

# Empleo de la fotogrametría digital para la evaluación del suelo con riesgo de erosión en olivar

## Using digital photogrammetry for evaluating soil erosion risk in olive orchard



Alberto-Jesús Perea-Moreno<sup>1</sup>, María-Jesús Aguilera-Ureña<sup>1</sup>, José-Emilio Meroño-De-Larriva<sup>2</sup>, Francisco Manzano-Agugliaro<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Córdoba. Dpto. de Física Aplicada. Edificio Albert Einstein (C2). Campus Universitario de Rabanales. Ctra. Madrid-Cádiz, km. 396 - 14014 Córdoba. Tfno: +34 957 212633.

<sup>2</sup> Universidad de Córdoba. Dpto. de Ingeniería Gráfica y Geomática. Edificio Gregor Méndel (C5). Campus Universitario de Rabanales. Ctra. Madrid-Cádiz, km. 396 - 14014 Córdoba. Tfno: +34 957 201826.

<sup>3</sup> Universidad de Almería. Dpto. de Ingeniería. Escuela Politécnica Superior - 04120 La Cañada de San Urbano (Almería). Tfno: +34 950 015346.

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8010> | Recibido: 29/03/2016 • Aceptado: 02/06/2016

### ABSTRACT

• The olives orchard is one of the most important crops in Spain. The long-term sustainability in marginal areas depends on good agricultural practices. One of them is the maintenance of grass cover in order to prevent the soil erosion, especially in areas of steep slopes. Therefore determining the percentage of grass cover in these areas it is essential.

This research aims the grass cover determination in olive orchard using remote sensing techniques. To achieve this, frames of olive orchard were captured by the airborne sensor Ultracam D Vexcel. Where the selected area was an olive orchard of 32000 hectares in the Valle de los Pedroches in the South of Spain, where 64 digital aerial photographs and data of 173 agricultural plots were used. Object-oriented classification technique was applied in this frames, this means a previous image segmentation allowing isolating the grass cover in the olive orchard. Thus, it is allowed to work with the image at object level, which greatly expands the amount of information that can be extracted from it. The software used was eCognition®. The resulting objects are the basis for subsequent classification. The results show that was possible achieving an overall accuracy of 96.10% and an excellent Kappa statistic (94.10%) for object-oriented classification. In conclusion this technique opens new perspectives for the determination of grass cover in olive orchards.

• **Key Words:** olive orchard, grass cover, segmentation, object determination.

### RESUMEN

El olivar es uno de los cultivos más importantes de España. La sostenibilidad a largo plazo en las zonas marginales depende de las buenas prácticas agrícolas: una de ellas, es el mantenimiento de cubiertas vegetales para evitar la erosión, sobre todo en zonas de grandes pendientes. Por ello, determinar el porcentaje de cobertura vegetal en estas zonas es de vital importancia.

El objetivo de este trabajo es la cuantificación de cubierta vegetal en olivar mediante técnicas de teledetección. Para conseguir este propósito, se emplearon 64 fotogramas aéreos digitales de un olivar captados por el sensor aerotransportado Ultracam D de Vexcel. La zona de estudio fue un olivar de 32000 has en el Valle de los Pedroches en el sur de España, donde se utilizaron fotografías aéreas digitales y datos de 173 parcelas. A estos fotogramas se les aplicó la clasificación orientada a objetos, técnica que consiste en una segmentación previa de la imagen permitiéndonos aislar el

olivar de la cubierta vegetal. De esta forma, se permite el trabajo con la imagen a nivel de objeto, lo que amplía notablemente la cantidad de información que se puede extraer de la misma. Para ello, se ha segmentado y clasificado las imágenes, empleando el software eCognition®. Los objetos resultantes sirven de base para la posterior clasificación.

Los resultados alcanzados muestran que se es capaz de conseguir una precisión total del 96.10% y un excelente estadístico Kappa (94.10%) para la clasificación orientada a objetos. Como conclusión final, se puede afirmar que esta nueva técnica abre nuevas posibilidades para la determinación de la cubierta vegetal en olivar.

**Palabras Clave:** olivar, cubierta Vegetal, segmentación, determinación de objetos.

### 1. INTRODUCCIÓN

Se estima que en el mundo existen 750 millones de olivos, de los cuales el 95 % está en la cuenca mediterránea [1]. En España se estima que había alrededor de 2,5 millones de hectáreas en el año 2012 [2]. Andalucía cuenta con olivares repartidos por gran parte de su territorio, lo cual se sitúa a la cabeza de las regiones productoras de aceite en el mundo, con una superficie de olivar superior a 1,5 millones de hectáreas. En las últimas décadas, la mayor parte de los cambios se han producido en respuesta a la expansión de los mercados internacionales y la política agrícola común (PAC) debido a la política de incentivo. En esto el olivar no ha sido una excepción, ya que después de 1986, la PAC induce claramente a la expansión e intensificación de la agricultura de secano en las colinas, tanto en las zonas cubiertas tradicionalmente por arbustos y en antiguos campos abandonados [3]. Esto dio lugar, a que este cultivo que ha ocupado tradicionalmente suelos marginales, poco fértiles y con elevadas pendientes lo hiciese aún más. El medio rural mediterráneo bajo condiciones climáticas áridas, semiáridas y subhúmedas secas se halla amenazado por problemas de desertificación [4]. Andalucía se caracteriza por una pluviometría irregular con una estación seca pronunciada y lluvias en ocasiones torrenciales, donde las cuencas suelen presentar elevadas pendientes, hecho que facilita los procesos erosivos y no favorece el aprovechamiento de las aguas de lluvia, en muchas ocasiones la única de la que dispone el cultivo, puesto que el 81% de la superficie de olivar andaluz se encuentra en secano [5], mientras que a nivel nacional lo es el 72 % [6]. La pérdida de agua por escorrentía limita en muchos casos la producción, a la par que favorece otros

problemas asociados, como pérdida del suelo [7]. La erosión del suelo es un factor clave en los climas mediterráneos, y no sólo se relaciona con factores geológicos (litología, la topografía) y climatológicos, sino también con los usos del suelo, concretamente con los cambios en la cubierta vegetal [8].

