

Sensoramiento remoto del rendimiento agrícola en caña de azúcar en Cacocum, Cuba.

Remote sensing of crop yield sugarcane in Cacocum, Cuba

Roberto A. García^{1*}; Juan A. Villazón¹; Alberto W. Rodríguez¹

Recibido para publicación: octubre 14 de 2021 - Aceptado para publicación: diciembre 20 de 2021

RESUMEN

El estudio se realizó en el año 2021 con el objetivo de estimar el rendimiento agrícola de la caña de azúcar mediante el Índice de Diferencia Normalizado de Vegetación en la Empresa Azucarera "Cristino Naranjo", ubicado en el municipio Cacocum provincia Holguín, Cuba. Se trazaron 32 puntos aleatorios de muestreo en los diferentes meses en los que se escogieron las imágenes pertenecientes al satélite Landsat 8 OLI/TIRS proyectadas en el sistema WGS 84 UTM Zona 18 Norte en la cuadrícula 011/046. En el software QGIS "A Coruña" versión 3.10 se realizó la corrección radiométrica de cada imagen satelital y el esquema de muestreo, mientras que en ArcGIS 10.5 se realizó la extracción de los valores de cada punto luego del cálculo del NDVI. Para el procesamiento estadístico se utilizó el software Stargraphics Plus 5.0; en el cual se realizó el análisis de regresión lineal entre los valores obtenidos del NDVI en cada punto de muestreo y los valores del rendimiento real ofrecidos por especialistas del área de análisis del Central que se corresponden a las fechas de las imágenes utilizadas. La determinación del índice vegetativo NDVI muestra valores desde 0 hasta 0,5 se presenta una escasa vegetación en el área de estudio. El coeficiente de determinación indica que el modelo explica el 97,85 de la variabilidad del rendimiento en el cultivo de la caña de azúcar lo cual puede ser utilizado como modelos matemáticos para la estimación del rendimiento de este cultivo bajo las condiciones edafoclimáticas del sitio de estudio.

Palabras clave: Índice de vegetación; Sensoramiento remoto; *Saccharum officinarum*.

ABSTRACT

The study was carried out in the 2021 year with the objective of estimating yield of sugarcane through the Normalized Difference Index of Vegetation in the "Cristino Naranjo" Sugar Company, located in the Cacocum municipality, Holguín province, Cuba. 32 randomized sample points were drawn in different months in which the images belonging to the Landsat 8 OLI/TIRS satellite projected in the WGS 84 UTM Zone 18 North system in grid 011/046 were chosen. The radiometric correction of each satellite image and the sampling scheme were carried out with the QGIS "A Coruña" software version 3.10. The value of each point was extracted with ArcGIS 10.5 after the calculation of the NDVI. For the statistical processing, Stargraphics Plus 5.0 software was used; in which, the linear regression analysis was carried out between the values obtained from the NDVI at each sampling point and the real yield values offered by specialists from the central analysis area that corresponds to the image data used. The determination of the NDVI vegetative index showed values from 0 to 0.5, equivalent to a low vegetation in the study area. The coefficient of determination indicates that the model explains 97.85 of the yield variability in the sugarcane crop, which can be used as a mathematical model for estimating crop yield under the edaphoclimatic conditions of the study site.

Key words: Vegetation index; *Saccharum officinarum*; Remote sensing.

Cómo citar

García, R.A., Villazón, J. A. y Rodríguez, A. W. 2021. Sensoramiento remoto del rendimiento agrícola en caña de azúcar en Cacocum, Cuba. *Temas Agrarios* 26(2): 152-159. <https://doi.org/10.21897/ta.v26i2.2763>



Temas Agrarios 2021. Este artículo se distribuye bajo los términos de la Licencia Creative Commons Attribution 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/deed.es>), que permite copiar, redistribuir, remezclar, transformar y crear a partir del material, de forma no comercial, dando crédito y licencia de forma adecuada a los autores de la obra.

INTRODUCCIÓN

La caña de azúcar (*Saccharum ssp.*) constituye uno de los principales cultivos a nivel mundial (Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2017) la cual tiene su origen en el sureste asiático, y los países con mayores superficies y niveles de producción son Brasil, India, China y Paquistán (Dancé y Saénz, 2016). Es una de las plantas de más altos rendimientos en biomasa por área y unidad de tiempo, produce el alimento energético más completo y difundido de consumo humano en el mundo que es el azúcar.

