



Espectroscopía visible y del infrarrojo cercano para el análisis de nutrientes en tejido vegetal de caña de azúcar para producción de panela

Visible and near infrared spectroscopy for the analysis of nutrients in sugarcane plant tissue for panela production

Deisy Bibiana Camargo-Hernández^{1*} ; Diana Marcela Parra-Forero¹ ; Viviana Marcela Varon-Ramírez¹ ; Juan Carlos Lesmes-Suárez¹ ; Ayda Fernanda Barona-Rodríguez¹ ; Claudia Ariza-Nieto¹ 

¹Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria-Agrosavia, Centro de Investigación Tibaitatá. Mosquera - Cundinamarca, Colombia; e-mail: dcamargo@agrosavia.co; dparra@agrosavia.co; vvaron@agrosavia.co; jlesmes@agrosavia.co; abarona@agrosavia.co; cariza@agrosavia.co

*autor de correspondencia: dcamargo@agrosavia.co

Cómo citar: Camargo-Hernández, D.B.; Parra-Forero, D.M.; Varon-Ramírez, V.M.; Lesmes-Suárez, J.C.; Barona-Rodríguez, A.F.; Ariza-Nieto, C. 2023. Espectroscopía visible y del infrarrojo cercano para el análisis de nutrientes en tejido vegetal de caña de azúcar para producción de panela. Rev. U.D.C.A Act. & Div. Cient. 26(1):e2062. <http://doi.org/10.31910/rudca.v26.n1.2023.2062>

Artículo de acceso abierto publicado por Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica, bajo una Licencia Creative Commons CC BY-NC 4.0

Publicación oficial de la Universidad de Ciencias Aplicadas y Ambientales U.D.C.A, Institución de Educación Superior Acreditada de Alta Calidad por el Ministerio de Educación Nacional.

Recibido: agosto 2 de 2021

Aceptado: enero 16 de 2023

Editado por: Helber Adrián Arévalo Maldonado

RESUMEN

La espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) es una tecnología rápida, multiparamétrica, amigable con el ambiente, de bajo costo y gran exactitud, para el análisis de diversos componentes en alimentos, en suelo y en agricultura. El objetivo del presente estudio fue construir modelos de calibración NIRS, para la predicción de nutrientes en tejido vegetal de caña de azúcar, para producción de panela, cultivada en la región de la Hoya del río Suárez. Un total de 416 muestras de tejido fueron escaneadas en el segmento espectral Vis-NIR. El análisis quimiométrico, se realizó con el software WinISI V4.10, aplicando la regresión de mínimos cuadrados parciales modificados, junto a una validación cruzada. Se evaluaron cuatro modelos con diferentes tratamientos matemáticos y el rendimiento de las calibraciones, se hizo por medio de la validación externa, analizando las medidas de bondad de ajuste, como el coeficiente de determinación de la predicción, el error estándar de la predicción ajustado por el sesgo y la desviación predictiva residual. Los resultados muestran que el modelo de calibración para N presentó el mayor poder predictivo. Para macronutrientes, las calibraciones, con mayor poder predictivo, fueron P y K y para micronutrientes, el modelo para B, mientras que para Cu presentó el más bajo poder predictivo. Se encontraron modelos adecuados para la predicción de los contenidos de N, Ca y P; para los demás nutrientes, se recomienda ampliar el conjunto de calibración.

Palabras clave: Análisis espectral; Análisis foliar; Propiedades del suelo; Nutrición vegetal; *Saccharum officinarum*.

ABSTRACT

Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS) is a fast, multiparametric, environmentally friendly, low-cost, and highly accurate technology for the analysis of components in food, soil, and agriculture. The purpose of this study was to generate NIRS calibration models for the prediction of nutrients in plant tissue of sugarcane to panela production cultivated in the Hoya del Río Suárez region. A total of 416 tissue samples were scanned in Vis-NIR spectral segment. Chemometric analysis was performed with the WinISI V4.10 software applying modified partial least squares regression with cross-validation. Four models with different mathematical treatments were evaluated, and the performance of calibrations was made through external validation analyzing the goodness-of-fit measures as prediction determination coefficient, standard error of the bias-adjusted prediction, and residual predictive deviation. The results showed that the calibration model for N had the highest predictive power. For macronutrients, the calibrations with the best predictive power were for P and K, and micronutrients for B, while Cu presented the lowest predictive power. Adequate models were found for the prediction of N, Ca, and P. In the case of the other nutrients, it is recommended to expand the calibration set.

Keywords: Foliar analysis; Plant nutrition; Soil properties; Spectral analysis; *Saccharum officinarum*.

INTRODUCCIÓN

En Colombia, la producción de panela es la segunda agroindustria en importancia social después del café (Contreras Pedraza *et al.* 2016). La caña de azúcar para producción de panela es sembrada en casi todo el territorio nacional, pero su producción se concentra en los departamentos de Cundinamarca, Boyacá y Santander; en estos dos últimos, se encuentra la región productora conocida como la Hoya del río Suárez (HRS). En esta región, se presentan los mayores rendimientos de cultivo, a nivel nacional, con 100 t ha^{-1} (González Chavarro *et al.* 2018), donde actividades, como la preparación de suelo, la fertilización, el uso de variedades mejoradas y el sistema de corte, influyen en la obtención de estos altos rendimientos.

Para la elaboración de un plan integrado de fertilización del cultivo de caña, además de los análisis de suelo, se deben realizar análisis de composición química del tejido vegetal (Calheiros *et al.* 2018), partiendo del principio que la planta es un sistema dinámico y la demanda de nutrientes varía según su estado fenológico (Prananto *et al.* 2020). En Colombia, los cultivos de caña destinados a la industria azucarera adoptan tecnologías, que incluyen la realización de análisis foliares, los cuales, se realizan periódicamente, durante el ciclo del cultivo, para ajustar los planes de fertilización (Cenicaña, 2020); sin embargo, en zonas donde este cultivo es destinado para la producción de panela, no es común el uso de esta estrategia; no obstante, se conocen los requerimientos nutricionales de diferentes variedades en las diferentes etapas fenológicas para las condiciones agroclimáticas características de la HRS, gracias a varios estudios, como los de González Chavarro *et al.* (2018) y Volverás-Mambuscay *et al.* (2020).

Existen distintas formas de conocer el estado nutricional de los cultivos, siendo la más común, el análisis de nutrientes de los tejidos vegetales, por vía húmeda, los métodos, como la espectrometría de absorción atómica (AAS), la espectrometría de emisión óptica, con plasma de acoplamiento inductivo (ICP-OES) o la espectrometría de masas, con plasma de acoplamiento inductivo (ICP-MS) (Cacuango P. *et al.* 2016; Padilla-Cuevas *et al.* 2020); sin embargo, estos métodos presentan algunos inconvenientes, como altos costos para la adquisición y el mantenimiento de equipos, requieren tiempo para el pretratamiento de muestras, generan desechos contaminantes y necesitan mano de obra especializada para su aplicación (Jiménez Heinert *et al.* 2020). Como alternativa, en los últimos años se viene utilizando la espectroscopía de reflectancia difusa en el segmento visible e infrarrojo cercano, para el análisis de una gran diversidad de características químicas y físicas, asociadas a la calidad de los alimentos, el suelo y los productos agrícolas en general (Nocita *et al.* 2015; Ge *et al.* 2019; Galvez-Sola *et al.* 2015; Menesatti *et al.* 2010; Rodrigues *et al.* 2020; Prananto *et al.* 2021).

