



Estimación de productividad en caña de azúcar desde la percepción remota

Estimation of sugarcane yield from remote sensing

César Edwin García¹, David Montero², Mario Andrés Soto³, Juan Manuel Valencia⁴



Cómo citar este artículo: García, C., Montero, D., Soto, M. & Valencia, J. (2017). Estimación de productividad en caña de azúcar desde la percepción remota. *Análisis Geográficos*, 53, 35-49.

Resumen

La estimación de la productividad de la caña de azúcar con percepción remota puede realizarse mediante la información colectada por sensores a bordo de satélites, aeronaves y, recientemente, en drones, que registran la interacción entre la radiación electromagnética y el dosel de la caña de azúcar en múltiples bandas espectrales. Con la información espectral recolectada de estas bandas se pueden calcular diferentes índices de vegetación y relacionarlos con variables biofísicas para intentar predecir la productividad del cultivo. El Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia (Cenicaña) ha trabajado desde hace veinte años con imágenes satelitales. Los satélites Landsat 5 (TM), Landsat 7 (ETM+), Landsat 8 (OLI) y Terra EOS AM-1 (MODIS) son usados para el monitoreo y el estudio del cultivo de la caña de azúcar en el sector agroindustrial azucarero del país, y se ha pasado recientemente al uso de imágenes captadas por aeronaves ultralivianas y, más recientemente, a la captura de imágenes visibles y multiespectrales usando RPAS, de modo que pueda enfocarse la evaluación de índices de vegetación para la estimación de la productividad a un nivel de detalle de parcela. Este trabajo presenta los resultados que se han obtenido usando distintos sensores a bordo de diferentes plataformas en la estimación temprana de la productividad en caña de azúcar.

Palabras clave: productividad, caña de azúcar, percepción remota, índice de vegetación, imágenes.

¹MSc Percepción Remota. Cenicaña. Correo: cegarcia@cenicana.org.

²Ingeniero Topográfico. Cenicaña. Correo: dmontero@cenicana.org.

³Ingeniero Topográfico. Cenicaña. Correo: masoto@cenicana.org.

⁴Ingeniero Topográfico. Cenicaña. Correo: jmvalencia@cenicana.org.





Abstract

The estimation of sugarcane yield with remote sensing can be done through information collected by sensors on satellites, aircrafts and recently in drones, which record the interaction between electromagnetic radiation and the sugarcane canopy in multiple spectral bands. With the spectral information collected from these bands different vegetation indices can be calculated and related to biophysical variables, trying to predict crop yield. For 20 years, the Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia (Cenicaña) has worked with satellite images, being Landsat 5 (TM), Landsat 7 (ETM +), Landsat 8 (OLI) and Terra EOS AM-1 (MODIS), those satellites used for the monitoring and study of sugarcane in the sugar agroindustrial sector of the country, images captured by ultra-light aircraft and more recently to the capture of visible and multispectral images using RPAS, so that the evaluation of vegetation indices for the yield estimation can be focused at a plot level detail. This paper aims to present the results that have been obtained using different sensors on board different platforms in the early sugarcane yield estimation.

Keywords: *yield, sugarcane, Remote Sensing, vegetation index, imagery.*



Introducción

La estimación temprana de la productividad antes de la cosecha es de suma importancia para definir con anticipación las estrategias de comercialización del producto, ya que conociendo qué tan buena o mala será la próxima cosecha, la agroindustria o los agricultores podrán emplear estrategias de compra y venta para mejorar la competitividad. En la actualidad, los agricultores y los técnicos utilizan algunas técnicas para estimar la productividad temprana, que van desde la simple observación en campo y el uso de métodos estadísticos de aforo hasta la utilización de sensores remotos orbitales o aéreos.

La caña de azúcar (*Saccharum officinarum* L.) es, sin duda, el cultivo sacarífero más importante del mundo debido a la capacidad de generación de sacarosa en sus tallos, que es la materia prima para la generación de azúcar, panela, etanol e inclusive biomasa para la cogeneración de energía (Romero, Digonzelli & Scandalaris, 2009). En Colombia el sector azucarero se encuentra ubicado en el valle geográfico del río Cauca (VRC), que abarca 33 municipios desde el norte del departamento del Cauca, la franja central del Valle del Cauca, el sur del departamento de Risaralda e inclusive parte del departamento de Caldas. Esta agroindustria es de suma importancia para la económica de la región, abarca una extensión de aproximadamente 240.000 ha y genera más de 265.000 empleos a través de toda su cadena de valor (Asocaña, 2017).

Debido a su importancia en la economía regional y nacional, estimar y predecir la cosecha del cultivo es de suma importancia tanto para el sector como para los agricultores. El Centro de Investigación de la

Caña de Azúcar de Colombia (Cenicaña) viene trabajando en modelos matemáticos, estadísticos y agroclimáticos para intentar predecir la productividad del cultivo a lo largo de la geografía del VRC. Sin embargo, debido a las características mismas del cultivo (densidad del follaje y altura), la extensión del territorio, la heterogeneidad de los suelos y al hecho que no se tengan fechas exactas para la cosecha y la siembra (no existe zafras), esta estimación se convierte en una tarea difícil de hacer. En este sentido, el uso de información espectral obtenida remotamente desde satélites y, recientemente, desde drones, ha demostrado ser una ayuda para realizar estimaciones tempranas de la productividad del cultivo.

El monitoreo del cultivo de la caña de azúcar en Colombia mediante el uso de datos remotos es realizado por Cenicaña mediante el uso de imágenes satelitales, especialmente productos del sensor MODIS, imágenes TM/ETM+ Landsat, con espectrorradiometría de campo (Murillo & Carbonell, 2012) y en los últimos años con drones y cámaras multiespectrales (García, Montero & Chica, 2017; Montero & García, 2016).

La estimación temprana mediante el uso de sensores remotos ha sido una línea de investigación en los últimos años en el sector azucarero, la utilización de diferentes índices de vegetación obtenidos de bandas específicas como el NDVI y el EVI, el uso de diferentes sensores y recientemente de cámaras multiespectrales aerotransportadas han ayudado en generar diferentes modelos. En este trabajo se presentan algunos resultados que se han obtenido en la estimación de la productividad de la caña de azúcar mediante la percepción remota.



