

Nitrogen nutritional classification of sugarcane crops by wavelet synthetization of canopy hyperspectral data

INGENIERÍA AMBIENTAL

Clasificación del estado nutricional por Nitrógeno de un cultivo de caña de azúcar por medio del análisis wavelet de información hiperespectral de dosel

Carlos A. Galíndez-Jamioy^{1§} 

¹Universidad del Valle, Facultad de Ciencias Naturales y Exactas, Departamento de Física, Grupo de Óptica Cuántica, Cali, Colombia

§galindez.carlos@correounivalle.edu.co

Recibido: 26 de abril de 2021 – Aceptado: 7 de junio de 2021

Abstract

Reflectance optical spectra of sugarcane canopy are analyzed by means of a continuous wavelet transformation (CWT), using the Ricker function as the mother wavelet transform, which represents the absorption due to physiological characteristics as the content of water, nutrients, or chlorophyll. The spectra correspond to four nitrogen levels, which represent different fertilization states, leaving the other variables such as irrigation, fertilizer source, season, and application method as constants. Each spectrum was grouped by fertilization level, to analyze the wavelet spectrogram of each one. As a result of this CWT analysis, it was obtained that the dyadic 8th scale shows relevant information on the absorption of the sugarcane crop at the wavelength of 760 nm, a wavelength previously reported in the literature as a variable that shows a high correlation with the nitrogenization of the sugar cane plant. The results of the wavelet analysis, at the wavelength of $760 \text{ nm} \pm 0.6 \text{ nm}$, show that by means of the maximum absorption data, the crop can be classified to know whether it is or not within a region of optimal fertilization (with four sigmas). Similarly, this study shows a correlation of $R^2 = 0.91$ between the information of the maximum wavelet power, analyzing the -8 scale, with the level of nitrogen fertilization of a sugarcane crop.

Keywords: canopy, continuous wavelet transform, nitrogen fertilization, optical spectroscopy, Ricker function, sugarcane crop.

Como citar:

Galíndez-Jamioy. Clasificación del estado nutricional por Nitrógeno de un cultivo de caña de azúcar por medio del análisis wavelet de información hiperespectral de dosel. INGENIERÍA Y COMPETITIVIDAD. 2022;24(1):e22311211. <https://doi.org/10.25100/iyc.v24i1.11211>



Este trabajo está licenciado bajo una Licencia Internacional Creative Commons Reconocimiento–NoComercial–CompartirIgual 4.0

Resumen

Espectros ópticos de reflectancia difusa de dosel, tomados de un cultivo de caña de azúcar, son analizados por medio de una transformación continua wavelet (CWT), empleando como transformada madre la función de Ricker, la cual representa la absorción debida a características fisiológicas tales como contenido de agua, nutrientes o clorofila. Los datos de estudio corresponden con cuatro niveles de nitrógeno, los cuales representan diferentes estados de fertilización, dejando las otras variables como riego, fuente de fertilizante, época, y método de aplicación constantes. Los espectros fueron clasificados de acuerdo con el nivel de fertilización de la parcela de procedencia, a cada espectro se le realizó el espectrograma wavelet correspondiente, de este análisis CWT se obtuvo que la escala diádica-8 muestra información relevante de la absorción del cultivo de caña en la longitud de onda de 760 nm, reportada previamente como de alta correlación con condición de nitrogenización de la planta de caña de azúcar. Los resultados del análisis wavelet, muestran que, por medio del dato de máxima absorción, con cuatro sigmas, en la longitud de onda de 760 nm ± 0.6 nm, se puede clasificar si el cultivo se encuentra dentro de una región de óptima fertilización. De igual manera, este estudio muestra una correlación $R^2 = 0.91$ entre la información del máximo de la potencia wavelet, analizando la escala-8, con el nivel de fertilización por nitrógeno de un cultivo de caña de azúcar.

Palabras clave: cultivo de caña de azúcar, dosel, espectroscopia óptica, fertilización con nitrógeno, función de Ricker, transformada continua wavelet.

1. Introducción

Cuidar del estado nutricional de un cultivo es vital para llevar a cabo un adecuado programa de agricultura sostenible; en especial, identificar síntomas de déficit o exceso de fertilización de elementos como el nitrógeno (N), el cual es requerido en grandes cantidades. Su disponibilidad o ausencia es un factor limitante para el crecimiento vegetal en ambientes naturales y agrícolas ⁽¹⁾. Colombia es el segundo país de Latinoamérica con el mayor consumo de fertilizantes (499.4 kg/ha), 5.8 veces por encima de la media regional de 84.2 kg/ha cultivable, superando a países como Chile (452.2 kg/ha), Brasil (125 kg/ha), México (54.5 kg/ha) y Argentina (25.4 kg/ha) ⁽²⁾.

