

Artículo Científico

Uso de imágenes captadas mediante UAV para estimar la topografía, morfoestructura y estado de salud de huertas citrícolas

Use of UAV imagery to estimate the topography, morphostructure and health status of citrus orchards

Carlos Miguel Ramos-Cruz^{1*}, Ramón Trucios-Caciano², Emilia Raquel Pérez-Evangelista³, Enrique Miguel-Valle³, Gerardo Delgado-Ramírez²

¹ Campo Experimental, General Terán-INIFAP, Km 31 Carretera Montemorelos-China. C. P. 67400. General Terán, Nuevo León.

² Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua Suelo Planta Atmósfera (CENID-RASPA) del INIFAP. Canal Sacramento Km. 6.5. C.P. 35140. Gómez Palacio, Durango.

³ Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro-Unidad Laguna. Periférico Raúl López Sánchez y carretera Santa Fe. C.P. 27054. Torreón Coahuila.

*Correspondencia: ramos.carlos@inifap.gob.mx (Carlos Miguel Ramos Cruz)

DOI: <https://doi.org/10.54167/tch.v16i2.1007>

Recibido: 30 de junio de 2022; Aceptado: 09 de septiembre de 2022

Publicado por la Universidad Autónoma de Chihuahua, a través de la Dirección de Investigación y Posgrado.

Resumen

Los vehículos aéreos no tripulados (UAV), permiten monitorear de manera constante variables de importancia para la producción agrícola. Es por ello que su uso es deseable. Por lo tanto, el objetivo del estudio fue estimar la topografía, las características morfoestructurales y el estado de salud de los árboles en dos huertas citrícolas mediante imágenes captadas UAV. Se realizó fotogrametría y se determinó la altura individual de árboles, diámetro de copa, número de árboles, geolocalización de árboles faltantes, identificación de árboles de otra especie y la salud de la huerta mediante el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI). De acuerdo con los resultados, es posible identificar y geolocalizar el número de árboles, conocer el marco real de plantación, y determinar la altura de árboles 70 % más rápido en comparación con el método aleatorio. La altura promedio de árbol fue de 3 y 4 m, en la huerta 1 y 2 respectivamente. El NDVI en las huertas oscilo entre 0.18 a 0.95, encontrándose los valores mayores en la huerta 2. La información obtenida puede ser utilizada por productores para subsanar fallas de forma dirigida, y por las aseguradoras para la renovación y estimar los costos de las pólizas de seguro.

Palabras clave: Vehículos aéreos no tripulados, huertas citrícolas, agricultura de precisión.

Abstract

The Unmanned aerial vehicles (UAVs) allow constant monitoring of variables of importance for agricultural production. This is why its use is desirable. Therefore, the objective of the study was to estimate the topography, morphostructural characteristics and health status of trees in two citrus orchards using UAV imagery. Photogrammetry was performed and individual tree height, crown diameter, number of trees, geolocation of missing trees, identification of trees of other species and orchard health were determined using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). According to the results, it is possible to identify and geolocate the number of trees, know the actual planting frame, and determine the height of trees 70 % faster compared to the random method. The average tree height was 3 and 4 m in orchard 1 and 2, respectively. The NDVI in the orchards ranged from 0.18 to 0.95, with the highest values found in orchard 2. The information obtained can be used by producers to correct failures in a directed way, as well as by insurers for the renewal and estimation of the costs of insurance policies.

Keywords: Unmanned aerial vehicles, citrus orchards, precision agriculture.

1. Introducción

Actualmente, la agricultura propende por la seguridad alimentaria a futuro, razón por la cual, se busca tecnologías modernas que contribuyan a mitigar la falta de atención de diversas particularidades de los cultivos que generan gastos innecesarios durante su producción (González *et al.*, 2016). Los avances en plataformas de detección remota y tecnología de sensores han acelerado el interés por la agricultura de precisión (AP) (Ha *et al.*, 2022), como un paso prometedor hacia el cumplimiento de una demanda de producir más alimentos, de mejor calidad y de manera sostenible al incrementar la eficiencia en el uso de los recursos, la productividad, rentabilidad y sostenibilidad de la producción agrícola (Delavarpour *et al.*, 2021).

Los vehículos aéreos no tripulados (UAV) son más accesibles y versátiles para el público (Volpato *et al.*, 2021), lo que permite la adquisición de datos confiables con alta resolución espacial y temporal en comparación con las plataformas aéreas y satelitales (Maimaitijiang *et al.*, 2020). Además de ser rentables y de alto rendimiento, permiten realizar estudios de forma rápida, confiable y no invasiva (Abdulridha *et al.*, 2018; Sagan *et al.*, 2019). Entre las principales ventajas de los UAV se encuentran la aplicación de pesticidas, la inspección de daños por desastres, agricultura de precisión, manejo forestal, la logística y los medios (Kameyama and Sugiura, 2020).

