados en la Tabla 3-28, indican que, en alguna de las tres primeras campañas correspondientes a uno de los ciclos en estudio, se alcanzó rendimiento bueno, con varianzas explicadas hasta de 98, 93 y 99% para las variables GLFE, SN y TCH, respectivamente, con respecto a k y, hasta de 96, 87, 96 y 97% para GLFE, SN, SH y TCH, respectivamente, con respecto a S, y en ambos casos con errores relativos inferiores al 5%. Estos resultados ofrecen una alternativa para el monitoreo en diferentes momentos de los componentes estructurales del dosel, los cuales correlacionan positivamente con la tasa de interceptación de la radiación solar (CENICAÑA,

2018), responden a condiciones de tensión ambiental por N y tiene fuerte relación con la productividad final de biomasa y el rendimiento.

De los resultados se resalta la extensión realizada para ajustar la variable TCH con los espectros del k y S en las diferentes campañas de medición, encontrando modelos con rendimiento bueno en las campañas más próximas a la cuantificación de TCH en el diseño experimental controlado, en particular con k para los dos ciclos estudiados, obteniendo $R^2 = 0.83$, RMSEr = 11.57% en plantilla y $R^2 = 0.99$, RMSEr = 1.88% en la soca 1. El mejor modelo entre TCH y S fue en la soca 1, en la misma campaña que k, con $R^2 = 0.97$, RMSEr = 3.58%. Dada la importancia de la variable de TCH para la agroindustria azucarera, este resultado tiene potencial, pero debe investigarse en edades cercanas a la fecha de cosecha comercial de acuerdo con la zona agroecológica donde este ubicado el cultivo.

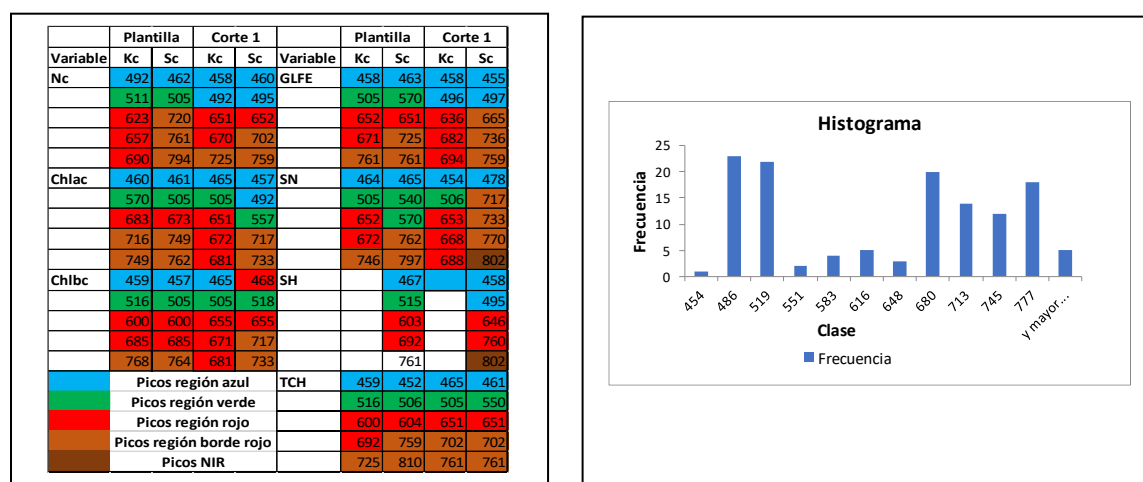
Tabla 3-28. Rendimiento de los modelos PLS entre las variables biofísicas y coeficientes k y S.

k Dosel							S Dosel					
Ciclo	Campaña	ONC	RMSECV	GLFE- R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	GLFE- R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla	3	5	1.010	0.88	6.61	3.01	1	6	0.573	0.96	1.99	5.19
	4	6	0.731	0.83	3.84	2.51	5	3	0.453	0.65	3.51	1.73
Soca 1	2	5	0.546	0.98	1.29	8.22	2	3	0.459	0.54	7.02	1.51
	3	3	0.430	0.87	2.34	2.84	4	5	0.412	0.72	2.84	1.94
Ciclo	Campaña	ONC	RMSECV	SN-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	SN-R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla	3	6	0.927	0.93	4.40	3.90	3	4	0.703	0.87	5.94	1.98
	4	7	1.132	0.82	6.69	2.44						
Soca 1	2	3	1.097	0.89	4.24	3.09	1	4	2.394	0.84	5.78	2.60
Ciclo	Campaña	ONC	RMSECV	SH-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	SH-R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla							3	5	7.657	0.85	4.80	2.65
							5	2	12.550	0.73	5.81	1.96
Soca 1							1	3	4.073	0.65	5.62	1.73
							2	6	9.115	0.96	2.05	4.89
							5	6	12.630	0.86	1.92	2.72
Ciclo	Campaña	ONC	RMSECV	TCH-R ²	RMSEr (%)	RPD	Campaña	ONC	RMSECV	TCH-R ²	RMSEr (%)	RPD
Plantilla	2	3	32.30	0.62	17.15	1.66	3	6	41.64	0.84	11.16	2.55
	4	6	36.15	0.85	10.56	2.69						
	6	5	30.93	0.83	11.57	2.46						
Soca 1	2	5	32.63	0.99	1.63	12.64	5	7	30.34	0.97	3.58	5.75
	3	5	35.15	0.96	4.20	4.89						
	5	8	29.43	0.99	1.88	10.95						

ONC: Número óptimo de componentes. RMSECV: Raíz del error medio cuadrático. CV: Validación cruzada. R²: Varianza explicada. RPD: Desviación residual de la predicción.

Finalmente, en la Tabla 3-29 se presentan las longitudes de onda más representativas de los modelos con rendimiento bueno derivadas del análisis VIP. Estos resultados continúan resaltando la importancia de la región del borde rojo para ser considerada en la estimación de las variables biofísicas. De nuevo se identificaron puntos representativos y repetitivos a los 460, 505 y 760 nm. En el histograma se muestra las regiones con mayor número de picos que se deben considerar para la estimación de las variables en los dos ciclos evaluados, sobresalen las regiones entre los 454 y 519 nm y los 649 y 777 nm, dentro del último rango se destacan valores alrededor de los 685 nm y 761 nm. El caso de 761 nm confirma la relevancia de la región del borde rojo y en particular de este valor, encontrado también en el análisis VIP en relación con los espectros de reflectancia. Este valor deberá considerarse como bioindicador simple o compuesto con otros valores representativos de longitud de onda encontrados en este estudio, al igual que para la orientación en utilidad, aplicación o ajuste de bioindicadores establecidos a priori y su relación con otras condiciones de tensión ambiental.

Tabla 3-29. Longitudes de onda representativas de los modelos PLS entre variables fotoquímicas y biofísicas Vs. k y S a escala de dosel e histograma de frecuencia.



A continuación, se presenta a manera de ilustración la utilidad de la información generada por el modelo de regresión entre la variable N y el coeficiente de absorción k, para generar un esquema comparativo de variabilidad espacial del contenido de N foliar cuantificado en laboratorio y los valores de N foliar estimados por PLS de la campaña 5 (180 DDE) del ciclo de plantilla. El rendimiento del modelo fue $R^2 = 0.98$; RMSEr = 0.96%. En la Tabla 3-30 se presentan los valores medidos en laboratorio y estimados del contenido de N foliar para la campaña en referencia, estos valores fueron espacializados en la parcela experimental mediante una interpolación IDW en el software QGIS.

Tabla 3-30. Contenido de N foliar medido en laboratorio y estimado por PLS en fusión de k a los 180 DDE.

UE	N foliar medido (%)	N foliar estimado (%)	UE	N foliar medido (%)	N foliar estimado (%)
1	1.71	1.66	11	1.66	1.65
2	1.83	1.82	12	1.87	1.86
3	1.79	1.81	13	1.98	1.99
4	1.61	1.64	14	1.70	1.70
5	1.58	1.60	15	1.66	1.66
6	1.76	1.74	16	1.57	1.57
7	1.86	1.86	17	1.75	1.75
8	1.61	1.62	18	1.76	1.76
9	1.79	1.79	19	1.67	1.67
10	2.16	2.16	20	1.57	1.56

En la Figura 3-41 se observa que la variabilidad espacial obtenida con el contenido de N foliar medido en laboratorio es similar al gradiente espacial de N foliar estimado por el modelo PLS, lo cual hace que estudiar la respuesta espectral sea una herramienta eficaz en sistemas productivos agrícolas que involucren prácticas de agricultura de precisión, y con el complemento de sistemas de gestión de información permitan conocer la variabilidad espacial del contenido de N foliar en tiempo real.

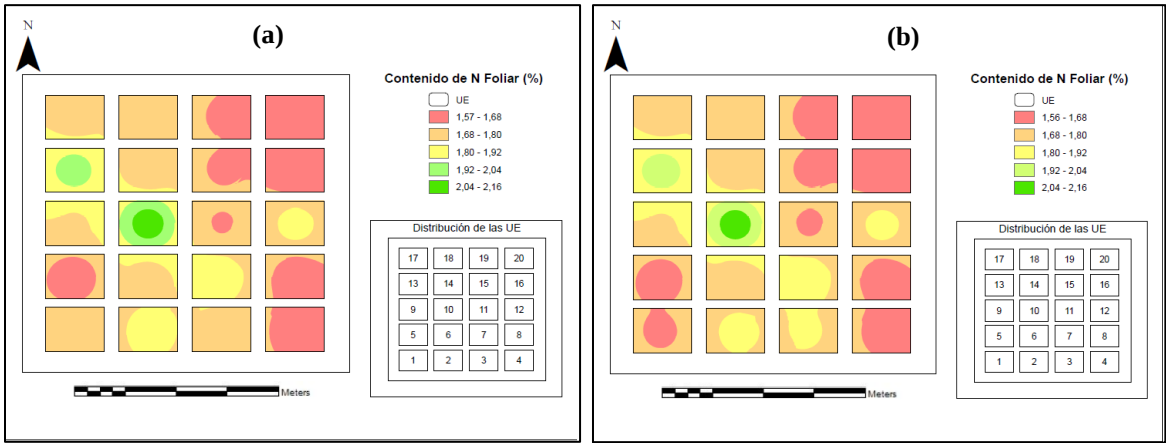


Figura 3-41. Variabilidad espacial del contenido de N foliar medido (a) y estimado (b) en la parcela experimental del diseño controlado.