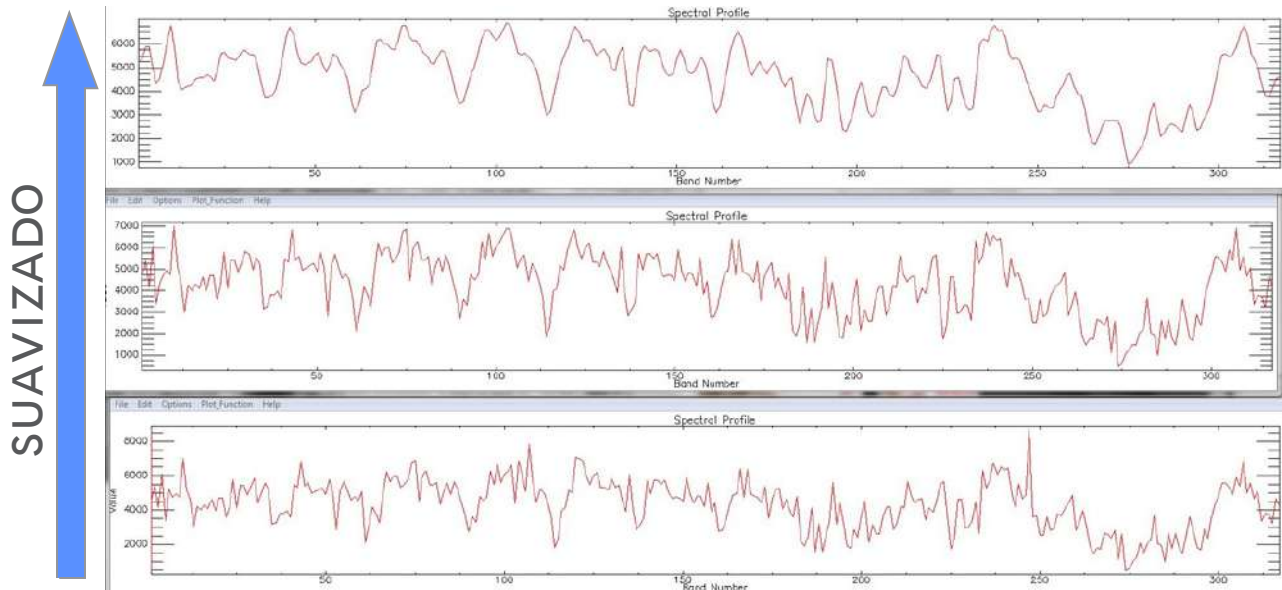


Figura 2. Interpolación y suavizado de la serie de tiempo del índice de vegetación EVI

Fuente: elaboración propia.

veinte años. Se han usado imágenes de los sensores MODIS, TM, ETM+, OLI y MSI de los satélites Terra EOS AM-1, Landsat 4 y 5, Landsat 7, Landsat 8 y Sentinel 2A, respectivamente, para realizar un monitoreo continuo del desarrollo del cultivo. Este monitoreo ha servido como base para tratar de estimar, por medio de índices de vegetación, la productividad del cultivo de manera temprana con bajos errores de estimación.

En 1999 se realizó uno de los primeros acercamientos de la estimación de productividad usando teledetección espacial, en donde, por medio de imágenes de Landsat 5, se construyó un modelo de pronóstico de productividad usando el índice de vegetación NDVI y las covariables de número de corte y edad del cultivo, alcanzando una explicación del 57,8%.

Con las imágenes del sensor MODIS (MOD13Q1) se ha obtenido una serie de tiempo del índice de vegetación EVI, cada

16 días, desde febrero del 2000. Las imágenes son corregidas usando la banda de calidad de la imagen, eliminando los píxeles con presencia potencial de nubes e interpolándolos linealmente de manera temporal. Si bien después de la interpolación la serie de tiempo se encuentra completa, existe una serie de ruidos que son corregidos usando el filtro Savitzky-Golay (Savitzky & Golay, 1964) (figura 2).

Aunque el índice NDVI es más usado globalmente, presenta fuertes saturaciones con alto contenido de biomasa; este es el caso del sector azucarero. Los primeros estudios (Bastidas & Carbonell, 2006) demostraron que el índice EVI del sensor MODIS presentaba mejores relaciones con la productividad ($R^2 = 0,73$) que los índices NDVI ($R^2 = 0,70$) y WdVI ($R^2 = 0,68$), usando para la relación la productividad obtenida de suertes, en la cual se comprendieran píxeles completos ("puros") de MODIS (figura 3).



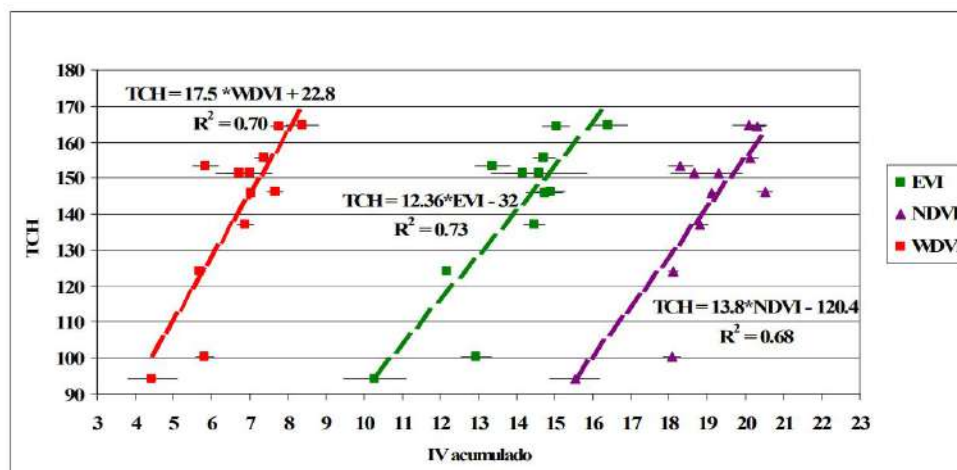


Figura 3. Estimación de productividad usando pixeles “puros” con los índices de vegetación NDVI, EVI y WDMI

Fuente: Bastidas y Carbonell (2006).

