

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

INDIVIDUALIZACIÓN DE COPAS EN ENCINARES (*QUERCUS ILEX* L.) MEDIANTE EL EMPLEO DE TÉCNICAS DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES Y CLASIFICACIÓN POR OBJETOS

^aAgustín Jiménez Fernández Palacios , ^bFrancisco Javier Vázquez Piqué  , ^cAnabel Calzado Carretero 

Departamento de Ciencias Agroforestales, Universidad de Huelva
E. T. S. de Ingeniería Campus El Carmen Avda. de las Fuerzas Armadas, s/n. – 21007, Huelva, España
^aajimenezfp@gmail.com, ^bjpique@dcaf.uhu.es, ^ccarrete@dcaf.uhu.es

RESUMEN

A la hora de caracterizar una masa forestal, se hace imprescindible conocer la densidad, lo que puede hacerse a través de la individualización de las copas de cada árbol o pie. En el presente artículo se muestra el flujo de trabajo desarrollado para la individualización de copas en encinares mediante el empleo de técnicas de segmentación y clasificación basada en objetos (OBIA), analizando su efectividad en cuatro formaciones caracterizadas por alta/baja densidad y presencia/ausencia de estrato arbustivo. Para ello se combinaron los productos del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea correspondientes a ortofotografía NIR y primera cobertura lidar. El estudio se llevó a cabo en cuatro áreas de entre 23.20 y 50.09 ha localizadas en la hoja Calañas-Huelva H50-0959, cada una de ellas representativa de una formación. Como entrada en el proceso de segmentación se emplearon las cuatro bandas espectrales de la ortofotografía NIR y un modelo digital de vegetación (MDV) obtenido mediante la nube de puntos lidar. El flujo de segmentación se desarrolló de forma iterativa mediante el software eCognition Developer. Se realizaron sucesivas segmentaciones y clasificaciones de objeto, de tal manera que los objetos que cumplieron una serie de criterios mínimos de individualización salieron del flujo y quedaron caracterizados como individuos. Los resultados de la metodología propuesta mostraron una alta capacidad de individualización de copas de entre el 81.23 % y el 96.86 % de acierto según el tipo de masa estudiado, posibilitando la individualización en encinares con tangencia de copas y adyacentes a matorral.

Palabras clave: método árbol individual; eCognition Developer; PNOA; lidar; tangencia de copas; dehesa; OBIA.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

CROWN INDIVIDUALISATION IN HOLM OAKS (*QUERCUS ILEX* L.) BY THE USE OF IMAGE SEGMENTATION AND OBJECT CLASSIFICATION TECHNIQUES.

ABSTRACT

When characterising a forest cover, it is of utmost importance to know its density, which can be done through the crown individualisation of each tree or foot. The present article shows the work flow developed for crown individualisation in holm oaks by means of segmentation and classification by objects techniques (OBIA), analysing its effectiveness in four forest formations characterised by high/low density and presence/absence of shrub stratum. For this, we combined the products of “Plan Nacional de Ortofotografía Aérea” relating to NIR orthophotography and first coverage lidar data. The study was conducted in four areas between 23.20 and 50.09 ha within the map sheet Calañas-Huelva H50-0959, each representing a formation. As input in the segmentation process, we employed the four spectrum bands of the orthophotography and a digital vegetation model (DVM) obtained by the cloud lidar point. The segmentation flow was iteratively run through the eCognition Developer software. We performed successive segmentations and object classifications, in such a way that the objects which met a series of minimum requirements of individualisation got out of the flow and remained characterized as individual objects. The results of the proposed methodology showed a high capacity for crown individualisation, between 81.23 % and 96.86 % of success rate depending upon the type of formation studied, enabling the individualisation in holm oaks with crown tangent and adjacent to shrub.

Keywords: individual tree method; eCognition Developer; PNOA; lidar; tangent crown; dehesa; OBIA.

1. Introducción

En las últimas décadas se ha producido un gran avance en las técnicas de inventario forestal asociadas a la adquisición de datos mediante sensores remotos (Vásconez y Sevilla, 2018; Tome Moral *et al.*, 2020). Esto, unido a que permiten reducir el trabajo de campo y como consecuencia los costos (González-Ferreiro *et al.*, 2012), hace que actualmente sean numerosos los estudios que emplean la teledetección a la hora de estimar variables forestales (Lavado *et al.*, 2012; Ramírez Cisneros *et al.*, 2013; Fragoso-Campón *et al.*, 2020).

Dentro de los sensores remotos empleados con estos fines podemos distinguir entre los sensores pasivos, que captan la radiación emitida o reflejada por fuentes naturales, y los activos, que generan ellos mismos la radiación y la captan en su retorno. La combinación de ambos tipos de sensores en trabajos forestales es hoy en día una realidad, habiéndose utilizado con éxito en multitud de ocasiones (Bork y Su, 2007; Cantero Fauquier *et al.*, 2017; Borlaf-Mena *et al.*, 2019). En este sentido, en España se dispone del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA), el cual cuenta tanto con productos procedentes de sensores pasivos, imágenes orto-rectificadas PNOA en formato IRC (infrarrojo color: infrarrojo cercano, rojo, verde) y RGB (rojo, verde, azul), como procedentes de sensores activos, nube de puntos lidar PNOA de baja densidad (MITMA, 2020), lo que posibilita la combinación de información espectral y estructural en el análisis de vegetación.