La información obtenida de datos adquiridos por UAV permiten visualizar y estudiar los distintos rasgos de la planta en sus etapas fenológicas (Houborg and Boegh, 2008; Pino, 2019). Con dicha información es posible identificar en las huertas áreas con problemas bióticos o abióticos como presencia de plagas o enfermedades, deficiencias nutricionales, entre otras; situaciones que causan estrés en el cultivo y en consecuencia disminuye la productividad. Esta herramienta, pudiera ser útil para la implementación oportuna de acciones de mejora en forma dirigida (Zeng *et al.*, 2021). Con lo cual, es posible incrementar la calidad y rendimiento del cultivo, reducir el número de aplicaciones de plaguicidas, dirigir la aplicación de fertilizantes de acuerdo con las necesidades del árbol y realizar un uso eficiente del agua. Por lo anterior, el objetivo del presente estudio fue estimar la topografía,

las características morfoestructurales y el estado de salud de los árboles en dos huertas cítricas mediante imágenes captadas por vehículos aéreos no tripulados.

2. Materiales y métodos

2.1 Materiales

El área de estudio se localiza en la región cítrica del estado de Nuevo León, México; en el municipio de General Terán, con coordenadas 25°18'42.82'' N, 99°35'25.46'' W y una elevación promedio de 263 msnm. El clima predominante es subtropical semiseco (Ramos *et al.*, 2018) con temperatura promedio anual de 23.9 °C, mínima de 0.8 °C y máxima de 41 °C. Las temperaturas más bajas se presentan de noviembre a marzo y las máximas en julio y agosto. La precipitación promedio anual es de 610 mm. El suelo es de textura migajón arcillo-arenosa con profundidad mayor a 1.5 m y pH de 6 a 6.5. Existe contenido alto de carbonato de calcio y magnesio, y es deficiente en materia orgánica, fósforo y micronutrientes. Para el estudio se utilizaron dos huertas plantadas con toronja (*Citrus paradisi* L.), que cubren una superficie de 23.0 hectáreas.

La huerta 1 ocupa una superficie de 8.0 hectáreas, los árboles tienen una edad de 12 años, plantados a una separación de 8x5 m, con una densidad de 250 árboles por hectáreas. La huerta 2, ocupa una superficie de 15.0 hectáreas, los árboles tienen una edad de 22 años, plantados a la misma separación y con la misma densidad que la huerta 1 (Fig. 1). El riego en las huertas es inundación, mediante un sistema de riego tipo válvulas alfalferas.

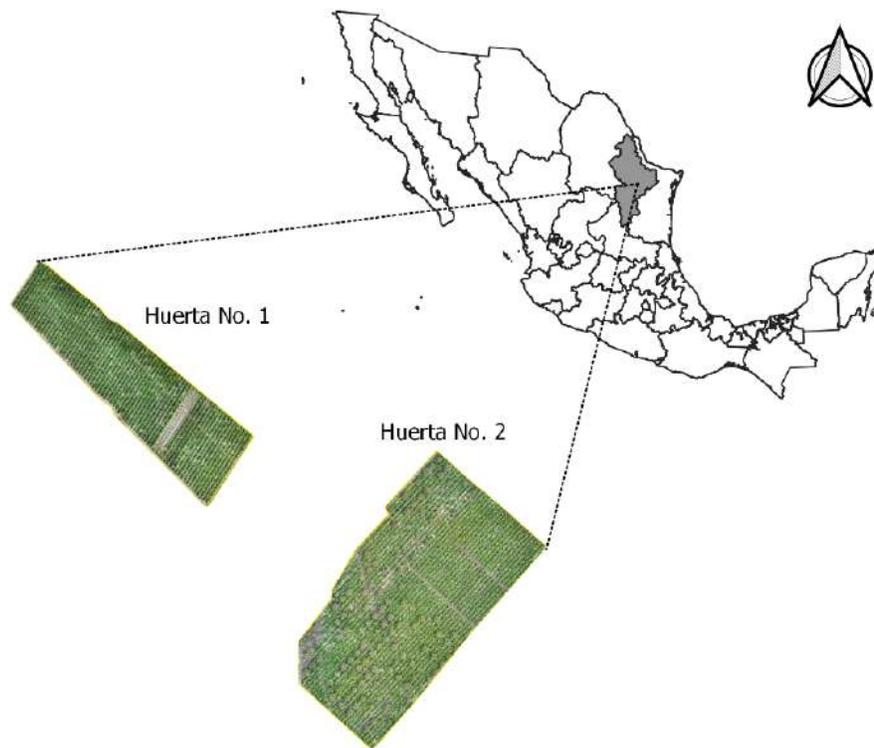


Figura 1. Localización del área de estudio, General Terán, Nuevo León, México.