La tecnología de espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS, por sus siglas en inglés), se basa en la absorción electromagnética de un haz de luz, comprendido en el rango de longitudes de onda, que va desde los 400 a los 2.500 nm. La energía emitida a la muestra hace que los enlaces entre C-H, O-H y N-H, componentes principales de la estructura básica de las sustancias orgánicas, vibren de una

forma característica (Givens & Deaville, 1999) permitiendo que el espectrómetro capture la energía absorbida en longitudes de onda específicas (Cen & He, 2007). En el caso de sustancias inorgánicas, la energía absorbida se puede detectar por su asociación con estructuras orgánicas en forma de óxidos, quelatos o cuando presentan enlaces con hidrógeno, lo que permite su determinación, mediante la construcción de modelos de calibración (Clark *et al.* 1987; Cozzolino & Moron, 2004; González-Martín *et al.* 2007).

Para generar un modelo de calibración NIRS, la información espectral se relaciona, mediante algoritmos matemáticos con la información del método de referencia, a través de la aplicación de modelos estadísticos, como la regresión múltiple, el análisis por componentes principales y mínimos cuadrados parciales (PLS, por sus siglas en inglés); luego, se realiza una validación cruzada en el conjunto de calibración, para seleccionar el número óptimo de factores y evitar el sobreajuste y, finalmente, se comprueba la precisión y la exactitud del modelo, mediante un proceso de validación externa, con un conjunto de datos independiente. NIRS es una técnica rápida, no destructiva, ni contaminante y de gran exactitud, siempre que se sigan los procedimientos adecuados para su implementación.

Para el cultivo de caña de azúcar, la tecnología NIRS ha sido implementada por varios autores, entre los que sobresalen Sanseechan *et al.* (2018), quienes desarrollaron un modelo de calibración usando regresión PLS para estimar la densidad sólida de la caña y obtuvieron un coeficiente de determinación de la calibración (R^2)= 0,65; coeficiente de determinación de la predicción (r^2)= 0,67; error estándar de la calibración (SEC)= $23,69 \text{ kg m}^{-3}$; error estándar de la predicción (SEP)= $22,17 \text{ kg m}^{-3}$; sesgo= $-1,076 \text{ kg m}^{-3}$ y error estándar relativo de la predicción (RSEP)= 2,004 %. En otro estudio, Kuswurjanto & Triantarti (2019), evaluaron la aplicación de NIRS para la determinación de % Brix y % Pol, en jugo de caña de azúcar, reportando: r^2 de 0,988 y 0,986, SEP de 0,333 y 0,283 y la desviación predictiva residual (RPD) de 5,441 y 6,125, respectivamente. En jugo de caña, también se ha determinado, con este método, el contenido de algunos nutrientes, como el K, Na, Mg y la relación Na:K, obteniendo una raíz del error cuadrático medio de la predicción (RMSEP) de 27,30; 10,69; 0,57 y 0,03 $\text{mg } 100 \text{ mL}^{-1}$ y un r^2 de 0,78; 0,89; 0,93 y 0,74, respectivamente (Steidle Neto *et al.* 2017).

Adicionalmente, Abdel-Rahman *et al.* (2010) correlacionaron diferentes índices de vegetación con el contenido de N en hojas de caña, aplicando derivadas de primer orden, mediante un espectrorradiómetro de campo, reportando r^2 , entre 0,74 y 0,76 y RMSEP, de 0,084 a 0,09 % N. De la misma manera, Miphokasap *et al.* (2012), en un estudio similar, concluyeron que el modelo generado por la técnica de regresión lineal múltiple (SMLR) con la primera derivada y las longitudes de onda 410, 426, 720, 754 y 1216 nm, arrojó un r^2 de 0,86 y RMSEP de 0,03 % N.

Por otro lado, Adnan *et al.* (2022) evaluaron el rendimiento de la digestibilidad de la biomasa en caña de azúcar para seleccionar un germoplasma óptimo para la producción de biocombustibles,

donde la ecuación con la mayor capacidad predictiva fue la hexosa fermentable, reportando valores de R^2 , de 0,98, RPD de 6,62 y RMSEP de 4.19 kg t^{-1} .

Este estudio asumió, como objetivo, desarrollar modelos de calibración NIRS para predecir el contenido de los macronutrientes N, P, K, Ca, Mg y S y los micronutrientes (Fe, Cu, Mn, Zn y B), en tejido vegetal de caña para la producción de panel, en la región de la HRS.

MATERIALES Y MÉTODOS

Descripción de la zona de estudio. Los municipios que conformaron la zona de estudio fueron: Chitaraque, Togüi, San José de Pare y Santana, en el departamento de Boyacá y Chipatá, Güepsa, San Benito, Suaita y Vélez, en el departamento de Santander, los cuales, pertenecen a la subregión geográfica de la HRS. Esta área, se ubica sobre la región montañosa de la cordillera oriental, con alturas entre

los 1.250 y 2.200 m s.n.m., un clima de tipo bosque seco tropical y monzón tropical, según la clasificación Köppen, caracterizado por temperaturas medias entre 18 y 24 °C, con variaciones entre el día y la noche de 10 y 15 °C, un rango de precipitación de 1.000 a 2.000 mm, en un régimen bimodal, siendo los meses más lluviosos abril, mayo, octubre y noviembre (Departamento de Santander & Universidad Industrial de Santander, 2011; Ramírez Durán *et al.* 2014; IDEAM, 2014).

Metodología para la toma y análisis de muestras. Fueron recolectadas 416 muestras de caña en el área de estudio (Figura 1). Se tomaron 78 muestras de la planta completa, 83 de hojas, 105 de yagua, 75 de cogollo y 75 de tallo, con el fin de obtener un conjunto de calibración, que represente las características del cultivo, para las condiciones generales, de toda el área de estudio.