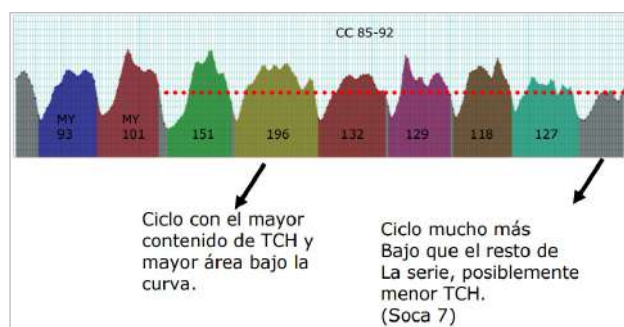


Figura 4. Área bajo la curva del índice EVI discriminada por ciclos del cultivo

Fuente: Murillo y Carbonell (2012).

Al usar la misma serie de tiempo de imágenes EVI de MODIS se encontró que el área de la curva de la serie de un ciclo de caña de azúcar tenía una relación directamente proporcional con la productividad en toneladas de caña por hectárea (TCH) del cultivo en cuestión (figura 4).

Fueron seleccionados 6.857 pixeles de la serie de tiempo y se hizo una relación entre el EVI acumulado (área bajo la curva) y la productividad del cultivo, en donde finalmente se generaron rangos de EVI acumulado y de productividad con los cuales se realizó un modelo de predicción que alcanzó una explicación del 83,2%, concluyendo que por cada 10.000 unidades de EVI acumuladas existía un incremento de 5 TCH para el cultivo (figura 5).

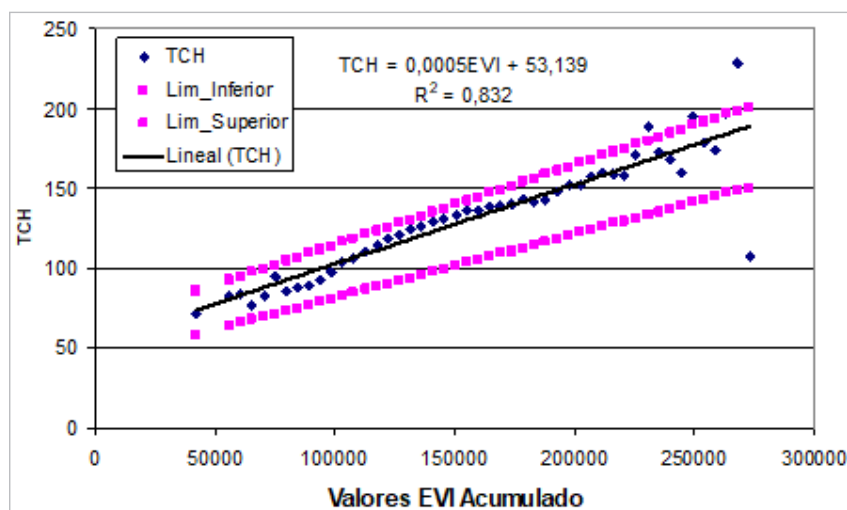


Figura 5. Modelo de estimación de productividad usando unidades de EVI acumulado

Fuente: Murillo y Carbonell (2012).



La edad es otro factor que juega un papel importante para la estimación de la productividad usando imágenes satelitales. En este ámbito también fue determinada la edad “ideal” para calcular la productividad con el menor error de estimación posible. Los índices de vegetación tienen generalmente un comportamiento proporcional al desarrollo del cultivo de la caña de azúcar (figura 6) y alcanzan sus valores máximos entre los 6 y los 7 meses de edad (figura 7).

Se realizó la estimación de productividad para distintas edades utilizando el índice de vegetación EVI. Las estadísticas se muestran en la tabla 1

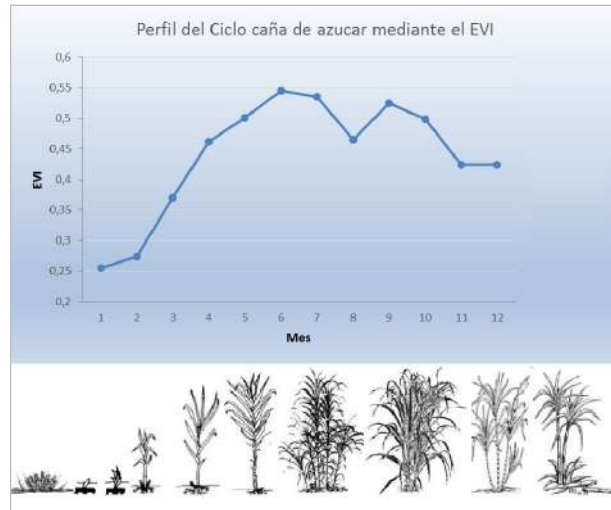


Figura 6. Comportamiento del índice de vegetación EVI durante el ciclo del cultivo

Fuente: elaboración propia.

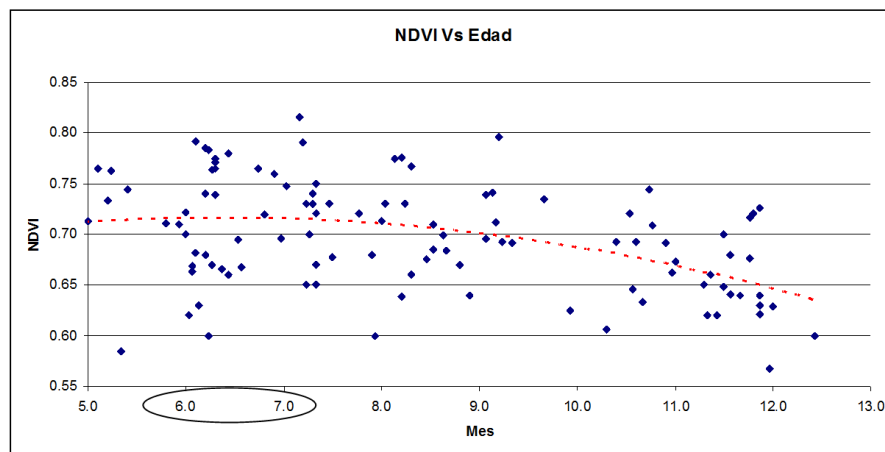


Figura 7. Valores máximos alcanzados por el índice NDVI según la edad del cultivo

Fuente: elaboración propia.