Figure 1. Location of the study area, General Terán, Nuevo León, México.

2.1.1. Adquisición de imágenes de UAV

Para la adquisición de imágenes se utilizó un vehículo aéreo no tripulado (UAV) de ala fija de la marca eBee modelo plus®. Las imágenes se tomaron antes del mediodía, con el objetivo de reducir los efectos de sombra, se realizaron dos vuelos de forma independiente; en el primer vuelo se utilizó la cámara multiespectral Parrot Sequoia®, con la cual se determinó los índices de vegetación relacionados a la salud de los cultivos y en el segundo vuelo se utilizó la cámara fotogramétrica senseFly® S.O.D.A., que permitió conocer características morfoestructurales de los cultivos y condiciones topográficas de la huerta.

La cámara Parrot Squoia (Sensor multiespectral para agricultura) equipada con: dos sensores, mide la cantidad de luz absorbida y la reflejada por las plantas. El primer sensor (sensor multiespectral) captura imágenes en RGB mediante la luz reflejada en cuatro bandas de frecuencia (rojo, verde y dos bandas de infrarrojos invisibles al ojo humano). El segundo sensor (sensor solar) registra la intensidad de luz ambiental en las cuatro bandas y realiza una calibración radiométrica para incrementar la calidad y precisión de las imágenes.

Sensor SenseFly® S.O.D.A. es una cámara de fotogrametría para el uso en UAV, captura imágenes áreas de alta calidad en distintas condiciones de luz, lo cual permite generar ortomosaicos minuciosos y modelos de superficie en 3D con alta precisión.

2.1.2. Planeación de vuelo

Para la planeación y gestión del proyecto de vuelo se utilizó el software eMotion 3.5 (senseFly Parrot Group), en el cual generó de manera automática una propuesta de vuelo para el dron. Sin embargo, fue necesario realizar algunos ajustes como definir área a cartografiar (volar), establecer los parámetros de altura de vuelo, sensor y geobase a utilizar, así como indicar el modelo de dron que realizará el vuelo. Para este estudio, se seleccionó un área de vuelo de 69.89 ha a una altura de 127.5 m, y una duración aproximada de vuelo de 00:32 m:36s, con lo cual se obtuvo una resolución de capturas de 3 cm² por pixel.

2.1.3. Geobase

Con la finalidad de obtener mayor precisión de las imágenes captadas por el dron, se utilizó la radio Sensefly GeoBase®, la cual tiene 132 canales, para las constelaciones de satélites en L1/L2 / L2C GPS, GLONAS y SBAS, las cuales se supervisaron y corrigen constantemente para garantizar una precisión en RTK (del inglés Real Time Kinematic o navegación cinética satelital en tiempo real) de 0.6 cm ± 0.5 ppm en horizontal y 1 cm ± 1 ppm en vertical.

2.2 Métodos

2.2.1. Generación de imágenes fotogramétricas y multiespectrales

Las imágenes individuales capturadas por el UAV de ambas huertas se procesaron con el software Pix4D Mapper® ver. 4.5.6, software especializado en fotogrametría para mapeo móvil y de drones. En este proceso se generaron mapas de las bandas: azul (B), verde (G), rojo (R) e infrarrojo cercano

(N). Así como los modelos digitales de terreno (MDT) y de superficie (MDS), de los cuales se obtuvo la pendiente topográfica. Para el procesamiento de las variables raster y vectorial y generación de los mapas se utilizó el software Qgis ver. 3.10.14.

2.2.2. Identificación de la densidad y árboles faltantes

Para ello, fue necesario realizar recorridos de manera física por las huertas y con un navegador GPS Garmin modelo Etrex® se recolectaron las coordenadas de árboles faltantes de cada huerta. En gabinete se proyectaron las coordenadas del GPS en el software Qgis ver. 3.10.14 y se contrastaron con los resultados de la identificación de árboles mediante la imagen multiespectral generada con UAV.

Para conocer el área individual del dosel de los árboles se creó una capa shapefile de puntos mediante una clasificación supervisada. La capa se integró de las siguientes clases: Clase 1: Suelo desnudo; Clase 2: Árbol de toronjo; Clase 3: Sombra y Clase 4: Árbol de nogal. Posteriormente el archivo en formato raster de la clasificación se convirtió a formato vectorial para poder filtrar la información de interés. Con la información del área de dosel y la Ec. (1) se obtuvo el diámetro de copa.

$$D = \sqrt{A/0.7854} \quad \text{Ec. (1)}$$

Donde: D es el diámetro de copa.