Desde el siglo XVII la producción azucarera, a partir de la caña de azúcar, ha sido la principal fuente económica de Cuba. En la provincia de Holguín buena parte de las áreas dedicadas a este cultivo se encuentran en condiciones de secano sobre suelos degradados principalmente por problemas de compactación y salinidad (García *et al.*, 2019). En Cuba, la evaluación del nivel productivo de la caña de azúcar se realiza al finalizar cada ciclo productivo y mediante estimaciones de rendimiento con anterioridad a la cosecha. Las estimaciones del rendimiento se basan en la experiencia de técnicos mediante observaciones de campo y muestreos utilizando datos estadísticos de años anteriores, sin considerar la distribución espacial del área plantada y su variabilidad a diversos factores ambientales. Lo que trae como consecuencia errores en los estimados de producción, principalmente en zonas agrícolas de gran heterogeneidad (Aguilar *et al.*, 2010).

El primer paso para la estimación, la optimización de la producción, el transporte y el uso de los recursos de la biomasa cañera es conocer el potencial de las tierras agrícolas para producir caña de azúcar. Sin embargo, las mediciones sobre el terreno no se realizan

con el detalle suficiente para la distribución espacial, prefiriéndose realizar estimados de producción mediante análisis estadístico (Krishna, 2002; Fortes, 2006).

La información provista por sensores remotos es importante para estudios relacionados con el uso, la ocupación y la producción de la superficie del suelo. También permite la obtención de información de campo a un menor costo respecto a otros métodos, la cobertura de grandes áreas y la posibilidad de repetir la obtención de los datos en forma periódica a lo largo del tiempo (Bocco *et al.*, 2014).

Existen varios tipos de imágenes que se pueden utilizar para monitorear la superficie terrestre. En áreas agrícolas donde los lotes son pequeños, debido a su resolución espacial, los datos de LANDSAT TM y SPOT son muy adecuados; no obstante la frecuencia temporal de estos satélites y la posibilidad de nubosidad durante sus pasadas son, a veces, una limitante (Pandey *et al.*, 2019).

El monitoreo mediante teledetección del crecimiento de la caña de azúcar han sido descritos en diferentes estudios (Awad, 2019), los cuales se han enfocado principalmente, en la extracción de parámetros biofísicos y del rendimiento. Singh *et al.* (2020) y Stas *et al.* (2016) refieren el uso del NDVI en varios estudios para la predicción del rendimiento agrícola en los cultivos, dado a que este índice absorbe las características esenciales de la vegetación ante fenómenos ambientales estresantes y por la acción antrópica. Por lo antes expuesto, se planteó como objetivo de la investigación estimar el rendimiento agrícola de la caña de azúcar mediante el Índice de Diferencia Normalizado de Vegetación en áreas de la Empresa Azucarera “Cristino Naranjo” de Holguín, Cuba.

MATERIALES Y MÉTODOS

El estudio se realizó en el año 2021 en zonas dedicadas a la producción de caña de azúcar perteneciente al Empresa Azucarera “Cristino Naranjo”, ubicado en el municipio Cacocum provincia Holguín, en el área conocida como Yaguabo (Figura 1).

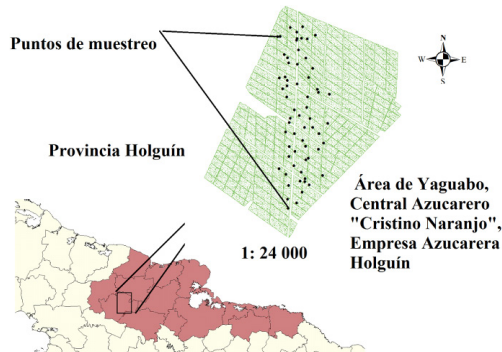


Figura 1. Ubicación del área de Yaguabo en la Empresa Azucarera “Cristino Naranjo”, en el municipio Cacocum, provincia Holguín. Representación de los puntos de muestreo.

El área se encuentra bajo un Vertisol Pélico (Hernández *et al.*, 2015), con precipitaciones promedio en el territorio de 1025 mm hasta el momento de cosecha en el año 2021. En el área de estudio se encontraba establecida un cepa de caña de azúcar del segundo retoño predominando el cultivar C 86-503.

Se trazaron 32 puntos aleatorios de muestreo en los diferentes meses en los que se escogieron las imágenes pertenecientes al satélite Landsat 8 OLI/TIRS del Servicio Geológico de los Estados Unidos, el cual tiene las siguientes características (Tabla 1).