El sensado remoto óptico es una herramienta que permite monitorizar características claves como la fertilización, y así desarrollar aplicaciones para la agricultura de cuarta generación. Dentro del sensado remoto, las imágenes satelitales son una alternativa para aplicaciones en esta área con fines de diagnóstico preventivo y optimización de insumos, pero carecen de resolución espacial, espectral y temporal. Así mismo, los sensores aerotransportados o próximos, aunque sean una

buena solución, presentan altos costos y complejidad operativa. Aunque, los mecanismos de transporte de sensores han evolucionado rápidamente y sus costos han disminuido; sensores como cámaras multi o hiperespectrales mantienen precios elevados para la región y los pequeños cultivadores, además 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, como los espectrómetros ópticos de bajo costo, ideales para medir firmas espectrales de vegetación (Figura 1). Los espectrómetros ópticos son una gran fuente de información, un nicho de estudio para condiciones de operación en campo abierto, variables meteorológicas y supervisión continua de cultivos, capaces de permitir el desarrollo de análisis cuantitativos para generar bioindicadores espectrales acordes a la geografía y cultivos en ambientes tropicales. ^(3,4)

El área de la espectrometría óptica para agricultura en Colombia y en general en Sudamérica se considera nueva o poco desarrollada, pero ha tenido una gran acogida en los sistemas productivos que han incorporado la

agricultura de precisión ^(4,5). Las técnicas de espectroscopia óptica tienen un prometedor potencial para detectar el estrés en plantas, a partir de la reflectancia espectral y su relación con las propiedades de la planta antes que esta condición sea evidente ^(3,4).

Para desarrollar modelos específicos, de las condiciones tropicales de Colombia, los datos e información espectral deben utilizarse en complemento con las características fisiológicas de las plantas y la información edafoclimática. Así, se pueden aportar herramientas tecnológicas para la detección de tensiones ambientales como deficiencias nutricionales (NPK), déficit o exceso de agua, enfermedades o plagas y en las predicciones de productividad ⁽⁶⁾.

En Colombia se han realizado estudios para identificar cultivos mediante información espectral satelital, pero no se ha investigado las relaciones que existen entre las propiedades ópticas a escala de hoja, de dosel y su contenido de nitrógeno. Por lo tanto, no se tiene confiabilidad en la extrapolación y aplicación de las técnicas existentes ⁽⁷⁾. De modo que la agricultura moderna requiere del desarrollo de técnicas de monitoreo del cultivo precisas y

confiables. Es importante que dichas técnicas proporcionen información de las variaciones espaciales y temporales de los parámetros agronómicos o de otros factores que inciden en la producción para gestionar operaciones y funciones de manera eficiente y sostenible en un sistema productivo agrícola.

Dada la importancia del manejo de la fertilización nitrogenada, por los costos ambientales y económicos que representan en un agroecosistema, el diagnóstico del estado nutricional con tecnologías precisas y confiables es importante en zonas aluviales como el valle del río Cauca, que resultan más vulnerables a la contaminación por nitratos provenientes del uso ineficiente de la fertilización nitrogenada en la agricultura ^(8,9). Estudios, basados en análisis wavelet, han mostrado el potencial para seleccionar características fisiológicas de plantas, como contenido de agua en dosel ⁽¹⁰⁾ y foliar ^(11,12), o contenido de clorofila en hojas ⁽¹³⁾, entre otras. En el presente trabajo se propone una técnica para extraer información del nivel de fertilización por medio de la caracterización de una de las propiedades espectrales, contenida en una longitud de onda específica ya identificada en la región del NIR ⁽³⁾, la cual se encuentra presente en

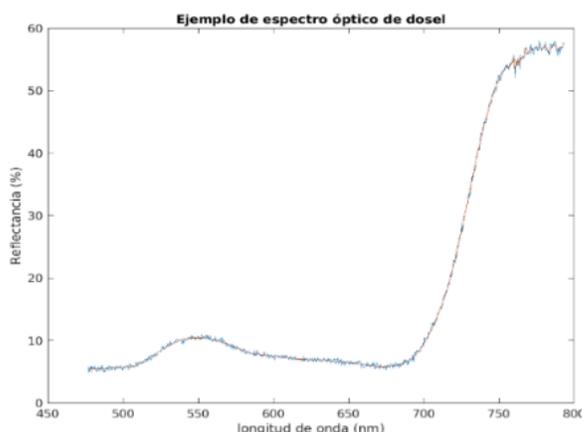


Figura 1. (Izquierda) Espectro ejemplo de dosel de un cultivo de caña de azúcar capturado en la campaña de datos de 2018-2019, Parcela 10, surco 1 y Tratamiento 4. (Derecha) Microespectrómetro Ocean Optics STS VIS-NIR empleado para la toma de datos. Fuente: Fabricante Adaptado de ⁽⁴⁾

cada espectro óptico obtenido de las plantas de caña de azúcar. Así pues, se muestra una propuesta para determinar el estado de Nitrógeno de un cultivo de caña de azúcar, la cual está basada en la transformación wavelet de espectros ópticos de los cultivos a nivel de dosel.

2. Metodología

2.1. Diseño experimental

A continuación, se presentan algunos detalles del método experimental. El experimento en campo fue desarrollado con los ciclos de plantilla y primer corte, se diseñó un área de cultivo con la variedad de caña de azúcar CC-011940, en condición de tensión ambiental, generada por la aplicación de diferentes dosis de nitrógeno ⁽⁴⁾ y equipada con una estación meteorológica Davis Vantage Pro2 (Davis Instruments Corp). Se estableció en la Parcela Experimental Agrícola del Laboratorio de Aguas y Suelos Agrícolas – LASA-, de la Universidad del Valle, localizado al sur del valle del río Cauca, con altura de 979 msnm; latitud 3° 22' 22.29" N, longitud 76° 31' 49.22" O. 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 2a), 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).

