Estimación de crecimiento vegetativo en viñedo: análisis de nubes de puntos 3D procedentes de imágenes-UAV

Jorge Torres-Sánchez[1,*], Pilar Ramírez-Pérez[2], Juan Manuel León-Gutiérrez[2], Francisco Manuel Jiménez-Brenes[1] y Francisca López-Granados[1]

[1] Grupo Imaping, Instituto de Agricultura Sostenible-CSIC, Avda. Menéndez Pidal s/n, 14004 Córdoba, España

[2] Instituto Andaluz de Investigación y Formación Agraria y Pesquera (IFAPA), Ctra. Cabra-Doña Mencía Km 2,5, 14940 Cabra, Córdoba, España

Resumen

Uno de los elementos cruciales de la viticultura de precisión es conocer la variabilidad espacial del crecimiento vegetativo del viñedo para caracterizar su vigor y estimar su potencial productivo. Dos de los parámetros relacionados con este crecimiento son, la superficie foliar externa (SA) y el peso de la madera de poda, cuya estimación en campo requiere laboriosos trabajos que implican consumo de recursos humanos y tiempo. La utilización de técnicas de teledetección basadas en aplicación de técnicas fotogramétricas en imágenes adquiridas mediante vehículo aéreo no tripulado (UAV) ha demostrado su eficiencia en la cartografía de la arquitectura de cultivos leñosos como viñedo, almendro u olivo. Por ello, el objetivo del presente trabajo fue desarrollar una metodología capaz de determinar de forma precisa, por un lado, la SA y, por otro, estudiar la relación entre madera de poda y el volumen en viñedos de la variedad 'Pedro Ximénez' manejados mediante cultivo en sistema ecológico y conducido en espaldera. El procedimiento desarrollado está basado en la generación y procesamiento de nubes de puntos fotogramétricas en cada cepa que son posteriormente analizadas utilizando un algoritmo completamente automatizado de análisis de imagen basado en objetos (OBIA, *object-based-image-analysis*). Los resultados obtenidos por métodos directos no destructivos tomados en campo fueron comparados con los generados mediante imágenes-UAV. Se obtuvieron correlaciones significativas entre los datos observados y los estimados indicando la utilidad de la metodología descrita para avanzar en la caracterización foliar de cada cepa y la digitalización del viñedo a escala parcela reduciendo las mediciones de campo.

Palabras clave: Superficie foliar externa, madera de poda, volumen, transformación digital, teledetección, sensor RGB, viticultura de precisión.

Estimation of vineyard vegetative growth: analysis of 3D point cloud from unmanned aerial vehicle imagery

Abstract

One of the crucial elements for precision viticulture and site-specific management is to assess the spatial variability of vegetative growth for an accurate characterization of vigor and further estimation of yield forecast. Two of the main parameters related to vegetative growth are External Leaf Area (SA) and

* Autor para correspondencia: jtorres@ias.csic.es

Cita del artículo: Torres-Sánchez J, Ramírez-Pérez P, León-Gutiérrez JM, Jiménez-Brenes FM, López-Granados F (2022). Estimación de crecimiento vegetativo en viñedo: análisis de nubes de puntos 3D procedentes de imágenes-UAV. ITEA-Información Técnica Económica Agraria 118(2): 165-180. https://doi.org/10.12706/itea.2021.025

weight of pruning wood, and both have been traditionally estimated by using methods rely on manual sampling. These methods are time-consuming making it difficult to handle the intrinsic spatial variability of vineyards. The application of remote sensing based on photogrammetric techniques and OBIA (object-based-image-analysis) to images acquired with an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) has shown to be an efficient way to derive accurate three-dimensional (3D) canopy information in woody crops such as vineyard, olive or almond. In this context, a set of dense 3D point clouds of every vine was generated using photogrammetric techniques on images acquired by an RGB sensor onboard an UAV in two vineyards with 'Pedro Ximénez' variety drip-irrigated, trellis-trained and managed under organic system. Point clouds were then analyzed by using an OBIA automatic algorithm to accurately assess SA and to study the relationship between weight of pruning wood and vine volume. Results from a non-destructive field sampling and estimated by UAV-imagery were compared. Significant correlations between observed and estimated data were recorded indicating the utility of the procedure developed for an accurate characterization of every vine vegetative growth. This opens the door to progress in digitizing applications in vineyards.

Keywords: External leaf surface, pruning wood, volume, digitizing applications, remote sensing, RGB sensor, precision viticulture.

Introducción

El cultivo del viñedo se ha modernizado en las últimas décadas incorporando riego, cubiertas vegetales entre calles para reducir erosión, vendimia mecanizada y sistemas de empalizamiento, entre otros. Sin embargo, con frecuencia este cultivo se sigue manejando (*e.g.*, diseño y momento de poda, estimación de superficie foliar, tratamientos fitosanitarios foliares, poda en verde) como si el desarrollo vegetativo de cada cepa fuese homogéneo. Este manejo uniforme del cultivo no tiene en cuenta las diferencias en la estructura aérea entre los pies de cultivos leñosos que ya han quedado demostradas tanto en viñedos (de Castro *et al.*, 2018; López-Granados *et al.*, 2020) como en olivo, a través del análisis de diferentes tratamientos de poda (Jiménez-Brenes *et al.*, 2017), y en ensayos de fenotipado de almendro (Torres-Sánchez *et al.*, 2018; López-Granados *et al.*, 2019). El conocimiento de la variabilidad espacial en el crecimiento foliar puede aportar información georreferenciada y geométrica que redundará en la mejora de la toma de decisiones en el contexto de la viticultura de precisión (Caruso *et al.*, 2017; Annosi *et al.*, 2019). Esta tecnología agrícola tiene entre sus objetivos la optimización del manejo del viñedo mediante la reducción de inputs y la mejora de la estimación de su potencial de producción, y ambos están relacionados con el conocimiento de la variabilidad espacial de su estructura foliar (Nex y Remondino, 2013; López-Granados *et al.*, 2020).

La productividad global de las cepas viene determinada por la capacidad total de su follaje para fijar carbono y por la competencia entre el rendimiento en producción de cosecha y el desarrollo vegetativo (Champagnol, 1984). Uno de los índices más comúnmente utilizados para determinar el desarrollo vegetativo de las cepas es la superficie foliar externa (SA). La SA es una medida de la superficie de la vegetación, considerándose como SA la superficie de la envolvente de la arquitectura foliar, y representa el área foliar que recibe la radiación solar de forma directa. Por ello, la SA producida por un viñedo es un elemento determinante para la evaluación de su productividad potencial ya que su distribución y densidad determinan la interceptación y distribución de la radiación solar sobre la planta, viéndose afectadas tanto la

fotosíntesis como la evapotranspiración (Smart *et al*., 1990). La SA se expresa como m^2 de superficie foliar externa respecto a m^2 de superficie de suelo y su desarrollo se ve afectado por condiciones medioambientales, variedad de uva y sistema de conducción, y tipo y severidad de la poda (Martínez de Toda, 2008). Uno de los métodos no destructivos de cálculo de SA por planta en sistema de espaldera se realiza mediante mediciones que se generan llevando a cabo laboriosos muestreos de campo, asemejando la forma de las cepas a sólidos geométricos, *e.g*., un paralelepípedo y utilizando un modelo en el que se incorporan marco de plantación, altura y anchura de la cepa, y distancia entre cepas (Bonnisseau y Dufourcq, 2004; de la Fuente Lloreda, 2008). Martínez de Toda (2008) estudió la relación entre SA con estimación de cosecha y estableció que es necesario un promedio de SA superior a 1,5 m^2 kg^{-1} de uva por cepa en viñedos en espaldera, aunque varía dependiendo de la zona de cultivo del viñedo y de la variedad.