CAPITULO 4

4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

Los resultados obtenidos a partir del desarrollo de un sistema de medición de espectroscopia óptica de reflectancia y transmitancia difusa permitieron conocer la respuesta espectral para establecer su relación con variables foto-químicas y biofísicas en la fase de rápido crecimiento de un cultivo de caña de azúcar en condiciones de tensión ambiental por disponibilidad de N. Estas relaciones, obtenidas mediante modelos estadísticos permitieron la estimación de variables como N, Clha, Chlb, SN, SH, GLFE y TCH de manera más rápida, no destructiva, más eficiente tanto el espacio como en el tiempo y generando menos impactos ambientales, respecto a los métodos convencionales. Sin embargo, los datos e información espectral (bioindicadores) deben utilizarse en complemento con características fisiológicas del cultivo y la información edafoclimática de la zona de estudio, para orientar prácticas agrícolas como fertilización y riego, indicar y monitorizar la salud o condición fisiológica de los sistemas biológicos vegetales, y el desarrollo y retroalimentación de modelos aplicables a sistemas productivos agrícolas en condiciones de tensión ambiental.

El análisis funcional permitió determinar un espectro patrón relativo, porque este depende de la zona agroecológica, prácticas agronómicas, dinámica temporal de acumulación de nutrientes y estructura del dosel, en el caso de medidas en esta escala. Además, logra identificar diferencias entre grupos de productividad en regiones continuas del espectro. Diferencias ocasionadas por las variaciones en los componentes de la estructura de dosel y la bioquímica foliar, que se hace imperceptible en muchos de los bioindicadores espectrales convencionales.

Los resultados del análisis de la eficiencia de los bioindicadores permitieron conocer su dependencia en el tiempo asociada a las variaciones generadas por el desarrollo fenológico, en particular cambios en la estructura de dosel ocasionadas por el efecto de la fertilización. Comprender la variabilidad temporal de los bioindicadores es un gran aporte para la interpretación, su uso en el monitoreo del cultivo de la caña de azúcar y selección de sensores con bandas específicas, en particular en la región del borde rojo. Región donde se encontraron bioindicadores (Cirededge, CVIRE, EVI, NDRE, VOGRE, MNDVI8) que logran dar indicios de diferenciación con respecto a la dosis comercial de 160 kg N ha⁻¹ (T3), los cuales se pueden ajustar, para mejorar su eficiencia, con la identificación de longitudes de onda de mayor importancia determinadas en los resultados de análisis de regresión e incorporarlos en la gestión operativa de la fertilización en condiciones comerciales del cultivo.

Bioindicadores alternativos como los coeficientes k y S y su distribución espectral brindaron una evaluación precisa tanto de variables fotoquímicas como de componentes de la estructura foliar, por su sensibilidad a cambios generados en los procesos de absorción y esparcimiento en longitudes de onda donde estos son máximos. Estos resultados ofrecen una opción para el monitoreo en diferentes momentos de las variables y componentes en mención, los cuales responden a condiciones de tensión ambiental por N y tiene fuerte relación con la productividad final de biomasa y el rendimiento.

Los resultados del análisis de correlación y regresión mostraron que independiente de la información espectral utilizada como variable independiente, la región del borde rojo presentó alta importancia en la obtención de modelos representativos tanto para las variables biofísicas como fotoquímicas en diferentes momentos de la fase de rápido crecimiento de la caña de azúcar. En particular valores alrededor de 761 nm. Este valor deberá considerarse como bioindicador simple o compuesto con otros valores representativos de longitud de onda encontrados en este estudio, al igual que para la orientación en utilidad, aplicación o ajuste de bioindicadores establecidos a priori y su relación con otras condiciones de tensión ambiental.

Con respecto al comportamiento del Nc en este estudio, varió en el tiempo para ambos ciclos, con un comportamiento creciente hasta los 180 DAE para el ciclo de plantilla. Mientras que en la soca 1 el comportamiento creciente va hasta los 150(DAH). La diferencia en el tiempo obedece a aspectos fisiológicos de la planta. En relación con la respuesta espectral y la influencia de las dosis de N, los valores de reflectancia son más bajos en plantilla que en la soca 1, debido principalmente al efecto de la arquitectura del dosel de la caña de azúcar. Las dosis de N generaron diferencias en la meseta del NIR (750-822 nm), donde la reflectancia fue directamente proporcional a las dosis de N.

Los resultados de este estudio mostraron que se puede ajustar con precisión el contenido de Nc al utilizar los espectros de reflectancia crudos a escala de dosel en edades tempranas del cultivo de caña de azúcar, con valores altos de R^2 ($R^2_{(60DAE)}=0.98$, $R^2_{(120DAE)}=0.92$, $R^2_{(60DAH)}=0.96$, $R^2_{(90DAH)}=0.98$), RPD ($RPD_{(60DAE)}=6.65$, $RPD_{(120DAE)}=3.68$, $RPD_{(60DAH)}=5.32$, $RPD_{(90DAH)}=9.55$) y valores bajos de RMSEr ($RMSEr_{(60DAE)}=3.80$, $RMSEr_{(120DAE)}=4.49$, $RMSEr_{(60DAH)}=4.35$, $RMSEr_{(90DAH)}=1.16$). Indicando que los espectros de reflectancia logran representar las variaciones relacionadas con el contenido de N del componente foliar del dosel. Estos modelos permitieron identificar longitudes de onda efectivas en común alrededor de diferentes regiones del espectro (450, 462, 505, 534, 671, 809 y 820 nm), y con mayor densidad en la región del borde rojo (719,722,725,730,758,760 y 761 nm), al igual que índices de vegetación que involucran esta región en su cálculo, como el VOGRE y DVI.

Desde el punto de vista de manejo agronómico es apropiado obtener modelos con buen rendimiento en las primeras campañas, cuando la principal forma de fertilización es edáfica, pero si esta es por fertirriego no tendría limitaciones en utilizar la información espectral para orientar la espacialización de la labor. Los resultados que relacionan la respuesta espectral a escala de dosel con el contenido de Nc son importantes con respecto a la eficiencia en cobertura espacial por las grandes áreas manejadas en el cultivo de caña de azúcar.

Los datos hiperespectrales obtenidos son de gran utilidad, cuando se quiere conectar algoritmos a nivel de hoja con estimaciones de bioindicadores a nivel de dosel que relacionen las propiedades ópticas, y así, realizar extrapolaciones y aplicación de las técnicas con alta confiabilidad.

Este estudio de la respuesta espectral a escala foliar y de dosel en caña de azúcar, en los dos ciclos, permitirá plantear bioindicadores espectrales particulares a sus características morfológicas y anatómicas acordes a su etapa fenológica, adaptados a condiciones ambientales, como las del bosque seco tropical del valle del río Cauca.

4.2 Recomendaciones y consideraciones

En relación con investigaciones aplicadas en nuestro país que utilicen este tipo de técnicas, se evidencian aún interrogantes que deben resolverse, con el propósito de aprovechar el potencial de la información espectral, como herramienta para el aprovechamiento competitivo y sostenible de la amplia biodiversidad agrícola bajo un contexto geográfico, climático y socioeconómico limitante para la aplicación a escala satelital, aerotransportada y de percepción próxima. Según la aserción, se plantea:

En nuestro país, factores extrínsecos como la orografía y variabilidad del tiempo atmosférico deben ser identificados en cada zona agroecológica para establecer protocolos de medición confiables, así como factores intrínsecos asociados al contenido de agua, concentración y calidad de pigmentos, nutrientes y estructura, que afectan la respuesta espectral de la vegetación. Esto es fundamental, entre otras consideraciones, para garantizar la calidad del dato espectral y, no requerir de transformaciones matemáticas que incrementen el costo computacional de procesamiento, sin incrementos significativos en el rendimiento de modelos.

Validar la variación en la respuesta espectral y su relación con variables foto-químicas y biofísicas para otras variedades de caña, otras especies de interés agrícola y durante todo el ciclo vegetativo dentro de la misma zona agroecológica, es fundamental para la extrapolación, para la aplicación de las técnicas e interpretación de las relaciones entre las propiedades ópticas a escala de hoja, de dosel y el tensor ambiental. Bajo estas consideraciones y reconociendo las ventajas en cuanto a la resolución espectral, espacial y temporal de los protocolos desarrollados en este estudio, se recomienda para aplicaciones en programas de agricultura de precisión que involucre la gestión de operaciones y funciones de manera eficiente y sostenible en un sistema productivo agrícola.

En la actualidad, con la evolución de la Agricultura 4.0 y su propósito de romper las fronteras entre las esferas física, bioquímica y digital de los sistemas biológicos vegetales, se demanda conocimientos e información como los generados en esta investigación, que permitan el manejo y suministro de inputs confiables a los sistemas de gestión de información y programas de agricultura de precisión, facilitando la automatización agrícola. Por esta razón, se debe fortalecer los procesos de integración social de conocimientos desarrollados en este trabajo, involucrando en primer frente a los técnicos que están a cargo de los sistemas productivos agrícolas, para lo cual se deben aunar esfuerzos, entre la academia y el sector productivo.

En cuanto a los métodos estadístico-matemáticos para la obtención de modelos de ajuste, en este estudio solo se utilizó la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR,) por lo cual se recomienda explorar otros métodos como redes neuronales convolucionales, regresión funcional con Y_i escalar y X_i funcional, algoritmos no paramétricos y machine-learning, entre otros, para evaluar su rendimiento en la estimación de variables foto-químicas y biofísicas indicadoras de condiciones de tensión ambiental.

Bibliografia

- Abdel-rahman, E. M., Ahmed, F. B., & Berg, M. Van Den. (2010). Estimation of sugarcane leaf nitrogen concentration using in situ spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12, 52–57. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.11.003>
- Abdel-Rahman, E. M., Ahmed, F. B., & Ismail, R. (2013). Random forest regression and spectral band selection for estimating sugarcane leaf nitrogen concentration using EO-1 Hyperion hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(2), 712–728. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.713142>
- Abdi, H. (2003). Partial Least Square Regression (PLS Regression). In SAGE (Ed.), *Encyclopedia of Social Science Research Methods* (p. pp.792-795).
- Abdi, Hervé, & Williams, L. (2010). Principal component analysis. *WIREs Computational Statistics*, 2(4), 433–459. <https://doi.org/10.1002/wics.101>
- Aguilar, N. (2011). *Competitividad de la agroindustria azucarera de la huasteca México*. Universidad Autónoma de San Luis Potosí.
- Allen, W. A., Gausman, H. W., & Richardson, A. J. (1973). Willstätter-Stoll Theory of Leaf Reflectance Evaluated by Ray Tracing. *Applied Optics*, 12(10), 2448–2453. <https://doi.org/10.1364/AO.12.002448>
- Allen, W., Gausman, H., Richardson, A., & Thomas, J. (1969). Interaction of Isotropic Light with a Compact Plant Leaf*. *Journal of the Optical Society of America*, 59(10), 1376–1379. <https://doi.org/10.1364/JOSA.59.001376>
- Allen, W., & Richardson, A. (1968). Interaction of Light with a Plant Canopy*. *Journal of the Optical Society of America*, 58(8), 1023–1028. <https://doi.org/10.1364/JOSA.58.001023>
- Allen, William A., Gausman, H. W., & Richardson, A. J. (1970). Mean Effective Optical Constants of Cotton Leaves*. *Journal of the Optical Society of America*, 60(4), 542. <https://doi.org/10.1364/josa.60.000542>
- Amaral, L., Trevisan, R., & Molin, J. (2017). Canopy sensor placement for variable-rate nitrogen application in sugarcane fields. *Precision Agriculture*, 19(1). <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9505-x>
- Amaral, Lucas. (2014). *Sensor de refletância do dossel para direcionar a aplicação de nitrogênio em taxas variáveis na cultura da cana-de-açúcar* [Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz]. <https://doi.org/10.11606/T.11.2014.tde-05052014-151339>
- Amaral, Lucas, & Molin, J. (2014). The effectiveness of three vegetation indices obtained from a canopy sensor in identifying sugarcane response to nitrogen. *Agronomy Journal*, 106(1), 273–280. <https://doi.org/10.2134/agronj2012.0504>
- Amaral, Lucas, Molin, J., Portz, G., Finazzi, F., & Cortinove, L. (2014). Comparison of crop canopy reflectance sensors used to identify sugarcane biomass and nitrogen status. *Precision Agriculture*, 16(1), 15–28. <https://doi.org/10.1007/s11119-014-9377-2>
- Amaral, Lucas, Molin, J., & Schepers, J. (2015). Algorithm for variable-rate nitrogen application in sugarcane based on active crop canopy sensor. *Agronomy Journal*,

