

ESTIMACIÓN Y VALIDACIÓN DE VARIABLES BIOFÍSICAS DEL MAÍZ A TRAVÉS DE VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS

ESTIMATION AND VALIDATION OF BIOPHYSICAL VARIABLES IN MAIZE USING UNMANNED AERIAL VEHICLES

Víctor Salas-Aguilar^{1*}, Ricardo Aguilar-Estrada¹, Manuel González Leon¹, Fabiola Rojas-García², Luis Bravo-Peña¹ y Nathalie Hernandez-Quiroz³

¹Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Cuauhtémoc, Chihuahua, México. ²Universidad Nacional Rosario Castellanos, Ciudad de México, México. ³Universidad Autónoma de Chihuahua, Chihuahua, México.

*Autor de correspondencia (victor.salas@uacj.mx)

RESUMEN

El manejo óptimo de los cultivos requiere la medición estructural en tiempo real, lo que puede fortalecerse con el uso de vehículos aéreos no tripulados (VANT). El objetivo de este estudio fue estimar y validar la altura de planta y el índice de área foliar (IAF) del maíz en una parcela agrícola de 8.81 ha a través de VANT, en el municipio de Cuauhtémoc, Chihuahua, México. Se realizaron 10 vuelos con VANT a 100 m de altura para capturar imágenes de espectro visible rojo-verde-azul (RGB, por sus siglas en inglés) y se estimó el IAF y altura del cultivo en seis etapas fenológicas de siete cuadrantes en la parcela. Se midió el IAF con un ceptómetro y la altura del cultivo con un flexómetro. A partir de las imágenes obtenidas del VANT, se generaron ortomosaicos de baja resolución y modelos digitales de superficie de cada fecha de captura para estimar la cobertura de la vegetación y la altura del cultivo, respectivamente. La validación de datos obtenidos en campo y los procesados con VANT se realizó mediante el error medio absoluto (MAE). Se encontró alta correlación entre las mediciones de cobertura del cultivo ($R^2 > 0.94$, MAE < 0.66) y la altura de las plantas ($R^2 > 0.98$, MAE < 0.26) con las estimadas mediante VANT. Los VANT son un método eficiente para estimar la altura de las plantas y el IAF de maíz. Esta información permitirá evaluar el crecimiento del cultivo.

Palabras clave: *Zea mays*, altura del cultivo, imágenes RGB, índice de área foliar, VANT.

SUMMARY

Optimal crop management requires real-time structural measurement, which can be strengthened through the use of unmanned aerial vehicles (UAVs). The objective of this study was to estimate and validate plant height and leaf area index (LAI) in maize planted in an 8.81 ha agricultural plot using UAVs in the municipality of Cuauhtémoc, Chihuahua, Mexico. Ten UAV flights were made at a height of 100 m to capture red-green-blue (RGB) visible spectrum images, and plant height and LAI were estimated at six phenological stages in seven quadrants within the plot. Ground data were collected using a ceptometer for LAI and a measuring tape for plant height. Based on the UAV images, low-resolution orthomosaics and digital surface models were generated for each flight date to estimate vegetation cover and crop height, respectively. Validation of data obtained in the field and those processed with WAV was carried out by comparison between them using the mean absolute error (MAE). Strong correlation was found between canopy coverage ($R^2 > 0.94$, MAE < 0.66) and plant height ($R^2 > 0.98$, MAE < 0.26) with UAV estimates. UAVs proved to be an efficient method to estimate plant height and LAI in maize. This information will allow to evaluate the growth of the crop.

Index words: *Zea mays*, crop height, leaf area index, RGB images, UAV.

INTRODUCCIÓN

El uso de sensores remotos ha transformado los enfoques de monitoreo y análisis en sectores como la agricultura, el manejo forestal y la gestión de recursos naturales, incluyendo agua, suelo y biodiversidad (Guevara-Bonilla *et al.*, 2020; Ruiz *et al.*, 2024); sin embargo, las plataformas tradicionales de percepción remota, como los satélites, enfrentan limitaciones en cuanto a resolución espacial y frecuencia de adquisición de datos (a nivel de días u horas), dificultando su aplicación en estudios a escala de parcela (Xie y Yang, 2020).

Ante este reto, el uso de vehículos aéreos no tripulados (VANT) ha emergido como una herramienta eficaz para el monitoreo de variables biofísicas en cultivos, gracias a su capacidad para obtener imágenes de alta resolución a bajo costo y con mayor frecuencia temporal (Gokool *et al.*, 2023). Es importante precisar que los VANT no realizan las mediciones directamente; en su lugar, capturan imágenes que posteriormente se procesan mediante software especializado y algoritmos computacionales para estimar variables como la altura del cultivo o el índice de área foliar (IAF) (García-Martínez *et al.*, 2020).

Los VANT se integran con sensores ópticos diversos como cámaras RGB, multispectrales, hiperespectrales, térmicas o sensores LIDAR—que permiten generar modelos digitales de superficie, analizar el vigor de los cultivos y estimar parámetros estructurales y fisiológicos relevantes (Zhang y Zhu, 2023). Aunque las cámaras RGB representan una alternativa económica y ampliamente utilizada, existen tecnologías más avanzadas que ofrecen mayor precisión, especialmente cuando se requieren estimaciones finas o multitemporales (Su *et al.*, 2019).