Para paliar estos problemas a veces se practica el no laboreo que consiste en crear cubiertas vegetales entre las hileras de los árboles para que estos permanezcan protegidos ante la erosión hídrica generada por el impacto directo de las gotas de lluvia y mejorar las propiedades del suelo [9]. La cubierta vegetal viva, además de interceptar las gotas de agua de lluvia, aumenta la velocidad de infiltración del terreno, reduciendo la escorrentía, por lo que contribuyen eficazmente a la conservación del suelo [10]. La eficacia de la cubierta aumenta al hacerlo el porcentaje de cobertura del terreno. Esta práctica de agricultura de conservación, se define formalmente como aquella práctica agronómica aplicada a cultivos leñosos, en la que al menos, un 30% de la superficie del suelo libre de copa, se encuentra protegida por una cobertura viva o inerte [11]. Por tanto, determinar la cubierta vegetal en el olivar es un aspecto esencial para la analizar la sostenibilidad del olivar a largo plazo, sobre todo en las zonas marginales y de grandes pendientes. Para ello, la evaluación de herramientas capaces de hacerlo resulta de especial relevancia.

La teledetección espacial es importante hoy en día para resolver problemas de la sociedad actual [12]. El procesamiento de imagen se ha consolidado como una tecnología cada vez más fiable implantada en un amplio número de aplicaciones que resuelven problemáticas diferentes. La precisión y elevada resolución que proporcionan las cámaras actualmente, junto con los rápidos protocolos de comunicación y las prestaciones de los ordenadores posibilitan solucionar problemas difíciles, habitualmente hechos a mano en un pasado cercano [13]. La clasificación convencional de imágenes de satélite se basa en la asignación de los píxeles individuales a determinadas clases temáticas [14]. La mayoría de los métodos de clasificación tradicionales están basados en píxeles y no utilizan la información espacial y el contexto de un objeto y su entorno, que tienen el potencial para mejorar aún más la clasificación digital de imágenes [15]. Los píxeles de borde o mixtos, representan mezclas de dos o más tipos de coberturas. Esto es motivo de las principales causas de error de asignación, y por consecuencia de la pérdida de exactitud en la cartografía temática generada [16]. Una solución práctica a este problema es aportada por el trabajo de Dean et al. [17], el que brinda una aproximación operativa utilizando el concepto de objeto, para la detección de cultivos dentro de las parcelas, aprovechando las características intrínsecas de los mismos: cubiertas vegetales, coetáneas y homogéneas que se desarrollan en espacios regulares de formas geométricas definidas (parcelas), las que son relativamente estables en el tiempo (años). Esta metodología se basa en la clasificación de las imágenes utilizan-

do información estadística descriptiva (media y varianza) de los píxeles de la de la zona núcleo de las parcelas, esto es, la zona central libre de píxeles de borde o mixtos.

Otro aspecto a tener en cuenta es el comportamiento o signatura espectral de cada una de las diversas superficies o usos de suelo a las diferentes longitudes de onda [18]. La energía reflejada a las longitudes de onda roja e infrarroja es sensible a las variaciones del cultivo y suelo [19]. Cultivos densos y sanos se caracterizan por una elevada absorción de energía roja y una alta reflectancia de la radiación infrarroja. Como consecuencia se utilizan unos índices de vegetación que resaltan la sensibilidad a las variaciones en el cultivo.

Por otro lado, las mejoras en los procesos de la fotogrametría digital han permitido generar mediante fotografía aérea productos corregidos geoméricamente, compatibles con la cartografía convencional detallada y son capaces de llegar a resoluciones o posibilidad de análisis de elementos territoriales que superan a los que hasta hace poco sólo nos brindaban los satélites de reconocimiento de recursos naturales [20]. La producción de ortofotos digitales es un complemento ideal de los procesos de evaluación medioambiental [21] y planificación territorial que hasta ahora se venían realizando con imágenes de satélite [22].

El objetivo principal de este trabajo es la cuantificación de cubierta vegetal en olivar, aspecto esencial para analizar la sostenibilidad de este cultivo a largo plazo, mediante técnicas de teledetección empleando fotogramas captados por el sensor aerotransportado Ultracam D de Vexcel. La clasificación orientada a objetos, técnica que consiste en una segmentación previa de la imagen permitiendo aislar el olivar de la cubierta vegetal, fue empleada para este estudio.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. ZONA DE ESTUDIO

La zona de estudio objeto de este trabajo está situada en la provincia de Córdoba (España), en la comarca de "El valle de los

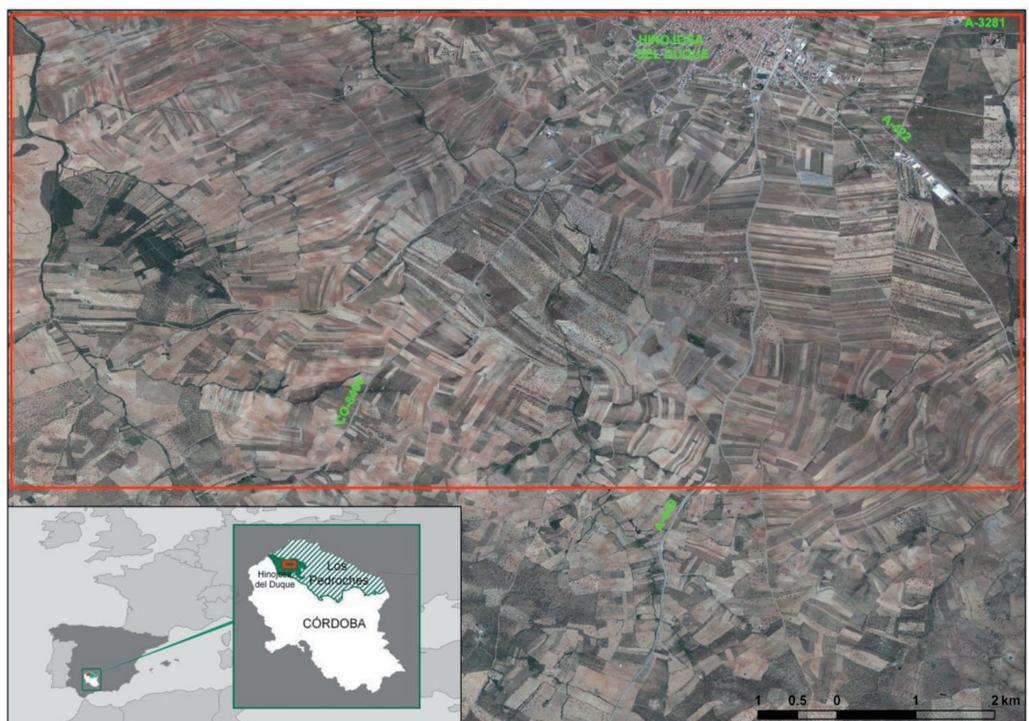


Fig. 1: Zona de Estudio, Valle de los Pedroches (Córdoba)

Pedroches", y abarca el municipio de Hinojosa del Duque. Se trata de una superficie rectangular de 16 km x 20 km y que comprende 32000 has. Se encuentra entre las latitudes 38°33'58" N y 38°23'24"N y las longitudes 5°16'50"W y 5°50'37"W del European Datum 1950, véase Fig. (1).