Tabla 1. Estadísticas de regresión entre el índice de vegetación EVI en diferentes edades y la productividad del cultivo

Edad (meses)	R ²	Error típico (TCH)
6	0,24	16,27
7	0,34	6,24
8	0,38	7,98
9	0,44	13,93
10	0,01	15,78
11	0,06	12,32

Fuente: elaboración propia.



Actualmente se están realizando investigaciones con índices de vegetación derivados del sensor MSI del satélite Sentinel 2A para estimar la curva de índices de vegetación de los cultivos según su productividad. En la figura 8 se presentan las curvas generales del cultivo de la caña de azúcar para diferentes índices de vegetación calculados con distintas longitudes de onda, en donde se observa un comportamiento similar al desarrollo del cultivo (figura 6).

En la figura 9 se observa el comportamiento del índice de vegetación GNDVI de acuerdo a los rangos determinados según los cuartiles de productividad de las suertes con las cuales fueron generadas las curvas. Se evidencia que las curvas de índices de vegetación con mayor productividad (Q3 y Q4) son muy similares, pero pueden diferenciarse de las curvas con menor productividad (Q2 y Q1), que no alcanzan altos valores del índice de vegetación en sus etapas de crecimiento y maduración.

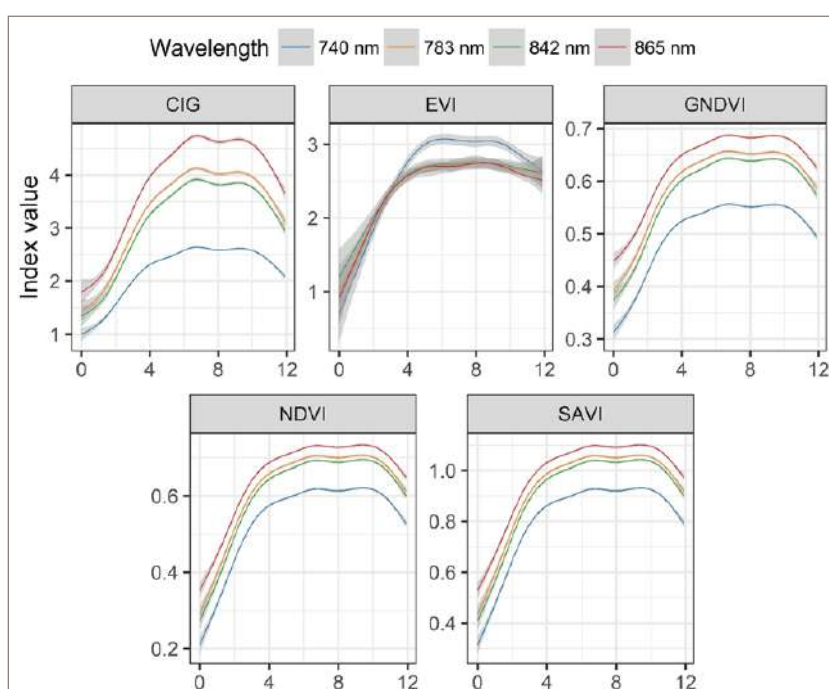
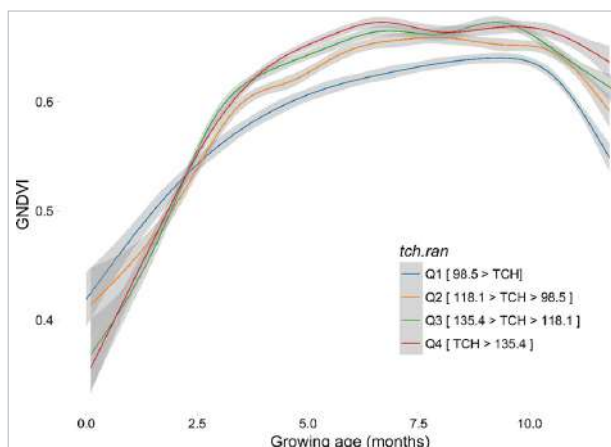


Figura 8. Comportamiento de diferentes índices de vegetación derivados del sensor MSI del satélite Sentinel 2A según la edad del cultivo de la caña de azúcar

Fuente: elaboración propia.

Figura 9. Comportamiento de índices de vegetación durante el ciclo de cultivo según rangos de productividad

Fuente: elaboración propia.





Drones y productividad

El monitoreo del cultivo de la caña de azúcar mediante drones o RPAS ha sido realizado mediante plataformas aéreas con cámaras multispectrales acopladas a estos. Los vuelos son generalmente realizados sobre lotes experimentales con diseños de parcelas en donde la productividad es medida por cada una de ellas.

Para un experimento se utilizó un vehículo multirrotor tipo cuadricóptero modelo Araknos V2 fabricado por la empresa Advector. Para la captura de imágenes se utilizó una Agricultural Digital Camera (ADC) lite

fabricada por la compañía Tetracam Inc. La ADC lite es una cámara pequeña con dimensiones de 6,55 x 4,92 mm, y un peso de 200 g; genera un registro de la posición de cada una de las capturas y posee un único sensor de 3,2 megapíxeles que opera en el NIR, bandas desde los 520 nm hasta los 920 nm y simula las bandas TM2, TM3 y TM4 del sensor Landsat Thematic Mapper (TM) (Tetracam, 2015). Con los resultados obtenidos fueron calculados 11 índices de vegetación y relacionados por medio de regresiones lineales con la productividad del cultivo, alcanzando así una explicación máxima del 53,3% (figura 10; tabla 2).