El maíz (*Zea mays* L.) es uno de los cultivos estratégicos a nivel mundial, no solo por su importancia como alimento humano y forrajero, sino también por su uso en la producción de bioetanol. En México, se cultivan anualmente alrededor de 6.94 millones de hectáreas, de las cuales el 82 % corresponde a áreas de temporal y el 18 % a sistemas de riego (SIAP, 2024). Para mejorar la eficiencia productiva del cultivo es necesario implementar estrategias de monitoreo que reduzcan costos y optimicen la toma de decisiones.

La altura, cobertura y el IAF son variables clave en el manejo agronómico del maíz. La medición tradicional, mediante instrumentos como el flexómetro o el ceptómetro puede ser imprecisa, invasiva y poco eficiente en parcelas extensas (Enciso *et al.*, 2019; Ma *et al.*, 2023). Diversos estudios han demostrado que es posible estimar estas variables con buena precisión a partir de imágenes tomadas con tecnología VANT y procesadas mediante modelos digitales de superficie o algoritmos de segmentación y análisis espectral (Feng *et al.*, 2020; Ziliani *et al.*, 2018).

El municipio de Cuauhtémoc, en el estado de Chihuahua, México se distingue por su elevada producción de maíz, que representa el 87 % del total agrícola en la cuenca Laguna de Bustillos (INEGI, 2020). A pesar de su relevancia productiva, los agricultores locales han identificado necesidad de incorporar tecnologías de monitoreo más eficientes para mejorar la gestión del cultivo y aumentar el rendimiento (Onyango *et al.*, 2021).

El objetivo de este estudio fue estimar la altura del cultivo y el índice de área foliar (IAF) en una parcela agrícola de maíz en el municipio de Cuauhtémoc, Chihuahua, México mediante imágenes capturadas con un VANT equipado con cámara RGB, validando los resultados con datos de campo.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El estudio se realizó en el municipio de Cuauhtémoc, Chihuahua, México, al interior de una parcela agrícola localizada en las coordenadas 28° 27' 05.42" N, y 106° 51' 02.49" O. La parcela tiene una superficie de 8.81 ha, cultivada con maíz híbrido P1382 de Pioneer® (Figura 1). La densidad de siembra fue de 80,000 semillas por ha. Las fechas de siembra y cosecha fueron el 20 de abril de 2020 y 20 de octubre de 2020, respectivamente. La parcela fue irrigada mediante multi-compuertas, conforme las prácticas del agricultor. La irrigación se suspendió al inicio de la etapa reproductiva del cultivo. En la parcela se establecieron siete cuadrantes para su monitoreo.

Medición en campo de variables biofísicas del cultivo de maíz

Los datos del sensor remoto fueron obtenidos con un dron DJI Phantom 4, el cual tiene montada una cámara de 12 megapíxeles. Los vuelos fueron autónomos (de 11:00 am a 12:30 pm, en condiciones de cielo despejado) y se diseñaron para adquirir imágenes con un 80 % de traslape frontal y 70 % lateral, a una altura de 100 m sobre el suelo, siguiendo las indicaciones de Marcos-Robles *et al.* (2016). Se establecieron seis puntos control en tierra alrededor para una georreferenciación precisa (GCP, por sus siglas en inglés). Las coordenadas de los GCP fueron capturadas en campo con un instrumento topográfico (GPS RTK, GRX2 SOKKIA, Atsugi, Japón) con una precisión por debajo de los 5 mm en vertical y 3 mm en horizontal.

El IAF y la altura del cultivo se midieron durante seis etapas clave del desarrollo fenológico del maíz, que incluyen tres fases vegetativas y tres reproductivas. Las fases vegetativas evaluadas fueron: emergencia (VE), cuando la plántula apenas emerge del suelo; tercera hoja (V3), cuando la tercera hoja está completamente desarrollada; y sexta hoja (V6), correspondiente al desarrollo de la sexta hoja. En cuanto a las fases reproductivas, se consideraron: blíster (R2), etapa en la que los granos están llenos de líquido claro; grano lechoso (R3), donde los granos contienen un líquido blanco similar a la leche; y grano dentado (R5), caracterizada por la formación de una depresión o "diente" en la parte superior del grano. Estas etapas fueron definidas de acuerdo con los criterios referidos por Giménez (2012).

El número de días estimados para alcanzar cada etapa fenológica del maíz se definió con base en los grados días de desarrollo (GDD) (Arista-Cortés *et al.*, 2003). Se realizaron 10 mediciones por etapa fenológica en siete cuadrantes de 15 m² (Figura 2). El IAF se midió con un ceptómetro (AccuPAR LP-80, Meter Group, Pullman, Washington, EUA), la altura del cultivo se midió manualmente con un flexómetro. Las dos variables se compararon con la información adquirida con el VANT.