- 107(4), 1513–1523. <https://doi.org/10.2134/agronj14.0494>
- Amaya, A., Cock, J. H., & Hernández, P. (1995). Biología. In *El cultivo de la caña en la zona azucarera de Colombia* (pp. 31–63). CENICAÑA. http://www.cenicana.org/pdf/documentos_no_seriados/libro_el_cultivo_cana/libro_p31-62.pdf
- Andrade, H., Amaral, L., Molin, J., & Cantarella, H. (2015). *Sugarcane response to nitrogen rates , measured by a canopy reflectance sensor*. 1, 840–848. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000900013>
- Arauzo, M., Valladolid, M., & Martínez-Bastida, J. J. (2011). Spatio-temporal dynamics of nitrogen in river-alluvial aquifer systems affected by diffuse pollution from agricultural sources: Implications for the implementation of the Nitrates Directive. *Journal of Hydrology*, 411(1–2), 155–168. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.10.004>
- Arcila, G., & López, J. (2012). *Inoculación con endomicorriza de los géneros Glomus spp., Acaulospora spp. y Entrophospora spp., en caña de azúcar cc-8592 para reducir la lámina de riego aplicada de acuerdo al balance hídrico*. Universidad del Valle.
- Argenta, G., Regis, P., Da, F., Giani, C., Forsthofer, E. L., & Strieder, M. L. (2001). Relação Da Leitura Do Clorofilômetro Com Os Teores Relationship of Reading of Portable Chlorophyll Meter With Contents of Extractable Chlorophyll and Leaf Nitrogen in Maize. *R. Bras. Fisiol. Veg*, 13(2), 158–167. <https://doi.org/10.1590/S0103-31312001000200005>
- Asner, G. P. (1998). Biophysical and Biochemical Sources of Variability in Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), 234–253. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00014-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00014-5)
- ASOCAÑA. (2019). Aspectos Generales del Sector Agroindustrial de la Caña. Informe Anual. In A. Carvajal & A. Campos (Eds.), ASOCAÑA. www.asocana.org
- Bajwa, S. G., Mishra, A. R., & Norman, R. J. (2010). Canopy reflectance response to plant nitrogen accumulation in rice. *Precision Agriculture*, 11(5), 488–506. <https://doi.org/10.1007/s11119-009-9142-0>
- Bandyopadhyay, K. K., Pradhan, S., Sahoo, R. N., Singh, R., Gupta, V. K., Joshi, D. K., & Sutradhar, A. K. (2014). Characterization of water stress and prediction of yield of wheat using spectral indices under varied water and nitrogen management practices. *Agricultural Water Management*, 146, 115–123. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.07.017>
- Bannari, A., Khurshid, K. S., Staenz, K., & Schwarz, J. W. (2007). A Comparison of Hyperspectral Chlorophyll Indices for Wheat Crop Chlorophyll Content Estimation Using Laboratory Reflectance Measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(10), 3063–3074. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.897429>
- Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., & Huete, A. R. (1995). A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, 13(1–2), 95–120. <https://doi.org/10.1080/02757259509532298>
- Baranoski, G. V. G., & Rokne, J. G. (1997). An Algorithmic Reflectance and Transmittance Model for Plant Tissue. *Computer Graphics Forum*, 16(3), C141–C150. <https://doi.org/10.1111/1467-8659.16.3conferenceissue.15>

- Barbin, D. F., ElMasry, G., Sun, D.-W., & Allen, P. (2012). Predicting quality and sensory attributes of pork using near-infrared hyperspectral imaging. *Analytica Chimica Acta*, 719, 30–42. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2012.01.004>
- Barton, C. V. M., & North, P. R. J. (2001). Remote sensing of canopy light use efficiency using the photochemical reflectance index model and sensitivity analysis. *Remote Sensing of Environment*, 78(3), 264–273. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00224-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00224-3)
- Basyouni, R., & Dunn, B. (2013). *Use of Reflectance Sensors to Monitor Plant Nitrogen Status in Horticultural Plants*. <http://dasnr22.dasnr.okstate.edu/docushare/dsweb/Get/Version-14828/HLA-6719web.pdf>
- Bendixen, M. (1996). A Practical Guide to the Use of Correspondence Analysis in Marketing Research. *Marketing Bulletin*, 14(2), 1.
- Bisquerra, R. (2004). *Metodología de la investigación educativa* (L. Muralla (ed.); 2nd ed.).
- Boddey, R. M., Urquiaga, S., Alves, B. J. R., & Reis, V. (2003). Endophytic nitrogen fixation in sugarcane: Present knowledge and future applications. *Plant and Soil*, 252(1), 139–149. <https://doi.org/10.1023/A:1024152126541>
- Bone, R. A., Lee, D. W., & Norman, J. M. (1985). Epidermal cells functioning as lenses in leaves of tropical rain-forest shade plants. *Applied Optics*, 24(10), 1408. <https://doi.org/10.1364/ao.24.001408>
- Botero, J. M. (2009). *Determinación del nivel foliar de nutrientes mediante espectroscopía de reflectancia* [Universidad Nacional de Colombia]. http://www.bdigital.unal.edu.co/672/1/9737350_2009.pdf
- Botha, F. C., & Moore, P. H. (2013). Biomass and Bioenergy. In *Sugarcane: Physiology, Biochemistry, and Functional Biology* (pp. 521–540). <https://doi.org/10.1002/9781118771280.ch19>
- Brakke, T. W., Smith, J. A., & Harnden, J. M. (1989). Bidirectional scattering of light from tree leaves. *Remote Sensing of Environment*, 29(2), 175–183. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90025-4](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90025-4)
- Bulcock, H. H., & Jewitt, G. P. W. (2010). *Spatial mapping of leaf area index using hyperspectral remote sensing for hydrological applications with a particular focus on canopy interception*. 383–392.
- Buschmann, C. (2007). Variability and application of the chlorophyll fluorescence emission ratio red/far-red of leaves. *Photosynthesis Research*, 92(2), 261–271. <https://doi.org/10.1007/s11120-007-9187-8>
- Camacho, J. (2013). *Uso de la reflectancia difusa NIR en la determinación de características físicas y químicas de un Oxisol. Carimagü a MetaNo Title* [Universidad Nacional de Colombia]. <http://bdigital.unal.edu.co/11558/>
- Cao, Q., Miao, Y., Wang, H., Huang, S., Cheng, S., Khosla, R., & Jiang, R. (2013). Non-destructive estimation of rice plant nitrogen status with Crop Circle multispectral active canopy sensor. *Field Crops Research*, 154, 133–144. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2013.08.005>
- Carter, G. A., & Miller, R. L. (1994). Early detection of plant stress by digital imaging within

- narrow stress-sensitive wavebands. *Remote Sensing of Environment*, 50, 295–302. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90079-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90079-5)
- CENICAÑA. (1995). *El cultivo de la caña en la zona azucarea de Colombia* (D. C. Casslett, J. . Torres, & C. H. Isaacs (eds.)). CENICAÑA.
- CENICAÑA. (2011). *Zonificación agroecológica para el cultivo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca* (J. Carbonell, R. Quintero, J. Torres, C. Osorio, C. Echeverr, & J. Victoria (eds.)). CENICAÑA. www.cenicana.org
- CENICAÑA. (2013). *Caracterización ecofisiológica de la caña de azúcar variedades CC85-92, CC 93-4418, CC 01-1940, CC 06-791 en la zona seca-semiseca del valle geográfico del río Cauca* (p. 39). CENICAÑA.
- CENICAÑA. (2018). *Características agronómicas y de productividad de la variedad Cenicaña Colombia (CC) 01-1940*.
- CENICAÑA. (2020). *Informe Anual 2019*.
- Chabot, R., Bouarfa, S., Zimmer, D., Chaumont, C., & Moreau, S. (2005). Evaluation of the sap flow determined with a heat balance method to measure the transpiration of a sugarcane canopy. *Agricultural Water Management*, 75(1), 10–24. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2004.12.010>
- Coffey, N., & Hinde, J. (2011). Analyzing Time-Course Microarray Data Using Functional Data Analysis - A Review. *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, 10(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.2202/1544-6115.1671>
- Cordon, G. B. (2009). *Métodos ópticos no destructivos para monitoreo de salud vegetal* [Universidad de Buenos Aires, Argentina]. http://digital.bl.fcen.uba.ar/gsd1-282/cgi-bin/library.cgi?a=d&c=tesis&d=Tesis_4575_Cordon
- CORPOICA –Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria-. (2015a). *Ciencia, Tecnología e Innovación en el Sector Agropecuario. (Diagnóstico para la Misión para la Transformación del Campo)* (pp. 1–71). https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Agriculturapecuarioforestal_y_pesca/Diagnostico_de_la_Ciencia_Tecnologia_e_Innovacion_en_el_Sector_Agropecuario-CORPOICA.pdf
- CORPOICA –Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria-. (2015b). *Propuesta de una Estrategia Nacional de Innovación Agropecuaria que promueva la mejora en la Productividad y Competitividad del Sector. (Documento técnico: Misión para la transformación del Campo)* (p. 72). https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Agriculturapecuarioforestal_y_pesca/Diagnostico_de_la_Ciencia_Tecnologia_e_Innovacion_en_el_Sector_Agropecuario-CORPOICA.pdf
- Croft, H., Chen, J. M., & Zhang, Y. (2014). The applicability of empirical vegetation indices for determining leaf chlorophyll content over different leaf and canopy structures. *Ecological Complexity*, 17, 119–130. <https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2013.11.005>
- Da Rocha, M. G., De Barros, F. M. M., De Medeiros Oliveira, S. R., & Do Amaral, L. R. (2019). Biometric characteristics and canopy reflectance association for early-stage sugarcane biomass prediction. *Scientia Agricola*, 76(4). <https://doi.org/10.1590/1678-992X-2017-0301>
- Darvishzadeh, R., Skidmore, A., Schlerf, M., Atzberger, C., Corsi, F., & Cho, M. (2008). LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral

- measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(4), 409–426. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.01.001>
- Daza, M. (2019). *Estrategias para la optimización de la fertilización nitrogenada y reducción de la lixiviación de nitratos en sistemas productivos de plantas aromáticas*. Universidad del Valle.
- Dillewijn, C. (1952). *Botany of sugarcane*. Waltham: *Chronica Botanica*.
- Dinardo-Miranda, L.L. Vasconcelos, A. C. M., & Landell, M. A. G. (2008). *Cana de açúcar*. Instituto Agronômico Campinas.
- Dobrowski, S. Z., Pushnik, J. C., Zarco-Tejada, P. J., & Ustin, S. L. (2005). Simple reflectance indices track heat and water stress-induced changes in steady-state chlorophyll fluorescence at the canopy scale. *Remote Sensing of Environment*, 97(3), 403–414. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.05.006>
- Dos Santos Simões, M., Rubens, A., & Camargo, L. (2005). *SPECTRAL VARIABLES , GROWTH ANALYSIS AND YIELD OF SUGARCANE*. June, 199–207.
- Eitel, J. U. H., Long, D. S., Gessler, P. E., & Hunt, E. R. (2008). Combined Spectral Index to Improve Ground-Based Estimates of Nitrogen Status in Dryland Wheat. *Agronomy Journal*, 100(6), 1694–1702. <https://doi.org/10.2134/agronj2007.0362>
- Eubank, R. L. (1999). *Nonparametric regression and spline smoothing* (2nd ed.). CRC Press.
- FAO. (2012). *Current world fertilizer trends and outlook to 2016 FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION*. <http://www.fao.org/tempref/AG/agp/docs/cwfto16.pdf>
- FAO. (2020). *FAOSTAT*. Data Crops. <http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC>
- Ferwerda, J. G. (2005). *Charting the quality of forage : measuring and mapping the variation of chemical components in foliage with hyperspectral remote sensing [ITC]*. <https://edepot.wur.nl/121690>
- Fitzgerald, G., Rodriguez, D., & O’Leary, G. (2010). Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index—The canopy chlorophyll content index (CCCI). *Field Crops Research*, 116(3), 318–324. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.01.010>
- Foster, A. J., Kakani, V. G., Ge, J., & Mosali, J. (2012). *Discrimination of Switchgrass Cultivars and Nitrogen Treatments Using Pigment Profiles and Hyperspectral Leaf*. 2576–2594. <https://doi.org/10.3390/rs4092576>
- Franco, H. C. J., Otto, R., Faroni, C. E., Vitti, A. C., Almeida de Oliveira, E. C., & Trivelin, P. C. O. (2011). Nitrogen in sugarcane derived from fertilizer under Brazilian field conditions. *Field Crops Research*, 121(1), 29–41. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.11.011>
- Franco, H., Otto, R., Eduardo, C., César, A., Cantídio, E., Oliveira, A. De, Cesar, P., & Trivelin, O. (2011). *Field Crops Research Nitrogen in sugarcane derived from fertilizer under Brazilian field conditions* &. 121, 29–41. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.11.011>
- Fukshansky, L., Fukshansky-Kazarinova, N., & Remisowsky, A. M. v. (1991). Estimation of optical parameters in a living tissue by solving the inverse problem of the multiradiative transfer. *Applied Optics*, 30(22), 3145–3153.

<https://doi.org/10.1364/AO.30.003145>

- Gamon, J. A., Peñuelas, J., & Field, C. . (1992). A Narrow-Waveband Spectral Index That Tracks Diurnal Changes in Photosynthetic E. *Remote Sensing of Environment*, 41, 35–44.
- Gamon, J., Field, C., Fredeen, A., & Thayer, S. (2001). Assessing photosynthetic downregulation in sunflower stands with an optically-based model. *Photosynthesis Research*, 67(1), 113–125. <https://doi.org/10.1023/A:1010677605091>
- Ganapol, B. D., Johnson, L. F., Hammer, P. D., Hlavka, C. A., & Peterson, D. L. (1998). LEAFMOD: A New Within-Leaf Radiative Transfer Model. *Remote Sensing of Environment*, 63(2), 182–193. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00134-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00134-X)
- Gárate, A., & Bonilla, I. (2013). Nutrición mineral y producción vegetal. In J. Azcon-Bieto & M. Talón (Eds.), *Fundamentos de Fisiología Vegetal* (2nd ed., p. 651). PUBLICACIONES I EDICIONES DE LA UNIVERSITAT DE BARCELONA.
- Gates, D. M., Keegan, H. J., Schleter, J. C., & Weidner, V. R. (1965). Spectral Properties of Plants. *Applied Optics*, 4(1), 11–20. <https://doi.org/10.1364/AO.4.000011>
- Geladi, P., MacDougall, D., & Martens, H. (1985). LINEARIZATION AND SCATTER-CORRECTION FOR NEAR-INFRARED REFLECTANCE SPECTRA OF MEAT. *Applied Spectroscopy*, 39(3), 491–500. <https://doi.org/10.1366/0003702854248656>
- Gibson, S. I. (2005). Control of plant development and gene expression by sugar signaling. *Current Opinion in Plant Biology*, 8(1), 93–102. <https://doi.org/10.1016/j.pbi.2004.11.003>
- Gitelson, A. A., Gritz †, Y., & Merzlyak, M. N. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, 160(3), 271–282. <https://doi.org/https://doi.org/10.1078/0176-1617-00887>
- Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (2004). Non-destructive assessment of chlorophyll, carotenoid and anthocyanin content in higher plant leaves: Principles and algorithms. *Remote Sensing for Agriculture and the Environment* (S. Stamatiadis, J.M. Lynch, J.S. Schepers Eds.), Greece, Ella, 78–94.
- Gitelson, A., & Merzlyak, M. N. (1994). Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves. *Journal of Photochemistry and Photobiology, B: Biology*, 22(3), 247–252. [https://doi.org/10.1016/1011-1344\(93\)06963-4](https://doi.org/10.1016/1011-1344(93)06963-4)
- Goetz, A. F. H., & Curtiss, B. (1996). Hyperspectral imaging of the earth: Remote analytical chemistry in an uncontrolled environment. *Field Analytical Chemistry & Technology*, 1(2), 67–76. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6521\(1996\)1:2<67::AID-FACT2>3.0.CO;2-B](https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6521(1996)1:2<67::AID-FACT2>3.0.CO;2-B)
- Govaerts, Y. M., Jacquemoud, S., Verstraete, M. M., & Ustin, S. L. (1996). Three-dimensional radiation transfer modeling in a dicotyledon leaf. *Applied Optics*, 35(33), 6585–6598. <https://doi.org/10.1364/AO.35.006585>
- Hansen, P. M., & Schjoerring, J. K. (2003). Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial

- least squares regression. *Remote Sensing of Environment*, 86(4), 542–553. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00131-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00131-7)
- Hernández, E. I., Melendez-pastor, I., Navarro-pedreño, J., & Gómez, I. (2014). Hernández et al. Spectral detection of melon nutrition. *Scientia Agricola*, August, 324–330. <https://doi.org/10.1590/0103-9016-2013-0338>
- Hong, S., Schepers, J. S., Francis, D. D., & Schlemmer, M. R. (2007). Comparison of Ground-Based Remote Sensors for Evaluation of Corn Biomass Affected by Nitrogen Stress. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 38(15–16), 2209–2226. <https://doi.org/10.1080/00103620701549157>
- Hoque, E., & Remus, G. (1996). Reflective Light Properties of Tissue Layers in Beech (*Fagus sylvatica* L.) Leaves. *Photochemistry and Photobiology*, 63(4), 498–506. <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.1996.tb03076.x>
- Huang, Z., Turner, B. J., Dury, S. J., Wallis, I. R., & Foley, W. J. (2004). Estimating foliage nitrogen concentration from HYMAP data using continuum removal analysis. *Remote Sensing of Environment*, 93(1), 18–29. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.008>
- Ingram, K. T., & Hilton, H. W. (1986). Nitrogen-Potassium Fertilization and Soil Moisture Effects on Growth and Development of Drip-Irrigated Sugarcane1. *Crop Science*, 26(5), crops1986.0011183X002600050039x. <https://doi.org/10.2135/crops1986.0011183X002600050039x>
- Jacquemoud, S., & Ustin, S. (2008). MODELING LEAF OPTICAL PROPERTIES. In J. Lee & K. Smith (Eds.), *Photobiological Sciences Online*. American Society for Photobiology. <http://photobiology.info/#Environ>
- Jacquemoud, S., & Ustin, S. L. (2001). Leaf optical properties: a state of the art. *Proc. 8th International Symposium Physical Measurements & Signatures in Remote Sensing*, January, 223–232. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Jadoski, C. J., Toppa, E. V. B., Julianetti, A., Hulshof, T., Ono, E., & Rodrigues, J. D. (2010). Physiology development in the vegetative stage of sugarcane. *Pesquisa Aplicada & Agrotecnologia*, 3(2), 177–186. <https://doi.org/10.5777/paet.v3i2.1064>
- Jain, N., Ray, S. S., Singh, J. P., & Panigrahy, S. (2007). Use of hyperspectral data to assess the effects of different nitrogen applications on a potato crop. *Precision Agriculture*, 8(4), 225–239. <https://doi.org/10.1007/s11119-007-9042-0>
- Jégo, G., Sánchez-Pérez, J. M., & Justes, E. (2012). Predicting soil water and mineral nitrogen contents with the STICS model for estimating nitrate leaching under agricultural fields. *Agricultural Water Management*, 107, 54–65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agwat.2012.01.007>
- Jones, J. W., Antle, J. M., Basso, B., Boote, K. J., Conant, R. T., Foster, I., Godfray, H. C. J., Herrero, M., Howitt, R. E., Janssen, S., Keating, B. A., Muñoz-Carpena, R., Porter, C. H., Rosenzweig, C., & Wheeler, T. R. (2017). Toward a new generation of agricultural system data, models, and knowledge products: State of agricultural systems science. *Agricultural Systems*, 155, 269–288. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2016.09.021>
- Junguito, J. R., Perfetti, J. J., & Becerra, A. (2014). Desarrollo de la Agricultura en Colombia.