Los niveles de fertilización se encuentran distribuidos de forma aleatoria en cada bloque, para un total de 20 unidades experimental (UE) de 33 m², conformada por cuatro (4) surcos de 5 m de largo y espaciados 1.65 m (Figura 2b). 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; (iii) T3: 160 kg N/ha; (iv) T4: 240 kg N/ha. El nivel T3

corresponde a la dosis comercial (recomendada por cenicaña) usada en el diseño no controlado. Las características de diseño del experimento se encuentran resumidas en la Tabla 1.

Tabla 1. Características del arreglo experimental

Ítem	Valor
Tratamientos	4
Bloques	5
Unidades Experimentales (UE)	20
Número de surcos por UE	4
Distancia entre surcos	1.65 m
Distancia de borde ancho	1.65 m
Distancia de borde largo	1 m
Ancho de UE	6.6 m
Largo UE	5 m

Fuente: Adaptado de ⁽⁴⁾

2.2 Medidas espectrales

Los datos hiperespectrales obtenidos del experimento corresponden con medidas de reflectancia difusa a escala de dosel, de los cuales se seleccionó la primera campaña de datos de 2018. Para la captura de los espectros 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 con un tiempo de integración de 200 ms y un promedio de cinco lecturas por muestra, realizadas entre las 9:00 h y las 15:00 h, durante la etapa de rápido crecimiento del cultivo de caña de azúcar, en los ciclos de plantilla y primer corte, desde el día 60 después de emergencia (DDE) y después de cosecha (DDC) hasta el día 210 DDE y DDC, respectivamente. Para un total de doce (12) campañas de muestreo.

El sistema de medición utilizado está conformado por un microespectrometro STS:VIS-NIR (ocean optics ver Figura 1), con una resolución óptica de 1.5 nm ± 0.05 nm y 1024 píxeles, acoplado a una fibra óptica multimodo optimizada para el rango VIS-NIR, con diámetro de 200 µm y una apertura óptica de 0.22, los datos del espectrómetro son almacenados en una laptop.

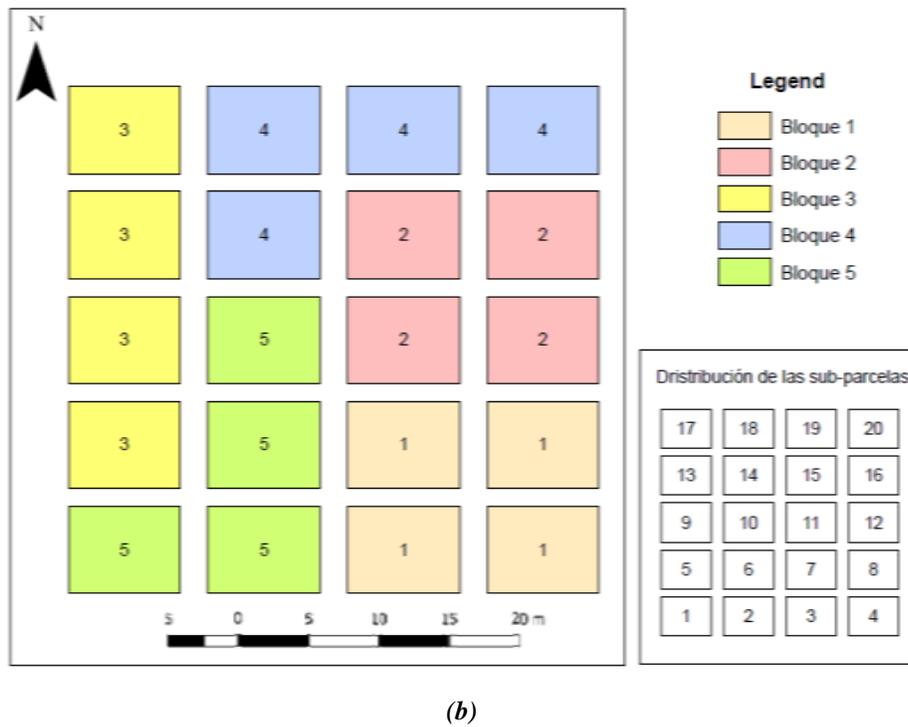
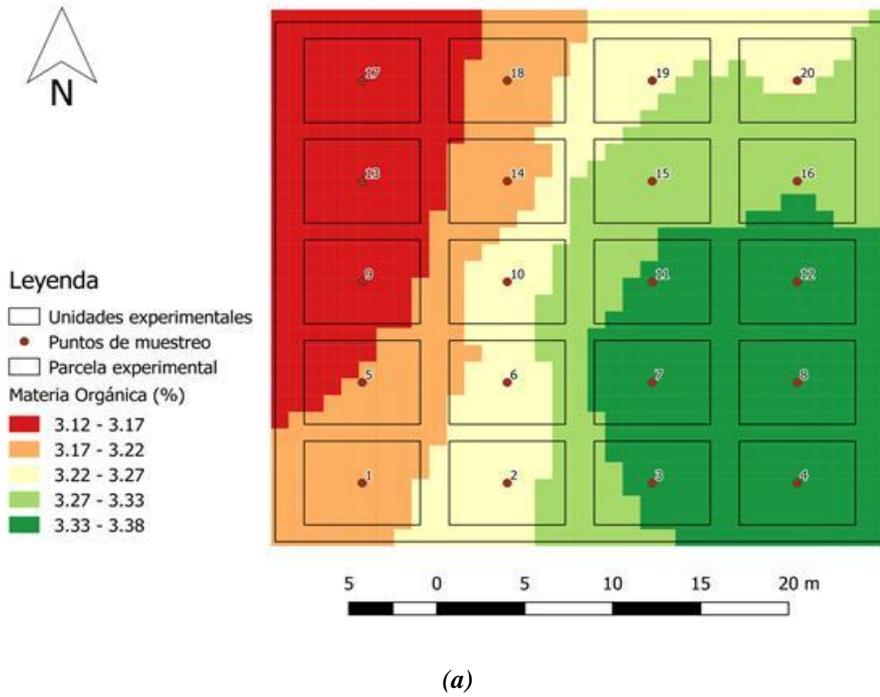


