

Análisis de la sinergia de LÍDAR con DMC y CASI para diferenciar olivos, algarrobos y almendros

Using the synergy of LIDAR with DMC and CASI to differentiate olive, carob and almond trees

O. Viñas¹, A. Ruiz¹, V. Palà¹, E. Soler¹, A. Domingo² y V. Marco²
oriol.vinas@icc.cat

¹ Institut Cartogràfic de Catalunya, Barcelona

² Departament d'Agricultura, Alimentació i Acció Rural, Barcelona

Recibido el 15 de junio de 2009, aceptado el 03 de noviembre de 2009

RESUMEN

Se ha analizado la adecuación de técnicas de teledetección, aplicadas a imágenes de resolución elevada, para diferenciar olivos, algarrobos y almendros. El objetivo es facilitar la actualización del Sistema de Información Geográfica de Parcelas Agrícolas de Catalunya (SIGPAC) establecido por la regulación comunitaria (EC) 1782/2003 para la gestión y control de subsidios agrícolas. Sobre la zona de estudio se obtuvieron datos bitemporales con los sensores ópticos multispectrales DMC (15cm) y CASI (2m); en una de las campañas también se capturaron datos con lidar (1 punto/m²). En el estudio se hace evidente que el uso combinado de imágenes de alta resolución, ya sea en análisis multitemporal o integrando imágenes de distinto origen, requiere procesos de georreferenciación complejos que tengan presente el modelo de superficie (MDS). El lidar ha permitido individualizar los árboles y extraer diversas variables estructurales, así como mejorar la ortorectificación de las imágenes DMC y CASI. El poder de discriminación de las distintas variables se ha analizado mediante el programa eCognition, confeccionándose 41 proyectos independientes con distintas selecciones de variables (variables lidar, datos CASI, datos DMC, unitemporales y multitemporales, y a distintas resoluciones), utilizando siempre el modelo de altura de los árboles simplificado (MAAS) derivado de lidar como base de la segmentación. Tras una primera clasificación por umbrales de

ABSTRACT

This paper analyzes the suitability of Remote Sensing techniques applied to high resolution imagery to differentiate olive, carob and almond trees in order to facilitate the updating of GIS agricultural land parcel of Catalonia (SIGPAC) established by EU regulation (EC) 1782/2003 for the management and control of agricultural subsidies. Bi-temporal data were obtained for the study area by means of the multispectral optical sensors DMC (15 cm) and CASI (2 m); lidar data (1 point/m²) was also captured in one of the campaigns. The study evidences that the combined use of high resolution images, either by an approach based on a multi-temporal analysis or by the synergy of images from different sensors, demand sophisticate geo-referencing processes requiring the Digital Surface Model (DMS). Lidar allows individualizing trees, computing some structural variables and, in addition, improving the DMC and CASI image orthorectification. The eCognition software has been used to analyze the discrimination power related to the different variables; a total of 41 experiments or separate projects were tested using different selections of variables (variables lidar, CASI data, DMC data, uni-temporal and multi-temporal, using different pixel resolutions), always using the simplified trees height model (MAAS) derived from lidar as the basis for the segmentation. The effectiveness of tree crown classification using the selec-

alturas, se han clasificado las copas de los árboles en base a las variables seleccionadas y se ha evaluado su efectividad con tablas de contingencia. Con datos multitemporales de la DMC a 1m de resolución se han conseguido las fiabilidades siguientes: 92,1% en olivos, 76,7% en algarrobos y 100% en almendros.

PALABRAS CLAVE: Lidar, DMC, CASI, fusión, integración de datos, inventarios agrícolas, clasificación orientada a objetos, eCognition, SIGPAC.

ted variables and performed over a previous classification established with height thresholds has been evaluated by means of contingency tables. The following reliability results have been obtained with 1 m. resolution DMC multi-temporal data: 92.1% for olive-trees, 76.7% for carob-trees and 100% for almond-trees.

KEY WORDS: Lidar, DMC, CASI, fusion, data fusion, agricultural inventory, object-based classification, eCognition, SIGPAC.

INTRODUCCIÓN

Los inventarios agrícolas y forestales tienen un interés crucial como base de la gestión de las administraciones, por lo que su actualización es obligada. Sin embargo, los métodos que tradicionalmente se usan para su puesta al día: fotointerpretación y campañas de campo resultan muy onerosos por el tiempo que requieren. Desde hace algunas décadas se vienen utilizando técnicas de teledetección para facilitar determinadas etapas relacionadas con la obtención de datos y para acortar los períodos de actualización. La aportación de la teledetección puede ir desde cartografiar las áreas de cambios respecto al período anterior a reconocer las especies presentes mediante procesos de clasificación y cuantificar su fiabilidad para dirigir los procesos tradicionales, exclusivamente, a las áreas problemáticas (E. Izquierdo *et al.*, 2008). Cuando el elemento de estudio son los árboles, la teledetección puede suponer su individualización, extracción y cuantificación a partir de técnicas más o menos automáticas de reconocimiento de formas para extraer las copas (Gougeon, 1995; Warner *et al.*, 1998; J.D. Falcón *et al.*, 2004). En este campo, sin embargo, los métodos apoyados en la tecnología lidar son los que aportan más soluciones al basarse en datos con información estructural de los elementos, y en los últimos años se ha extendido enormemente su uso para aislar y delinear los árboles y derivar, directamente, parámetros de inventario (Holmgren, 2003; Popescu, 2003; Hyypä *et al.*, 2001). La utilización conjunta de los sensores ópticos con el lidar permite no sólo la individualización de los árboles y el análisis de los parámetros estructurales, sino también evitar confusiones entre el estrato arbustivo y el forestal (Tickle, 2001; Viñas *et al.*, 2006) y concentrar el posterior análisis espectral en las copas, con lo que se facilita la discriminación temática (Arroyo *et al.*,

2008), e incluso, afinar hasta el punto de derivar productividades por árbol (Viau, 2005).

En este artículo se resume el estudio desarrollado por el Institut Cartogràfic de Catalunya y el Departament d'Agricultura, Alimentació i Acció Rural (DAR) de la Generalitat de Catalunya, con el objetivo de establecer una metodología basada en teledetección para facilitar la actualización del SIGPAC necesaria para la gestión y control de determinados subsidios agrícolas de la Unión Europea. Concretamente, el estudio significaba analizar las posibles sinergias entre tres tipos de sensores y valorar distintas resoluciones, espectrales y espaciales, para optimizar la diferenciación de los árboles de las tres especies de estudio: olivos, algarrobos y almendros.

ÁREA DE ESTUDIO

Como área piloto donde efectuar la captura de datos y realizar las pruebas se seleccionó una zona de 6 x 6 km, delimitada por las coordenadas siguientes: UTMX: 357000-363000, UTM Y: 4571000-4577000. El área, perteneciente a la comarca d'Alt Camp, se encuentra a unos 3km al SO de Vila-ródona y a 60km al SO de Barcelona (figura 1) y posee importantes extensiones de viña y de árboles frutales de secano.

DATOS

El estudio se ha basado en datos capturados por tres tipos de sensores: dos ópticos pasivos (DMC y CASI) y un sensor activo lidar. Los datos se obtuvieron en tres campañas de vuelo, efectuadas durante 2007 (tabla 1), con la plataforma Cessna Caravan del Institut Cartogràfic de Catalunya (ICC), avión que se reformó para la instalación simultánea de hasta tres sensores.



Figura 1. Localización del área de estudio

		Campañas de vuelo		
sensor	canales	1ª campaña	2ª campaña	resolución
DMC	4	17.01.2007	19.07.2007	15 cm (pancro)
CASI	19	13.03.2007	19.07.2007	2 m
Lídar		17 y 19.01.2007		1 punto/m ²

Tabla 1. Resumen de las campañas de vuelo y de los sensores utilizados

Datos DMC

La cámara digital DMC, desarrollada por Z/I (Zeiss/Intergraph) Imaging, es un sensor pasivo del tipo CCD matricial, con capacidad para registrar simultáneamente imágenes pancromáticas de alta resolución e imágenes multiespectrales en cuatro canales (I, R, G, B). Posee 8 cabezales (figura 2), 4 para imágenes pancromáticas de alta resolución con focal de 120mm y 4 para imágenes multiespectrales (I, R, G, B) con focal de 25mm, por lo que la resolución de éstas es 4,8 veces inferior (120/25) (Alamús *et al.*, 2006). Las imágenes se obtuvieron en dos campañas (enero y julio de 2007) desde una al-

tura de vuelo de 1500m, dando lugar a un píxel de 15cm en el pancromático, lo cual supone 72cm para el multiespectral. Con la intención de analizar el efecto de la resolución, tras fusionar el pancromático con las imágenes multiespectrales mediante el algoritmo HSV (Intergraph, 2008) y aerotriangular las imágenes resultantes se procedió a degradar la resolución del píxel a 25cm, 50cm y 1m por agrupación y promediado, y para cada resolución se construyeron las colecciones RGB, IRG y IRGB para ser analizadas por separado. En la figura 3 se muestra el aspecto multitemporal de las dos primeras selecciones, y en la figura 4 el resultado del cambio de resolución.

