ESTIMACIÓN DE LA FRACCIÓN DE COBERTURA DE LA VEGETACIÓN EN MAÍZ (*Zea mays*) MEDIANTE IMÁGENES DIGITALES TOMADAS POR UN VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO (UAV)

ESTIMATION OF THE VEGETATION COVERAGE FRACTION IN CORN (*Zea mays*) THROUGH DIGITAL IMAGES TAKEN BY AN UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV)

Héctor García-Martínez[1]*, Héctor Flores-Magdaleno[1], Abdul Khalil-Gardezi[1], Roberto Ascencio-Hernández[1], Leonardo Tijerina-Chávez[1], Mario A. Vázquez-Peña[2] y Oscar R. Mancilla-Villa[3]

[1]Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo, Postgrado de Hidrociencias, Montecillo, Texcoco, Estado de México, México. [2]Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Irrigación, Chapingo, Texcoco, Estado de México, México. [3]Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de la Costa Sur, Autlán, Jalisco, México.

*Autor de correspondencia (hector.garcia@colpos.mx)

RESUMEN

La fracción de cobertura de la vegetación es una variable importante en el monitoreo de cultivos que se relaciona con características biofísicas como la densidad, la fenología, el índice de área foliar, la germinación, la capacidad fotosintética del follaje, la evapotranspiración, la productividad y el rendimiento de los cultivos. El objetivo de este estudio fue estimar la fracción de cobertura vegetal durante el desarrollo del cultivo de maíz a partir de imágenes tomadas por un sensor que captura información en el espectro del rojo, verde y azul (RGB) montado en un vehículo aéreo no tripulado, con índices de vegetación y métodos de umbralización. Se realizaron seis vuelos, lo que generó seis ortomosaicos durante el desarrollo del cultivo. La captura de la imagen fue a 30 m de altura sobre el nivel del suelo, con resoluciones de 0.75 a 0.80 cm/pixel. Para la extracción de la vegetación y transformación de los ortomosaicos a escala de grises se emplearon cuatro índices de vegetación (IV): índice de verdor triangular (TGI), índice exceso de verde (EXG), índice de resistencia atmosférica visible (VARI) e índice de diferencia normalizado verde-rojo (NGRDI). La umbralización se realizó con los algoritmos Otsu, IsoData, Fuzzy y conservación de momentos a cada imagen en escala de grises generada con los IV para separar y clasificar los pixeles de las imágenes en dos clases, suelo y vegetación. Los índices utilizados para extraer la vegetación mostraron alta precisión en las primeras etapas de desarrollo, por lo que es posible utilizarlos para conocer la germinación, densidad y vigor inicial del cultivo. Se encontró que el índice EXG presentó errores de 2.2 a 17.8 % en la estimación de la fracción de cobertura de la vegetación durante el desarrollo del cultivo; errores menores al 5 % se obtuvieron mediante el umbral calculado con el método Fuzzy hasta los 58 días después de siembra. El uso de las imágenes digitales de alta resolución desde el vehículo aéreo no tripulado (UAV) permitió estimar la cobertura vegetal con errores menores al 5 % en las primeras etapas de desarrollo del cultivo del maíz.

Palabras clave: *Zea mays*, fracción de cobertura, imágenes, índices de vegetación, UAV, umbralización.

SUMMARY

The vegetation cover fraction is an important variable in crop monitoring that is related to biophysical characteristics such as density, phenology, leaf area index, germination, photosynthetic capacity of foliage, evapotranspiration, productivity and crop yield. The aim of this study was to estimate the vegetation cover fraction during the development of the maize crop, from images taken by a sensor that captures information in the spectrum of red, green, and blue (RGB), mounted on an unmanned aerial vehicle, with vegetation indices and thresholding methods. Six flights were made, which generated six orthomosaics during the development of the crop. The image capture was 30 m above ground level, with resolutions of 0.75 to 0.80 cm/pixel. For the extraction of the vegetation and transformation of the orthomosaics to grayscale, four vegetation indices (IV): triangular greenness index (TGI), excess green index (ExG), visible atmospheric resistance index (VARI) and normalized green-red difference index (NGRDI) were used. Thresholding was performed with the Otsu, IsoData, Fuzzy, and momentum conservation algorithms for each grayscale image generated with the IVs to separate and classify the pixels of the images into two classes, soil and vegetation. The indices used to extract the vegetation showed high precision in the early stages of development; thus, it is possible to use them to know the germination, density, and early vigor of the crop. It was found that the EXG index presented errors from 2.2 to 17.8 % in the estimation of the vegetation cover fraction during the development of the crop; errors less than 5 % were obtained through the threshold calculated with the Fuzzy method up to 58 days after planting. The use of high-resolution digital images from the unmanned aerial vehicle (UAV) allowed estimating the vegetation cover with errors of less than 5 % in the early stages of the development of the maize crop.

Index words: *Zea mays*, coverage fraction, images, thresholding, UAV, vegetation index.

INTRODUCCIÓN

La fracción de cobertura de la vegetación (FCV) se define como la proyección vertical de las copas, coronas, brotes y hojas de vegetación sobre la superficie del suelo, expresada como fracción o porcentaje del área de referencia (Choi *et al*., 2016; Gitelson *et al*., 2002). En el desarrollo de los cultivos la FCV es una de las principales variables que pueden indicar características biofísicas, como la densidad de las plantas, la fenología, el índice de área foliar y el rendimiento (Fang *et al*., 2016). La cobertura vegetal se usa ampliamente en el modelado de la radiación fotosintéticamente activa interceptada (fAPAR), la cual se relaciona con la capacidad fotosintética del follaje y productividad de la vegetación (Steven *et al*., 1986). El modelo AquaCrop es uno de los que

Recibido: 27 de Junio de 2019
Aceptado: 7 de Septiembre de 2020

emplea el índice de área foliar (IAF) y la cobertura vegetal por su mayor versatilidad y facilidad para su obtención en campo a lo largo del ciclo (Raes *et al*., 2009). El monitoreo y seguimiento de las variaciones espaciales y temporales de la FCV de los cultivos permite relacionarla con el estado fenológico y fisiológico del cultivo y la predicción del rendimiento (García-Martínez *et al*., 2020).

En los últimos años la tecnología digital ha presentado gran evolución, lo que ha hecho posible el seguimiento del desarrollo del follaje por medio de fotografías digitales, así como la determinación de la cobertura de la vegetación mediante el empleo de técnicas de interpretación de imágenes (Rodríguez *et al*., 2000). Los procedimientos que ensamblan los modelos de cultivo con la teledetección, por lo general, emplean tanto el IAF como la FCV para realizar el acople de ambas tecnologías (De la Casa *et al*., 2011), lo que corrige la simulación del modelo en tiempo y forma para conseguir mayor precisión en las estimaciones de productividad; así mismo, se han desarrollado sensores y plataformas aéreas, como los vehículos aéreos no tripulados (UAV por sus siglas en inglés, VANT o comúnmente drones), los cuales han marcado una nueva era en la teledetección y ha sido la agricultura de precisión uno de los sectores más beneficiados con el desarrollo de los drones (Maes y Steppe, 2019).

