

## Estimación de rendimiento del maíz mediante tratamientos de imágenes obtenidas por Sentinel 2: caso de Las Arenas, Acambay

Mónica Ivonne García-Martínez<sup>1</sup>

Xanat Antonio-Némiga<sup>1,5</sup>

José Francisco Ramírez-Dávila<sup>2</sup>

Adán Salazar-Garibay<sup>3</sup>

1 Facultad de Geografía-Universidad Autónoma del Estado de México. Ciudad Universitaria s/n. Toluca, Estado de México. México. CP. 50110.

2 Facultad de Agronomía-Universidad Autónoma del Estado de México. Carretera Toluca-Ixtlahuaca km 15.5, El Cerrillo Piedras Blancas, Toluca, Estado de México. México. CP. 50200.

3 Agencia Espacial Mexicana. Insurgentes sur 1685, Álvaro Obregón, Ciudad de México, México. CP. 01020.

Autor para correspondencia: [xantonion@uaemex.mx](mailto:xantonion@uaemex.mx)

### Resumen

El maíz (*Zea mays L.*) es la base de la alimentación y cultura en el Estado de México, por lo que estimar su producción para sostener a una población creciente es una necesidad actual. Por ello, se usaron imágenes obtenidas por Sentinel 2 de ESA Copérnico para estimar el rendimiento de maíz en parcelas de la localidad Las Arenas, Acambay, Estado de México. Se probó la eficiencia de diversos índices e indicadores biofísicos calculados con información de estas imágenes, para establecer su correlación contra la cosecha medida en campo. Los índices calculados en Sentinel 2 fueron: el NDVI y el EVI, así como los indicadores LAI y FAPAR. En esta región y bajo condiciones de sequía intensa, el NDVI calculado en Sentinel 2 tuvo la mejor capacidad predictiva del rendimiento de maíz (ajuste del modelo  $r^2 = 0.79$ ). Con base en la correlación se estimó la producción de 10 parcelas seleccionadas aleatoriamente, demostrando que en el rango de valores entre 0.4 y 0.5 el NDVI es un excelente predictor de la cosecha de maíz en condiciones de sequía, mientras que valores superiores de NDVI tienden a sobreestimar el rendimiento hasta por  $1 \text{ t ha}^{-1}$ . Esta información es de utilidad para la estimación de la cosecha y de seguros de la producción agrícola.

### Keywords:

indicadores biofísicos, índices de vegetación, producción de maíz.



## Introducción

Estimar el rendimiento del maíz en grano, con el fin de garantizar la producción requerida para alimentar a una población en constante crecimiento es de suma relevancia. La predicción del rendimiento de los cultivos es prioritaria para aumentar el conocimiento de las relaciones clima/cultivo y para generar información que se pueda aprovechar en la planificación oportuna y el manejo de la producción (Hernández y Caballero, 2009). Las técnicas de estimación del rendimiento se diversificaron con el diseño de la tecnología satelital, dando lugar a una gama de posibilidades que comprenden, además de los procedimientos basados en modelos matemáticos de simulación de cultivos, a aquellos que emplean información exclusivamente satelital y otros que integran ambas (Weiss *et al.*, 2001; Doraiswamy *et al.*, 2003).

El rendimiento de una parcela es un fenómeno multifactorial, en el que intervienen componentes edáficos y climáticos, interactuando con las prácticas de manejo. La respuesta espectral característica de las plantas durante su proceso productivo y de crecimiento es muy específica y ha sido ampliamente documentada. En esencia, la vegetación sana tiene una respuesta baja en la región roja del espectro visible y muy alta en la región infrarroja del espectro (Chuvieco, 2002; Manzo y Meave, 2003). La diferencia de respuesta entre estas dos regiones ha dado lugar al desarrollo de diversos índices de vegetación, cuyo valor puede considerarse un indicador del estado de salud de ésta.

Dado que la reflectancia de las plantas tiene una alta correlación con el estado de salud de los cultivos, existe una relación significativa entre los índices espectrales de vegetación y su rendimiento (Cruz-Durán *et al.*, 2011). Se ha documentado que los índices de vegetación son sensibles a los cambios de la vegetación en términos de desarrollo fisiológico (Asrar *et al.*, 1984; Kolotii *et al.*, 2015). Cada índice de vegetación tiene sus propias limitaciones, de ahí la importancia de combinar índices e indicadores biofísicos

Los Indicadores biofísicos son variables que se pueden usar para evaluar el estrés de la vegetación y pronosticar los rendimientos agrícolas. El índice de área foliar (LAI) por sus siglas en inglés, calcula el área de hojas por unidad de superficie del suelo, mientras que la fracción absorbida de la radiación fotosintéticamente activa (FaPAR), cuantifica la radiación solar absorbida por las plantas dentro de la región espectral fotosintéticamente activa (Ovando, 2021). El LAI está estrechamente relacionado con la productividad y biomasa de las plantas, un mayor valor indica un mejor desarrollo de dosel y por tanto, un mayor rendimiento potencial (Hu *et al.*, 2014). Por su parte, FaPAR es indicador de la actividad fotosintética y la productividad de la vegetación. Al relacionarse directamente con la energía absorbida por las plantas para su crecimiento, puede complementar a otros índices (Qin *et al.*, 2018).

Diversos estudios en el mundo han probado el desempeño de índices de vegetación calculados en Sentinel-2 (Huang *et al.*, 2014; Xu *et al.*, 2022). Por ejemplo, Xiuliang *et al.* (2020), reportan que el índice de agua de tres bandas (TBWI) fue idóneo para estimar la biomasa del maíz, estableciendo la relación entre biomasa y el índice de área foliar en varias etapas del crecimiento. Mientras que Chi *et al.* (2022) estimaron la biomasa de maíz en la Provincia de Jilin China, utilizando índices de Sentinel-1, Sentinel-2 y variables biofísicas, encontrando que la diferencia de las polarizaciones cruzadas en Sentinel-1 proporciona una estimación más precisa de la biomasa ( $R^2 = 0.81-0.83$ ,  $RMSE = 0.4-0.41 \text{ kg m}^{-2}$ ), que los modelos basados en polarizaciones sencillas, y combinan predictores (índices ópticos, índices de radar e indicadores biofísicos) para mejorar la precisión.