Procesamiento de la información obtenida por el VANT y datos de campo

Las imágenes RGB obtenidas del VANT se procesaron para generar ortomosaicos y modelos digitales de superficie (MDS) para cada fecha de captura, se procesaron 230 imágenes para cada fecha. El procesamiento fotogramétrico se realizó mediante el software Agisoft Metashape. Los datos de GCP se utilizaron para georreferenciar los ortomosaicos y los MDS para su posterior análisis. La resolución espacial obtenida fue de 4

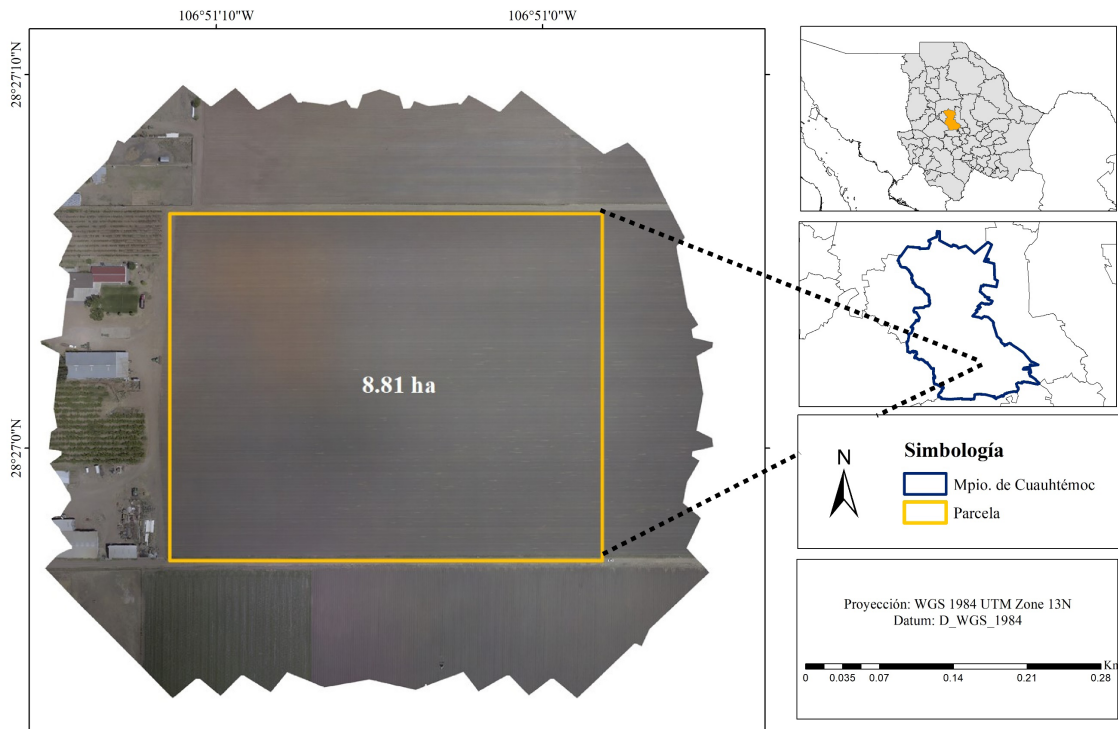


Figura 1. Localización de la parcela sembrada con maíz híbrido.

cm para el ortomosaico y de 8.2 cm para el MDS.

Los ortomosaicos se utilizaron para calcular la cobertura de la vegetación, con base en una clasificación de vegetación verde y el suelo. Esto se obtuvo con el cálculo de un umbral dentro de un espacio bidimensional (Salas-Aguilar *et al.*, 2017). Las imágenes se transformaron en el espacio de color L*a*b* (Liu *et al.*, 2012).

El componente verde-rojo a* fue usado para distinguir la vegetación del suelo desnudo, los valores sesgados a la izquierda del histograma indicaron píxeles en color verde (vegetación) y los valores sesgados a la derecha contaron píxeles en rojo (suelo desnudo) (Figura 3). El supuesto metodológico es que la distribución de este componente tiende a una distribución Gaussiana bimodal (Lu *et al.*, 2021):

$$F(x) = \frac{W1}{\sqrt{(2\pi\sigma_1^2)}} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + \frac{W2}{\sqrt{(2\pi\sigma_2^2)}} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (1)$$

Donde μ_1 y μ_2 son el promedio de vegetación verde y suelo, respectivamente, σ_1 y σ_2 la desviación estándar de vegetación verde y suelo, respectivamente. El valor W1 es una ponderación de los píxeles en verde y W2 es la ponderación del suelo desnudo. Para este proceso se

utilizó el código de programación desarrollado en Python por Salas-Aguilar *et al.* (2017).

La altura del cultivo se estimó mediante la resta del modelo digital de superficie (MDS) con el modelo digital de terreno (MDT). Este último es el resultado del procesamiento del MDS antes de la siembra, el vuelo se realizó el 20 de abril de 2020. Se utilizó un sistema de información geográfica (QGIS) para obtener los valores de cobertura y altura del cultivo en cada etapa fenológica y para los siete cuadrantes al interior de la parcela (Figura 2).

La validación de los datos obtenidos en el campo y del VANT se realizó mediante la implementación del estadístico denominado error medio absoluto (MAE) y del coeficiente de determinación R²:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2} \quad (3)$$

Donde: y_i son valores observados en campo (porcentaje de cobertura y altura en m), (\hat{y}_i) son los valores estimados por el VANT, \bar{Y}_i es la media de los valores observado y (n) el número de datos.