## 2.2. MATERIAL

Para llevar a cabo el estudio se emplearon 64 fotogramas captados el día 23 de septiembre del 2015 (entre las 12:10 y las 17:38 horas) por el sensor fotogramétrico Ultracam D de Vexcel, con una resolución de fotograma de 11500 x 7500 píxeles y codificados en 8 bits. Se trata de un sensor aerotransportado por la aeronave

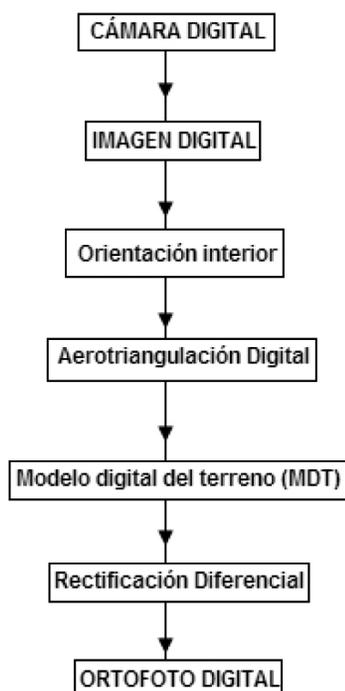


Fig. 2: Proceso de ortorrectificación empleado en este estudio

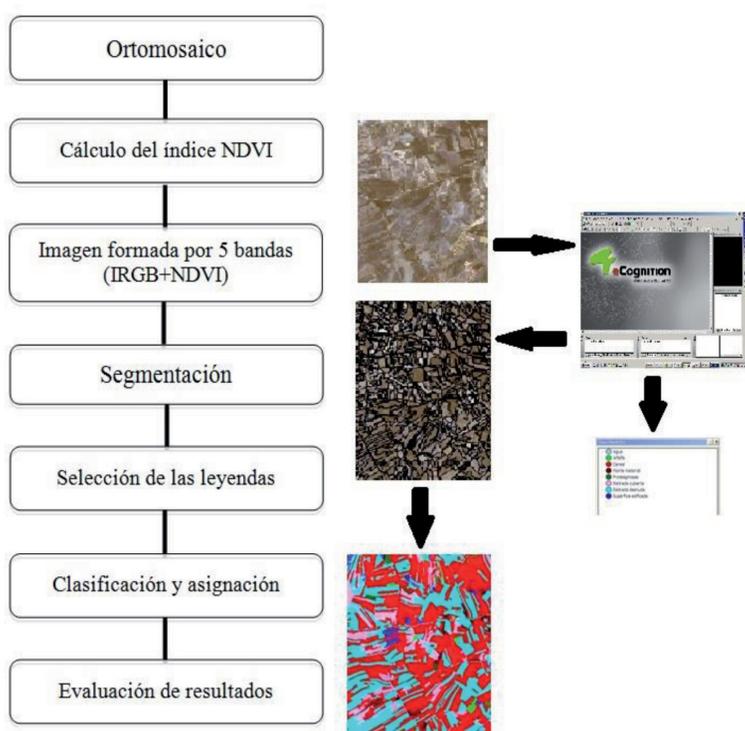


Fig. 3: Esquema conceptual de la metodología

presurizada Beechcraft King Air B-200 a una altura de vuelo de 5555 m y consta de 4 objetivos pancromáticos (B/N) compuestos cada uno por 11500 x 7500 píxeles y por otros 4 objetivos matriciales multispectrales (rojo, verde, azul e infrarrojo) de 4000 x 2672 píxeles cada uno. En cuanto a la focal de los objetivos es de 100 mm y su apertura de lente es  $f=1/5.6$  para los objetivos B/N y  $f=1/4.0$  para los multispectrales. El tamaño de los píxeles (fotodetectores) es de 9 x 9 micras y la amplitud (ancho por largo) de su campo de visión (FOV) es de 55° x 37°. El proceso de formación de las imágenes se realiza formando un mosaico a partir de la información captada por los citados módulos pancromáticos, a partir de ahí se forman las combinaciones a color natural o falso color, empleando los otros cuatro objetivos color.

Los fotogramas captados para este estudio poseen un tamaño de píxel del suelo de 50 cm; poseen una composición formada por las bandas: infrarrojo, rojo, verde y azul. Estos fotogramas fueron ortorrectificados y se refirieron al European Datum 1950 siguiendo las etapas indicadas en la Fig. (2). Se utilizó un modelo digital del terreno de 10 m de píxel.

## 2.3.METODOLOGÍA

La metodología tal y como se muestra en la Fig. (3), comienza con el cálculo del índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Posteriormente, se obtiene una imagen formada por 5 bandas: azul, verde, rojo, infrarrojo cercano e índice NDVI y se procede a realizar la clasificación orientada a objetos, siguiendo las siguientes etapas:

1. Etapa de segmentación de la información.
2. Etapa de selección de leyenda
3. Etapa de entrenamiento
4. Etapa de clasificación o asignación.

Por último, se evalúan los resultados obtenidos de dicha clasificación (validación).