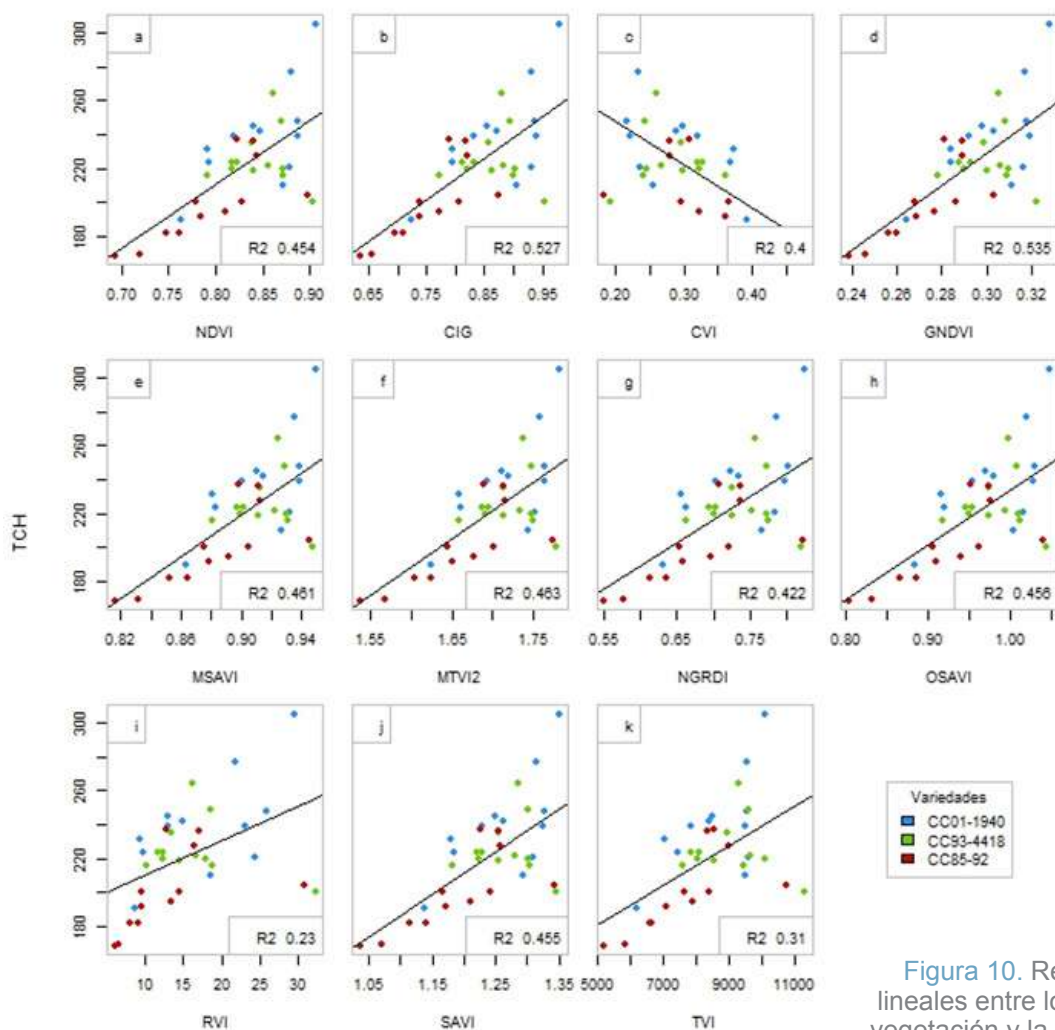


Figura 10. Regresiones lineales entre los índices de vegetación y la productividad del experimento

Fuente: elaboración propia.



Tabla 2. Estadísticas de las regresiones lineales entre los 11 índices de vegetación y la productividad

<i>Índice</i>	<i>R²</i>	<i>Error típico (TCH)</i>
NDVI	0,454	21,425
CIG	0,527	19,949
CVI	0,400	22,456
GNDVI	0,533	19,823
MSAVI	0,464	21,229
MTVI2	0,465	21,212
NGRDI	0,422	22,059
OSAVI	0,456	21,399
RVI	0,230	25,448
SAVI	0,455	21,409
TVI	0,310	24,087

Fuente: elaboración propia.

Al tener la mayoría de los índices de vegetación una relación entre sí, una regresión lineal múltiple tendría problemas de multicolinealidad; por tal motivo, se realizó un análisis de componentes principales y los 5 primeros factores fueron usados en

una regresión múltiple para estimar la productividad por variedad de caña de azúcar, alcanzando una explicación del 56% para la variedad CC 93-4418, del 48% para la variedad CC 85-92 y del 20% para la variedad CC 01-1940 (tabla 3).

Tabla 3. Estadísticas de las regresiones lineales

<i>Variedad</i>	<i>ANOVA p-valor</i>	<i>Error típico (TCH)</i>	<i>R² ajustado</i>
CC 01-1940	0.0129	28,4	20%
CC 85-92	<.0001	23,6	48%
CC 93-4418	<.0001	29,5	56%

Fuente: elaboración propia.

Otro experimento fue realizado con una cámara hiperespectral acoplada a un drone Ebee fabricado por SenseFly. La cámara hiperespectral está diseñada para captar la información espectral de 16 regiones del

espectro entre el rojo y el infrarrojo cercano (NIR). Fueron calculados 14 índices de vegetación y comparados con la productividad del cultivo mediante regresiones lineales (figura 11; tabla 4).

