

Estimación del coeficiente de cultivo del maíz forrajero mediante índices de vegetación de sensoria remota

Estimating the crop coefficient of forage corn using remote sensory vegetation indices

Nuria Aide López-Hernández¹, Ramón Trucíos-Caciano^{1*}, Cristo Omar Puente-Valenzuela¹, Marco Antonio, Inzunza-Ibarra¹, Iván Franco-Gaytán².

¹ Institución de procedencia del autor, dirección. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua, Suelo, Planta, Atmósfera, Margen Derecha Canal de Sacramento km 6.5, Zona Industrial 4 etapa, C.P. 35140, Gómez Palacio, Durango, México.

² Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Campo Experimental La Laguna, Boulevard José Santos Valdez 1200 Pte. C.P. 27440, Matamoros, Coahuila

*Autor para correspondencia: trucios.ramon@inifap.gob.mx

RESUMEN

La determinación del requerimiento hídrico de los cultivos juega un papel importante para hacer un eficiente uso del agua de riego, lo cual es de especial importancia en regiones áridas y semiáridas. Una forma de estimar las necesidades de agua de los cultivos es a través de la teledetección, en cuyo caso puede emplearse el enfoque Kc-ET_o. El objetivo de la presente investigación fue encontrar una correlación entre el Kc y el NDVI para el maíz forrajero N83N5, en la región de la Comarca Lagunera. El experimento se llevó a cabo en las instalaciones del CENID-RASPA del INIFAP. El NDVI se determinó mediante imágenes del satélite Sentinel-2 (modelo Kc-NDVI Sentinel-2), y mediante imágenes obtenidas mediante tecnología RPAS (modelo Kc-NDVI RPAS). Los resultados muestran que tanto el NDVI obtenido a partir de imágenes de satélite como el NDVI calculado a partir de imágenes de RPAS muestran una tendencia similar de incremento de los valores conforme crece el cultivo, hasta alcanzar un máximo a los 72 DDS, para posteriormente disminuir hasta el fin del ciclo. Las ecuaciones de correlación entre el Kc y el NDVI obtenido partir de imágenes de Satélite y de imágenes de RPAS se generaron mediante regresión lineal, y en ambos casos el coeficiente de correlación es alto, siendo superior con el NDVI RPAS, debido a su mayor precisión por la escala espacial empleada y ser, por lo tanto, más específica del sitio de estudio. Se concluye que la estimación del Kc mediante el NDVI resulta confiable y precisa, sin embargo, se destaca que el NDVI obtenido a partir de imágenes de satélite es de utilidad cuando el sitio de interés es de gran superficie, mientras que el NDVI generado a partir de imágenes de RPAS es más específico y puede emplearse en sitios de menor superficie.

Palabras clave: Evapotranspiración, teledetección, imágenes satelitales, tecnología RPAS, NDVI

ABSTRACT

Determining the water requirement of crops plays an important role for the efficient use of irrigation water, which is of special importance in arid and semi-arid regions. One way to estimate crop water needs is through remote sensing, in which case the Kc-ET_o approach can be used. The objective of this research was to find a correlation between Kc and NDVI for forage corn N83N5, in the Comarca Lagunera region. The experiment was carried out at the CENID-RASPA INIFAP. The NDVI was determined using images from the Sentinel-2 satellite (Kc-NDVI Sentinel-2 model), and using images obtained by RPAS technology (Kc-NDVI RPAS model). The results show that both the NDVI obtained from satellite images and the NDVI calculated from RPAS images show a similar trend of increasing values as the crop grows, until reaching a maximum at 72 days after sowing, and subsequently decreasing until the end of the cycle. The correlation equations between Kc and NDVI obtained from Satellite images and RPAS images were generated by linear regression, and in



both cases, the correlation coefficient is high, being higher with the NDVI RPAS, due to its greater precision by the spatial scale, which is more specific to the study site. In conclusion, the estimation of Kc using NDVI is reliable and accurate, however, the NDVI obtained from satellite images is useful when the site of interest has a large surface area, while the NDVI generated from RPAS imaging is more specific and can be used in smaller areas.

Keywords: remote sensing, satellite images, RPAS technology, NDVI, evapotranspiration.