La preparación de las muestras incluyó un proceso de secado en una estufa con aire forzado a 65 °C, por 48 horas o hasta obtener peso

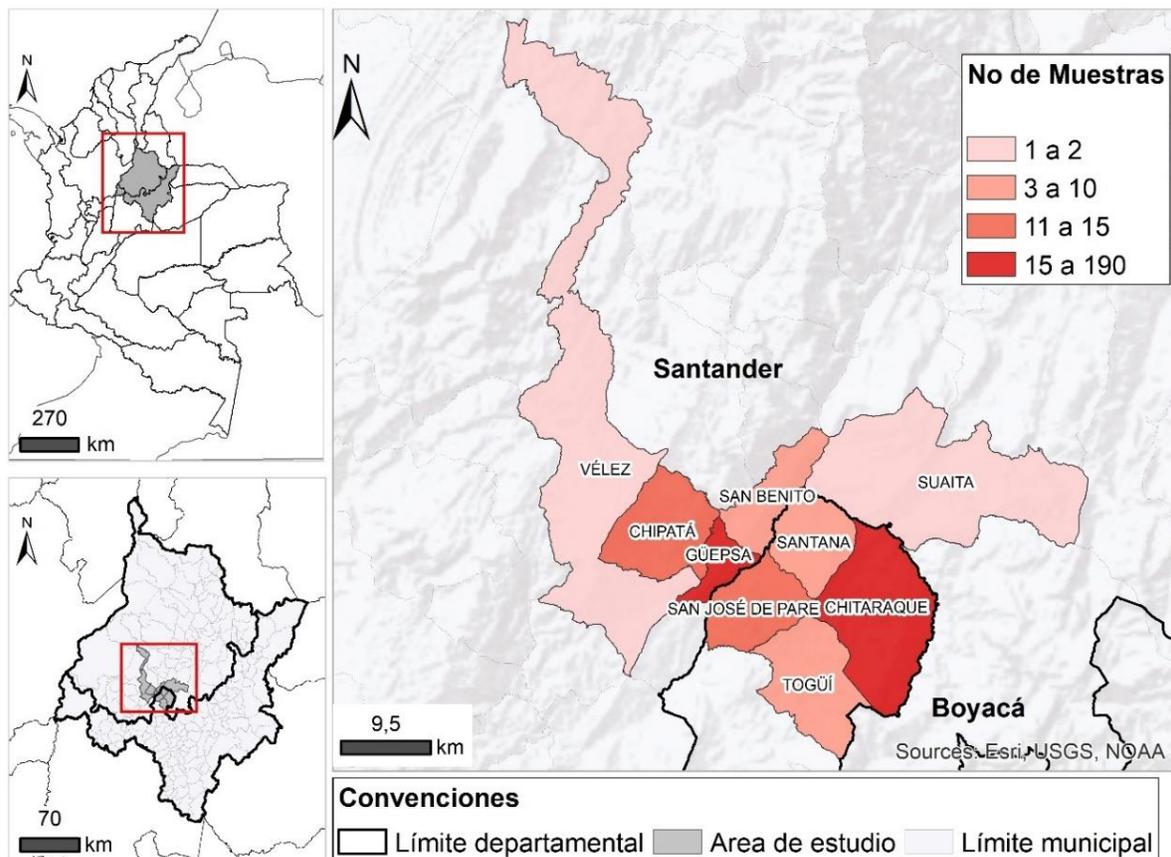


Figura 1. Ubicación de los municipios donde se realizó el muestreo de tejido vegetal de plantas de caña de azúcar para panela.

constante; fueron molidas en un molino de martillo y tamizadas en una criba de 1 mm, de acuerdo con la recomendación de Ikoyi & Younge (2020), quienes demostraron que moler y secar las muestras mejora las estadísticas de calibración para la mayoría de los nutrientes. Los métodos de referencia empleados para determinar las variables evaluadas en laboratorio fueron: para N (%), por método Oficial AOAC 960.52 Kjeldahl/Volumetría; para determinación de los nutrientes Ca, P, K, Mg, S ($\text{g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$), Fe, Cu, Mn, Zn y B

($\text{mg kg}^{-1}\text{MS}$), se usó la técnica de ICP-OES en visión axial, en un equipo iCAP 6500 DUO, utilizando la línea de análisis 283.5 nm y un nebulizador concéntrico K-Type de Thermo Scientific.

Medidas de espectroscopía. Posterior al secado y molienda de las muestras, se escanearon en el espectrómetro VIS/NIR (NIRS DS2500), en el modo de reflectancia difusa en el segmento espectral, comprendido entre los 400 a 2.500 nm, con resolución

espectral de 0,5 nm. Las muestras fueron depositadas en una copa circular de 60 mm de diámetro y se registraron siete espectros por cada una de las muestras, usando el software ISIScan V4.8.0.1. El espectro de cada muestra correspondió al promedio de 32 lecturas sucesivas, obteniendo la absorbancia expresada, como resultado del $\log(1/R)$, donde R corresponde a la reflectancia.

Calibración y validación de ecuaciones. Los modelos de calibración, se desarrollaron utilizando el software WinISI V4.10.0.15326 de Foss y Infrasoft International, USA. Las muestras fueron divididas aleatoriamente en dos grupos; uno, con el 80 % del conjunto de datos, el cual, fue usado para la calibración de la ecuación de predicción y otro, con el 20 % del conjunto de datos para la validación externa del modelo, similar a los trabajos realizados por Ulissi *et al.* (2011) y Ancin Murguzur *et al.* (2019).

Previo al desarrollo del modelo de calibración, a los datos espectrales se les aplicó pretratamientos matemáticos, para corregir la línea base y la dispersión de la luz, mediante los métodos estándar de variación normal y de tendencia (SVN y Detrend, por sus siglas en inglés) (Arana *et al.* 2005), analizadas por el método de componentes principales (PCA), con el fin de disminuir el ruido y reducir el número de variables latentes. Este proceso, se realizó para dos segmentos espectrales: 1) visible más infrarrojo cercano de 400 a 2.500 nm (Visible+NIR) y 2) infrarrojo, cercano de 1.100 a 2.500 nm (NIR), considerando que se reportan importantes aportes de información en las bandas que comprenden la región visible del espectro (Rodríguez *et al.* 2020). Las muestras fueron clasificadas, de acuerdo con la distancia de Mahalanobis (H), donde, aquellas con valores de H superiores a 3,0, se consideraron atípicos y se descartaron (Shenk & Westrherhaus, 1991).

Tabla 1. Rango de macro y micronutrientes en las muestras analizadas para cada parte de la planta de caña de azúcar, para la producción de panela.

Variable	Parte de la planta				
	Planta completa	Hoja	Yagua	Cogollo	Tallo
n	78	83	105	75	75
N (g 100g ⁻¹ MS)	0,28 - 1,61	0,57 - 2,08	0,27 - 1,6	0,61 - 1,53	0,14 - 0,80
Ca (g 100g ⁻¹ MS)	0,08 - 0,60	0,06 - 0,60	0,11 - 0,41	0,15 - 0,41	0,02 - 0,18
P (g 100g ⁻¹ MS)	0,04 - 0,28	0,07 - 0,25	0,05 - 0,21	0,14 - 0,33	0,06 - 0,13
K (g 100g ⁻¹ MS)	0,56 - 3,00	0,18 - 2,31	0,21 - 2,94	1,00 - 4,69	0,02 - 1,10
Mg (g 100g ⁻¹ MS)	0,03 - 0,15	0,03 - 0,12	0,03 - 0,12	0,05 - 0,18	0,03 - 0,11
S (g 100g ⁻¹ MS)		0,09 - 0,23	0,10 - 0,59	0,12 - 0,37	0,03 - 0,27
Fe (mg kg ⁻¹ MS)		34,66 - 173,67	22,85 - 231,53	7,04 - 96,12	7,52 - 162,29
Cu (mg kg ⁻¹ MS)		1,97 - 5,29	0,39 - 4,12	1,34 - 4,64	0,03 - 4,00
Mn (mg kg ⁻¹ MS)		44,82 - 182,59	54,04 - 328,35	60,79 - 199,82	8,67 - 101,01
Zn (mg kg ⁻¹ MS)		6,36 - 28,29	3,98 - 37,08	17,10 - 59,88	3,75 - 59,68
B (mg kg ⁻¹ MS)		1,87 - 20,98	1,87 - 17,48	2,68 - 9,00	0,54 - 3,59

MS: Materia seca, n: Número de muestras.

