

UTILIZACIÓN DE IMÁGENES PROCEDENTES DE VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE CUBIERTAS VEGETALES ARVENSES EN ZONAS DE CULTIVOS DE OLIVAR. ESTUDIO DE CASO: LA SIERRA DE LAS NIEVES (MÁLAGA)

F. J. Lima-Cueto¹, F. B. Galacho-Jiménez², R. Blanco-Sepúlveda³ y M. L. Gómez-Moreno⁴

^{1,2,3,4} Grupo Análisis Geográfico, Departamento de Geografía, Universidad de Málaga. Campus de Teatinos, s/n, 29071 Málaga (España)

¹lima@uma.es, ²fbgalacho@uma.es, ³rblanco@uma.es, ⁴geolugom@uma.es

RESUMEN

En la reforma de 2003, la Política Agraria Común (PAC) estableció con arreglo al artículo 93 (Regl. (UE) Nº 1306/2013) una serie de normas de condicionalidad entre las que se encuentran las Buenas Condiciones Agrarias y Medioambientales (BCAM). En concreto, para este trabajo se atienden a aquellas que tiene especial relación con el suelo y la reserva de carbono (BCAM 4, 5 Y 6).

La aplicación prolongada de determinados sistemas de manejo del suelo en la mayoría de las explotaciones de olivar ha dado lugar a fuertes procesos erosivos que están contribuyendo al progresivo agotamiento del suelo. Esto es especialmente significativo en los entornos de clima mediterráneo áridos o semiáridos. Tal es el caso en el área de estudio, donde trabajos previos han demostrado la relación inversamente proporcional entre el mantenimiento de las cubiertas vegetales arvenses y el grado de erosión del suelo.

El objetivo de este trabajo es explorar la aplicabilidad de las imágenes de alta resolución obtenidas por VANT (vehículo aéreo no tripulado) para detectar el cubrimiento del suelo por cubiertas vegetales arvenses en estas zonas a escala de parcela. Con esta finalidad se ha utilizado un procedimiento de categorización de las imágenes basado métodos de clasificación digital. Se espera que los resultados permitan verificar la capacidad de las imágenes suministradas por estos dispositivos para la detección del cubrimiento del suelo en dichas zonas con procesos de clasificación de la imagen y, con ello, verificar que se puedan realizar propuestas metodológicas válidas en base a ellas.

Palabras clave: PAC; Olivar; Cubierta Vegetal; Gestión de Suelos; Teledetección; VANT.

ABSTRACT

In the 2003 reform, the Common Agricultural Policy (CAP) established, in accordance with Article 93 (Regl. (EU) No. 1306/2013) a series of conditionality rules, including the Good Agricultural and Environmental Conditions (BCAM). . Specifically, this work deals with those that have a special relationship with the soil and the carbon reserve (BCAM 4, 5 and 6).

The prolonged application of certain systems of soil management in most of the olive groves has led to strong erosive processes that are contributing to the progressive depletion of the soil. This is especially significant in arid or semi-arid Mediterranean climate environments. Such is the case in the study area, where previous work has shown the inversely proportional relationship between the maintenance of weed vegetation cover and the degree of soil erosion.

The objective of this work is to explore the applicability of the **high-resolution** images obtained by UAV (unmanned aerial vehicle) to detect the covering of the ground by weed vegetation covers in these areas at plot scale. For this purpose, a procedure for categorizing images based on digital classification methods has been used. It is expected that the results allow to verify the capacity of the images provided by these devices for the detection of the ground cover in said areas with processes of classification of the image and, with this, verify that valid methodological proposals can be made based on them.

Keywords: CAP; Olive grove; Cover Plant; Soil Management; Remote Sensing; UAVs

1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo sostenible de la agricultura debe hacer compatible la rentabilidad económica con la conservación medioambiental. La Política Agraria Comunitaria (en adelante, PAC) se hizo eco de ello e

instauró en la reforma de 2003 el “Sistema de Condicionalidad”, a través del cual incorporaron normas básicas en materia de medio ambiente: Buenas Condiciones Agrarias y Medioambientales de la tierra, Salud Pública, Fitosanidad y Bienestar Animal (Regl. UE Nº 1306/2013). Con este conjunto de medidas, de obligado cumplimiento por los beneficiarios de las ayudas, la PAC pretende crear un sistema agrícola más integrado con los ecosistemas. El presente trabajo se centra en responder a las necesidades planteadas en la BCAM 4, 5 y 6, relacionadas con el suelo y la reserva de carbono (Anexo II del Regl. (UE) Nº 1306/2013), probando posibles instrumentos que permitan crear un sistema de seguimiento para valorar la situación de conservación del suelo a escala de parcela y evaluar la aplicación de las normas de condicionalidad en cada territorio.