A la hora de estimar variables forestales a partir de nubes de puntos lidar, podemos diferenciar entre los enfoques de los métodos de masa y de árbol individual. Los primeros se centran en la estimación de

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

variables dasométricas de forma continua mediante regresiones normalmente no lineales (Agresta, 2017) a partir de nubes de puntos de baja densidad, mientras que los segundos estiman variables dendrométricas pie a pie a partir de nubes de puntos de densidad alta (Packalén *et al.*, 2008), lo que permite posteriormente el cálculo de variables dasométricas por la agregación de cada árbol individual (González-Jaramillo *et al.*, 2013). Por otro lado, la localización de individuos en los métodos de árbol individual puede seguir dos orientaciones, ya sea trabajar con información ráster procedente de modelos de copas y/o imágenes ópticas o emplear directamente nubes de puntos lidar y las relaciones geométricas entre los puntos de dichas nubes. En todo caso, la efectividad del método empleado aumentará con la densidad de pulsos de la nube de puntos lidar, y disminuirá con el aumento de la densidad e irregularidad de la masa forestal estudiada (Hyypä y Inkinen, 1999).

Por otra parte, la discriminación de cubiertas a partir de imágenes ópticas puede llevarse a cabo mediante el análisis de píxel u objeto, entendiendo estos últimos como agrupaciones de píxeles vecinos que representan objetos en la realidad y que cumplen una serie de criterios de forma, textura, tamaño y contexto (Rodríguez *et al.*, 2011; Kucharczyk *et al.*, 2020). Estas técnicas de análisis de imágenes orientadas a objetos, denominadas OBIA, constan de dos etapas, una primera de segmentación o agrupación de píxeles, y una segunda de clasificación o asignación de clases de los segmentos u objetos (Liu *et al.*, 2008). En este sentido, el empleo del objeto permite salvar los inconvenientes asociados al píxel al trabajar con imágenes de alta resolución (Lu *et al.*, 2007; Platt *et al.*, 2008), lo que genera el denominado efecto de sal y pimienta en la clasificación de imágenes (Blaschke, 2010).

En el caso concreto de las masas de *Quercus ilex* L., en los últimos años se han desarrollado varios estudios enfocados a la obtención de la fracción de cubierta (Castillejo-González *et al.*, 2010; Borlaf-Mena *et al.*, 2019) y la individualización de copas (Fragoso-Campón *et al.*, 2020). Estos estudios, realizados sobre masas adehesadas y sin presencia de matorral, hacen hincapié en la limitación de los métodos propuestos en la individualización de los pies en los casos con tangencia de copas. En este sentido, resulta necesario desarrollar una metodología que permita la individualización sobre distintos tipos de masas con presencia-ausencia de matorral, incluyendo masas de elevada densidad con predominio de dicha tangencia.

En el caso de este estudio, enmarcado dentro de la línea de modelización de biomasa forestal del Proyecto de Centro Ibérico para la Investigación y Lucha contra Incendios Forestales (CILIFO), se plantea el desarrollo de una individualización de copas basada en técnicas de clasificación OBIA. El flujo de trabajo propuesto emplea información óptica y lidar del PNOA, combinando la información espectral procedente de la imagen óptica y el modelo de copas procedente del lidar, buscando obtener el número de individuos en las masas de *Quercus ilex* L. a escala regional, con el fin último de cuantificar la biomasa arbórea de estas masas forestales.

2. Objetivos

Los objetivos del estudio son los siguientes:

- Desarrollar una metodología que permita la individualización de copas en masas de *Quercus ilex* L. a partir de la información del PNOA.
- Evaluar la bondad de la metodología desarrollada en distintas masas caracterizadas por alta y baja densidad y presencia/ausencia de matorral.
- Comparar los resultados obtenidos a través de la ortofotografía PNOA NIR y PNOA RGB.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J, Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

3. Materiales y métodos

3.1. Área de estudio

El presente trabajo se realizó en el área cubierta por la hoja 1:50000 Calañas-Huelva con centro de coordenadas X: 674754 e Y: 4161429 (ETRS89 / UTM 29N). Según el Mapa de unidades del Plan Forestal Andaluz de 2007 (MPFA, 2010), dicha área recoge 14300 ha de masas de *Quercus ilex* L., que engloban tanto masas adhesadas como con presencia de estrato arbustivo. Para la validación de los métodos desarrollados se seleccionaron cuatro áreas de 23.20 a 50.09 ha con un número de entre 1000 y 2000 pies, contabilizando de esta forma 131.05 ha y 5615 pies totales de validación. Las masas estudiadas están caracterizadas por diferencias en su densidad y presencia/ausencia de matorral, donde la densidad hace referencia al predominio o no de la tangencia de copas entre los pies. El límite del matorral para diferenciar áreas de presencia/ausencia de éste se fijó en el 20 % de fracción de cabida cubierta (FCC). Finalmente, las cuatro áreas de validación quedaron definidas como (1) encinar de densidad baja adhesado (EDBA), (2) encinar de densidad alta adhesado (EDAA), (3) encinar de densidad baja con matorral (EDBM) y (4) encinar de densidad alta con matorral (EDAM) (figura 1).