Autores como Chen *et al.* (2021) combinan información del radar Sentinel-1 con las imágenes multiespectrales de Sentinel-2 para el mapeo multitemporal de maíz en paisajes altamente complejos y heterogéneos. Bolton y Friedl (2013) encontraron altas correlaciones entre índices de vegetación y el rendimiento, cuando el cultivo estaba completamente desarrollado. Por su parte Lewis *et al.* (1998), evaluaron la producción de maíz en Kenia, encontrando que los valores máximos del índice NDVI son un indicador sensible de la producción de maíz del distrito agrícola.

Sus resultados de un modelo de regresión simple con NDVI como variable independiente para predecir la producción del maíz son alentadores ( $r^2$  0.75,  $p < 0.05$ ).

Diversas técnicas de percepción remota han sido aplicadas para estimar anticipadamente el rendimiento de las parcelas de maíz (Soria *et al.*, 2004). El presente estudio empleó datos obtenidos en campo para obtener un modelo más robusto de predicción del rendimiento en el municipio de Acambay, Estado de México. Ello porque, aunque las imágenes de satélite y los índices derivados de ellas proporcionan información valiosa, las mediciones de biomasa, densidad y parámetros fisiológicos de las plantas medidos sobre el terreno son esenciales para validar los modelos, mejorando su precisión.

## Materiales y métodos

Zona de estudio. Se monitorearon 40 parcelas de cultivo de maíz criollo en el pozo número 2 del sistema de riego agrícola de la localidad Las Arenas municipio de Acambay, Estado de México. En conjunto, estos abarcan una superficie total de 63 ha (Figura 1). La zona se caracteriza por tener un clima templado con lluvias en los meses de junio-septiembre, con una precipitación máxima de 160 mm y una temperatura promedio de 15 °C. La temporada de estiaje comprende los meses de diciembre, enero y febrero; mientras que la temporada de lluvia abarca a los meses comprendidos de junio a octubre (Figura 2).

Figura 1. Ubicación geográfica de la zona de estudio.

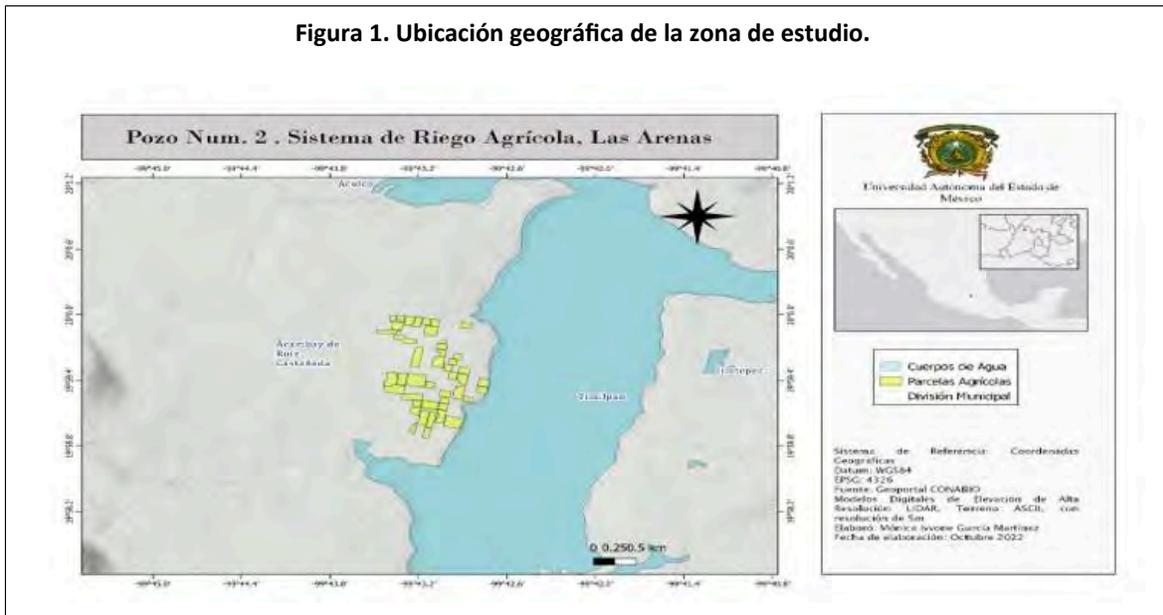
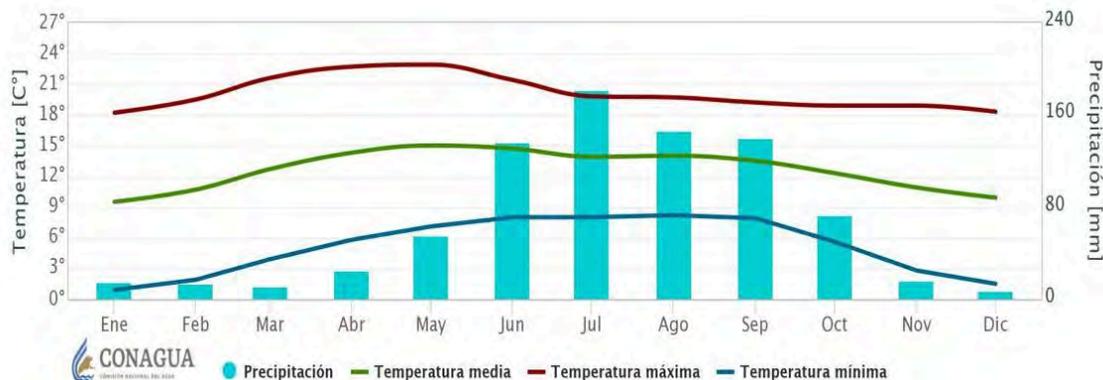


Figura 2. Climograma de la estación presa Huapango, México en 2022, clave 15187 (CONAGUA, 2022).