Por otra parte y también en relación con el crecimiento vegetativo, el estimador más fiable del vigor de la planta es el peso de madera de poda (Huglin y Schneider, 1999) cuya determinación se realiza al final del ciclo en pleno reposo vegetativo y, según Yuste (1995), es el que mejor ayuda a analizar la respuesta de la planta respecto a rendimiento producido, crecimiento, desarrollo y como consecuencia, potencial productivo del cultivo para unas condiciones concretas. En cuanto al peso de madera de poda, se han establecido como valores óptimos de madera de poda entre 0,36 kg $cepa^{-1}$ y 0,72 kg $cepa^{-1}$ para una producción satisfactoria (Smart *et al*., 1990). Asimismo, existen otros indicadores que pueden evaluar el equilibrio de la planta entre producción y desarrollo vegetativo como el propuesto por Ravaz en 1903 (Carmo Vasconcelos y Castangnoli, 2000) aunque una de sus limitaciones es que no genera información sobre la distribución de la vegetación en la cepa. Este índice se obtiene del cociente entre peso de cosecha por cepa y peso de madera de poda. Tanto este índice como el de SA mencionado, cuyo cálculo en viñedos conducidos en espaldera se realiza asumiendo que la hilera de cepas es un paralelepípedo, han sido de utilidad ya que ofrecen información foliar promediada por cepa, sin embargo no aclaran la variabilidad espacial del viñedo estudiado. Esta componente espacial de la variabilidad es un factor clave para determinar la eficacia fisiológica o una posterior predicción de cosecha debido a que varía el grado de exposición de la superficie foliar a la radiación solar (Yuste, 1995).

Para reducir el tiempo y los recursos necesarios para los muestreos de campo que requiere la monitorización foliar del viñedo, ha surgido como una de las alternativas más utilizadas la aplicación de técnicas de teledetección, concretamente el análisis de las imágenes adquiridas mediante vehículo aéreo no tripulado (UAV, por las siglas en inglés de *Unmanned Aerial Vehicle*) (Zhang y Kovacs, 2012; Ballesteros *et al.*, 2015; Santesteban *et al.*, 2017). Esta tecnología ha demostrado su capacidad para aportar información geo-espacial de detalle que permite monitorizar el comportamiento vegetativo de cada cepa (Comba *et al.*, 2018; Pádua *et al.*, 2018). Además, Andújar *et al.* (2019) en un estudio económico comparando imágenes-UAV y otros métodos de adquisición de información en campo mediante sensores tipo LiDAR (*Light Detection and Ranging*) o "cámaras de profundidad" instalados a bordo de tractores, concluyeron que la adquisición y el procesamiento de las imágenes-UAV es un método preciso y más eficiente que los demás analizados para la caracterización geométrica del viñedo a escala parcela. Si a este estudio se añade la disminución progresiva de costes de los UAV en los que se instalan sensores de precio reducido, se puede conside-

rar esta tecnología como de bajo coste, lo que la hace adecuada para obtener información georreferenciada rápida, precisa y rentable (Mathews, 2014).

Uno de los problemas intrínsecos cuando se procesan imágenes de muy elevada resolución espacial, como las generadas con UAV, es que el gran nivel de detalle de las imágenes provoca que dentro de clases homogéneas haya un gran rango de valores espectrales. Ello se conoce como elevada variabilidad intra-clases y, en consecuencia, hay mayores dificultades para alcanzar una separación estadística satisfactoria en el proceso de clasificación. Por tanto, para resolver el problema de la variabilidad intra-clases, se recurre a la segmentación de las imágenes, un proceso en el que se agrupan píxeles que son espacial y espectralmente homogéneos y que se denominan *objetos*. Al incorporar información espacial y de contexto, los objetos permiten una clasificación más coherente y precisa que los píxeles. Todo ello es la base en la que se sustentan las técnicas OBIA cuyos pasos principales son: i) segmentación automatizada de una imagen en objetos, ii) combinación de su información espectral, contextual, textural, morfológica y jerarquizada en diferentes capas, iii) clasificación de las imágenes utilizando estos objetos como unidad mínima de información (Blaschke, 2010; Blaschke *et al.*, 2014). Ello ha posibilitado un adecuado manejo del elevado volumen de información presente en las imágenes-UAV y una mayor precisión en las clasificaciones que la obtenida utilizando el análisis basado en píxeles como se ha demostrado en diversos objetivos agronómicos tanto en cultivos herbáceos como leñosos (López-Granados *et al.*, 2016; Mathews, 2014; Torres-Sánchez *et al.*, 2014, 2015 y 2018; Franklin y Ahmed, 2017).

Dentro de un proyecto global de viticultura de precisión y estimación de cosecha, hemos caracterizado en viñedos la arquitectura 3D (altura, área proyectada y volumen) así como su variabilidad espacial mediante imágenes-UAV y aplicando técnicas fotogramétricas y OBIA para objetivos agronómicos relacionados con cartografía geométrica de cultivos leñosos (Jiménez-Brenes *et al.*, 2017; de Castro *et al.*, 2018 y 2020; López-Granados *et al.*, 2020; Mesas-Carrascosa *et al.*, 2020). Como continuación de dicho proyecto, y debido a que según nuestra información no existe bibliografía sobre el uso de imágenes-UAV y nubes de puntos analizadas mediante OBIA para la cartografía de SA y de la madera de poda, así como su comportamiento espacial en viñedos a escala parcela, en esta investigación nos planteamos desarrollar una metodología automatizada que proporcione: i) estimación de la SA, ii) estimación de la madera de poda, iii) relación de la madera de poda con el volumen de las cepas. Nuestro objetivo es mostrar un protocolo tecnológico de bajo coste que incluya configuración de vuelos-UAV y un flujo de trabajo automatizado de análisis de imágenes sin intervención del usuario que permita avanzar en la transformación digital del viñedo y su optimización teniendo en cuenta su variabilidad espacial. En posteriores trabajos se relacionará SA y madera de poda con estimación de cosecha.

Material y métodos

Zona de estudio

El estudio fue realizado en dos viñedos en secano (*Vitis vinifera* L.) denominados A y B plantados en 2015 y 1983, respectivamente, situados en la finca experimental del IFAPA-Cabra (localizada en provincia de Córdoba, Andalucía, España) con una extensión de 0,5 ha cada una (Figura 1). La variedad era 'Pedro Ximénez' estando el material vegetal injertado sobre los portainjertos 140 Ru y 41-B en las parcelas A y B, respectivamente. El marco de plantación fue de 2,5 m entre ca-

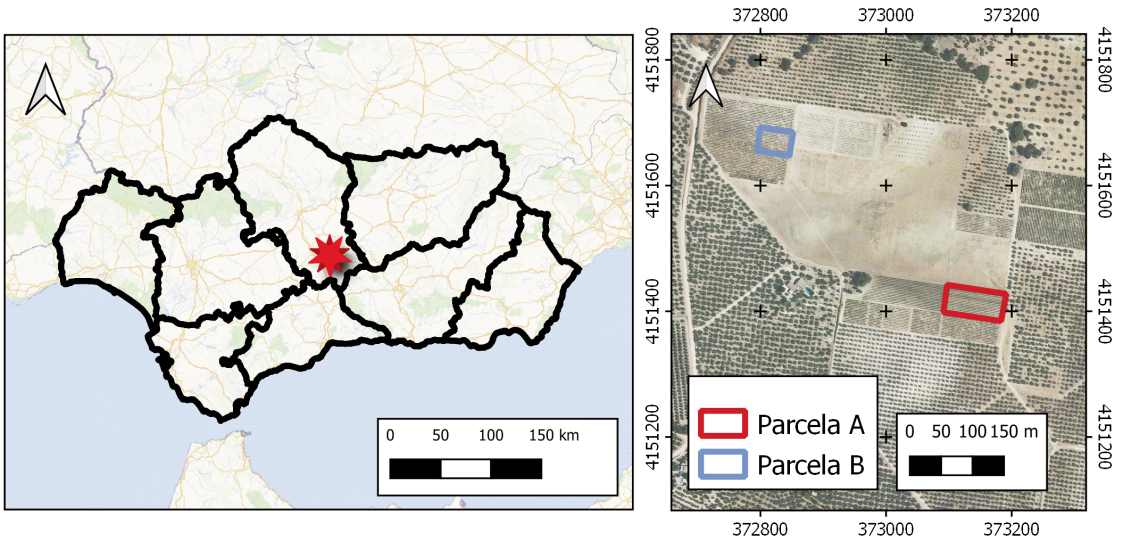


Figura 1. Zona de estudio (Andalucía, sur España) y localización de viñedos A y B.
Figure 1. Study area (Andalusia, South Spain) and location of vineyards A and B.

