

Evaluación de índices de vegetación para la estimación de elementos nutricionales en cultivos de caña de azúcar usando RPAS

David Montero Loaiza¹
César Edwin Garcia¹
Mario Andres Soto¹

¹ Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia – CENICAÑA
dmontero@cenicana.org, cegarcia@cenicana.org, masoto@cenicana.org

Jimy Celis²

² Celis Servicios Topográficos S.A.S.
director@celis.com.co

Abstract. The research carried out in the Colombia's sugarcane agroindustrial sector by the Sugarcane Research Center of Colombia – Cenicaña has the objective of improve the crop yield in the country. Good fertilization rates can be related to good productivity by the crop, therefore, nutritional elements estimations, as nitrogen, phosphorus or potassium estimations, are needed in order to provide the appropriate nutritional rate to the sugarcane crop. The use of Remotely Piloted Aircraft Systems – RPAS, together with multispectral cameras, has allowed the acquisition of high spatial resolution images and images with spectral information in and outside the visible spectrum, generating an alternative and nondestructive technological approach to estimate nutritional elements while monitoring sugarcane crops. The objective of this paper was to evaluate the relationship between five vegetation indices derived from a modified camera that allows spectral information in the red edge and ten nutritional elements (nitrogen, phosphorus, potassium, calcium, magnesium, iron, manganese, copper, zinc and boron) measured in the foliage of 18 plots of a sugarcane crop experiment with the variety CC 93-4418. The best relationships were obtained between the vegetation indices and two of the primary macro-nutrients: phosphorus and potassium, one of the secondary macro-nutrients: magnesium and one of the micro-nutrients: zinc.

Palavras-chave: remotesensing, imageprocessing, rededge, foliage.

1. Introducción

La influencia de los elementos nutricionales en la caña de azúcar, así como de cualquier cultivo, se ve reflejada en la productividad final que en caña de azúcar es medida en toneladas por hectáreas ($t\ ha^{-1}$) y por ende se vuelve indispensable el monitoreo de los elementos según las condiciones agronómicas tales como: tipo de variedad, tipo de suelo y prácticas de fertilización (Jaffé 2015). En consecuencia, a nivel mundial se han realizado varios estudios para la detección de déficit de nutrientes primarios tales como nitrógeno - N (Wei et al., 2012), fósforo - P (Wang et al., 2016) y potasio - K (Pimstein et al., 2011), además de algunos micro y macro-nutrientes secundarios como calcio - Ca, magnesio - Mg, zinc - Zn, cobre - Cu, manganeso - Mn, hierro - Fe, entre otros (López & Sequere, 2013), a partir de muestras tomadas en campo y analizadas en laboratorio.

El Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia – Cenicaña ha buscado nuevas herramientas para la estimación de los elementos nutricionales con métodos menos destructivos y más confiables. Estudios han relacionado el cálculo de índices de vegetación con la estimación de déficit de nutrientes teniendo como base valores de reflectancia medidas con espectroradiómetro (Sanches et al., 2013). Sin embargo, las firmas espectrales tomadas en campo presentan gran variabilidad entre ellas, lo que en algunos casos hace necesario tomar un número significativo, además que las condiciones durante las tomas varían constantemente debido al alto porcentaje de nubosidad presentado a lo largo del año en las latitudes en donde se encuentra cultivado la caña de azúcar en Colombia. Por tal motivo nuevas metodologías para la captura de información remota han sido exploradas, como los Sistemas Aéreos Ultralivianos y más recientemente los Sistemas de Aeronave Piloteados Remotamente – RPAS (García & Herrera, 2015). Este sistema de RPAS facilita la adquisición de información de la zona de estudio, obteniendo imágenes con nubosidad nula y con una alta

resolución, que permiten el cálculo de índices de vegetación requeridos para estimar elementos nutricionales.

El objetivo de este estudio fue el de evaluar, a partir de índices de vegetación calculados con una cámara convencional modificada acoplada a un RPAS, la estimación de macro-nutrientes primarios (N, P y K), secundarios (Ca y Mg) y micro-nutrientes (Fe, Mn, Cu, Zn y Boro - B) en el follaje de la caña de azúcar.

2. Metodología

La zona de estudio abarca las coordenadas $76^{\circ}17'45.6''W$ y $3^{\circ}21'39.6''N$, la cual se encuentra comprendida por un experimento de 18 parcelas con la variedad CC 93-4418 de caña de azúcar (Figura 1). En la zona de estudio la elevación es de 1000 msnm con una temperatura promedio de $23^{\circ}C$ y una precipitación anual que varía desde los 938 mm hasta los 1882 mm.