Los espacios dedicados al cultivo de olivar son especialmente sensibles al desencadenamiento de procesos erosivos debidos, entre otros factores, a inadecuadas prácticas de laboreo. Estudios previos realizados a escala de parcela en el área de estudio por los redactores de este trabajo (Lima *et al.*, 2017) identificaron que los factores más influyentes en el estado de conservación del suelo son: a) la presencia o ausencia de cubierta vegetal de bajo porte en la superficie de donde se realiza el cultivo actúa como factor regulador de la erosión reduciendo el riesgo de deterioro de la estructura superficial del suelo, favoreciendo la infiltración, aumentando la capacidad de retención de agua y reduciendo la escorrentía y la erosión, y b) el laboreo/no laboreo explicaba las altas tasas de erosión en las explotaciones que utilizan este método de desherbado basada en el volteo del suelo.

El objetivo de este trabajo es probar nuevos instrumentos para detectar, con gran detalle, el cubrimiento del suelo en cultivos de olivar, para poder trabajar a escala de parcela, como determina el control de la condicionalidad impuesta por la PAC. Se parte de la consideración de que los vehículos aéreos no tripulados (VANT) de reciente aparición ofrecen imágenes de muy alta resolución espacial y que pueden ser de aplicación mediante técnicas de teledetección para avanzar, cada vez con más precisión, en el diagnóstico y control de las prácticas agrícolas. Los sistemas aéreos no tripulados se configuran actualmente como plataformas de teledetección a baja altitud (Saberioo *et al.*, 2014) que están aumentando las posibilidades de análisis por las imágenes de alta resolución que pueden suministrar las cámaras que portan. Autores como Mary *et al.* (1996), Basso *et al.* (2000), o Catur (2015) han comprobado la capacidad del control remoto para identificar y monitorizar parcelas agrícolas que requieren de acciones periódicas por parte del agricultor. Otras investigaciones demuestran la posibilidad de ajustar el manejo de la tierra a las necesidades del cultivo y ahorrar en costes de explotación con la detección de malas hierbas (Torres *et al.*, 2014); plagas y deficiencia de nutrientes (Moran *et al.*, 1997); estrés y predicción de rendimientos (Stafford, 2000; Warren y Metternicht, 2005) y el seguimiento íntegro de la biodiversidad de las parcelas (Senthilnath *et al.*, 2017).

2. ÁREA DE ESTUDIO, MÉTODO Y FUENTES.

2.1. Localización geográfica y datos del área de estudio.

Como zona experimental se ha seleccionado un área de estudio que se localiza en el centro-oeste de la provincia de Málaga (Andalucía), al sur del término municipal de Alozaina. Con una extensión de 58,46 ha, forma parte de las Unidades Intermedias de los Sistemas Béticos, conocida con el nombre de “Flysch de Tebajuelo Guadalhorce” (ITGE, 1990) Esta formación terciaria, presenta un relieve suave (264-361 m.s.n.m.) y alomado con pendientes que oscilan generalmente entre el 7-30% (figura 1 y 2), sobresaliendo algunos klipes sedimentarios de arenisca. La geología presenta una serie predominante de materiales margosos con abundantes capas calcáreas que da lugar a suelos bastante homogéneos, aunque con importantes cambios litocrómicos a consecuencia de las diferentes litologías del sustrato y el estado erosivo (figura 2). Estas diferencias litológicas de coloración tienen una importante influencia en las tonalidades de la fracción mineral del suelo, aunque no es el único factor. Los suelos presentan un gradiente de color con la profundidad. Los horizontes superiores son más ricos en materia orgánica, lo que imprime al suelo un color negro o pardo oscuro (característico de los horizontes A) y en óxidos de hierro, lo que le proporciona un característico color rojizo o pardo, según la evolución que hayan tenido estos minerales (característico de los horizontes B). Por último, las tonalidades de los horizontes inferiores se derivan directamente de las litologías

del sustrato, de donde provienen. La mayoría de las zonas de cumbre del área de estudio presentan tonalidades blanquecinas, lo que denota que se han perdido los horizontes superiores y se encuentran aflorando los horizontes inferiores de las litologías claras, indicadas anteriormente.