Para calibrar el modelo, se usó el método de regresión de mínimos cuadrados parciales modificados (MPLS), para todas las variables estudiadas. Posteriormente, se realizó la validación cruzada para seleccionar el número óptimo de factores y evitar el sobreajuste del modelo y, adicionalmente, para evaluar el poder predictivo de las ecuaciones seleccionadas, se realizó un proceso de validación externa, usando un grupo de muestras independiente al conjunto de calibración. En la calibración de cada componente, se utilizaron los dos segmentos Visible+NIR y NIR y en cada segmento, se evaluaron cuatro tratamientos matemáticos: 1.4.4.1, 1.8.8.1, 2.4.4.1, 2.8.8.1, donde el primer dígito corresponde al orden de la derivada, el segundo dígito es el segmento de derivación, el tercero y cuarto corresponde al suavizado de la señal (Ozaki *et al.* 2007).

Para evaluar la bondad de ajuste del modelo, se usó el SEC, el R^2 , el error estándar de validación cruzada (SECV), el coeficiente de determinación de la validación cruzada (R^2_{vc}) y RPD, que relaciona la desviación estándar de los datos de referencia y el SECV. Teniendo en cuenta los parámetros anteriores, se seleccionaron las mejores ecuaciones, a partir de los valores más altos de R^2_{vc} y RPD, junto con los valores más bajos de SECV, según Williams (2001).

La validación externa fue evaluada por medio del error estándar de la predicción, ajustado por el sesgo (SEPC), el sesgo (diferencia entre los valores predichos de NIR y los valores determinados por la química de referencia), el r^2 y RPD (DE/SEPC). Las ecuaciones NIRS generadas con RPD inferiores a 1,9 son consideradas como

no adecuadas para su aplicación, entre 2 y 2,9; solo se recomienda para fines de evaluación y con RPD superiores a 3, que pueden ser usadas para control de calidad (Williams, 2014).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Contenido de nutrientes en caña de azúcar por método de referencia química. El rango de los valores de macro y micronutrientes de las 416 muestras de caña de azúcar analizadas por el método de referencia, se muestran en la tabla 1. Se encontró una amplia gama de valores para todas las variables de estudio, debido al muestreo diferenciado de las partes de la planta, bajo diferentes ubicaciones, lo cual, permite construir y obtener ecuaciones con un mejor poder de predicción.

La planta completa de caña de azúcar presenta contenidos de N de $0,6 \pm 0,26 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$, Ca de $0,25 \pm 0,11 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$, P de $0,11 \pm 0,04 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$, K de $1,3 \pm 0,53 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ y Mg de $0,06 \pm 0,02 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$. Las hojas presentan mayores contenidos de N, Ca y B y menores concentraciones de S y Zn, es necesario resaltar que en esta parte de la planta el Ca y B presentan concentraciones con mayor variabilidad, mientras que para el caso de la yagua el S, Fe y Mn son los nutrientes que presentan mayores contenidos y variabilidad. Por otro lado, para el cogollo, se presentaron mayores contenidos de P, K y Zn, así como menores concentraciones de Fe. La parte de la planta con menores concentraciones de N, Ca, P, K, Mn y B es el tallo. Todas las partes de la planta de caña de azúcar analizadas por separado presentaron contenidos similares de Mg y Cu.

El rango de N en este trabajo fue similar a lo reportado por Bastidas *et al.* (2010), quienes indicaron concentraciones de proteína cruda (PC), entre 1,13 y 9,11 % ($0,18 \text{ a } 1,46 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ de N), al evaluar diferentes variedades y tiempos de cosecha. Igualmente, en el estudio realizado por López *et al.* (2003) reportaron contenidos similares de PC, de 4,62 % ($0,73 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ de N), en el cogollo; 1,93 % ($0,31 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ de N), en la planta competa y 0,81 % ($0,13 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ de N), en el tallo.

Los contenidos de Ca y P en la planta completa de este estudio fueron similares a los obtenidos por Bastidas *et al.* (2010), al evaluar diferentes variedades y tiempos de cosecha, reportando valores para Ca, de 0,18 a $0,64 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ y P, de 0,02 a $0,21 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$. Igualmente, las concentraciones de P son congruentes con el estudio de Chen *et al.* (2002), quienes reporta un rango de 0,055 a $0,345 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$, en hojas de caña de azúcar.

El contenido de Mg en el tallo encontrado en este estudio presentó rangos inferiores a los reportados por Salgado-García *et al.* (2008), quienes encontraron valores entre 0,09 y $0,23 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$, para cultivos de caña de azúcar, en suelos del orden molisol, vertisol y algunos entisoles, en México. De igual manera, los contenidos de Mg y K en hojas fueron inferiores a lo reportado por Da Silva (2009), quien realizó análisis foliar de cultivos de caña, en Brasil, encontrando contenidos de Mg, de 0,1 a $0,3 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$ y K, de 1 a $1,6 \text{ g } 100 \text{ g}^{-1}\text{MS}$.

Los elementos menores encontrados en las hojas fueron similares a los valores reportados por Muchovej *et al.* (2005), quienes encontraron contenidos de Fe, de 45,6 y $35,2 \text{ mg } \text{kg}^{-1}$; Cu, de 5 y $6 \text{ mg } \text{kg}^{-1}$; Mn, de 105 y $32,4 \text{ mg } \text{kg}^{-1}$ y Zn, de 16,5 y $18,9 \text{ mg } \text{kg}^{-1}$, para tejido foliar en cultivos de caña de azúcar, con periodos de desarrollo vegetativo de 4 y 10 meses, respectivamente.

Calibración y validación de ecuaciones NIRS para nutrientes en caña de azúcar. La estadística descriptiva de los conjuntos de datos para la calibración y validación obtenidos de los análisis de macro y micronutrientes para tejido vegetal de caña de azúcar para panela, se muestran en la tabla 2. En todos los casos, la desviación estándar del conjunto de muestras fue menor a la media aritmética y el rango de datos utilizado para la validación externa, no extrapoló los valores mínimos y máximos del rango de datos, usados para la calibración.

A partir del conjunto de muestras de calibración, se seleccionó el mejor tratamiento matemático para cada variable analizada y se evaluaron los segmentos espectrales Visible+NIR y NIR.

Las medidas de bondad de ajuste de los modelos de calibración de nitrógeno, macro y micronutrientes, se muestran en la tabla 3. Para la mayoría de los análisis, el rendimiento de los modelos fue mejor para los tratamientos matemáticos, que contenían la primera derivada; para el Ca, P, Mg, Fe y B, se seleccionó el tratamiento matemático 1.4.4.1 y para el N, K, Mn y Zn, el tratamiento 1.8.8.1. Por otro lado, para el S y Cu se ajustó mejor el tratamiento matemático con la segunda derivada 2.8.8.1.