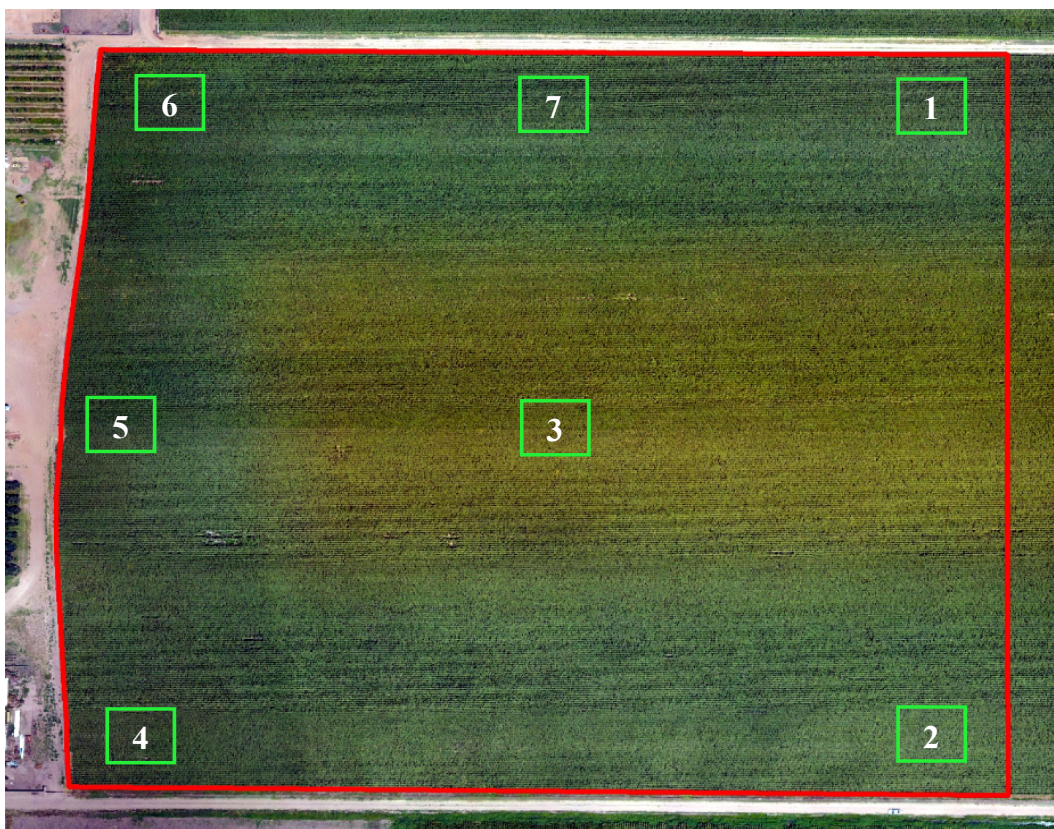


Figura 2. Ubicación de los siete cuadrantes experimentales al interior de la parcela cultivada con maíz híbrido.

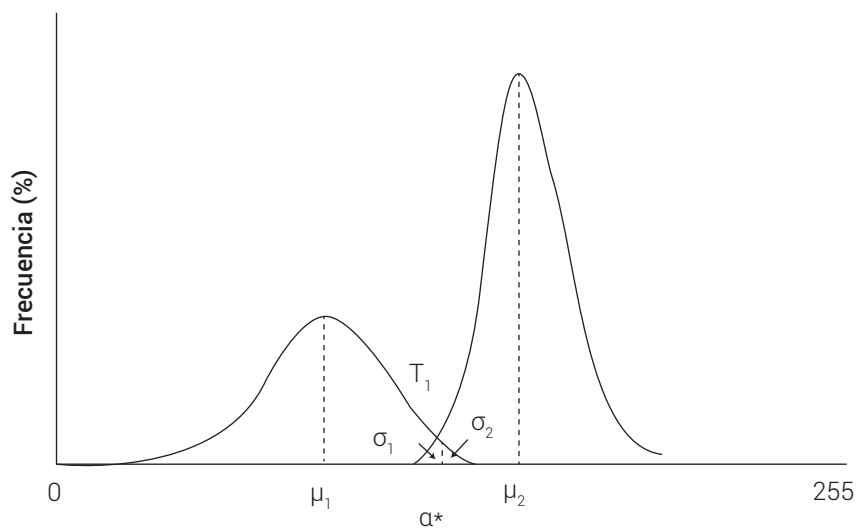


Figura 3. Identificación del umbral óptimo de T1 en una distribución bimodal en escala de 0-255 niveles digitales.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Cobertura vegetal e índice de área foliar mediante VANT

Los valores del índice de área foliar capturados por el ceptómetro y la cobertura vegetal estimada por VANT se muestran en la Figura 4 en cada uno de los siete cuadrantes establecidos. Se observan los valores de las variables en cada etapa fenológica, presentados conforme los grados días de desarrollo (GDD), que representan el desarrollo biológico del maíz con base en la temperatura, y se ha aplicado en el monitoreo de cultivos o insectos (Arista-Cortes *et al.*, 2018).

Las primeras etapas vegetativas se presentan desde los 80 hasta los 450 GDD (VE, V3, V6); en adelante, se presentan las etapas reproductivas (R2, R3, R5) (Archontoulis y Miguez, 2015). Los valores máximos en los siete cuadrantes de muestreo se presentaron a los 984 GDD; esto es, poco antes de alcanzar la madurez fisiológica (Angel *et al.*, 2017) y concuerda con lo mencionado por Zavala-Borrego *et al.* (2022), quienes establecieron que el IAF normalmente alcanza su máximo valor antes o en la floración (R1).

La cobertura del dosel del maíz se reduce a partir del inicio de las etapas reproductivas con la aparición de los estigmas (etapa reproductiva R2 o 1100 GDD) (Cortez-Núñez *et al.*, 2024). Existe una relación entre el índice de área foliar y la cobertura del dosel, cuando la tasa de acumulación de materia seca total ha llegado a su máximo (Makanza *et al.*, 2018), y comienza la fase de senescencia del dosel (García-Martínez *et al.*, 2020).

