

ESTIMACIÓN MEDIANTE EL LAI Y ANÁLISIS MULTIVARIADO DEL RENDIMIENTO  
AGRÍCOLA EN ARROZ (*ORYZA SATIVA* L.)  
INTERVENING ESTEEM THE LAI AND MULTIVARIATE ANALYSIS OF THE  
AGRICULTURAL PERFORMANCE IN RICE (*ORYZA SATIVA* L.)

Roberto Alejandro García Reyes, [rgarcia@uho.edu.cu](mailto:rgarcia@uho.edu.cu), Departamento de Ciencias Agropecuarias, Universidad de Holguín, Cuba, Ingeniero.

Mario Damian González-Posada Dacosta, [mgonzalezposada@udg.co.cu](mailto:mgonzalezposada@udg.co.cu), Facultad de Ciencias Técnicas, Universidad de Granma, Bayamo, Cuba, Doctor en Ciencias.

Juan Alejandro Villazón Gómez, [villazon@uho.edu.cu](mailto:villazon@uho.edu.cu), Centro de Estudios para Agroecosistemas Áridos, Universidad de Holguín, Cuba, Máster en Ciencias.

## RESUMEN

La teledetección permite monitorear el rendimiento agrícola de los cultivos, a partir de índices espectrales relacionados con el estado de la vegetación, agua y suelo. La investigación tuvo como objetivo la estimación mediante el LAI y análisis multivariado del rendimiento agrícola en arroz. El área de producción “Los Chinos” está ubicada en el agroecosistema Mayarí, provincia Holguín. Se tomó una imagen perteneciente al Landsat 8 OLI/TIRS. Se trazaron 50 puntos aleatorios a los cuales se les extrajeron los valores en la imagen corregida de los índices espectrales: NDVI, SAVI, NDWI, LAI, EVI y LSWI. El ACP mostró la conformación de cinco componentes que explican el 75,39; 90,10; 95,58; 99,97 y el 100,00% respectivamente de la varianza. El AD de índices espectrales determinados arrojó cinco funciones discriminantes, siendo explicada la variación existente en los dos primeros ejes de un 84,08 % y la existencia de una alta significación de 0,0001 entre los grupos que se pueden formar a partir del agrupamiento de variables correlacionados en el ACP. La Lambda de Wilks muestra un mejor comportamiento en las dos primeras funciones con valores cercanos a cero, por lo que la estimación de estas dos primeras funciones discriminantes es casi perfecta. Existe de forma general una alta correlación canónica entre las funciones estimadas con valores cercanos a 1,00. Se concluye que a partir del LAI y el análisis multivariado se obtiene dos funciones que tiene una confiabilidad para la estimación del rendimiento agrícola en el cultivo del arroz en las condiciones edafoclimáticas estudiadas. **Palabras clave:** índices espectrales, Landsat, teledetección.

## ABSTRACT

The remote sensing allows monitoring the agricultural performance of cultivations, to depart of index spectral related with the status of the vegetation, water and ground. The investigation aimed at the intervening esteem the LAI and multivariate analysis of the agricultural performance in rice. The area of production Chineses Mayarí is located in the agroecosistema, province Holguín. Perteneeciente took an image to the Landsat 8 OLI/TIRS. They drew 50 aleatory points to which the moral values in the revised image to to them were extracted of index them spectral: NDVI, SAVI, NDWI, LAI, EVI and LSWI. The ACP showed the conformation of five components that explain the 75.39; 90.10; 95.58; 99.97 and the 100.00 % respectively of the variance. The AD of index spectral

determined you yielded five discriminating shows, being explained the existent variation in a 84.08 %'s two first axes and the existence of a loud significance of 0.0001 between the groups that can get in line as from the group of variables correlated in the ACP. You show Wilks's Lambda to a better behavior in the two first shows with close moral values zero, which is why the esteem of these two first discriminating shows is approximately perfect. A loud canonical correlation between the esteemed shows with close moral values to 1.00 exists of general form. One comes to an end than as from the LAI and the multivariate analysis obtains him two shows that a reliability for the esteem of the agricultural performance in the cultivation of the rice in the conditions has edafoclimáticas studied.