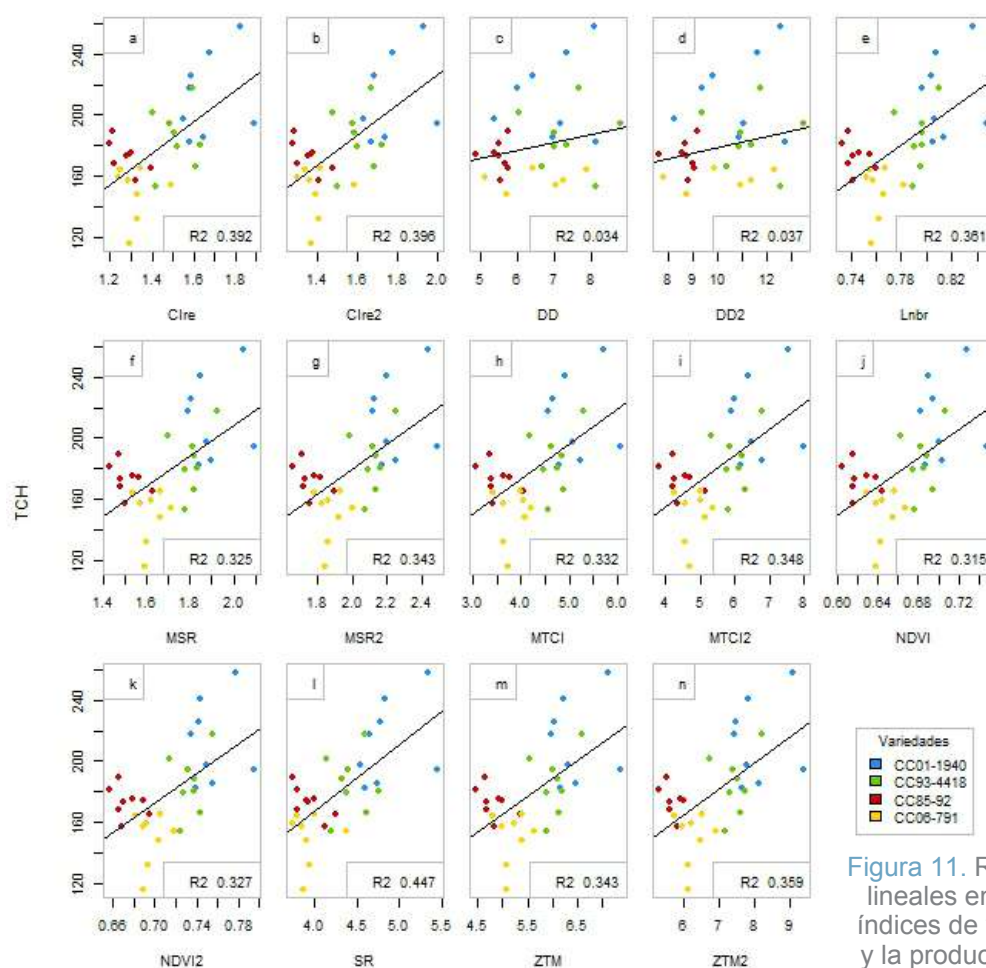


Figura 11. Regresiones lineales entre los 14 índices de vegetación y la productividad del experimento

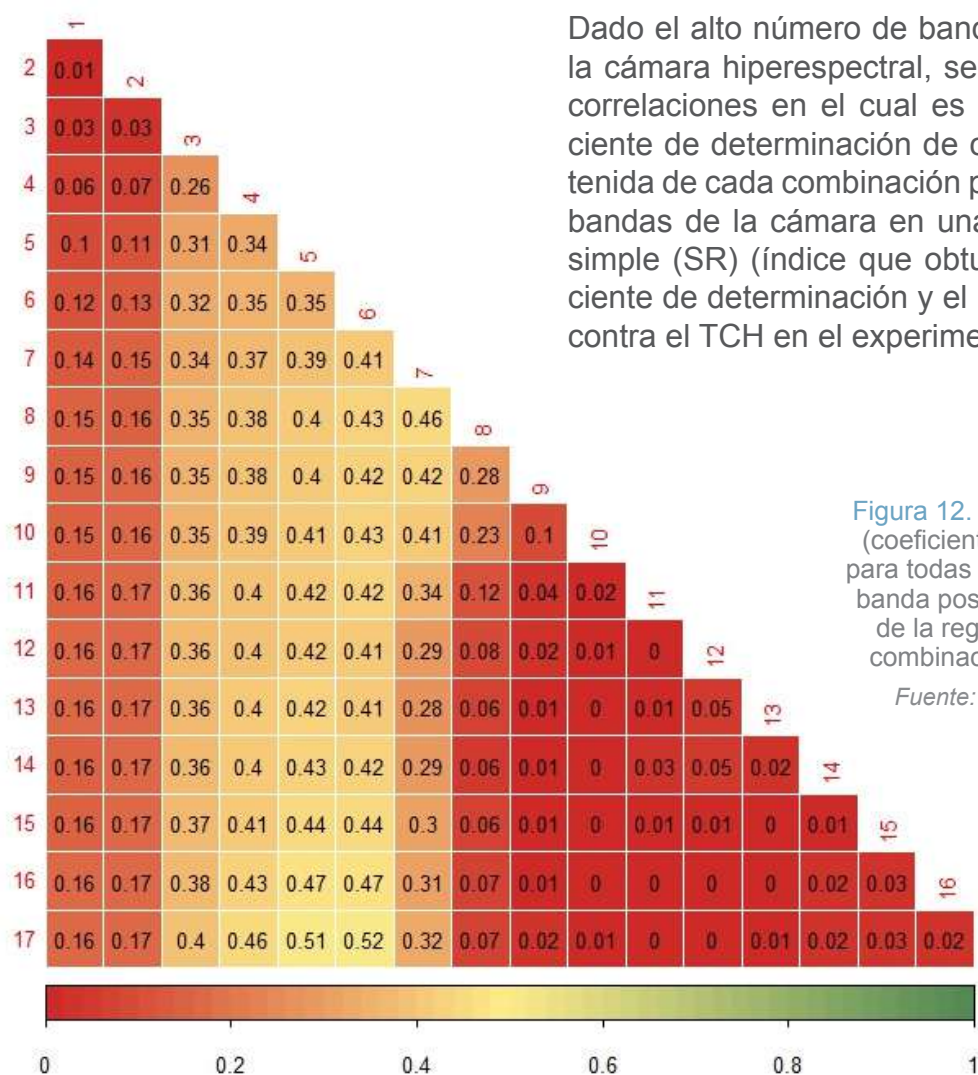
Fuente: elaboración propia.