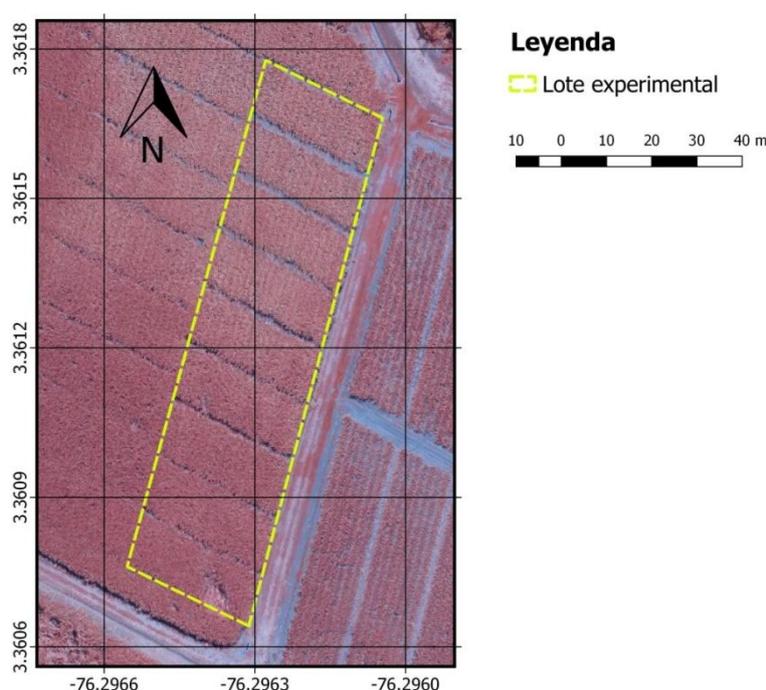


Figura 1. Delimitación del lote experimental sobre el mosaico generado con la cámara modificada usada.

Para cada una de las 18 parcelas del lote de experimentación fueron medidos en el follaje los tres macro-nutrientes primarios (N, P y K), dos macro-nutrientes secundarios (Ca y Mg) y cinco micro-nutrientes (Fe, Mn, Zn, Cu y B) mediante métodos convencionales. El vuelo sobre la zona de estudio se realizó el 17 julio 2015 con RPAS Ebee y una cámara modificada (Canon PowerShot ELPH 110HS), cuyo canal del rojo fue modificado para obtener información del Red Edge (715 nm). Todas las imágenes del vuelo fueron convertidas en un mosaico con el software Agisoft PhotoScan con la ayuda de puntos de control que fueron tomados en campo con un receptor GNSS ProMark 120 L1.

Los índices de vegetación fueron generados adicionándole a las fórmulas convencionales de diversos índices la banda del red edge en reemplazo de la banda del infrarrojo cercano. Estos índices son el Chlorophyll Index Green Red Edge (Ecuación 1), el Green Leaf Index Red Edge (Ecuación 2), el Green Normalized Difference Vegetation Index Red Edge (Ecuación 3), el Visible Atmospherically Resistant Index Red Edge (Ecuación 4) y el Blue Normalized Difference Vegetation Index Red Edge (Ecuación 5).

$$CIGRe = Re/G - 1 \quad (1)$$

$$GLIRE = (2G - Re - B)/(2G + Re + B) \quad (2)$$

$$GNDVIRE = (Re - G)/(Re + G) \quad (3)$$

$$VARIRE = (G - Re)/(G + Re - B) \quad (4)$$

$$BNDVIRE = (Re - B)/(Re + B) \quad (5)$$

Donde Re corresponde a los valores de niveles digitales - DN de la banda red edge, G a los valores de DN de la banda verde y B a los valores de DN de la banda azul.

Para cada una de las 18 parcelas del lote de experimentación le fue extraído el valor promedio de cada uno de los cinco índices de vegetación por medio de regiones de interés – ROI usando el software QGIS, de modo que pudieran ser relacionados por medio de regresiones lineales con los elementos nutricionales medidos en el follaje de cada parcela del experimento.

3. Resultados y discusiones

Fueron realizadas regresiones lineales entre cada índice calculado y el contenido de elementos nutricionales en el follaje para las 18 parcelas del lote experimental, de las cuales fueron extraídos el coeficiente de determinación y el error típico de cada modelo. En la tabla 1 se muestran las relaciones obtenidas para los macro-nutrientes primarios:

Tabla 2. Resultados de las regresiones lineales entre los cinco índices de vegetación y los macro-nutrientes primarios.

Elemento	Estadística	CIGRe	GLIRE	GNDVIRE	VARIRE	BNDVIRE
N	R ²	0.007	0.004	0.010	0.008	0.157
	Error Típico	0.075	0.076	0.075	0.075	0.070
P	R ²	0.659	0.667	0.652	0.657	0.228
	Error Típico	0.016	0.016	0.017	0.016	0.025
K	R ²	0.769	0.753	0.777	0.768	0.526
	Error Típico	0.049	0.051	0.049	0.050	0.071

De los tres macro-nutrientes primarios sólo se encontraron buenas relaciones entre los índices de vegetación y los elementos P y K; en el caso del N, según Pimstein et al. (2011), las longitudes de onda en el rango de NIR son las mejores para correlacionarlo con los índices de vegetación y por ende, al realizar los cálculos con la banda Red Edge, no se encuentra una buena correlación. Para P, el índice que obtuvo el mejor R² fue el GLIRE con un valor de 0.667 y un error típico de 0.016 ppm, mientras que para K el índice que obtuvo el mejor R² fue el GNDVIRE con un valor de 0.777 con un error típico de 0.049 ppm. Para ambos elementos el índice BNDVIRE fue el que menor R² obtuvo con valores de 0.228 y 0.526 para P y K respectivamente.