INTRODUCCIÓN

La determinación del requerimiento híbrido de los cultivos juega un papel importante para hacer más eficiente el uso del agua de riego (Pôças *et al.*, 2015), y aumentar su productividad, lo cual es de especial importancia en regiones áridas y semiáridas. Una forma de calcular la demanda de agua que tienen los cultivos es estimando su evapotranspiración, la cual puede ser medida directamente mediante métodos lisimétricos (López-Urrea *et al.*, 2020), el método de Covarianza de Eddy (Jiang *et al.*, 2021), sin embargo, son métodos costosos y de difícil aplicación (Shao *et al.*, 2023).

Un enfoque común para la estimación de las necesidades de agua de los cultivos es el enfoque Kc-ETo adoptado por la FAO56 (2006), donde la evapotranspiración de referencia (ETo) se ajusta al cultivo de interés multiplicándola por un coeficiente de cultivo (Kc). La ETo representa la demanda climática de la atmósfera mientras que el Kc representa las diferencias que distinguen el cultivo de referencia y el cultivo de interés, en términos de cobertura del suelo, propiedades de la cubierta vegetal y resistencia aerodinámica.

Otro enfoque es la estimación de la evapotranspiración por teledetección, en cuyo caso pueden emplearse metodologías como el balance de energía, SEBAL, (Bastiaanssen, 1995) y la metodología de dos pasos (Allen *et al.*, 2006). Estudios previos han demostrado que con el uso de sensores remotos es posible estimar las necesidades hídricas del maíz forrajero con alta precisión, incluso similar a la precisión de las mediciones en campo, por lo que, se considera un método que puede utilizarse para la programación del riego (Reyes *et al.*, 2019).

Una forma en que se emplea la teledetección es mediante los índices de vegetación. Los índices de vegetación son datos muy importantes para el análisis de la agricultura. Durante las últimas

décadas, muchos investigadores han adoptado los índices de vegetación como parámetros esenciales para lograr sus objetivos de investigación. El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) se ha utilizado básicamente para la mayoría de los estudios agrícolas (Yeom *et al.*, 2019), especialmente para monitorear y estudiar el crecimiento de los cultivos (French *et al.*, 2020).

Los índices de vegetación tal como el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), han sido utilizados para estimar el Kc, monitorear la vegetación, predecir los rendimientos y estimar el consumo de agua en los cultivos (Reyes *et al.*, 2019). Sin embargo, aún falta profundizar en el estudio del uso del NDVI para estimar con precisión el Kc (French *et al.*, 2020).

La metodología de dos pasos relaciona directamente el coeficiente de cultivo (Kc) con índices de vegetación, por lo que requiere una calibración previa para la determinación del Kc en el sitio y cultivo de interés (Gordillo *et al.*, 2014). El objetivo de esta investigación fue encontrar una correlación entre el Kc y el NDVI para el maíz forrajero N83N5, en la región de la Comarca Lagunera.

MATERIALES Y MÉTODOS

El experimento se realizó en el ciclo agrícola de primavera 2023, en el campo experimental del CENID-RASPA del Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias (INIFAP), ubicado dentro de los límites de la Comarca Lagunera, en el municipio de Gómez Palacio, Durango, México. El sitio experimental se localiza entre las coordenadas 25° 35' 14.816" latitud N y 103° 27' 1.453" longitud O. El predio consta de una superficie de 1.2 ha, que se cultivaron con maíz forrajero N83N5 de Syngenta®.



El diseño de siembra fue de 8 plantas por metro lineal y 75 cm entre hileras, en melgas de 112 m de largo y 11.6 m de ancho. La siembra fue el 15 de abril de 2023, posteriormente a un riego de aniego realizado entre el 4 y el 5 de abril de 2023. El riego fue por gravedad, se realizaron 2 riegos de auxilio. El suelo del sitio experimental es franco con una densidad aparente de 1.5 g cm⁻³.

El coeficiente de cultivo (Kc) se determina como el cociente de la evapotranspiración máxima del cultivo (ETc max) y la evapotranspiración potencial (ETo), mediante la ecuación 1.

$$Kc = \frac{ETc \text{ max}}{ETo} \quad (1)$$

La FAO presenta cuatro etapas de crecimiento del cultivo: inicial, desarrollo, medio y final, con tres valores de coeficiente único (promedio temporal) Kc- inicial, Kc-medio y Kc-final (Allen *et al.*, 2006). La determinación del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) se realizó a partir de las imágenes multispectrales mediante una combinación algebraica de las reflectividades infrarrojo cercano y rojo, expresada en la ecuación 2.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (2)$$

Dónde: NDVI es el índice de vegetación de diferencia normalizada (adimensional); NIR es la reflectancia en la banda del infrarrojo cercano (%) y R es la reflectancia en la banda del rojo (%).