En la etapa de calibración y de validación cruzada, el N, Ca, S y B mostraron resultados similares para los dos segmentos espectrales (Visible + NIR y NIR), pues presentaron valores para SECV iguales y para R^2_{vc} y RPD, similares. Para los nutrientes P, K, Mg, Fe, Cu, Mn y Zn, se observaron resultados con diferencias leves entre los dos segmentos espectrales, con valores similares de R^2_{vc} y de RPD.

Los productos de origen orgánico interaccionan de manera distinta a la radiación electromagnética, debido a su naturaleza (Singh *et al.* 2022), por lo que no es posible comparar los resultados obtenidos en este estudio con otras especies; sin embargo, Cozzolino & Moron (2004) demostraron la eficiencia del uso de la espectroscopía visible y NIRS, para la predicción de nutrientes en especies de leguminosas.

La evaluación estadística en la etapa de calibración y de validación cruzada permitió identificar que el uso de los segmentos espectrales Visible+NIR y NIR presentan resultados similares en la construcción de ecuaciones de calibración para las variables composicionales. Dado que las curvas de calibración bien correlacionadas no significan resultados altamente predictivos necesarios durante el análisis de rutina, se llevó a cabo la validación externa, utilizando un conjunto de 83 muestras, independientes de aquellas empleadas en la calibración. La precisión y la exactitud de la predicción, se evaluó mediante el cálculo de los métodos estadísticos SEPc, sesgo, r^2 y RPD, que se muestran en la tabla 4.

Tabla 2. Estadística descriptiva de los macro y micronutrientes para las muestras de los conjuntos de calibración y de validación en caña de azúcar, para la producción de panela.

Variable	Calibración						Validación				
	N	Media	DE	Min	Max	SEL	n	Media	DE	Min	Max
N (g 100g ⁻¹ MS)	315	0,71	0,40	0,14	2,08	0,002	79	0,77	0,41	0,15	1,70
Ca (g 100g ⁻¹ MS)	326	0,21	0,11	0,02	0,60	0,004	83	0,21	0,11	0,04	0,47
P (g 100g ⁻¹ MS)	332	0,14	0,07	0,04	0,33	0,001	82	0,13	0,06	0,05	0,29
K (g 100g ⁻¹ MS)	333	1,38	0,89	0,01	4,69	0,013	83	1,29	0,79	0,03	4,39
Mg (g 100g ⁻¹ MS)	309	0,07	0,03	0,03	0,18	0,001	77	0,07	0,02	0,03	0,15
S (g 100g ⁻¹ MS)	270	0,20	0,10	0,03	0,59	0,003	68	0,20	0,10	0,03	0,48
Fe (mg kg ⁻¹ MS)	270	65,14	41,72	7,04	231,53	15,914	68	61,15	35,37	10,94	163,31
Cu (mg kg ⁻¹ MS)	264	2,33	1,01	0,03	5,29	0,060	67	2,38	1,17	0,23	5,17
Mn (mg kg ⁻¹ MS)	270	116,29	65,08	8,67	328,35	1,401	68	102,93	52,37	17,52	237,57
Zn (mg kg ⁻¹ MS)	270	20,17	12,67	3,75	59,88	0,670	67	18,02	12,45	5,17	57,50
B (mg kg ⁻¹ MS)	270	5,01	3,73	0,54	20,98	0,150	68	5,43	3,80	0,67	17,00

MS: Materia seca, n: Número de muestras, DE: Desviación estándar, Min: Mínimo, Max: Máximo, SEL: Error estándar de laboratorio.

Tabla 3. Parámetros estadísticos de las ecuaciones evaluadas para la predicción de nutrientes en caña de azúcar, para la producción de panela.

Variable	Tratamiento matemático	Segmento	PLS	n	DE	Calibración			Validación cruzada		
						SEC	R ²	RPD	SECV	R ² vc	RPD
N (g 100g ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	14	292	0,39	0,05	0,98	7,18	0,06	0,97	6,11
		NIR	13	300	0,39	0,06	0,98	7,12	0,06	0,97	6,14
Ca (g 100g ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	13	310	0,10	0,05	0,81	2,32	0,05	0,76	2,04
		NIR	15	308	0,10	0,04	0,83	2,44	0,05	0,77	2,09
P (g 100g ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	15	315	0,06	0,02	0,90	3,19	0,03	0,85	2,55
		NIR	15	314	0,06	0,02	0,92	3,44	0,02	0,87	2,73
K (g 100g ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	13	317	0,85	0,32	0,86	2,69	0,37	0,81	2,31
		NIR	11	314	0,82	0,35	0,82	2,33	0,39	0,78	2,12
Mg (g 100g ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	12	284	0,03	0,01	0,77	2,09	0,01	0,71	1,84
		NIR	14	285	0,03	0,01	0,83	2,40	0,01	0,73	1,94
S (g 100g ⁻¹ MS)	2.8.8.1	Visible+NIR	10	253	0,10	0,03	0,91	3,31	0,04	0,84	2,54
		NIR	9	247	0,10	0,03	0,90	3,12	0,04	0,83	2,47
Fe (mg kg ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	9	252	36,90	17,52	0,77	2,11	19,05	0,73	1,94
		NIR	5	240	35,72	18,03	0,75	1,98	19,26	0,71	1,85
Cu (mg kg ⁻¹ MS)	2.8.8.1	Visible+NIR	4	231	0,95	0,60	0,61	1,59	0,63	0,57	1,52
		NIR	5	231	0,97	0,63	0,57	1,53	0,68	0,51	1,43
Mn (mg kg ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	11	250	60,89	20,23	0,89	3,01	23,46	0,85	2,60
		NIR	12	250	61,02	20,35	0,89	3,00	24,04	0,84	2,54
Zn (mg kg ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	11	247	11,42	4,41	0,85	2,59	5,18	0,79	2,20
		NIR	10	243	11,46	4,58	0,84	2,50	4,86	0,82	2,36
B (mg kg ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	14	253	2,92	0,80	0,92	3,64	0,94	0,90	3,09
		NIR	11	245	2,85	0,84	0,91	3,40	0,94	0,89	3,03

MS: Materia seca, NIR: Infrarrojo cercano, PLS: Número de términos empleados en la regresión, n: Número de muestras, DE: Desviación estándar, SEC: Error estándar de calibración, R²: Coeficiente de determinación de la calibración, SECV: Error estándar de validación cruzada, R²vc: Coeficiente de determinación en la validación cruzada, RPD: Relación del desempeño de la desviación.

Tabla 4. Parámetros estadísticos de la fase de validación externa utilizando las calibraciones seleccionadas para la predicción de nutrientes en caña de azúcar, para la producción de panela.