- Cuadernos Fedesarrollo, 48, 82.
https://www.repository.fedesarrollo.org.co/bitstream/handle/11445/151/CDF_No_48_Marzo_2014.pdf;jsessionid=00BD717E2F6C1F4FC98415B07E467136?sequence=3
- Kassambara, A. (2017). *Multivariate Analysis II. Practical Guide To Principal Component Methods in R* (1st ed.). sthda.com. <http://www.sthda.com/english/wiki/practical-guide-to-principal-component-methods-in-r>
- Katsoulas, N., Elvanidi, A., Ferentinos, K. P., Kacira, M., Bartzanas, T., & Kittas, C. (2016). Crop reflectance monitoring as a tool for water stress detection in greenhouses : A review. *Biosystems Engineering*, 151, 374–398. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.10.003>
- Kim, Y., Glenn, D. M., Park, J., Ngugi, H. K., & Lehman, B. L. (2010). Hyperspectral image analysis for plant stress detection. *American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting 2010, ASABE 2010*, 5(10), 3512–3524. <https://doi.org/10.13031/2013.29814>
- Kittas, C., Elvanidi, A., Katsoulas, N., Ferentinos, K. P., & Bartzanas, T. (2016). Reflectance indices for the detection of water stress in greenhouse tomato (*Solanum lycopersicum*). *Acta Horticulturae*, 1112, 63–70. <https://doi.org/10.17660/ActaHortic.2016.1112.9>
- Kopsell, D. A., Kopsell, D. E., Lefsrud, M. G., Curran-Celentano, J., & Dukach, L. E. (2004). Variation in lutein, β -carotene, and chlorophyll concentrations among Brassica oleracea cultigens and seasons. *HortScience*, 39(2), 361–364. <https://doi.org/10.21273/hortsci.39.2.361>
- Kraiser, T., Gras, D. E., Gutiérrez, A. G., González, B., & Gutiérrez, R. A. (2011). A holistic view of nitrogen acquisition in plants. *Journal of Experimental Botany*, 62(4), 1455–1466. <https://doi.org/10.1093/jxb/erq425>
- Kubelka, P., & Munk, F. (1931). Ein Beitrag zur Optik der Farbanstriche. *Zeitschrift Fur Technische Physik*, 12, 593–601. <https://ci.nii.ac.jp/naid/10029453735/en/>
- Kubelka, Paul. (1948). New Contributions to the Optics of Intensely Light-Scattering Materials. Part I. *Journal of the Optical Society of America*, 38(5), 448–457. <https://doi.org/10.1364/JOSA.38.000448>
- Kumar, L., Schmidt, K. S., Dury, S., & Skidmore, A. K. (2001). Imaging spectrometry and vegetation science. In F. D. van der Meer & S. M. de Jong (Eds.), *Imaging spectrometry: Basic principles and prospective applications (Remote sensing and digital image processing; 4)*. Publisher Kluwer Academic.
- Kumar, R., & Silva, L. (1973). Light Ray Tracing Through a Leaf Cross Section. *Applied Optics*, 12(12), 2950–2954. <https://doi.org/10.1364/AO.12.002950>
- Lam, E., Shine, J., Da Silva, J., Lawton, M., BONOS, S., CALVINO, M., CARRER, H., SILVA-FILHO, M. C., GLYNN, N., HELSEL, Z., MA, J., RICHARD, E., SOUZA, G. M., & MING, R. (2009). Improving sugarcane for biofuel: engineering for an even better feedstock. *GCB Bioenergy*, 1(3), 251–255. <https://doi.org/10.1111/j.1757-1707.2009.01016.x>
- Latsague, M., Sáez, P., & Mora, M. (2014). Efecto de la fertilización con nitrógeno, fósforo y potasio, sobre el contenido foliar de carbohidratos, proteínas y pigmentos fotosintéticos en plantas de *Berberidopsis corallina* Hook.f. *Gayana - Botanica*, 71(1),

- 37–42. <https://doi.org/10.4067/S0717-66432014000100007>
- le Maire, G., François, C., Soudani, K., Berveiller, D., Pontailier, J.-Y., Bréda, N., Genet, H., Davi, H., & Dufrêne, E. (2008). Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3846–3864. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.005>
- Lebourgeois, V., Bégué, A., Labbé, S., Houllès, M., & Martiné, J. F. (2012). A light-weight multi-spectral aerial imaging system for nitrogen crop monitoring. *Precision Agriculture*, 13(5), 525–541. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9262-9>
- Lepine, L. C., Ollinger, S. V., Ouimette, A. P., & Martin, M. E. (2016). Remote Sensing of Environment Examining spectral reflectance features related to foliar nitrogen in forests: Implications for broad-scale nitrogen mapping. *Remote Sensing of Environment*, 173, 174–186. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.028>
- LI-COR. (2015). *Medidor de dosel vegetal LAI-2200C*. <https://www.licor.com/documents/v5ydd7mt5lz7cafryd95wdw193wxvxh3>
- Li, L., Lu, J., Wang, S., Ma, Y., Wei, Q., Li, X., Cong, R., & Ren, T. (2016). Methods for estimating leaf nitrogen concentration of winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) using in situ leaf spectroscopy. *Industrial Crops and Products*, 91, 194–204. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2016.07.008>
- Liang, S. (2004). *Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces* (J. A. Kong (ed.)). JOHN WILEY & SONS, INC.
- Lichtenthaler, H. K. (1987). Chlorophylls and Carotenoids: Pigments of Photosynthetic Biomembranes. *Methods in Enzymology*, 148(C), 350–382. [https://doi.org/10.1016/0076-6879\(87\)48036-1](https://doi.org/10.1016/0076-6879(87)48036-1)
- Lin, F. F., Qiu, L. F., Deng, J. S., Shi, Y. Y., Chen, L. S., & Wang, K. (2010). Investigation of SPAD meter-based indices for estimating rice nitrogen status. *Computers and Electronics in Agriculture*, 71(SUPPL. 1). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2009.09.006>
- Lofton, J., Tubana, B. S., Kanke, Y., Teboh, J., & Viator, H. (2012). *Predicting Sugarcane Response to Nitrogen Using a Canopy Reflectance-Based Response Index Value*. <https://doi.org/10.2134/agronj2011.0254>
- Lofton, Josh, Tubana, B. S., Kanke, Y., Teboh, J., Viator, H., & Dalen, M. (2012). Estimating sugarcane yield potential using an in-season determination of normalized difference vegetative index. *Sensors (Switzerland)*, 12(6), 7529–7547. <https://doi.org/10.3390/s120607529>
- Luo, J., Ying, K., He, P., & Bai, J. (2005). Properties of Savitzky–Golay digital differentiators. *Digital Signal Processing*, 15(2), 122–136. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dsp.2004.09.008>
- Maier, S. W., Lüdeker, W., & Günther, K. P. (1999). SLOP: A Revised Version of the Stochastic Model for Leaf Optical Properties. *Remote Sensing of Environment*, 68(3), 273–280. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00118-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00118-7)
- Malenovsky, Z., Mishra, K. B., Zemek, F., Rascher, U., & Nedbal, L. (2009). Scientific and technical challenges in remote sensing of plant canopy reflectance and fluorescence.

- Journal of Experimental Botany*, 60(11), 2987–3004.
<https://doi.org/10.1093/jxb/erp156>
- Markwell, J., Osterman, J. C., & Mitchell, J. L. (1995). Calibration of the Minolta SPAD-502 leaf chlorophyll meter. *Photosynthesis Research*, 46(3), 467–472.
<https://doi.org/10.1007/BF00032301>
- Marquez, C. (2017). *Modelo de Regresión PLS*. Universidad de Sevilla.
- Middleton, E., Cheng, Y.-B., Hilker, T., Black, T. ., Krishnan, P., Coops, N., & Huemmrich, K. (2009). Linking foliage spectral responses to canopy-level ecosystem photosynthetic light-use efficiency at a Douglas-fir forest in Canada. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 35(2), 166–188. <https://doi.org/10.5589/m09-008>
- Middleton, E. M., Huemmrich, K. F., Cheng, Y.-B., & Margolis, H. A. (2012). Spectral bioindicator of photosynthetic efficiency and vegetation stress. In P. S. Thenkabail, J. G. Lyon, & A. Huete (Eds.), *Hyperspectral remote sensing of vegetation* (pp. 265–288). Taylor & Francis Group.
- Miphokasap, P., Honda, K., Vaiphasa, C., Souris, M., & Nagai, M. (2012). Estimating canopy nitrogen concentration in sugarcane using field imaging spectroscopy. *Remote Sensing*, 4(6), 1651–1670. <https://doi.org/10.3390/rs4061651>
- Muñoz-Huerta, R. F., Guevara-Gonzalez, R. G., Contreras-Medina, L. M., Torres-Pacheco, I., Prado-Olivarez, J., & Ocampo-Velazquez, R. V. (2013). A review of methods for sensing the nitrogen status in plants: Advantages, disadvantages and recent advances. *Sensors (Switzerland)*, 13(8), 10823–10843. <https://doi.org/10.3390/s130810823>
- Murillo, P., & Carbonell, J. (2012). Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia. In *Cenicaña*.
- Mutanga, O., & Skidmore, A. K. (2004). Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 25(19), 37–41. <https://doi.org/10.1080/01431160310001654923>
- Mutanga, Onesimo, & Skidmore, A. K. (2007). Red edge shift and biochemical content in grass canopies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(1), 34–42. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2007.02.001>
- Myers, V. I., & Allen, W. A. (1968). Electrooptical Remote Sensing Methods as Nondestructive Testing and Measuring Techniques in Agriculture. *Applied Optics*, 7(9), 1819. <https://doi.org/10.1364/ao.7.001819>
- Navarro, G., & Navarro, S. (2013). *Química agrícola: química del suelo y de los nutrientes esenciales para las plantas* (Paraninfo (ed.); 3rd ed.). Mundi-Prensa.
- Nicolaï, B. M., Beullens, K., Bobelyn, E., Peirs, A., Saeys, W., Theron, K. I., & Lammertyn, J. (2007). Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. *Postharvest Biology and Technology*, 46(2), 99–118. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2007.06.024>
- Nigon, T. J., Mulla, D. J., Rosen, C. J., Cohen, Y., Alchanatis, V., Knight, J., & Rud, R. (2015). Hyperspectral aerial imagery for detecting nitrogen stress in two potato cultivars. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112, 36–46. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.12.018>
- Nocita, M., Stevens, A., van Wesemael, B., Aitkenhead, M., Bachmann, M., Barthès, B.,