2.2.3. Cálculo de altura de los árboles

Con la calculadora ráster del software Qgis ver. 3.10.14, se generó la capa “altura relativa” que es el resultado de la diferencia entre el Modelo Digital del Terreno (MDT) y el Modelo Digital de Superficie (MDS) (Ec. 2):

$$\text{Altura de árbol} = \text{MDT} - \text{MDS} \quad \text{Ec. (2)}$$

Posteriormente para obtener la altura individual de los árboles se aplicó el algoritmo de segmentación de cuencas hidrográficas a la capa altura relativa mediante el software SAGA GIS ver 8.2.1 (Lemenkova, 2020).

2.2.4. Estimación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

El NDVI, es indicador de salud de la biomasa vegetal que se basa en la forma en que se reflejan las ondas de luz. Vegetación con alto contenido de clorofila y buena estructura celular absorbe la luz roja (RED) y refleja el infrarrojo cercano (NIR), y cuando una planta está enferma ocurre lo contrario. Este índice se obtiene de forma robusta desde las imágenes multiespectrales al combinar de forma algebraica las reflectividades del RED y NIR (Ec. 3), obteniendo mapas relacionados con el desempeño saludable y fisiológico de la vegetación (Huete *et al.*, 2002; Hashimoto *et al.*, 2019).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad \text{Ec. (3)}$$

3. Resultados y discusión

3.1. Pendiente topográfica

Mediante los MDT se determinó que las huertas presentan pendiente longitudinal muy pronunciada. Para el caso de la huerta 1, la pendiente promedio es del 0.12 % en longitudes de melga de 140.0 m. La huerta 2, tiene una pendiente aproximada del 0.29 %, en longitudes de melga promedio de 426 m (Fig. 2). Demin, (2014) indica que en melgas con pendiente mayores a 0.1 %, el avance del agua es rápido, la infiltración es baja y la erosión alta. Lo anterior, podría ocasionar una eficiencia de distribución del agua menor al 50 %, debido a que en longitudes mayores a 180 m es difícil controlar la pendiente y el gasto unitario (Delgado *et al.*, 2014). Debido a la pronunciada pendiente de la huerta 2, la mayor infiltración del agua se realiza al final de la melga, ocasionando que los árboles de la cabecera presenten estrés hídrico antes que los árboles del final de la melga.