Tabla 4. Estadísticas de las regresiones lineales entre los 14 índices de vegetación y la productividad

Índice	R^2	Error típico
CI _{red edge}	0,392	23,712
CI _{red edge} ²	0,396	23,634
DD	0,034	29,876
DD 2	0,037	29,830
Lnbr	0,358	24,360
MSR	0,325	24,982
MSR 2	0,343	24,642
MTCI	0,332	24,840
MTCI 2	0,348	24,539
NDVI	0,315	25,158
NDVI 2	0,328	24,925
SR	0,447	22,614
ZTM	0,343	24,648
ZTM 2	0,359	24,331

Fuente: elaboración propia.





Dado el alto número de bandas disponibles en la cámara hiperespectral, se realizó un plot de correlaciones en el cual es graficado el coeficiente de determinación de cada regresión obtenida de cada combinación posible entre las 17 bandas de la cámara en una fórmula de radio simple (SR) (índice que obtuvo el mejor coeficiente de determinación y el menor error típico) contra el TCH en el experimento (figura 12).

Figura 12. Plot de correlaciones (coeficiente de determinación) para todas las combinaciones de banda posibles como resultado de la regresión entre dichas combinaciones en SR y TCH

Fuente: elaboración propia.

Los coeficientes de determinación más altos obtenidos fueron de 0,52 y 0,51 entre las combinaciones de las bandas 17 y 6 (reflectancias en las longitudes de onda 877 nm y 744 nm) y las bandas 17 y 5 (reflectancias en las longitudes de onda 877 nm y 733 nm) respectivamente.

Utilizando las 17 bandas disponibles de la cámara hiperespectral se realizó una regresión lineal múltiple para estimar el TCH a partir de las bandas de la cámara

como variables de entrada. Una selección del modelo adecuado fue realizada por medio de valores del criterio de información de Akaike (AIC, por la sigla en inglés de Akaike Information Criterion) en regresión paso a paso, para la cual los valores de las reflectancias de las longitudes de onda 720 nm, 733 nm, 744 nm, 770 nm, 867 nm y 877 nm fueron elegidos. El modelo obtuvo un R^2 de 0,666, un R^2 ajustado de 0,586 y un error típico de 19,249 TCH (figura 13).

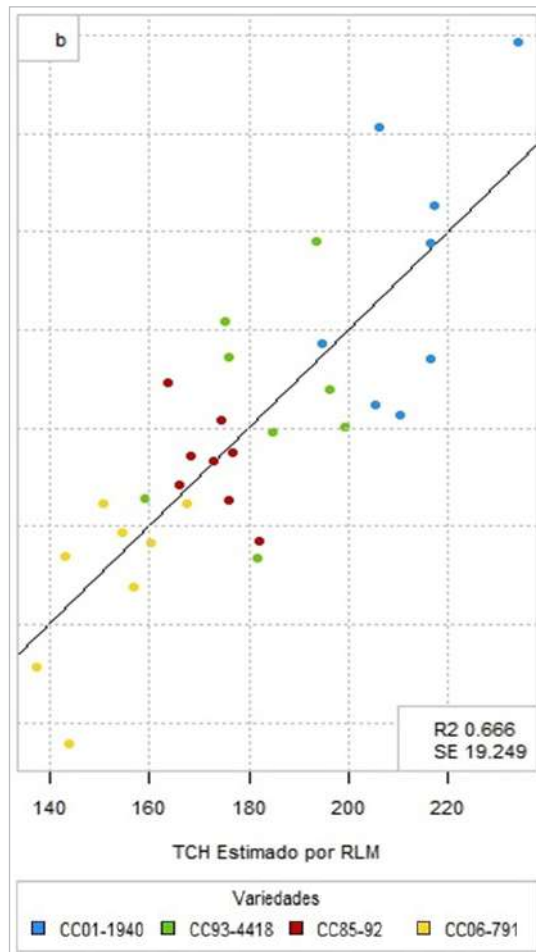


Figura 13. Relación del resultado del modelo de regresión lineal múltiple con el TCH del experimento

Fuente: elaboración propia.

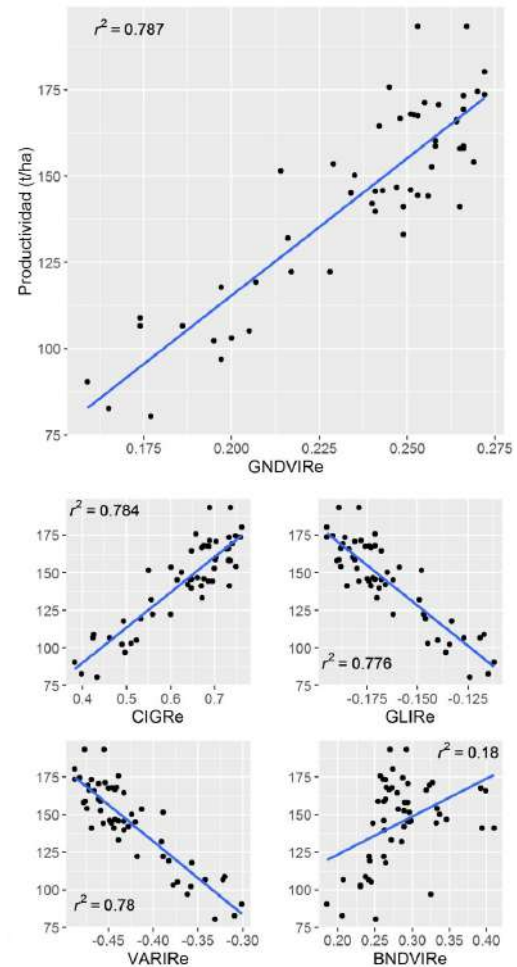


Figura 14. Regresiones lineales entre los 5 índices de vegetación y la productividad del experimento

Fuente: elaboración propia.

Finalmente, un experimento fue realizado utilizando índices de vegetación y modelos digitales de altura (MDA) como variables de entrada para la estimación temprana de productividad. Cinco índices fueron calculados con las imágenes capturadas

por una cámara modificada en el canal del rojo para obtener información de la región del Red Edge y fueron relacionados de manera individual con la productividad del experimento (figura 14; tabla 5).