Figura 2. (a) Mapa de variabilidad espacial del contenido de materia orgánica (MO) del suelo. (b) Distribución de bloques. Fuente: adaptado de ⁽⁴⁾.

El sistema de medición se programó para tomar lecturas continuas durante 30 segundos y recorrer una distancia de 5 m, equivalente al largo de la UE. El sistema cuenta con una unidad en tierra para adquirir los espectros de irradiancia de referencia. Esta unidad en tierra incluye un panel blanco de referencia, con Spectralon como material de difusión y una reflectividad del 99% entre 400 y 1500 nm. El sistema aéreo se ubica a una distancia vertical de aproximadamente 1 m sobre el dosel del cultivo.

La integración de las dos unidades permite medir la reflectancia e irradiancia de referencia al tiempo para: 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 garantiza independencia de efectos atmosféricos, dado que la plataforma aérea opera a baja altitud. 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).

2.3 Método para determinar el nivel de tratamiento de N de un cultivo de caña de azúcar basado en transformación wavelet

La transformada wavelet es una herramienta de procesamiento de señales que ha sido usada con éxito en diferentes ámbitos como la geofísica ^(14,15), la medicina y la biología ⁽¹⁶⁾, el procesamiento de imágenes ^(17,18) y la fenomenología de plantas ⁽¹⁹⁾. En el ámbito del sensado remoto, la transformada wavelet ya ha sido aplicada a datos espectrales ópticos para extraer información pertinente a la fisiología foliar de plantas ^(11,20,21). Sin embargo, aquí se propone una nueva metodología para, determinar el nivel de nitrógeno presente en un cultivo de caña de azúcar, la cual se basa en la implementación de la transformada continua wavelet (CWT). Con la aplicación de la CWT

sobre los datos hiperespectrales ópticos, la información se descompone en un número entero y escalar de componentes wavelet con la misma longitud. La escala de cada componente representa la amplitud del espectro wavelet y en conjunto, representan un número determinado de bandas o escalas diádicas.

Las transformaciones wavelet están disponibles en dos formas, continua y discreta. Aquí se opta por la CWT debido a que cada componente de escala de la CWT es directamente comparable con el espectro de reflectancia óptico inicial en una base de banda a banda y que los datos son fácilmente interpretados con el espectro inicial. La transformada continua wavelet es una operación lineal, que transforma un espectro óptico de reflectancia, $f(\lambda)$, $\lambda = \{1, 2, \dots, n\}$ (donde n es el número espectral de bandas del espectrómetro), en un conjunto de coeficientes a varias escalas diádicas por medio de una función wavelet madre. Esta función madre $\psi(\lambda)$ es una pequeña onda que tiene valor promedio de cero, la cual puede ser trasladada (shift) y escalada (estirada o comprimida), y que produce una serie de wavelets continuas $\psi_{a,b}(\lambda)$ dadas por la Ec.1:

$$\psi_{a,b}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) \quad (1)$$

a y b , son números reales positivos que representan el factor de escala y de traslación, respectivamente. La salida de la CWT es calculada empleando la Ec.2:

$$W_f(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(\lambda) \psi_{a,b}(\lambda) d\lambda \quad (2)$$

Donde $\langle f, \psi_{a,b} \rangle$ representa el producto escalar entre la wavelet y el espectro de entrada. La salida $W_f(a,b)$ de un espectro unidimensional corresponde con un escalograma dos-dimensional de potencias wavelet (amplitudes de los productos escalares). Cada elemento del escalograma es una característica de la wavelet o coeficiente wavelet, que caracteriza la correlación entre un subconjunto del espectro de entrada, y una

versión escalada y desplazada de la wavelet madre ⁽²²⁾. Esta base matemática hace que la CWT sea una herramienta ideal para examinar las características de absorción de anchos variables en diferentes posiciones de longitud de onda del espectro.

El valor de cada elemento del escalograma representa la potencia de cada componente wavelet, la cual mide la correlación entre la wavelet madre (desplazada y escalada) y un segmento del espectro de reflectancia, es decir que refleja la similitud de la forma del espectro local con una base particular wavelet. Los componentes bajos, de escala del escalograma, capturan características de absorción de detalles espectrales finos y los componentes altos de escala emulan el continuo general del espectro de reflectancia ^(23,24).

La representación diádica wavelet es una transformación que descompone una señal continua en un conjunto de componentes espectrales, los cuales aparecen a escalas de $(2^j)_{j \in \mathbb{Z}}$. Por simplicidad, la escala 2^j , se denominará *escala-j*. Así pues, la transformación diádica wavelet es la discretización, a lo largo del eje de escala, de las transformaciones continuas wavelets definidas por J. Morlet y A. Grossman ⁽²⁵⁾.