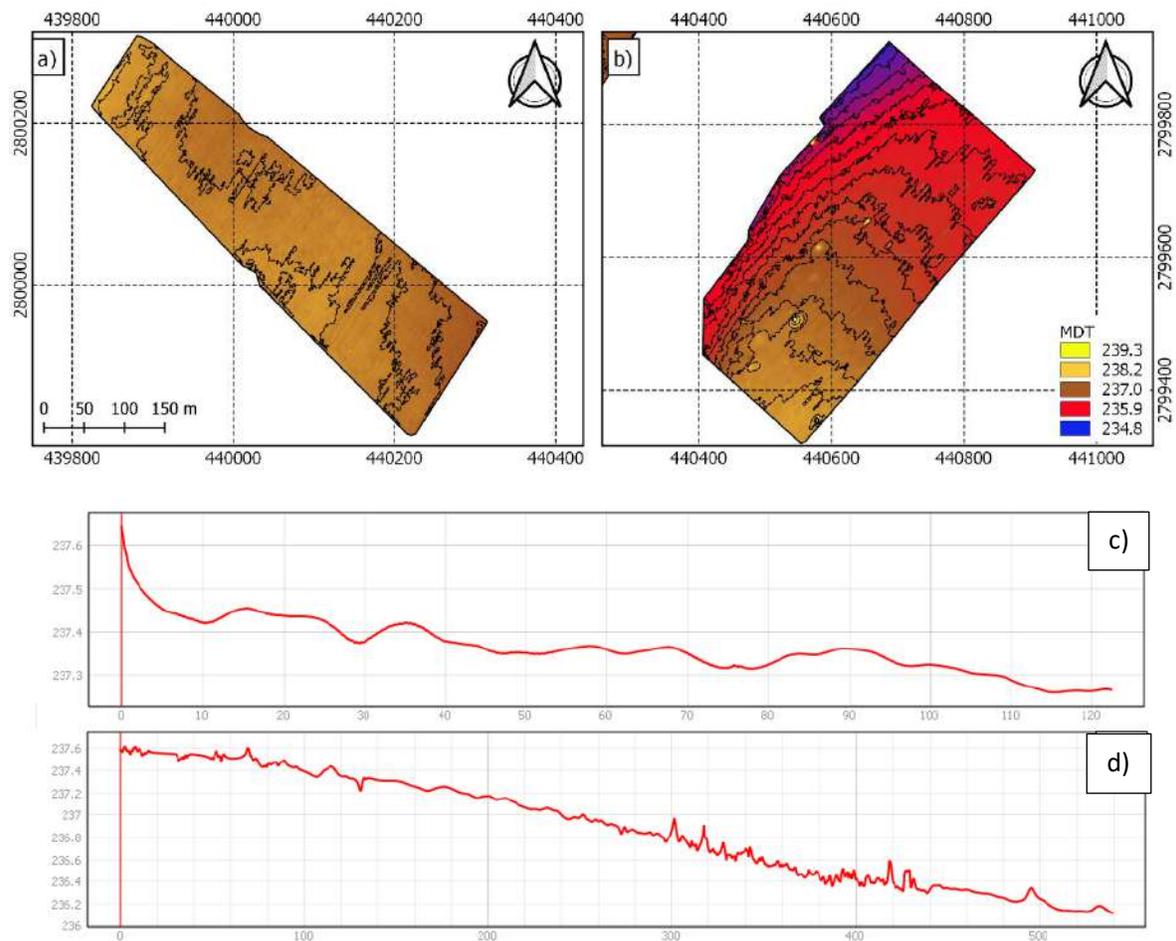


Figura 2. Modelo digital de terreno de la huerta 1 (imagen a) y huerta 2 (imagen b), los colores de la simbología indican la pendiente de terreno (239.3 a 234.8 m); perfil topográfico huerta 1 (imagen c), perfil topográfico huerta 2 (imagen d).

Figure 2. Digital terrain model of orchard 1 (image a) and orchard 2 (image b) the colors of the symbology indicate the terrain slope (239.3 to 234.8 m); Orchard 1 topographic profile (image c), Orchard 2 topographic profile (image d).

3.2. Densidad y árboles faltantes

Con las imágenes multiespectrales obtenidas a partir del UAV se identificó y geolocalizó el número de árboles de las huertas, el diámetro de copa, la distancia entre hileras y entre árboles (Fig. 3). Para el caso de la huerta 2 fue posible identificar árboles de nogal pecanero (*Carya illinoensis*). Sin embargo, en las dos huertas fue imposible identificar árboles de reposición y árboles de poca altura (Fig. 3). Lo anterior, puede deberse al tamaño de copa y altura de los árboles (menores a 1.10 m), lo cual, coincide con Ampatzidis *et al.* (2020) quienes encontraron dificultad para identificar árboles recién plantados (reposición) menores a 1 m de altura mediante imágenes de UAV e inteligencia artificial. En otro estudio similar, Csillik *et al.* (2018) encontraron dificultad para diferenciar árboles pequeños de grandes, además de detectar capas múltiples dentro de árboles individuales. Por otro lado, Ampatzidis y Partel (2019) consideran que la calidad para identificar árboles individuales mediante imágenes multiespectrales de UAV, dependen de que los diámetros de copa de los árboles tengan una distancia mínima entre ellas.

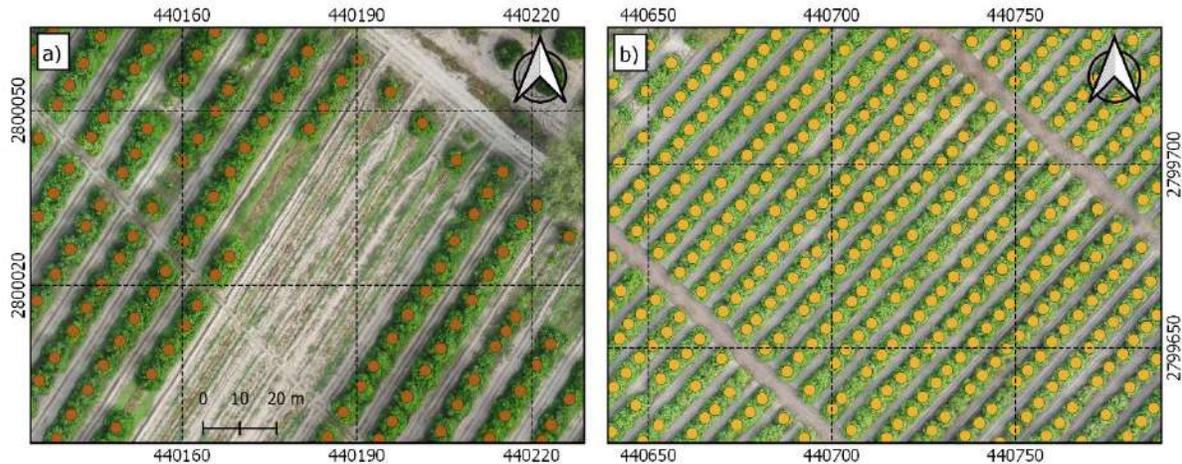


Figura 3. Identificación de árboles en la huerta; en la figura a) al centro se tienen árboles de reposición que no son identificados, en la figura b), los árboles son identificados perfectamente, debido al diámetro de copa.