## Procesamiento de imágenes Sentinel 2

Sentinel 2B es un sensor óptico multiespectral de la Agencia Espacial Europea (ESA) que colecta información de la reflectancia de la corteza terrestre en las regiones visible e infrarroja. Se utilizó una imagen obtenida el 13 de octubre de 2022, fecha que corresponde con la madurez de la mazorca y en que sea adquirió información libre de nube, criterio de suma importancia para el cálculo de los índices. La escena fue descargada del servidor Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>) con un nivel L2, que incluye la calibración radiométrica. La imagen fue corregida con cartografía vectorial y los píxeles de las bandas de la imagen fueron remuestreados a un tamaño de 10 m píxel<sup>-1</sup> aprovechando la resolución espacial más fina disponible de origen en las bandas ópticas y utilizando el método del vecino más próximo y la escena recortada al área de estudio. En estos se utilizaron las funciones de procesamiento temático para sensores ópticos de SNAP, para calcular los índices e indicadores que se indican a continuación (Cuadro 1). Los valores mínimo, máximo y promedio, de los índices arriba señalados en los píxeles ubicados en los límites de las parcelas, fueron obtenidos mediante operaciones de estadística zonal en el software QGIS (QGIS development team, 2024).

Cuadro 1. Índices calculados en la imagen de Sentinel 2.

Índice	Características	Fórmula
NDVI	Correlaciona la región roja visible e infrarroja y se asocia con la vigorosidad del cultivo (Rouse <i>et al.</i> , 1974).	$NDVI = \frac{NIR - Rvis}{NIR + Rvis}$
EVI	Incorpora además de la región roja visible infrarroja, la banda azul para corrección del efecto de la atmósfera y del suelo (Huete <i>et al.</i> , 2002).	$EVI = Gvis * \left( \frac{NIR - Rvis}{NIR + c1 * Rvis - C2 * Avis + L} \right)$
LAI	Este se genera a partir del EVI mediante factores de corrección (Chen, 1992).	$LAI = (3.618 * EVI - 0.118)$
FAPAR	Radiación que las plantas absorben en el rango del espectro electromagnético de 0.4 a 0.7 μm (Vega y Alvarado, 2019).	FAPAR= ND * factor de escala + offset ND es el valor de la reflectancia de la vegetación

NIR= corresponde a la región del infrarrojo cercano; Rvis= al canal rojo visible y Gvis= al canal verde visible. Los factores de escala y offset son establecidos por ESA.

## Cálculo de la producción de maíz con datos obtenidos en campo

El muestreo en campo se realizó siguiendo la metodología del Centro Internacional de Mejoramiento de Maíz y Trigo (CIMMYT) en su manual de estimación de rendimiento de maíz (CIMMYT, 2019). Antes de la cosecha (del 01 al 15 de diciembre del 2022), se realizaron cortes y recolección de plantas de tres muestras elegidas al azar empleando métodos de selección aleatoria. Se contabilizó el número de surcos de cada parcela y con base en una tabla de números aleatorios se eligió el número inmediato inferior para indicar cuál era el surco para coleccionar la muestra.

Para estimar la distancia entre surcos a medir, se calculó la longitud promedio del surco y esta se dividió entre 10. Una vez identificado el surco a medir se cosecharon todas las mazorcas encontradas en un área de 5 m y estas se desgranaron y secaron para posteriormente pesarlas. El rendimiento en seco se calculó conforme la fórmula siguiente:

$$\text{Rendimiento seco} \left( \frac{\text{Kg}}{\text{Ha}} \right) = \left( \frac{\text{peso total del grano-humedad}}{\text{área}} \right) * 10$$

Mientras que la cantidad de humedad se estimó multiplicando el peso del grano total por el porcentaje de humedad en grano. Este porcentaje de humedad se midió con un medidor de humedad y su valor fue del 14%.

$$\text{Rendimiento a 14\%} \left( \frac{\text{Kg}}{\text{Ha}} \right) = \frac{\text{Rendimiento seco}}{0.86}$$

## El valor del rendimiento se extrapola para las parcelas evaluadas

En este estudio la parcela es la unidad territorial de análisis; es decir, que los valores de píxel de los índices obtenidos de las imágenes satelitales se promediaron por parcela y los valores de rendimiento muestreados en campo también se suman por parcela. Ello, debido a que la resolución espacial de la imagen impide una relación directa entre el píxel de la imagen y el individuo (planta) en campo.

## Resultados y discusión

En la Figura 3 se muestra la cartografía de los índices e indicadores calculados en la zona de estudio.



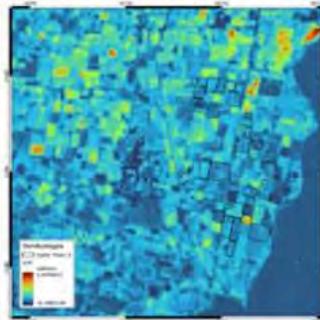
Figura 3. Índices e indicadores biofísicos calculados en octubre 2022 en Las Arenas, Acambay, calculados a partir de la imagen Sentinel 2.



Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)



Índice de vegetación mejorado (EVI)



Indicador de área foliar (LAI)