El año agrícola fue seco (CONAGUA, 2020); por esta razón, la estimación de IAF y cobertura fue heterogénea en los cuadrantes para los últimos dos muestreos. El cuadrante tres, situado al centro de la parcela presentó el menor valor del IAF a partir de los 984 GDD; el cuadrante siete presentó los valores más altos de IAF. Lo anterior puede atribuirse a la pendiente del terreno, que afecta la irrigación en la zona central de la parcela y evita un crecimiento óptimo del cultivo.

La validación con los datos de campo estimó que el uso de imágenes obtenidas con VANT son adecuados para estimar la cobertura del cultivo ($R^2 > 0.94$, $MAE < 0.66$). Los valores de R^2 y MAE de los siete cuadrantes se presentan en el Cuadro 1.

La alta colinealidad observada entre el IAF y la estimación de cobertura vegetal mediante VANT también fue reportada por Enciso *et al.* (2019), lo que respalda la operatividad de los

Cuadro 1. Estimación de la bondad de ajuste entre IAF y cobertura vegetal estimada con VANT.

| Cuadrante | R^2 | MAE |
|-----------|-------|------|
| 1 | 0.99 | 0.12 |
| 2 | 0.94 | 0.39 |
| 3 | 0.97 | 0.22 |
| 4 | 0.94 | 0.48 |
| 5 | 0.94 | 0.66 |
| 6 | 0.94 | 0.60 |
| 7 | 0.98 | 0.52 |

MAE: error medio absoluto.

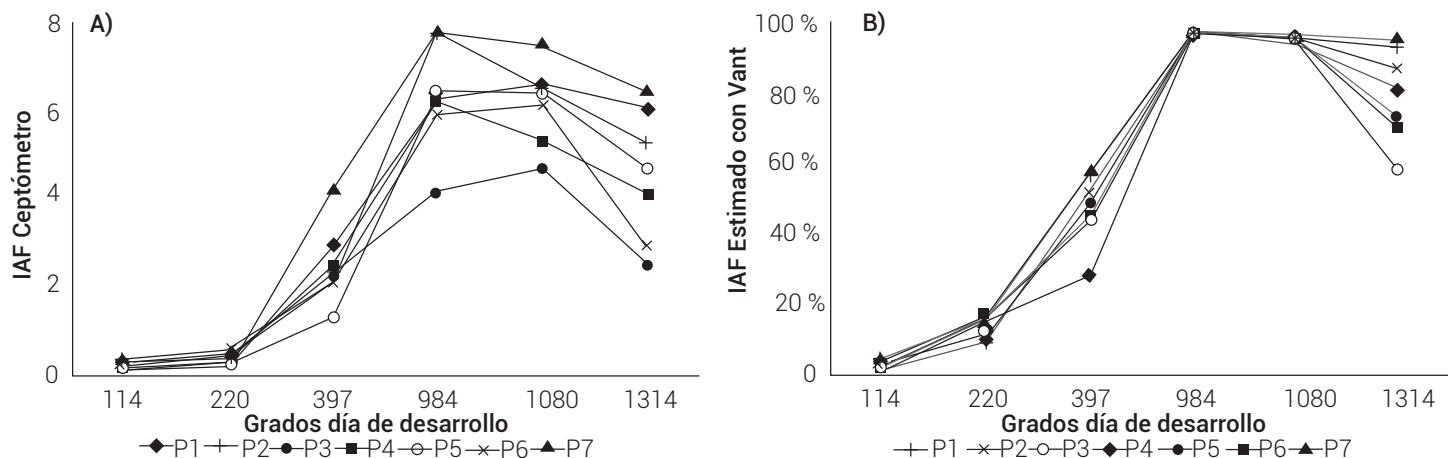


Figura 4. A) Índice de área foliar (IAF), y B) fracción de cobertura estimada con VANT en cada una de las etapas fenológicas del maíz híbrido en los siete cuadrantes establecidos.

VANT como herramienta válida para estimar la cobertura vegetal, en comparación con los métodos tradicionales. En el presente estudio, los valores de MAE oscilaron entre 0.12 y 0.66, lo cual es inferior al intervalo reportado por Liu *et al.* (2012), que va de 0.25 a 0.73. Esta diferencia podría atribuirse a que el vuelo del VANT se realizó a una mayor altura, para cubrir una superficie más amplia, lo que tiende a aumentar la incertidumbre en la estimación.

Altura del cultivo

La altura de los cultivos es una de las variables más usadas para caracterizar el desarrollo de los cultivos (Yin *et al.*, 2011), debido a la relación estrecha entre la altura de la planta y la biomasa, que permite estimar la producción y ajustar el manejo de los cultivos (Botello-Aguillón *et al.*, 2019).

La altura máxima alcanzada en el ciclo de crecimiento del cultivo fue en el cuadrante cinco con 2.57 m, las condiciones más desfavorables se presentaron en los cuadrantes tres y cuatro, donde se alcanzó una altura de 1.78 m y 1.58 m respectivamente. Los cambios observados en la altura del cultivo pueden atribuirse a la heterogeneidad en las condiciones de riego, derivada principalmente de la falta de nivelación del terreno y de las variaciones en la textura del suelo, lo cual genera una distribución desigual del agua; adicionalmente, durante el año 2020 se registró una marcada escasez de precipitación, lo que agravó el estrés hídrico en las áreas de cultivo. En particular, el estado de Chihuahua presentó, en gran parte de su territorio, las categorías más severas de sequía según el Monitor de Sequía de México, clasificadas como sequía extrema (D3)

y sequía excepcional (D4) (CONAGUA, 2020).