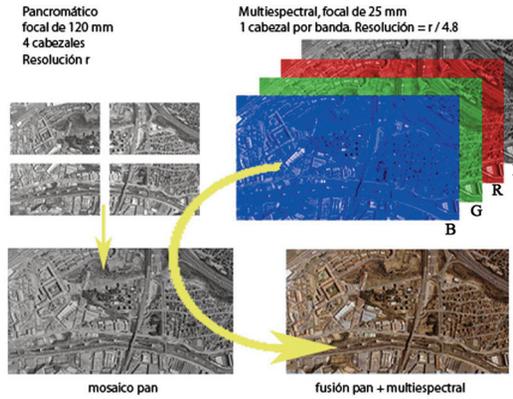


Figura 2. Esquema de la conformación de la imagen fusionada de la DMC

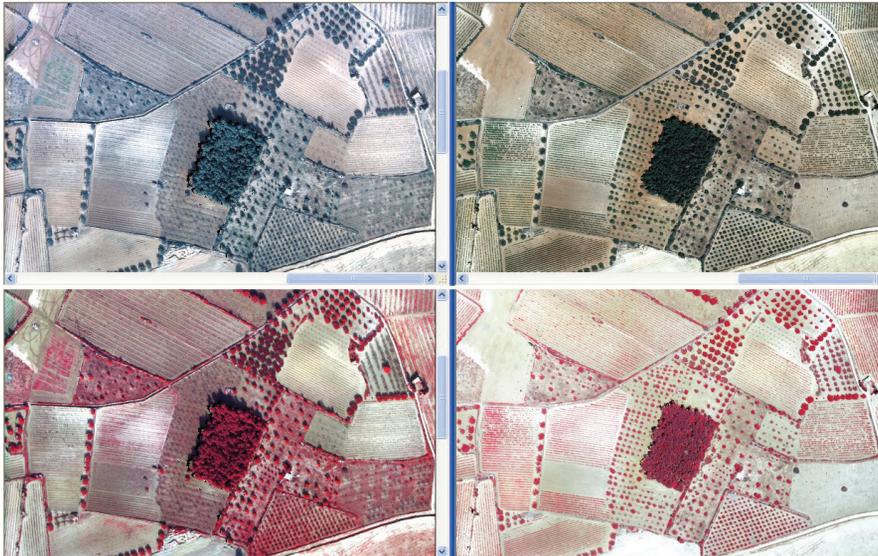


Figura 3. Composición de cuatro subescenas de la misma área derivadas de las imágenes DMC registradas en las dos campañas (izquierda: 17.1.2007, derecha: 19.7.2007), según dos combinaciones espectrales: RGB e IRG

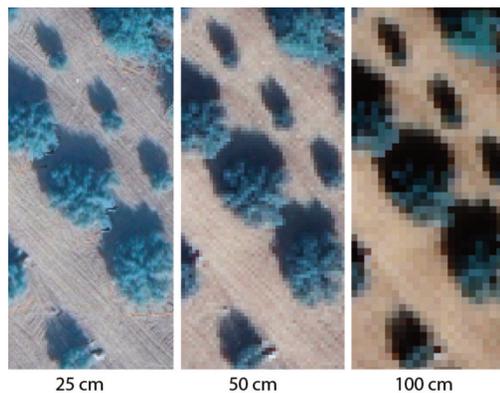


Figura 4. Detalle de una subescena rectificada a distintas resoluciones

Datos CASI

El sensor pasivo hiperespectral CASI 550 de ITRES fue instalado en las campañas efectuadas en marzo y julio y fue configurado para registrar 19 canales espectrales, el mayor número de canales que permitía la resolución diseñada (2m); a su vez, para minimizar los problemas de saturación se configuraron todos ellos con la misma amplitud (tabla 2). Su concreción espectral se decidió en función de la respuesta espectral típica de la vegetación, asegurándose de registrar de forma continua sus principales inflexiones. Para cubrir el área de estudio se efectuaron ocho pasadas paralelas de unos 7 x 2 km

con un 25% de superposición lateral para asegurar el total recubrimiento de la zona. Tras ser georreferenciadas se procesaron a 2m de resolución.

Datos LÍDAR

El sistema lidar, ALTM 3025 de Optech, únicamente se utilizó en la campaña de enero. Se efectuaron 24 pasadas paralelas para recubrir el área piloto y fueron registradas con una densidad de 0.5 puntos/m², que tras su proceso supuso una densidad real de 1 punto/m² debido al 50% de solapamiento lateral entre pasadas. En la tabla 3 se indican los principales parámetros de la captura de datos lidar.

canal	franja espectral (µm)		canal	franja espectral (µm)	
1	435.552142	450.625815	11	673.063410	686.344165
2	490.158054	505.210036	12	686.344165	699.643296
3	520.260879	535.312678	13	699.643296	714.866604
4	540.957777	556.014312	14	730.117842	743.487234
5	559.779291	574.843567	15	743.487234	756.881017
6	574.843567	589.916395	16	756.881017	772.219864
7	589.916395	604.999868	17	832.014871	847.547963
8	612.546251	627.649621	18	892.469128	908.192138
9	638.987457	654.119998	19	933.858383	949.727919
10	659.799628	673.063410			

Tabla 2. Rango espectral de los 19 canales CASI seleccionados

Densidad	1 punto/m ²
Frecuencia	25000 Hz
Núm. pasadas	24
Ángulo de barrido	±11°
Anchura de pasada	581 m
Solapamiento	50%
Altitud sobre terreno	1495 m
Velocidad	130 nudos
Huella del pulso	22 cm

Tabla 3. Características de la campaña lidar

Se efectuó un ajuste geométrico de las pasadas con control de campo siguiendo el método expuesto en (Kornus & Ruiz, 2003). La clasificación de los puntos lidar se realizó con los programas TerraScan y TerraModeler de Terrasolid Oy. dando lugar al modelo digital del terreno (MDT) con 1m de resolución y al modelo de superficie (MDS) con el valor lidar más alto de cada bloque de 1m²; la posterior diferencia entre ambos modelos originó el modelo de altura de la vegetación (CHM). Con el objetivo de individualizar los árboles se aplicó al modelo CHM el método hidráulico (Hyypä & Inkinen, 1999; Lee & Fisher, 2006) utilizando Arc/Info Workstation. Resumidamente, este método consiste en considerar el modelo CHM con las cotas cambiadas de signo como si fuese un modelo del terreno y extraer el mapa de cuencas hidráulicas: Cada cuenca de drenaje corresponde entonces a la copa de un árbol y su sumidero corresponde a su ápex. Al final del proceso se genera el mapa de identificadores de árbol y el modelo de alturas de árboles simplificado (MAAS), en el que a cada uno de los píxeles dentro de la proyección de la copa de un árbol sobre el te-

rreno se le asigna la cota del punto lidar interior más elevado (H_{tree}). Una vez generado el mapa de identificadores, se pudo asignar a cada punto de la nube de puntos lidar el identificador de árbol correspondiente y, ordenando por árbol, permitió calcular para cada árbol una serie de parámetros relacionados con sus características estructurales: superficie de copa (Area), número de puntos reflejados (N), cota inferior (Z_{min}), cota superior (Z_{max}), media ($\langle z \rangle$) y desviación estándar de la cota (σ_z), coeficiente de variación de cota ($cvz = 100 \sigma_z / \langle z \rangle$), coeficiente de penetración (penet), media ($\langle I \rangle$) y desviación estándar de las intensidades (σ_I), coeficiente de variación de las intensidades ($cvi = 100 \sigma_I / \langle I \rangle$), y una serie de 9 percentiles (Næsset & Bjerknes, 2001, Holmgren, 2003) calculados a diversas alturas dentro del árbol (p5, p10, p15, p20, p25, p30, p50, p75, p90) (figura 5); p15 representa la altura, por debajo de la cual se han registrado el 15% de rebotes para ese árbol, expresada como altura relativa con respecto a H_{tree} . Posteriormente, para cada uno de estos parámetros se derivó una imagen ráster (figura 6).