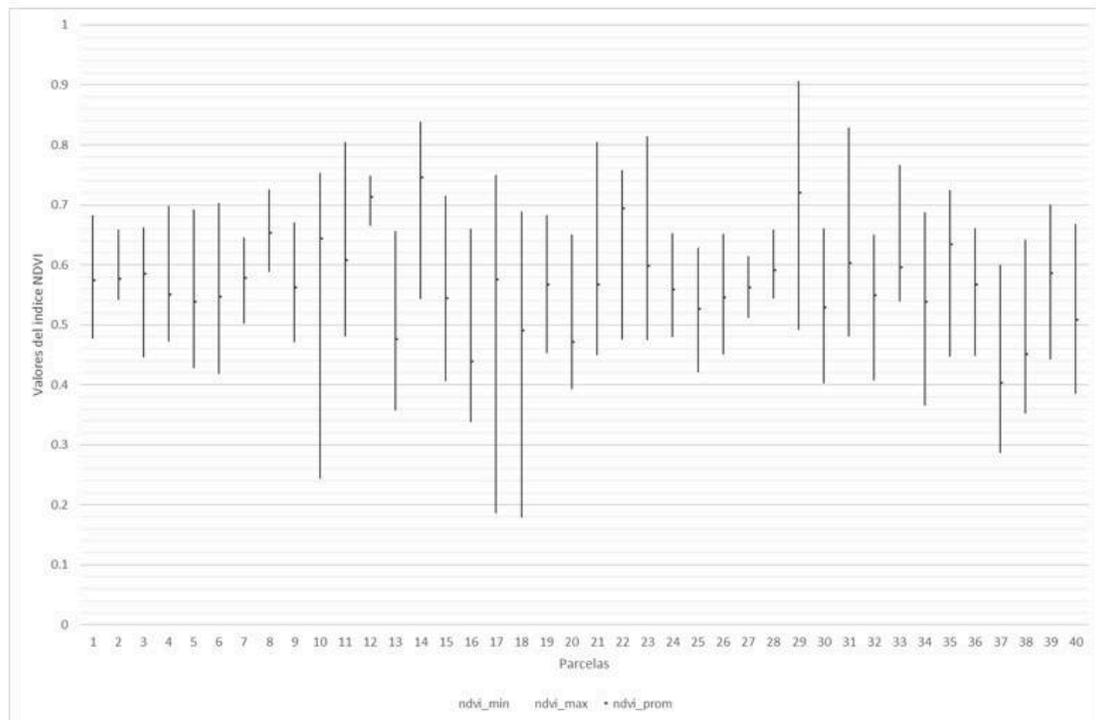


Fracción de la radiación fotosintética absorbida (FAPAR)

El NDVI mostró valores mínimos de 0.17 y máximos de 0.89, encontrándose los valores más frecuentemente entre 0.4 y 0.75, lo que, conforme con la escala propuesta por Alarcón-Rozo (2021), indica que las parcelas del área de estudio cuentan con cubierta vegetal abundante (Figura 4).



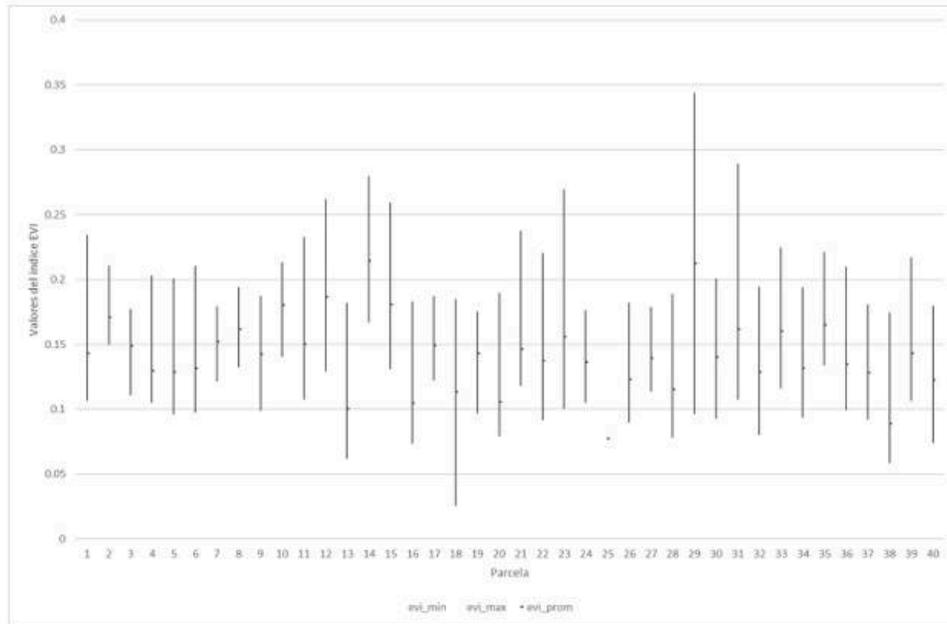
Figura 4. Valores de NDVI en octubre 2022 en las parcelas de Las Arenas, Acambay, calculados en el tratamiento de la imagen Sentinel-2.



El índice de vegetación mejorado EVI mostró sus rangos promedio entre 0.1 y 0.25, obteniendo un valor mínimo de 0.025 y un máximo de 0.34 (Figura 5).



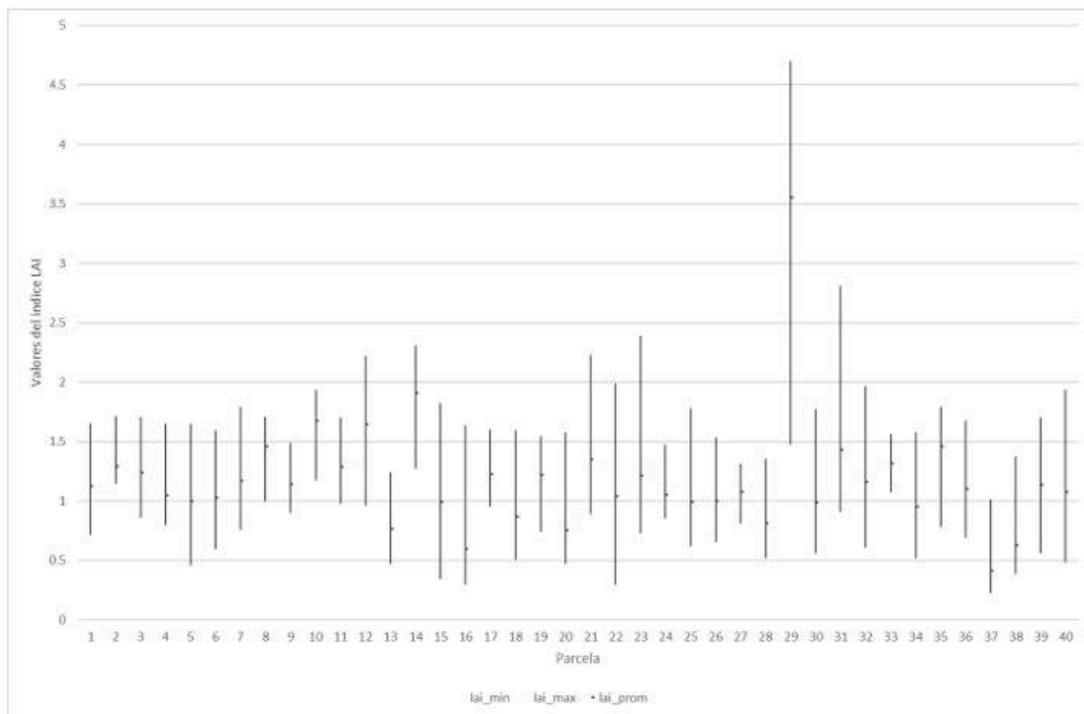
Figura 5. Valores de EVI en octubre 2022 en las parcelas de Las Arenas, Acambay, calculados en el tratamiento de la imagen Sentinel-2.