### Obtención del índice NDVI

La vegetación tiene un comportamiento espectral muy característico, ya que presenta una gran absorción para las longitudes de onda correspondientes al rojo y por otro lado posee una alta reflectividad para las longitudes de onda del infrarrojo cercano [23]. Por tanto, con el objetivo de resaltar el diferente comportamiento espectral de cada una de las cubiertas, se ha llevado a cabo la obtención del índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Este índice se basa en la diferencia existente entre la máxima absorción en el rojo (690 nm), debida a los pigmentos de clorofila, y la máxima reflexión existente en el infrarrojo cercano (800 nm), debida a la estructura celular de la hoja [24]. Así usando bandas estrechas hiperespectrales, este índice es cuantificado según la Ec. (1):

$$NDVI = \frac{(R_{NIR} - R_{RED})}{R_{NIR} + R_{RED}} \quad (1)$$

siendo  $R_{NIR}$  la reflectancia en la banda del infrarrojo cercano (R800nm) y  $R_{RED}$  la reflectancia en la banda del rojo (R690nm). Este índice varía entre -1 y 1, por lo que resulta un índice de fácil interpretación. Se puede considerar como umbral para cubiertas vegetales un valor del NDVI de 0.1 y para la vegetación densa de 0.5 [24].

### Clasificación orientada a objetos

Sin embargo la elevada resolución espacial de las fotografías aéreas digitales conlleva, en cambio, problemas en la respuesta

espectral recibida. Por ejemplo pueden darse la aparición de zonas de sombras o la alta texturización y contraste de la imagen [25]. Para evitar en la medida de lo posible este inconveniente, se optó por emplear el software eCognition®, comercializado desde el año 2000 y desarrollado por la empresa Trimble, para llevar a cabo la segmentación y clasificación de la imagen [26]. Los resultados obtenidos hasta la fecha son, en general, más precisos que los obtenidos con otro tipo de programas [27], si bien es una técnica relativamente reciente [28].

En particular para este trabajo se utilizó la versión eCognition Professional 5.0®, empleando el módulo "Segmentación Multirresolución", que realiza la extracción automática de objetos homogéneos [29]. Este módulo permite dividir la imagen aérea digital en objetos utilizando el algoritmo de segmentación *Fractal Net Evolution Approach* (FNEA) [28]. La segmentación consiste en dividir una imagen en regiones compuestas por varios píxeles que se caracterizan por ser homogéneas en base a unos requisitos definidos por el usuario. El proceso de segmentación dependerá de los datos de entrada y de determinados parámetros que deben de ser definidos por el usuario y que influyen en la formación de los objetos de la imagen resultante. Dichos parámetros son el factor de escala (control de tamaño de los objetos), color (grado de influencia de la información espectral en la segmentación) y forma (grado de influencia de la forma suavidad y compacidad de los objetos). La suavidad y la compacidad parten del parámetro de forma y hacen referencia a la heterogeneidad espacial. La compacidad optimiza los objetos buscando que sus bordes sean compactos. La suma de los criterios suavidad y compacidad es 1.

Para describir los objetos de la imagen a partir de la información derivada de sus propiedades espectrales, se analizó el valor espectral medio de cada objeto en cada banda. Para detectar el contraste espacial entre los píxeles que componen cada objeto se analizaron 3 parámetros texturales: homogeneidad, entropía y contraste. La homogeneidad y el contraste muestran información sobre la variación local entre píxeles. Los valores de homogeneidad serán más altos cuanto mayores sean los valores de la diagonal central de la matriz de concurrencia. Por el contrario, los valores de contraste presentarán valores más altos cuanto mayores sean los valores de las diagonales más alejadas de la diagonal central en la matriz. La entropía muestra información sobre la semejanza en los valores de la imagen y mostrará valores más altos cuanto más se parezcan entre sí los valores de la matriz de concurrencia [30].

En la Tabla 1 se muestran las ecuaciones para el cálculo de los datos espectrales y texturales.

Categorías	Descripción	
Espectrales	Media	$\frac{1}{\#P_v} \sum_{(x,y) \in P_v} c_k(i,j)$
Texturales	Homogeneidad	$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2}$
	Contraste	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2$
	Entropía	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(-\ln P_{i,j})$

Tabla 1: Variables basadas en objetos

Donde: #P<sub>v</sub>: número total de píxeles contenidos en un objeto de la imagen v, c<sub>k</sub>(i,j): valor de la imagen en el píxel (i,j) en la banda k, i: número de fila, j: número de columna, N: números de filas y columnas, P<sub>ij</sub>: valor normalizado del píxel.

Los ajustes de los parámetros de segmentación se determinaron a partir del ensayo de diferentes entrenamientos del software con distintos parámetros de entrada. Este proceso se realizó en base a clasificaciones y validaciones con el clasificador Máxima Probabilidad. La regla de decisión de máxima probabilidad se basa en una estimación normalizada (gaussiana) de la función de densidad de probabilidad de cada clase [31]. El fundamento de este método está en considerar que los ND para cada clase se ajustan a una distribución normal, lo que permite describir la categoría con una función de probabilidad a partir del vector media y de la matriz de varianza-covarianza [32].

Para una determinada banda, la probabilidad de que un píxel X definido por su ND<sub>x</sub> pertenezca a una clase A vendrá dada por:

$$P(x / A) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_A^2}} e^{-\frac{(ND_x - \overline{ND_A})^2}{2\sigma_A^2}} \quad (2)$$

Donde  $\overline{ND_A}$  es la media de la clase y  $\sigma_A^2$  la varianza. Una vez determinada la probabilidad de pertenencia al resto de las categorías que intervienen en la clasificación, ese píxel será asignado a la clase si:

$$p(x / A) \geq p(x / B) \quad (3)$$

Para todo A≠B, variando B desde 1 hasta m, siendo m el número de categorías de la clasificación.

Puesto que la combinación de los parámetros de segmentación da lugar a un número muy elevado de escenarios posibles, se procedió a simplificar el número de escenarios aplicando un único factor de escala para evaluar los parámetros de forma independiente: color, forma, suavidad y compacidad. Así se pudieron determinar los mejores valores para la clasificación posterior. El primer paso, fue realizar un estudio de las variaciones de los parámetros suavidad y compacidad, ambos integrados en el parámetro forma, tal y como puede observarse en la Fig. (4). Las mejores precisiones se alcanzaron para valores de compacidad 50% y suavidad 50%.

A continuación, tal y como se presenta en la Fig. (5), se evaluaron los efectos que producían las variaciones de los parámetros color y forma en las fiabilidades de las clasificaciones, obteniéndose que el valor espectral (color) era más importante para esta segmentación que el contorno de los objetos (forma). Esto se debe a que se crea un número menor de objetos y más ajustados a la realidad.