lles y 1,2 m entre plantas, conducidas en espaldera, con orientación este-oeste y un sistema de poda en cordón doble con una carga de 16 yemas por cepa. El suelo es de tierra albariza, tiene una textura franca, y es pobre en materia orgánica. El manejo del cultivo se ha realizado siguiendo el Reglamento (CE) Nº 834/2007 (DOCE, 1990) sobre producción y etiquetado de productos ecológicos. En el momento de los vuelos, los ápices de las viñas habían detenido su crecimiento. Las hojas más bajas de las viñas estaban a una altura aproximada de 0,5 m.

Vuelos-UAV y adquisición de imágenes

Las imágenes-UAV se tomaron en julio de 2019 siguiendo un plan de vuelo con pasadas paralelas a las hileras de viña. El UAV se programó para volar a 30 m de altura con 60 % y 89 % de solapes transversal y longitudinal entre imágenes, resultando en un tamaño de píxel de 0,6 cm. Esta programación de vuelo derivó en una adquisición de 325 y 203 imágenes en los campos A y B, respectivamente. Los vuelos se llevaron a cabo en torno al mediodía solar para minimizar la presencia de sombras en las imágenes. Se empleó un UAV multirrotor MD4-1000, con capacidad para transportar un sensor de hasta 1,25 kg y una autonomía de vuelo de hasta 45 min, con despegue y aterrizaje vertical, dotado de GPS que permite seguir automáticamente una ruta previamente programada por el piloto. El sistema de manejo del UAV incluye una emisora de radiocontrol, una estación base para recepción de datos de telemetría, así como un paquete de software para diseño de rutas, configuración del vehículo e interpretación de la telemetría. A bordo del UAV se instaló una cámara convencional (RGB) Sony ILCE-6000, con un sensor de 24 Mp (Figura 2). Estas configuraciones fueron similares a las realizadas en López-Granados *et al.* (2020).

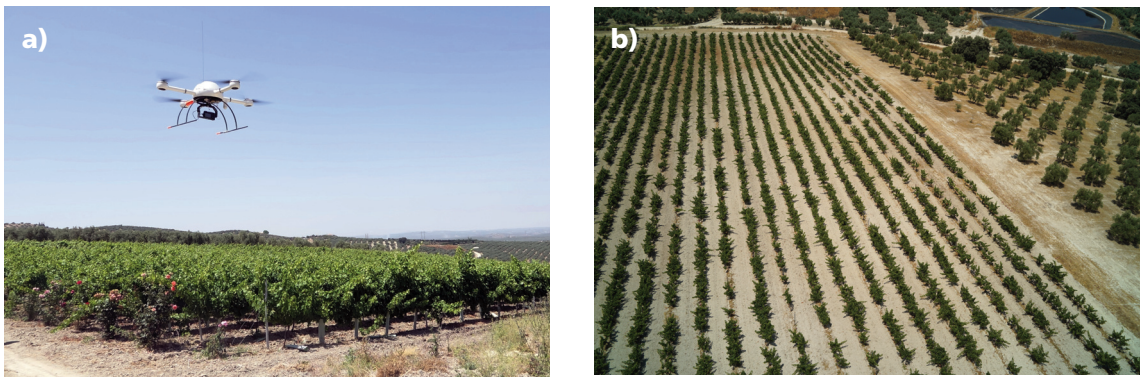


Figura 2. a) Vehículo aéreo no tripulado volando una de las parcelas de viñedo; b) imagen aérea de la parcela B en la que se aprecia la elevada variabilidad espacial de cada cepa y las marras.
Figure 2. a) Unmanned aerial vehicle flying over one of the vineyards; b) aerial image of parcel B showing the high spatial variability and gaps of vines.

Creación de Nubes de Puntos

Las nubes de puntos 3D son necesarias para la caracterización del crecimiento vegetativo de las cepas teniendo en cuenta el volumen y el desarrollo en altura de la viña. El software utilizado fue Agisoft PhotoScan Profesional Edition (Agisoft LLC, St. Petersburg, Russia) versión 1.5.3 build 8469. La configuración del procesado fotogramétrico fue similar a la utilizada en de Castro *et al.* (2018). El proceso de creación de nubes de puntos fue automático y únicamente requirió la intervención del usuario para la localización de 6 puntos de control situados en cada viñedo el día del vuelo; 4 de estos puntos estaban localizados en los bordes de cada parcela y 2 en el centro. Todos ellos fueron georreferenciados mediante un GPS en tiempo real (RTK) unido a la estación de referencia de la red GNSS del Instituto Geográfico Español. La precisión estimada del sistema GNSS-RTK es de 0,02 m en planimetría y 0,03 m en altimetría. Las nubes de puntos fueron almacenadas en formato "las" que es un formato público para el intercambio de nubes de puntos.

Algoritmo OBIA

Las nubes de puntos generadas en cada viñedo fueron analizadas mediante el diseño de un algoritmo OBIA creado mediante *Cognition Network Language* dentro del entorno del programa eCognition Developer 9.1 (Trimble GeoSpatial, Múnich, Alemania). En el trabajo que se presenta, se partió de procedimientos previos para diferentes objetivos agronómicos abordados en viñedos en espaldera (López-Granados *et al.*, 2020). A continuación, se describe el proceso OBIA desarrollado que no necesita intervención del usuario y como entrada tiene únicamente la nube de puntos generada anteriormente. Este procedimiento permitió la caracterización de la SA y del volumen para estudiar su relación con el peso de la madera de poda:

– Generación del Modelo Digital del Terreno (MDT): la nube de puntos fue dividida usando una cuadrícula de 2 m de lado y generándose una nueva imagen de 2 m de resolución. A cada una de las divisiones de la cuadrícula se le asignó la altura media del 15 % de los puntos con menor altura por considerarse que son los puntos pertenecientes al suelo.

– Clasificación del Viñedo: una vez creado el MDT en el paso anterior, la nube de puntos se dividió en una nueva cuadrícula de 0,1 m de lado y todos los cuadrados que tenían una altura respecto al MDT superior a 0,7 m se clasificaron como viña. Dicho umbral de altura se eligió debido a que ninguna cepa tenía una altura menor y a que no había ningún otro objeto mayor de 0,7 m. A continuación, se creó una nueva nube de puntos que contenía los puntos de las áreas clasificadas como viña y que no incluía ningún punto perteneciente al suelo.

– División de la Nube de Puntos: la anterior nube de puntos se dividió en secciones verticales de 0,1 m altura y, teniendo en cuenta que la nube de puntos fue previamente dividida en cuadrados de 0,1 m, ello derivó en que la nube de puntos correspondiente a viña fue dividida en píxeles 3D (voxels) con 0,1 m de lado. Por tanto, se creó una nueva imagen con una resolución de 0,1 m, capaz de almacenar en cada píxel el número de voxels que contenían puntos pertenecientes a la viña que tenían las mismas coordenadas *x,y* que el píxel.

– Segmentación de la Hilera de Viña: las hileras del viñedo se dividieron en secciones o rebanadas con una longitud que es definida por el usuario y que en este caso fue 0,1 m (Figura 3a).