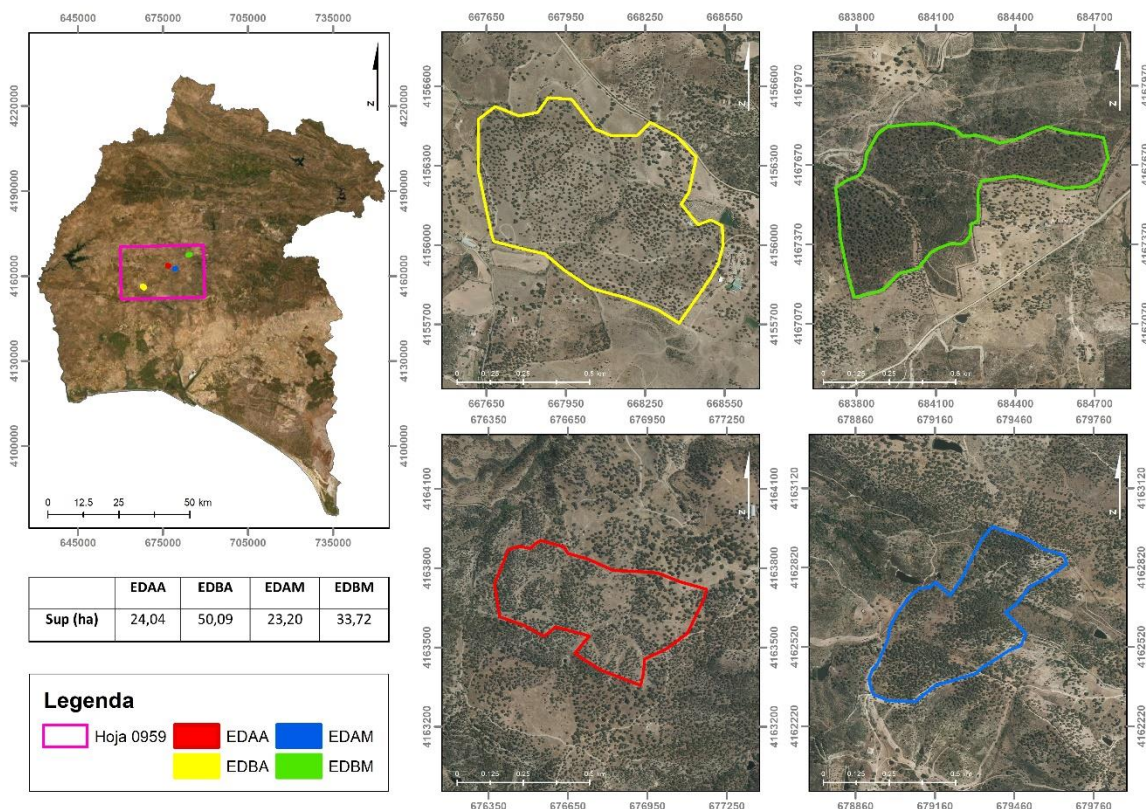


Figura 1. Área de estudio. (EDBA): dehesa de densidad baja; (EDAA): dehesa de densidad alta; (EDBM): encinar de densidad baja con presencia de matorral (EDAM); encinar de densidad alta con presencia de matorral.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

3.2. Datos

Como fuente de datos para el presente estudio se contó con la información procedente del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA), compuesta por la ortofotografía NIR 2016 de la hoja 0959 Calañas-Huelva 1:50000 y los datos lidar de baja densidad que cubren dicha área y que corresponden a los vuelos de Andalucía Noroeste y Andalucía Suroeste (agosto de 2014 y noviembre de 2015 respectivamente). La ortofotografía PNOA NIR de 2016 cuenta con una resolución espacial de 0.5 m y cuatro bandas espectrales en las bandas azul, verde, rojo e infrarrojo cercano (NIR), y fue adquirida en formato TIFF y una profundidad de píxel de 16 bits. El vuelo lidar presenta una densidad de 0.5 pulsos/m². Ambos productos fueron proporcionados por el Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG).

3.3. Técnicas de análisis.

3.3.1. Procesado de datos lidar

El procesado de los datos lidar se llevó a cabo mediante el software libre FUSION (McGaughey, 2015) desarrollado por el Servicio Forestal del Departamento de Agricultura de Estados Unidos (USDA). Como producto se obtuvo un modelo digital de vegetación (MDV) de 2.5 m de resolución, que finalmente fue interpolado y ajustado a la malla de 0.5 m de la ortofotografía NIR, empleando para ello el método de convolución cúbica con el objetivo de suavizar el MDV.

3.3.2. Individualización de copas

La individualización de copas se realizó mediante el software *eCognition Developer* instalado en un equipo con procesador Intel® Core™ i7-9750H con CPU de 2.59 GHz y 16.0 GB de RAM. Para ello se partió del conjunto de datos apilados formados por las cuatro bandas espectrales y el MDV. El flujo de individualización desarrollado siguió un esquema iterativo. Se combinaron varios algoritmos de segmentación y clasificación OBIA, de tal manera que los objetos que cumplieron una serie de criterios mínimos asociados a su forma y escala salen del flujo y son clasificados como individuos, mientras que el resto de objetos continúan segmentándose hasta cumplir dichos criterios. Como coeficiente de forma se escogió la redondez, definida como la medida de la proximidad de la forma de un objeto a la de un círculo matemáticamente perfecto, mientras que la escala fue disminuyendo progresivamente en cada iteración.

Independientemente se desarrollaron dos flujos de trabajo. En el primero de ellos, denominado flujo NIR, se trabajó con las bandas NIR, rojo, verde y azul, además del MDV y el índice de vegetación NDVI (tabla 1). En el segundo de ellos, denominado flujo RGB, se emplearon las bandas rojo, verde y azul, y adicionalmente el MDV y el índice de suelo BI (tabla 1). En ambos flujos, los mencionados índices espectrales se emplearon como umbral de reclasificación para discriminar arbolado del resto de cubiertas, lo cual ha sido llevado a cabo con anterioridad en numerosos estudios de clasificación de imágenes (Weber *et al.*, 2005; Kumar *et al.*, 2015; Frago-Campón *et al.*, 2020).

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

Tabla 1. Índices espectrales empleados en los flujos de individualización de copas.

Índice flujo NIR	Índice flujo RGB
$NDVI = \frac{NIR - Rojo}{NIR + Rojo}$	$BI = \sqrt{\frac{Rojo^2 + NIR^2}{2}}$

A) Definición de los algoritmos de los flujos de individualización

-*Multiresolution segmentation*: Algoritmo de segmentación de imágenes que minimiza localmente la heterogeneidad media de los objetos de la imagen para una resolución determinada. Es controlado por: (1) el peso asignado a cada capa input, (2) el factor de escala, que define el tamaño de los objetos, y (3) los criterios de composición de homogeneidad, que a través de cuatro parámetros complementarios dos a dos (*color-shape* y *smoothness-compactness*) definen la homogeneidad relativa total de cada objeto (Definiens, 2018).