Tabla 5. Estadísticas de las regresiones lineales entre los 5 índices de vegetación y la productividad.

Índice	R²	Error típico (TCH)
CIGRe	0,784	13,121
GLIRE	0,776	13,350
GNDVIRE	0,787	13,021
VARIRE	0,780	13,240
BNDVIRE	0,180	25,548

Fuente: elaboración propia.



El índice GNDVIRE fue el que mejor coeficiente de determinación obtuvo con el menor error típico; por tal motivo este índice, en conjunto con el MDA del cultivo generado a los 10 meses de edad, fueron utilizados en una regresión lineal múltiple para estimar la productividad del experimento, alcanzando una explicación del 80% con un error típico de 12,487 TCH. Este modelo fue validado con un experimento aledaño, en donde el modelo obtuvo un coeficiente de determinación de 0,921 y un error típico de 16,013 TCH (figura 15).

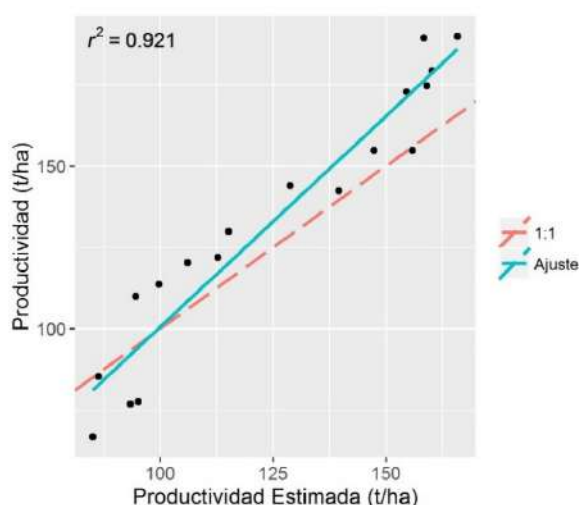


Figura 15. Regresión lineal entre la productividad estimada y la productividad observada del experimento de validación

Fuente: elaboración propia.

Conclusiones

Con los diferentes resultados obtenidos a través de los últimos años de investigación en el tema de estimación temprana de productividad con sensores remotos se han planteado varios asuntos; entre los más relevantes están:

- 1) La gran dificultad de extrapolar los modelos obtenidos debido a la necesidad de estar calibrando los diferentes sensores usados (no es lo mismo un sensor TM que uno aerotransportado).

- 2) Los diferentes índices utilizados en esta investigación presentan problemas intrínsecos de saturación debido a la alta densidad de biomasa. Como se expuso, el sector azucarero es el de mayor producción del mundo por unidad de área, con un promedio de 120 TCH, y esto conlleva a que, en los lotes muy densos (productividad > 120 TCH), sea difícil obtener correlaciones altas.

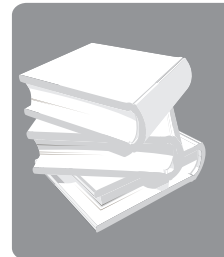
- 3) El enfoque de agricultura específica por sitio (AEPS), la no existencia de zafra y la alta variabilidad espacial de los suelos hace que los trabajos con imágenes con píxeles de resolución baja (30 x 30 m o mayores) tengan problemas de mezcla espectral y que difícilmente se pueda encontrar un modelo que sea extrapolable a todo el sector.

- 4) Aunque los vehículos aéreos no tripulados presentan un nuevo enfoque para los problemas enumerados en el ítem 3, por ser una nueva tecnología exponencial que aún se encuentra en la curva de adaptación, los procesos de calibración radiométrica y geométrica son necesarios en cada proceso y muchos de ellos aún están en su fase de implementación.

Como expectativa para trabajos futuros, está la implementación de nuevos métodos estadísticos que puedan ayudar en la predicción y la estimación de la productividad en caña de azúcar, especialmente con cámaras multiespectrales aerotransportadas, la utilización de índices de vegetación en conjunto con modelos agroclimáticos y la utilización de varios índices de vegetación para realizar modelos robustos que tengan en cuenta otros tipos de características como la variedad, la edad de corte y el clima, que, sumados a las mediciones agronómicas, ayudarán a obtener modelos con mayor precisión.



Bibliografía



- Asociación de Cultivadores de Caña de Azúcar de Colombia (Asocaña). (2017). *Sector Agroindustrial de la Caña*. Recuperado de <http://www.asocana.com.co/publico/info.aspx>.
- Bastidas Obando, E. & Carbonell Gonzalez, J. A. (2006). *Monitoreo del crecimiento de la caña de azúcar, a partir de imágenes satelitales de resolución media del sensor MODIS*. VII Congreso Colombiano de la Asociación de Técnicos de la Caña de Azúcar, Cali, Colombia, septiembre 6-8.
- García, C. E., Montero, D. & Chica, H. A. (2017). Evaluation of a NIR camera for monitoring yield and nitrogen effect in sugarcane. *Agronomía Colombiana*, 35(1), 82-91.
- Montero, L. & García C. E. (2016). Modelo de aforo de caña de azúcar a partir de modelos digitales de altura e índices de vegetación. *Libro de Actas del XVII Simposio Internacional SELPER*. Puerto Iguazú, Argentina, 7-11 de noviembre. Recuperado de <https://selperargentina2016.org/actas/>.
- Murillo, P. J. & Carbonell-González, J. A. (2012). *Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia*. Vol. 1. Cali: Cenicaña.
- Romero, E., Digonzelli, P. & Scandaliaris, J. (2009). *Manual del Cañero. Capítulo 1: la caña de azúcar: características y ecofisiología*. Tucumán, Argentina: Estación Experimental Agroindustrial Obispo Colombres - EEAOC. 1ª ed. Recuperado de <http://www.eeaoc.org.ar/publicaciones/categoria/18/50/Manual-del-Canero.html>.
- Savitzky, A. & Golay, M. J. E. (1964). Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, 36(8), 1627-1639. doi: 10.1021/ac60214a047.