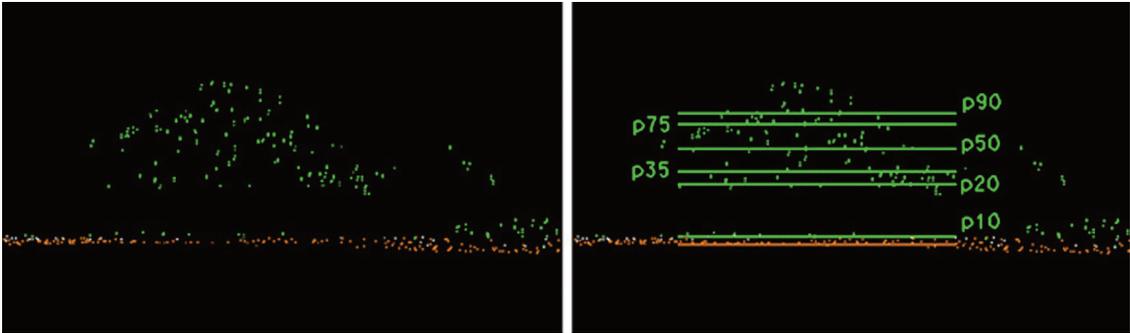


Figura 5. Vista en alzado de los puntos lidar correspondientes a un algarrobo y esquematización del significado de los percentiles en altura

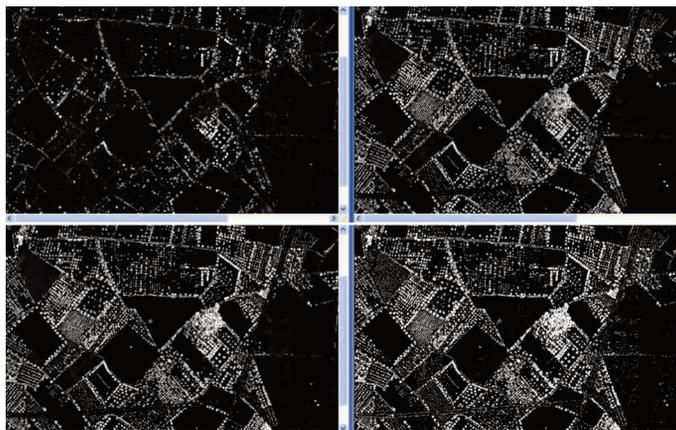


Figura 6. Representación de las imágenes ráster derivadas para cuatro percentiles. Arriba, de izquierda a derecha, p10 y p35; abajo, de izquierda a derecha, p50 y p90

Datos de campo

En una primera etapa se establecieron fichas individualizadas para una serie de 38 árboles de los que se analizó un conjunto de parámetros (coordenadas, especie, diámetro máximo, diámetro mínimo, altura máxima y mínima) y estados de desarrollo, información que se completó con fotografías (figura 7). Tras ser reconocidos estos árboles en representaciones de las imágenes multiespectrales se identificaron en la correspondiente al fichero MAAS derivado de lidar. La posterior segmentación de este último fichero con eCognition (véase más adelante, en el apartado: Individualización de árboles) condujo a la digitalización automática de sus copas (figura 8).

En una segunda fase, para aumentar el número de árboles de control, se seleccionaron campos homogéneos en cuanto a la especie (algarrobos, almendros, olivos) y se digitalizaron sus perímetros sobre ortofotomapas. La intersección de sus áreas con el fichero MAAS permitió individualizar estos árboles y agregarlos al fichero con los 38 anteriores, con lo que se consiguió aumentar el número de árboles de control hasta unos 400 (el 4,4% de los árboles presentes en el área de estudio). El conjunto global fue dividido en dos: un fichero de entrenamiento y un fichero de control, utilizados para obtener las firmas espectrales y para evaluar el resultado de la clasificación, respectivamente.

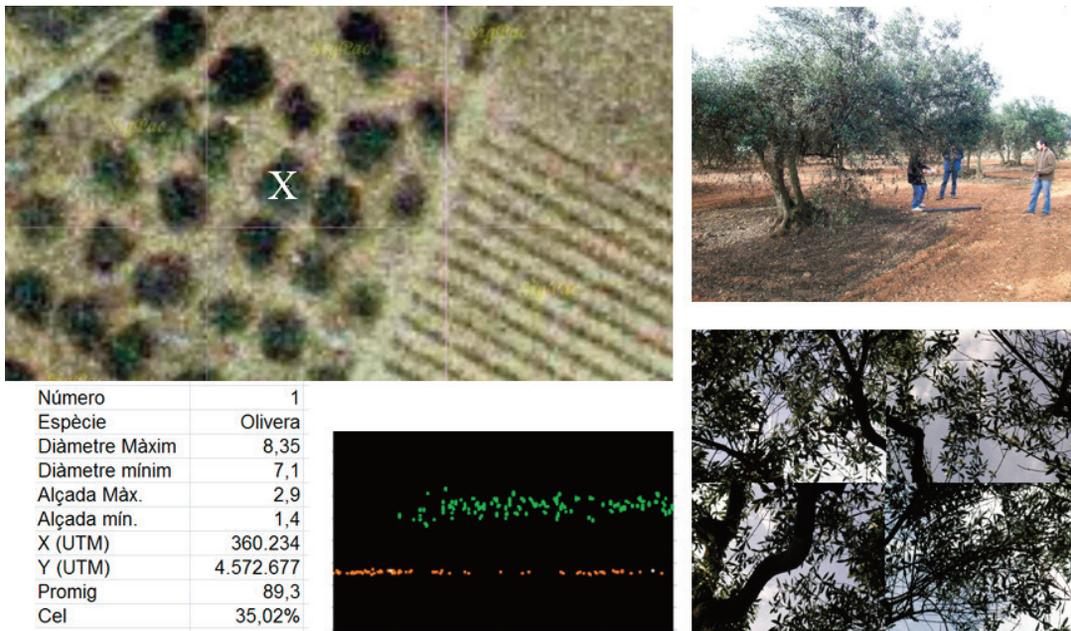


Figura 7. Ficha de datos de campo asociada al árbol N1, un olivo; el árbol en cuestión se señala con una “x” en el ortofotomapa. La representación sobre fondo negro se añadió posteriormente, tras procesar los datos lidar y calcular la sección de la nube de puntos correspondiente

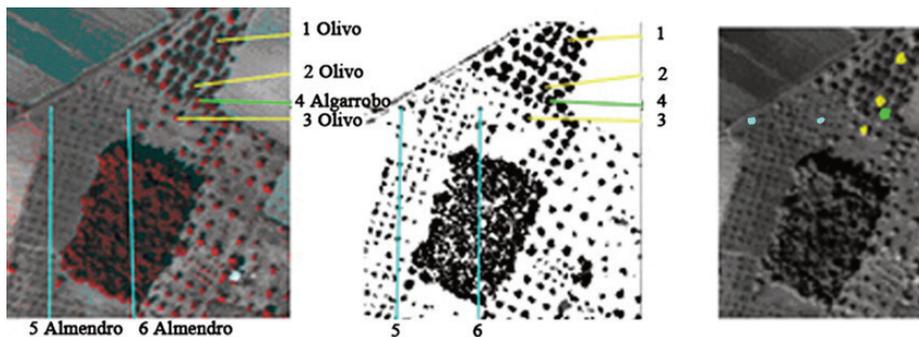


Figura 8. Localización de 6 árboles de control (3 olivos, 1 algarrobo y 2 almendros) sobre imagen CASI (izquierda), sobre el fichero MAAS (centro) y superposición de las 6 copas, una vez digitalizadas, sobre una imagen en blanco y negro (derecha).

METODOLOGIA

Dadas las características de las imágenes utilizadas, para llevar a cabo el objetivo del proyecto había que solucionar dos aspectos fundamentales: un proceso de corrección geométrica que posibilitase su superposición y un proceso para individualizar los árboles.

Corrección geométrica

Al tratar las imágenes matriciales de elevada resolución con procesos convencionales de ortorrectificación, basados en modelos de elevaciones del terreno, se obtienen representaciones con las estructuras tridimensionales recostadas sobre el terreno. Esta distorsión, que puede pasar desapercibida en las imágenes de resolución mediana o baja, se debe a que en el proceso de corregirlas geométricamente sólo se tiene presente la deformación ocasionada por la perspectiva cónica y por la topografía (modelos con MDT), por lo que los objetos que se hallan más altos que el terreno se rectifican sin tener en cuenta su altura. La distorsión depende también de la distancia al centro del fotograma. En el nadir no hay deformación debido a este error mientras que en las esquinas del fotograma el desplazamiento es má-

ximo. Como consecuencia de la incompleta corrección, la cima de los objetos aparece tanto más desplazada de su vertical cuanto más elevada es y más alejada está del centro de la imagen. Para situarlos correctamente es preciso aportar información sobre la altura de los objetos sobre el terreno (modelos MDS) (Valbuena, R. *et al.*, 2008).

El intento de utilizar conjuntamente imágenes de alta resolución obtenidas con distintos sensores, o incluso obtenidas con multitemporalidad por el mismo sensor obliga, por lo tanto, a efectuar ortorrectificaciones más sofisticadas que las convencionales (procesos de generación de “true-orthophotos”) para permitir su integración; en caso contrario, la intersección homóloga de los objetos con altura elevada es incorrecta e incluso puede no coincidir en absoluto.