Algunas de las limitaciones presentadas en plataformas como satélites y vehículos aéreos se han superado con el reciente empleo de los UAV, los cuales pueden incorporar cámaras comerciales de bajo costo y producir alta resolución espacial, lo que mejora la resolución temporal e incluso permite tomar imágenes en días nublados, mejorar la flexibilidad en la programación de los vuelos y capturar imágenes durante todo el desarrollo del cultivo (Schirrmann *et al*., 2016). Los sensores comúnmente empleados en la teledetección mediante UAV son RGB, multiespectrales livianas, hiperespectrales, infrarrojos térmicos ligeros y LIDAR; los sensores RGB se encuentran ampliamente disponibles y son de menor costo comparado con los otros sensores, pero tienen información espectral limitada (Colomina y Molina, 2014), mientras que los multiespectrales e hiperespectrales contienen gran cantidad de información formada por cientos de canales espectrales estrechos y casi continuos (Paoletti *et al*., 2019). Al respecto, Yao *et al*. (2019) realizaron una revisión extensa sobre estos sensores y sus aplicaciones

La estimación de la FCV se realiza mediante operaciones matemáticas con el empleo de índices de vegetación (IV) en el espectro que es reflejado por la vegetación en diferentes longitudes de onda (Torres-Sánchez *et al*., 2014); algunos IV emplean en el cálculo sólo las bandas roja (600 a 680 nm), verde (515 a 600 nm) y azul (450 a 520 nm) del espectro visible. Se han propuesto varios índices que emplean sólo la región visible del espectro para monitorear características de la vegetación, lo que implica una ventaja al ser de menor costo en comparación con los multiespectrales o hiperespectrales. Hunt *et al*. (2011) desarrollaron el índice de verdor triangular (TGI, siglas en inglés) para estimar la clorofila en las hojas y detectar los requerimientos de nitrógeno en los cultivos con cámaras digitales de bajo costo montadas en plataformas aéreas de baja altitud. Por su parte, Woebbecke *et al*. (1995) mostraron que el índice de vegetación de exceso de verde (EXG, siglas en inglés) permite identificar malezas bajo distintos tipos de suelo, cobertura de residuos y condiciones de iluminación.

Con información espectral de campo, Gitelson *et al*. (2002) desarrollaron algoritmos como el índice del visible resistente atmosféricamente (VARI, siglas en inglés), que utiliza sólo datos del visible para estimar la fracción de cobertura y el índice de la diferencia verde-rojo normalizada (NGRDI, siglas en inglés) para determinar tanto la biomasa producida como el estado nutricional de los cultivos. La alta resolución que se alcanza con las imágenes tomadas con UAVs permite que los pixeles discriminen vegetación y suelo, con una baja proporción de pixeles que representan una cobertura mixta. En imágenes con alta resolución espacial es necesario determinar el IV que mejora la identificación de los pixeles que contienen vegetación y los pixeles que no, así como el método y valores de umbralización que faciliten discriminar la vegetación u objeto de interés (Torres-Sánchez *et al*., 2014).

Existen diferentes algoritmos que permiten determinar el umbral para agrupar los pixeles de una imagen en clases (suelo y vegetación), pero no todos son aplicables a la clasificación de la cubierta terrestre (Macedo-Cruz *et al*., 2010). Los métodos más utilizados son el algoritmo de Otsu (Otsu, 1979), umbralización Fuzzy (Huang y Wang, 1995), IsoData (Ridler y Calvard, 1978) y de conservación del momento (Tsai, 1985). El algoritmo de Otsu es ampliamente utilizado para aplicaciones agronómicas (Guijarro *et al*., 2011; Macedo-Cruz *et al*., 2011) para separar la vegetación de cultivos en imágenes de alta resolución adquiridas con drones; sin embargo, existen otros algoritmos que determinan el umbral con otros enfoques. Existe información limitada del empleo del algoritmo IsoData, Fuzzy y conservación de momentos en la estimación de la fracción de cobertura de la vegetación.

El objetivo del presente estudio fue determinar el índice que presente menor error en la extracción de la vegetación y el método de umbralización que clasifique mejor la vegetación en imágenes tomadas con sensor de alta resolución montado en un vehículo aéreo no tripulado, así

como el comportamiento de la fracción de cobertura en el cultivo del maíz.

MATERIALES Y MÉTODOS

Sitio de estudio

Un cultivo de maíz (*Zea mays* L.) fue establecido en una superficie de 6000 m^2 con el híbrido HS-2 en el Colegio de Posgraduados campus Montecillo, Texcoco, Estado de México, México, localizado a los 19° 27′ 40.58″ N, 98° 54′ 8.57″ O, 1250 msnm, en un suelo de textura migajón arenoso, pH de 9.1, conductividad eléctrica de 1.72 dS m^{-1}, densidad aparente de 1.45 g cm^{-3}, M.O. 1.59 % y un punto de saturación de 29.25 %.

Manejo agronómico

La siembra fue mecánizada y se realizó el 17 de mayo de 2017 con un espaciamiento entre surcos de 0.80 m y entre plantas de 0.20 m. La fertilización fue 80 kg ha^{-1} de nitrógeno, 60 kg ha^{-1} de fósforo en la siembra y 80 kg ha^{-1} el 22 de junio. Se aplicaron cinco riegos de forma rodada durante todo el ciclo del cultivo. Las malezas se controlaron de manera manual y química mediante el herbicida Primagram Gold (atrazina y s-metolaclor) a dosis de 4 L ha^{-1}.

Adquisición de imágenes mediante vuelos de UAV

La adquisición de las imágenes se realizó con un vehículo aéreo no tripulado (UAV), cuadricóptero Dji Phanton 4 (DJI, Shenzhen, Guangdong, China), equipado con un sensor semiconductor complementario de óxido metálico (CMOS, por sus siglas en ingles) de una pulgada, con un tamaño de imagen de 20 megapixeles en color verdadero compuesto por los canales rojo, verde y azul (RGB, por sus siglas en ingles Red-Green-Blue), con dimensiones de 5472 × 3648 pixeles por cada canal. El equipo es capaz de realizar un despegue y aterrizaje en vertical con una capacidad de carga de 1.388 kg y una autonomía de 30 min de vuelo, se encuentra dotado de un sistema de posicionamiento por satélite GPS/GLONASS con un rango de precisión vertical ± 0.5 m y horizontal de 1.5 m, que le permite realizar vuelos autónomos a partir de una ruta previamente programada.