Por último, y con los parámetros color y forma ya definidos, se procedió a evaluar variaciones en el factor de escala (Fig. 6) hasta obtener el que mejor precisión ofreció. Tras evaluar este conjunto de parámetros de entrada, finalmente los valores utilizados en los análisis llevados a cabo en las imágenes fueron 30 para el parámetro de escala, 0.8 para el de color, 0.2 para el de forma y 0.5 tanto para definir la suavidad como la compacidad.

La validación de la clasificación se ha realizado siguiendo el criterio propuesto por Chuvieco [33]. Así, se recomienda un mínimo de 50 píxeles por cada clase temática para obtener una

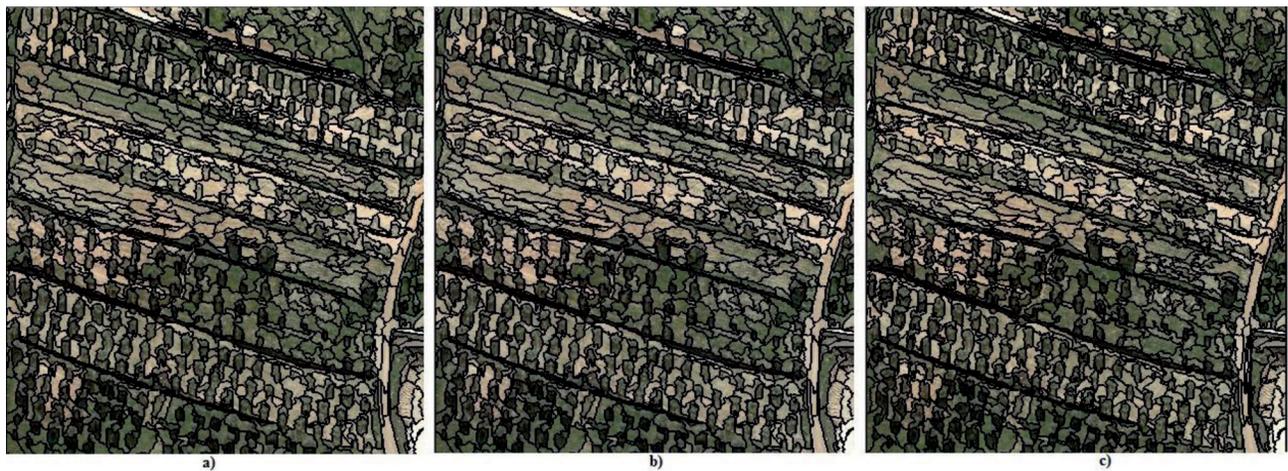


Fig. 4: Resultado de la segmentación al variar los parámetros compacidad y suavidad: a) compacidad=1 y suavidad=0; b) compacidad=0.5 y suavidad=0.5 y c) compacidad=0 y suavidad=1



Fig. 5: Resultado de la segmentación al variar los parámetros color y forma: a) color=0.9 y forma=0.1; b) color=0.5 y forma=0.5 y c) color=0.1 y forma=0.9



Fig. 6: Resultado de la segmentación al variar el parámetro factor escala: a) factor de escala=10; b) factor escala= 50 y c) factor escala= 90

estimación fiable del error, criterio que ha sido seguido en este trabajo. La localización de los píxeles de validación se llevó a cabo a partir de la "verdad terreno".

La imagen "verdad terreno" fue elaborada a partir de la información procedente de las visitas de campo realizadas por la Agencia de Gestión Agraria y Pesquera de Andalucía en esta zona. Esta información se encuentra en formato *shapefile* y cuenta con todas las subdivisiones realizadas en campo, la referencia de cada una de las parcelas, un identificador de las subparcelas generadas, el cultivo asociado a cada una de ellas y las posibles incidencias

derivadas de las condiciones de cultivo. Los cultivos presentes en la zona y el número de parcelas visitadas se presenta en la Tabla 2.

La precisión de las clasificaciones se calculó a partir de la matriz de confusión de cada una de ellas. A partir de dicha matriz se realizó el cálculo de la Fiabilidad Global (FG) de la clasificación, la cual indica el porcentaje total de píxeles clasificados correctamente en la imagen. Por otro lado, la Fiabilidad del Productor (FP), muestra la probabilidad de que un píxel clasificado represente esa categoría en la realidad, mientras que la Fiabilidad del Usuario (FU), indica la probabilidad de clasificar algún píxel en una cate-

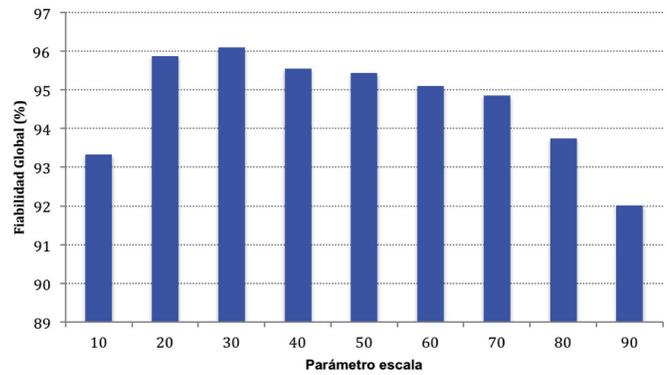
Uso declarado	Número de parcelas
Tubérculos	1
Garbanzos	2
Maíz	2
Almendros	3
Guisantes	3
Triticale	4
Centeno	5
Viñedo vinificación	6
Otros cultivos herbáceos	11
Alfalfa	14
Haboncillos	18
Habas	40
Hortalizas	55
Monte/Matorral	64
Trigo blando	79
Praderas y pastos permanentes >= 5 años	110
Avena	155
Cebada	213
Olivar	443
Tranquillón	589
Retirada obligatoria fija otros	891
Barbecho tradicional desnudo	2327
Trigo duro	2957

Tabla 2: Número de parcelas por uso registradas durante las visitas de campo

goría diferente a la real [34]. Además también se calculó el índice Kappa (K) que considera todos los valores de la matriz de confusión y tiene en cuenta que parte de la coincidencia o acierto entre lo existente en campo y lo clasificado se ha debido al azar [35].