El índice de área foliar LAI, mostró valores mínimos de 0.26 y máximo de 4.7 (Figura 6).



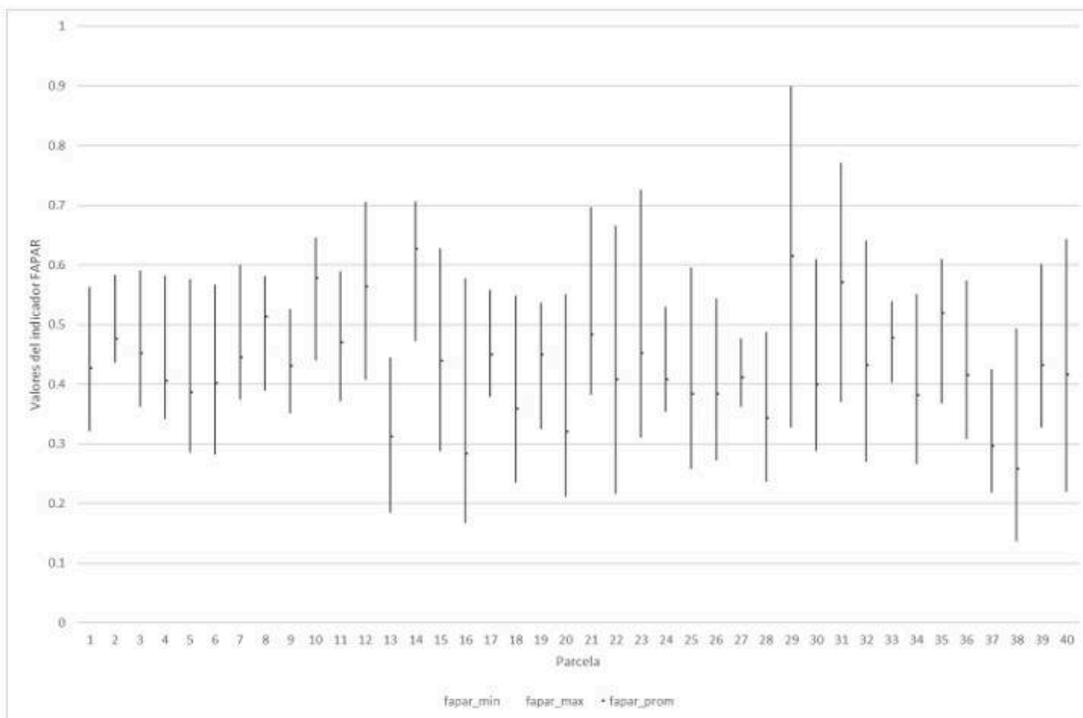
Figura 6. Valores del índice LAI en octubre 2022 en las parcelas de Las Arenas, Acambay, calculados en el tratamiento de la imagen Sentinel-2.



El indicador FaPAR mostró valores mínimos de 0.16 y máximo de 0.89 (Figura 7). Destaca este indicador por ser el que presenta mayor variabilidad entre parcelas.



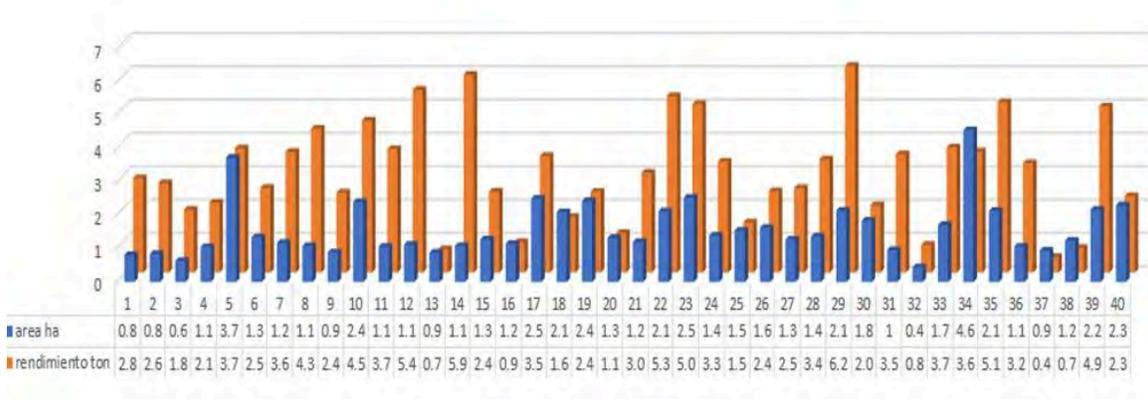
**Figura 7. Valores de la FaPAR en octubre 2022 en las parcelas de Las Arenas, Acambay, calculados en el tratamiento de la imagen Sentinel-2.**



### Relación de los índices con el rendimiento obtenido en campo

Como se puede observar en la Figura 8, el rendimiento en las 40 parcelas evaluadas fue muy variable, teniendo rendimientos desde menos de 1 t ha<sup>-1</sup> hasta 6.2 t ha<sup>-1</sup>. El tamaño de la parcela no necesariamente determina la producción, pues hay algunas pequeñas con alta producción y otras grandes con bajas producciones, lo que permitió resaltar la importancia del manejo del cultivo, como un factor decisivo en la producción.