La toma de imágenes fue controlada mediante la configuración de vuelo, para cada imagen se registraron la posición GPS, altura, hora, fecha y propiedades del sensor. Durante el procesamiento de las imágenes capturadas por el sensor montado en el dron, los parámetros de vuelo y sensor determinan la calidad de los ortomosaicos y la nube de puntos generada (Dandois *et al*., 2015; Seifert *et al*., 2019). De acuerdo con las características del dron y sensor, se seleccionaron parámetros como altitud, traslape de imágenes y velocidad de vuelo, lo que se relacionó con la imagen capturada, la resolución en el suelo y la cantidad de imágenes por área. Los traslapes de las imágenes se generaron en los sentidos horizontal y lateral, el traslape horizontal depende de la altitud de vuelo, cantidad de imágenes capturadas por segundo y velocidad de vuelo, mientras que el traslape lateral depende de la ruta de vuelo (Tu *et al*., 2020). A partir de las características del dron y sensor se pueden planificar el tamaño de pixel en el suelo (GSD, por sus siglas en ingles), altura de vuelo (H), velocidad de vuelo (V), traslape horizontal (TH) y traslape lateral (TL).

$$GSD = \frac{Tsx \times H}{Npx \times LF} = \frac{Tsy \times H}{Npy \times LF} \quad (1)$$

$$AI = GSD^2 \times Npx \times Npy \quad (2)$$

$$TH = \left(1 - \frac{V \times Vd}{GSD \times Npy}\right) x\ 100 = \left(1 - \frac{V \times Vd \times LF}{H \times Tsy}\right) x\ 100 \quad (3)$$

$$TL = \left(1 - \frac{DL \times LF}{H \times Tsy}\right) x\ 100 \quad (4)$$

donde: AI es el área de la imagen, Tsx y Tsy es el ancho y alto del sensor (mm), Npx y Npy representan el número de pixeles en X y Y, LF es la longitud focal del sensor (mm), DL es la distancia entre líneas de vuelo (m) y Vd es la velocidad de disparo del sensor (ms^{-1}). La configuración de los vuelos para la captura de imágenes se realizó mediante la aplicación para dispositivos móviles Pix4Dcapture 4.2.2, a una altura de vuelo de 30 m con traslape del 80 % horizontal y lateral. Se han tenido resultados satisfactorios en la generación de ortomosaicos y modelos digitales con traslapes superiores al 70 % (Gupta y Shukla, 2018). Los vuelos se realizaron durante un periodo comprendido del 13 de junio al 28 de julio de 2017 a intervalos semanales, con un total de seis vuelos (Cuadro 1), en horario variable entre las 11:30 a.m. y 3:00 p.m. para obtener buenas condiciones de iluminación.

Procesamiento de imágenes y generación de ortomosaicos

Seis ortomosaicos fueron generados a partir del procesamiento de las imágenes adquiridas por el sensor montado en el dron con el programa Pix4D (Pix4D SA, Lausanne, Suiza) mediante el método de análisis de imágenes conocido como estructura del movimiento (SFM, por sus siglas en inglés) (Figura 1). El método SFM busca características en imágenes individuales para correlacionarlas con características que coinciden con

imágenes traslapadas llamadas puntos clave; con los puntos clave se calibran los parámetros de la cámara interiores y exteriores (posición, escala y orientación de las imágenes), a partir de las características se realiza una correlación de puntos para identificar y relacionar características similares entre imágenes en áreas comunes o de traslape. La posición 3D calculada en los puntos correlacionados se densifica y se texturiza con las imágenes correspondientes, con lo cual se genera el ortomosaico que proyecta cada pixel texturizado en un plano 2D (Allan *et al*., 2019; Lucieer *et al*., 2014). La resolución de los ortomosaicos generados a partir de las imágenes capturadas en cada vuelo varían en el intervalo de 0.7 a 0.8 cm/pixel (Cuadro 1).

Índices de extracción de la vegetación en el espectro visible (RGB)

Se procesaron cuatro índices de vegetación (IV) para cada ortomosaico generado por cada vuelo, de acuerdo con el Cuadro 2. Los histogramas de los canales RGB de los ortomosaicos se ajustaron en los valores de intensidad con el comando *imadjust* del programa Matlab (Mathworks, Natick, MA, EUA) para cada canal. Los IV se calcularon en el espacio de color estándar RGB con el programa Matlab, para lo cual se separó la reflectancia del rojo, verde y azul de la imagen, para realizar la operación matemática (Cuadro 2) del índice de vegetación por cada pixel o número digital en los canales de la imagen; se obtuvo como resultado del proceso una matriz en escala de grises (0-255) por cada IV calculado. Las variables r, g y b del índice EXG son valores normalizados de los canales rojo, verde y azul, de acuerdo con:

$$r = \frac{R_N}{R_N + G_N + B_N}, g\ \frac{G_N}{R_N + G_N + B_N}, b\ \frac{B_N}{R_N + G_N + B_N} \quad (5)$$

$$R_N = \frac{R}{R_{max}}, G_N\ \frac{G}{G_{max}}, B_N\ \frac{B}{B_{max}} \quad (6)$$

donde: R_N, G_N, B_N son los valores normalizados de cada banda; R, G y B son los valores sin normalizar de los canales rojo, verde y azul; $R_{max} = G_{max} = B_{max}$ son los números digitales máximos de cada canal (255 en la escala 0-255).

Clasificación de la vegetación por umbrales

Los índices de vegetación extraen información relacionada con la vegetación y minimizan la influencia del suelo y las condiciones atmosféricas, de lo que resultan números digitales en una imagen en escala de grises, pero no clasifican los pixeles o separan los objetos presentes en la imagen. La umbralización es uno de los métodos más usados para separar objetos presentes en imágenes del fondo de éstas. En el presente estudio se emplearon cuatro métodos de umbralización para separar la vegetación presente en la imagen por cada IV calculado por cada fecha de vuelo. Se emplearon los métodos Otsu, IsoData, conservación de momentos y Fuzzy para obtener el umbral para separar la vegetación y suelo. En el programa Matlab se calculó el umbral de acuerdo con el método de Otsu mediante la función graythresh, mientras que para los métodos IsoData y conservación de momentos se emplearon las funciones th_intermeans_iter y th_moments, de la caja de herramientas HistThresh del software libre bajo licencia GNU (Niemistö, 2004; Com. Pers.)[1]; el umbral por el método de Fuzzy fue calculado con el paquete autothresholdr en el programa Rstudio (Landini *et al*., 2017) (Cuadro 4).

Estimación de la fracción de cobertura de la vegetación en el desarrollo del cultivo

La fracción de vegetación se determina en la imagen como la relación de pixeles clasificados como vegetación y los pixeles totales del área delimitada (Torres-Sánchez *et al*., 2014). En la imagen en escala de grises, obtenida a partir de cada uno de los IV, se clasificaron los pixeles en vegetación y suelo con los umbrales calculados por los diferentes métodos en el programa de código abierto bajo licencia GNU de sistema de información geográfica (QGIS) con el empleo de la herramienta calculadora raster, los valores por arriba del umbral se clasificaron como

[1]**Niemistö A. (2004)** A comparison of nonparametric histogram-based thresholding algorithms. Technical Report. Tampere University of Technology. Tampere, Finland.

Cuadro 1. Bitácora de vuelos.

No. de vuelo	Días después de la siembra	Fecha	Altura (m)	Numero de imágenes	Área (m^2)	Tamaño de pixel (cm)
1	28	13 de junio	30	188	12,986	0.75
2	37	22 de junio	30	217	14,963	0.76
3	43	28 de junio	30	184	13,890	0.77
4	58	13 de julio	30	236	15,402	0.80
5	66	21 de julio	30	295	14,671	0.75
6	73	28 de julio	30	116	12,416	0.74

vegetación (Figura 1), mientras que los valores por debajo del umbral se clasificaron como suelo o viceversa, de lo que se obtuvo una imagen binaria.