Figure 3. Identification of trees in the orchard; in figure a) at the center there are replacement trees that are not identified, in figure b), the trees are perfectly identified, due to the diameter of the crown.

3.3. Altura de árboles

Asimismo, mediante las imágenes captadas por UAV fue posible determinar la altura individual de los árboles. En la huerta 1 los árboles más bajos encontrados fueron de 1.2 m, máximo de 4.4 m y el promedio de 3.0 m de altura. En la Huerta 2 el valor más bajo encontrado fue de 1.2 m, el máximo de 6.0 m y el promedio fue 4.0 m de altura (Fig. 4). Lo anterior puede atribuirse a la edad de los árboles, debido a que los árboles de la huerta 1 tiene una edad promedio de 12 años y los árboles de la huerta 2 una edad promedio de 22 años. Con los resultados obtenidos del uso de imágenes capturadas por UAV podemos indicar que es posible determinar la altura individual de árboles de toronjo hasta en un 70 % más rápido en comparación con el método aleatorio (de 5 a 11 puntos según condiciones de la plantación). Lo anterior, coincide con Nasiri *et al.* (2021) quienes indican que la altura y diámetro de copa del árbol son dos atributos usuales de los árboles que se pueden estimar

de forma individual a partir de imágenes provenientes de UAV. Asimismo, Torres *et al.* (2015) encontraron una precisión del 97 % al estimar la altura individual de árboles leñosos mediante el uso de Modelos Digitales de Superficie (MDS) obtenidos de drones y técnicas de análisis basadas en objetos. Sin embargo, Ampatzidis *et al.* (2020) indican la dificultad para distinguir árboles jóvenes de áreas donde la maleza tiene la misma o mayor altura.

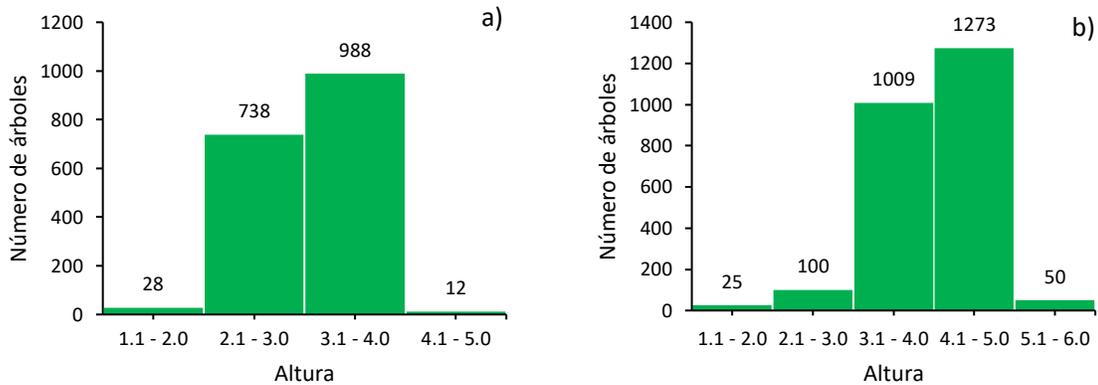


Figura 4. Distribución de altura de árboles; en la figura a), se presentan el número de árboles encontrados por rango de altura de la huerta 1; en la figura b), se presentan el número de árboles encontrados por rango de altura de la huerta 2.

Figure 4. Tree height distribution; Figure a) shows the number of trees found by height range of orchard 1; Figure b) shows the number of trees found by height range of orchard 2.

3.4. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

Los valores de NDVI de las huertas fluctuaron entre 0.18 a 0.95, encontrando los mayores valores de vigor en la huerta 2, y los valores más bajos se presentaron en la huerta 1 (Fig. 5). Se identificó que aproximadamente el 50 % de la huerta 1, presentó los valores más bajos de NDVI (0.18-0.55). Lo anterior, podría atribuirse a que en la fecha del vuelo se encontraba estresada por falta de riego. Para el caso de la huerta 2, se identificó que más del 80 % se encontraba con valores adecuados de NDVI (0.76-0.95). Solamente se identificaron valores de NDVI cercanos a 0.18, en áreas donde la pendiente de riego se encontraba en contra del sentido de riego (contrapendiente) y en árboles con daños al follaje considerados para ser eliminados por el productor. De acuerdo con Pino (2019), valores de NDVI cercano a 1.0 representan vegetación sana, mientras que valores cercanos a 0, indican suelo desnudo o que la vegetación presenta condiciones desfavorables tales como: estrés hídrico, daños al follaje causados por plagas o enfermedades o que presenten deficiencia nutricional. Por su parte, Costa *et al.* (2020) consideran que el NDVI tiene algunas limitaciones en las mediciones, siendo la primera los efectos del clima y la luz del sol; la segunda limitante es que la fórmula no está normalizada, podría generar valores superiores a uno en áreas sin vegetación.