-*Merge region*: Algoritmo de fusión de objetos que une todos los objetos de una determinada clase en grandes objetos cuyos contornos no se tocan (Definiens, 2018).

-*Assign class*: Algoritmo simple de clasificación que permite la asignación de una clase a los objetos que cumplen una determinada condición (Definiens, 2018).

-*Pixel-based object resizing*: Algoritmo que permite el *growing* (crecimiento), *shrink* (reducción) y *coating* (recubrimiento) de objetos mediante la conexión directa de píxeles vecinos a los objetos. El modo *growing* agrega y fusiona un contorno de píxeles exteriores al objeto existente. El modo *shrink* resta una fila de píxeles interiores al contorno del objeto existente. El modo *coating* genera un *buffer* alrededor del objeto existente, clasificándolo con una clase diferente al objeto inicial (Definiens, 2018). Los tres modos pueden ser configurados en bucle para aumentar su efecto, así como establecer valores umbrales de restricción para el crecimiento, reducción o recubrimiento de los objetos (Kasper Johansen, 2011).

B) Fases del flujo de individualización

(1). Segmentación inicial: Se llevó a cabo mediante el algoritmo *multiresolution segmentation*. Como capas de entrada se emplearon las bandas NIR, rojo, verde, azul y MDV en el caso del flujo NIR y rojo, verde, azul y MDV en el caso del flujo RGB. El peso para la segmentación en cada capa fue de 1 para las bandas espectrales y 5 para en MDV en ambos flujos. El factor de escala fue configurado en 25 y los criterios de composición de heterogeneidad *shape* en 0,3 y *compactness* en 0,8.

(2). Clasificación estrato arbóreo: Para la obtención del “estrato arbóreo” se realizó una primera clasificación de objetos a partir de umbrales de altura e índices de vegetación, para a continuación realizar la depuración de dicha capa. La clasificación se llevó a cabo mediante el algoritmo *assign class*, asignando la clase “estrato arbóreo” a aquellos objetos cuyos valores promedio cumplieron dos condiciones, $MDV \geq 200$ cm y $NDVI \geq 0.12$ en el caso del flujo NIR y $MDV \geq 200$ cm y $BI \leq 30.000$ en el caso del flujo RGB. A continuación, se fusionaron los objetos correspondientes al “estrato arbóreo” con el algoritmo *merge*

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J, Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

region, suavizando sus límites al aplicar el algoritmo *pixel-based object resizing* en una doble iteración en sus modos *growing* y *shrink*, creciendo únicamente sobre los píxeles con valor de MDV ≥ 200 cm. Para finalizar, se transformó la clase “estrato arbóreo” en capa ráster, pasando a formar parte del apilado de capas de entrada al proceso.

(3). Primera clasificación árbol individual: Con el objetivo de clasificar como individuos aquellos pies sin tangencia de copas, a todo aquel objeto cuya redondez fuese igual o inferior a 0.4 se le asignó la clase “árbol individual 1” (algoritmo *assing class* – umbral *roundness* ≤ 0.4). Dicho proceso se replicó tras aplicar nuevamente *pixel-based object resizing* modo *shrink*.

(4). Clasificación iterativa árbol individual: A fin de segmentar aquellas copas con tangencia y obtener los pies individualizados, se procedió a la segmentación de la clase “estrato arbóreo”. Se aplicó *multiresolution segmentation* con una configuración distinta con respecto a la segmentación inicial, buscando con ello la rotura de los objetos mayores al segmentar únicamente sobre la capa estrato arbóreo rásterizada (peso capa estrato arbóreo = 1, factor de escala = 10, criterios de composición de heterogeneidad *shape* = 0,1 y *compactness* = 0,9). Una vez rotos los segmentos, se suavizaron sus límites aplicando nuevamente *pixel-based object resizing* modo *shrink* y se clasificaron aquellos objetos con redondez igual o inferior a 0,5 (algoritmo *assign class* – umbral *roundness* $\leq 0,5$) como “árbol individual 2”. Dicho proceso fue repetido hasta en cuatro ocasiones, con la única salvedad de ir reduciendo el factor de escala de la segmentación en cada iteración (valores 9, 8 y 7 respectivamente), de forma que los objetos mayores que no cumplieron con la redondez requerida fuesen dividiéndose y redondeándose de forma sucesiva. De esta forma se obtuvieron las clases “árbol individual 3”, “árbol individual 4” y “árbol individual 5”.

(5). Clasificación final árbol individual: Todo aquel objeto que permaneció en la clase “estrato arbóreo”, fue reclasificado a “árbol individual 6” (algoritmo *assign class*).

(6). Eliminación individuos menores: Aquellos individuos con un área inferior a 10 m² fueron desclasificados como “árbol individual” (algoritmo *assign class*).

(7). Recuperación del tamaño inicial de las copas: Con el objetivo de recuperar el tamaño inicial de las copas cuya superficie sufrió una reducción durante los procesos de clasificación (al haberse aplicado de forma recursiva reducciones *shrink*), se aplicó sobre las seis clases de “árbol individual” un crecimiento de los objetos sobre aquellos píxeles de MDV mayor a 200 cm (algoritmo *pixel-based object resizing* modo *growing*, condición límite MDV ≥ 200 cm, número de bucles = 10).