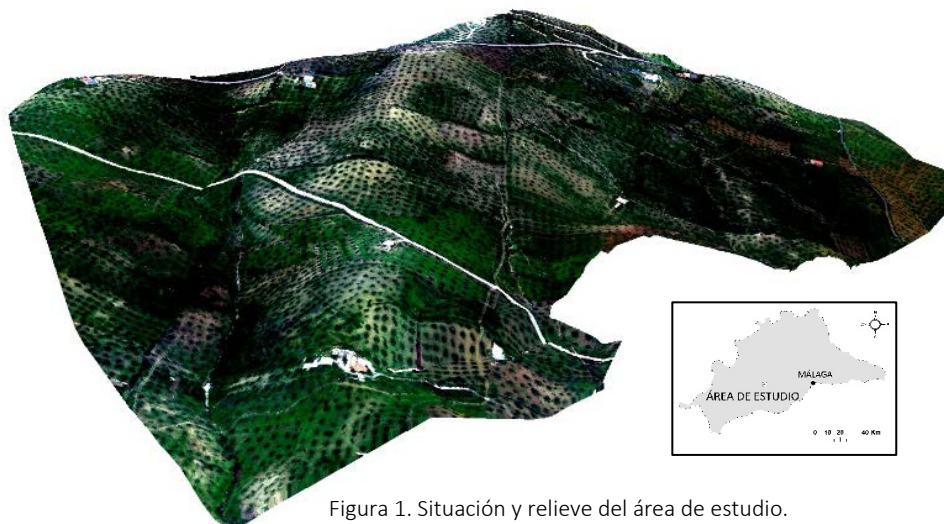


Figura 1. Situación y relieve del área de estudio.



Figura 2. Detalle de parcelas de olivar de la zona de estudio.

Estas condiciones del medio físico son propicias para cultivo de olivar que se extiende a modo de monocultivo ocupando más del 50% de la superficie labrada total del término municipal, en marcos de plantación de distribución homogénea y geometría variable (real, rectangular y tresbolillo) del dosel. Con una separación entre pies de 8 a 10 metros, no superando los 160 árboles por ha, se aplican diferentes sistemas productivos: a) sistema productivo convencional caracterizado por profundas y continuas labores que dejan el suelo al descubierto prácticamente todo el año, b) ecológico sin labor, que utiliza como sistema de desherbado el desbroce mecánico o a diente, no laboreando y manteniendo la presencia de cubierta vegetal (viva o muerta) sobre el sustrato durante todo el año y c) ecológico con labor, es una combinación de los anteriores (Lima *et al.*, 2017).

Según Foraster *et al.* (2011), la cubierta vegetal que cubre las parcelas de olivar se clasifica por su estacionalidad en plantas de invierno (germinan en otoño y mueren al entrar el verano), primavera (germinan a final de invierno y mueren al entrar el verano), y verano (nacen en verano y mueren al entrar el invierno).

2.2. Métodos y fuentes.

Para llevar a cabo el objetivo marcado, se utilizó un VANT de ala fija (TG6-M), con motor eléctrico T-MOTOR U3 SPEC de hélices plegables CAM-Carbon 13 x 8, y 60 minutos de autonomía. La toma de las imágenes se hizo con una cámara multispectral avanzada MicaSense RedEdge TM, especialmente diseñada para ser portada por pequeñas aeronaves no tripuladas (aunque en la actualidad han salido al mercado dispositivos

que mejoran las prestaciones de la cámara utilizada como la Parrot REDEdge M MicaSense). Con un peso de 150 g y dimensiones de 12.1 cm x 6.6 cm x 4.6 cm este sensor proporciona una resolución espacial de 8 cm de distancia de muestreo por píxel y una resolución espectral de 5 bandas (Blue, Green, Red, Red Edge, Near IR (Narrowband)). La banda Red Edge se encuentra en el rango del infrarrojo cercano y proporciona información sobre la actividad de la vegetación en base a sus contenidos de clorofila. Como se sabe, la clorofila de la vegetación absorbe la mayor parte de la luz en el espectro óptico, pero se vuelve casi transparente en longitudes de onda superiores a 0,70 micras. Mediante esta banda se capta el brillo del follaje, siendo muy útil para mejorar la realización de los índices de vegetación como el NDVI, por ejemplo.

Atendiendo a la periodicidad de los manejos realizados en las explotaciones, el vuelo se realizó el 16 de febrero de 2017 a las 17:01 horas, en un día encapotado, aunque con suficiente luz para realizar una buena toma de imágenes. Por lo que respecta a las condiciones atmosféricas hay que resaltar que había estado lloviendo levemente a lo largo de la tarde, en torno a 1 mm, lo suficiente para que el suelo estuviese húmedo. Se voló a 150 m de altura evitando con ello la aparición de las sombras. La duración del vuelo fue de 24 min, cubriendo en este tiempo un total de 58,46 has y obteniendo imágenes con una resolución de 9,61 cm/píxel (véase figura 1).