Se seleccionaron ocho sitios de muestreo distribuidos al azar en el cultivo, seis sitios con área de 1 m^2 y una planta, un sitio con área de 44.5 m^2 y 165 plantas, y otro sitio con área de 9.5 m^2 y 48 plantas (Figura 1). En cada sitio de muestreo se determinó la fracción de cobertura de vegetación para cada fecha de vuelo. En forma manual se digitalizaron los pixeles que pertenecían a vegetación y los pixeles que pertenecían a suelo, se midió el polígono cubierto con vegetación y se dividió entre el área total del polígono en cada ortomosaico, durante el desarrollo del cultivo con el programa QGIS. De esta manera fue obtenida la fracción de cobertura observada (FCO). La fracción de cobertura estimada (FCE) se calculó a partir de la imagen binaria generada con el índice y umbral, en QGIS se empleó la herramienta histograma zonal para el conteo de los pixeles que corresponden a vegetación y pixeles de suelo; la FCE correspondió a los pixeles clasificados como vegetación entre el total de pixeles del polígono de muestreo.

Análisis de datos y validación de la fracción de cobertura estimada

Para el análisis de la fracción de cobertura estimada con los métodos de umbralización e índices de vegetación se comparó con la fracción de cobertura observada, para lo cual se calculó la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM) y el error absoluto medio (EAM) con los datos observados y estimados en los polígonos de muestreo.

$$E_s = FCE - FCO \quad (7)$$

$$EAM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} | (E_s)_i | \quad (8)$$

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (FCE-FCO)^2}{N}} \quad (9)$$

donde: N es el número de polígonos validados, $| (E_s)i |$ es el valor absoluto de E_s, E_s la diferencia entre FCE (fracción de cobertura estimada) y FCO (fracción de cobertura observada).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Desempeño de los índices de vegetación y métodos de umbralización en la extracción de la vegetación

En el Cuadro 3 se presenta el tiempo de cómputo en el procesamiento de la información para estimar la fracción de cobertura de la vegetación. El tiempo de recolección de imágenes durante los diferentes vuelos fue de 5 a 17 min, menor número de imágenes se capturan a menor tiempo de vuelo; el mayor tiempo (2.41 a 6.1 h) se consumió en el procesamiento de imágenes y generación de ortomosaicos, mientras que el menor tiempo de procesamiento fue en el cómputo de índices de vegetación (0.22 a 19.85 s) y umbralización (0.181 a 5.995 s). El índice EXG consumió más tiempo de cómputo durante el proceso de normalización, mientras que el método Otsu presentó menor tiempo durante la obtención del umbral.

En el Cuadro 4 se presentan el umbral por cada fecha de vuelo e índice de vegetación, el error medio absoluto y la raíz cuadrada del error medio cuadrático obtenido a partir de las ocho muestras. Los índices analizados para extraer la vegetación presentaron errores bajos en la extracción de la vegetación en las primeras etapas de desarrollo; es posible emplearlos para conocer la germinación, densidad de población y vigor inicial del cultivo, mientras que después de los 66 días después de siembra los errores se incrementaron debido a la sombra generada por el propio cultivo y por la presencia de mayor cantidad de pixeles mixtos, sin una clara diferenciación si pertenecen a suelo o a vegetación. El índice EXG durante el desarrollo del cultivo presentó errores menores al 5 % en la clasificación de la vegetación con el método Fuzzy hasta los 58 días después de siembra, mientras que con los otros métodos de

Cuadro 2. Índices de vegetación calculados en las bandas del espectro visible (RBG) para la extracción de la vegetación y estimación de la fracción de cobertura vegetal (FCV), donde R_{Rojo}, R_{Verde} y R_{Azul} son los números digitales o reflectancia de cada canal.

Índice de vegetación	Fórmula	Referencia
Índice de verdor triangular	$TGI = R_{Verde} - 0.39R_{Rojo} - 0.61R_{Azul}$	(Hunt *et al*., 2013)R670
Índice de extracción del verde	$EXG = 2 \times r-g-b$	(Woebbecke *et al*., 1995)
Índice de resistencia atmosférica visible	$VARI= R_{Rojo} - R_{Verde}/R_{Verde} + R_{Rojo} - R_{Azul}$	(Gitelson *et al*., 2002)
Índice de diferencia normalizada verde – rojo	$NGRDI = R_{Verde} - R_{Rojo}/R_{Verde} + R_{Rojo}$	(Gitelson *et al*., 2002)