Variable	Tratamiento matemático	Segmento	PLS	n	DE	Sesgo	SEP	SEPC	r ²	RPD
N (g 100g ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	14	79	0,40	0,01	0,07	0,07	0,97	5,74
		NIR	13	79	0,40	0,01	0,07	0,07	0,98	6,03
Ca (g 100g ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	13	83	0,10	0,00	0,06	0,06	0,73	1,72
		NIR	15	83	0,10	0,01	0,06	0,06	0,72	1,61
P (g 100g ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	15	82	0,05	0,00	0,03	0,03	0,78	1,93
		NIR	15	82	0,05	0,00	0,03	0,03	0,73	1,68
K (g 100g ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	13	83	0,72	0,00	0,36	0,37	0,79	1,97
		NIR	11	83	0,70	0,01	0,40	0,40	0,75	1,75
Mg (g 100g ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	12	77	0,03	0,00	0,02	0,02	0,59	1,56
		NIR	14	77	0,03	0,01	0,02	0,02	0,64	1,82
S (g 100g ⁻¹ MS)	2.8.8.1	Visible+NIR	10	68	0,09	0,00	0,05	0,05	0,76	1,88
		NIR	9	68	0,09	0,00	0,05	0,05	0,75	1,86
Fe (mg kg ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	9	68	31,25	0,58	20,64	20,78	0,67	1,50
		NIR	5	68	29,16	1,16	20,87	20,99	0,65	1,39
Cu (mg kg ⁻¹ MS)	2.8.8.1	Visible+NIR	4	67	0,90	0,11	0,97	0,97	0,36	0,92
		NIR	5	67	0,86	0,21	0,84	0,83	0,51	1,04
Mn (mg kg ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	11	68	54,10	-4,61	26,77	26,56	0,77	2,04
		NIR	12	68	56,66	-5,08	27,56	27,28	0,76	2,08
Zn (mg kg ⁻¹ MS)	1.8.8.1	Visible+NIR	11	67	9,97	0,90	5,87	5,84	0,78	1,71
		NIR	10	67	9,50	0,88	5,95	5,92	0,78	1,60
B (mg kg ⁻¹ MS)	1.4.4.1	Visible+NIR	14	68	3,49	-0,03	1,36	1,37	0,87	2,54
		NIR	11	68	3,43	0,06	1,32	1,33	0,88	2,59

MS: Materia seca, NIR: Infrarrojo cercano, PLS: Número de términos empleados en la regresión, n: Número de muestras, DE: Desviación estándar, SEP: Error estándar de predicción, SEPC: Error estándar de la predicción ajustado por el sesgo, r²: Coeficiente de determinación de la predicción, RPD: Relación del desempeño de la desviación.

Para el N, se seleccionó, como mejor modelo el desarrollado, a partir del segmento espectral NIR, usando el tratamiento matemático 1.8.8.1, ya que presenta un mayor RPD y r², correspondiente a una correlación alta con el analito; no obstante, los modelos de predicción con los dos segmentos espectrales presentaron un valor igual de SEPC, por lo que ambos segmentos espectrales pueden ser utilizados para la predicción del analito, con una precisión y exactitud semejante.

Con relación al Ca, P y Fe, se eligieron los modelos desarrollados a partir del segmento espectral Visible+NIR, usando el tratamiento matemático 1.4.4.1, debido a que los modelos exhibieron un mayor RPD y r², indicando una correlación media con el analito, aunque, para Ca y P, los modelos de predicción con los dos segmentos espectrales presentaron un valor igual de SEPC. Chen *et al.* (2002) desarrollaron modelos de predicción para P en hojas de caña de azúcar con alta

precisión, reportando un r²= 0,99, SEP= 0,01 g kg⁻¹ y RPD= 0,49; estos valores fueron obtenidos después de un proceso de eliminación de puntos del segmento espectral innecesarios implementando la Regresión de incertidumbre de Martens, en combinación con PLS.

En cuanto a la predicción de los contenidos de K y Zn, se obtuvo un desempeño mayor para el modelo desarrollado, a partir del segmento espectral Visible+NIR, usando el tratamiento matemático 1.8.8.1, teniendo en cuenta que los modelos presentaron un mayor RPD y r² y un menor SEPC.

El uso del segmento NIR presentó mejores resultados para los modelos de predicción del Mg y Cu. Para el Mg, se usó el tratamiento matemático 1.4.4.1, dando un mayor RPD y r². Para el Cu, se empleó el tratamiento matemático 2.8.8.1, presentando un mayor RPD y r²

y menor SEPC; no obstante, el valor r^2 corresponde a una correlación baja con el analito, indicando baja precisión del modelo.

Para los nutrientes de S, Mn y B, se observó que los modelos desarrollados a partir de los dos segmentos espectrales analizados en este estudio pueden ser utilizados para la predicción del analito, pues presentaron valores similares para RPD y r^2 .

De los resultados obtenidos en este estudio, se puede concluir, que se encontraron modelos adecuados para la predicción de los contenidos de N, Ca y P, a través de la firma espectral de tejido vegetal en plantas de caña para la producción de panela, identificándose el potencial de la herramienta NIRS, como una alternativa ágil y amigable con el medio ambiente. De esta forma, esta tecnología permite elaborar o ajustar planes de fertilización, a través de la identificación de deficiencias nutricionales en los cultivos.

Dado el potencial identificado para este estudio, se recomienda ampliar el conjunto de calibración con material vegetal de otras regiones productoras del país, como Antioquia, Cundinamarca y Nariño. Estos departamentos contribuyen significativamente a la producción de panela del país, pero poseen condiciones agroclimáticas diferentes a la HRS y, por lo tanto, el desarrollo vegetativo y la respuesta de los cultivos puede ser diferente.

Agradecimientos. A la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria – Agrosavia, por su colaboración y disposición para la ejecución de la propuesta de investigación. Conflictos de intereses: El artículo fue preparado y revisado con la participación de todos los autores, quienes declaramos que no existe conflicto de intereses que ponga en riesgo la validez de los resultados presentados. Contribución autores: Deisy Bibiana Camargo Hernández y Diana Marcela Parra Forero realizaron la curaduría y análisis formal de los datos para la escritura del borrador del manuscrito. Viviana Marcela Varón Ramírez, Juan Carlos Lesmes Suárez y Ayda Fernanda Barona Rodríguez contribuyeron con la investigación en campo y manejo de recursos. Claudia Ariza Nieto lideró la contextualización y metodología del manuscrito. Todos los autores participaron en la redacción, revisión, edición del manuscrito y aprueban la versión final. Financiación: Este estudio fue financiado con recursos públicos asignados a Agrosavia, mediante el proyecto “ID 1001230 Ajuste de tecnologías para el manejo de suelos, transporte aéreo de caña y extracción de jugo de caña para la industria panelera”.