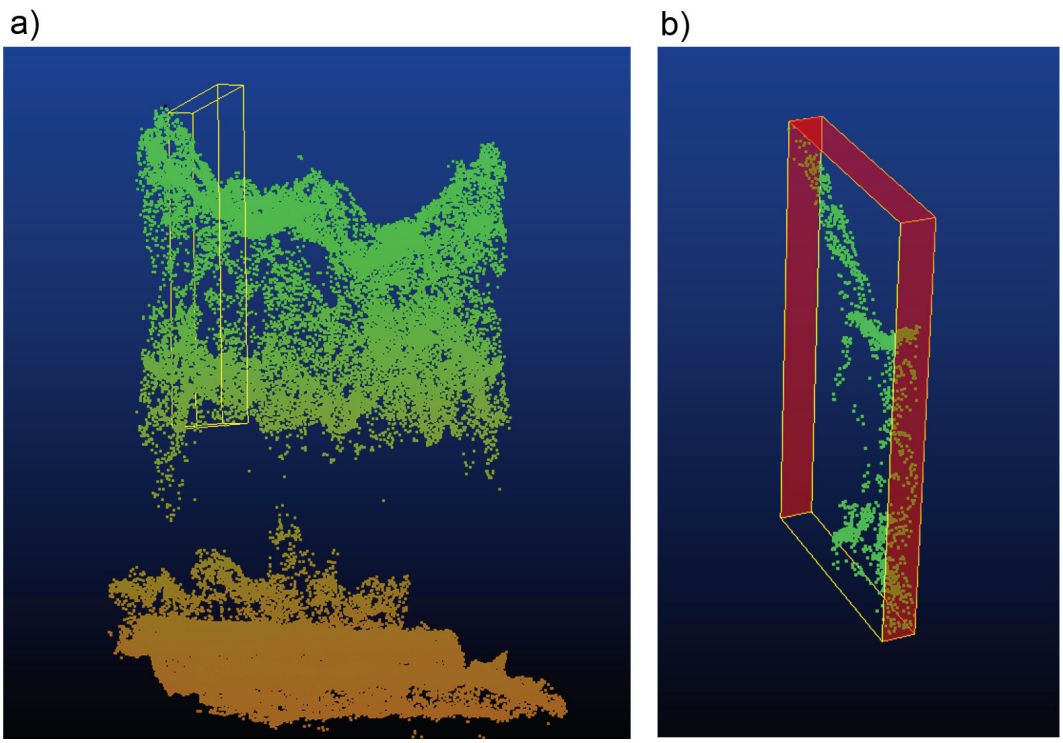


Figura 3. a) Vista parcial de la nube de puntos representando una cepa y mostrando una de las rebanadas en las que se dividen las viñas; b) vista de una de las rebanadas con el área proyectada y las áreas laterales marcadas en rojo.
Figure 3. a) Partial view of the point cloud representing a vine and showing one of the slices in which the vines are divided into; b) view of one of the slices with the projected area and the lateral areas highlighted in red.

– Caracterización 3D de los Segmentos de Viña: conociendo el volumen de cada voxel (0,1 m^3 × 0,1 m^3 × 0,1 m^3) y el número de voxels que comparten coordenadas *x,y* con cada píxel de los segmentos de viña, es posible determinar el volumen ocupado por cada sección vertical de viña. La altura máxima de cada segmento se calculó comparando la altura del punto más alto del segmento con la del MDT. El área proyectada del segmento se extrajo del paso del algoritmo llamado "Clasificación del viñedo". Para calcular el área externa del segmento, es decir la SA, se sumaron al área proyectada las áreas laterales del segmento. Dichas áreas se calcularon teniendo en cuenta el ancho de la rebanada y el alto del dosel de la viña (calculado como la altura de la rebanada menos 0,5 m, que es la altura del suelo a las hojas más bajas de las cepas). La figura 3b muestra, marcadas en rojo, las áreas laterales y el área proyectada empleadas en los cálculos.

$$SA_UAV = [(\text{Área proyectada} + 2 \times 0{,}1 \times (\text{Altura} - 0{,}5d)]/MP$$

Las rebanadas de viña fueron agrupadas para realizar el análisis por cepas y poder abordar la comparación con los datos de campo. Dichas agrupaciones se llevaron a cabo tomando 12 rebanadas consecutivas, lo que equivale a una longitud de hilera de 1,2 m, igual a la distancia entre cepas según el marco de plantación (MP). Para cada uno de estos grupos se calculó la suma del área externa y del volumen. Las agrupaciones se van realizando hilera por hilera desde uno de sus extremos. En el caso de que la hilera presente una marra, la agrupación se detiene y vuelve a comenzar por el siguiente tramo a continuación de la marra. Esto puede resultar en que alguna agrupación cuente con menos de 12 rebanadas.

Muestreos de campo para estimación de SA y del peso de la madera de poda

En marzo de 2019 y antes de la floración, se georreferenciaron 80 y 40 cepas en las parcelas A y B, respectivamente, mediante GPS-RTK (Figura 4). Para cada cepa se tomaron 3 puntos GPS, uno en el tronco y otro en cada uno de los extremos de la cepa. Para la estimación de SA expresada como m^2 de superficie foliar externa respecto a m^2 de superficie de suelo, en julio de 2019, cuando el

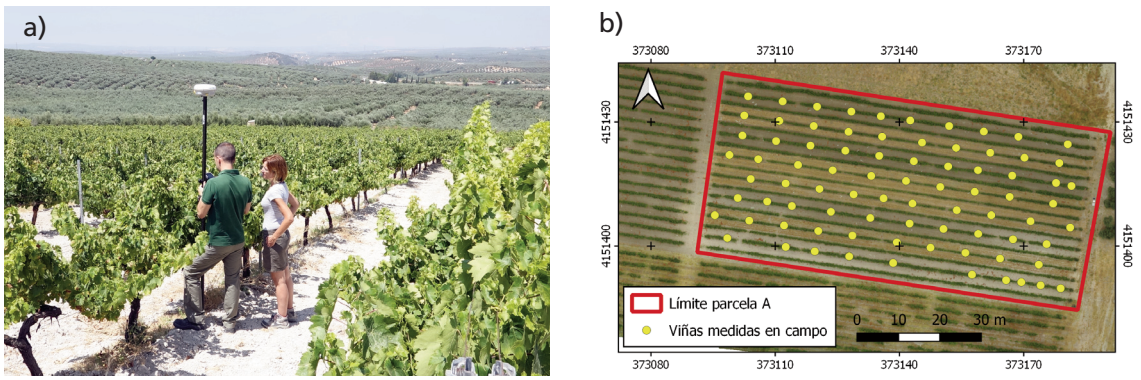


Figura 4. a) Miembros del equipo de investigación georreferenciando una de las cepas; b) imagen aérea de las cepas medidas en campo.
Figure 4. a) Members of research team georeferencing one of the vines; b) aerial image of vines measured in the field (parcel A).

crecimiento vegetativo era máximo y coincidiendo con los vuelos-UAV, en cada cepa georreferenciada se midió la altura (H) y el ancho (A) de cada cepa en tres puntos (uno por cada brazo y otro en el centro), incorporando la longitud de la cepa (D), y la distancia entre calles o marco de plantación (MP) y asociando la hilera a un paralelepípedo y aplicando la fórmula de Bonnisseau y Dufourcq (2004):

$$SA_campo = (2\ H \times D + a \times d)/MP$$

Posteriormente, en diciembre de 2019 y después de la caída completa de las hojas, se pesó la madera de poda en cada cepa georreferenciada. Las relaciones entre SA determinada en campo y la estimada según las imágenes-UAV, así como la de madera de poda en campo y volumen estimado en las imágenes-UAV se evaluaron calculando el coeficiente de correlación en cada viñedo y en el conjunto de ambas parcelas mediante software R 3.5.3 (R Core Team, 2019). La madera de poda fue estudiada utilizando el logaritmo natural del peso en kg de la madera de poda por cepa.