(8). Exportación de resultados: Se exportaron en formato vectorial y entidades poligonales las seis clases “árbol individual” junto a sus atributos de área, máximo valor del MDV y coordenadas del centroide del objeto, que corresponden con las variables dasométricas de superficie de copa y altura del pie, así como con la posición.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J, Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

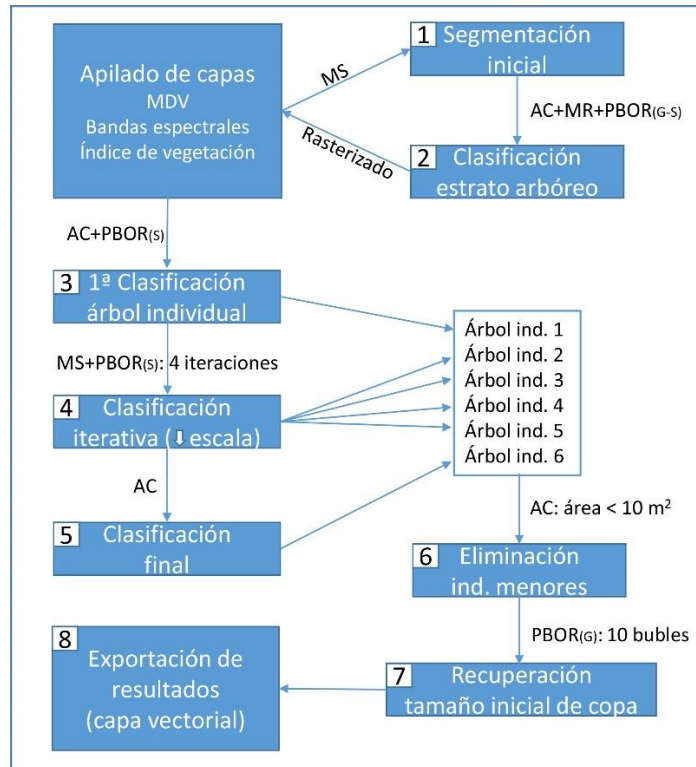


Figura 2. Fases del flujo de la individualización. Algoritmos empleados: *multiresolution segmentation* (MS); *assign class* (AC); *merge region* (MR); *pixel-based object resizing shrink* (PBOR_(S)); *pixel-based object resizing growing* (PBOR_(G)). Configuración de los algoritmos, valores umbrales y capas de entrada recogida en apartado 3.3.2, sección B de fases del flujo de individualización.

3.3.3. Validación de los resultados

La validación de los resultados se llevó a cabo mediante la fotointerpretación de las cuatro áreas de validación, obteniendo el grado de acierto de la individualización de copas por comparación con la fotointerpretación. Para ello se marcaron sobre la ortofotografía los centros de copa de capa árbol hasta un total de 5615 pies fotointerpretados. Una vez obtenida la verdad terreno como capa vectorial de puntos, se transformó toda la información vectorial a tablas espaciales para su análisis desde *PostGIS*. De esta forma, se realizó una concatenación externa de las intersecciones de cada pareja de tablas “fotointerpretación-resultado flujo individualización”, de manera que se cuantificaron los aciertos y errores de comisión y omisión del proceso según la descripción recogida en la tabla 2.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J, Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

Tabla 2. Descripción de acierto y error en la validación de los resultados de los flujos de individualización de copas.

	Descripción
Acierto	Un polígono contiene un único punto.
	Primer punto contenido en un polígono con más de un punto.
Error de comisión	Un polígono no contiene ningún punto.
Error de omisión	Un punto no está contenido en ningún polígono.
	Desde el segundo al enésimo punto contenido en un mismo polígono.

4. Resultados.

En la figura 3 podemos visualizar la individualización de copas obtenida en cuatro subáreas dentro de cada área de validación (flujo RGB), donde los errores de comisión quedan representados por polígonos amarillos, los errores de omisión por puntos naranjas y los pies fotointerpretados por puntos magenta.

Por otro lado, las tablas 3 y 4 recogen los resultados de los flujos de clasificación NIR y RGB respectivamente en las cuatro áreas de estudio. La intersección espacial de los resultados y la verdad terreno indica un porcentaje de acierto global del 85.06 % en el caso del flujo NIR y del 88.78 % en el caso del flujo RGB, habiendo arrojado este último un mayor acierto en las cuatro áreas estudiadas. Con respecto a los estratos diferenciados, se observa un mayor acierto en los estratos de densidad baja, que arrojan un 92.56 % y 93.92 % en EDBA y EDBM respectivamente en el flujo NIR y del 94.26 % y 96.86 % en los mismos estratos en el flujo RGB. Por el contrario, la efectividad del método en los estratos EDAA y EDAM, con mayores densidades y tangencias de copas, ofrece una fiabilidad del 76.41 % y 78.23 % respectivamente en el flujo NIR, mientras que alcanza el 81.23 % y 83.85 % en estos mismos estratos en el flujo RGB. Finalmente, la presencia de matorral no ha disminuido la fiabilidad del método, produciéndose un ligero aumento del acierto en ambos flujos metodológicos de en torno al 1 – 2 % al comparar estratos de igual densidad y presencia/ausencia de matorral (tablas 3 y 4).