Para solucionar este problema se procedió a la ortorrectificación de las imágenes DMC utilizando un MDS especial (MDSe) obtenido sumando el MAAS y el MDT. La utilización del MDS origina áreas ocultas, sin datos, alrededor de los objetos elevados, y aunque es posible rellenar las áreas ocultas con imágenes procedentes de otros fotogramas (Palà *et al.*, 2001; Palà y Arbiol, 2002), en este estudio no se ha hecho, puesto que sólo interesaban las copas de los árboles. En la figura 9 se muestra el efecto de corregir con MDT y con MDS.

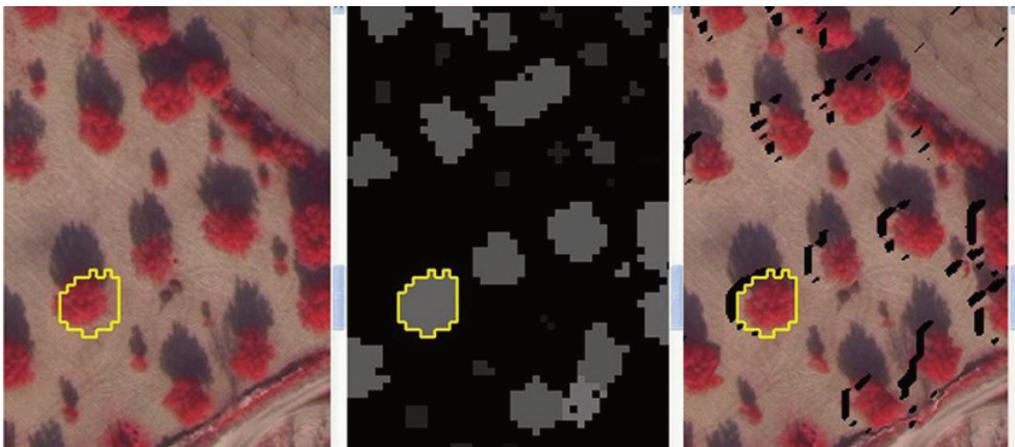


Figura 9. En blanco y negro se representa el fichero MAAS derivado de lidar; en color, la imagen DMC rectificada con MDT (izquierda) y con MDS (derecha). El perímetro amarillo de un segmento (copa de árbol), transportado a ambas imágenes, facilita la comparación de los efectos geométricos y demuestra la validez de la corrección con el MDS

Individualización de árboles

El segundo aspecto a solucionar también se relaciona con la elevada resolución. El uso de sensores de elevada resolución ocasiona la descomposición de los elementos de estudio en píxeles. Según sea el tipo de proceso posterior, la identificación del elemento de estudio como una entidad puede complicarse. Una solución al problema son los programas basados, no en el tratamiento píxel a píxel, sino en objetos (Chubey, 2006). En nuestro estudio los árboles se han analizado como objetos mediante el programa eCognition V.4 (Definiens, 2004). Esta aplicación ofrece un entorno de proceso cuya principal característica es que el análisis y clasificación de la imagen se efectúa en base a grupos de píxeles vecinos llamados segmentos que se generan en una etapa anterior, llamada segmentación, en la que la imagen se descompone o simplifica en regiones homogéneas. El proceso se define sobre las variables seleccionadas y se establece con ciertos parámetros, determinados por el usuario, que gobiernan la homogeneidad espectral de los objetos y su tamaño

(scale parameter) y forma (shape, compactness/smoothness). Una vez generados los objetos se puede iniciar el proceso de su clasificación en base a las mismas variables de segmentación o a otras (selección de diversas bandas espectrales), o utilizando un conjunto de nuevas variables que el programa genera automáticamente para cada objeto (forma, área, distancia a otros objetos, etc.).

Tras diversas aproximaciones se comprobó que el proceso de segmentación aplicado exclusivamente al MAAS, al agrupar los píxeles vecinos de altura similar daba lugar a segmentos coincidentes con las copas de los árboles, con lo que el problema de su descomposición en los píxeles constituyentes se solucionaba. Además, al quedar árboles y suelo en segmentos distintos se facilitaba la posterior estratificación vertical de la imagen, con lo que se evitaban las posibles confusiones espectrales entre árboles y superficie herbácea.

En la tabla 4 se indican los parámetros de segmentación establecidos empíricamente. Con estos valores se consiguió obtener la mayoría de las copas de los árboles como objetos individuales (figura 10).

resolución	scale	shape	compactness
25 cm	20	0.3	0.3
50 cm	10	0.3	0.3
100 cm	10	0.3	0.3

Tabla 4. Parámetros utilizados en la segmentación eCognition del fichero MASS

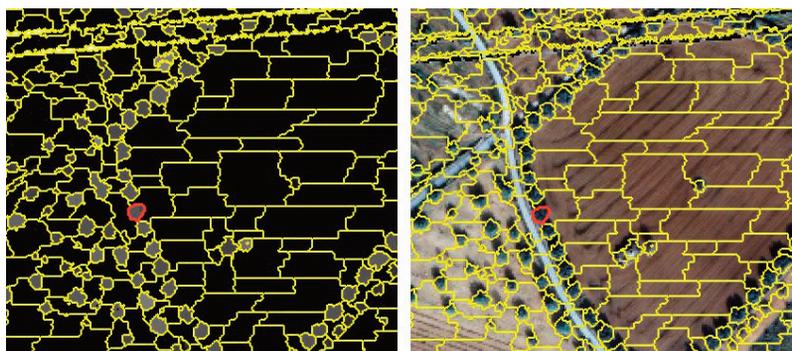


Figura 10. A la izquierda, resultado de la segmentación basada en el fichero MAAS. Los perímetros de los objetos, mostrados en amarillo, se visualizan a la derecha sobre la imagen DMC de la misma área

A partir de estas facilidades aportadas por eCognition, el estudio se planteó como una secuencia de procesos independientes (proyectos eCognition) confeccionados con el fichero MAAS como base de la segmentación, y con subconjuntos de las distintas variables disponibles (derivadas del lidar, imágenes CASI o DMC, unitemporales y bitemporales, y con tres resoluciones) con los que basarse para la discriminación entre las tres especies. Finalmente se efectuaron 41 pruebas, como muestra la figura 11.

Tras la segmentación del fichero MAAS se efectuaba una primera clasificación de los segmentos según tres umbrales de altura: nivel bajo (altura < 26cm), nivel alto (altura > 10m) y nivel intermedio, estrato que correspondía básicamente a las copas de los árboles frutales. A continuación se iniciaba el proceso de discriminación de especies dirigido, exclusivamente, a los segmentos del nivel intermedio (copas de los árboles), usándose en cada prueba el subconjunto de variables seleccionadas.

El programa eCognition contempla la clasificación de tipo supervisado, por lo que requiere parcelas de entrenamiento. Tras entrar el mismo fichero de árboles de entrenamiento en todas las pruebas, se establecieron automáticamente sus firmas espectrales de acuerdo con el conjunto de variables de cada proyecto. Seguidamente, se efectuó la clasificación de los segmentos con el método del vecino más próximo. Su evaluación se realizó con tablas de contingencia que se elaboraron a partir de un mismo

fichero de control: el fichero de árboles de test constituido por unos doscientos elementos.

RESULTADOS

Comparación de datos de campo con los resultados derivados del LÍDAR

Los primeros parámetros estudiados fueron la altura y la superficie de copa de los árboles. Si bien el trabajo de campo no la midió directamente, la superficie se estimó a partir de la medida de los diámetros máximos y su perpendicular, haciéndose la suposición de que las copas tienen forma de elipse. Una vez efectuado este cálculo se estudiaron las rectas de regresión entre los valores asignados a los árboles de control en el trabajo de campo y los derivados de los datos lidar. Como puede observarse en la figura 12, las regresiones dan valores aceptables incluso con los almendros (0.73), a pesar de que cuando se registraron los datos lidar (enero) carecían de hojas; éste puede ser uno de los motivos por el cual dan lugar a una mayor dispersión. Al hacer una valoración más detallada se observa que los datos lidar han sobreestimado la altura de 14 árboles sobre un total de 33, cuando lo lógico sería tender a obtener casi siempre subestimaciones (Popescu *et al.*, 2004; Naesset and Bjercknes, 2001), sobretodo porque la densidad de puntos lidar no es elevada (la probabilidad de que un pulso lidar incida exactamente

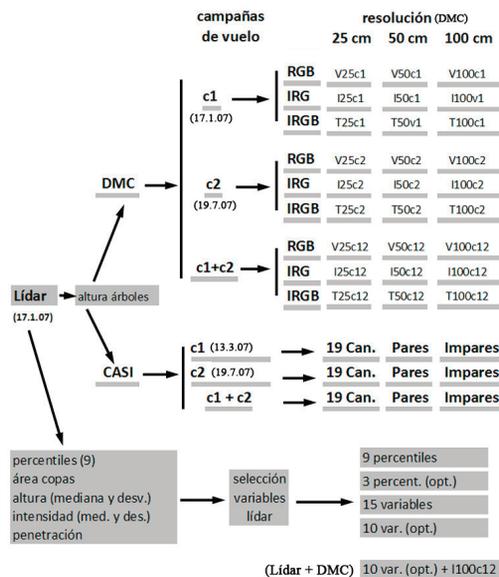


Figura 11. Esquema de las 41 pruebas realizadas. El fichero MAAS (Modelo Alturas Árboles simplificado) derivado de los datos lidar se utiliza en todos los procesos como base de la segmentación.

en el vértice superior del árbol es baja). En referencia a la superficie, ésta se subestimó en 21 casos, cuando lo esperado era obtener sobreestimaciones debido al tamaño de la huella. Un último factor que no se ha analizado es la posibilidad de un sesgo a la

baja en la determinación de alturas en campo debido al efecto de perspectiva del observador. La tabla 5 muestra los valores medios de los parámetros derivados mediante lidar para 37 de los 38 árboles medidos en campo. El árbol que falta es un almendro que no se detectó con lidar.