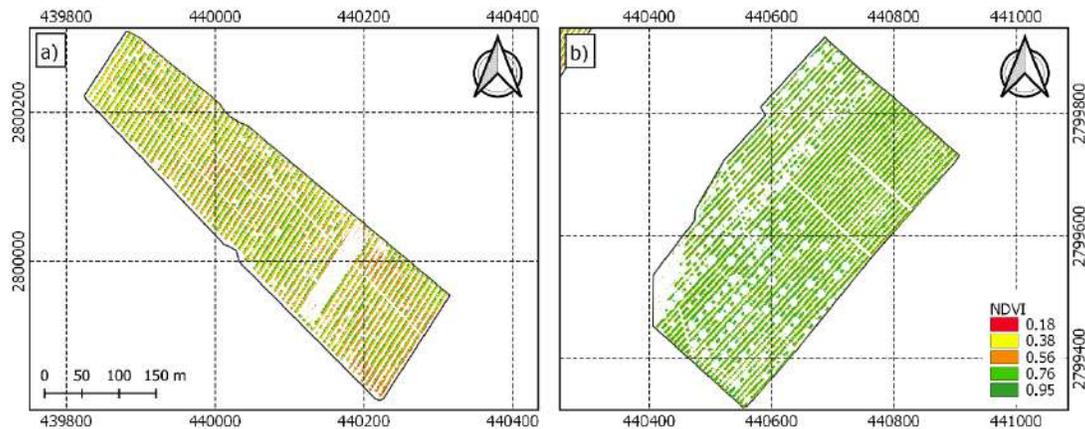


Figura 5. Valores de NDVI de las huertas en estudio. a) Huerta 1; b) Huerta 2.

Figure 5. NDVI values of the orchards under study. a) Orchard 1; b) Orchard 2.

4. Conclusiones

Mediante el uso de imágenes captadas por UAV, es posible conocer el estado general de huertas cítricas que incluye, la geoubicación de los árboles, altura individual de los árboles, diámetro de copa, número de árboles, árboles de otras especies, identificación de árboles a eliminar, delimitación de áreas de atención, así como identificar áreas con problemas de malezas y obtener un panorama sobre el manejo del agua en las huertas con base en la topografía y el sistema de riego.

El uso de imágenes captadas por UAV constituye una herramienta eficaz para el monitoreo de huertas cítricas. Con su uso, el productor puede identificar en forma oportuna y focalizada problemas que reducen la productividad del cultivo e implementar medidas para su corrección. Asimismo, pudiera ser utilizada por empresas aseguradoras que necesitan conocer el estado de salud y características morfoestructurales de las huertas con el fin de determinar si es viable la renovación del seguro, además de la estimación del costo de la póliza.

Conflicto de interés

Los autores declaran que no hay conflictos de interés.

5. Referencias

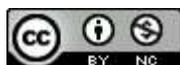
Abdulridha, J., Ehsani, R., Abd-Elrahman, A., Ampatzidis, Y. 2018. A remote sensing technique for detecting laurel wilt disease in avocado in presence of other biotic and abiotic stresses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156: 549-557. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.018>