- Dor, E. Ben, Brown, D. J., Clairotte, M., Csorba, A., Dardenne, P., Demattê, J. A. M., Genot, V., Guerrero, C., Knadel, M., Montanarella, L., Noon, C., Ramirez-Lopez, L., Robertson, J., ... Wetterlind, J. (2015). Soil Spectroscopy: An Alternative to Wet Chemistry for Soil Monitoring. *Advances in Agronomy*, 132, 139–159. <https://doi.org/10.1016/bs.agron.2015.02.002>
- Olivieri, A. C. (2015). Practical guidelines for reporting results in single- and multi-component analytical calibration: a tutorial. *Analytica Chimica Acta*, 868, 10–22. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2015.01.017>
- Pagès, J. (2002). Analyse factorielle multiple appliquée aux variables qualitatives et aux données mixtes. *Revue de Statistique Appliquée*, 50(4), 5–37. http://www.numdam.org/article/RSA_2002__50_4_5_0.pdf
- Pell, R. J. (2000). Multiple outlier detection for multivariate calibration using robust statistical techniques. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 52(1), 87–104.
- Peñuelas, J., Gamon, J. A., Fredeen, A. L., Merino, J., & Field, C. B. (1994). Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves. *Remote Sensing of Environment*, 48(2), 135–146. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90136-8](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90136-8)
- Peñuelas, J., Filella, I., Biel, C., Serrano, L., & Savé, R. (1993). The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status. *International Journal of Remote Sensing*, 14(10), 1887–1905. <https://doi.org/10.1080/01431169308954010>
- Peñuelas, J., & Filella, L. (1998). Technical focus: Visible and near-infrared reflectance techniques for diagnosing plant physiological status. *Trends in Plant Science*, 3(4), 151–156. [https://doi.org/10.1016/S1360-1385\(98\)01213-8](https://doi.org/10.1016/S1360-1385(98)01213-8)
- Peñuelas, Josep, Isla, R., Filella, I., & Araus, J. L. (1997). Visible and Near-Infrared Reflectance Assessment of Salinity Effects on Barley. *Crop Science*, 37(1), crops1997.0011183X003700010033x. <https://doi.org/10.2135/crops1997.0011183X003700010033x>
- Pereira, R. M., Casaroli, D., Vellame, L. M., Júnior, J. A., & Evangelista, A. W. P. (2016). Sugarcane leaf area estimate obtained from the corrected Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) 1. *Revista Agropecuária Tropical*, 46(2), 140–148. <https://doi.org/10.1590/1983-40632016v4639303>
- Portz, G., Amaral, L., & Molin, J. (2012). Measuring Sugarcane Height in Complement To Biomass Sensor for Nitrogen Management. *International Society of Precision Agriculture*, 9. [https://www.ispag.org/abstract_papers/papers/abstract_1238\(1\).pdf](https://www.ispag.org/abstract_papers/papers/abstract_1238(1).pdf)
- Portz, G., Amaral, L. R., Molin, J. P., & Adamchuk, V. I. (2013). Field comparison of ultrasonic and canopy reflectance sensors used to estimate biomass and N-uptake in sugarcane. *Precision Agriculture 2013 - Papers Presented at the 9th European Conference on Precision Agriculture, ECPA 2013, January*, 111–117. <https://doi.org/10.3920/978908686778-3>
- Portz, G., Molin, J. P., & Jasper, J. (2012). Active crop sensor to detect variability of nitrogen supply and biomass on sugarcane fields. *Precision Agriculture*, 13(1), 33–44. <https://doi.org/10.1007/s11119-011-9243-4>

- Prince, S. D. (1991). A model of regional primary production for use with coarse resolution satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 12(6), 1313–1330. <https://doi.org/10.1080/01431169108929728>
- Ramírez, L. (2016). *Espectroscopia infrarroja como una fábrica analítica en la agricultura* (K. Torres & L. Mila (eds.)).
- Ramos, C. A. (2015). *Método para estimar el contenido de Nitrógeno en cultivos de maíz (Zea mays L.) con base en espectrometría. Caso de estudio Puerto Gaitán, Meta*. Universidad Nacional de Colombia.
- Ramsay, J. O., & Dalzell, C. J. (1991). Some Tools for Functional Data Analysis. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 53(3), 539–572. <http://www.jstor.org/stable/2345586>
- Ramsay, J., & Silverman, B. (2002). *Applied functional data analysis: methods and case studies* (1st ed.). Springer-Verlag New York. <https://doi.org/10.1007/b98886>
- Remisowsky, A. M. v., McClendon, J. H., & Fukshansky, L. (1992). ESTIMATION OF THE OPTICAL PARAMETERS AND LIGHT GRADIENTS IN LEAVES: MULTI-FLUX versus TWO-FLUX TREATMENT. *Photochemistry and Photobiology*, 55(6), 857–865. <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.1992.tb08534.x>
- Reyes, A. (2018). *Bioindicadores espectrales para monitoreo del cultivo de caña de azúcar en condiciones de tensión ambiental por disponibilidad de nitrógeno (Propuesta doctoral)* (p. 30). The Authors, Universidad del Valle.
- Ribeiro, A., Katz, I., de Pádua Sousa, A., & Uribe, R. A. M. (2015). Índice SPAD en el crecimiento y desarrollo de plantas de lisianthus en función de diferentes dosis de nitrógeno en ambiente protegido. *Idesia*, 33(2), 97–105. <https://doi.org/10.4067/s0718-34292015000200012>
- Richter, T., & Fukshansky, L. (1996). Optics of a Bifacial Leaf: 1. A Novel Combined Procedure for Deriving the Optical Parameters. *Photochemistry and Photobiology*, 63(4), 507–516. <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.1996.tb03077.x>
- Roberts, D. A., Roth, K. L., & R.L., P. (2012). Hyperespectral Vegetation Indices. In P. S. Thenkabail, J. G. Lyon, & A. Huete (Eds.), *Hyperspectral remote sensing of vegetation* (pp. 309–327). Taylor & Francis Group.
- Robles, W., Madsen, J. D., & Wersal, R. M. (2010). Potential for Remote Sensing to Detect and Predict Herbicide Injury on Waterhyacinth (*Eichhornia crassipes*). *Invasive Plant Science and Management*, 3(4), 440–450. <https://doi.org/10.1614/IPSM-D-09-00040.1>
- Robson, A., Rahman, M. M., Falzon, G., Verma, N. K., Johansen, K., Robinson, N., Lakshmanan, P., Salter, B., & Skocaj, D. (2016). Evaluating remote sensing technologies for improved yield forecasting and for the measurement of foliar nitrogen concentration in sugarcane. *INTERNATIONAL SUGAR JOURNAL*, 118(1416), 936–942.
- Roggo, Y., Chalus, P., Maurer, L., Lema-Martinez, C., Edmond, A., & Jent, N. (2007). A review of near infrared spectroscopy and chemometrics in pharmaceutical technologies. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 44(3), 683–700. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jpba.2007.03.023>

- Rosa, H. J., Amaral, L. R., Molin, J. P., & Cantarella, H. (2015). Sugarcane response to nitrogen rates, measured by a canopy reflectance sensor. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 50(9), 840–848. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000900013>
- Rosero, S. E. (2009). *Detección de Nitrógeno en un humedal artificial de flujo subsuperficial mediante el uso de técnicas de espectroscópicas de fluorescencia y reflectancia*. Universidad del Valle.
- Sanchez, D., Lis, J., Campo, J., & Herrera, J. P. (2013). *Estudio sobre el sector de fertilizantes en Colombia* (Issue 6). http://www.sic.gov.co/drupal/recursos_user/documentos/Estudios-Academicos/Documentos-Elaborados-Grupo-Estudios-Economicos/6_Estudio_Sobre_Sector_Fertilizantes_Colombia_Octubre_2013.pdf
- Sánchez, E., Ruiz, J., Romero, L., Preciado-Rangel, P., Flores-Córdova, M., & Márquez-Quiroz, C. (2018). ¿Son los pigmentos fotosintéticos buenos indicadores de la relación del nitrógeno, fósforo y potasio en frijol ejotero? *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, 5(15), 387. <https://doi.org/10.19136/era.a5n15.1757>
- Santra, P., Sahoo, R. N., Das, B. S., Samal, R. N., Pattanaik, A. K., & Gupta, V. K. (2009). Estimation of soil hydraulic properties using proximal spectral reflectance in visible, near-infrared, and shortwave-infrared (VIS–NIR–SWIR) region. *Geoderma*, 152(3), 338–349. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.07.001>
- Savitzky, A., & Golay, M. (1964). Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Analytical Chemistry*, 36(8), 1627–1639. <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>
- Schmidt, K. S., & Skidmore, A. K. (2004). Smoothing vegetation spectra with wavelets. *International Journal of Remote Sensing*, 25(6), 1167–1184. <https://doi.org/10.1080/0143116031000115085>
- Schultz, N., de Moraes, R. F., da Silva, J. A., Baptista, R. B., Oliveira, R. P., Leite, J. M., Pereira, W., de Barros Carneiro Júnior, J., Alves, B. J. R., Baldani, J. I., Boddey, R. M., Urquiaga, S., & Reis, V. M. (2012). Agronomic evaluation of varieties of sugar cane inoculated with diazotrophic bacteria and fertilized with nitrogen . *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 47(2), 261–268. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84862568806&partnerID=40&md5=a78ca83a4b8b1872c4fcc72839c8c2f3>
- Sellers, P. J. (1987). Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration, II. The role of biophysics in the linearity of their interdependence. *Remote Sensing of Environment*, 21(2), 143–183. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0034-4257\(87\)90051-4](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0034-4257(87)90051-4)
- Seneweera, S., Makino, A., Hirotsu, N., Norton, R., & Suzuki, Y. (2011). New insight into photosynthetic acclimation to elevated CO₂: The role of leaf nitrogen and ribulose-1,5-bisphosphate carboxylase/oxygenase content in rice leaves. *Environmental and Experimental Botany*, 71(2), 128–136. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.envexpbot.2010.11.002>
- Seyfried, M., & Fukshansky, L. (1983). Light gradients in plant tissue. *Applied Optics*, 22(9), 1402–1408. <https://doi.org/10.1364/AO.22.001402>
- Shepherd, K. D., & Walsh, M. G. (2007). Infrared Spectroscopy—Enabling an Evidence-