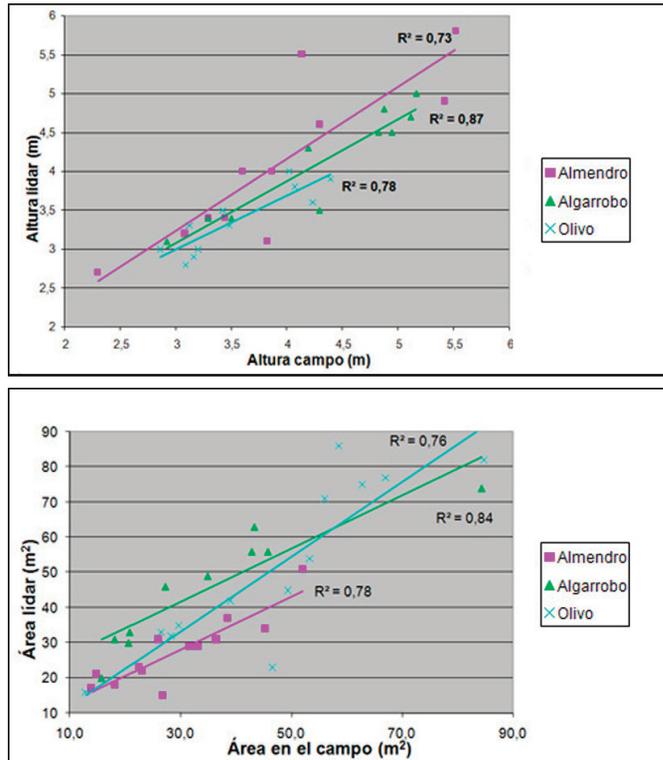


Figura 12. Regresión entre los valores de campo y los deducidos de los datos lidar. Para alturas, el coeficiente de correlación es de 0.87 para algarrobos, 0.78 para olivos y 0.73 para almendros. Para la superficie de las copas se han obtenido 0.84 para algarrobos, 0.78 para almendros y 0.76 para olivos

	H _{tree}	Area	Z _{min}	Z _{max}	N	Percentiles en altura relativos (%)									Coef penet	cvz	<I>	σ _I	cvi
	(cm)	(m ²)	(m)	(m)		p5	p10	p15	p20	p25	p35	p50	p75	p90					
Olivo	377	55	274,7	278,5	170	3	24	34	55	63	69	73	81	88	5	38	58	21	37
Algarrobo	430	45	269,4	273,8	153	2	7	28	35	43	53	64	78	87	7	46	54	21	39
Almendro	393	28	278,8	282,9	74	5	19	38	41	55	67	73	82	90	7	40	65	17	26

Tabla 5. Valores promedio de los principales parámetros calculados con lidar para 37 de los árboles medidos en campo: H_{tree}, altura del árbol; Area, área de copa; Z_{min}, cota mínima de los puntos lidar, Z_{max}, cota máxima; N, número de puntos; p5, ..., p90, percentiles en altura relativos a la altura del árbol; Coef penet, coeficiente de penetración; cvz, coeficiente de variación de las cotas; <I>, intensidad media; σ_I, desviación estándar de la intensidad; cvi, coeficiente de variación de la intensidad

Clasificación temática de los datos LÍDAR

Con el objetivo de estudiar la capacidad de los percentiles para caracterizar la estructura de los árboles y diferenciar las tres especies de leñosos se confeccionó un proyecto eCognition exclusivamente con estas variables. La evaluación de la clasificación con los 9 percentiles calculados (p5, p10, p15, p20, p25, p30, p50, p75, p90) mostró sus limitaciones; sólo los olivos son detectados con cierta fiabilidad (78%), como indica la tabla 6. Entre las facilidades que aporta el programa eCognition está el análisis de optimización de variables, rutina que ordena las variables según la variabilidad que explica cada una de ellas e informa de la variabilidad total explicada. Al aplicar este análisis a los percentiles se observó que con sólo p10, p15 y p35 se explicaba más del 90% de la variabilidad y que los restantes percentiles la aumentaban muy poco, por lo que decidimos prescindir de ellos en aras a obtener un modelo más simple. En la misma tabla 6 se muestran las tablas de contingencia derivadas de las dos clasificaciones: con los nueve percentiles y con tres percentiles seleccionados por la optimización.

Otras dos pruebas se realizaron con las variables deducidas de lidar: una clasificación con las 15 características calculadas (9 percentiles, area, σ_i , $\langle I \rangle$, penet, cvi, cvz) y otra con las 10 seleccionadas por la optimización; la escasa variabilidad explicada por los percentiles p5, p75 y p90, el coeficiente de variación de la cota (cvz) e, inesperadamente, el coeficiente de penetración (penet) nos sugirió eliminarlas. Respecto a la prueba anterior de los percentiles, los resultados obtenidos al incorporar las otras variables lidar fueron mejores para olivos (92,1%) y almendros (66%), como puede observarse

en la tabla 7, pero todavía resultan globalmente inaceptables: el 29,8% de almendros y el 37,2% de algarrobos se clasificaron como olivos.

A partir de estos resultados se puede deducir que la información estructural aportada por estas 15 características derivadas del lidar es insuficiente para diferenciar entre sí las tres especies de estudio. Es posible que un aumento de la densidad de puntos, la extracción de parámetros derivados nuevos o la consideración de las rejillas de plantación pudieran mejorar estos resultados.

Clasificación temática de los datos DMC

Una vez realizada la ortorectificación de las imágenes de la cámara digital con el modelo de los árboles MDSe, se confeccionaron tres colecciones de ficheros: IRGB, constituida por los cuatro canales espectrales; RGB, con los tres canales visibles para simular las imágenes con colores reales; IRG, para simular las imágenes en infrarrojo color. Además, para cada una de estas colecciones se generaron los ficheros en las tres resoluciones de estudio: 25cm, 50cm y 100cm. El análisis de las imágenes DMC consistió, por lo tanto, en realizar 27 proyectos eCognition (figura 11), todos ellos con el modelo MAAS como base de segmentación.

En la tabla 8 se resumen los resultados obtenidos de las pruebas efectuadas a 100cm de resolución; sólo se muestran los valores de las diagonales de las tablas de contingencia, expresados en porcentajes. Fácilmente se deduce de estos resultados la conveniencia de usar el canal infrarrojo y efectuar capturas multitemporales. Al incorporar este canal a los canales visibles, el porcentaje de acierto para los algarrobos pasa del 60% al 77% al usar información multitemporal.

clas \ campo	con los 9 percentiles				con 3 percentiles seleccionados			
	Olivo	Algarrobo	Almendro	Total	Olivo	Algarrobo	Almendro	Total
Olivo	79 (78)	16 (37)	28 (60)	123	78 (77)	14 (33)	27 (57)	119
Algarrobo	5 (5)	26 (60)	5 (11)	36	5 (5)	24 (56)	1 (2)	30
Almendro	17 (17)	1 (2)	14 (30)	32	18 (18)	5 (12)	19 (40)	42
Total	101	43	47	191	101	43	47	191

Tabla 6. Tablas de contingencias obtenidas al clasificar con los 9 percentiles (izquierda) y con los tres mejores: p10, p15, p35. Entre paréntesis se indican los porcentajes de acierto