A los datos hiperespectrales del cultivo de caña de azúcar detallado en la sección 2.1, se les realiza la transformada continua wavelet, usando como wavelet madre la función Ricker, la cual representa la absorción debida a características fisiológicas como contenido de agua, nutrientes o clorofila ⁽¹⁵⁾. El espectrograma resalta en qué rango del espectro VIS-NIR puede verse una variación. La Figura 3 muestra como ejemplo el escalograma del espectro de reflectancia de la Figura 1.

A continuación, se listan los pasos empleados en la metodología de la descomposición wavelet:

1. Cada espectro de reflectancia, que contiene información en el rango de 450 nm a 1000 nm, se descompone en un conjunto de componentes de n escalas (8 escalas para el caso aquí analizado).
2. Se selecciona la escala 8 porque muestra información en la longitud de onda de ~760 nm, longitud de onda importante en la correlación con la concentración de contenido de nitrógeno foliar en los cultivos de caña de azúcar ⁽³⁾.
3. De cada escalograma se extrae la escala 8 (Figura 4) y se determina el valor máximo de la potencia del espectro, realizando un ajuste lorentziano o voigt.

3. Resultados

La metodología descrita en la sección 3 fue probada con el conjunto de datos foliares tomados el 23/08/2018 correspondiente a 802 espectros ópticos. Empleando el análisis wavelet para los espectros de las parcelas pertenecientes al Tratamiento 1, se obtiene la Figura 5. Aquí se muestra la distribución de los valores del pico máximo de longitud de onda, para cada espectro de reflectancia en la escala-8. Para el caso del Tratamiento 1, los picos máximos se encuentran agrupados en torno de la longitud de onda de 760.4 nm, con una desviación estándar (σ) de 0.23 nm. Los resultados para los otros tratamientos son los siguientes: para el Tratamiento 2, $\lambda_p = 760.3$ nm, $\sigma = 0.21$ nm; para el Tratamiento 3, $\lambda_p = 760.4$ nm, $\sigma = 0.44$ nm y para el Tratamiento 4, $\lambda_p = 760.5$ nm, $\sigma = 0.64$ nm). Este resultado refuerza la importancia del pico de absorción en 760 nm, previamente reportada en la literatura.

De la implementación de la metodología propuesta, se obtiene también la información para la amplitud máxima de la potencia wavelet de la escala-8 (Figura 5) para el Tratamiento 1. Este procedimiento se extiende a los espectros de los conjuntos de datos de los Tratamientos 2, 3 y 4. Para cada tratamiento se realiza el promedio de .

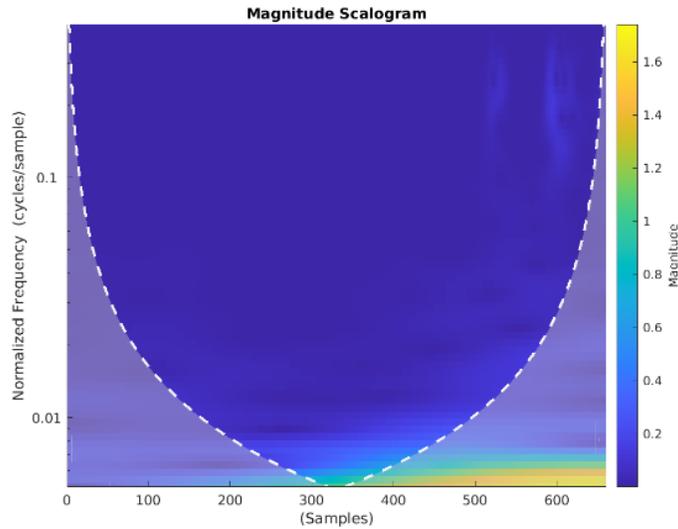


Figura 3. Escalograma del espectro óptico de reflectancia difusa de la Figura 1. Fuente: elaboración propia