Las imágenes de satélite se obtuvieron de los satélites Sentinel 2A y 2B, a una resolución espacial de 10 m y una resolución temporal de 5 días, en nivel 2A en proyección UTM/WGS84 y formato GeoTIFF, los días 17 y 27 de abril; 2, 12, 17 y 22 de mayo; 1, 6, 11, 16, 21 y 26 de junio; 11, 16, y 21 de julio del 2023. De acuerdo con las bandas espectrales que contienen las imágenes Sentinel-2, B8 corresponde a la banda NIR y B4 a la banda R. El Sistema de aeronaves tripuladas por control remoto (RPAS, por sus siglas en inglés) utilizado es de la marca SenseFly modelo eBee classic, con una resolución espacial de 1.5 cm por pixel.

Los modelos para ajustar el coeficiente de cultivo del maíz se generaron mediante ecuaciones de correlación entre el coeficiente de cultivo (Kc) y los valores de NDVI determinado con las imágenes de Sentinel-2 (modelo Kc-NDVI Sentinel-2) y los valores de NDVI de las imágenes obtenidas a partir del RPAS de ala fija eBee (modelo Kc-NDVI RPAS).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Estimación del Kc propuesto por la FAO.

En la Figura 1 se presenta el Kc del maíz forrajero del día de la siembra (15 de abril de 2023) hasta el 17 de julio de 2023, cuando el cultivo se encontraba en su etapa de madurez comercial para forraje. Se observa que los valores de Kc aumentan acorde al crecimiento del cultivo hasta alcanzar un punto máximo a los 61 DDS (días después de la siembra), para posteriormente comenzar a disminuir hasta el final del ciclo agrícola. En otros trabajos se han reportado valores de Kc máximos entre los 48 y 54 DDS al emplear el instrumento GreenSeeker, y entre los 59 y 61 DDS cuando se obtienen a partir de imágenes de satélite (Reyes *et al.*, 2019). Los valores de Kc se ajustan a una ecuación polinomial de segundo orden.

Determinación de NDVI mediante imágenes de satélite (NDVI Sentinel) y tecnología RPAS (NDVI RPAS).

En la Figura 2 se presentan las curvas de NDVI obtenidas a partir de imágenes del satélite Sentinel 2 (macroescala) y de tecnología RPAS (microescala). Las imágenes de RPAS se tomaron cada que pasó el satélite sobre el sitio de estudio y las imágenes de satélite se seleccionaron en función del porcentaje de nubosidad, utilizándose las imágenes de los días.

La curva generada a partir de imágenes satelitales abarca todo el ciclo del cultivo, mientras que la generada a partir de imágenes obtenidas mediante RPAS abarca desde el día 52 DDS hasta el fin del ciclo (110 días), los días anteriores fueron estimados a partir de una ecuación de correlación entre el NDVI Sentinel y el NDVI RPAS ($NDVIRPAS = 1.2627 \times NDVISentinel + 0.1944$, $R^2 = 0.9676$). Ambas curvas muestran



una tendencia similar de incremento de los valores de NDVI conforme crece el cultivo, hasta alcanzar un máximo a los 72 DDS, para posteriormente

comenzar a disminuir los valores de NDVI hasta el fin del ciclo, mismo que coincide con la madurez comercial del maíz forrajero.