### 3. RESULTADOS

La determinación del factor de escala más apropiado para la segmentación de la imagen se realizó mediante la clasificación y evaluación de distintos escenarios en los que se mantuvieron estables todos los parámetros excepto el factor de escala. Fig. (7) resume los valores de FG obtenidos al analizar variaciones del factor de escala cada 10 unidades.



Fi. 7: Fiabilidad Global (%) obtenida de la clasificación con parámetro de escala entre 10-90

Como puede observarse, el comportamiento de la segmentación presentó un crecimiento de los objetos muy estable y poco marcado que se deduce de la poca variación en la FG de las distintas clasificaciones evaluadas, un 4.08% entre la mejor y la peor. La FG más alta se alcanzó para un valor del parámetro escala igual a 30. El resultado obtenido de la segmentación fue una nueva imagen que divide la imagen original en 57234 regiones, tales que los píxeles incluidos en cada una de ellas son más parecidos entre sí que a los píxeles de las regiones vecinas. En la Fig. (8) se puede apreciar la segmentación obtenida en algunas de las parcelas objeto de este estudio.

La metodología propuesta se aplicó en nuestra área de estudio obteniendo la clasificación final. En la Fig. (8) se muestran algunas de las parcelas clasificadas, unas con cubierta vegetal y otras con tierra desnuda.

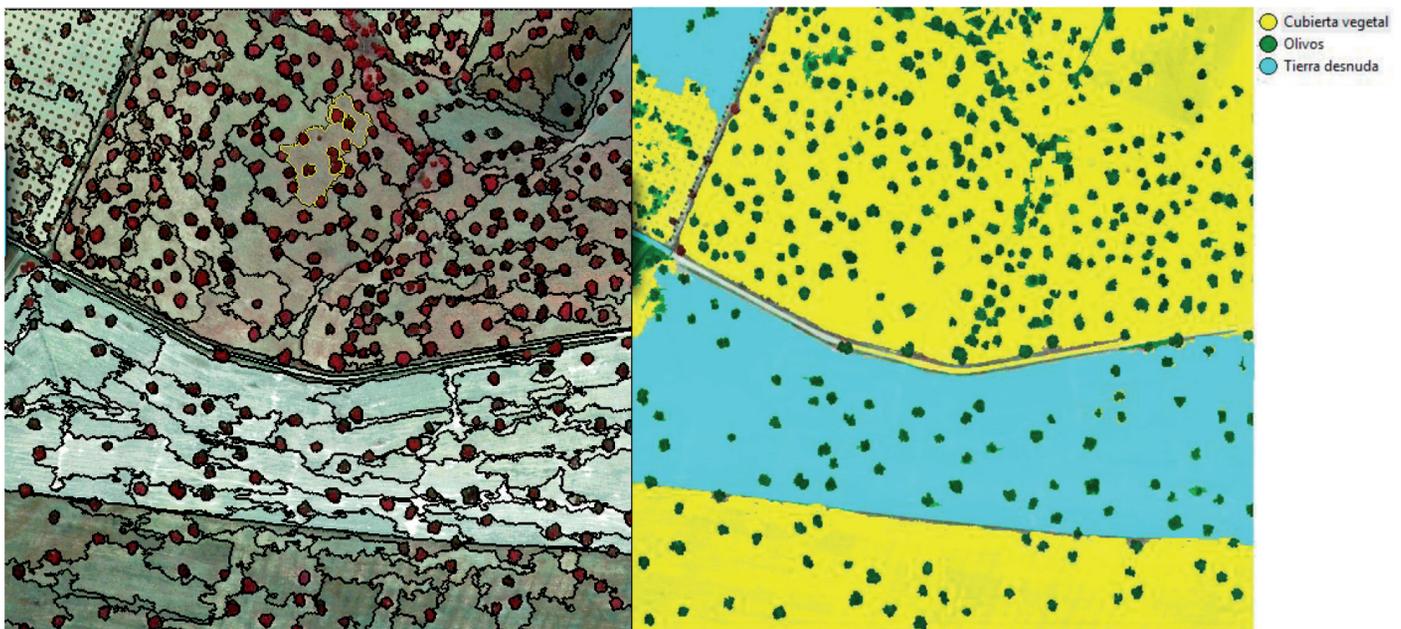


Fig. 8: Imagen segmentada (izquierda) y mapa obtenido tras la clasificación orientada a objetos (derecha)

Clases	Cubierta vegetal	Olivar	Tierra desnuda	Suma
Cubierta vegetal	275	7	3	285
Olivar	6	341	3	350
Tierra desnuda	9	11	345	365
SUMA	290	359	351	1000
Fiabilidad del productor (FP) en %	96.49	97.43	94.52	
Fiabilidad del Usuario (FU) en %	94.83	94.99	98.29	
Fiabilidad Global (FG) en %	96.10			
Índice Kappa en %	94.10			

Tabla 4: Matriz de Confusión para la clasificación orientada a objetos, Fiabilidad del Usuario (FU), Fiabilidad del Productor (FP), Fiabilidad Global (FG) e Índice Kappa (K)

En la Tabla 4 se exponen los resultados obtenidos de la matriz de confusión, FU, FP, FG y K obtenidos de la clasificación orientada a objetos empleando los parámetros óptimos anteriormente definidos.

#### 4. DISCUSIÓN

Tal y como puede observarse en la Tabla 4, la mayor FP ha sido alcanzada en la clase olivar obteniendo un valor del 97.43% mientras que el menor valor ha sido para la clase tierra desnuda (94.52%). En el caso de la FU, el valor más alto ha sido obtenido para la clase tierra desnuda (98.29%) mientras que el valor más bajo ha sido para la clase cubierta vegetal (94.83%). Se han encontrado algunas confusiones entre las clases cubierta vegetal y tierra desnuda, ya que existen parcelas en las que la cubierta es de vegetación espontánea, por lo tanto se pueden encontrar parcelas de suelo prácticamente desnudo y otras con un mayor grado de cobertura del suelo. En consecuencia, la FG del mapa obtenido es muy elevada, situándose en el 96.10%. Por último, K presenta un valor de 94.10%.