**Figura 8. Rendimiento de maíz evaluado en parcelas de Las Arenas, Acambay en diciembre 2022. Elaborado con datos obtenidos en campo.**



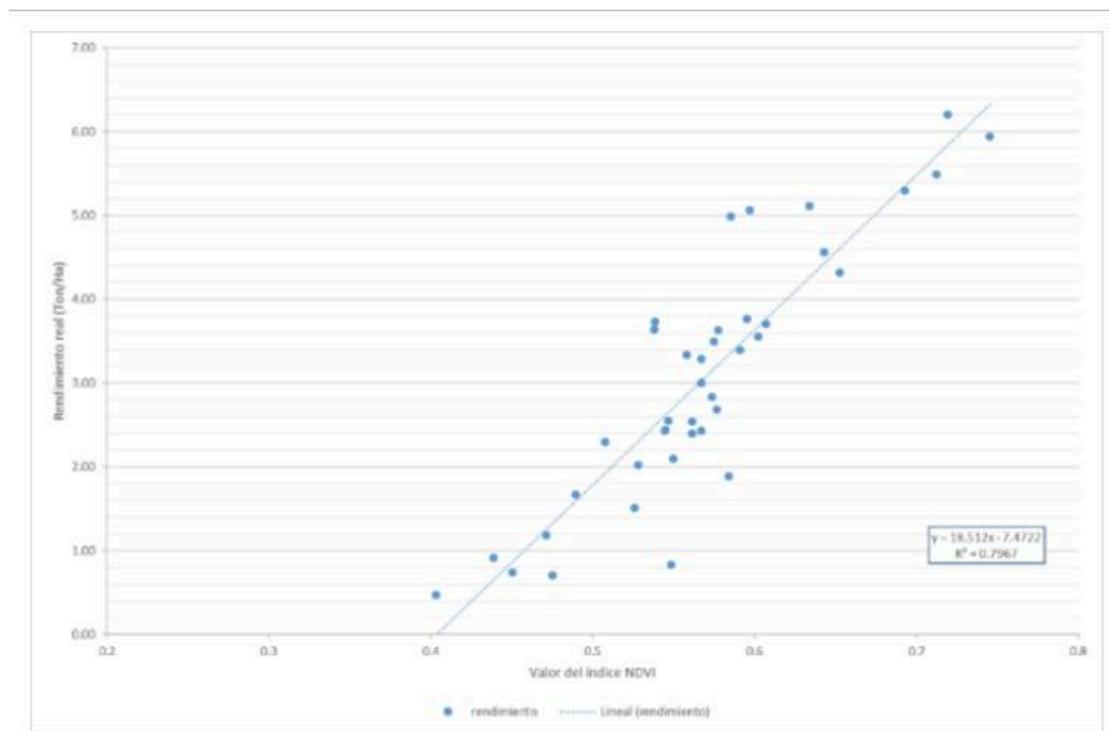
Un productor del ejido Pozo 2 aplicó un riego en marzo. Sin embargo, dada las condiciones de sequía reportadas por la CONAGUA, no se considera variación significativa con respecto a las demás parcelas. El Cuadro 2 reportó indicadores del modelo de regresión relacionando la productividad medida en campo y los índices calculados sobre la imagen Sentinel 2.

**Cuadro 2. Propiedades estadísticas de los modelos de regresión de rendimiento del cultivo de maíz.**

Estadístico	NDVI	EVI	LAI	FAPAR
R <sup>2</sup>	0.797	0.556	0.591	0.603
F <sub>stat</sub>	149	47.5	55	57.7
p-val	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
RMSE	0.672	0.993	0.953	0.939

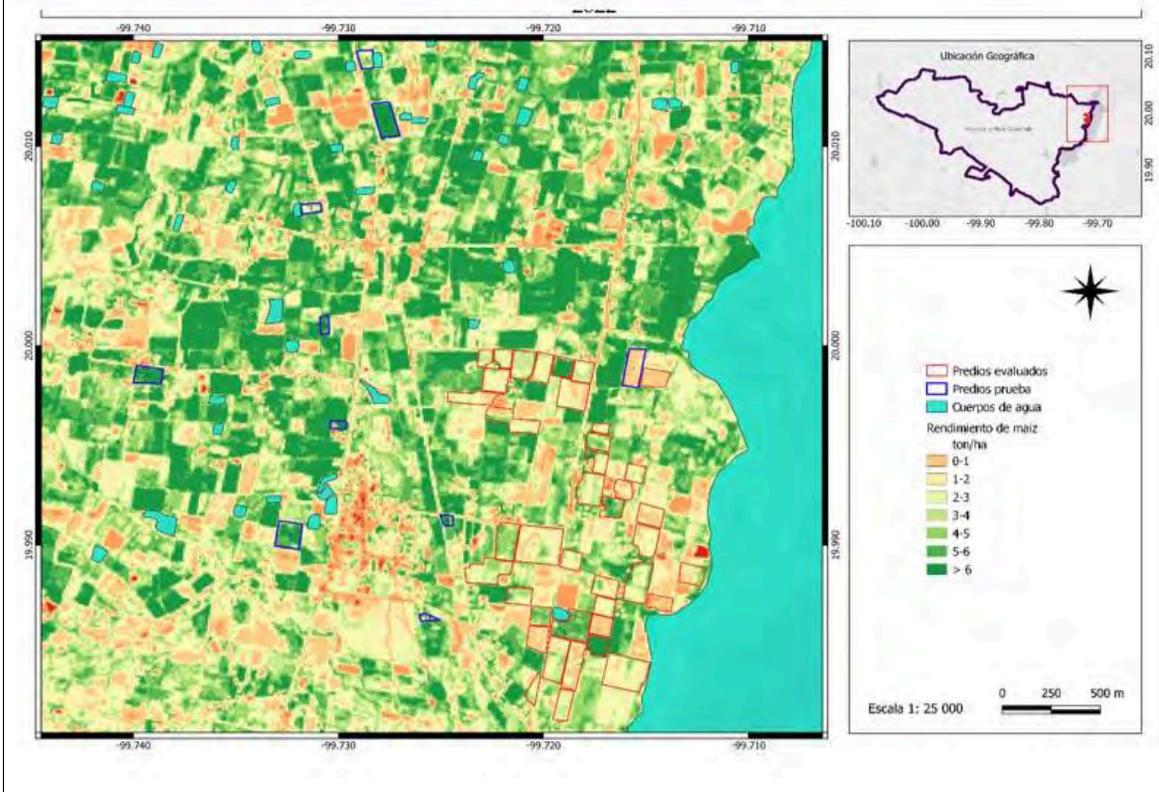
El índice que presentó mayor correlación con la producción medida en campo fue el NDVI (R<sup>2</sup>= 0.79), con un RMSE de 0.672, lo que indica un mejor ajuste respecto a los diferentes índices evaluados (Figura 9), el resultado es similar al que obtuvo Lewis *et al.* (1998), quienes encontraron un valor de correlación de R<sup>2</sup>= 0.75, concluyendo que el NDVI puede ser un indicador sensible de la producción de maíz, especialmente en áreas de alta variabilidad espacial, como fue el caso de la zona de estudio, donde, debido al manejo agrícola de cada parcela, el valor de NDVI presentó valores que van desde 0.2 hasta 0.9.