		15 var. Lidar				error
clas \ campo	Olivos	Algarrobos	Almendros	total	comisión	
Olivos	93 (92,1)	16 (37,2)	14 (29,8)	123	24.4	
Algarrobos	7 (6,9)	25 (58,1)	2 (4,3)	34	26.5	
Almendros	1 (1,0)	2 (4,7)	31 (66,0)	34	8.8	
total	101	43	47	191		
er. omisión	7,9	41,9	34,0			
		10 var. Lidar				error
clas \ campo	Olivos	Algarrobos	Almendros	total	comisión	
Olivos	90 (89,1)	16 (37,2)	14 (29,8)	120	25,0	
Algarrobos	8 (7,9)	25 (58,1)	1 (2,1)	34	26,5	
Almendros	3 (3,0)	2 (4,7)	32 (68,1)	37	13,5	
total	101	43	47	191		
er. omisión	10,9	41,9	31,9			

Tabla 7. Tablas de contingencia obtenidas al clasificar con las 15 variables lidar (arriba) y con las 10 seleccionadas por la optimización (abajo). Entre paréntesis se indican los porcentajes de acierto con respecto a la verdad terreno

	RGB 1m			IRG 1m			IRGB 1m		
	1ª campaña	2ª campaña	1ª+2ª campaña	1ª campaña	2ª campaña	1ª+2ª campaña	1ª campaña	2ª campaña	1ª+2ª campaña
Olivos	79	91	90	86	82	93	84	84	92
Algarrobos	57	42	60	69	29	74	79	49	77
Almendros	98	81	96	100	81	100	100	79	100

Tabla 8. Resumen del porcentaje de aciertos obtenidos en las 9 pruebas de clasificación de las imágenes DMC corregidas a 1 m de resolución

Otra deducción que resulta de estos datos es la gran importancia que tiene elegir la fecha de vuelo. Algarrobos y olivos conservan la hoja durante todo el año, pero el porcentaje de acierto de los algarrobos en la segunda campaña (19 de julio) es muy inferior al obtenido con los de la primera (17 de enero); las fechas de captura, pues, son críticas para diferenciar las especies.

Respecto a los resultados obtenidos conviene re-

marcar dos hechos. Por una parte, insistir que se han derivado de una segmentación basada en el fichero MAAS seguida de una primera fase de clasificación basada en la altura, procesos que desembocan en la individualización de los árboles y en la estratificación de la imagen. Los resultados obtenidos suponen, por lo tanto, haber hecho uso de datos lidar y haber efectuado un tratamiento de objetos. Por otra parte, puede sorprender que con los datos de la pri-

mera campaña se obtengan aciertos casi inmejorables para los almendros, cuando resulta que en enero carecen de hojas. En realidad, la metodología desarrollada identifica como almendros la ausencia de vegetación en las copas de los árboles en los datos de enero; con los de julio, cuando las tres especies presentan hojas, el porcentaje de acierto baja por la confusión espectral con las otras dos especies, y con los datos multitemporales vuelven a identificarse con pleno acierto al considerarse el contraste entre las dos campañas. La metodología desarrollada no puede aplicarse, directamente, a casos más generales que el que nos ocupa, en el cual, el objetivo radica exclusivamente en los árboles situados en los campos controlados, árboles que sólo pueden pertenecer a las tres especies de estudio: olivos, algarrobos, almendros. En la figura 13 se muestra una subescena clasificada.

Este mismo proceso se aplicó a las imágenes DMC convolucionadas a 25cm y a 50cm para comparar los efectos de la resolución, con la finalidad de sacar conclusiones sobre la mejor altura de vuelo; si bien degradar la resolución del píxel por convolución cúbica no es una simulación perfecta de las características de las imágenes obtenidas a distintas alturas, puede aceptarse como una aproximación. Para cada resolución se efectuaron las nueve pruebas corres-

pondientes al uso de los datos de las dos campañas por separado, reunidas, y con las tres combinaciones de canales: RGB, IRG e IRGB. En la tabla 9 se representan las tablas de contingencia obtenidas en las pruebas con multitemporalidad y con los cuatro canales.

De estos resultados puede extraerse que el aumento de resolución no supone un beneficio para diferenciar las tres especies, fenómeno, por otra parte, ya expuesto en algunos estudios con imágenes de elevada resolución (Marceau & Hay, 1999). Por lo tanto, parecería razonable plantear campañas de vuelo con altura superior para abaratar costes; con una resolución de 1m bastaría. Sin embargo, teniendo en cuenta el proceso de formación de la imagen DMC hay que ser muy cautos con esta deducción. Tal como indica la figura 2, las componentes espectrales de la imagen virtual provienen de imágenes con menor resolución que la pancromática, factor determinado por la relación entre las focales de los dos sistemas de lentes. Las imágenes virtuales DMC de 25 cm y de 50 cm no tienen una resolución espacial significativamente mejor que las de 100 cm para sus canales espectrales y, por lo tanto, es razonable que sus resultados no sean mejores respecto a los obtenidos con las imágenes a 100 cm de resolución.

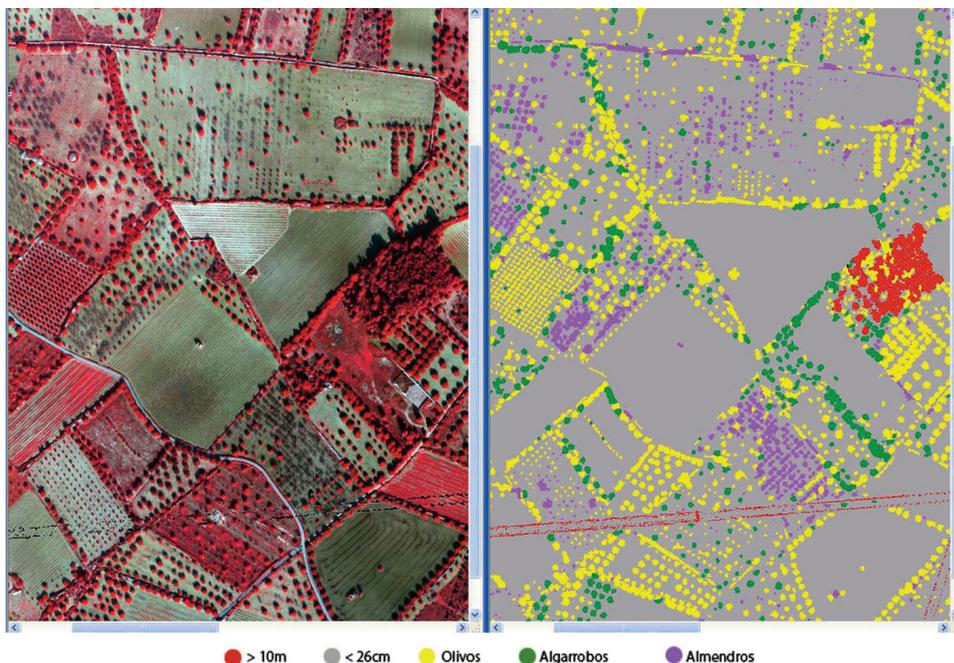


Figura 13. Muestra del resultado de la clasificación efectuada con imágenes DMC corregidas a 100 cm de resolución, constituidas por los cuatro canales (IRGB) registrados con multitemporalidad

DMC 100cm					
clas \ campo	Olivos	Algarrobos	Almendros	total	error comisión
Olivos	93 (92,1%)	10 (23,3%)	0 (0,0%)	103	9.70%
Algarrobos	8 (7,9%)	33 (76,7%)	0 (0,0%)	41	19.50%
Almendros	0 (0,0%)	0 (0,0%)	47 (100%)	47	0%
total	101	43	47	191	
error omisión	7.90%	23.30%	0%		
DMC 50cm					
clas \ campo	Olivos	Algarrobos	Almendros	total	error comisión
Olivos	116 (93,5%)	15 (29,4%)	1 (1,9%)	132	12.10%
Algarrobos	7 (5,6%)	35 (68,6%)	0 (0,0%)	42	16.70%
Almendros	1 (0,8%)	1 (2,0%)	51 (98,1%)	53	3.80%
total	124	51	52	227	
error omisión	6.50%	31.40%	1.90%		
DMC 25cm					
clas \ campo	Olivos	Algarrobos	Almendros	total	error comisión
Olivos	116 (90,6%)	20 (37,7%)	0 (0,0%)	136	14.70%
Algarrobos	10 (7,8%)	32 (60,4%)	1 (1,9%)	43	25.60%
Almendros	2 (1,6%)	1 (1,9%)	51 (98,1%)	54	5.60%
total	128	53	52	233	
error omisión	9.40%	39.60%	1.90%		

Tabla 9. Tablas de contingencia derivadas de las pruebas efectuadas con multitemporalidad y con los cuatro canales de la DMC, para las tres resoluciones analizadas; entre paréntesis se expresan los porcentajes de acierto

Clasificación con variables derivadas de LÍDAR y DMC

Para analizar la sinergia de los sensores activos y pasivos en el proceso de clasificación, se confeccionó un proyecto incorporando las diez variables lidar seleccionadas en el análisis de optimización a los canales I, R, G multitemporales de las imágenes DMC a 1m de resolución. De esta forma, en la discriminación de las tres especies de estudio intervenían variables con información estructural y espectral. El porcentaje de aciertos obtenidos disminuyó un 2% para olivos y almendros y se mantuvo constante para los algarrobos, como se resume en la tabla 10; de los datos utilizados debemos deducir que la incorporación de la información estructural derivada del lidar a información espectral de la

DMC no le aporta poder de discriminación.