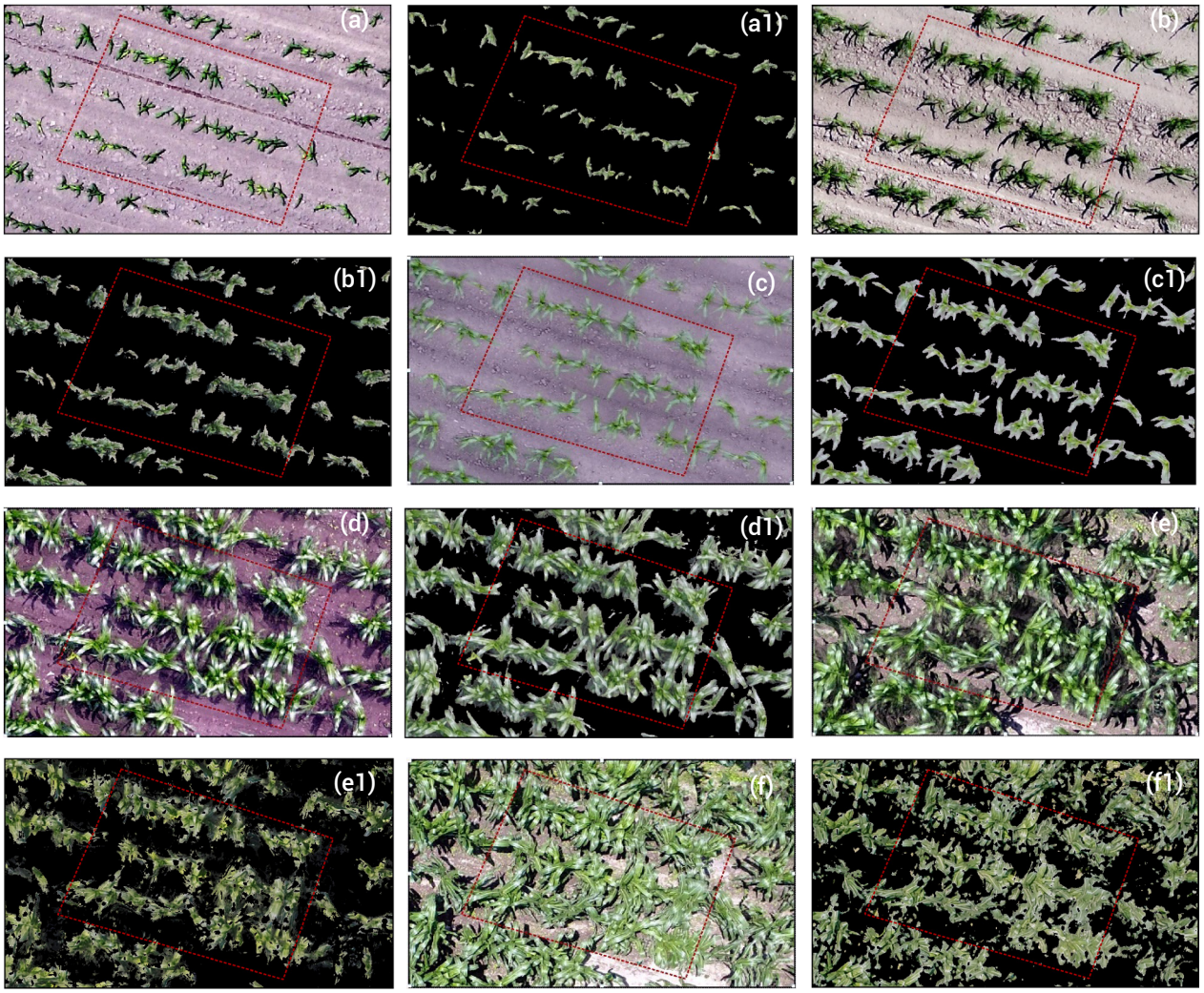


Figura 1. Ortomosaico generado con imágenes capturadas con el UAV durante el desarrollo del cultivo, sitio de muestreo de 9.5 m². a) Ortomosaico a los 28 días después de siembra (DDS), a1) vegetación a partir del índice NGRDI y método IsoData, umbral de 0.0254, b) ortomosaico a los 37 DDS, b1) vegetación a partir del índice EXG y método Fuzzy, umbral de 0.0471, c) ortomosaico a los 43 DDS, c1) vegetación a partir del índice NGRDI y método conservación de momentos, umbral de 0.0100, d) ortomosaico a los 58 DDS, d1) vegetación a partir del índice NGRDI y método conservación de momentos, umbral de 0.0200, e) ortomosaico a los 66 DDS, e1) vegetación a partir del índice NGRDI y método Otsu, umbral de 0.0863, f) ortomosaico a los 73 DDS, f1) vegetación a partir del índice TGI y método conservación de momentos, umbral de 22.00.

umbralización errores menores al 5 % se obtuvieron hasta los 37 días después de siembra, en los que se encontraron errores absolutos medios en el intervalo de 2.2 a 17.8 %. El índice NGRDI presentó un error absoluto medio de 1.3 a 20 %, mientras que errores menores (1.8-13.6 %) se obtuvieron con el método IsoData. Hunt *et al*. (2005) encontraron que el NGRDI es sensible en las primeras etapas antes del cierre de la cobertura del dosel.

El índice TGI presentó error medio absoluto comprendido entre 2.3 y 36.2 % en la fracción de la vegetación estimada, errores menores (2.4 a 13.1 %) se presentaron con el método de conservación de momentos y error menor al 10 % se presentó en etapa temprana de crecimiento. Resultados similares encontraron Hunt *et al*. (2013) con alta interacción con el índice de área foliar (IAF) cuando éste es bajo, mientras que a IAF y cierre del dosel alto el TGI se vio afectado. Mayores errores (2.4 a 55.2 %) se presentaron en la estimación de la fracción de la vegetación con el índice VARI y menor error con el método de umbralización Otsu. Gitelson *et al*. (2002) y Viña *et al*. (2004) señalaron que el índice VARI es sensible a los cambios en la cobertura

Cuadro 3. Tiempo de cómputo en la recolección de imágenes durante el vuelo, procesamiento de imágenes capturadas y generación de ortomosaicos, procesamiento de índices de vegetación y procesamiento de métodos de umbralización.

Parámetros	Días después de la siembra					
	28	37	43	58	66	73
Captura de imágenes durante el vuelo con el UAV						
Imágenes	188	217	184	236	295	116
Tiempo de captura de imágenes (min)	6	7	6	11	17	5
Tiempo de procesamiento de imágenes y generación de ortomosaico (h)†						
Procesamiento inicial	1.32	2.37	1.29	3.77	2.91	0.98
Densificación de la nube de puntos	0.84	0.85	0.84	1.3	0.97	0.72
Generación de mallas texturizadas 3D	0.13	0.37	0.21	0.37	0.36	0.24
Generación de ortomosaico	0.72	0.52	0.48	0.66	0.73	0.47
Tamaño de ortomosaico (pixeles)	11470 x 15466	11742 x 15833	11542 x 15564	11010 x 14845	11809 x 15924	11794 x 15909
Tiempo de procesamiento de índices de vegetación (s)††						
EXG	13.53	16.4	12.76	4.7	9.66	19.85
NGRDI	0.243	0.254	0.235	0.22	0.252	0.272
TGI	0.283	0.339	0.269	0.246	0.271	0.317
VARI	0.48	0.311	0.267	0.242	0.278	0.317
Tiempo de procesamiento de métodos de umbralización (s)¶						
Otsu	0.206	0.224	0.221	0.181	0.455	0.392
IsoData	3.864	3.896	3.852	2.128	5.734	5.995
Fuzzy	2.584	2.302	2.281	1.759	3.725	3.89
Conservación de momentos	2.783	1.885	1.869	2.067	3.687	3.983

†Con el programa Pix4D (h) con un equipo CPU Intel(R) Xeon(R) E3-1270 @ 3.50 GHz, RAM 32 Gb, GPU Nvidia Quadro 600; ††Con un equipo CPU Intel(R) Core(TM) i7-8750H @ 2.20 GHz, RAM 16Gb, GPU NVIDIA GeForce GTX 1060; ¶Con un equipo CPU Intel(R) Core(TM) i7-8750H @ 2.20 GHz, RAM 16GB, GPU NVIDIA GeForce GTX 1060.

del cultivo en las diferentes etapas de crecimiento; por otra parte, Rundquist *et al*. (2001) indicaron que valores máximos de VARI, correspondientes a valores máximos de cobertura, están relacionados con el inicio de la etapa reproductiva. Aunque no existen diferencias amplias entre los métodos de umbralización con respecto al error medio absoluto, el método Otsu presentó menor error absoluto medio en la estimación de la fracción de cobertura.

Cobertura de la vegetación observada y estimada en el desarrollo del cultivo

De acuerdo con el Cuadro 4 y la Figura 2, los índices EXG (Figura 2a) y NGRDI (Figura 2b) subestiman la fracción de cobertura durante el desarrollo del cultivo y presentan menor error en las primeras etapas, mientras que el índice NGRDI con el método de conservación de momentos sobrestima la fracción de cobertura hasta los 58 días después de siembra. El índice TGI (Figura 2c) con el método de umbralización de momentos subestima, mientras que Otsu, Isodata y Fuzzy sobrestiman la fracción de cobertura de la vegetación. El índice VARI sobrestima (Figura 2d) la fracción de cobertura con todos los métodos de umbralización analizados, además de presentar mayores errores (Cuadro 4). En la Figura 3 se presenta la cobertura para una densidad de cinco plantas m^{-2} (Figura 3a), cuatro plantas m^{-2} (Figura 3b) y la fracción de cobertura de plantas individuales en el desarrollo del cultivo (Figuras 3c y 3d). En las Figuras 3a y 3b se observa una relación positiva entre densidad y fracción de cobertura de vegetación, que presenta crecimiento exponencial después de 43 días después de siembra, mientras que en plantas individuales se observa incremento en la fracción de cobertura lineal en el desarrollo del cultivo.