La altura de la planta en los siete cuadrantes durante el ciclo fenológico presentó homogeneidad en la mayoría de los datos, con excepción de los cuadrantes cinco y uno, que presentaron un crecimiento mayor debido a una mejor irrigación en esas zonas. El riego apropiado de un cultivo brinda una tensión de humedad óptima en suelo que produce el mayor crecimiento y rendimiento de maíz (Núñez-Ramírez *et al.*, 2020). La relación lineal entre las alturas medidas en campo en cada uno de los cuadrantes y las alturas estimadas mediante la diferencia entre los MDT y MDS estimados por el VANT se presenta en la Figura 5.

Los valores del R^2 y MAE fueron 0.98 y 0.26 m, respectivamente. El MAE es inferior al reportado por Enciso *et al.* (2019) y Xie *et al.* (2021), lo que puede deberse a la altura del vuelo (100 m); no obstante, se encuentran dentro del rango del error establecido en cultivos de maíz (Su *et al.*, 2019). Aunque puede considerarse un buen modelo predictivo y operativo, es posible mejorarlo al reducir la altura del vuelo a 50 m (Marcial *et al.*, 2019) o 40 m sobre el suelo (Holman *et al.*, 2016) e introducir nuevos métodos de interpolación del MDS (Xie *et al.*, 2021).

Los productores agrícolas de la región norte de México pueden verse beneficiados con la transferencia de la tecnología VANT como herramienta en la estimación de variables biofísicas para el maíz, como se presentó en este trabajo. Esta área del país requiere especial atención debido a las variaciones de temperatura asociadas con las sequías, la reducción en el suministro de agua, problemas de calidad del agua (Leal *et al.*, 2024), la disminución de

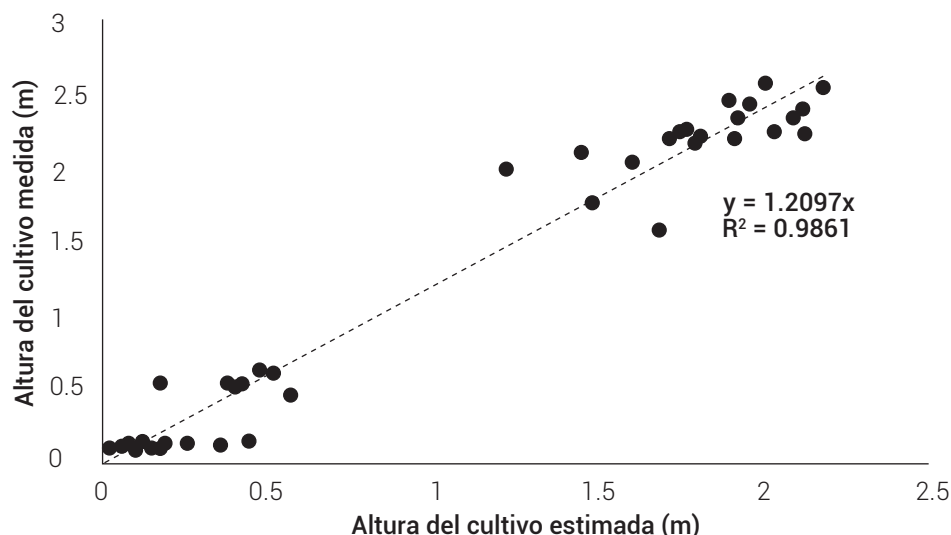


Figura 5. Validación de las alturas del cultivo de maíz híbrido.

rendimientos de los cultivos debido al estrés hídrico (Hernández-Figueroa *et al.*, 2022), el aumento de fuegos devastadores (Neger *et al.*, 2022), la erosión y la pérdida de fertilidad de los suelos (Martínez-Sifuentes *et al.*, 2020).

Se validaron las variables agronómicas, índice de área foliar y la altura de cultivo del maíz mediante VANT en una parcela agrícola de 8.81 ha. La estimación automatizada de cobertura, basada en umbrales, mostró alta correlación con el IAF y un error aceptable según la altura del vuelo. También se observó una fuerte correlación entre las mediciones de cobertura y altura obtenidas en campo y las estimadas con VANT. Estos resultados confirman la eficiencia de los VANT para estimar la altura del cultivo con precisión adecuada, variable clave para evaluar el desarrollo del cultivo.

Se recomienda volar entre 40 y 50 m de altura para mejorar la resolución espacial y distribuir mejor los puntos control para reducir errores en la estimación de altura.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece al Sr. John Peter por permitir realizar este trabajo en su parcela.