**Keywords:** Index spectral, Landsat, Teledetention.

## INTRODUCCIÓN

La estimación de la producción agrícola es necesaria para la planificación que deben realizar tanto los actores públicos como privados; desde una alerta temprana de la seguridad alimentaria y la sustentabilidad ambiental hasta en el plano científico la validación de modelos biofísicos de cultivos (Lyle et al., 2013). En épocas pasadas, las estimaciones gruesas del rendimiento de un cultivo se construyeron a partir del conocimiento experto de los agricultores o bien a partir de procedimientos de muestreo en áreas representativas, pero estos métodos son en general destructivos. En los últimos años, información a priori del rendimiento se produce generalmente a partir de modelos, ya sea con información sobre el manejo del cultivo, datos del clima y de suelo, entre otros (Valle et al., 2020).

Los productos de la teledetección han permitido, en la actualidad, anticipar y estimar el rendimiento de un cultivo agrícola con mayor precisión (Wang et al., 2013) en los cuales se utilizan diferentes modelos de estimación del rendimiento de cultivos, siendo uno de los más efectivos los realizados a partir del uso de imágenes satelitales (Li et al., 2007) para la determinación de índices de vegetación (Anaya y Valencia, 2013).

Dentro de los índices de vegetación determinados mediante teledetección cobra gran protagonismo el Índice de Área Foliar (LAI) y el Índice Normalizado de Diferencia Vegetativa (NDVI). Ambos son utilizados para brindar información acerca de la condición biofísica relacionado con la estructura de la planta; y por constituir un buen indicador de la capacidad fotosintética del cultivo, estando estrechamente relacionado con la evapotranspiración potencial y real, el balance hídrico y la intercepción de la radiación solar (Xu et al., 2018).

La determinación del área foliar de las plantas, así como la duración de la misma, tienen gran importancia en los estudios relacionados con su crecimiento y desarrollo, dado que en las hojas se sintetizan los carbohidratos que van a repartirse entre los diferentes órganos (Cuéllar y Arrieta, 2010). Esas condiciones permiten una mayor tasa de crecimiento vegetativo, más, de manera especial, influyen en la tasa de llenado de granos, que se refleja en el aumento de rendimiento del cultivo (Balardin et al., 2001). Por lo antes expuesto el objetivo de la investigación se basó en la estimación mediante el LAI y análisis multivariado del rendimiento agrícola en arroz (*Oryza sativa* L.).

## DESARROLLO

La investigación se realizó en el área de producción arrocerá conocida como “Los Chinos”, ubicada en el agroecosistema Mayarí en la provincia de Holguín. Se utilizó un diseño de muestreo completamente aleatorizado con la elaboración de una grilla de 50 metros de espaciado entre puntos proyectados en el sistema WGS84 /UTM zona 18 N 011/046 (Figura 1).

Para la obtención de las imágenes se utilizó el satélite Landsat 8 OLI/TIRS del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, 2020). Se utilizó una imagen lo más próxima a la cosecha del cultivo: (LC08\_L1TP\_011046\_20200514\_20200608\_01\_T1) el cual se estableció en el área antes mencionada el 10 de enero de 2020 y se cosechó el 30 de mayo de 2020. La variedad utilizada fue la Prosequiza 4 sembrada a voleo sobre un suelo Vertisol Crómico (Hernández et al., 2015).

A la imagen se le realizó la corrección radiométrica para la eliminación de los factores atmosféricos que pudieron influir en el cálculo de los índices espectrales (Tabla 1), utilizándose el software ArcGis 10.5:

Donde  $g$ ,  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $L$ ,  $\gamma$ ; equivalen a 2,5; 6; -7,5; 1; 0,9, respectivamente son parámetros de corrección de aerosoles del suelo. Los valores de cada píxel fueron extraídos y procesados en una base de datos en el software STATISTICA V8 con la realización de análisis multivariado.

El Análisis de Componentes Principales (ACP) muestra que la conformación de cinco componentes que explican el 75,39; 90,10; 95,58; 99,97 y el 100,00% respectivamente del Porcentaje acumulativo de la varianza (Tabla 2). En tanto la Figura 2 muestra la representación de las dos primeras componentes donde los índices LAI, SAVI, NDVI y EVI presentan correlación negativa con el NDWI con valores cercanos a 1.00; mientras que el LSWI es negativa pero en menor cuantía la correlación.