Resultados y discusión

La configuración de los vuelos y el procedimiento puesto a punto produjeron una elevada densidad de puntos en las nubes generadas en ambos viñedos, con 20.984 puntos m^{-2} y 12.763 puntos m^{-2} en las parcelas A y B, respectivamente. El menor número de puntos en la parcela B se debió a que es un viñedo con más marras que el A, lo que implica menos objetos que representar y, por consiguiente, menos puntos. Esta diferencia en las parcelas fue uno de los objetivos que se marcaron al realizar las prospecciones para llevar a cabo el estudio ya que se pretendía que los algoritmos diseñados fuesen robustos en viñedos con elevada variabilidad espacial dentro y entre las parcelas. Las densidades de puntos obtenidas son mucho más elevadas que los 2.200 puntos m^{-2}, 4.400 puntos m^{-2} y 5.600 puntos m^{-2} referidos por otros autores en olivar, almendro o escenarios forestales para caracterización 3D de árboles (Wallace *et al.*, 2016; Torres-Sánchez *et al.*, 2018; de Castro *et al.*, 2019). Esta gran densidad de puntos es un resultado relevante y fue muy útil para demostrar su posterior eficacia en las estimaciones de SA y de peso de madera de poda. En la figura 5 se muestra una vista en perspectiva de las nubes de puntos 3D de la parcela A indicando la representación en el espacio, es decir, la reconstrucción 3D de cada cepa y el alto nivel de detalle alcanzado, donde los troncos y la parte vegetativa son distinguibles.

En la tabla 1 se muestran los valores promedio de la SA y del peso de la madera de poda en ambos viñedos estimados mediante imágenes-UAV y los medidos en campo. Tanto en el campo A como en el B, los valores medios y la desviación típica de la SA estimados por la metodología UAV fueron más altos que los medidos en campo. Los mayores valores de SA pueden deberse al hecho de que las medidas del ancho y el alto de la viña en campo se hacen en puntos fijos, que no tienen por qué ser los de mayores dimensiones, mientras que en el análisis de la nube de puntos se captura mejor la altura y la proyección vertical de la cepa, incluyendo las zonas de mayores dimensiones. El motivo de que desviaciones típicas de los valores de SA estimados por el UAV sean más elevadas que los medidos probablemente esté relacionado con el mayor nivel de detalle de las mediciones en que se basan. En la medición de campo, el cálculo de la SA se realiza con tres valores de altura y anchura por cepa, mientras que para la metodología desarrollada se utilizan 12 mediciones por planta (una por rebanada analizada por el algoritmo). Esto permite captar mejor la variabilidad dentro de cada cepa y en los estadísticos a nivel de parcela, lo que lleva a mayores valores de la desviación típica.

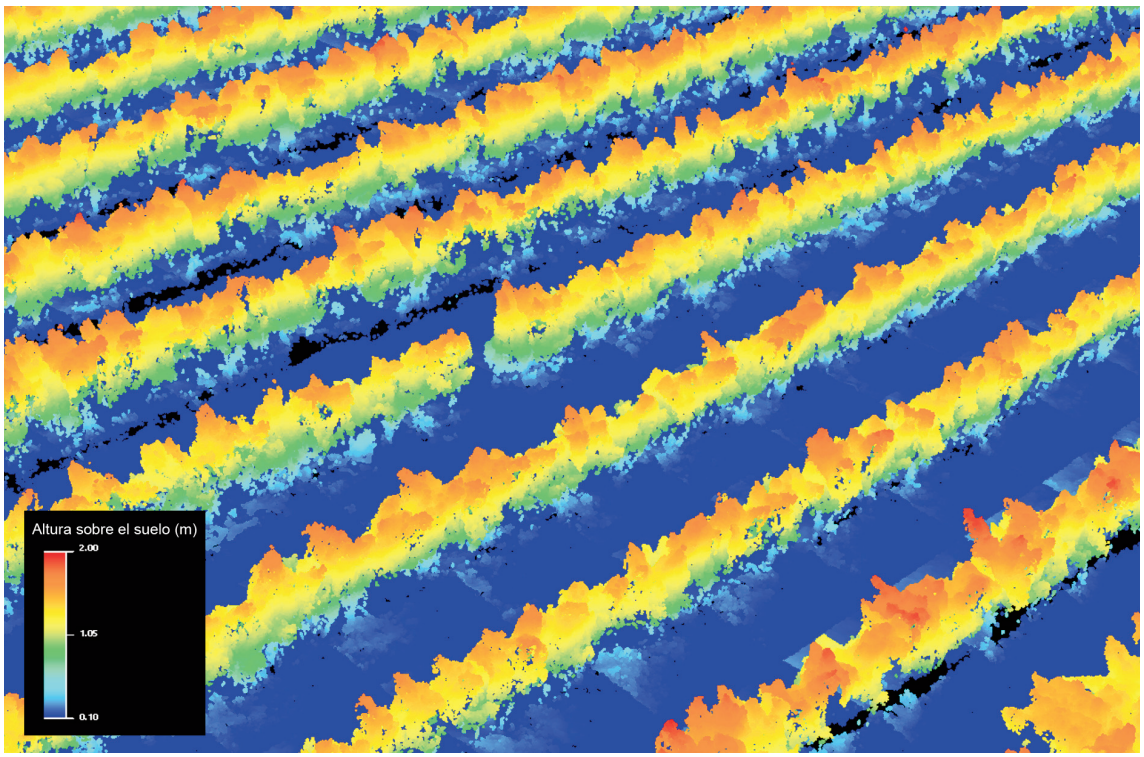


Figura 5. Vista en perspectiva de una zona de la nube de puntos 3D de la parcela A.
Figure 5. Perspective view of part of the 3D point clouds from parcel A.

Tabla 1. Estadística descriptiva de la Superficie Foliar Externa (SA, m^2 m^{-2}) y peso de madera de poda (kg $cepa^{-1}$) estimadas en cada viñedo mediante imágenes-UAV y medidas en campo.
Tabla1. Statistics of External Leaf Area (SA, m^2 m^{-2}) and weight of pruning wood (kg $vine^{-1}$) estimated by UAV-imagery and field measurements in parcels A and B.

		SA Campo			Madera de poda campo		
Datos de campo	Parcela	Rango	Media	SD	Rango	Media	SD
	A	0,57-1,17	0,89	0,13	0,16-1,23	0,59	0,23
	B	0,38-1,16	0,67	0,24	0,18-2,44	0,68	0,46
		SA UAV			Volumen UAV		
Datos UAV	Parcela	Rango	Media	SD	Rango	Media	SD
	A	0,76-1,46	1,12	0,16	0,41-1,09	0,74	0,14
	B	0,44-1,54	0,93	0,30	0,27-1,43	0,67	0,30

La figura 6 muestra la relación entre los valores de SA medidos en campo y los estimados mediante el análisis de las imágenes-UAV. Observando la distribución de los puntos con respecto a la línea 1:1, se puede apreciar que las estimaciones realizadas con la nueva metodología presentada arrojan mayores valores de SA que las mediciones en campo. Este hecho ya se apreció en el análisis de los valores promedio incluidos en la tabla 1. Es importante recalcar que esto no debe interpretarse como una tendencia de la metodología-UAV a la sobrestimación de la SA del viñedo. Los datos de campo tomados como referencia no son mediciones totalmente exactas de la superficie expuesta, sino que están basadas en una cantidad limitada de mediciones y en la asunción de que la cepa es un paralelepípedo perfecto, lo que no es real. Por tanto, aunque sirve como base para realizar una evaluación del flujo de trabajo propuesto, la relación observada en el gráfico no debe interpretarse como una sobreestimación constante por parte de la metodología-UAV.