REFERENCIAS

1. ABDEL-RAHMAN, E.M.; AHMED, F.B.; VAN DEN BERG, M. 2010. Estimation of sugarcane leaf nitrogen concentration using in situ spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 12:S52-S57. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.11.003>
2. ADNAN, M.; SHEN, Y.; MA, F.; WANG, M.; JIANG, F.; HU, Q.; MAO, L.; LU, P.; CHEN, X.; HE, G.; KHAN, M.T.; DENG, Z.; CHEN, B.; ZHANG, M.; HUANG, J. 2022. A quick and precise online near-infrared spectroscopy assay for high-throughput screening biomass digestibility in large scale sugarcane germplasm. *Industrial Crops and Products*. 189:115814. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2022.115814>
3. ANCIN MURGUZUR, F.J.; BISON, M.; SMIS, A.; BÖHNER, H.; STRUYF, E.; MEIRE, P.; BRÅTHEN, K.A. 2019. Towards a global arctic-alpine model for Near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS) predictions of foliar nitrogen, phosphorus and carbon content. *Scientific Reports*. 9(1):1-10. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-44558-9>
4. ARANA, I.; JARÉN, C.; ARAZURI, S. 2005. Maturity, variety and origin determination in white grapes (*Vitis vinifera* L.) using near infrared reflectance technology. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*. 13(6):349-357. <https://doi.org/10.1255/jnirs.566>
5. BASTIDAS, L.; REA, R.; DE SOUSA, O.; VALLE, A.; VENTURA, J. 2010. Calidad forrajera de cinco variedades de caña de azúcar en Santa Cruz de Bucaral, Estado Falcón, Venezuela. *Revista de Estudios Transdisciplinarios*. 2(2):63-75.
6. CACUANGO P., L.; ALVARADO O., S.; JIBAJA A., Y. 2016. Determinación de macro y micronutrientes catiónicos en tejidos vegetales de banano, palma y rosas, por espectroscopía de emisión por acoplamiento de plasma inductivo y detección óptica (ICP-OES). *InfoANALÍTICA*. 4(1):33-45. <https://doi.org/10.26807/ia.v4i1.13>
7. CALHEIROS, L.C.S.; FREIRE, F.J.; FILHO, G.M.; OLIVEIRA, E.C.A.; MOURA, A.B.; COSTA, J.V.T.; CRUZ, F.J.R.; SANTOS, Á.S.; REZENDE, J.S. 2018. Assessment of nutrient balance in sugarcane using DRIS and CND methods. *Journal of Agricultural Science*. 10(9):164. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n9p164>
8. CEN, H.; HE, Y. 2007. Theory and application of near infrared Reflectance spectroscopy in determination of food quality. *Trends in Food Science & Technology*. 18(2):72-83. <http://doi.org/10.1016/j.tifs.2006.09.003>
9. CENICAÑA. 2020. Análisis de Tejido Foliar- Servicio de análisis de laboratorio. Disponible desde Internet en: <https://www.cenicana.org/servicio-de-analisis-de-tejido-foia-r-para-recomendaciones-de-fertilizacion-2/>
10. CHEN, M.; GLAZ, B.; GILBERT, R.A.; DAROUB, S.H.; BARTON, F.E.; WAN, Y. 2002. Near-infrared reflectance spectroscopy analysis of phosphorus in sugarcane leaves. *Agronomy Journal*. 94(6):1324-1331. <https://doi.org/10.2134/agronj2002.1324>
11. CLARK, D.H.; MAYLAND, H.F.; LAMB, R.C. 1987. mineral

- analysis of forages with near infrared reflectance spectroscopy. *Agronomy Journal*. 79(3):485-490.
<https://doi.org/10.2134/agronj1987.00021962007900030016x>
12. CONTRERAS PEDRAZA, C.A.; RAMIREZ, J.; FONSECA, S.E. 2016. Plan Estratégico de Ciencia, Tecnología e Innovación del Sector Agropecuario Colombiano. Cadena agroindustrial de la panela. Pectia. Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria, Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, Colciencias. Colombia. 33p. Disponible desde Internet en:
<https://repository.agrosavia.co/handle/20.500.12324/1392>
 13. COZZOLINO, D.; MORON, A. 2004. Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) to predict trace minerals in legumes. *Animal Feed Science and Technology*. 111(1-4):161-173.
<https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2003.08.001>
 14. DA SILVA, F.C. 2009. Manual de análisis química de solos, plantas e fertilizantes. 2nd ed. Embrapa. Brasília, Brasil. 624p.
 15. DEPARTAMENTO DE SANTANDER; UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER. 2011. Santander 2030. Diagnostico dimensión biofísico ambiental territorial de Santander. Tomo 1. Colombia. 250p.
 16. GALVEZ-SOLA, L.; GARCÍA-SÁNCHEZ, F.; PÉREZ-PÉREZ, J.G.; GIMENO, V.; NAVARRO, J.M.; MORAL, R.; MARTÍNEZ-NICOLÁS, J.J.; NIEVES, M. 2015. Rapid estimation of nutritional elements on citrus leaves by near infrared reflectance spectroscopy. *Frontiers in Plant Science*. 6:571.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2015.00571>
 17. GE, Y.; ATEFI, A.; ZHANG, H.; MIAO, C.; RAMAMURTHY, R.K.; SIGMON, B.; YANG, J.; SCHNABLE, J.C. 2019. High-throughput analysis of leaf physiological and chemical traits with VIS-NIR-SWIR spectroscopy: A case study with a maize diversity panel. *Plant Methods*. 15(1):66.
<https://doi.org/10.1186/s13007-019-0450-8>
 18. GIVENS, D.I.; DEAVILLE, E.R. 1999. The current and future role of near infrared reflectance spectroscopy in animal nutrition: a review. *Australian Journal of Agricultural Research*. 50(7):1131-1145.
<https://doi.org/10.1071/AR98014>
 19. GONZÁLEZ CHAVARRO, F.; CABEZAS GUTIÉRREZ, M.; RAMÍREZ-GÓMEZ, M.; RAMÍREZ DURÁN, J. 2018. Curvas de absorción de macronutrientes en tres variedades de caña de azúcar (*Saccharum officinarum* L.) para panela, en la Hoya del Río Suárez. *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica*. 21(2):395-404.
<https://doi.org/10.31910/rudca.v21.n2.2018.995>
 20. GONZÁLEZ-MARTÍN, I.; HERNÁNDEZ-HIERRO, J.M.; GONZÁLEZ-CABRERA, J.M. 2007. Use of NIRS technology with a remote reflectance fibre-optic probe for predicting mineral composition (Ca, K, P, Fe, Mn, Na, Zn), protein and moisture in alfalfa. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*. 387:2199-2205.
<https://doi.org/10.1007/s00216-006-1039-4>
 21. IKOYI, A.Y.; YOUNGE, B.A. 2020. Influence of forage particle size and residual moisture on near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) calibration accuracy for macro-mineral determination. *Animal Feed Science and Technology*. 270:114674.
<https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2020.114674>
 22. INSTITUTO DE HIDROLOGÍA, METEOROLOGÍA Y ESTUDIOS AMBIENTALES, IDEAM. 2014. Clasificación climática de Köppen periodo 1981-2010. Disponible desde Internet en:
http://www.ideam.gov.co/galeria-de-mapas/-/document_library_display/4VnjNLZDi78B/view/599272
 23. JIMÉNEZ HEINERT, M.; GRIJALVA ENDARA, A.; PONCE SOLÓRZANO, H. 2020. Plasma acoplado inductivamente en espectroscopia de emisión óptica (ICP-OES). *Recimundo*. 4(4):4-12.
[https://doi.org/10.26820/recimundo/4.\(4\).octubre.2020.4-12](https://doi.org/10.26820/recimundo/4.(4).octubre.2020.4-12)
 24. KUSWURJANTO, R.; TRIANTARTI. 2019. Study on application of near infrared (NIR) spectroscopy for sugar cane juice analysis to replace conventional analysis methods. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 355:012059.
<https://doi.org/10.1088/1755-1315/355/1/012059>
 25. LÓPEZ, I.; ARANDA, E.M.; MENDOZA, J.A.; RAMOS, G.D. 2003. Evaluación nutricional de ocho variedades de caña de azúcar con potencial forrajero. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*. 37(4):381-386.
 26. MENESATTI, P.; ANTONUCCI, F.; PALLOTTINO, F.; ROCCUZZO, G.; ALLEGRA, M.; STAGNO, F.; INTRIGLIOLO, F. 2010. Estimation of plant nutritional status by Vis-NIR spectrophotometric analysis on orange leaves [*Citrus sinensis* (L) Osbeck cv Tarocco]. *Biosystems Engineering*. 105(4):448-454.
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2010.01.003>
 27. 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>
 28. MUCHOVEJ, R.M.; NEWMAN, P.R.; LUO, Y. 2005. Sugarcane leaf nutrient concentrations: With or without