BIBLIOGRAFÍA

- Angel J. R., M. Widhalm, D. Todey, R. Massey and L. Biehl (2017) The U2U corn growing degree day tool: tracking corn growth across the US Corn Belt. *Climate Risk Management* 15:73-81, <https://doi.org/10.1016/j.crm.2016.10.002>
- Archontoulis S. V. and F. E. Miguez (2015) Nonlinear regression models and applications in agricultural research. *Agronomy Journal* 107:786-798, <https://doi.org/10.2134/agronj2012.0506>
- Arista-Cortes J., A. Quevedo N., B. Zamora M., R. Bauer M., K. Sonder y O. Lugo E. (2018) Temperaturas base y grados días desarrollo de 10 accesiones de maíz de México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 9:1023-1033, <https://doi.org/10.29312/remexca.v9i5.1507>
- Botello-Aguillón C., F. Gavi-Reyes F., L. Tijerina-Chávez, A. Galvis-Spíndola y R. Roblero-Hidalgo (2019) Estimación de biomasa aérea de forrajes de invierno bajo riego a través de un dron. *Agro Productividad* 12:25-31, <https://doi.org/10.32854/agrop.v0i0.354>
- CONAGUA, Comisión Nacional del Agua (2020) Monitor de sequía de América del Norte. Comisión Nacional del Agua. Ciudad de México. <https://smn.conagua.gob.mx/tools/DATA/Climatolog%C3%ADa/Sequ%C3%ADa/Monitor%20de%20sequ%C3%ADa%20en%20America%20del%20Norte/sequia1120.pdf> (Julio 2024).
- Cortez-Núñez J., A. F. Zepeda M., M. E. García-Reyna, B. Hernández-León y A. Aguirre-Mendizabal (2024) Monitoreo de áreas de cultivo de maíz en la zona noroeste del Estado de México a través de sensores remotos. *Revista Cartográfica* 109:7-27, <https://doi.org/10.35424/rcarto.i109.4528>
- Enciso J., C. A. Avila, J. Jung, S. Elsayed-Farag, A. Chang, J. Yeom, ... and J. C. Chavez (2019) Validation of agronomic UAV and field measurements for tomato varieties. *Computers and Electronics in Agriculture* 158:278-283, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.02.011>
- Feng A., J. Zhou, E. D. Vories, K. A. Sudduth and M. Zhang (2020) Yield estimation in cotton using UAV-based multi-sensor imagery. *Biosystems Engineering* 193:101-114, <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.02.014>
- García-Martínez H., H. Flores-Magdaleno, A. Khalil-Gardezi, R. Ascencio-Hernández, L. Tijerina-Chávez, M. A. Vázquez-Peña y O. R. Mancilla-Villa (2020) Estimación de la fracción de cobertura de la vegetación en maíz (*Zea mays*) mediante imágenes digitales tomadas por un vehículo aéreo no tripulado (UAV). *Revista Fitotecnia Mexicana* 43:399-409, <https://doi.org/10.35196/rfm.2020.4.399>
- Giménez L. (2012) Producción de maíz con estrés hídrico provocado en diferentes etapas de desarrollo. *Agrociencia Uruguay* 16:92-102, <https://doi.org/10.31285/AGRO.17.544>
- Gokool S., M. Mahomed, R. Kunz, A. Clulow, M. Sibanda, V. Naiken, ... and T. Mabhaudhi (2023) Crop monitoring in smallholder farms using unmanned aerial vehicles to facilitate precision agriculture practices: a scoping review and bibliometric analysis. *Sustainability* 15:3557, <https://doi.org/10.3390/su15043557>
- Guevara-Bonilla M., A. S. Meza-Leandro, E. A. Esquivel-Segura, D. Arias-Aguilar, A. Tapia-Arenas y F. Masís Meléndez (2020) Uso de vehículos aéreos no tripulados (VANTs) para el monitoreo y manejo de los recursos naturales: una síntesis. *Tecnología en Marcha* 38:77-88, <https://doi.org/10.18845/tm.v33i4.4528>
- Hernández-Figueroa K. I., E. Sánchez-Chávez, D. L. Ojeda-Barrios, C. Chávez-Mendoza, E. Muñoz-Márquez y A. Palacio-Márquez (2022) Efectividad a la aplicación de bioestimulantes en frijol ejotero bajo estrés hídrico. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 13(spe28):149-160, <https://doi.org/10.29312/remexca.v13i28.3270>
- Holman F. H., A. B. Riche, A. Michalski, M. Castle, M. J. Wooster and M. J. Hawkesford (2016) High throughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing. *Remote Sensing* 8:1031, <https://doi.org/10.3390/rs8121031>
- INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía (2020) Censo general de población y vivienda. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Aguascalientes, México. <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/default.html> (Septiembre 2024)
- Leal P. M. J., V. M. Salas A., L. C. Bravo P. y L. C. Alatorre C. (2024) Análisis espacial de calidad de agua de uso agronómico en la red fluvial de la cuenca Laguna de Bustillos, Chihuahua. *In: Aportaciones Científico-Tecnológicas para la Agricultura Menonita en Cuauhtémoc, Chih. L. Reyes M., J. M. Ochoa R., M. Borja B., S. Arellano A., O. C. Ponce G. e I. De La Peña M. (eds.)*. Campo Experimental Pabellón, Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Pabellón de Arteaga, Aguascalientes, México. pp:134-149.
- Liu J., E. Pattey and G. Jégo (2012) Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. *Remote Sensing of Environment* 123:347-358, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.002>
- Lu J., D. Cheng, C. Geng, Z. Zhang, Y. Xiang and T. Hu (2021) Combining plant height, canopy coverage and vegetation index from UAV-based RGB images to estimate leaf nitrogen concentration of summer maize. *Biosystems Engineering* 202:42-54, <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.11.010>
- Ma J., P. Chen and L. Wang (2023) A comparison of different data fusion strategies' effects on maize leaf area index prediction using multisource data from unmanned aerial vehicles (UAVs). *Drones* 7:605, <https://doi.org/10.3390/drones7100605>
- Makanza R., M. Zaman-Allah, J. E. Cairns, C. Magorokosho, A. Tarekgegne, M. Olsen and B. M. Prasanna (2018) High-throughput phenotyping of canopy cover and senescence in maize field trials using aerial digital canopy imaging. *Remote Sensing* 10:330, <https://doi.org/10.3390/rs10020330>
- Marcial P. M. J., W. Ojeda B., S. I. Jiménez J. y R. E. Ontiveros C. (2019) Estimación de la altura del cultivo de maíz usando imágenes RGB obtenidas con un dron. Artículo COMEII19001. Quinto Congreso Nacional de Riego y Drenaje, 18-20 de septiembre 2019 COMEII-AURPAES. Mazatlán, Sinaloa, México. pp:1-6.
- Marcos-Robles J. L., L. F. Sánchez S., M. L. Gil D., J. Ortiz S. y S. Martínez R. (2016) Empleo de la fotogrametría de rango cercano y RPAs para la determinación de biomasa en parcelas agrícolas. *Revista Ibérica de Sistemas y Tecnologías de Información* 19:118-130, <https://doi.org/10.17013/risti.19.118-130>