En lo referente al análisis estadístico de la comparativa entre valores observados y estimados de SA mostrada en la figura 6, se obtuvieron coeficientes de correlación de Pearson de 0,78 ($p < 0,001$) y de 0,91 ($p < 0,001$) en los viñedos A y B, respectivamente. En ambos casos se observa una relación significativa, lineal y positiva entre las mediciones en campo y las estimaciones. El mayor rango de valores de SA observado en el campo B (Tabla 1), puede haber favorecido el ajuste de la correlación entre los valores medidos y generados,

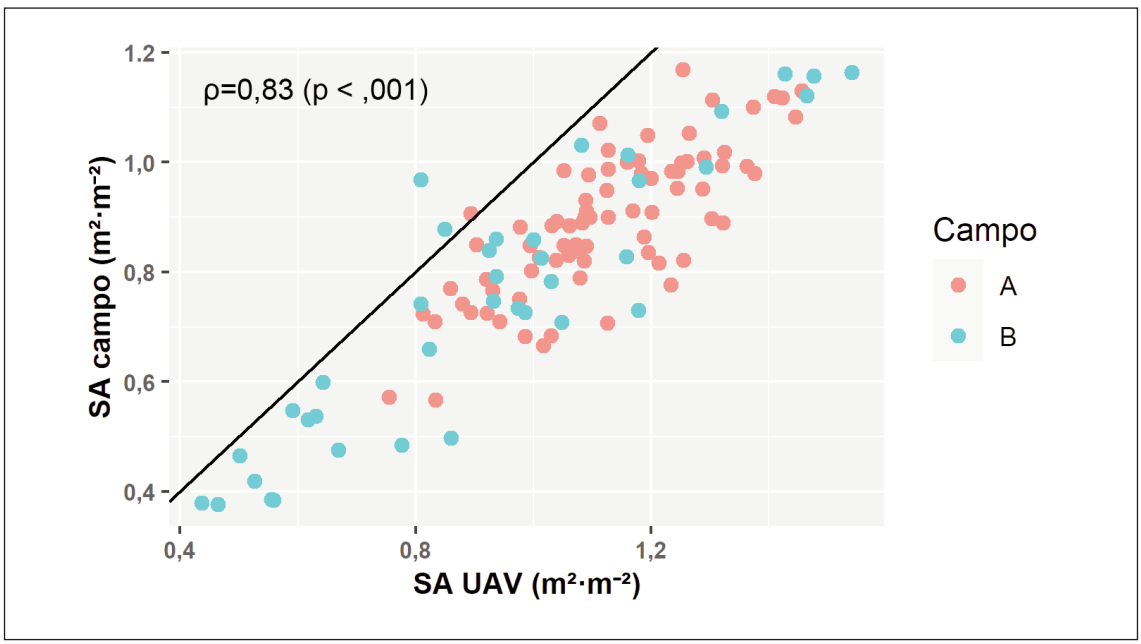


Figura 6. Relación entre la Superficie Foliar Externa (SA, $m^2\ m^{-2}$) medida en campo con la estimada mediante el análisis de las imágenes-UAV considerando el conjunto de ambas parcelas de viñedo. La línea negra representa la recta 1:1.

Figure 6. Relationship between External Leaf Area (SA, $m^2\ m^{-2}$) measured in the field and that estimated by the analysis of UAV images considering both vineyard parcels. The black line represents the 1:1 line.

llevando a que el coeficiente de correlación sea más elevado en este campo que en el A. Cuando se estudiaron los datos considerando los dos viñedos conjuntamente las variables no cumplieron el principio de normalidad, por lo que en este caso se calculó el coeficiente de correlación de Spearman, cuyo valor fue de 0,83 (p < 0,001) (Figura 6). Lo anterior demuestra una relación positiva y altamente significativa entre la SA observada y estimada mediante el protocolo tecnológico y metodológico que se ha diseñado. Ello permite la posibilidad de cuantificar la SA en cada cepa incorporando su distribución espacial a escala parcela (Figura 7), mejorando la información registrada y el manejo global de la misma.

En el análisis de la relación entre el logaritmo del peso de la madera de poda obtenida en campo y el volumen estimado con el análisis de las imágenes-UAV, se obtuvieron coeficientes de correlación de Pearson de 0,50 (p < 0,001) y de 0,85 (p < 0,001) en los viñedos A y B, respectivamente. Al igual que en el caso de la estimación de SA, el valor de la correlación es más elevado en la parcela B. La distribución de los puntos en las figuras 7 y 8 indica que la parcela B presenta una mayor variabilidad, tal y como se constata por la desviación típica de los datos en la tabla 1. Esto puede ser debido a su mayor antigüedad, ya que esta parcela se plantó en 1983 mientras que la parcela A en 2015 y hasta el momento

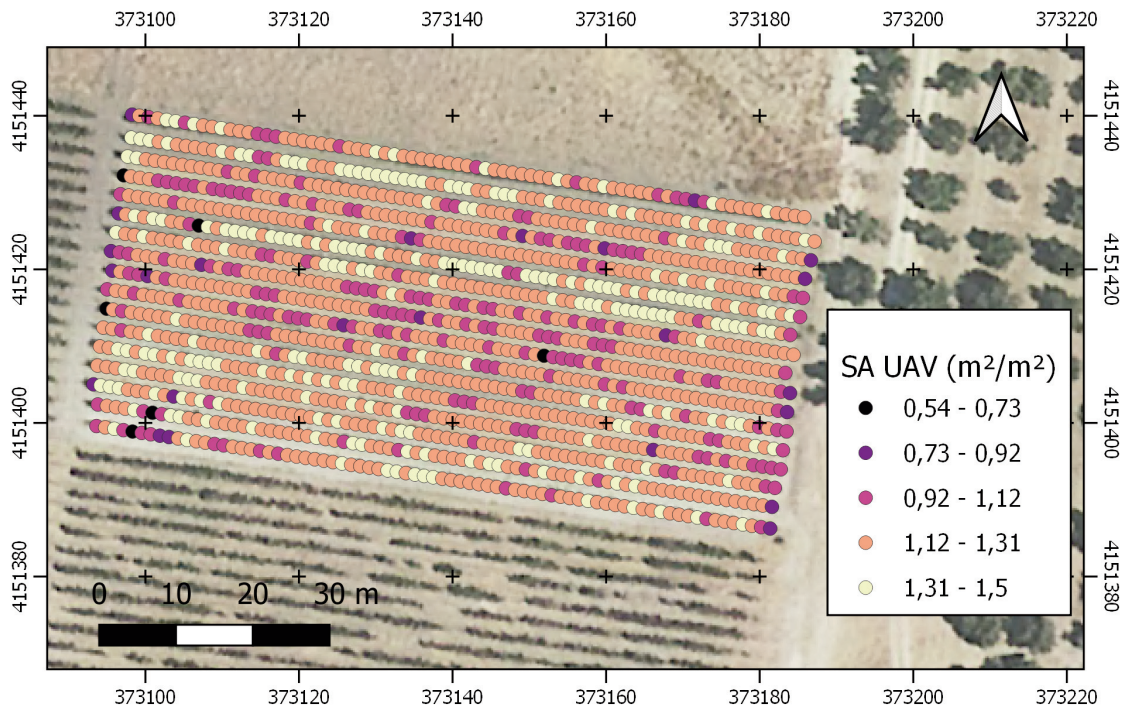


Figura 7. Cartografía de la Superficie Foliar Externa (SA, $m^2\ m^{-2}$) estimada mediante el análisis de las nubes de puntos UAV en la parcela A.
Figure 7. Map of External Leaf Area (SA, $m^2\ m^{-2}$) estimated through the analysis of UAV point clouds generated in parcel A.