Una vez realizado el vuelo y tomadas las imágenes, el proceso metodológico seguido fue el siguiente. Primeramente, se realizó el teselado de las imágenes con el software Pix4D, y se calibró en base a imágenes de LandSat, Sentinel y Quickbird, respectivamente, para comprobar la validez de los datos tomados.

Posteriormente, se realizó un estudio topográfico de detalle combinando datos fotogramétricos (relieve y pendiente), con los datos multiespectrales para establecer el grado de cubrimiento del suelo por la vegetación arvense y su densidad, analizando el riesgo de erosión de las parcelas con resoluciones centimétricas. Puede consultarse parte del estudio en la siguiente dirección web: <http://tycgis.com/estudio-de-teledeteccion-con-drones-en-olivar-alozaina-malaga/>

A partir de este momento se abordó un proceso de interpretación visual de las imágenes, que fue mejorado con el conocimiento previo del área, permitiendo incorporar a la interpretación de la imagen criterios complejos como la textura, estructura o la disposición. Para ello se han realizado una serie de combinaciones multibanda entre las que destacan las siguientes: composición en falso color RGB 432 (NIR, Red, Green) para resaltar las zonas con cubierta vegetal arvense sin laboreo, las zonas con laboreo superficial y desbroce, las zonas sólo con laboreo superficial, o bien sólo con desbroce. Otra composición ha sido la RGB 321 (Red, Green, Blue) para destacar los distintos tipos de suelos según su grado de materia orgánica, resaltándose los suelos ocres o rojizos respecto a los blancos. En esta combinación se diluye en cierta medida la cubierta vegetal arvense y se destaca el sustrato. Un ejemplo de la variedad de criterios visuales que incluye la discriminación de las cubiertas del suelo puede seguirse en un trabajo de este tipo desarrollado por Chuvieco y Martínez Vega (1990).

Por lo que la caracterización espectral de las cubiertas y el estado de las parcelas seleccionadas para el estudio, fue verificada mediante varias campañas de campo en el que se tomaron muestras, se catalogó el color del sustrato, la presencia de procesos erosivos, el manejo (sistema productivo), el estado vegetativo del cultivo, los tipos y porcentajes de cobertura (valores cualitativos) de especies vegetales arvenses que predominaban.

Los procesos de clasificación digital implican categorizar una zona mediante imágenes y para disponer de toda la información posible se unieron las 5 imágenes disponibles en un fichero multibanda. Como es habitual en estos procesos, se debe abordar una fase de entrenamiento previa a la aplicación del clasificador en la que se realiza la definición de las clases mediante su caracterización en la imagen generada anteriormente. En base a la información recopilada en las operaciones anteriores se procedió a realizar el esquema de clasificación. Después de diversas pruebas, se establecieron 5 muestras espectrales (tabla. 1), las cuales debían ofrecer la mejor definición posible teniendo en cuenta la muy alta resolución de las imágenes espectrales utilizadas.

En la figura 3 se observa la signatura espectral media (X) por bandas para cada una de las muestras.

Tabla 1. Valores medios de reflectividad espectral de las clases discriminadas (ND = reflectividad x 100)

TIPOS DE CUBIERTAS	Blue		Green		Red		NIR		Red Edge	
	X	DT	X	DT	X	DT	X	DT	X	DT
(1) Cubierta vegetal arvense homogénea	4,59	0,16	15,16	0,69	5,64	0,31	61,73	4,03	36,03	1,78
(2) Cubierta vegetal arvense heterogénea	7,70	1,11	15,73	1,31	11,71	2,04	40,96	5,15	26,53	2,13
(3) Cubierta vegetal arvense con claros	8,95	0,67	15,29	0,93	15,50	1,11	33,04	1,99	23,44	1,07
(4) Suelo desnudo	19,88	19,88	28,78	28,78	31,81	31,81	38,57	38,57	37,74	37,74
(5) Construcciones rurales y viales	20,13	1	25,92	1,36	28,36	1,60	34,73	1,46	30,04	1,44