CONCLUSIONES

Se encontraron errores menores en la estimación de la FCV en las primeras etapas de desarrollo del cultivo. El índice EXG presentó errores entre 2.2 y 17.8 % en la estimación

Cuadro 4. Umbrales, error absoluto medio (EMA) y la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM) para los índices de vegetación y métodos de umbralización durante el desarrollo del cultivo.

Método	DDS	EXG			NGRDI			TGI			VARI		
		Umbral	EMA	RECM	Umbral	EMA	RECM	Umbral	EMA	RECM	Umbral	EMA	RECM
Otsu	28	0.0667	0.024	0.028	0.0353	0.024	0.029	0.4980	0.023	0.031	0.0157	0.107	0.157
	37	0.1020	0.055	0.064	0.0549	0.051	0.060	0.4980	0.070	0.088	0.0196	0.079	0.089
	43	0.1176	0.067	0.082	0.0431	0.052	0.061	0.4980	0.031	0.038	0.0314	0.051	0.056
	58	0.1255	0.141	0.155	0.0549	0.089	0.096	0.4980	0.048	0.060	0.0471	0.091	0.143
	66	0.1647	0.155	0.197	0.0863	0.103	0.144	0.4941	0.187	0.219	0.0239	0.179	0.192
	73	0.1647	0.178	0.220	0.1020	0.202	0.262	0.4941	0.355	0.394	0.0392	0.365	0.408
Conservación de momentos	28	0.0595	0.028	0.032	0.0000	0.074	0.155	11.00	0.024	0.029	0.0104	0.057	0.068
	37	0.0609	0.046	0.053	0.0000	0.055	0.074	15.00	0.048	0.057	0.0144	0.168	0.255
	43	0.0687	0.057	0.068	0.0100	0.013	0.016	25.00	0.064	0.078	0.0180	0.030	0.033
	58	0.0678	0.105	0.114	0.0200	0.043	0.049	23.00	0.129	0.146	0.0339	0.086	0.102
	66	0.1050	0.125	0.163	0.1098	0.164	0.212	22.00	0.131	0.179	0.0328	0.305	0.354
	73	0.1207	0.171	0.213	0.0921	0.163	0.227	22.00	0.118	0.148	0.0625	0.546	0.593
IsoData	28	0.0772	0.027	0.032	0.0254	0.018	0.021	0.4882	0.023	0.031	0.0106	0.057	0.068
	37	0.0945	0.052	0.060	0.0472	0.046	0.054	0.4921	0.070	0.088	0.0118	0.150	0.234
	43	0.1063	0.063	0.076	0.0354	0.044	0.052	0.4961	0.031	0.038	0.0276	0.045	0.049
	58	0.1142	0.131	0.143	0.0512	0.080	0.088	0.4961	0.048	0.060	0.0433	0.105	0.119
	66	0.1535	0.142	0.182	0.0748	0.069	0.110	0.4961	0.187	0.219	0.0315	0.344	0.376
	73	0.1535	0.154	0.199	0.0827	0.136	0.194	0.5000	0.355	0.394	0.0443	0.502	0.557
Fuzzy	28	0.0941	0.031	0.037	0.0980	0.083	0.083	0.2353	0.025	0.034	0.0153	0.098	0.147
	37	0.0471	0.022	0.026	0.0392	0.040	0.046	0.2039	0.078	0.098	0.0118	0.151	0.233
	43	0.0510	0.030	0.036	0.0667	0.079	0.092	0.1961	0.035	0.042	0.0129	0.024	0.027
	58	0.0314	0.045	0.049	0.0353	0.051	0.061	0.2118	0.050	0.063	0.0114	0.058	0.071
	66	0.1020	0.074	0.105	0.0706	0.059	0.098	0.2039	0.196	0.228	0.0431	0.425	0.463
	73	0.1647	0.178	0.220	0.0863	0.143	0.206	0.2118	0.362	0.400	0.0667	0.552	0.598