Las imágenes descargadas se proyectaron en el sistema WGS 84 UTM Zona 18 Norte en la cuadrícula 012/046 que abarca la zona de estudio (Tabla 2).

Tabla 1. Características del sensor Landsat 8 OLI/TIRS (United State of Geological Survey, 2021).

Bandas	Color de las bandas	Longitud de onda (μm)	Resolución (metros)
1	Aerosol costero	0,433-0,453	30
2	Azul	0,450-0,515	30
3	Verde	0,525-0,600	30
4	Rojo	0,630-0,680	30
5	Infrarrojo cercano (NIR)	0,845-0,885	30
6	Infrarrojo de onda corta (SWIR1)	1,560-1,660	30
7	Infrarrojo de onda corta (SWIR2)	2,100-2,300	30
8	Pancromático	0,500-0,680	15
9	Cirrus	1,360-1,390	30
10	Infrarrojo térmico (TIRS) 1	10,30-11,30	100
11	Infrarrojo térmico (TIRS) 2	11,50-12,50	100

Tabla 2. Imágenes del Landsat 8 OLI/TIRS y fechas de obtención.

Imágenes	Fecha de adquisición
LC08_L1TP_012046_20201215_20210314_01_T1.tar	2020/12/15
LC08_L1TP_012046_20201231_20210308_01_T1.tar	2020/12/31
LC08_L1TP_012046_20210116_20210306_01_T1.tar	2021/01/06
LC08_L1TP_012046_20210305_20210312_01_T1.tar	2021/03/05
LC08_L1TP_012046_20210406_20210416_01_T1.tar	2021/04/06

En el software QGIS A Coruña versión 3.10 se realizó la corrección radiométrica de cada imagen satelital y el esquema de muestreo presentado, mientras que el software ArcGIS 10.5 se realizó la extracción de los valores de cada punto. Para el cálculo del NDVI (Índice Normalizado de Diferencia de Vegetación) se utilizó la expresión (1) referenciada por (Rouse *et al.*, 1974) donde se determina a partir de la banda infrarroja cercana y roja el estado del cultivo.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + RED} \quad (\text{Expresión 1})$$

Para el procesamiento estadístico se utilizó el software Stargraphics Plus 5.0; en el cual se trabajó con la herramienta estadística de análisis de regresión lineal entre los valores obtenidos del NDVI en cada punto de muestreo y los valores del rendimiento real ofrecidos por especialistas del área de análisis de la Empresa Azucarera “Cristino Naranjo” que se corresponden a las fechas de las imágenes utilizadas.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La determinación del índice vegetativo NDVI se muestra en la figura 2. En la misma se observa que los valores oscilan entre de -1 a 1; para el cual Rawashdeh (2012) plantea una clasificación para este índice, que oscila entre -1 y 1; y en este caso se corresponde a un área con escasa vegetación con valores de NDVI entre 0 y 0,5. Los factores que pueden explicar este comportamiento sería la existencia de organismos fotosintéticos en la época seca, pues es justamente en enero donde se disparan estos valores; una razón que lleva a pensar que no se trata de un error de procedimiento es que los valores anómalos se presentan justo en los compuestos donde el contenido de nubes en la imágenes captadas por el sensor es el más bajo del año.

La reflectividad de las cubiertas vegetales viene determinada, por características ópticas y distribución espacial de todos sus constituyentes, los cuales incluyen el suelo sobre el que se asienta la vegetación, así como por sus proporciones (Gilabert *et al.*, 1997). Meera *et al.* (2015) refiere que el decrecimiento del contenido de agua en el suelo por diversas razones en el ecosistema

existe una tendencia a disipar el verdor de los cultivos y por ende los valores del NDVI.

Virnodkar *et al.* (2020) utilizó el sensoramiento remoto en el cual lo indica como una herramienta factible para la determinación de índices espectrales de vegetación, resaltando que el NDVI juega un papel preponderante en la evaluación del estrés hídrico y del rendimiento potencial del cultivo en las condiciones edafoclimáticas de la India.

La figura 3 ilustra el modelo de regresión lineal obtenida entre los valores observados de NDVI y el rendimiento en toneladas por hectáreas cultivadas de caña de azúcar en el área de estudio. Se observó la presencia de un modelo con ajuste a una regresión lineal entre la variable dependiente (NDVI) e independiente (Rendimiento ton. ha⁻¹). Además, la pendiente de la recta indica que a cada incremento de una unidad de NDVI le corresponde un incremento del rendimiento en toneladas por hectárea de caña de azúcar cultivada.