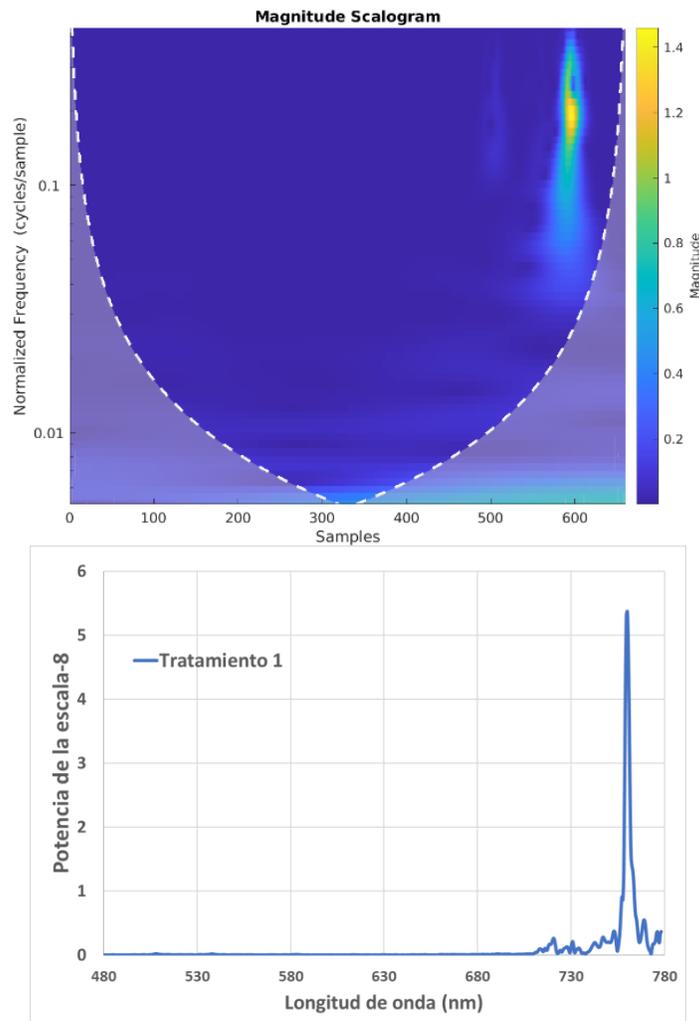


Figura 4. (Arriba) Ejemplo de escalograma del espectro óptico de reflectancia difusa del dosel de un cultivo de caña de azúcar correspondiente a la Parcela 1, surco 1. Tratamiento 1. (Abajo) Información obtenida de la escala 8, del escalograma de la izquierda. La escala 8 representa la de mayor amplitud. Fuente: elaboración propia

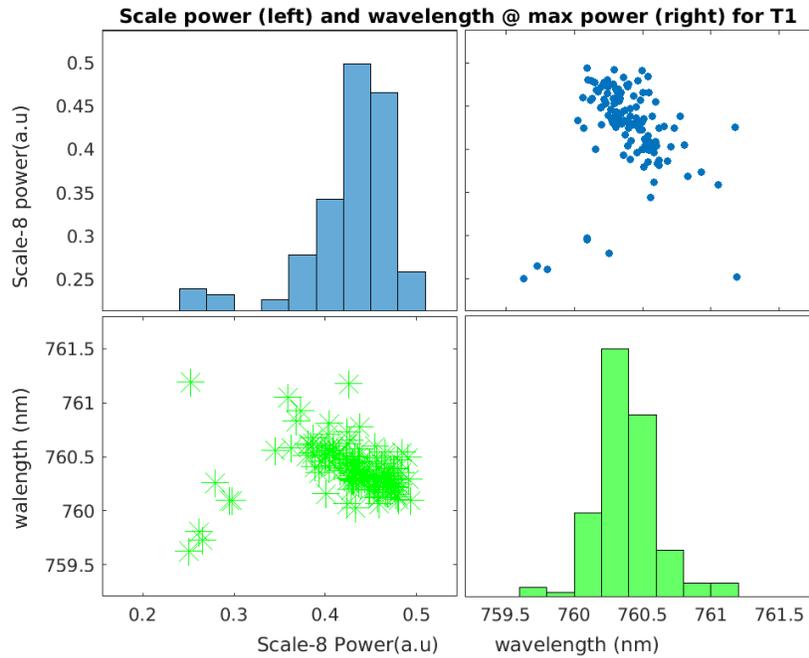


Figura 5. Agrupación de la información correspondiente al pico de longitud de onda de la señal de absorción espectral de la escala-8, y la magnitud del pico, obtenida por medio de un ajuste Voigt de la señal de escala. Fuente: elaboración propia

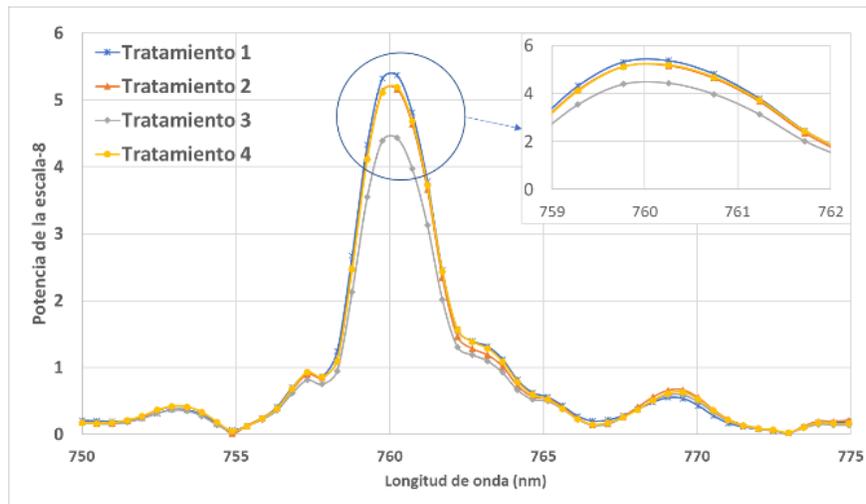


Figura 6. Valor promedio de escala-8 para cada tratamiento de nitrógeno, correspondiente a los datos analizados de espectros de dosel del cultivo de caña de azúcar. (Figura insertada) Visualización de los tratamientos en torno del valor de 760 nm. Fuente: elaboración propia

todos los espectros de la escala-8, obteniendo los resultados mostrados en la Figura 6. Los valores máximos de la potencia wavelet del promedio de cada tratamiento son plasmados en la Figura 7. Para el Tratamiento 1 la potencia máxima wavelet