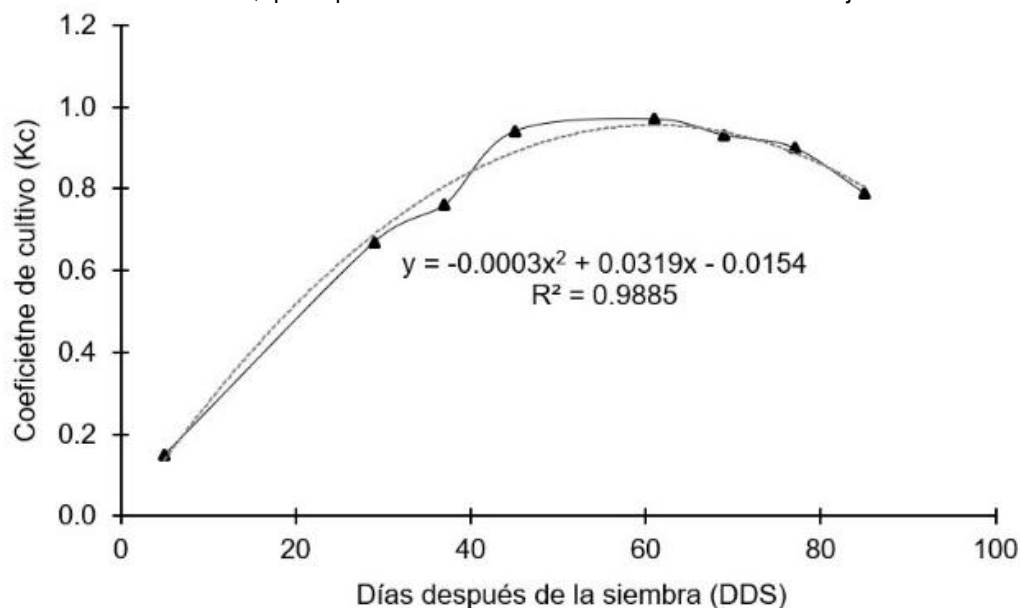


Figura 1. Coeficiente de cultivo del maíz forrajero durante el ciclo de cultivo Primavera 2023.

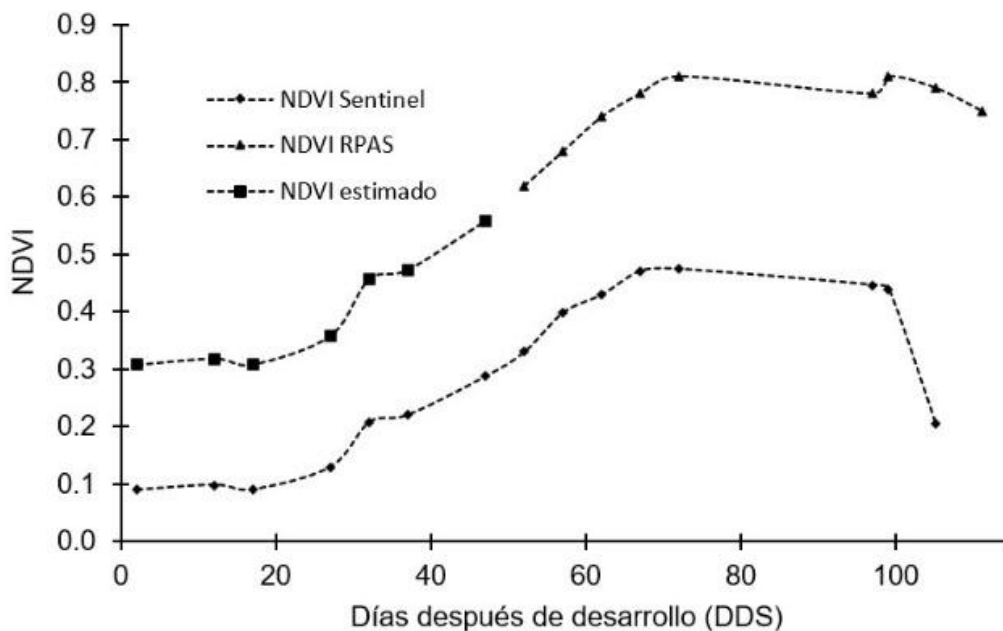


Figura 2. Valores de NDVI del maíz forrajero a través del ciclo de cultivo primavera 2023.

En la Figura 2, se observa que los valores del NDVI obtenidos con RPAS son superiores a los

valores de NDVI de Sentinel, en el orden de un 42.3 %, lo que se sugiere se debe a la diferencia de escalas de las imágenes.

Curvas de correlación entre Kc y NDVI.

En las Figuras 3 y 4 se muestran las ecuaciones de correlación entre el Kc y el NDVI obtenido partir de imágenes de Satélite y de imágenes de RPAS.