- Based Diagnostic Surveillance Approach to Agricultural and Environmental Management in Developing Countries. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 15(1), 1–19. <https://doi.org/10.1255/jnirs.716>
- SIEMBRA. (2017). *Demandas de las Agendas de Investigación, Desarrollo Tecnológico e Innovación*. En Línea. <http://www.siembra.gov.co/>
- Sims, D. A., & Gamon, J. A. (2002). Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sensing of Environment*, 81(2), 337–354. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00010-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00010-X)
- Slaton, M. R., Raymond Hunt Jr., E., & Smith, W. K. (2001). Estimating near-infrared leaf reflectance from leaf structural characteristics. *American Journal of Botany*, 88(2), 278–284. <https://doi.org/10.2307/2657019>
- Smith, K. L., Steven, M. D., & Colls, J. J. (2004). Use of hyperspectral derivative ratios in the red-edge region to identify plant stress responses to gas leaks. *Remote Sensing of Environment*, 92(2), 207–217. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.002>
- Solari, F., Shanahan, J., Ferguson, R., Schepers, J., & Gitelson, A. (2008). Active Sensor Reflectance Measurements of Corn Nitrogen Status and Yield Potential. *Agronomy Journal*, 100(3), 571–579. <https://doi.org/10.2134/agronj2007.0244>
- Soriano-Disla, J. M., Janik, L., McLaughlin, M. J., Forrester, S., Kirby, J., & Reimann, C. (2013). The use of diffuse reflectance mid-infrared spectroscopy for the prediction of the concentration of chemical elements estimated by X-ray fluorescence in agricultural and grazing European soils. *Applied Geochemistry*, 29, 135–143. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2012.11.005>
- Soudani, K., Hmimina, G., Delpierre, N., Pontailier, J.-Y., Aubinet, M., Bonal, D., Caquet, B., de Grandcourt, A., Burban, B., Flechard, C., Guyon, D., Granier, A., Gross, P., Heinesh, B., Longdoz, B., Loustau, D., Moureaux, C., Ourcival, J.-M., Rambal, S., ... Dufrêne, E. (2012). Ground-based Network of NDVI measurements for tracking temporal dynamics of canopy structure and vegetation phenology in different biomes. *Remote Sensing of Environment*, 123, 234–245. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.03.012>
- Steidle Neto, A. J., Toledo, J. V., Zolnier, S., Lopes, D. D. C., Pires, C. V., & Silva, T. G. F. D. (2017). Prediction of mineral contents in sugarcane cultivated under saline conditions based on stalk scanning by Vis/NIR spectral reflectance. *Biosystems Engineering*, 156, 17–26. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.01.003>
- Stevens, A., & Ramirez-López, L. (2014). Miscellaneous functions for processing and sample selection of vis-NIR diffuse reflectance data. In *CRAN 'prospectr' R* (p. 32). <https://github.com/antoinestevens/prospectr>
- Stokes, G. G. (1862). IV. On the intensity of the light reflected from or transmitted through a pile of plates. *Proceedings of the Royal Society of London*, 11, 545–556. <https://doi.org/10.1098/rspl.1860.0119>
- Story, D., & Kacira, M. (2015). Design and implementation of a computer vision-guided greenhouse crop diagnostics system. *Machine Vision and Applications*, 26(4), 495–506. <https://doi.org/10.1007/s00138-015-0670-5>

- Suarez, L. A. (2018). *PROXIMAL AND REMOTE SENSING FOR EARLY DETECTION AND ASSESSMENT OF HERBICIDE DRIFT DAMAGE ON COTTON CROPS*. University of Southern Queensland.
- Suarez, L. A., Apan, A., & Werth, J. (2016). Hyperspectral sensing to detect the impact of herbicide drift on cotton growth and yield. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 120, 65–76. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.08.004>
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2006). *Plant Physiology* (3rd editio). Annals of Botany. <https://doi.org/10.1093/aob/mcg079>
- Teal, R. K., Tubana, B., Girma, K., Freeman, K. W., Arnall, D. B., Walsh, O., & Raun, W. R. (2006). In-Season Prediction of Corn Grain Yield Potential Using Normalized Difference Vegetation Index. *Agronomy Journal*, 98(6), 1488–1494. <https://doi.org/10.2134/agronj2006.0103>
- Tewari, J. C., Dixit, V., Cho, B.-K., & Malik, K. A. (2008). Determination of origin and sugars of citrus fruits using genetic algorithm, correspondence analysis and partial least square combined with fiber optic NIR spectroscopy. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 71(3), 1119–1127. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.saa.2008.03.005>
- Tsai, F., & Philpot, W. (1998). Derivative analysis of hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 66(1), 41–51. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00032-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00032-7)
- Tucker, C. J., & Garratt, M. W. (1977). Leaf optical system modeled as a stochastic process. *Applied Optics*, 16(3), 635–642. <https://doi.org/10.1364/AO.16.000635>
- Ustin, S L, Jacquemoud, S., & Govaerts, Y. (2001). Simulation of photon transport in a three-dimensional leaf: implications for photosynthesis. *Plant, Cell & Environment*, 24(10), 1095–1103. <https://doi.org/10.1046/j.0016-8025.2001.00762.x>
- Ustin, Susan L., Gitelson, A. A., Jacquemoud, S., Schaepman, M., Asner, G. P., Gamon, J. A., & Zarco-Tejada, P. (2009). Retrieval of foliar information about plant pigment systems from high resolution spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 113(SUPPL. 1), S67–S77. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.10.019>
- Ustin, Susan L, & Verstraete, M. M. (1999). Geobotany: Vegetation Mapping for Earth Sciences. *Remote Sensing for the Earth Sciences, Manual of Remote Sensing, Third Edition, Volume 3, October 2015*.
- Vaiphasa, C. (2006). Consideration of smoothing techniques for hyperspectral remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 60, 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2005.11.002>
- Vigneau, N., Ecartot, M., Rabatel, G., & Roumet, P. (2011). Potential of field hyperspectral imaging as a non destructive method to assess leaf nitrogen content in Wheat. *Field Crops Research*, 122(1), 25–31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fcr.2011.02.003>
- Vitti, A. C., Trivelin, P. C. O., Gava, G. J. C., Penatti, C. P., Bologna, I. R., Faroni, C. E., & Franco, H. C. J. (2007). Sugar cane yield related to the residual nitrogen from fertilization and the root system. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 42(2), 249–256. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2007000200014>
- Vitti, G. C., & Mazza, J. A. (2002). Encarte técnico planejamento, estratégias de manejo e

- nutrição da cultura de cana-de-açúcar. *Informações Agronômicas*, 19, 1–16. [http://www.ipni.net/PUBLICATION/IA-BRASIL.NSF/0/504B40E488537AE083257AA2005EA7F6/\\$FILE/Encarte 97.pdf](http://www.ipni.net/PUBLICATION/IA-BRASIL.NSF/0/504B40E488537AE083257AA2005EA7F6/$FILE/Encarte%2097.pdf)
- Vogelman, T. C., Nishio, J. N., & Smith, W. K. (1996). Leaves and light capture: Light propagation and gradients of carbon fixation within leaves. *Trends in Plant Science*, 1(2), 65–70. [https://doi.org/10.1016/S1360-1385\(96\)80031-8](https://doi.org/10.1016/S1360-1385(96)80031-8)
- Vohland, M., Besold, J., Hill, J., & Fründ, H.-C. (2011). Comparing different multivariate calibration methods for the determination of soil organic carbon pools with visible to near infrared spectroscopy. *Geoderma*, 166(1), 198–205. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2011.08.001>
- Wang, S. Q., Li, W. D., Li, J., & Liu, X.-S. (2013). Prediction of soil texture using FT-NIR spectroscopy and PXRF spectrometry with data fusion. *Soil Science*, 178(11), 626–638. <https://doi.org/10.1097/SS.0000000000000026>
- Wiedenfeld, R. P. (1995). Effects of irrigation and N fertilizer application on sugarcane yield and quality. *Field Crops Research*, 43(2), 101–108. [https://doi.org/10.1016/0378-4290\(95\)00043-P](https://doi.org/10.1016/0378-4290(95)00043-P)
- Wold, S., Sjöström, M., & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58(2), 109–130. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(01\)00155-1](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1)
- Woolley, J. T. (1971). Reflectance and Transmittance of Light by Leaves. *Plant Physiology*, 47(5), 656–662. <https://doi.org/10.1104/pp.47.5.656>
- Wu, C., Niu, Z., Tang, Q., & Huang, W. (2008). Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(8), 1230–1241. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.03.005>
- Xiuhua, L., Xiao, C., Yonghua, Z., Mengling, N., Xiaoyang, L., & Jiaoyan, A. (2015). Spectral characteristics analysis and chlorophyll content detection of sugarcane leaves under different fertilizer treatments. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 31(2), 118–123. <https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2015.z2.018>
- Yamada, N., & Fujimura, S. (1991). Nondestructive measurement of chlorophyll pigment content in plant leaves from three-color reflectance and transmittance. *Applied Optics*, 30(27), 3964. <https://doi.org/10.1364/ao.30.003964>
- Yao, L., Wang, Q., Yang, J., Zhang, Y., Zhu, Y., Cao, W., & Ni, J. (2019). UAV-Borne Dual-Band Sensor Method for Monitoring Physiological Crop Status. <https://doi.org/10.3390/s19040816>
- Yebra, M., & Chuvieco, E. (2008). Modelos de simulación de reflectividad en ecología: potencialidades y problemas. *Ecosistemas*, 17, 23–38. <http://hdl.handle.net/10045/8722>
- Zainol, W., Apan, A., Maraseni, T. N., & Le Brocq, A. (2014). Spectral discrimination of bullock (*Allocausarina luehmannii*) and associated woodland for habitat mapping of the endangered bullock jewel butterfly (*Hypochrysops piceata*) in southern Queensland. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 083561. <https://doi.org/10.1117/1.jrs.8.083561>
- Zarco-Tejada, P. J., Miller, J. R., Morales, A., Berjón, A., & Agüera, J. (2004). Hyperspectral

- indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sensing of Environment*, 90(4), 463–476. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.01.017>
- Zhang, K., Liu, X., Ata-Ul-Karim, S. T., Lu, J., Krienke, B., Li, S., Cao, Q., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2019). Development of chlorophyll-meter-index-based dynamic models for evaluation of high-yield japonica rice production in Yangtze river reaches. *Agronomy*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/agronomy9020106>
- Zhao, B., Liu, Z., Ata-Ul-Karim, S. T., Xiao, J., Liu, Z., Qi, A., Ning, D., Nan, J., & Duan, A. (2016). Rapid and nondestructive estimation of the nitrogen nutrition index in winter barley using chlorophyll measurements. *Field Crops Research*, 185, 59–68. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fcr.2015.10.021>
- Zhao, D., Reddy, K. R., Kakani, V. G., Read, J. J., & Koti, S. (2007). Canopy reflectance in cotton for growth assessment and lint yield prediction. *European Journal of Agronomy*, 26, 335–344. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2006.12.001>
- Zhu, L., Chen, Z., Wang, J., Ding, J., Yu, Y., Li, J., Xiao, N., Jiang, L., Zheng, Y., & Rimmington, G. M. (2014). Monitoring plant response to phenanthrene using the red edge of canopy hyperspectral reflectance. *Marine Pollution Bulletin*, 86(1), 332–341. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2014.06.046>

Anexos

Anexo 1. Resultados estudio de suelos.