(PMW) es de 4.42 u.a. (unidades arbitrarias) con un error estándar ($\sigma_{\bar{x}}$) de 0.104 u.a.; para el Tratamiento 2, PMW = 4.185 u.a., $\sigma_{\bar{x}}$ = 0.106 u.a.; para el Tratamiento 3, PMW = 3.393 u.a., $\sigma_{\bar{x}}$ = 0.106 u.a. y para el Tratamiento 4,

$PMW = 4.265$ u.a., $\sigma_{\bar{x}} = 0.093$ u.a. La línea continua azul en la Figura 7, corresponde con el ajuste lineal entre los tratamientos 1 al 3 y el pico máximo del espectro de absorción (PMW). La correlación para estos tres valores es de 0.91. Cabe recordar que, el tratamiento 1 corresponde con 0 nivel de nitrógeno (sin fertilización), que el valor óptimo (recomendado por cenicaña) se corresponde con el tratamiento 3, mientras que el

tratamiento 4 corresponde con saturación del cultivo con nitrógeno. Es importante recalcar que el exceso de nitrógeno en una planta es tan nefasto como la ausencia de este. El límite para definir el tratamiento óptimo (línea discontinua roja de la Figura 7) se determina a partir del valor del error estándar para los valores de la amplitud de la potencia wavelet, que en promedio corresponde con un valor de 0.10 u.a.

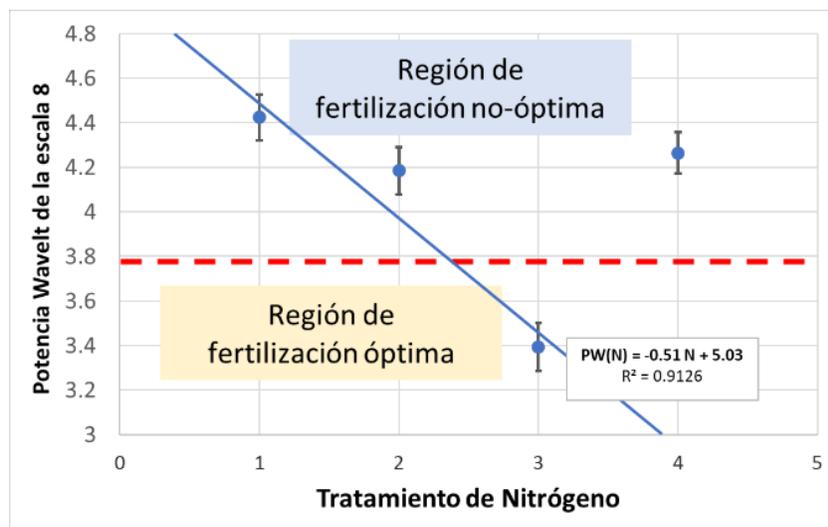


Figura 7. Valores promedio de potencia wavelet para cada tratamiento de nitrógeno de los datos analizados por la metodología aquí propuesta. Fuente: elaboración propia

Tomando el criterio de cuatro veces sigma por debajo del tratamiento 2 y cuatro veces sigma por encima del tratamiento 3, se determina un límite (línea roja Figura 7) que demarca dos zonas de fertilización, por encima de la línea roja el cultivo presenta deficiencia nutricional, mientras que por debajo de la línea roja el cultivo se encuentra con óptima fertilización.

4. Conclusiones

La transformada continua wavelet permite extraer información de absorción espectral que corresponde con indicadores fisiológicos de un cultivo de caña de azúcar, en particular se encontró una correlación de 0.91 entre los valores de potencia wavelet y tratamiento para la longitud

de onda de 760.5 ± 0.5 nm. La metodología aquí propuesta, permite clasificar si un cultivo de caña de azúcar tiene una óptima fertilización, por medio de datos hiperespectrales tomados por sistemas aéreos que capturan la información de dosel de un cultivo. Este procedimiento permite analizar grandes cantidades de información espectral en poco tiempo y eficientemente, así mismo dicho procedimiento puede ser implementado in situ para otorgar un resultado en tiempo real, para tomar medidas correctivas y preventivas del manejo, en cuanto a la fertilización, de un cultivo de caña de azúcar. Este tipo de metodologías y medidas aéreas permiten abarcar extensas zonas cultivadas para así implementar un sistema de agricultura de cuarta generación.

5. Agradecimientos y Declaración de financiación

El autor agradece a la Universidad del Valle, a Cenicaña y al Prof. Aldemar Reyes por compartir los datos espectrales usados en el presente trabajo. Este artículo no recibió financiación de ninguna entidad.