Clasificación temática de los datos CASI

Los datos de las dos campañas también fueron georreferenciados utilizándose el modelo de los árboles MDSe, y siguiendo la metodología expuesta en el apartado anterior se configuraron nueve proyectos eCognition independientes (figura 11): con los 19 canales espectrales, con los canales pares (según la codificación indicada en la tabla 2), con sólo los impares, y en cada caso para las dos campañas por separado y conjuntamente. La elevada correlación que existe entre canales vecinos permitía, de entrada, plantear esta drástica reducción con la intención de valorar la posibilidad de activar menos canales para posibilitar campañas de vuelo a altura inferior; el

tiempo de integración de datos limita la resolución espacial en función de la espectral.

Como en las restantes pruebas, en cada proyecto eCognition la segmentación se basó exclusivamente en el fichero MAAS, y una vez los árboles habían sido individualizados como segmentos se procedió a una primera clasificación de la imagen mediante umbrales de altura y, seguidamente, a la clasificación de las copas de los árboles utilizando las bandas espectrales seleccionadas. La evaluación de los resultados se hizo con tablas de contingencia establecidas con el mismo fichero de árboles de test utilizado para valorar los datos DMC y lidar. En la tabla 11 se resumen los porcentajes de acierto obtenidos, por especie, al clasificar los datos de las dos campañas por separado en tres pruebas: usando todos los canales y con las agrupaciones de canales pares e impares.

De las tablas de contingencia generadas no pueden extraerse conclusiones evidentes: con los datos de la primera campaña se observa que usando todos los canales o sólo los canales impares se obtienen porcentajes de acierto similares, sin embargo esta misma selección de canales empeora el acierto de los algarrobos y olivos (un 7% y un 6%, respectivamente) con los datos de la segunda campaña. Por otra parte, los valores tan bajos de aciertos para los algarrobos, aún usando todos los canales, obligaban

a considerar necesario el análisis multitemporal. Un último punto a destacar es que si se comparan los porcentajes de acierto obtenidos en la segunda campaña al utilizar todas las variables, esto es, los 19 canales CASI, con los obtenidos con los 4 canales DMC, campaña con ambos sensores instalados simultáneamente en la misma plataforma, se observan valores muy semejantes a pesar de la diferente resolución. Con DMC (canales IRGB) a 1m los aciertos fueron: olivos 84%, algarrobos 49%, almendros 79%; con CASI a 2m (19canales): olivos 83%, algarrobos 45%, almendros 79%.

Al visualizar los archivos CASI para su análisis multitemporal se detectaron distorsiones geométricas que impedían la superposición correcta de los datos de las dos campañas, aún habiendo sido ambas georreferenciadas con el modelo de los árboles derivado del lidar. En la figura 14 se representa una misma subescena en falso color originado por la misma combinación de canales registrados en las dos campañas; sobre las imágenes se han incorporado los perímetros resultantes de la segmentación, efectuada en ambos casos a partir del MAAS. Al observar detenidamente esta figura se pone de manifiesto que no existe una total correspondencia geométrica entre las copas de los árboles registrados con multitemporalidad.

resol. 1m	lidar	DMC	lidar+DMC
	10 var. optim.	IRG multít.	16 variables
Olivos	89.1	93.1	91.1
Algarrobos	58.1	74.4	74.4
Almendros	68.1	100	97.9

Tabla 10. Resumen de los porcentajes de acierto obtenidos al considerar variables estructurales (lidar) y espectrales (DMC) por separado y reunidas

	1ª Campaña			2ª Campaña		
	CASI 19c	CASI 10ci	CASI 9cp	CASI 19c	CASI 10ci	CASI 9cp
Olivos	88	89	83	83	77	77
Algarrobos	40	40	35	45	38	40
Almendros	89	89	85	79	79	83

Tabla 11. Porcentajes de acierto obtenidos al clasificar los datos de las dos campañas CASI por separado, utilizando todos los canales, los diez canales impares, o los nueve canales pares

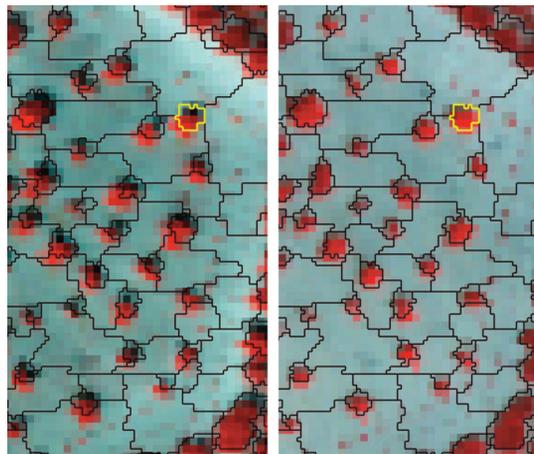


Figura 14. Falso color (canales: 16, 12 y 8) de una misma subescena registrada en las dos campañas CASI, con corrección geométrica basada en el modelo de los árboles MDSe. Se ha superpuesto el perímetro de los segmentos derivados de la variable MAAS para evidenciar el problema de su superposición geométrica

La conformación de las imágenes tomadas con sensores de barrido lineal como el CASI obliga a establecer modelos de corrección con orientación específica para cada línea derivada por orientación directa (Alamús, R. y Talaya, J., 2000). En la mayoría de los casos la aplicación de estos modelos, complementados con el MDT (o MDS), alcanza las precisiones requeridas. Sin embargo, al tratar con proyectos que requieren elevada precisión métrica se pueden hacer evidentes otros efectos no considerados como pueden ser los ocasionados por las distorsiones radiales propias de la óptica del sensor (no calibrada ni distribuida por el fabricante del instrumento) o por una precisión insuficiente de la trayectoria.

En la tabla 12 se muestra el resultado de la clasificación efectuada con todos los canales espectrales de CASI de las dos épocas. A pesar de los problemas de superposición comentados, el porcentaje de aciertos para olivos es superior al 92% y para almendros es del 93,6%; sin embargo en los algarro-

bos no se llega al 60%. Independientemente del problema geométrico citado anteriormente, si se comparan estos resultados con los obtenidos con la DMC (tabla 9) podría deducirse la inferioridad de CASI, pero los resultados tan parecidos obtenidos con los datos exclusivos de la segunda campaña sugieren que la fecha de la primera campaña ha sido determinante. Como consecuencia de estas observaciones y de que la incorporación de las variables derivadas de lidar no supuso ningún beneficio en la prueba con datos DMC, se optó por no efectuar la prueba de su integración a los datos CASI.

También con los datos multitemporales se analizó el efecto de la reducción de canales haciendo la selección de pares e impares en proyectos independientes. Los resultados de las clasificaciones consecuentes no evidenciaron diferencias notables en el porcentaje de aciertos (tabla 13), fluctuando entre una disminución de 3,2% (para los olivos, con canales impares) y un aumento de 3,8% (para los algarrobos, con canales pares).

clasific. \ campo	Olivos	Algarrobos	Almendros	total	error comisión
Olivos	93 (92,1%)	16	3	112	17.00%
Algarrobos	7	25 (58,1%)	0	32	21.90%
Almendros	1	2	44 (93,6%)	47	6.40%
total	101	43	47	191	
error omisión	7.90%	41.90%	6.40%		

Tabla 12. Tabla de contingencia derivada del proceso de clasificación multitemporal de las imágenes CASI utilizando todos los canales (19 + 19)

clasific campo	canales pares				canales impares		
	Olivos	Algarrobos	Almendros		Olivos	Algarrobos	Almendros
Olivos	89,9	35,7	6,4		88,9	38,1	8,5
Algarrobos	9,1	61,9	0,0		8,1	59,5	0,0
Almendros	1,0	2,4	93,6		3,0	2,4	91,5

Tabla 13. Tablas de contingencia (en %) derivadas de las clasificaciones de imágenes multitemporales CASI, seleccionando en ficheros independientes los canales pares e impares

CONCLUSIONES

La integración de datos provenientes de imágenes de elevada resolución, ya sean de sensores distintos u obtenidos con multitemporalidad con el mismo sensor, obliga a efectuar ortorrectificaciones con modelos de superficie; los modelos MDT resultan insuficientes porque no corrigen el desplazamiento aparente de los objetos de altura elevada sobre el terreno e impiden el análisis combinado de imágenes de diferentes sensores o diferentes épocas.

La utilización de datos lidar ha resultado ser de gran interés en la identificación de tres tipos de leñosos por facilitar tres etapas fundamentales del proceso de imágenes de elevada resolución: ortorrectificación, estratificación e individualización de los árboles.