A partir del análisis de la varianza de la variable independiente existen valores con una alta significación para valores de $p \leq 0,01$ lo cual expresa una alta relación entre el rendimiento y el NDVI. El coeficiente de determinación (R^2) indica que el modelo explica el 97,85 % de la variabilidad del rendimiento lo cual puede ser utilizado como modelo matemático de alta precisión para la estimación de grandes extensiones de áreas dedicadas a la caña de azúcar.

El coeficiente de correlación (r^2) equivalente a 0,98; indica relativamente una fuerte relación entre las variables, mientras que el error estándar estima la desviación estándar de los residuos (181,9220), válido a partir de que los valores de rendimiento en toneladas por hectáreas cultivadas de caña de azúcar se presentan en unidades que oscilan desde 0 a 5000.

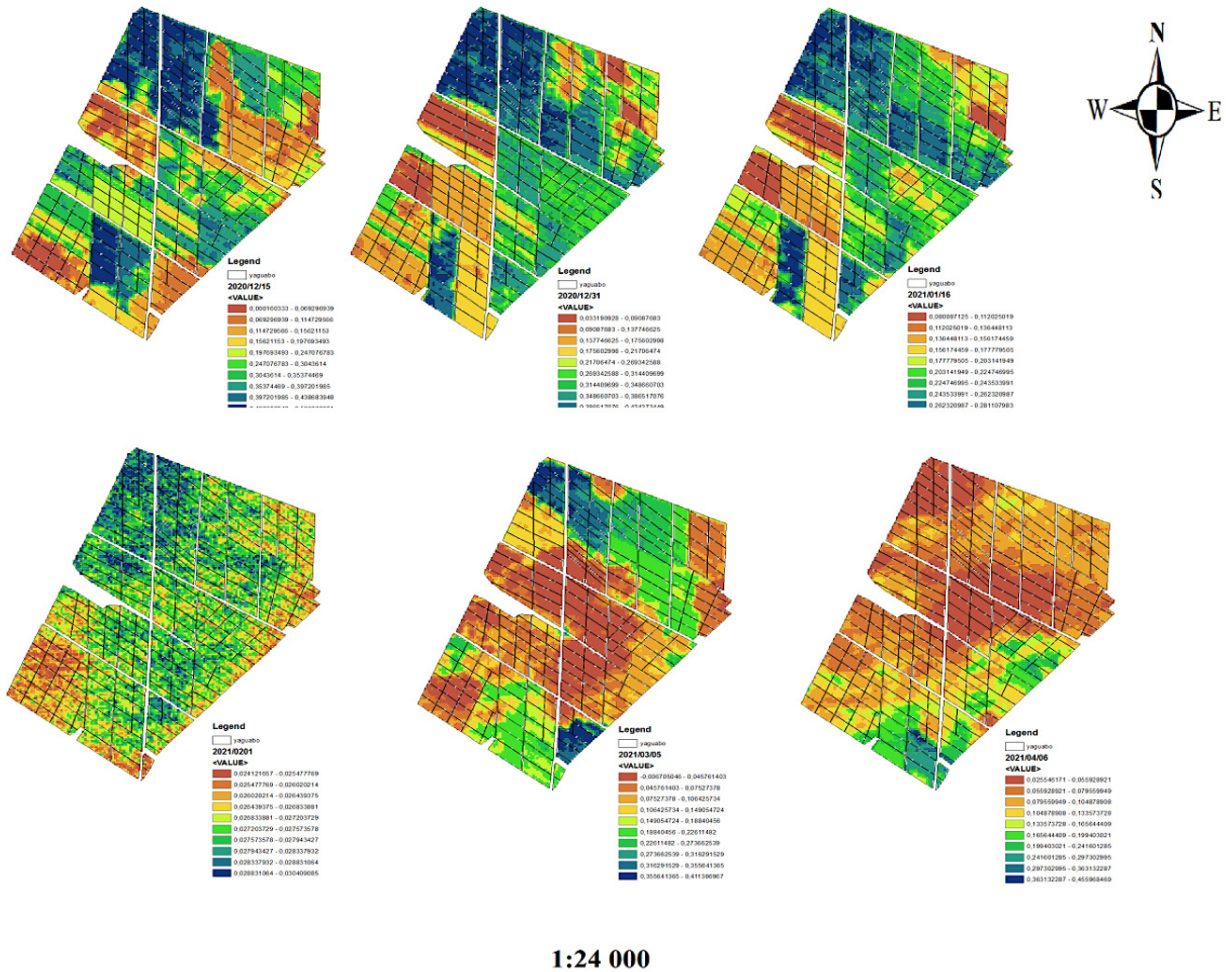


Figura 2. Mapas temáticos del NDVI en el área de estudio.