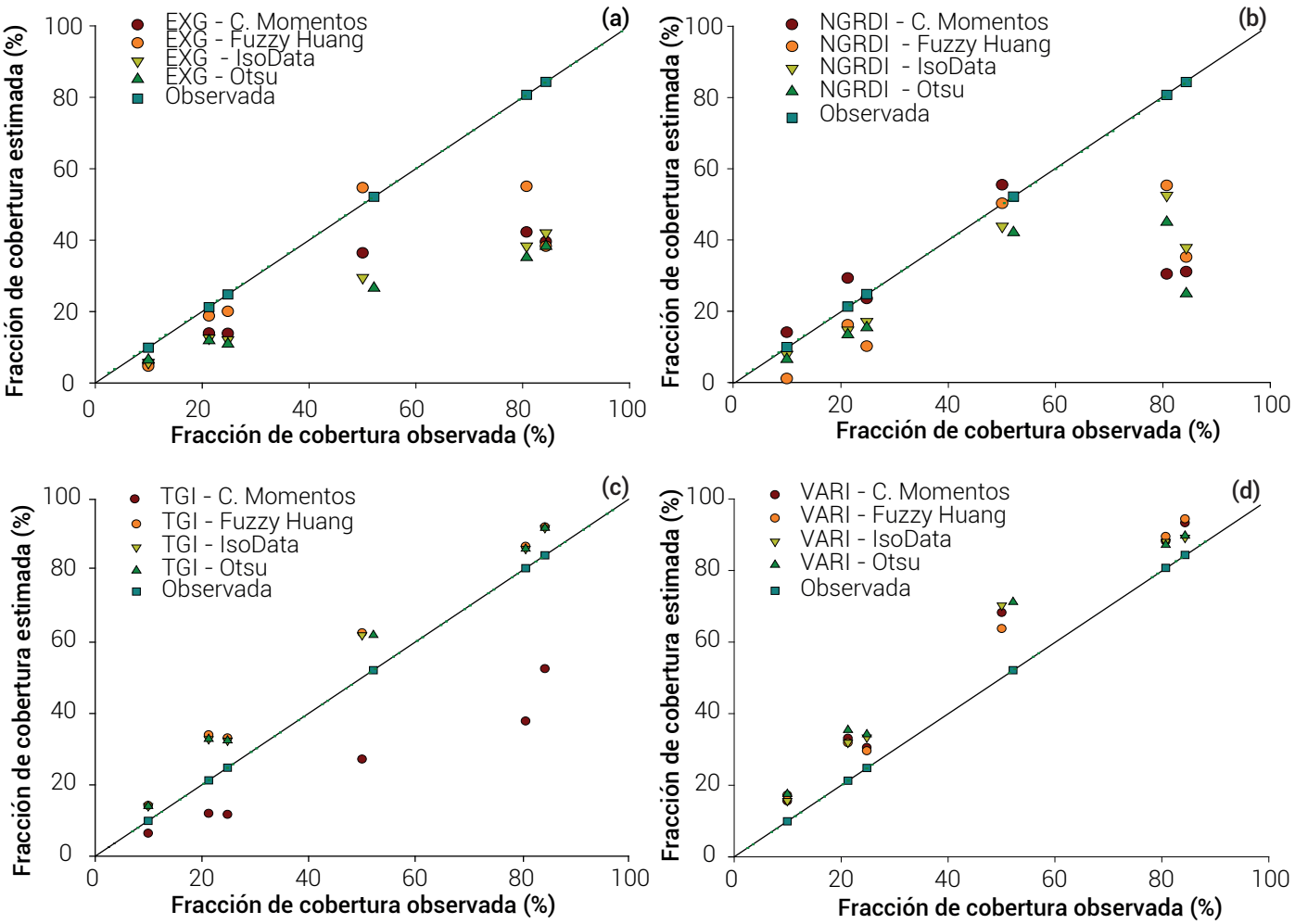


Figura 2. Fracción de cobertura observada y estimada con índices de vegetación y métodos de umbralización. a) cobertura estimada por el índice EXG y algoritmos de umbralización, b) cobertura estimada por el índice NGRDI y algoritmos de umbralización, c) cobertura estimada por el índice TGI y algoritmos de umbralización, d) cobertura estimada por el índice VARI y algoritmos de umbralización.

de la fracción de cobertura de la vegetación durante el desarrollo del cultivo, errores menores al 5 % se obtuvieron mediante el umbral calculado con el método Fuzzy hasta los 58 días después de siembra. El índice NGRDI y el método IsoData presentaron errores en la estimación de la cobertura entre 1.8 y 13.6 %, el índice TGI presentó errores de 2.4 a 13.1 % con el método de conservación de momentos, mientras que el índice con menor desempeño en la estimación de la cobertura fue el índice VARI. Se obtuvo mayor fracción de cobertura a mayor densidad de población, que se incrementó a los 44 días después de siembra. Con las imágenes de alta resolución obtenidas a partir del UAV se estimó la cobertura vegetal con errores menores al 5 % durante las primeras etapas del desarrollo del cultivo del maíz.

BIBLIOGRAFÍA

Allan B. M., D. Ierodiaconou, A. J. Hoskins and J. P. Y. Arnould (2019) A rapid UAV method for assessing body condition in fur seals. *Drones* 3:24, https://doi.org/10.3390/drones3010024

De la Casa A., G. Ovando, L. Bressanini, J. Martínez y A. Rodríguez (2011) Eficiencia en el uso de la radiación en papa estimada a partir de la cobertura del follaje. *AgriScientia* 28:21-30, https://doi.org/10.31047/1668.298x.v28.n1.2777

Choi S. K., S. K. Lee, S. H. Jung, J. W. Choi, D. Y. Choi and S. J. Chun (2016) Estimation of fractional vegetation cover in sand dunes using multi-spectral images from fixed-wing UAV. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography* 34:431-441, https://doi.org/10.7848/ksgpc.2016.34.4.431

Colomina I. and P. Molina (2014) Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 92:79-97, https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.02.013

Dandois J. P., M. Olano and E. C. Ellis (2015) Optimal altitude, overlap, and weather conditions for computer vision UAV estimates of

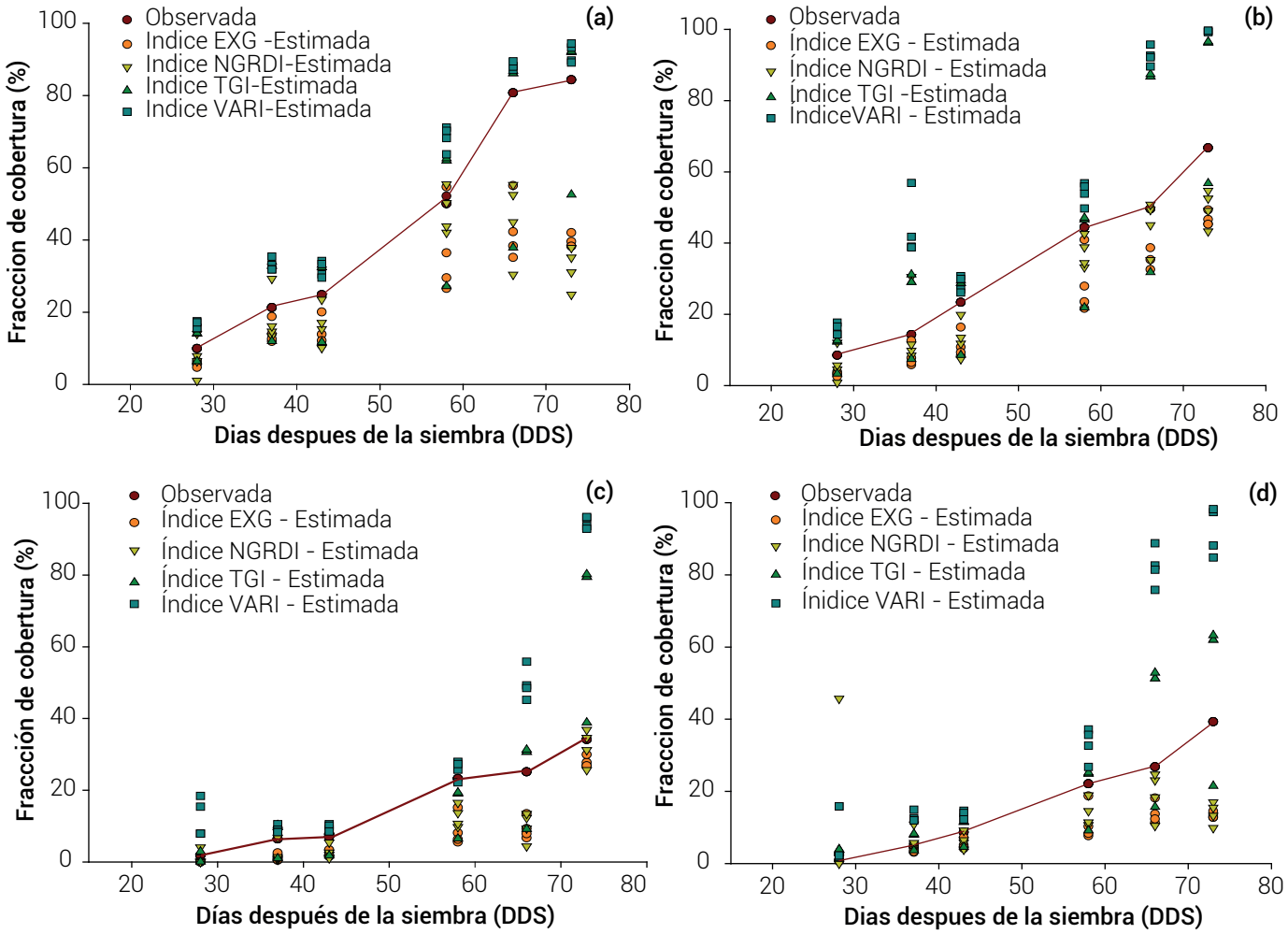


Figura 3. Fracción de cobertura de la vegetación en el desarrollo del cultivo. a) cobertura observada y estimada para una densidad de cinco plantas m^{-2}, b) cobertura observada y estimada para una densidad de cuatro plantas m^{-2}, c) y d) cobertura observada y estimada en el desarrollo de una planta de maíz hasta los 73 días después de la siembra.