Respecto a la ortorrectificación, a partir de un MDS derivado del lidar se ha establecido un modelo de altura de los árboles simplificado (MAAS) que incorporado en el modelo de deformación ha permitido la integración de datos multitemporales e incluso de datos provenientes de sensores distintos.

La posibilidad de estratificar la imagen espectral a partir de la información 3D aportada por el lidar facilita el posterior tratamiento al permitir dirigir el análisis espectral exclusivamente a las copas de los árboles, evitándose las posibles confusiones con estratos distintos. Esta misma característica, analizada en entornos de proceso dirigidos a objetos, facilita de recomposición de los árboles como entidades.

Los valores de altura y superficie de las copas de los árboles derivados de los datos lidar han presentado una correlación notable con los medidos en el trabajo de campo. La utilización de otras variables

con significado estructural (percentiles, penetración, etc.), sin embargo, no ha permitido diferenciar las tres especies de estudio con fiabilidad aceptable; si bien se ha obtenido un 89,1 % de acierto de los olivos, el error de comisión con algarrobos (37,2%) y almendros (29,8%) es excesivo. En todo caso, que tras el proceso de optimización de variables lidar se haya descartado el coeficiente de penetración nos hace pensar que las limitaciones encontradas estén condicionadas por la escasa resolución o densidad de puntos lidar en este estudio.

Se ha desarrollado una metodología que utilizando conjuntamente imágenes lidar y DMC multitemporales, ambas con 1m de resolución, ha permitido cartografiar, en las zonas de interés, las copas de los árboles y discriminar las tres especies con fiabilidad aceptable para el objetivo de este estudio (92,1% para olivos, 76,7% para algarrobos y 100% para almendros).

La sustitución de las imágenes DMC por CASI de 2 m de resolución reduce el acierto para las tres especies en análisis multitemporal; sin embargo, más que la menor resolución, la causa puede relacionarse con limitaciones geométricas de la imagen CASI y con la fecha de registro; los resultados obtenidos con los datos capturados simultáneamente (2ª campaña) fueron muy parecidos al utilizar uno u otro sensor.

En este estudio también se ha evidenciado que la discriminación entre especies no sólo requiere un registro multitemporal, sino que la determinación de las fechas es crítica. Mientras que el porcentaje de aciertos en la identificación de los algarrobos disminuyó un 30% al tratar exclusivamente los datos de la segunda campaña, el de los olivos se mantuvo constante en las dos campañas.

Los resultados obtenidos han llevado al Department d'Agricultura a proseguir con el estudio, extendiéndolo a la totalidad del territorio de interés, unos 3.600 km², con revisión de la metodología. La incertidumbre que se mantiene en la determinación de la especie es un problema menor si se tiene en cuenta que la actualización del inventario no se realizará directamente en base de los resultados que pueda proporcionar la metodología final, sino que la información que ésta proporcione será contrastada con la del SIGPAC, y en función de diversos criterios y niveles de discrepancia será incorporada a la base de datos o bien supervisada manualmente por operadores, tanto en gabinete como en visitas a campo, si bien estos trabajos afectarán a una pequeña proporción de los árboles a inventariar, con el consiguiente ahorro en tiempo y recursos.

AGRADECIMIENTOS

La ejecución de este trabajo ha supuesto la intervención de muchos compañeros de diversas unidades que con su actuación puntual en etapas concretas de proceso o con sus comentarios valiosos lo han posibilitado. Queremos reconocer, concretamente, las actuaciones de, Armand Güell, Wolfgang Kornus, Myriam Moysset, Ramon Alamús, Joan Martí, David Torrents, Jordi Hernández, Daniel Farré, José Antonio Ortega, Anna Tardà, Fernando Pérez, Judit Fernández, Miquel Àngel Ortiz, Roman Arbiol, Julià Talaya y Xavier Esteve.

REFERENCIAS

- ALAMÚS, R., KORNUS, W. y TALAYA, J. 2006. Studies on DMC geometry. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 60: 375-386.
- ALAMÚS, R. y TALAYA, J. 2000. Airborne sensor integration and direct orientation of the CASI system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 33:5-11.
- ARROYO, L.A., JOHANSEN, K., ARMSTON, J., PHINN, S. y PASCUAL, C. 2008. Integration of LIDAR and QuickBird imagery for mapping riparian zones in Australian tropical savannas. *SilviLaser*, Edinburgh, pp: 113-122.
- CHUBEY, M.S., FRANKLIN, S.E. y WULDER, M.A. 2006. Object-based analysis of Ikonos-2 imagery for extraction of forest inventory parameters, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 72(4): 384-394.
- DEFINIENS AG, 2004. eCognition Version 4 User Guide.
- FALCÓN, J.D., GONZÁLEZ, J. y AMBROSIO, G. 2004. Detección de olivos en imágenes de satélite de alta resolución. *Revista de Teledetección*. 21: 5-9.
- GOUGEON, F. 1995. A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 21(3): 274-284.
- HINZ, A. 1999. The Z/I digital aerial camera system. *Proceedings of the 47th Photogrammetric Week*. Stuttgart. Wichmann Verlag, Heidelberg, pp. 109-115.
- HYYPÄ, J., KELLE, O., LEHIKONEN, M. y INKINEN, M. 2001. A segmentation-based method to retrieve stem volume estimates from 3-D tree height models produced by laser scanners. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 39(5): 969-975.
- HYYPÄ, J. y INKINEN, M. 1999. Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. *Photogrammetric Journal of Finland*. 16:27-42.
- HOLMGREN, J. 2003. Estimation of forest variables using airborne laser scanning. Doctoral thesis. Dept. of Forest Resource Management and Geomatics, Umea. Acta Universitatis Agriculturae Sueciae. Silvestria, 278, 43pp.
- INTERGRAPH, 2008. Digital Mapping Camera (DMC) Postprocessing Software User's Guide.
- IZQUIERDO, E., AMORÓS, J., GÓMEZ, L., MUÑOZ, J., RODRÍGUEZ, J. Z., CAMPS, G. y CALPE, J. 2008. Actualización del SIG cítrico de la Comunidad Valenciana mediante métodos automáticos supervisados. *Revista de Teledetección*. 30: 23-32.
- KORNUS, W. y RUIZ, A. 2003. Strip Adjustment of LIDAR Data. *ISPRS Workshop on Airborne Laser scanning, "3-D reconstruction from airborne lasers scanner and InSAR data"*, 8-10 October, 2003. Dresden.
- LEE, J.-H. y FISHER, J.B. 2006. ASPRS Annual Conference. 1-5 May. Reno, Nevada.
- MARCEAU, D.J. y HAY, G.J. 1999. Remote sensing contributions to the scale issue. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 4: 357-366.
- NÆSSET, E. y BJERKNES, K.O. 2001. Estimating tree heights and number of stems in young fo-

- rest stands using airborne laser scanner data. *Remote Sensing of Environment*. 78: 328-340.
- PALÀ, V., ARBIOL, R. y PÉREZ, F. 2001. Generación de ortoimágenes en áreas urbanas. *Revista de Teledetección*. 16: 47-50.
- PALÀ, V., ARBIOL, R. 2002. True orthoimage generation in urban areas. *Proc. of the 3rd International Symposium Remote Sensing of Urban Areas*. Istanbul, 2002; 1: 309-314.
- POPESCU, S.C. y WYNNE, R.H. 2004. Seeing the trees in the forest: Using lidar and multispectral data fusion with local filtering and variable window size for estimating tree height. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 70:589-604.
- POPESCU, S.C., WYNNE, R.H. y NELSON, R.F. 2003. Measuring individual tree crown diameter with lidar and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 29(5): 564-577.
- TICKLE, P.K., WITTE, C., LEE, A., LUCAS, R.M., JONES, K. y AUSTIN, J. 2001. Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS' International. 3: 1000-1003.
- VALBUENA, R., FERNÁNDEZ DE SEVILLA, T. MAURO, F., PASCUAL, C., GARCÍA-ABRIL, A., MARTÍN, S. y MANZANERA, J.A. 2008. *SilviLaser*, Edinburgh, pp:596-605.
- VIAU, A.A., JANG, J. -D., PAYAN, V. y DEVOST, A. 2005. The use of airborne Lidar and multispectral sensors for orchard tree inventory and characterization. 7th Fruit, Nut and Vegetable Production Engineering Symposium "FRUTIC 05", Montpellier. pag. 689-698.
- VIÑAS, O., RUIZ, A., XANDRI, R., PALA, V. y ARBIOL, R. 2006. Combined use of Lidar and Quickbird data for the generation of land use maps ISPRS Mid-term Symposium "From Pixels to Processes". Enschede.
- WARNER, T.A., LEE, J.Y. y McGRAW, J.B. 1998. Delineation and identification of individual trees in the eastern deciduous forest. *Automated Interpretations of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*. Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre. pp 81-91