Con respecto al número de copas obtenido se observa una ligera subestimación de individuos en ambos flujos propuestos. De los 5615 pies fotointerpretados los resultados devuelven 5311 y 5280 copas en el flujo NIR y RGB respectivamente, de los cuales 4776 y 4985 son aciertos. Desde el punto de vista de la densidad en pies/ha, para toda la zona de validación la fotointerpretación arrojó una densidad media de 42.85 pies/ha, mientras que el flujo NIR devolvió 40.53 pies/ha y el flujo RGB 40.29 pies/ha. La diferencia entre número de copas individualizadas y aciertos obtenidos se debe al balance de errores de comisión y omisión. En este sentido se observa una tendencia general a la subestimación del número de copas, ya que en tres de las cuatro áreas de estudio los errores de omisión son mayores a los errores de comisión, que queda cuantificado en 839 y 535 respectivamente en el caso del flujo NIR y en 630 y 295 en el flujo RGB para toda la superficie de validación. Finalmente, se puede afirmar que el flujo RGB ha mostrado mejores resultados, al presentar un mayor número de aciertos y menores errores de comisión y omisión que el flujo NIR.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J, Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

En relación al coste computacional del método de individualización propuesto, la combinación de software - hardware empleado mostró una alta capacidad de procesamiento para pequeñas superficies como las relativas a las cuatro áreas de estudio, con tiempos de procesamiento inferiores a 5 minutos, mientras que en superficies superiores de hasta 3500 ha, los tiempos de procesamiento ascendieron hasta los 60 minutos, lo que permite aplicar el método a escala local y comarcal.

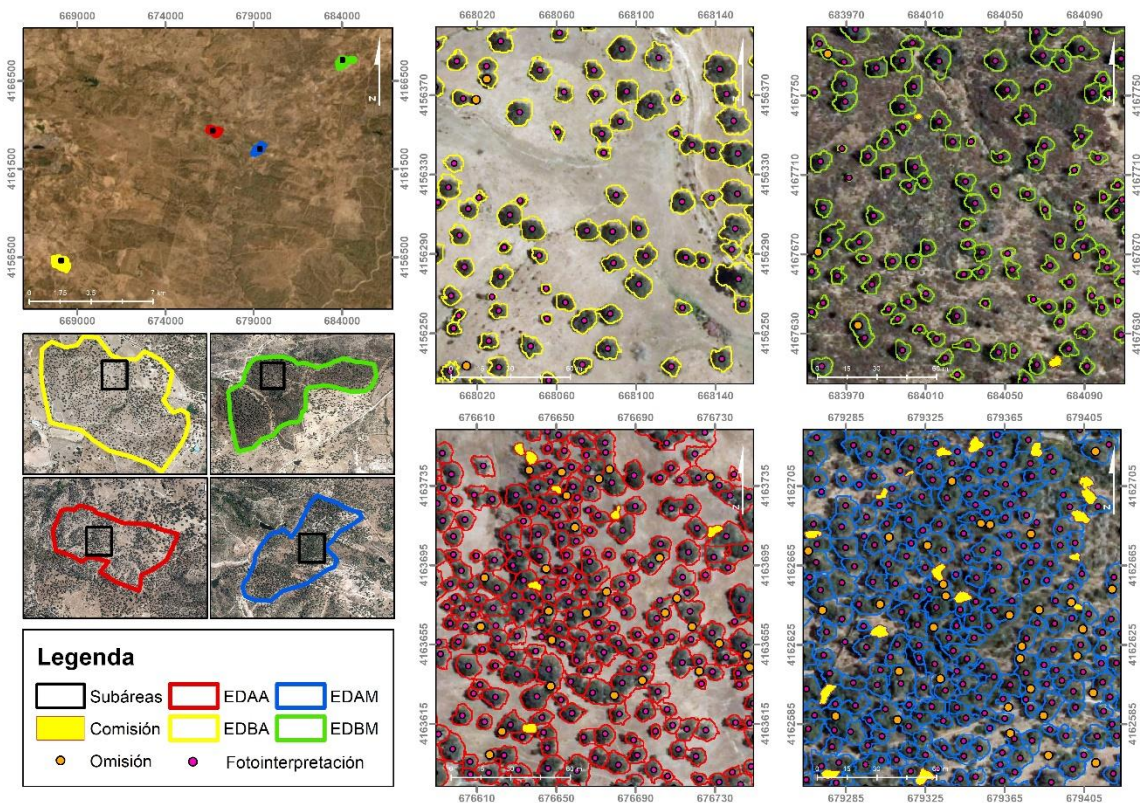


Figura 3. Visualización de la individualización obtenida por el flujo RGB en las cuatro áreas de estudio. (EDBA): dehesa de densidad baja; (EDAA): dehesa de densidad alta; (EDBM): encinar de densidad baja con presencia de matorral (EDAM); encinar de densidad alta con presencia de matorral.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

Tabla 3. Resultados obtenidos mediante el cruce espacial del flujo de individualización NIR y la verdad terreno para los cuatro estratos de estudio. EDDBA: Dehesa densidad baja; EDAA: Dehesa densidad alta; EDBM: Encinar densidad baja; EDAM: Encinar densidad alta.

Flujo NIR						
Estrato	Nº pies fotointerpretados	Nº copas obtenidas	Aciertos	Errores comisión	Errores omisión	Fiabilidad global (%)
EDBA	1706	1614	1579	35	(17+110) = 127	92.56
EDAA	1433	1256	1095	161	(64+274) = 340	76.41
EDBM	1052	1088	988	100	(18+46) = 64	93.92
EDAM	1424	1353	1114	239	(104+206) = 310	78.23
Total	5615	5311	4776	535	(203+636) = 839	85.06

Tabla 4. Resultados obtenidos mediante el cruce espacial del flujo de individualización RGB y la verdad terreno para los cuatro estratos de estudio. EDDBA: Dehesa densidad baja; EDAA: Dehesa densidad alta; EDBM: Encinar densidad baja; EDAM: Encinar densidad alta.