En el ACP realizado por Portillo (2015) para la caracterización de zonas agroecológicas según factores edafoclimáticos en fincas productoras de banano en Colombia, las variables espectrales del suelo aportan significativamente a la formación del segundo eje factorial dada su cercanía por lo que esta dimensión está explicada por las propiedades físicas y químicas del terreno, consecuentemente se tiene que el NDVI ayuda a la determinación de la tercera dimensión.

El Análisis Discriminante (AD) de índices espectrales determinados (Tabla 3) arrojó cinco funciones discriminantes, siendo explicada la variación existente en los dos primeros ejes de un 84,08 % y la existencia de una alta significación de 0,0001 entre los grupos que se pueden formar a partir del agrupamiento de variables correlacionados en el ACP.

La Lambda de Wilks muestra un mejor comportamiento en las dos primeras funciones con valores cercanos a cero, por lo que se puede arribar que la estimación de estas dos primeras funciones discriminantes es casi perfecta (Villazón *et al.*, 2018). Por otra parte existe de forma general una alta correlación canónica entre las funciones estimadas con valores cercanos a 1,00.

La correlación canónica entre los índices espectrales utilizando el LAI como clasificador de los grupos que se forman (Tabla 4), mostró que en el primer grupo se agrupan los índices EVI, LSWI y NDVI mientras que el segundo grupo está compuesto por el NDWI y SAVI ambos con una alta significación y correlación perfecta para la primera estimación con valor de 1,0000. A partir de esta información se obtuvieron las siguientes ecuaciones para la estimación del rendimiento agrícola a partir del LAI:

$$LAI=0,0000291283*EVI + 0,0000476852*LSWI - 1,00004*NDVI$$

$$LAI= 0,000782458*NDWI - 0,999221*SAVI$$

La teledetección representa la única alternativa viable por escala, cobertura, temporalidad y costo, para caracterizar y monitorear el estado de la vegetación. Hay evidencia que soporta la estimación de rendimiento a partir del LAI y otros índices de la vegetación, en regiones con una cobertura alta (Rodríguez y Bullock, 2013).

Para soja en el estado de Rio Grande do Sul (Brasil) y a partir de rendimiento registrado por el Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Gusso et al. (2013) obtuvieron un índice de ajuste  $R^2 = 82,0$  al estimar para un período de diez años el rendimiento utilizando el índice EVI de imágenes MODIS.

Para maíz, Prasad et al. (2006) en el estado de Iowa (EEUU) utilizando un modelo de regresión lineal a partir de NDVI, temperatura de superficie, precipitación y humedad de suelo, estimaron rendimiento de maíz obteniendo un coeficiente de determinación de 78,0. De la Casa y Ovando (2007) encontraron que el NDVI, obtenido a partir de imágenes del satélite NOA AVHRR, permite inferir rendimientos con valores de  $R^2$  entre 69,0 y 84,0, según la fecha de siembra y toma de imágenes. Según Mkhabela *et al.* (2011) el mejor período para estimar el rendimiento es la etapa de floración y llenado de grano, pues dichas etapas comprenden la fase más crítica para la producción.

## CONCLUSIONES

El ACP mostró la conformación de cinco componentes que explican el 75,39; 90,10; 95,58; 99,97 y el 100,00% respectivamente del Porcentaje acumulativo de la varianza. El AD arrojó cinco funciones discriminantes, siendo explicada la variación existente en los dos primeros ejes de un 84,08 % y la existencia de una alta significación de 0,0001, La Lambda de Wilks muestra un mejor comportamiento en las dos primeras funciones discriminantes es casi perfecta. La correlación canónica entre los índices espectrales utilizando el LAI como clasificador de los grupos que se forman mostró que en el primer grupo se agrupan los índices EVI, LSWI y NDVI mientras que el segundo grupo está compuesto por el NDWI y SAVI ambos con una alta significación y correlación perfecta para la primera estimación con valor de 1,0000.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anaya, J.; Valencia, G. (2001). Fenología de ambientes tropicales en el marco de la Teledetección”, *GeoFocus* (Artículos), (13-2): 195-211, 2013, ISSN: 1578-5157.
- Balardín, R. S.; Giordani, R. F.; Boligon, E.: Tolerancia de cultivares às doenças foliares na cultura da soja, *Fitopatología brasileira*, 26: 419-420.