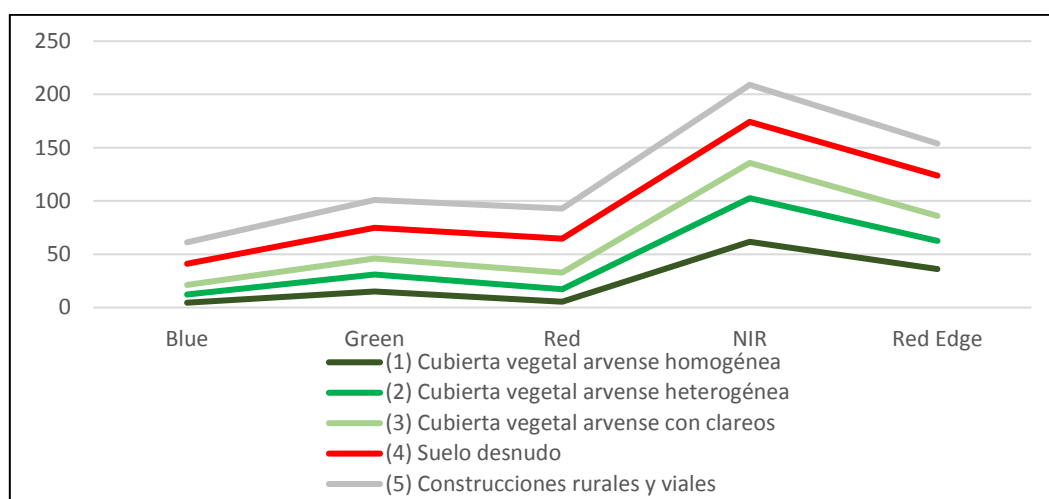


Figura 3. Valores medios de reflectividad por clases.

Las muestras seleccionadas responden a los objetivos del trabajo atendiendo a las diferentes cubiertas de suelo existentes en explotaciones de olivar. En la cubierta vegetal arvense homogénea (1) el sustrato o suelo se debe encontrar totalmente cubierto por vegetación arvense, dando lugar a un denso y homogéneo manto de entre 30 y 50 cm altura. En las zonas con cubierta vegetal arvense heterogénea (2) la cubierta vegetal no está tan desarrollada como la anterior, su densidad es variable y la altura de cubierta es inferior a 30 cm. Aunque su distribución es irregular, por regla general, el suelo aparece cubierto. La cubierta vegetal arvense con claros (3) refleja cubiertas bajas inferior a 10 cm de altura, es de escaso porte y de poca densidad, de distribución irregular se presentan claros importantes a partir de los cuales se observa el sustrato. Con suelo desnudo (4) se hace referencia a aquellas zonas en las que la cubierta vegetal arvense está ausente y prevalece la respuesta del sustrato. Finalmente, con la clase construcciones rurales y viales (5) se recoge todas las edificaciones rurales y vías de comunicación pavimentadas.

Debido a que en estudios erosivos previos en el área la cubierta de copa del olivo no tenía gran repercusión en las tasas de erosión (Lima, *et al.*, 2017), no se ha considerado la necesidad de crear una nueva clase que contemple dicha cubierta, centrando el trabajo exclusivamente en las cubiertas de suelo arvenses. No obstante, cabe destacar dos aspectos importantes. Por una parte, la respuesta espectral de la copa del olivo y su inferencia en la respuesta espectral de las cubiertas consideradas. Hay que matizar que en toda la superficie analizada aparece un elemento que se presenta de modo continuo y uniforme, la copa del olivo. En base a los datos trabajados se observa que ésta tiene una elevada absorción en la región visible del

espectro, aunque menos en la verde, salvo el árbol en suelo desnudo donde la interferencia del sustrato hace que los valores de reflectividad aumenten en todas las bandas de la porción visible del espectro. Sin embargo, son claramente diferentes entre sí en el dominio del infrarrojo cercano, donde la moderada reflectividad se debe, por un lado, a la baja absorción de las clorofilas del olivar, y, por otro, a la estructura celular interna de la propia hoja. Respecto a lo primero, si el contenido en humedad es mayor se da una alta absorción (por el agua) siendo algo perceptible en las clases 2 y 3. Atendiendo a la información suministrada en la banda Red Edge, que se corresponde a una sección del espectro electromagnético que se ubica en la transición de la banda del rojo a la banda del infrarrojo cercano (NIR), entre 0,680 y 0,750 micras, observamos que la reflectancia cambia de valores bajos por la absorción en la banda del rojo y a valores más altos en el infrarrojo cercano por la clorofila de la hoja y según su cubierta. En este sentido, la hoja del olivo es estrecha y en su sección transversal dispone de una parte superior o haz, más o menos cóncava y una parte inferior o envés, convexa. La epidermis posee una cutícula espesa y parénquima clorofílico en empalizada, que consta de tres capas de células superpuestas en el haz y de una sola en el envés. En el infrarrojo próximo, las hojas con menor desarrollo del parénquima lagunar producen menor dispersión, por esta razón el olivar que es de hoja estrecha suele ser menos reflectante en esa región espectral que las plantas de hoja ancha.