- Ampatzidis, Y., Partel, V. 2019. UAV-Based High Throughput Phenotyping in Citrus Utilizing Multispectral Imaging and Artificial Intelligence. *Remote Sensing*, 11 (410): 2-19. <https://doi.org/10.3390/rs11040410>
- Ampatzidis, Y., Partel, V., Costa, L. 2020. Agroview: Cloud-based application to process, analyze and visualize UAVcollected data for precision agriculture applications utilizing artificial intelligence. *Computers and Electronics in Agriculture*, 174 105457: 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105457>
- Costa, L., Nunes, L., Ampatzidis, Y. 2020. A new visible band index (vNDVI) for estimating NDVI values on RGB images utilizing genetic algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 172: 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105334>
- Csillik, O., Cherbini, J., Johnson, R., Lyons, A., Kelly, M. 2018. Identification of Citrus Trees from Unmanned Aerial Vehicle Imagery Using Convolutional Neural Networks. *Drones*, 2 (4): 1-16. <https://doi:10.3390/drones2040039>
- Delavarpour, N., Koparan, C., Nowatzki, J., Bajwa, S., Sun, X. 2021. A Technical Study on UAV Characteristics for Precision Agriculture Applications and Associated Practical Challenges. *Remote Sensing*, 13: 1-25. <https://doi.org/10.3390/rs13061204>
- Delgado, G., Estrada, J., Rivera, M., Catalán, E., Esquivel, G. 2014. Evaluación y diseño del riego por melgas mediante un modelo de simulación. *AGROFAZ*, 14(2): 45-51. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5733354>
- Demin, P.E. 2014. Aportes para el mejoramiento del manejo de los sistemas de riego. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. San Fernando del Valle de Catamarca, Catamarca. pp 28. <https://bit.ly/3SkIkO9>
- González, A., Amarillo, G., Amarillo, M., Sarmiento, F. 2016. Drones aplicados a la agricultura de precisión. *Revista Especializada en Ingeniería*, 10: 23-37. <https://doi.org/10.22490/25394088.1585>
- Ha, T., Duddu, H., Vandenberg, A., Shirliffe, S. 2022. A semi-automatic workflow for plot boundary extraction of irregularly sized and spaced field plots from UAV imagery. *The Plant Phenome 2022*; 5:e20039: 1-8. <https://doi.org/10.1002/ppj2.20039>
- Hashimoto, N., Saito, Y., Maki, M., Homma, K. 2019. Simulation of Reflectance and Vegetation Indices for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Monitoring of Paddy Fields. *remote sensing*, 11 (2119): 2-13. <https://doi.org/10.3390/rs11182119>
- Houborg, R., y Boegh, E. 2008. Mapping leaf chlorophyll and leaf area index using inverse and forward canopy reflectance modeling and SPOT reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 112: 186–202. <https://doi:10.1016/j.rse.2007.04.012>
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodríguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83 (1): 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Kameyama, S., Sugiura, K. 2020. Estimating Tree Height and Volume Using Unmanned Aerial Vehicle Photography and SfM Technology, with Verification of Result Accuracy. 4 (19): 1-21. <https://doi.org/10.3390/drones4020019>

- Lemenkova, P. 2020. Object Based Image Segmentation Algorithm of SAGA GIS for Detecting Urban Spaces in Yaoundé, Cameroon. *Central European Journal of Geography and Sustainable Development*, 2 (2), 38-51. <https://doi.org/47246/CEJGSD.2020.2.2.4>
- Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Hartling, S., Esposito, F., Fritschi, F.B. 2020. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 237-111599: 1-20. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111599>
- Nasiri, V., Darvishsefat, A.A., Arefi, H., Pierrot, M., Namiranian, M., Le Bris, A. 2021. Unmanned aerial vehicles (UAV)-based canopy height modeling under leaf-on and leaf-off conditions for determining tree height and crown diameter (case study: Hyrcanian mixed forest). *Can. J. For. Res*, 51: 926-971. <https://dx.doi.org/10.1139/cjfr-2020-0125>
- Pino, E. 2019. Los drones una herramienta para una agricultura eficiente: un futuro de alta tecnología. *IDESIA (Chile)*, 37 (1): 75-84. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-34292019005000402>
- Ramos, C., Delgado, G., Catalán, E., Rivera, M., Almeyda, I. 2018. Eficiencia agronomica del riego localizado: caso de estudio en region citrícola de Nuevo León. *AGROFAZ, Esp.* 103-112.
- Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Eblimit, K., Peterson, K.T., Hartling, S., Esposito, F., Khanal, K., Newcomb, M., Pauli, D., Ward, R., Fritschi, F., Shakoob, N., Mockler, T. 2019. UAV-Based High Resolution Thermal Imaging for Vegetation Monitoring, and Plant Phenotyping Using ICI 8640 P, FLIR Vue Pro R 640, and thermoMap Cameras. *Remote Sensing*, 11(3): 330. <https://doi.org/10.3390/rs11030330>
- Torres, J., López, F., Serrano, N., Arquero, O., Peña, J. 2015. High-Throughput 3-D Monitoring of Agricultural-Tree Plantations with Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Technology. *PLOS ONE*, 10 (6): 1-20. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0130479>
- Volpato, L., Dobbels, A., Borem, A., Lorenz, A.J. 2021. Optimization of temporal UAS-based imagery analysis to estimate plant maturity date for soybean breeding. *The Plant Phenome J.*, 2021; 4:e20018: 1-15. <https://doi.org/10.1002/ppj2.20018>
- Zeng, L., Peng, G., Meng, R., Man, J., Li, W., Xu, B., Lv, Z., Sun, R. 2021. Wheat Yield Prediction Based on Unmanned Aerial Vehicles-Collected Red-Green-Blue Imagery. *Remote Sensing*, 13(2937): 1-19. <https://doi.org/10.3390/rs13152937>

2022 TECNOCENCIA CHIHUAHUA.

Esta obra está bajo la Licencia Creative Commons Atribución No Comercial 4.0 Internacional.



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>