forest structure. *Remote Sensing* 7:13895-13920, https://doi.org/10.3390/rs71013895

Fang S., W. Tang, Y. Peng, Y. Gong, C. Dai, R. Chai and K. Liu (2016) Remote estimation of vegetation fraction and flower fraction in oilseed rape with unmanned aerial vehicle data. *Remote Sensing* 8:416, https://doi.org/10.3390/rs8050416

García-Martínez H., H. Flores-Magdaleno, R. Ascencio-Hernández, A. Khalil-Gardezi, L. Tijerina-Chávez, O. R. Mancilla-Villa and M. A. Vázquez-Peña (2020) Corn grain yield estimation from vegetation indices, canopy cover, plant density, and a neural network using multispectral and RGB images acquired with unmanned aerial vehicles. *Agriculture* 10:277, https://doi.org/10.3390/agriculture10070277

Gitelson A. A., Y. J. Kaufman, R. Stark and D. Rundquist (2002) Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment* 80:76-87, https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9

Guijarro M., G. Pajares, I. Riomoros, P. J. Herrera, X. P. Burgos-Artizzu and A. Ribeiro (2011) Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture* 75:75-83, https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.09.013

Gupta S. K. and D. P. Shukla (2018) Application of drone for landslide mapping, dimension estimation and its 3D reconstruction. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 46:903-914, https://doi.org/10.1007/s12524-017-0727-1

Huang L. K. and M. J. J. Wang (1995) Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness. *Pattern Recognition* 28:41-51, https://doi.org/10.1016/0031-3203(94)E0043-K

Hunt E. R., M. Cavigelli, C. S. T. Daughtry, J. E. Mcmurtrey and C. L. Walthall (2005) Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status. *Precision Agriculture* 6:359-378, https://doi.org/10.1007/s11119-005-2324-5

Hunt E. R., C. S. T. Daughtry, J. U. H. Eitel and D. S. Long (2011) Remote sensing leaf chlorophyll content using a visible band index. *Agronomy Journal* 103:1090-1099, https://doi.org/10.2134/agronj2010.0395

Hunt E. R., P. C. Doraiswamy, J. E. McMurtrey, C. S. T. Daughtry, E. M. Perry and B. Akhmedov (2013) A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 21:103-112, https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.020

Landini G., D.A. Randell, S. Fouad and A. Galton (2017) Automatic thresholding from the gradients of region boundaries. *Journal*

of Microscopy 265:185-195, https://doi.org/10.1111/jmi.12474

Lucieer A., S. M. de Jong and D. Turner (2014) Mapping landslide displacements using Structure from Motion (SfM) and image correlation of multi-temporal UAV photography. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 38:97-116. https://doi.org/10.1177/0309133313515293

Macedo-Cruz A., G. Pajares, M. Santos and I. Villegas-Romero (2011) Digital image sensor-based assessment of the status of oat (*Avena sativa* L.) crops after frost damage. *Sensors* 11:6015-6036, https://doi.org/10.3390/s110606015

Macedo-Cruz A., G. Pajares-Martinsanz y M. Santos-Peñas (2010) Clasificación no supervisada con imágenes a color de cobertura terrestre. *Agrociencia* 44:711-722.

Maes W. H. and K. Steppe (2019) Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture. *Trends in Plant Science* 24:152-164, https://doi.org/10.1016/j.tplants.2018.11.007

Otsu N. (1979) A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9:62-66, https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076

Paoletti M. E., J. M. Haut, J. Plaza y A. Plaza (2019) Estudio comparativo de técnicas de clasificación de imágenes hiperespectrales. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 16:129-137, https://doi.org/10.4995/riai.2019.11078

Raes D., P. Steduto, T. C. Hsiao and E. Fereres (2009) AquaCrop - the FAO crop model to simulate yield response to water: II. Main algorithms and software description. *Agronomy Journal* 101:438-447, https://doi.org/10.2134/agronj2008.0140s

Ridler T. W. and S. Calvard (1978) Picture thresholding using an iterative selection method. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 8:630-632, https://doi.org/10.1109/TSMC.1978.4310039

Rodríguez A., A. C. de la Casa, L. Bressanini, R. Accietto y G. Ovando (2000) Determinación del área foliar en papa (*Solanum tuberosum* L., var. Spunta) por medio de fotografías digitales conociendo la relación entre el número de pixeles y la altura de adquisición. *Revista Brasileira de Agrometeorología* 8:215-221.

Rundquist D., A. A. Gitelson, D. Derry, J. Ramirez, R. Stark and G. P. Keydan (2001) Remote estimation of vegetation fraction in corn canopies. *In*: Proceedings of the Third European Conference on Precision Agriculture. G. Grenier and S. Blackmore (eds.). International Society of Precision Agriculture. Montpelier, France. pp:301-306.

Schirrmann M., A. Giebel, F. Gleiniger, M. Pflanz, J. Lentschke and K. H. Dammer (2016) Monitoring agronomic parameters of winter wheat crops with low-cost UAV imagery. *Remote Sensing* 8:706, https://doi.org/10.3390/rs8090706

Seifert E., S. Seifert, H. Vogt, D. Drew, J. van Aardt, A. Kunneke and T. Seifert (2019) Influence of drone altitude, image overlap, and optical sensor resolution on multi-view reconstruction of forest images. *Remote Sensing* 11:1252, https://doi.org/10.3390/rs11101252

Steven M. D., P. V. Biscoe, K. W. Jaggard and J. Paruntu (1986) Foliage cover and radiation interception. *Field Crops Research* 13:75-87, https://doi.org/10.1016/0378-4290(86)90012-2

Torres-Sánchez J., J. M. Peña, A. I. de Castro and F. López-Granados (2014) Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture* 103:104-113, https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.02.009

Tsai W. H. (1985) Moment-preserving thresolding: a new approach. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 29:377-393, https://doi.org/10.1016/0734-189X(85)90133-1

Tu Y. H., S. Phinn, K. Johansen, A. Robson and D. Wu (2020) Optimising drone flight planning for measuring horticultural tree crop structure. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 160:83-96, https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.12.006

Viña A., A. A. Gitelson, D. C. Rundquist, G. Keydan, B. Leavitt and J. Schepers (2004) Monitoring maize (*Zea mays* L.) phenology with remote sensing. *Agronomy Journal* 96:1139-1147, https://doi.org/10.2134/agronj2004.1139

Woebbecke D. M., G. E. Meyer, K. Von Bargen and D. A. Mortensen (1995) Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE* 38:259-269, https://doi.org/10.13031/2013.27838

Yao H., R. Qin and X. Chen (2019) Unmanned aerial vehicle for remote sensing applications - A review. *Remote Sensing* 11:1443, https://doi.org/10.3390/rs11121443