**Figura 9. Correlación entre el rendimiento medido del cultivo de maíz y el índice NDVI.**



En este estudio se encontró una relación lineal directa entre el NDVI y la producción medida en campo para las parcelas estudiadas, existiendo una correlación fuerte (R<sup>2</sup>= 0.79). Ello, permite tener optimismo respecto a las posibilidades de predecir la cosecha de maíz en grano, requiriéndose más repeticiones que permitan sustentar esta relación (Figura 10).

Figura 10. Rendimiento estimado del cultivo de maíz en Las Arenas, Acambay en octubre de 2022 basado en la regresión con el índice NDVI, derivado de la imagen Sentinel-2B de ESA.



El índice EVI tuvo un coeficiente de  $R^2 = 0.55$  en el ajuste con la producción real. Este se utiliza en etapas iniciales o tardías donde el NDVI tiene a saturarse, porque sus coeficientes de corrección reducen la distorsión de la atmósfera y el suelo en las reflectancias; sin embargo, mostró una baja relación con el rendimiento.

Los mismo ocurrió con los indicadores biofísicos LAI ( $R^2 = 0.59$ ), FAPAR ( $R^2 = 0.6$ ). Esto se explica por la temporalidad de la imagen satelital, ya que corresponde al mes de octubre, temporada en la que el maíz comienza su senescencia. Hay estudios que han reportado la eficiencia de los indicadores LAI y FAPAR se desarrollan en zonas boscosas con abundante vegetación y cobertura del dosel densa, como la reserva de la biósfera de la Mariposa Monarca (Champo *et al.*, 2014). Ello explicaría que, en cultivos de herbáceas como el maíz, estos indicadores no sean tan eficientes para estimar la productividad.

Dada la alta correlación encontrada entre los valores de NDVI y la producción medida en campo, se corrió un modelo predictivo sobre la imagen para estimar la producción considerando la ecuación:

$$\text{Rendimiento} = (18.512 * \text{NDVI} - 7.4722)$$

Para validar los datos predichos por el modelo, se eligieron los valores de rendimiento estimado en 10 parcelas elegidas de forma aleatoria y sus valores se contrastaron contra el rendimiento informado por los propietarios de éstas. En el Cuadro 3 se contrastan los valores estimados y reales del rendimiento del maíz. Se observó que hubo parcelas donde el modelo estimó el rendimiento con mucha precisión, como la número 2 (3.6/3.5) y la 4 (3.3/3). Pero hubo otras donde el modelo sobreestimó la producción por hasta 2 t como la parcela 5 (7.5/5.5).

**Cuadro 3. Valores estimados mediante el procesamiento de imágenes satelitales y valores reales medidos en campo del rendimiento de maíz.**

Parcela	NDVI	Rendimiento estimado (t ha <sup>-1</sup> )	Rendimiento real (t ha <sup>-1</sup> )	Diferencia
1	0.7	5.5	4.5	1
2	0.6	3.6	3.5	0.1
3	0.59	3.4	2.5	0.9
4	0.58	3.3	3	0.3
5	0.79	7.2	5.5	1.7
6	0.73	6	5.5	0.5
7	0.76	6.6	5	1.6
8	0.44	0.7	1.5	0.8
9	0.68	5.1	3	2.1
10	0.7	5.5	4.5	1
Promedio	0.7	4.7	3.9	1

Sobrestimación= 26%

El modelo tiende a sobrestimar el rendimiento cuando hay valores altos de NDVI (0.7); calculado con valores promedio del NDVI (0.5-0.6) su desempeño es mejor. En promedio la diferencia entre rendimientos es de hasta 1.5 t; es decir, el modelo varía hasta en 26% con respecto a la producción real. Dada la fuerte correlación entre el valor promedio de NDVI y la cosecha estimada, se podría estimar el rendimiento, al menos dos meses antes de la cosecha, coincidiendo con Prasad *et al.* (2006). Se requieren repeticiones en otras zonas agrícolas y otras condiciones climáticas para confirmar esta capacidad predictiva del índice NDVI en Sentinel 2. Ello, porque el rendimiento de los cultivos obedece a diversos factores, como las propiedades del suelo, las condiciones meteorológicas, las presiones por plagas y enfermedades, las prácticas de gestión y los rasgos genéticos del cultivo.

## Conclusiones

En las parcelas del pozo número 2 de la localidad Las Arenas, Acambay, Estado de México y bajo condiciones de sequía intensa, el NDVI calculado con información espectral de imágenes del sensor Sentinel 2 tuvo la mejor capacidad predictiva de la producción de maíz (ajuste del modelo  $r^2= 0.79$ ) por lo que resultó ser un predictor adecuado de la cosecha de maíz en condiciones de sequía, mientras que valores superiores de NDVI tienden a sobreestimar el rendimiento hasta por 1 t ha<sup>-1</sup>. Esta información puede ser de utilidad para la estimación de cosecha.

## Bibliografía

- 1 Asrar, G.; Fuchs, M.; Kanemasu, E. T. y Hatfield, J. L. 1984. Estimación de la radicación fotosintéticamente absorbida y el índice de área foliar a partir de la reflectancia espectral del trigo. *Agronomy Journal*. 76(2):300-306. <https://access.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.2134/agronj1984.00021962007600020029x>.
- 2 Bolton, D. K. and Friedl, M. A. 2013. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. *Agricultural and Forest Meteorology*. 173:74-84. 10.1016/j.agrformet.2013.01.007.
- 3 Chen, J. M. and Black, T. A. 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell & Environment*. 15(4):421-429.