- Cuéllar, N. D.; Arrieta, J. M. (2010). Evaluación de respuestas fisiológicas de la planta arbórea *Hibiscus rosasinensis* L. (Cayeno) en condiciones de campo y vivero” *Corpoica Cienc. Tecnol. Agropecuarias*, 11(1): 61-72.
- Gusso, A.; Ducati, J.R.; Veronez, M.R.; Arvor, D.; Gonzaga da Silveira JR. L. (2013). Spectral model for soybean yield estimate using MODIS/EVI data, *International Journal of Geosciences*, 4: 1233-1241.
- Hernández, A.; Pérez, J.M.; Bosch, D.; Castro, N. (2015). *Clasificación de los suelos de Cuba*, Instituto Nacional de Ciencias Agrícolas. San José de Las Lajas, Cuba. 91.
- Huete, A. R.. A. (1998). “Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)”, *Remote Sensing of Environment*. 25 (3): 295-309, doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X).
- Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation índice, *Remote Sens. Environ.*, 83(1-2), 195-213.
- Li, A.; Liang, S.; Wang, A.; 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.
- Lyle, G.; Lewis, M.; Ostendorf, B. (2013). Testing the Temporal Ability of Landsat Imagery and precision agriculture technology to provide high resolution historical estimates of wheat yield at the farm scale, *Remote Sens.*, 5: 1549-1567.
- Mkhabela, M.S.; Bullock, P.; Raj, S.; Wang, S., Yang, Y. (2011). Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data, *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(3): 385-393.
- Mohammadi, A.; Costelloe, J.F.; Ryu, D. (2016). Application of time series of remotely sensed normalized difference water, vegetation and moisture indices in characterizing flood dynamics of largescale arid zone floodplains, *Remote Sensing of Environment*, 190: 70-82, 2017, doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.003.
- Portillo, Á. (2015). *Análisis multivariado para la caracterización de zonas agro ecológicas según factores edafoclimáticos en las fincas productoras de banano del Urabá Antioqueño*, Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de: Estadístico, Universidad del Valle Facultad de Ingeniería, Escuela de Estadística Santiago de Cali, Colombia, 50.
- Rodríguez, V., Bullock, S. (2013). Comparación espacial y temporal de índices de la vegetación para verdor y humedad y aplicación para estimar LAI en el Desierto Sonorense, *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 4(4): 611-623.
- USGS (United States Geological Survey). (2020). *Center for Earth Resources Observation and Science (EROS)*.
- Valle, J., González, D., Meneses, P., Saborit, R. y Delgado, C. (2020). Estimate of rice crop yield (*Oryza sativa* L.) in function of different climatic variables, *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 29(3): 97-102.
- Villazón, J.A., Martín, G., Cobo, Y. y Pablos, P. (2018). Análisis multivariado del efecto agrogénico del uso de la tierra sobre diferentes tipos de suelos, *IDESIA*, 36(3): 27-33, 2018, DOI: <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-292018005001001>.
- Xu, B.; Li, J.; Park, T., Liu, Q., Zeng, Y.; Yin, G., Zhao, J., Fan, W., Yang, L., Kny, A. y Myneni, R.B. (2018). An integrated method for validating long-term leaf area index

products using global networks of site-based measurements, *Remote Sens. Environ.*, 209: 134-151, 2018.

## ANEXOS



Figura 1. Imagen del SAS Planet del municipio de Mayarí, del área de producción arrocerá “Los Chinos” y la grilla de muestreo utilizada para la extracción de los valores en los píxeles.