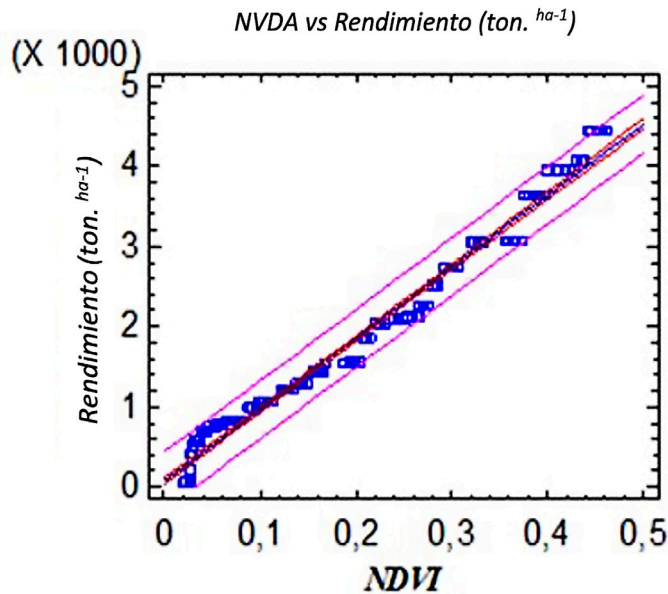


Figura 3. Modelo de regresión lineal obtenido entre los valores observados de NDVI y el rendimiento en toneladas por hectáreas cultivadas de caña de azúcar en el área de estudio.

Zenteno *et al.* (2017) estimaron el rendimiento de caña de azúcar a partir de modelos lineales que requieren como dato de entrada valores de NDVI, índice de estrés de humedad (MSI) y de evapotranspiración del cultivo, con imágenes del satélite Landsat 7 ETM donde concluyeron la existencia de una relación directa entre el rendimiento de la caña de azúcar y los mencionados índices.

Para la construcción del modelo de predicción, se tiene en cuenta el Error Medio Absoluto con 156,472 siendo este el valor que obtiene los residuales en la predicción del rendimiento. El estadístico Durbin-Watson (DW) determina una importante correlación basada en valores de significación menores que 0,05 donde indica una posible correlación serial entre el rendimiento en toneladas por hectáreas cultivadas de caña de azúcar y el NDVI (Tabla 3)

Tabla 3. Estadígrafos del análisis de regresión lineal.

Estadígrafos	Valores
Coefficiente de Correlación	0,989
Coefficiente de Determinación (%)	97,85
Error Estándar (t.ha ⁻¹)	181,92
Error Medio Absoluto (t.ha ⁻¹)	156,47
Durbin-Watson	0,166 (P=0,0000)
Ecuación del modelo	$Rendimiento = 73,427 + 8910,47 * NDVI$

El modelo realizado presenta resultados comparables a los obtenidos por otros autores. Por ejemplo para estimar rendimiento de soja utilizando imágenes del sensor MODIS, Li *et al.* (2007) obtuvieron para las regresiones realizadas valores de R² entre 31 y 92 y cuando los aplicaron a lotes con maíz este estadístico varió entre 71 y 90.

Molijn *et al.* (2019) utilizaron el NDVI para el mapeo de la productividad de la caña de azúcar en Sao Paulo, Brasil con el uso de las bandas C y L del Radar de Apertura Sintética (SAR) e imágenes ópticas del satélite Landsat 8 y World Clim.

CONCLUSIONES

En el estudio se evidenció la presencia en el área de estudio de una escasa vegetación en el cultivo de la caña de azúcar a partir del cálculo del NDVI en las diferentes imágenes procesadas del satélite Landsat 8 OLI/TIRS. La obtención de un modelo de regresión lineal entre los valores de NDVI y del rendimiento en toneladas por hectárea cultivadas de caña de azúcar arrojó valores estadísticos significativos del análisis de regresión lineal. Existe una alta determinación con un 97,85% y de correlación 0,98 entre la variable dependiente e independiente y un error estándar en el rango permisible de la medida del rendimiento utilizada. El análisis realizado demuestra que el NDVI puede ser utilizado para estudios donde se estime el rendimiento del cultivo de la caña de azúcar en las condiciones edafoclimáticas del área de estudio.