Por otra parte, se ha podido observar que el comportamiento espectral difiere en el área de estudio en base a dos parámetros: el grado de cobertura del suelo por las hierbas de bajo y medio porte, y la interferencia del sustrato. El color del suelo juega un papel importante en la reflectividad, dando lugar a complejas respuestas espectrales, de ahí la razón de la elevada desviación típica de la clase 4 y de la reducida separabilidad de las clases 2 y 3. En términos generales, su coloración es consecuencia de su composición mineralógica y orgánica, de su textura, del grado de intemperismo, del grado de erosión, y del contenido de agua (de ahí la sensibilidad de respuesta en las bandas 5 y 7, de las cuales no disponemos en el dispositivo utilizado). De estos términos, la variación espectral de los suelos en la zona de estudio venía determinada por su composición mineralógica y orgánica y al agua que puede retener, algo que ocurrirá en otras zonas por regla general. Sin embargo, en las parcelas con suelos arcillosos-margosos, la mayor reflectividad se da en el rojo por su alto contenido en óxido de hierro (horizonte B Árgico), siendo muy perceptible en la clase 4. En aquellas zonas de la clase 3, donde aparecen los claros o la cubierta es escasa y no están tan degradados como los de la clase 4, baja su reflectividad sobre todo en el NIR (0.7-1.3 micras, infrarrojo cercano) debido a su mayor contenido en materia orgánica. Si el cultivo se encuentra en suelos correspondientes a margas blancas y afloramientos calizos blancuzcos se produce una alta reflectancia en todas las bandas del visible, como se aprecia también en la clase 4, en la que los árboles se cultivan sobre suelos con estas características además de tener escasa o nula cubierta vegetal. Así pues, se ha comprobado que, si tenemos en cuenta la tonalidad de los suelos, es mucho más distintivo en la región infrarroja del espectro que en el visible. Aunque sea difícil identificar los constituyentes minerales individuales de las rocas por su tono, fácilmente se pueden detectar variaciones en su composición mineralógica por su reflectividad en el infrarrojo. Esta información combinada con trabajo de campo y mapas previos se ha constituido como el método más eficaz para llevar a cabo la valoración de la coloración del sustrato en la definición de las clases espectrales establecidas.

Dada la complejidad de las cubiertas analizadas, se considera aconsejable estudiar la discriminabilidad de las muestras espectrales para comprobar su separabilidad de cara a su configuración como clases de la clasificación y estén en consonancia con la riqueza espectral del fichero multibanda utilizado. Como método estadístico de evaluación de la separabilidad entre las clases propuestas se ha utilizado la función de divergencia estadística por distancia euclidiana, que asume una distribución normal de las clases (Pinilla, 1995).

Tanto la matriz de separabilidad como los histogramas de las clases (figura 4) reflejan cierta proximidad de los ND, apareciendo acumulados en el primer y segundo cuartil, lo que expresa una moderada normalidad estadística de las muestras espectrales. La divergencia estadística reflejó varias cuestiones importantes: a) la separabilidad espectral de la clase 1 con respecto a las clases 4 y 5 es clara, y al mismo tiempo también con el resto de las clases, b) las clases 4 y 5 poseen respuestas espectrales muy similares con lo que

probablemente pudieran ser asignadas por el clasificador a la misma categoría, c) moderada discriminación interna entre las clases espectrales en las que la cubierta vegetal arvensa está presente en menor medida, clases 2 y 3 y, por tanto, con cierta influencia del sustrato, sobre todo en la 3, y d) importante influencia de la tonalidad de sustrato en aquellas clases en las que la cubierta vegetal está menos desarrollada, clase 3 o es inexistente, clase 4.