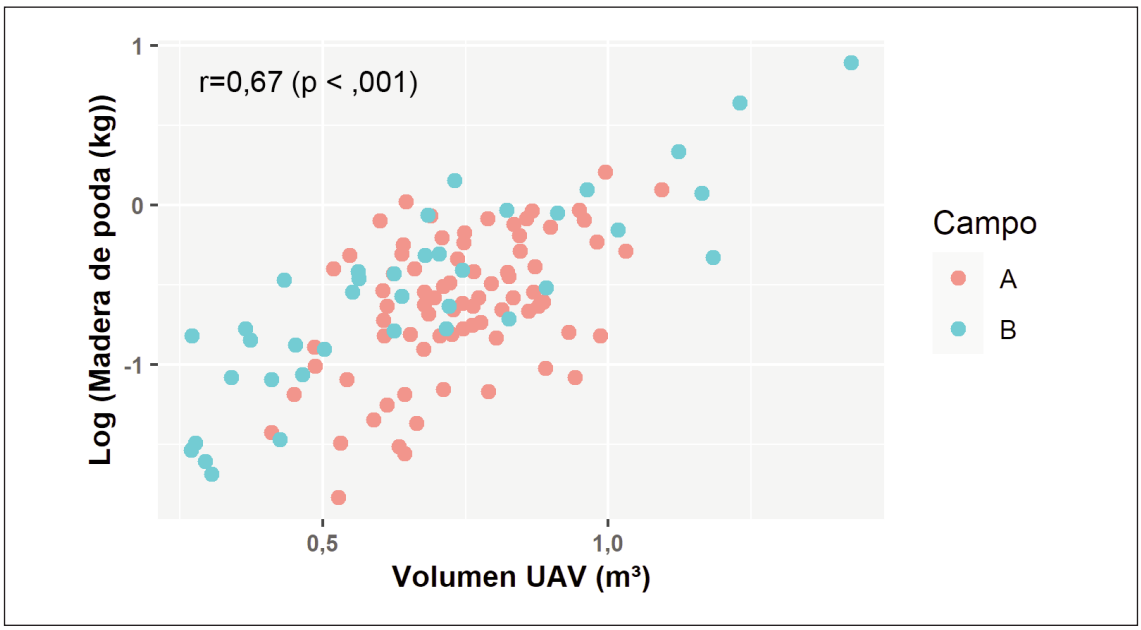


Figura 8. Relación entre logaritmo del peso de la madera de poda (kg cepa^{-1}) medida en campo con el volumen estimado mediante el análisis de las nubes de puntos UAV considerando el conjunto de ambas parcelas de viñedo.
Figure 8. Relationship between the logarithm of the weight of pruning wood (kg vine^{-1}) measured in the field with the volume estimated by the analysis of UAV point clouds considering both vineyard parcels.

ha mostrado un desarrollo vegetativo más homogéneo. Al considerar ambos viñedos de manera conjunta el coeficiente de correlación fue de 0,67 ($p < 0,001$) (Figura 8). Teniendo en cuenta que la madera de poda es una medida de vigor de las cepas y la significativa relación positiva obtenida con el volumen estimado por las imágenes-UAV, se puede concluir que la cartografía 3D del volumen de las cepas es una medida indirecta del vigor y que puede ser utilizada como fuente de información en la gestión del viñedo. En este trabajo no se ha evaluado la precisión del volumen estimado en viñedo utilizando nubes de puntos fotogramétricas debido a que estudios previos han demostrado la fiabilidad de los modelos 3D derivados de las imágenes-UAV para otro tipo de objetivos agronómicos (López-Granados *et al.*, 2020).

Según la configuración de la misión aérea empleada, así como el UAV y los sensores utilizados, el tiempo para realizar el vuelo en cada viñedo y el análisis correspondiente de cada imagen fue de 5-6 min y unas 4 h por parcela, respectivamente. Teniendo en cuenta que el UAV utilizado tiene autonomía para cubrir en un único vuelo hasta 10 ha en aproximadamente 30 min, los resultados obtenidos muestran que se podría cartografiar de forma eficiente y precisa la SA, así como la madera de poda, de cada cepa de un viñedo sin utilizar laboriosos muestreos de campo.

La cartografía de SA y la estimación del vigor en función del volumen son de gran utilidad para el diseño de estrategias basadas en viticultura de precisión ya que la información georreferenciada del dosel vegetal que se genera se puede presentar tabulada o en forma de

mapa. Por ejemplo, pueden ser la base sobre la que se monitoricen las potenciales incidencias que puedan ocurrir en cada cepa (enfermedades, carencias nutricionales o defecto/exceso de riego), se analicen las podas realizadas para estudiar la opción de diseñar otras diferentes y así modular la carga de yemas por cepa, o se programen tratamientos fitosanitarios foliares en función del follaje de cada cepa. De acuerdo con Campos *et al.* (2019), la combinación de información extraída de vuelos-UAV y un sistema de apoyo a la decisión permitió un ahorro del 45 % en la aplicación de pesticidas foliares en viñedo.

Conclusiones

El uso de una metodología que combina técnicas de fotogrametría y análisis OBIA sobre nubes de punto 3D generadas a partir de imágenes-RGB tomadas con un UAV se ha demostrado preciso y eficiente en la estimación a nivel de cepa de la superficie foliar externa y la madera de poda en viñedos cultivados en espaldera. Los resultados procedentes de esta metodología han demostrado elevados niveles de correlación con parámetros de crecimiento vegetativo medidos en campo. Este hecho, unido a la eficiencia del procedimiento desarrollado, hace que sea una alternativa óptima para la monitorización del desarrollo de los viñedos teniendo en cuenta su variabilidad espacial frente a las laboriosas mediciones en campo. Ello contribuye a abrir la puerta a la generalización de las técnicas de viticultura de precisión que necesitan una gran cantidad de datos con componente espacial para llevar a cabo un manejo localizado de la viña y avanzar en su transformación digital. Futuros trabajos abordarán el análisis de otros parámetros del crecimiento vegetativo, como el índice de área foliar, para evaluar su relación con la estimación de cosecha.

Agradecimientos

Esta investigación fue financiada por los proyectos PID2020-113229RB-C44 (Mº de Ciencia e Innovación y Fondos FEDER), INTRAMURAL-CSIC 202040E230 y TRANSVITI (Proyecto de Transferencia y Cooperación en Vitivinicultura Andaluza, ref.: PP.TRA.TRA2019.007, IFAPA, cofinanciado Fondos FEDER, Programa Operativo FEDER-Andalucía 2014-2020).

Referencias bibliográficas

Andújar D, Moreno H, Bengochea-Guevara JM, de Castro AI, Ribeiro A (2019). Aerial imagery or on-ground detection? An economic analysis for vineyard crops. Computers and Electronics in Agriculture 157: 351-358. https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.007.

Annosi MC, Brunetta F, Montic A, Nati F (2019). Is the trend your friend? An analysis of technology 4.0 investment decisions in agricultural SMEs. Computers in Industry 109: 59-71. https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.04.003.

Ballesteros R, Ortega JF, Hernández D, Moreno MÁ (2015). Characterization of *Vitis vinifera* L. canopy using Unmanned Aerial Vehicle-based remote sensing and photogrammetry techniques. American Journal of Enology and Viticulture 66: 120-129. https://doi.org/10.5344/ajev.2014.14070.

Blaschke T (2010). Object based image analysis for remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 65: 2-16. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004.

Blaschke T, Hay GJ, Kelly M, Lang S, Hofmann P, Addink E, Queiroz-Feitosa R, van der Meer F, van der Werff H, van Coillie, F, Tiede D (2014). Geographic object-based image analysis. Towards a new paradigm. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 87: 180-191. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014.

Bonnisseau M, Dufourcq T (2004). Adaptation de la conduite du vignoble: la gestion du rapport feuilles/fruits. MONDIAVITI-Bordeaux, 1 y 2 diciembre, pp. 139-149.