- Martínez-Sifuentes A. R., J. Villanueva-Díaz, J. Estrada-Ávalos, C. Vázquez-Vázquez e I. Orona-Castillo (2020) Pérdida de suelo y modificación de escurrimientos causados por el cambio de uso de la tierra en la cuenca del río Conchos, Chihuahua. *Nova Scientia* 12:1-26, <https://doi.org/10.21640/ns.v12i25.2321>
- Neger C., J. F. León-Cruz, L. Galicia S. y L. L. Manzo-Delgado (2022) Dinámica espaciotemporal, causas y efectos de los megaincendios forestales en México. *Madera y Bosques* 28:e2822453, <https://doi.org/10.21829/myb.2022.2822453>
- Núñez-Ramírez F., I. Escobosa-García, V. Cárdenas-Salazar, J. Santillano-Cázares, J. R. Ruelas-Islas, P. Preciado-Rangel y J. Díaz-Ramírez (2020) Tensión de humedad del suelo, crecimiento, eficiencia en el uso del agua y rendimiento de maíz cultivado en el noroeste de México. *Terra Latinoamericana* 38:805-815, <https://doi.org/10.28940/terra.v38i4.763>
- Onyango C. M., J. M. Nyaga, J. Wetterlind, M. Söderström and K. Piikki (2021) Precision agriculture for resource use efficiency in smallholder farming systems in Sub-Saharan Africa: a systematic review. *Sustainability* 13:1158, <https://doi.org/10.3390/su13031158>
- Ruiz G. E., A. Gallegos R., J. G. Flores G. y S. Mena M. (2024) Aplicación de sensores remotos e inteligencia artificial en la gestión y conservación de bosques frente al cambio climático en México. *e-CUCBA* 21:142-149, <https://doi.org/10.32870/e-cucba.vi21.332>
- Salas-Aguilar V., C. Sánchez-Sánchez, F. Rojas-García, F. Paz-Pellat, J. R. Valdez-Lazalde and C. Pinedo-Alvarez (2017) Estimation of vegetation cover using digital photography in a regional survey of central Mexico. *Forests* 8:392, <https://doi.org/10.3390/f8100392>
- SIAP, Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (2024) Anuario estadístico de la producción agrícola. Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera. Ciudad de México. https://nube.agricultura.gob.mx/cierre_agricola/ (Noviembre 2025).
- Su W., M. Zhang, D. Bian, Z. Liu, J. Huang, W. Wang, ... and H. Guo (2019) Phenotyping of corn plants using unmanned aerial vehicle (UAV) images. *Remote Sensing* 11:2021, <https://doi.org/10.3390/rs11172021>
- Xie C. and C. Yang (2020) A review on plant high-throughput phenotyping traits using UAV-based sensors. *Computers and Electronics in Agriculture* 178:105731, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105731>
- Xie H., Y. Chen and P. Ghamisi (2021) Remote sensing image scene classification via label augmentation and intra-class constraint. *Remote Sensing* 13:2566, <https://doi.org/10.3390/rs13132566>
- Yin X., M. A. McClure, N. Jaja, D. D. Tyler and R. M. Hayes (2011) In-season prediction of corn yield using plant height under major production systems. *Agronomy Journal* 103:923-929, <https://doi.org/10.2134/agronj2010.0450>
- Zavala-Borrego F., A. Reyes-González, V. P. Álvarez-Reyna, P. Cano-Ríos y V. M. Rodríguez-Moreno (2022) Efecto de la tasa de evapotranspiración en área foliar, potencial hídrico y rendimiento de maíz forrajero. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 13:407-420, <https://doi.org/10.29312/remexca.v13i3.2294>
- Zhang Z. and L. Zhu (2023) A review on unmanned aerial vehicle remote sensing: platforms, sensors, data processing methods, and applications. *Drones* 7:398, <https://doi.org/10.3390/drones7060398>
- Ziliani M. G., S. D. Parkes, I. Hoteit and M. F. McCabe (2018) Intra-season crop height variability at commercial farm scales using a fixed-wing UAV. *Remote Sensing* 10:2007, <https://doi.org/10.3390/rs10122007>