Conflicto de intereses

Los autores declaran que es un trabajo original y no existió conflicto de intereses de ningún tipo en la elaboración y publicación del manuscrito

REFERENCIAS

Aguilar, N., Galindo, G., Fortanelli, J. and Contreras, C. 2010. Índice normalizado de vegetación en caña de azúcar en la Huasteca Potosina Avances en Investigación Agropecuaria 14(2):49-65

- Awad, M. 2019.** Toward precision in crop yield estimation using remote sensing and optimization techniques. *Agriculture* 9(54):1-13.
- Bocco, M., Sayago, S. and Willington, E. 2014.** Neural network and crop residue index multiband models for estimating crop residue cover from Landsat TM and ETM+ images. *International Journal of Remote Sensing* 35(10): 3651-3663.
- Dancé, J. y Sáenz, D. 2016.** La cosecha de caña de azúcar: impacto económico, social y ambiental. Dirección de Investigación FCCEF-USMP, Perú, p1-18.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. 2017.** Food and Agriculture Data (FAOSTAT). Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy, p48.
- Fortes, C. 2006.** Discrimination of sugarcane varieties using Landsat 7 ETM+ spectral data. *International Journal of Remote Sensing* 27(7): 395-412.
- García, R., Villazón, J., Morales, A. y Velázquez, E. 2019.** Efecto de la cosecha mecanizada sobre la variabilidad espacial de la resistencia a la penetración. *Revista Ingeniería Agrícola*, 9(2): 45-50.
- Gilabert, M.A., González, P.J. y García, H.J. 1997.** Acerca de los índices de vegetación. *Revista de Teledetección* 8(1): 1-10.
- Hernández, A., Pérez, J. y Rivero, L. D. 2015.** Nueva versión de clasificación genética de suelos de Cuba. *AGRINFOR*, La Habana, Cuba, p91.
- Krishna, R. P. 2002.** Remote sensing: a technology for assessment of sugarcane crop acreage and yield. *Sugar Tech* 4(3):97-101.
- Li, A., Liang, S., Wang, A. and Qin, J. 2007.** Estimating crop yield from Multi-temporal satellite data using multivariate regression and neural network techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 73(10): 1149-1157.
- Meera, G.G., Parthiban, S., Thummalu, N. and Christy, A. 2015.** Ndvi: Vegetation change detection using remote sensing and gis—A case study of Vellore District. *Procedia Computer Science* 57: 1199-1210.
- Molijn, R., Iannini, L., Vieira, J. and Hanssen, R. 2019.** Sugarcane productivity mapping through C-Band and L-Band SAR and Optical Satellite Imagery, *Remote Sensing*, 11(1109): 1-27.
- Pandey, S., Patel, N. R., Danodia, A. and Singh, R. 2019.** Discrimination of sugarcane crop and cane yield estimation using landsat and IRS Resourcesat satellite data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 62-3/W6: 229-233.
- Rawashdeh, S. 2012.** Assessment of change detection method based on normalized vegetation index in environmental studies. *International Journal of Applied Science and Engineering*, 10(2): 89-97.
- Rouse, J., Haas, R., Schell, J. and Deering, D. 1974.** Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS Proceeding. En: *Third Earth Resources Technology Satellite Symposium*, Greenbelt: NASA SP-351, USA.

- Singh, K., Sunila, G. and Kumar, S. 2020.** Crop Yield Prediction Techniques using Remote Sensing Data. *International Journal of Engineering and Advanced Technology* 9(3): 3683- 3689.
- Stas, M., Orshovn, J.V., Dong, Q., Heremans, S. and Zhang, B. 2016.** A Comparison of machine learning algorithm for regional wheat yield prediction using NDVI time series of SOPT-VGT”, *IEEE International Conference Agro-Geoinformatics*, pp1 -5.
- United State of Geological Survey. 2021.** Landsat Earth observation satellites: U.S. Geological Survey Fact Sheet 2015-3081.
- Virnodkar, S., Pachghare, V., Patil, V. and Kumar, S. 2020.** Remote sensing and machine learning for crop water stress determination in various crops: a critical review. *Precision Agriculture*.
<https://doi.org/10.1007/s11119-020-09711-9>
- Zenteno, G., Palacios, E., Tijerina, L. y Flores, H. 2017.** Aplicación de tecnologías de percepción remota para la estimación del rendimiento en caña de azúcar. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 8(7): 1575-1586.