A la vista de lo anterior, hay que explicar que estas clases provienen de un proceso de generalización en base a una leyenda más detallada en la que se contemplaba la policromía del sustrato y presentaba un mayor número de clases muy similares entre sí o con pequeñas variaciones. Las 5 muestras que se han seleccionado son las que se han considerado que podrían ser discriminadas con mayor facilidad. En definitiva, éstas han sido admitidas como moderadamente aceptables, a modo de prueba, esperando que la clasificación no presentase grandes incongruencias debido a elevados riesgos de confusión entre las clases. Se decidió probar el método no supervisado de clasificación digital para realizar la agrupación estadística automática de los datos de la imagen en una serie de grupos homogéneos que respondieran a similitudes espectrales de las cubiertas. Este método utiliza algoritmos de clasificación automática multivariante en los que los individuos más próximos se van agrupando formando clases. El resultado final de este proceso de clustering, determinó la existencia de riesgos de confusión en aquellas clases en las que la cubierta vegetal estaba presente en menor densidad (arvenses heterogéneas y arvenses con clareos). Siendo un error aceptable en función de los objetivos del trabajo.

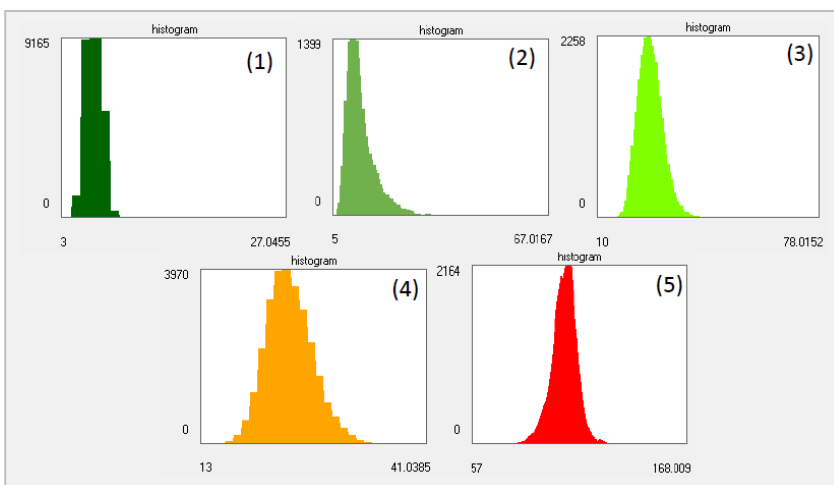


Figura 4. Histogramas de las clases.

Una vez admitidas las muestras que servirán de base en la fase de entrenamiento para la clasificación, se calcularon las estadísticas elementales de cada clase con la finalidad de verificar que no estuviesen demasiado alejadas de la normalidad. La importancia de realizar esta operación radica en que con ello se obtiene una idea de las posibilidades de éxito, ya que se puede asumir con las estadísticas que las áreas de entrenamiento serán fidedignas para formar las

categorías que les corresponderán y garantizan el suficiente grado de representatividad de las distintas clases espectrales. Además, se evita forzar al algoritmo a clasificar píxeles de áreas demasiado heterogéneas.

3. RESULTADOS.

Una vez realizados estos pasos previos, se procedió a la clasificación digital de las imágenes. Como afirma Chuvieco (2006), las clasificaciones digitales no pueden pretender ser una definición absoluta de cada cubierta, sino más bien una caracterización relativa que solo es aplicable para la zona objeto de estudio en base a las fechas de las imágenes que se utilizan para realizarla. Se utilizó el método de clasificación supervisado al disponer de un conocimiento previo del área. Como clasificador se utilizó el de máxima probabilidad (también se denomina de máxima verosimilitud) que, aunque es muy estricto con la separabilidad estadística de las muestras, arrojó resultados más ajustados a la delimitación que se había propuesto. No obstante, se probaron otros clasificadores como el de mínima distancia, observando que el resultado no era tan acorde con la realidad.

El clasificador de máxima probabilidad es un clasificador robusto basado en la teoría de decisión bayesiana que asume que los datos siguen una función de distribución normal para asignar la probabilidad de que un pixel cualquiera pertenezca a cada una de las clases; el cálculo se realiza para todas las firmas que intervienen

en la clasificación, asignando cada píxel a aquella clase lo que maximiza la función de probabilidad (Chuvienco, 2006). Al disponer de indicadores estadísticos como los definidos por los valores de la media, la mediana, la desviación típica y la matriz de covarianza es posible conocer previamente mediante el cálculo de las estadísticas de las firmas su adecuación a la función de probabilidad mencionada y, por consiguiente, si la clasificación va a ser posible realizarla en base a las firmas definidas en la fase de entrenamiento. La tabla 2 refleja los valores estadísticos de reflectividad de las clases resultantes.