Flujo RGB						
Estrato	Nº pies fotointerpretados	Nº copas obtenidas	Aciertos	Errores comisión	Errores omisión	Fiabilidad global (%)
EDBA	1706	1630	1608	22	(14+84) = 98	94.26
EDAA	1433	1249	1164	85	(51+218) = 269	81.23
EDBM	1052	1071	1019	52	(18+15) = 33	96.86
EDAM	1424	1330	1194	136	(96+134) = 230	83.85
Total	5615	5280	4985	295	(179+451) = 630	88.78

5. Discusión

La fiabilidad de los resultados obtenidos para los flujos NIR y RGB de individualización de copas en los estratos de densidad baja (EDBA y EDBM) a partir de la información óptica y lidar del PNOA está en concordancia con los resultados obtenidos en casos de estudios de dehesas de *Quercus ilex* L. De este modo, Fragoso-Campón, *et al.*, (2020) obtiene un 97.56 % de efectividad en la delineación de copas tras la clasificación de áreas adheradas sin presencia de matorral y escasa tangencia de copas, mientras que Borlaf-Mena *et al.*, (2019) logra fiabilidades de entre el 80 y el 94 % para la FCC sin llegar a la individualización de pies. De igual forma, tanto Fragoso-Campón, *et al.*, (2020) como Cantero Fauquier *et*

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

al, (2017), que proponen una metodología de código libre para la obtención de FCC en distintos tipos de masas forestales incluida la dehesa, destacan en sus conclusiones la dificultad de la estimación de la densidad de pies/ha a FCC elevadas y presencia de tangencia de copas entre individuos.

En este sentido, los resultados obtenidos en la individualización de copas en los estratos de densidad alta (EDAA y EDAM) muestran fiabilidades similares a otros trabajos realizados. De esta forma, Gil-Yepes *et al*, (2011) logran un acierto en la localización de pies de entre el 67 % y el 81.7 % en zonas forestales con predominio de coníferas y densidad de puntos lidar de 4 pulsos/ m^2 mientras que Amiri (2014), nuevamente en masas de coníferas y combinando datos ópticos Goe-Eye 2 y lidar de densidad mayor a 100 pulsos/ m^2 , obtiene un acierto en la delimitación de la copa -perfecta o buena- de hasta el 85.1 %. A este respecto, las diferencias en las densidades de las nubes de puntos lidar y las estructuras de las masas de *Quercus ilex* L. con respecto a las coníferas, así como la diferencia de forma del árbol entre estos géneros, donde las coníferas de los mencionados estudios destacan por una forma cónica que hace más fácil la localización de sus ápices frente a la forma globosa de la frondosa, hace difícilmente comparable dichos trabajos.

Por otro lado, la inclusión de la banda NIR y el índice de vegetación NDVI (flujo NIR) frente al índice de suelo BI (flujo RGB), no ha supuesto una mejora en la individualización de copas, lo que contrasta con el uso extendido de la banda NIR y/o índice NDVI en diferentes estudios relativos a vegetación (Fdez. Manso, *et al*, 2001; Sebem *et al*, 2005; Hu *et al*, 2018). En este sentido, el bajo peso dado a las bandas espectrales frente al MDV en el proceso de segmentación y formación de individuos, puede explicar la nula influencia de incorporar la banda NIR al flujo propuesto.

6. Conclusiones

El flujo de trabajo generado en este estudio ha permitido obtener la delimitación de copas, y por consiguiente el número de individuos y densidad de pies por hectárea, en masas de *Quercus ilex* L. con diferentes estructuras, incluyendo los casos más desfavorables en cuanto a densidad y tangencia de copas entre individuos. La combinación de datos ópticos y lidar procedentes del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea, ha posibilitado aunar un conjunto de datos con información radiométrica y estructural, que unido a un flujo de trabajo iterativo basado en la rotura de objetos hasta cumplir un determinado criterio de forma y en combinación con algoritmos de crecimiento y decrecimiento de objetos, han hecho viable la individualización de pies con un acierto de entre el 81.23 % y el 96.86 % en función del tipo de masa. En este sentido, la incorporación al flujo de trabajo de la banda NIR y el índice NDVI de la ortofotografía PNOA, no ha mostrado una mejora con respecto a trabajar únicamente con las bandas RGB y el índice de suelo BI. Del mismo modo, el análisis visual de los errores cometidos por el flujo de trabajo, hacen pensar que un producto lidar de mayor densidad de puntos que permita procesar un MDV de mayor resolución y obtener una mejor delineación de copas en zonas de densidad y FCC elevada, debe traer consigo un mayor acierto en los casos de masas con tangencia de copas.

7. Agradecimientos

Este estudio ha sido realizado bajo el proyecto “Centro Ibérico para la Investigación y Lucha contra Incendios Forestales” CILIFO (0753_CILIFO_5_E) y financiado por el Programa de Cooperación Transfronteriza Interreg VA España-Portugal – Interreg POCTEP (2014-2020) dentro de la línea de

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

modelización, cuantificación y aprovechamiento de la biomasa orientado a la prevención de incendios forestales.

Referencias bibliográficas

Agresta S. Coop. (2017). *Manual para la cuantificación de existencias de biomasa en masas forestales de matorral mediante metodología LiDAR*. [Consulta: 08-03-2021]. Disponible en <http://enerbioscrub.ciemat.es/documents/210922/222403/Manual+Lidar/82b0b5a5-1f52-4007-a7f5-7d4ce2d6429e>

Amiri, N. (2014). *Assessment of marker-controlled watershed segmentation algorithm for individual tree top detection and Crown delineation (Master thesis)*. University of Twenty. Twenty.

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>

Bork, E.W., Su, J.G. (2007). Integrating LIDAR data and multispectral imagery for enhanced classification of rangeland vegetation: A meta analysis, *Remote Sensing of Environment*, 111:1, 11-24.

Borlaf-Mena, I., Tanase, M., Gómez-Sal, A. (2019). Methods for tree cover extraction from high resolution orthophotos and airborne LiDAR scanning in Spanish dehesas. *Revista de Teledetección*, 53, 17-32. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.11320>

Cantero Fauquier, F., Tomé Morán, J., Bravo Fernández, J., Fernández-Landa, A. (2017). Herramientas de localización de árboles individuales con el módulo de procesado de QGIS a partir de información LiDAR y ortofotografía aérea en 7º Congreso Forestal Español "Gestión del monte: servicios ambientales y bioeconomía". Plasencia, Sociedad Española de Ciencias Forestales.