Estos resultados apoyan las investigaciones de Thomlinson et al. [36], que indicó que el criterio para una discriminación correcta de usos de suelo no era sólo la obtención de un valor mínimo de fiabilidad global del 85%, sino también no presentar ninguna clase con menos del 70% de precisión. De acuerdo con Yu et al. [37], una fiabilidad global superior al 60% se puede considerar satisfactoria en casos de mapas complejos de vegetación. De este modo, aunque no existe un estándar en los límites de precisión, hay un consenso general de que son necesarias precisiones altas, especialmente si el mapa temático resultante puede ser utilizado como ayuda en políticas medioambientales y en la toma de decisiones para hacer frente a prácticas agrícolas sostenibles.

En la clasificación basada en píxel, cabe destacar en gran medida los problemas asociados al empleo de imágenes de alta resolución espacial, como es el caso del efecto "sal y pimienta". Este efecto, se refiere a situaciones en las que píxeles aislados y, en mucho casos erróneamente clasificados, se encuentran dispersos dentro de otra categoría de clasificación, afectando a la precisión global de la clasificación [21]. Con la clasificación orientada a objetos, se han reducido en gran medida estos problemas asociados al empleo de imágenes de alta resolución y ha permitido la separación entre distintas clases con similitudes espectrales, mejorando así los niveles de precisión. Como consecuencia de estas ventajas, se ha obtenido una precisión global del 96.55 %.

#### 5. CONCLUSIONES

En este trabajo se han evaluado por un lado las fotografías aéreas digitales captadas por el sensor aéreo digital Ultracam D

de Vexcel, que han demostrado ser útiles y precisas para su aplicación en la determinación de la cobertura del suelo en olivar, empleando para ello la combinación de distintas técnicas de procesado que han permitido discriminar con exactitud las cubiertas vegetales del suelo respecto de las copas del olivar. Los resultados estadísticos muestran la validez de la metodología empleada en la cuantificación de cubierta vegetal del suelo en el cultivo de olivo, aspecto esencial para analizar la sostenibilidad de este cultivo a largo plazo.

Los resultados han mostrado un índice de fiabilidad del 96.10% aproximadamente y un excelente estadístico Kappa (94.10%). Por tanto, la clasificación orientada a objetos ha demostrado un gran nivel de precisión en la determinación de las distintas clases de uso del suelo, es decir la separación entre las copas del olivar, las cubiertas vegetales y el suelo desnudo, además ha reducido en gran medida los problemas asociados al empleo de imágenes de alta resolución.

En fotografías captadas por sensores aéreos digitales, los errores en la clasificación debido al ruido denominado sal y pimienta pueden ser considerables. Con la metodología expuesta se han conseguido reducir en gran medida dichos problemas asociados.

La falta de cobertura del suelo es uno de los principales factores que condicionan el riesgo de erosión en buena parte del olivar del área mediterránea. La clasificación orientada a objetos presentada en este trabajo permite detectar aquellas parcelas que dejan desnudo el suelo durante los periodos de lluvia más intensa. Por tanto la metodología presentada puede permitir actuar sobre estas parcelas concretas, recomendando las estrategias que minimicen el riesgo de erosión como son por ejemplo, en terrenos de grandes pendientes establecer diseños de plantación en curvas de nivel, en terrazas, o en bancales, y de manera general aumentar la cobertura del suelo con cubiertas vegetales vivas que cubran el suelo desde otoño a finales de primavera, y con sus rastrojos cubriendo el suelo el resto del año, contribuyendo así al control del riesgo de erosión.

Como conclusión final, se puede afirmar que esta nueva técnica abre nuevas posibilidades para la determinación de la cubierta vegetal en olivar, y por tanto la investigación desarrollada puede servir de herramienta para el estudio y análisis de la sostenibilidad del olivar marginal a largo plazo.

#### BIBLIOGRAFÍA

- [1] Barranco D, Fernández-Escobar R, Rallo L. El cultivo del olivo. Madrid: 6ª Ed. Mundi-Prensa, 2007. 845 pp. ISBN:9788484763291
- [2] MAGRAMA (2012). Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente. Estadísticas Agrarias. Encuestas sobre plantaciones de árboles frutales, olivar y uva de mesa [en línea]. Disponible en web: [http://www.magrama.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/Distribucion\\_de\\_Olivar\\_y\\_Vi%C3%B1edo\\_de\\_Mesa\\_seg%C3%BA\\_n\\_estados\\_de\\_](http://www.magrama.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/Distribucion_de_Olivar_y_Vi%C3%B1edo_de_Mesa_seg%C3%BA_n_estados_de_)