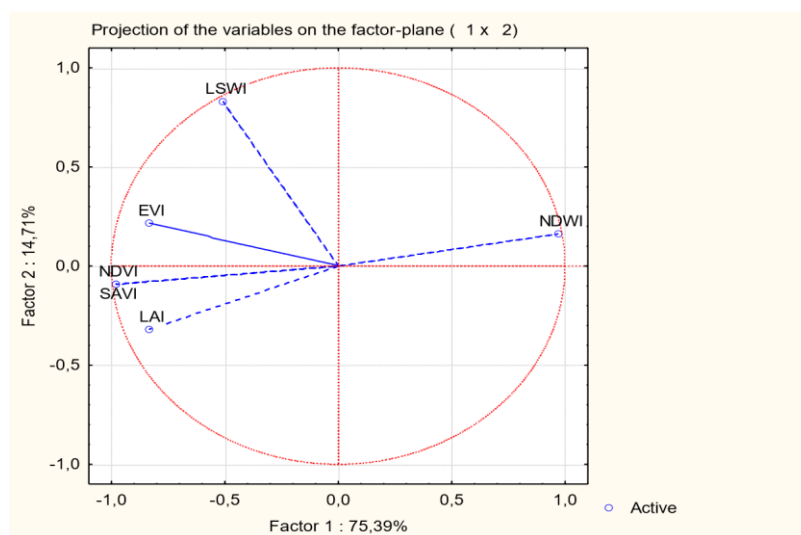


Figura 2. Representación del Análisis de Componentes Principales de los índices espectrales.

Tabla 1. Índices espectrales de humedad de la vegetación determinados.

Índice espectral	Expresión	Referencia
EVI ( <i>Enhanced Vegetation Index</i> )	$g \times (B5 - B4) / (B5 + C1 \times (B4 - C2 \times B2 + L))$	Huete <i>et al.</i> (2002)
LSWI ( <i>Normalized Difference Water Vegetation and Moisture Index</i> )	$(B5 - B6) / (B5 + B6)$	Mohammadi <i>et al.</i> (2017)
NDVI ( <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> )	$(B5 - B4) / (B5 + B4)$	Rouse <i>et al.</i> (1973)
SAVI ( <i>Soil Adjusted Vegetation Index</i> )	$[(B5 - B4) \times (1 + L)] / (B5 + B4 + L)$	Huete (1988)
NDWI ( <i>Index Normalized Difference Water</i> )	$(B3 - B4) / (B3 + B4)$	Wilson <i>et al.</i> (2016)
LAI ( <i>Leaf Area Index</i> )	$-\log((0.69 - SAVI) / 0.59) / 0.91$	Mohammadi <i>et al.</i> (2017)

Tabla 2. Análisis de Componentes Principales entre los índices de espectrales calculados.

Número de componentes	Valor propio del eje	Varianza porcentual	Porcentaje del valor acumulativo del eje	Porcentaje acumulativo de la varianza
1	4,523628	75,39381	4,523628	75,3938
2	0,882565	14,70942	5,406194	90,1032
3	0,328526	5,47543	5,734720	95,5787
4	0,263403	4,39005	5,998123	99,9687
5	0,001877	0,03129	6,000000	100,0000

Tabla 3. Análisis discriminante de los índices espectrales determinados.

Función discriminante	1	2	3	4	5
Valor propio de la variables	11,0942	7,07409	1,47917	1,37525	0,587407
Porcentaje relativo	51,34	32,74	6,84	6,36	2,72
Correlación canónica	0,95777	0,93603	0,77242	0,76091	0,60831
Lambda de Wilks	0,00109553	0,0132496	0,106979	0,265218	0,629958
Chi Cuadrado	340,8257	216,1894	111,7564	66,3601	23,1051

Grados de libertad	170	132	96	62	30
Significación	0,0001	0,0001	0,1297	0,3291	0,8109

Tabla 4. Correlaciones canónicas entre los índices espectrales determinados.

Función	Valor propio canónica de Wilks	Correlación Cuadra	Lambda de do libertad	Chi	Grados del eje	Significación n
1	1,0000	1,0000	1,9402E-8	1189,78	6	0,0001
2	0,6494	0,8058	0,3506	70,2168	2	0,0001
Coeficientes de correlación del primer grupo de variables						
EVI	0,2913E-5	0,5503				
LSWI	0,4769E-5	0,9170				
NDVI	-1,0000	-0,8079				
Coeficientes de correlación del segundo grupo de variables						
NDWI	0,7825E-3	10,8750				
SAVI	-0,9992	10,8290				