- midrib tissue. *Journal of Plant Nutrition*. 28(7):1271-1286. <https://doi.org/10.1081/PLN-200063303>
29. NOCITA, M.; STEVENS, A.; VAN WESEMAEL, B.; AITKENHEAD, M.; BACHMANN, M.; BARTHÈS, B.; DOR, E.B.; BROWN, D.J.; CLAIROTTE, M.; CSORBA, A.; DARDENNE, P.; DEMATTÈ, J.A.M.; GENOT, V.; GUERRERO, C.; KNADEL, M.; MONTANARELLA, L.; NOON, C.; RAMIREZ-LOPEZ, L.; ROBERTSON, J.; SAKAI, H.; SORIANO-DISLA, J.M.; SHEPHERD, K.D.; STENBERG, B.; TOWETT, E.K.; VARGAS, R.; WETTERLIND, J. 2015. Chapter four-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>
 30. OZAKI, Y.; MCCLURE, W.F.; CHRISTY, A.A. 2007. *Near-Infrared Spectroscopy in food science and technology*. Wiley Interscience. Hoboken, New Jersey, USA. 405p. <https://doi.org/10.1002/0470047704>
 31. PADILLA-CUEVAS, J.; YEE-MADEIRA, H.T.; MERINO-GARCÍA, A.; HIDALGO, C.; ETCHEVERS, J.D. 2020. Análisis de los elementos minerales esenciales y tóxicos en tejidos vegetales. *Agrociencia*. 54(3):413-434. <https://doi.org/10.47163/agrociencia.v54i3.1916>
 32. PRANANTO, J.A.; MINASNY, B.; WEAVER, T. 2020. Chapter one - Near infrared (NIR) spectroscopy as a rapid and cost-effective method for nutrient analysis of plant leaf tissues. En: Sparks, D.L. (ed.). *Advances in agronomy*. 1st edition, volume. 164. Academic Press. p.1-49. <https://doi.org/10.1016/bs.agron.2020.06.001>
 33. PRANANTO, J.A.; MINASNY, B.; WEAVER, T. 2021. Rapid and cost-effective nutrient content analysis of cotton leaves using near-infrared spectroscopy (NIRS). *PeerJ*. 9:e11042. <https://doi.org/10.7717/peerj.11042>
 34. RAMÍREZ DURÁN, J.; INSUASTY BURBANO, O.; VIVEROS VALENS, C.A. 2014. Comportamiento agroindustrial de diez variedades de caña de azúcar para producción de panela en Santander, Colombia. *Ciencia y Tecnología Agropecuaria*. 15(2):183. https://doi.org/10.21930/rcta.vol15_num2_art:358
 35. RODRIGUES, M.; NANNI, M.R.; CEZAR, E.; DOS SANTOS, G.L.A.A.; REIS, A.S.; DE OLIVEIRA, K.M.; DE OLIVEIRA, R.B. 2020. Vis-NIR spectroscopy: from leaf dry mass production estimate to the prediction of macro- and micronutrients in soybean crops. *Journal of Applied Remote Sensing*. 14(4):044505. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.14.044505>
 36. SALGADO-GARCÍA, S.; PALMA-LÓPEZ, D.J.; ZAVALA-CRUZ, J.; LAGUNES-ESPINOZA, L.DEL C.; CASTELÁN-ESTRADA, M.; ORTIZ-GARCÍA, C. F.; JUÁREZ-LÓPEZ, J.F.; RINCÓN-RAMÍREZ, J.; HERNÁNDEZ-NATAREN, E. 2008. Programa sustentable de fertilización para el ingenio Pujiltilic, Chiapas, México. *Terra Latinoamericana*. 26(4):361-373.
 37. SANSECHAN, P.; PANDUANGNATE, L.; SAENGPRACHATANARUG, K.; WONGPICHET, S.; TAIRA, E.; POSOM, J. 2018. A portable near infrared spectrometer as a non-destructive tool for rapid screening of solid density stalk in a sugarcane breeding program. *Sensing and Bio-Sensing Research*. 20:34-40. <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2018.07.001>
 38. SHENK, J.S.; WESTRERHAUS, M.O. 1991. Population definition, sample selection, and calibration procedures for near-infrared reflectance spectroscopy. *Crop Science*. 31:469-474. <https://doi.org/10.2135/cropsci1991.0011183X003100020049x>
 39. SINGH, L.; MUTANGA, O.; MAFONGOYA, P.; PEERBHAY, K.; CROUS, J. 2022. Hyperspectral remote sensing for foliar nutrient detection in forestry: A near-infrared perspective. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 25:100676. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100676>
 40. STEIDLE NETO, A.J.; TOLEDO, J.V.; ZOLNIER, S.; LOPES, D.C.; PIRES, C.V.; DA SILVA, T.G.F. 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>
 41. ULISSI, V.; ANTONUCCI, F.; BENINCASA, P.; FARNESELLI, M.; TOSTI, G.; GUIDUCCI, M.; TEI, F.; COSTA, C.; PALLOTTINO, F.; PARI, L.; MENESATTI, P. 2011. Nitrogen concentration estimation in tomato leaves by VIS-NIR nondestructive spectroscopy. *Sensors*. 11(6):6411-6424. <https://doi.org/10.3390/s110606411>
 42. VOLVERÁS-MAMBUSCAY, B.; GONZÁLEZ-CHAVARRO, C.F.; HUERTAS, B.; KOPP-SANABRIA, E.; RAMÍREZ-DURÁN, J. 2020. Effect of the organic and mineral fertilizer on the performance of sugarcane yield in Nariño, Colombia. *Agronomy Mesoamerican*. 31(3):547-565. <https://doi.org/10.15517/AM.V31I3.37334>
 43. WILLIAMS, P. 2014. The RPD Statistic: A tutorial note. *NIR News*. 25(1):22-26. <https://doi.org/10.1255/nirn.1419>

44. WILLIAMS, P.C. 2001. Implementation of Near- Infrared Technology. En: Williams, P.C.; Norris, K. Near-Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries. 2nd edition. American Association of Cereal Chemists, Inc. Saint. Paul, Minesota, USA. p.146-169.