- producci%C3%B3n\_(ha)\_A%C3%B1o\_2012\_tcm7-290614.pdf [consulta: 16 de marzo de 2016]
- [3] Onate JJ, Peco B. "Policy impact on desertification: stakeholders' perceptions in southeast Spain". *Land use policy*. 2005. Vol. 22(2) p. 103-114. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.landusepol.2004.01.002>
- [4] Bermúdez FL, Sarria FA, García CC, et al. "La huella ecológica del cultivo del olivo en España y su aplicabilidad como indicador de agricultura sostenible". *Papeles de geografía*. 2004. Vol. 39. p. 141-155. DOI: <http://dx.doi.org/10.14483/udistrital.jour.colomb.for.2014.1.a04>
- [5] Lizana, A. R., Pérez, A. J. E., Cervera, J. V. G., Et Fernández, R. M. O. (2005). Manejo de suelo en olivar. *Agricultura: Revista Agropecuaria*, (874), 384-392.
- [6] Salmoral G, Aldaya MM, Chico D et al.(2011). "The water footprint of olives and olive oil in Spain". *Spanish Journal of Agricultural Research*. 2014. Vol.,9(4). P. 1089-1104. DOI: <http://dx.doi.org/10.5424/sjar/20110904-035-11>
- [7] Palese AM, Vignozzi N, Celano G, et al. "Influence of soil management on soil physical characteristics and water storage in a mature rainfed olive orchard". *Soil and Tillage Research*. 2014. Vol.144. p. 96-109. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2014.07.010>
- [8] García-Ruiz JM. "The effects of land uses on soil erosion in Spain: a review". *Catena*. 2010. Vol. 81(1). p. 1-11. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2010.01.001>
- [9] Gómez J A, Giráldez, JV, Pastor M, et al. "Effects of tillage method on soil physical properties, infiltration and yield in an olive orchard". *Soil and tillage research*. 1999. Vol. 52(3). p.167-175. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0167-1987\(99\)00078-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0167-1987(99)00078-1)
- [10] Gómez JA, Sobrinho TA, Giráldez JV, et al. "Soil management effects on runoff, erosion and soil properties in an olive grove of Southern Spain". *Soil and Tillage Research*. 2009. Vol. 102(1). p. 5-13. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2008.05.005>
- [11] Mloza-Banda HR, Makwiza CN, Mloza-Banda ML."Soil properties after conversion to conservation agriculture from ridge tillage in Southern Malawi". *Journal of Arid Environments*. 2016. Vol. 127. p. 7-16. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2015.11.001>
- [12] Santamaria-Peña, J., Sanz-Adan, F., Martínez-Rubio, A., et al. "Use of LIDAR technology for detecting energy efficient roofs in urban areas". *Dyna*. 2015. Vol. 90(6). p. 637-643. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/7691>
- [13] Bereciartua-Pérez A, Picon-Ruiz A. "Location and identification of buried assets by means of georadar and image processing". *Dyna* 2011 Vol. 86(4). p. 438-447. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/3965>
- [14] Smits PC, Dellepiane SG, Schowengerdt RA. "Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: a review and a proposal for a cost-based approach". *International journal of remote sensing*. 1999. Vol. 20(8). p. 1461-1486. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/014311699212560>
- [15] Perea-Moreno AJ, Meroño-De-Larriba JE, Aguilera-Ureña MJ. "Comparison between pixel base and object based methods for analyzing historical building façades". *Dyna*. 2016. In press.
- [16] Zhu X, Helmer EH, Gao F, et al. "A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions". *Remote Sensing of Environment*. 2016. Vol. 172. p. 165-177. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.016>
- [17] Dean AM, Smith GM "An evaluation of per-parcel land cover mapping using maximum likelihood class probabilities". *International Journal of Remote Sensing*. 2003. Vol. 24(14). p. 2905-2920. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/01431160210155910>
- [18] Russ JC. *The image processing handbook*. Boca Ratón: 7th. ed. CRC press, 2015. 1010 pp. ISBN: 9781439855980
- [19] Cloutis, EA, Connery DR, Major DJ, et al. "Airborne multispectral monitoring of agricultural crop status: effect of time of year, crop type and crop condition parameter". *International Journal of Remote Sensing*. 1996. Vol. 17. p. 2579-2601. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/01431169608949094>
- [20] Gil M, Ortiz J, Rego T, et al. "The Correction of the Pseudoscopic Effect on Quickbird Satellite Imagery". *Survey Review*. 2010. Vol. 42(318). p. 318-326. DOI: <http://dx.doi.org/10.1179/003962610X12747001420465>
- [21] Perea AJ, Meroño J, Aguilera M, Cruz JL. "Land-cover classification with an expert classification algorithm using digital aerial photographs". *South African Journal of Science*. 2010. Vol. 106(5-6). p. 92-97. DOI: <http://dx.doi.org/10.4102/sajs.v106i5/6.237>
- [22] Thomas N, Hendrix C, Congalton RG. "A comparison of urban mapping methods using high-resolution digital imagery". *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2003. Vol. 69(9). p. 963-972. DOI: <http://dx.doi.org/10.14358/PERS.69.9.963>
- [23] Broge NH, Leblanc E. "Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density". *Remote sensing of environment*. 2001. Vol. 76(2). p. 156-172. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00197-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00197-8)
- [24] Haboudane D, Miller JR, Patte E, et al. "Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture". *Remote Sensing of Environment*. 2004. Vol. 90. p. 337-352. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>
- [25] Van de Voorde, De Roeck T, Canters F. "A comparison of two spectral mixture modelling approaches for impervious surface mapping in urban areas". *International Journal of Remote Sensing*. 2009. Vol. 30(18). p. 4785-4806. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/01431160802665918>
- [26] Schiewe J. "Segmentation of high-resolution remotely sensed data-concepts, applications and problems". *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2002. Vol. 34(4) p. 380-385.
- [27] Flanders D, Hall-Beyer M, Pereverzoff J. "Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction". *Canadian Journal of Remote Sensing*. 2003. Vol 29(4). p. 441-452. DOI: <http://dx.doi.org/10.5589/m03-006>
- [28] Benz UC, Hofmann P, Willhauck G, et al. "Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information". *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*. 2004. Vol. 58(3). p. 239-258. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002>
- [29] Tian J, Chen, DM. "Optimization in multi-scale segmentation of high-resolution satellite images for artificial feature recognition". *International Journal of Remote Sensing*. 2007. Vol. 28(20). p. 4625-4644. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/01431160701241746>
- [30] Perea AJ, Merono JE, Aguilera MJ "Object-based classification in aerial digital photography for land-use discrimination". *Interciencia*. 2009. Vol. 34(9). P 612-616.
- [31] Pedroni L "Improved classification of Landsat Thematic Mapper data using modified prior probabilities in large and complex landscapes". *International Journal of Remote Sensing*. January 2003. Vol.24-1. p.91-113. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/01431160304998>
- [32] Lillesand T, Kiefer RW, Chipman JW. *Remote Sensing and image interpretation*. 6th edition. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons. 2008. 756p. ISBN: 978-0470052457
- [33] Chuvieco E. *Fundamentos de teledetección especial*. Barcelona: 3ª ed. Rialp, 1996. 454 pp. ISBN: 843213127X/9788432131271
- [34] Rogan J, Franklin J, Roberts DA. "A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery". *Remote Sensing of Environment*. 2002. Vol. 80. p. 143-156.
- [35] Congalton RG. "A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data". *Remote Sensing of Environment*. 1991. Vol. 37. p. 35-46. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-b](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-b)
- [36] Thomlinson JR, Bolstad PV, Cohen WB. "Coordinating methodologies for scaling landcover classifications from site-specific to global: step toward validating global map products". *Remote Sensing of Environment*. 1999. Vol.70. p. 16-28.
- [37] Yu Q, Gong P, Clinton N, et al. "Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery". *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2006. Vol. 72(7). p. 799-811. DOI: <http://dx.doi.org/10.14358/PERS.72.7.799>

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias a las imágenes e información de campo proporcionadas por el Fondo Andaluz de garantía agraria (FAGA) a través de la Agencia de Gestión Agraria y Pesquera de Andalucía.