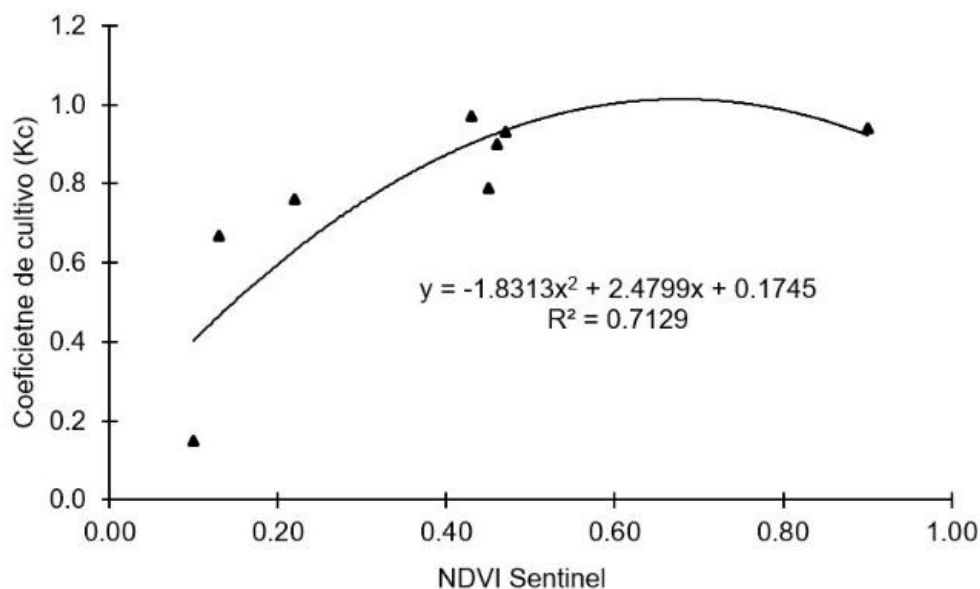


Figura 3. Relación entre el coeficiente de cultivo del maíz forrajero en la Comarca Lagunera y el NDVI determinado a partir de imágenes del satélite Sentinel 2.

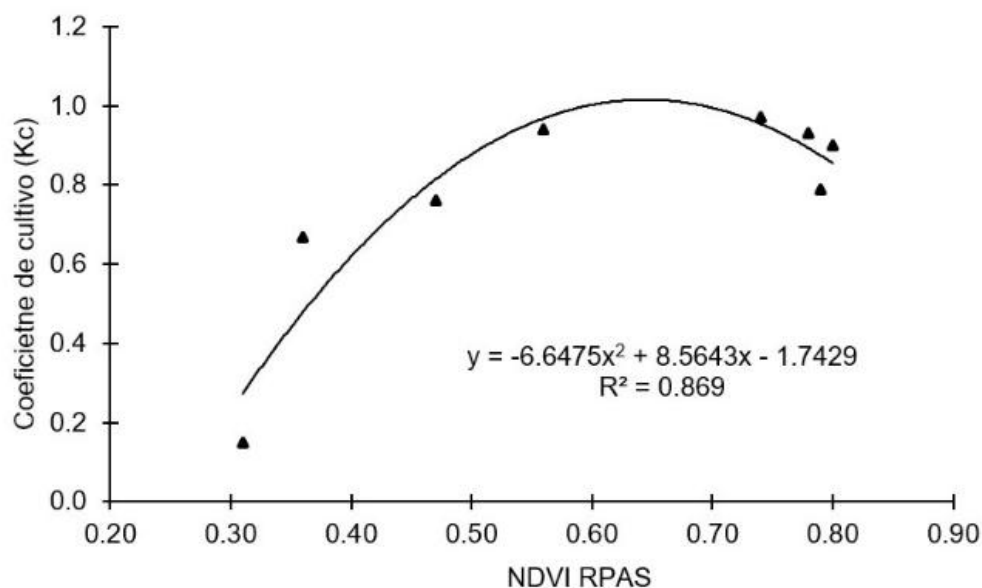


Figura 4. Relación entre el coeficiente de cultivo del maíz forrajero en la Comarca Lagunera y el NDVI determinado a partir de imágenes RPAS.