UE	PROF	pH	M.O	P	K	Ca	Mg	Na	Fe	Mn	Cu	Zn	B	Arena	Arcilla	Limo	Textura
	cm		%	ppm	meq / 100 g				ppm					%			
1	20	5,6	2,16	2,49	0,1	20,68	3,21	0,03	3,35	27,65	1,65	3,19	0,29	30,98	42,22	26,8	Ar
2	20	5,9	2,36	5,41	0,07	17,32	3,1	0,02	3,16	28,2	1,31	2,92	0,31	34,98	42,22	22,8	Ar
3	20	6	1,78	4,16	0,12	19,52	3,42	0,02	3,39	32,29	1,26	3,39	0,17	34,98	40,22	24,8	Ar
4	20	5,9	2,07	4,85	0,13	19,4	4,48	0,02	4,35	37,64	1,23	3,82	0,28	36,98	40,22	22,8	Ar
5	20	5,5	1,62	2,22	0,09	16,67	3,49	0,03	3,99	24,95	1,92	3,36	0,35	30,98	42,22	26,8	Ar
6	20	5,8	2,22	3,74	0,09	17,87	3,36	0,02	3,26	28,16	1,38	3,74	0,3	30,98	42,22	26,8	Ar
7	20	6	2,5	4,85	0,15	19,82	2,4	0,02	3,15	-1,51	1,11	3,81	0,43	34,98	42,22	22,8	Ar
8	20	6,2	2,12	4,85	0,12	19,76	2,67	0,02	2,7	39,75	0,81	3,86	0,38	36,98	40,22	22,8	Ar
9	20	5,6	1,96	3,05	0,17	14,86	3,14	0,02	6,28	34,01	2,36	4,74	0,28	30,98	46,22	22,8	Ar
10	20	5,8	2,02	4,44	0,14	18,5	3,14	0,02	2,81	26,78	1,43	4,15	0,37	30,98	42,22	26,8	Ar
11	20	6,2	2,48	5,82	0,16	20,02	2,48	0,02	1,32	29,21	0,64	3,63	0,29	34,98	42,22	22,8	Ar
12	20	6,3	2,24	4,85	0,11	22,25	2,38	0,01	2,01	32,7	0,71	4,17	0,32	34,98	40,22	24,8	Ar
13	20	5,7	1,85	2,22	0,38	12,61	2,67	0,02	7,19	37,33	2,48	4,78	0,28	28,98	46,22	24,8	Ar
14	20	6,2	2,4	3,33	0,17	19,81	2,69	0,02	2,78	35,79	0,98	4,19	0,28	34,98	40,22	24,8	Ar
15	20	6,3	2,46	5,13	0,18	21,81	2,5	0,03	2,47	32,41	0,7	3,75	0,23	34,98	42,22	22,8	Ar
16	20	6,4	2,29	5,96	0,11	22,61	2,24	0,02	2,28	30,74	0,79	4,01	0,26	28,98	40,22	30,8	Ar
17	20	5,5	2,65	3,19	0,59	12,35	2,69	0,01	6,77	42,62	3,21	9,38	0,31	32,98	46,22	20,8	Ar
18	20	6,2	2,23	3,74	0,13	21,85	2,79	0,02	2,08	32,11	0,93	3,81	0,3	34,98	42,22	22,8	Ar
19	20	6,4	2,65	5,13	0,14	24,68	2,44	0,04	1,34	28,75	0,44	3,63	0,35	32,98	40,22	26,8	Ar
20	20	6,7	1,82	5,82	0,1	27,19	2,2	0,02	0,07	16,42	0,05	3,73	0,14	36,98	36,22	26,8	F-Ar

Método(s) Aplicado(s)
pH: 2:1 potenciométrico. Conductividad Eléctrica (CE): Conductimetría del extracto de saturación. Materia Orgánica (MO): (Walkley-Black). Determinación por colorimetría. Fósforo: Bray II Colorimetría. Cationes Intercambiables (calcio, magnesio, sodio y potasio): Extracción con acetato de amonio, 1N, pH 7. Determinación por espectroscopía de absorción atómica. Elementos menores (hierro, cobre, manganeso y cinc): Extracción por Mehlich I o doble ácido. Determinación por espectroscopía de absorción atómica. Boro: Extracción con agua caliente. Determinación por colorimetría (Azomethina-H). Azufre: Extracción con fosfato de calcio. Determinación por turbidimetría

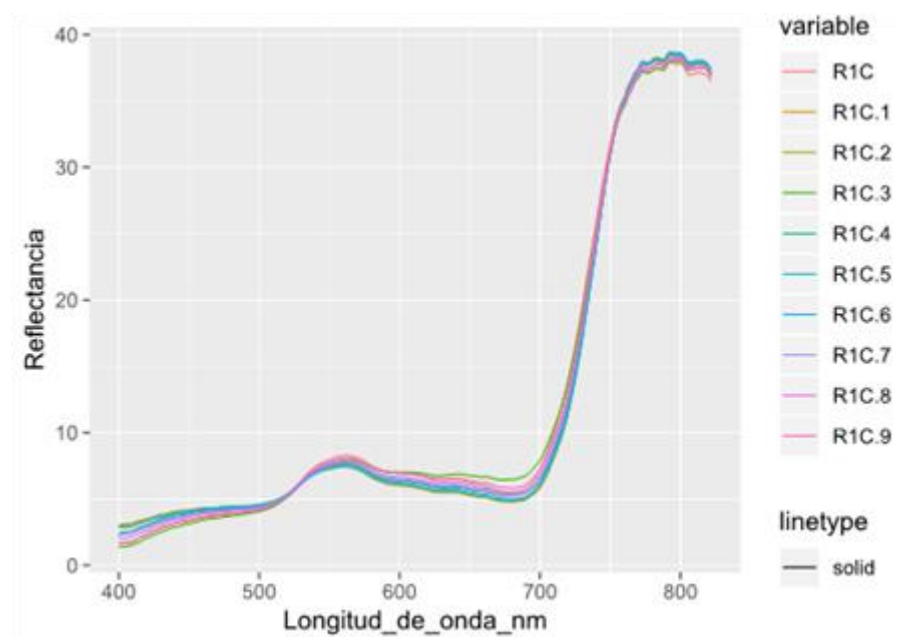
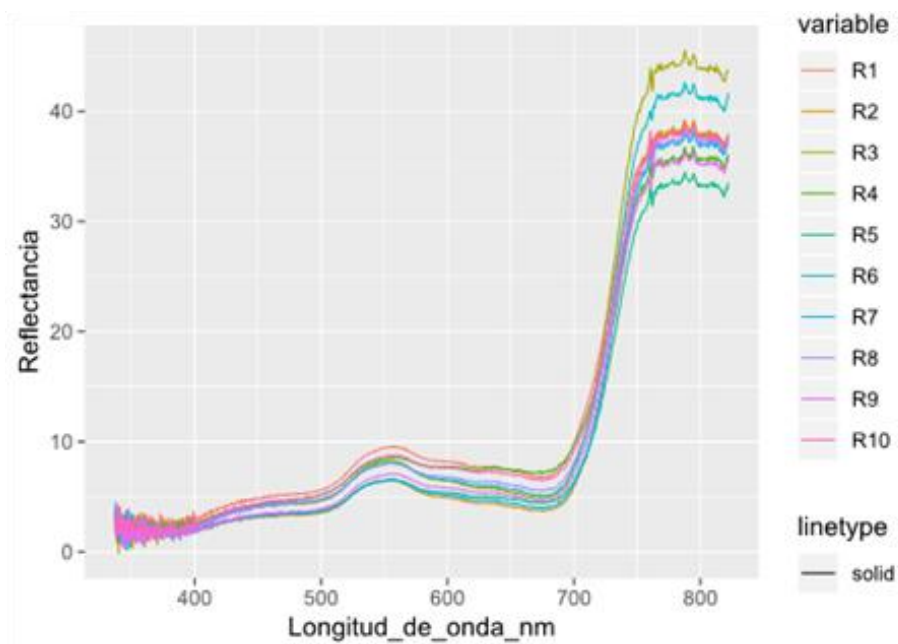
Anexo 2. Metadatos Plantilla

PARAMETRO		CAMPAÑA 1 (60 DDC)	CAMPAÑA 2 (90 DDC)	CAMPAÑA 3 (120 DDC)	CAMPAÑA 4 (150 DDC)	CAMPAÑA 5 (180 DDC)	CAMPAÑA 6 (210 DDC)
Coordenadas		(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)
Altitud (m.s.n.m)		995	995	995	995	995	995
Cultivo		Caña de Azucar (Plantilla)	Caña de Azucar (Plantilla)	Caña de Azucar (Plantilla)	Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)
Tiempo de lecturas		11:40 - 13:05	10:30 - 12:20	10:00 - 12:15	10:30 - 12:20	11:50 - 13:40	10:00 - 13:00
Temperatura		34.7	30.2	31.6	32.8	28.7	27.0
HR (%)		47.6	63.3	58.0	57.4	73.3	72.0
Radiacion Solar (w/m2)		816	679	710	913	541	640
Parametros del equipo	Sensor	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles
Método de referencia	Instrumento	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm
Técnica de campo	Campo de vision	3°	3 °	5 °	8 °	8°	8°
	Altura del sensor sobre dosel	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente
	Altura del sensor desde el suelo	140 cm aproximadamente	182 cm aproximadamente	249 cm aproximadamente	300 cm aproximadamente	345 cm aproximadamente	410 cm aproximadamente
	Posición sobre hoja	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°
Parametro medido		Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia

Anexo 3. Metadatos Soca 1

PARAMETRO		CAMPAÑA 1 (60 DDC)	CAMPAÑA 2 (90 DDC)	CAMPAÑA 3 (120 DDC)	CAMPAÑA 4 (150 DDC)	CAMPAÑA 5 (180 DDC)	CAMPAÑA 6 (210 DDC)
Coordenadas		(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)	(3°22'22.58"N; 76°31'47.57"O)
Altitud (m.s.n.m)		995	995	995	995	995	995
Cultivo		Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)	Caña de Azucar (soca 1)
Tiempo de lecturas		10:51 - 13:10	11:58 - 14:20	10:43 -12:48	11:35 - 13:36	10:56 - 13:13	10:49 - 12:30
Temperatura		31.4	32.3	28.5	28.8	30.4	28.2
HR (%)		62.6	56.0	65.8	64.3	67.5	61.0
Radiacion Solar (w/m2)		792	828	716	661	687	804
Parametro s del equipo	Sensor	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles	STS:VIS-NIR (336-822 nm) Resolución óptica de 1.5 nm + 0.05 nm, slit de 25 µm y 1024 pixeles
Método de referencia	Instrumento	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm	Spectralon modelo WS-1-SL como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm
Técnica de campo	Campo de vision	3°	3 °	5 °	5 °	8°	8°
	Altura del sensor sobre dosel	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente	100 cm aproximadamente
	Altura del sensor desde el suelo	143 cm aproximadamente	187 cm aproximadamente	254 cm aproximadamente	303 cm aproximadamente	351 cm aproximadamente	417 cm aproximadamente
	Posición sobre hoja	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°	2 cm y 45°. Apertura óptica 28°
Parametro medido		Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia	Reflectancia y Transmitancia

Anexo 6. Espectros de reflectancia característicos a escala de dosel y Espectros de reflectancia a escala de dosel con tratamiento MSC y Savitzky-Golay.



Anexo 7. VIP Nc y bioindicadores espectrales en plantilla y soca 1