Campos J, Llop J, Gallart M, García-Ruiz F, Gras A, Salcedo R, Gil E (2019). Development of canopy vigour maps using UAV for site-specific management during vineyard spraying process. Precision Agriculture 20: 1136-1156. https://doi.org/10.1007/s11119-019-09643-z.

Carmo Vasconcelos M, Castagnoli S (2000). Leaf canopy structure and vine performance. American Journal of Enology and Viticulture 51: 390-396.

Caruso G, Tozzini L, Rallo G, Primicerio J, Moriondo M, Palai G, Gucci RJV (2017). Estimating biophysical and geometrical parameters of grapevine canopies ('Sangiovese') by an unmanned aerial vehicle (UAV) and VIS-NIR cameras. Vitis 56: 63-70. https://doi.org/10.5073/vitis.2017.56.63-70.

Comba L, Biglia A, Ricauda-Aimonino D, Gay P (2018). Unsupervised detection of vineyards by 3D point-cloud UAV photogrammetry for precision agriculture. Computers and Electronics in Agriculture 155: 84-95. https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.10.005.

de Castro AI, Jiménez-Brenes FM, Torres-Sánchez J, Peña JM, Borra-Serrano I, López-Granados F (2018). 3-D characterization of vineyards using a novel UAV imagery-based OBIA procedure for precision viticulture applications. Remote Sensing 10: 584. https://doi.org/10.3390/rs10040584.

de Castro AI, Rallo P, Suárez MP, Torres-Sánchez J, Casanova L, Jiménez-Brenes FM, Morales-Sillero A, Jiménez MR, López-Granados F (2019). High-throughput system for the early quantification of major architectural traits in olive breeding trials using UAV images and OBIA techniques. Frontiers in Plant Science 10: 1472 https://doi.org/10.3389/fpls.2019.01472.

de Castro AI, Peña JM, Torres-Sánchez J, Jiménez-Brenes FM, Valencia-Gredilla F, Recasens J, López-Granados F (2020). Mapping *Cynodon dactylon* infesting cover crops with an automatic decision tree-OBIA Procedure and UAV imagery for precision viticulture. Remote Sensing 12: 56. https://doi.org/10.3390/rs12010056.

De la Fuente LLoreda (2008). Caracterización geométrica, ecofisiológica y evaluación agronómica de sistemas continuos de vegetación libre (sprawl) *vs*. espaldera para atenuar la sobreexposición de hojas y racimos en cv. `Syrah (*Vitis vinifera* L.) en viñedos de zonas cálidas. Tesis doctoral, E.T.S.I. Agrónomos (UPM). 302 pp.

DOCE (1990). Reglamento (CEE) 2676/90 de la Comisión, de 17 de septiembre, por el que se determinan los métodos de análisis comunitarios aplicables en el sector del vino. Diario Oficial de la Comunidad Económica Europea, núm. 272, de 3 de octubre de 1990. 192 pp.

Champagnol F (1984). Eléments de Physiologie de la Vigne et de Viticulture Générale. Prades-le-Lez, Francia. 351 pp.

Franklin SE, Ahmed OS (2017). Deciduous tree species classification using object-based analysis and machine learning with unmanned aerial vehicle multispectral data. International Journal of Remote Sensing 39: 5236-5245. https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1363442.

Huglin P, Schneider S (1999). Biologie et écologie de la vigne. Ed. Technique & Documentation, Paris, France. 370 pp.

Jiménez-Brenes FM, López-Granados F, de Castro AI, Torres-Sánchez J, Serrano N, Peña JM (2017). Quantifying pruning impacts on olive tree architecture and annual canopy growth by using UAV-based 3D modelling. Plant Methods 13: 55. https://doi.org/10.1186/s13007-017-0205-3.

López-Granados F, Torres-Sánchez J, de Castro AI, Serrano-Pérez A, Mesas-Carrascosa FJ, Peña JM (2016). Object-based early monitoring of a grass weed in a grass crop using high resolution UAV-imagery. Agronomy for Sustainable Development, 36 (4): paper 67. https//doi.org/10.1007/s13593-016-0405-7.

López-Granados F, Torres-Sánchez J, Jiménez-Brenes FM, Arquero O, Lovera M, de Castro AI (2019). An efficient RGB-UAV-based platform for field almond tree phenotyping: 3-D architecture and flowering traits. Plant Methods 15:160 https://doi.org/10.1186/s13007-019-0547-0.

López-Granados F, Torres-Sánchez J, Jiménez-Brenes FM, Oneka O, Marín M, Loidi M, de Castro AI, Santesteban LG (2020). Monitoring vineyard canopy management operations using

UAV-Acquired photogrammetric point clouds. Remote Sensing 12: 2331. https://doi.org/10.3390/rs12142331.

Martínez de Toda F (2008). Claves de la Viticultura de Calidad. Ed. Mundi-Prensa, Madrid, España. 214 pp.

Mathews AJ (2014). Object-based spatiotemporal analysis of vine canopy vigor using an inexpensive unmanned aerial vehicle remote sensing system. Journal of Applied Remote Sensing 8: 085199. https://doi.org/10.1117/1.JRS.8.085199.

Mesas-Carrascosa FJ, de Castro AI, Torres-Sánchez J, Triviño-Tarradas P, Jiménez-Brenes, FM, García-Ferrer A, López-Granados F (2020). Classification of 3D point clouds using color vegetation indices for precision viticulture and digitizing applications. Remote Sensing 12: 317. https://doi.org/10.3390/rs12020317.

Nex F, Remondino F (2013). UAV for 3D mapping applications: A review. Applied Geomatics 6: 1-15. https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x.

Pádua L, Marques P, Hruška J, Adão T, Peres E, Morais R, Sousa JJ (2018). Multi-temporal vineyard monitoring through UAV-based RGB imagery. Remote Sensing 10: 1907. https://doi.org/10.3390/rs10121907.

Santesteban LG, Di Gennaro SF, Herrero-Langreo A, Miranda C, Royo JB, Matese A (2017). High-resolution UAV-based thermal imaging to estimate the instantaneous and seasonal variability of plant water status within a vineyard. Agricultural and Water Management 183: 49-59. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.08.026.

Smart R, Dick J, Gravett I, Fisher B (1990). Canopy management to improve grape yield and wine quality. Principles and practices. South African Journal for Enology and Viticulture 11: 3-25. https://doi.org/10.21548/11-1-2232.

Torres-Sánchez J, Peña JM, de Castro AI, López-Granados F (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.

Torres-Sánchez J, López-Granados F, Peña JM (2015). An automatic object-based method for optimal thresholding in UAV images: Application for vegetation detection in herbaceous crops. Computers and Electronics in Agriculture 114: 43-52. https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.03.019.

Torres-Sánchez J, de Castro AI, Peña JM, Jiménez-Brenes FM, Arquero O, Lovera M, López-Granados F (2018). Mapping the 3D structure of almond trees using UAV acquired photogrammetric point clouds and object-based image analysis. Biosystems Engineering 176: 172-184. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.10.018.

Wallace L, Lucieer A, Malenovský Z, Turner D, Vop nka P (2016). Assessment of forest structure using two UAV techniques: A comparison of airborne laser scanning and structure from motion (SfM) point clouds. Forests 7: 62. https://doi.org/10.3390/f7030062.

Yuste J (1995). Comportamiento fisiológico y agronómico de la vid (*Vitis vinífera* L.) en diferentes sistemas de conducción en secano y regadío. Tesis Doctoral. E.T.S.I. Agrónomos (UPM). 280 pp.

Zhang C, Kovacs JM (2012). The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: A review. Precision Agriculture 13: 693-712. https://doi.org/10.1007/s11119-012-9274-5.

(Aceptado para publicación el 8 de julio de 2021)