- 4 CONAGUA, 2022. Comisión Nacional del Agua. Estaciones meteorológicas automáticas (EMAS). <https://smn.conagua.gob.mx/es/observandoel tiempo/estacionesmeteorologicasautomaticasemas>.
- 5 Champo-Jiménez, O.; España-Boquera, M. L.; Sánchez-Vargas, N.; Cruz-de-León, J.; Lobit, P. y López-Pérez, L. 2014. Construcción de mapas de LAI y fAPAR de la Reserva de la Biósfera Mariposa Monarca y su comparación con mapas globales. *CienciaUAT*. 8(2):22-31. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=441942931003>.
- 6 Chi, X.; Yangling, D. and Dai, Z. 2022. Estimation of maize biomass components from Sentinel-1 SAR data using multi-target regressors. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 1392-1395 pp. Doi:10.1109/IGARSS46834.2022.9884054.
- 7 Chuvieco-Salineró, E. 2002. Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio. 1ª. Ed. Editorial Ariel. Barcelona, España. 586 p.
- 8 CIMMYT. 2012. Centro Internacional de Mejoramiento de Maíz y Trigo. Manual de estimación de rendimiento de maíz. Mexico. El Batán, Estado de México. 16-27 pp.
- 9 Cruz-Durán, J. P.; Sánchez-García, A.; Galvis-Spínola, P. y Carrillo-Salazar, J. A. 2011. Índices espectrales en pimiento para el diagnóstico nutrimental de nitrógeno. *Terra Latinoamericana*. 29(3):259-265.
- 10 Doraiswamy, P. C.; Moulin, S.; Cook, W. P. and Stern, A. 2003. Crop yield assessment from remote sensing. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 69(6):665-674.
- 11 Hernández, N.; Soto, F. y Caballero, A. 2009. Modelos de simulación de cultivos: Características y usos. *Cultivos Tropicales*. 30(1):73-82. <http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci-arttext&pid=S025859362009000100014&lng=es&tlng=es>.
- 12 Hu, R.; Yan, G.; Mu, X. and Luo, J. 2014. Indirect measurement of leaf area index on the basis of path length distribution. *Remote Sensing of Environment*. 155:239-247. Doi: 10.1016/j.rse.2014.08.032.
- 13 Huang, J.; Wang, H.; Dai, Q. y Han, D. 2014. Analysis of NDVI data for crop identification and yield estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 7(11):4374-4384.
- 14 Kolotii, A.; Kussul, N.; Shelestov, A.; Skakun, S.; Yailymov, B.; Basarab, R. y Ostapenko, V. 2015. comparación de predictores biofísicos y satélites para predicciones de rendimiento de trigo en Ucrania. *Archivos internacionales de fotogrametría, teledetección y ciencias de la información espacial*. 39-44 pp.
- 15 Lewis, J. E.; Rowland, J. y Nadeau, A. 1998. Estimating maize production in Kenya using NDVI: some statistical considerations. *International Journal of Remote Sensing*, 19(13):2609-2617.
- 16 Manzo-Delgado, L. y Meave, J. A. 2003. La vegetación vista desde el espacio. La fenología foliar a través de la percepción remota. *Ciencia*. 54(3):18-28. <https://www.amc.edu.mx/revistaciencia/images/revista/54-3/vegetacion-vista-espacio.pdf>.
- 17 Ovando, G.; de la Casa, A.; Díaz, G.; Díaz, P.; Bressanini, L. y Miranda, C. 2021. Desempeño de diferentes índices de vegetación de Sentinel-2A para estimar el rendimiento de soja en agricultura de precisión. *Agriscientia*. 38(2):1-12.
- 18 Prasad, A. K.; Chai, L.; Sigh, R. P. and Kafatos, M. 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 8(1):26-33.
- 19 QGIS 2024. Geographic Information System. Open-Source Geospatial Foundation Project. <https://qgis.org>.
- 20 Qin, H.; Wang, C.; Zhao, K. and Xi, X. 2018. Estimación de la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida (fPAR) en los canopies de maíz utilizando datos LiDAR e imágenes hiperespectrales. *Plos one*. 13(5):e0197510. 10.1371/journal.pone.0197510.

- 21 Soria-Ruiz, J.; Fernández-Ordóñez, Y. y Granados-Ramirez, R. 2004. Metodología para la predicción del rendimiento del maíz utilizando datos satelitales de teledetección en el Centro de México. *Investigaciones Geográficas*. 55:61-78.
- 22 Vega-Araya, M. y Alvarado-Barrantes, R. 2019. Análisis de las series de tiempo de variables biofísicas para cuatro ecorregiones de Guanacaste, Costa Rica. *Revista de Ciencias Ambientales*. 53(2):60-96. Doi: <https://doi.org/10.15359/rca.53-2>.
- 23 Weiss, M.; Troufleau, D.; Baret, F.; Chauki, H.; Prévot, L.; Olioso, A.; Bruguier, N. y Brisson, N. 2001. Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation. *Agric. For. Meteorol.* 108(2):113-128.
- 24 Xiuliang, J.; Zhenhai, L.; Haikuan, F.; Zhibin, R. y Shaokun, L. 2019. Deep neural network algorithm for estimating maize biomass based on simulated Sentinel 2A vegetation indices and leaf area index. *KeAi Chinese Roots Global Impact*. 8(1):87-97.
- 25 Xu, C.; Ding, Y.; Zheng, X.; Wang, Y.; Zhang, R.; Zhang, H.; Dai, Z. and Xie, Q. A. 2022. Comprehensive comparison of machine learning and feature selection methods for maize biomass estimation using Sentinel-1 SAR, Sentinel-2 Vegetation Indices, and Biophysical Variables. *Remote Sensing*. 14:4083. 10.3390/rs14164083.



## Estimación de rendimiento del maíz mediante tratamientos de imágenes obtenidas por Sentinel 2: caso de Las Arenas, Acambay

Journal Information
Journal ID (publisher-id): remexca
Title: Revista mexicana de ciencias agrícolas
Abbreviated Title: Rev. Mex. Cienc. Agríc
ISSN (print): 2007-0934
Publisher: Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias

Article/Issue Information
Date received: 01 January 2025
Date accepted: 01 March 2025
Publication date: 12 May 2025
Publication date: Apr-May 2025
Volume: 16
Issue: 3
Electronic Location Identifier: e3636
DOI: 10.29312/remexca.v16i3.3636

### Categories

Subject: Artículo

### Palabras clave:

**Palabras clave:**

indicadores biofísicos  
índices de vegetación  
producción de maíz

### Counts

Figures: 10

Tables: 3

Equations: 12

References: 25

Pages: 0