Las ecuaciones fueron generadas a partir de modelos de regresión lineal y permiten estimar el Kc en función del NDVI. En ambos casos el coeficiente de correlación es alto, siendo superior con el NDVI

RPAS, esto último sugiere que la precisión del NDVI RPAS es mayor debido a la escala espacial empleada y ser, por lo tanto, más específica del sitio de estudio. Es decir, la imagen obtenida mediante tecnología RPAS brinda información puntual en un tamaño de pixel menor, por lo que, la información obtenida a través de esta imagen es más específica del área de interés.

CONCLUSIONES

Los valores del coeficiente de cultivo del maíz forrajero para la Comarca Lagunera se estimaron a partir de los propuestos por la FAO, y se destaca la importancia de determinar los Kc para el cultivo, sitio y época de interés. Tanto el NDVI obtenido a partir de imágenes de satélite como el NDVI calculado a partir de imágenes de RPAS siguen una tendencia similar de incrementar sus valores hasta un máximo en la etapa de madurez para posteriormente comenzar a decrecer hasta el fin del ciclo del cultivo. En ambos casos el NDVI presenta un alto coeficiente de correlación con el coeficiente de cultivo, por lo que, la estimación del Kc mediante el NDVI resulta confiable y precisa, sin embargo, se destaca que el NDVI obtenido a partir de imágenes de satélite es de utilidad cuando el sitio de interés es de gran superficie, mientras que el NDVI generado a partir de imágenes de RPAS es más específico y puede emplearse en sitios de menor superficie.

LITERATURA CITADA

- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. y Smith, M. 2006. Evapotranspiración del cultivo: Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos. Estudio FAO Riego y Drenaje, No. 56, FAO, Roma, Italia.
- Bastiaanssen, W. 1995. Regionalización de las densidades de flujo superficial y los indicadores de humedad en terrenos compuestos: un enfoque de teledetección bajo cielos despejados en climas mediterráneos. Land bouw Universiteit te Wageningen.
- French, A.N., Hunsaker, D., Sanchez, C.A., Saber, M., Gonzalez, J.R., Anderson, R. 2020. Satellite-based NDVI crop coefficients and evapotranspiration with eddy covariance validation for multiple durum wheat fields in the US Southwest. *Agricultural Water Management*. 239: 106266. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106266>.
- Gordillo, S. V. M., Flores, M. H., Tijerina, C. L. y Arteaga, R. R. 2014. Estimación de la evapotranspiración utilizando un balance de energía e imágenes satelitales. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 5(1): 143-155.
- Jiang, L., Zhang, B., Han, S., Chen, H., Wei, Z. 2021. Upscaling evapotranspiration from the instantaneous to the daily time scale: assessing six methods including an optimized coefficient based on worldwide eddy covariance flux network. *Journal of Hydrology*. 596: 126135. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126135>
- López-Urrea, R., Sánchez, J.M., de la Cruz, F., González-Piqueras, J., Chávez, J.L. 2020. Evapotranspiration and crop coefficients from lysimeter measurements for sprinkler-irrigated canola. *Agric. Water Manag.* 239: 106260. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106260>
- Pôças, I., Paço, T.A., Paredes, P., Cunha, M., Pereira, L.S. 2015. Estimation of actual crop coefficient using remotely sensed vegetation indices and soil water balance modelled data. *Remote sensing*. 7(3): 2373-2400. <https://doi.org/10.3390/rs70302373>
- Shao, G., Han, W., Zhang, H., Zhang, L., Wang, Y., Zhang, Y. 2023. Prediction of maize crop coefficient from UAV multisensor remote sensing using machine learning methods. *Agricultural water management*. 276: 108064. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.108064>
- Reyes González, A., D. G. Reta Sánchez, J. I. Sánchez Duarte, E. Ochoa Martínez, K. Rodríguez Hernández y P. Preciado Rangel. 2019. Estimación de la evapotranspiración de maíz forrajero apoyada con sensores remotos y mediciones in situ. *Terra Latinoamericana* 37: 279-290. <https://doi.org/10.28940/terra.v37i3.485>
- Yeom, J., Jung, J., Chang, A., Ashapure, A., Maeda, M., Maeda, A., Landivar, J. 2019. Comparison of Vegetation Indices Derived from UAV Data for Differentiation of Tillage Effects in Agriculture. *Remote Sens.* 11(13): 1548. <https://doi.org/10.3390/rs11131548>