Castillejo-González, I.L., Medina Guerrero, J.M., García-Ferrer Porras, A., Mesas-Carrascosa, F.J., Sánchez de la Orden, M. (2010). Utilización de imágenes de satélite de alta resolución espacial en la determinación de la fracción de cabida cubierta en sistemas adherados en XIV Congreso Nacional de las Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos. Sevilla, Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla, pp. 62-71.

Definiens (2018). *Definiens Developer Reference Book*. Munich, Definiens AG.

Fragoso-Campón, L., Quirós Rosado, E., Gutiérrez Gallego, J.A. (2020). Clasificación supervisada de imágenes PNOA-NIR y fusión con datos LiDAR-PNOA como apoyo en el inventario forestal. Caso de estudio: Dehesas. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales*. 45:3, 77-96. <https://doi.org/10.31167/csecfv0i45.19882>

González-Ferreiro, E., Diéguez-Aranda, U., Miranda, D. (2012). Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 85:2, 281–292. <https://doi.org/10.1093/forestry/cps002>

González-Jaramillo, V., Buján, S., González-Ferreiro, E., Barreiro-Fernandez, L., Dieguez-Aranda, U., Miranda, D. (2013). Caso de estudio: estimación de volumen a partir de datos LiDAR para pino radiata en el municipio de Guitiriz. *Geoespacial*. 10, 45-57.

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

Hu, Y., Dong, Y., Batunacun. (2018). An automatic approach for land-change detection and land updates based on integrated NDVI timing analysis and the CVAPS method with GEE support. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 347-359. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.10.008>

Hyypä, J., Inkinen, M. (1999). Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. *Photogramm J Finl. The photogrammetric journal of Finland*. 16, 27-42.

Kucharczyk, M., Hay, G.J., Ghaffarian, S., Hugenholtz, C.H. (2020). Geographic Object-Based Image Analysis: A Primer and Future Directions. *Remote Sensing. Multidisciplinary Digital Publishing Institute*. 12, 2012. <https://doi.org/10.3390/rs12122012>

Kumar, S., Gautam, G., Saha, S.K. (2015). Hyperspectral remote sensing data derived spectral indices in characterizing salt-affected soils: a case study of Indo-Gangetic plains of India. *Environ Earth Sci* 73, 3299-3308. <https://doi.org/10.1007/s12665-014-3613-y>

Lavado, J.F., Jariego, A., Schnabel, S., Gómez, A. (2012). Análisis de la evolución histórica del arbolado de la dehesa mediante fotointerpretación y análisis OBIA en XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica: *Tecnologías de Información Geográfica en el contexto de Cambio Global*. Madrid, Instituto de Economía, Geografía y Demografía, pp. 92-100.

Liu, Y., Guo, Q., Kelly, M. (2008). A framework of region-based spatial relations for non-overlapping features and its application in object based image analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 63, 461–475. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.01.007>

Lu, D., Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28, 823-870. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>

Mcgaughey, R.J. (2015). *Fusion/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization*. Portland, USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station.

MITMA (2020). *Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA)*. Madrid, Ministerio de Transporte, Movilidad y Agenda Urbana. [Consulta: 03-12-2020]. Disponible en <https://pnoa.ign.es/presentacion-y-objetivo>

MPFA (2010). *Mapa de unidades del Plan Forestal Andaluz: 2007*. Sevilla, Consejería de Medio Ambiente y Ordenación del Territorio, Junta de Andalucía. [Consulta: 19-07-2022]. Disponible en <http://www.ideandalucia.es/catalogo/inspire/srv/api/records/d4e1d3ee-12ad-49a4-bc58-f08ccfce4ee8>

Platt, R., Rapoza, L. (2008). An Evaluation of an Object-Oriented Paradigm for Land Use/Land Cover Classification. *The Professional Geographer*, 60, 87-100. <https://doi.org/10.1080/00330120701724152>

Ramírez Cisneros, J., Blanco Martínez, J., Cerrillo Cuenca, A., Marqués Rodríguez, G., Valcarce Diñeiro, R., Llordén Pozo, J.M. (2013). Generación de cartografía de modelos de combustibles a partir de datos LiDAR y análisis de imágenes orientado a objetos para su integración en Wildfire Analyst en VI Congreso Forestal Español. Vitoria-Gasteiz, Sociedad Española de Ciencias Forestales.

Rodríguez-Galiano, V.F, Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sanchez, J.P. (2011). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93-104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>

Jiménez Fernández Palacios, A., Vázquez Piqué F. J., Calzado Carretero, A. (2022). Individualización de copas en encinares (*Quercus ilex* L.) mediante el empleo de técnicas de segmentación de imágenes y clasificación por objetos, *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 29, 131–144. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.693>

Sebem, E., González Rivera, C., García Rodríguez. R., De La Vega Panizo, R., Valverde Gonzalo, A. (2005). Aportación del NDVI y los sistemas expertos en la mejora de la clasificación temática de imágenes multiespectrales en *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. Goiânia, INPE, pp. 2763-2771.

Vásconez, N.L., Sevilla, H.C. (2018). Uso De Los Sensores Remotos En Mediciones Forestales. *European Scientific Journal*, 14:15, 58-77. <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n15p58>

Weber, C., Petropoulou, C., Hirsch, J. (2005). Urban development in the Athens metropolitan area using remote sensing data with supervised analysis and GIS. *International Journal of Remote Sensing*, 26:4, 785-796. <https://doi.org/10.1080/01431160512331316856>