Tabla 3. Resultados de las regresiones lineales entre los cinco índices de vegetación y los macro-nutrientes secundarios.

Elemento	Estadística	CIGRe	GLIRE	GNDVIRE	VARIRE	BNDVIRE
Ca	R ²	0.161	0.155	0.161	0.157	0.025

Mg	Error Típico	0.034	0.034	0.034	0.034	0.037
	R ²	0.599	0.581	0.614	0.603	0.496
	Error Típico	0.028	0.029	0.028	0.028	0.032

De los dos macro-nutrientes secundarios evaluados se encontraron mejores relaciones entre los índices de vegetación y el Mg. El índice que obtuvo el mejor R² fue el GNDVIREcon un valor de 0.614 con un error típico de 0.028 ppm, mientras que el índice BNDVIRE fue el que menor R² obtuvo con un valor de 0.496.

Tabla 4. Resultados de las regresiones lineales entre los cinco índices de vegetación y los micro-nutrientes.

Elemento	Estadística	CIGRe	GLIRE	GNDVIRE	VARIRE	BNDVIRE
Fe	R ²	0.058	0.063	0.058	0.060	0.008
	Error Típico	13.117	13.085	13.119	13.103	13.461
Mn	R ²	0.000	0.002	0.000	0.000	0.093
	Error Típico	2.596	2.595	2.597	2.596	2.474
Cu	R ²	0.002	0.005	0.001	0.002	0.101
	Error Típico	0.431	0.431	0.431	0.431	0.409
Zn	R ²	0.359	0.338	0.369	0.355	0.374
	Error Típico	2.187	2.222	2.170	2.194	2.161
B	R ²	0.095	0.096	0.092	0.092	0.072
	Error Típico	0.166	0.166	0.167	0.167	0.168

De los cinco micro-nutrientes evaluados se encontraron mejores relaciones entre los índices de vegetación y el Zn. El índice que obtuvo el mejor R² fue el BNDVIREcon un valor de 0.374 con un error típico de 2.161 ppm, mientras que el índice GLIRE fue el que menor R² obtuvo con un valor de 0.338.

4. Conclusiones

La mayoría de índices de vegetación tienen un buen desempeño modelando el contenido de P y K en el follaje con coeficientes de determinación superiores a 0.6, así como también presentan una leve contribución al modelamiento de Mg y Zn con coeficientes de determinación superiores a 0.5 y 0.3 respectivamente.

El índice GLIRE tiene el mejor desempeño modelando P, mientras que para el modelamiento de K y Mg es el índice GNDVIRE el que tiene un mejor desempeño.

El BNDVIRE es el que menor desempeño tiene modelando la mayoría de los elementos nutricionales, sin embargo, para el modelamiento de Zn es este índice el que tiene el mejor desempeño con un coeficiente de determinación de 0.374.

Ninguno de los índices de vegetación evaluado tiene un buen desempeño modelando el contenido de N, Ca, Fe, Mn, Cu y B en el follaje.

5. Agradecimientos

Los autores agradecen al sector azucarero de Colombia por los aportes a las investigaciones que Cenicaña realiza.

6. Referencias bibliográficas

García, C. E.; Herrera, F. A.. 2015. "Percepción remota en cultivos de caña de azúcar usando una cámara multiespectral en vehículos aéreos no tripulados". In: Anais XVII

Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 2015, Joao Pessoa, Brasil. São José dos Campos, INPE.

Hernández, D., L.; Sequera, D. Sugar cane nutrient requirements and the role of atmospheric deposition supplying supplementary fertilization in a Venezuelan sugar cane plantation. **Atmósfera**, v. 23, n. 3, p. 337 – 348, 2013.

Jaffé, W., R. Nutritional and functional components of non centrifugal cane sugar: A compilation of the data from the analytical literatura. **Journal of Food Composition and Analysis**, v. 43, p. 194 – 202, 2015.

Pimstein, A.; Karnieli, A.; Bansal, S.K.; Bonfil D., J. Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. **Field Crops Research**, v. 121, p. 125 – 135, 2011.

Sanches, I., D.; Filho, C., R., S.; Magalhães L., A.; Quitério, G., C., M.; Alves, M., N.; Oliveira, W., J. Assessing the impact of hydrocarbon leakages on vegetation using reflectance spectroscopy. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 78, p. 85 – 101, 2013.

Wang, J.; Shi, T.; Liu, H.; Wu, G. Successive projections algorithm-based three-band vegetation index for foliar phosphorus estimation. **Ecological Indicators**, v. 67, p. 12- 20, 2016.

Wei, W.; Xia, Y.; Yong-chao, T.; Xiao-jun, L.; Jun, N.; Wei-xing, C.; Yan, Z. Common Spectral Bands and Optimum Vegetation Indices for Monitoring Leaf Nitrogen Accumulation in Rice and Wheat. **Journal of Integrative Agriculture**, v. 11, n. 12, p. 2001-2012, 2012.