6. Referencias

- (1). Kraiser T, Gras DE, Gutiérrez AG, González B, Gutiérrez RA. A holistic view of nitrogen acquisition in plants. *J Exp Bot.* 2011;62(4):1455–66. <https://doi.org/10.1093/jxb/erq425>
- (2). Sánchez Navarro D, Lis-Gutiérrez JP, Campo Robledo J, Herrera Saavedra JP. Estudio sobre el sector de fertilizantes en Colombia [Internet]. Superintendencia de Industria y Comercio; 2013. Disponible en: https://www.sic.gov.co/recursos_user/documentos/Estudios-Academicos/Documentos-Elaborados-Grupo-Estudios-Economicos/6_Estudio_Sobre_Sector_Fertilizantes_Colombia_Octubre_2013.pdf
- (3). Reyes-Trujillo A, Daza-Torres MC, Galíndez-Jamioy CA, Rosero-García EE, Muñoz-Arboleda F, Solarte-Rodríguez E. Estimating canopy nitrogen concentration of sugarcane crop using in situ spectroscopy. *Heliyon.* 2021;7(3):E06566. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06566>
- (4). Reyes-Trujillo A. Bioindicadores espectrales para monitoreo del cultivo de caña de azúcar en condiciones de tensión ambiental por disponibilidad de nitrógeno [Tesis doctoral]. Cali: Universidad del Valle; 2020.
- (5). Ramírez-López L. Espectroscopia infrarroja como una fábrica analítica en la agricultura. En: XII Congreso Latinoamericano y del Caribe de Ingeniería Agrícola (CLIA). Bogotá, Colombia: Asociación latinoamericana y del caribe de ingeniería agrícola, Asociación de ingenieros agrícolas de Colombia, Universidad Nacional de Colombia; 2016. p. 23–6.
- (6). Murillo Sandoval PJ, Carbonell González JA. Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia. Cenicaña. San Antonio de los Caballeros, Colombia: Cenicaña; 2012. 183 p. Disponible en: https://www.cenicana.org/pdf_privado/documentos_no_seriados/libro_percepcion_remota/principios-y-aplicaciones_percepcion-remota.pdf
- (7). García R, Arturo C. Método para estimar el contenido de Nitrógeno en cultivos de maíz (*Zea mays* L.) con base en espectrometría. Caso de estudio Puerto Gaitán, Meta [Tesis de maestría] Bogotá: Universidad Nacional de Colombia; 2015. Disponible en: <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/56151>
- (8). Arauzo M, Valladolid M, Martínez-Bastida JJ. 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. *J Hydrol.* 2011;411(1):155–68. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.10.004>
- (9). Jégo G, Sánchez-Pérez JM, Justes E. Predicting soil water and mineral nitrogen contents with the STICS model for estimating nitrate leaching under agricultural fields. *Agric Water Manag.* 2012; 107:54–65. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2012.01.007>

- (10). Cheng T, Riaño D, Ustin SL. Detecting diurnal and seasonal variation in canopy water content of nut tree orchards from airborne imaging spectroscopy data using continuous wavelet analysis. *Remote Sens Environ.* 2014; 143:39–53. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.11.018>
- (11). Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis. *Remote Sens Environ.* 2011; 115(2):659–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.11.001>
- (12). Ullah S, Skidmore AK, Naeem M, Schlerf M. An accurate retrieval of leaf water content from mid to thermal infrared spectra using continuous wavelet analysis. *Sci Total Environ.* 2012; 437:145–52. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.08.025>
- (13). Liao Q, Wang J, Yang G, Zhang D, Lii H, Fu Y, et al. Comparison of spectral indices and wavelet transform for estimating chlorophyll content of maize from hyperspectral reflectance. *J Appl Remote Sens.* 2013;7(1):073575. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.7.073575>
- (14). Kumar P, Foufoula-Georgiou E. Wavelet analysis for geophysical applications. *Rev Geophys.* 1997; 35(4):385–412. <https://doi.org/10.1029/97RG00427>
- (15). Torrence C, Compo GP. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bull Am Meteorol Soc* [Internet]. el 1 de enero de 1998; 79(1):61–78. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1998\)079%3C0061:APGTWA%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079%3C0061:APGTWA%3E2.0.CO;2)
- (16). Unser M, Aldroubi A. A review of wavelets in biomedical applications. *Proc IEEE.* 1996;84(4):626–38. <https://doi.org/10.1109/5.488704>
- (17). Amolins K, Zhang Y, Dare P. Wavelet based image fusion techniques — An introduction, review and comparison. *ISPRS J Photogramm Remote Sens.* Septiembre de 2007; 62(4):249–63. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2007.05.009>
- (18). Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, Daubechies I. Image coding using wavelet transform. *IEEE Trans Image Process.* 1992;1(2):205–20. <https://doi.org/10.1109/83.136597>
- (19). Sakamoto T, Yokozawa M, Toritani H, Shibayama M, Ishitsuka N, Ohno H. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sens Environ.* 2005; 96(3):366–74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.008>
- (20). Blackburn GA. Wavelet decomposition of hyperspectral data: a novel approach to quantifying pigment concentrations in vegetation. *Int J Remote Sens.* 2007; 28(12):2831–55. <https://doi.org/10.1080/01431160600928625>
- (21). Zhang J, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A, Castro-Esau K. Intra- and inter-class spectral variability of tropical tree species at La Selva, Costa Rica: Implications for species identification using HYDICE imagery. *Remote Sens Environ.* 2006;105(2):129–41. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.010>
- (22). Bruce LM, Li J. Wavelets for computationally efficient hyperspectral derivative analysis. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 2001;39(7):1540–6. <https://doi.org/10.1109/36.934085>

- (23). Blackburn GA, Ferwerda JG. Retrieval of chlorophyll concentration from leaf reflectance spectra using wavelet analysis. *Remote Sens Environ.* 2008; 112(4):1614–32.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.08.005>
- (24). Rivard B, Feng J, Gallie A, Sanchez-Azofeifa A. Continuous wavelets for the improved use of spectral libraries and hyperspectral data. *Remote Sens Environ.* el 16 de junio de 2008;112(6):2850–62.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.016>
- (25). Grossmann A, Morlet J. Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape. *SIAM J Math Anal.* 1984;15(4):723–36.
<https://doi.org/10.1137/0515056>