Tabla 2. Valores medios de reflectividad espectral de la clasificación supervisada (ND = reflectividad x 100)

CLASES RESULTANTES	Media	STD
(1) Cubierta vegetal arvense homogénea	3,47	2,82
(2) Cubierta vegetal arvense heterogénea	10,20	10,19
(3) Cubierta vegetal arvense con claros	21,40	11,7
(4) Suelo desnudo	24,24	10,38
(5) Construcciones rurales y viales	21,14	10,12

La figura 5 muestra el resultado de la clasificación digital supervisada. Si se tienen en cuenta los condicionantes expresados a lo largo del trabajo, los resultados de la clasificación son aceptables, aunque mejorables; aceptables por su adecuación a la verdad terreno en función del conocimiento que los investigadores tienen del área de estudio; y mejorables, porque se han detectado algunos errores de comisión. Éstos fueron constatados, por un lado, en lo que se refiere a las clases (4) y (3), cuando en el sustrato aparecía una coloración rojiza o de tonalidad ocre oscura; y, por otro, entre las clases (4) y (5), sobre todo cuando el sustrato era de coloración clara; lo que en cierta medida es lógico dada la respuesta espectral característica de los ND de estas clases.

Finalmente se ha aplicado distintas medidas estadísticas de fiabilidad mediante el diseño de un muestreo aleatorio simple, para verificar cuantitativamente los resultados de la clasificación. Se establecieron 150

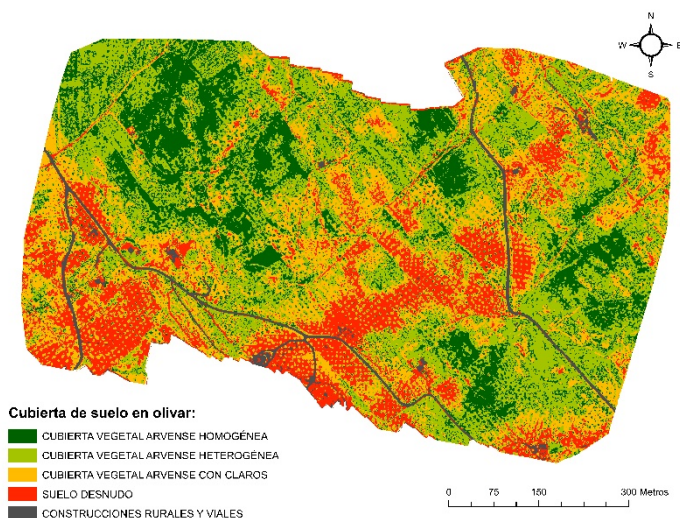


Figura 5. Clasificación supervisada realizada en 5 clases espectrales.

puntos (30 para cada clase) que permitieron generar una medida estadísticamente más sólida del acuerdo entre la imagen resultante de la clasificación y la verdad-terreno. Mediante observación directa de la imagen utilizada para la clasificación combinada en color verdadero y con los conocimientos obtenidos en campo, se evaluó cualitativamente cada punto y su correspondencia con la clase a la que debía pertenecer. Los resultados se compararon con la asignación realizada por el clasificador mediante una matriz de confusión, observándose los resultados que expresa la tabla 3.

Tabla 3. Matriz de confusión.

		RESULTADOS CLASIFICACIÓN								
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	TOTAL	A	B	C
VERDAD- TERRENO	(1) Cubierta vegetal arvense homogénea	<u>30</u>	19	5	0	0	54	55,56	24	3
	(2) Cubierta vegetal arvense heterogénea	3	<u>13</u>	11	1	0	28	46,43	15	25
	(3) Cubierta vegetal arvense con claros	0	5	<u>26</u>	10	0	41	63,41	15	21
	(4) Suelo desnudo	0	1	5	<u>15</u>	0	21	71,43	6	11
	(5) Construcciones rurales y viales	0	0	0	0	<u>6</u>	6	100,00	0	0
	TOTAL	33	38	47	26	6	150	67,37	60	60

A) Porcentaje de puntos clasificados correctamente para cada clase, B) Nº de puntos que correspondiendo a la clase i han sido adjudicados a otras clases, y C) Nº de puntos adjudicados a i cuando en realidad pertenecen a otra clase.

Con el objeto de analizar las relaciones múltiples entre las distintas categorías y medir la diferencia entre la realidad observada y lo que cabría esperar simplemente por azar, es decir, el grado de ajuste de la exactitud de la clasificación obviando la inferencia causada por factores aleatorios se calculó la matriz los índices de precisión global y Kappa que arrojaron unos valores 0,60 y 0,48, respectivamente. Los análisis estadísticos aplicados como medidas de fiabilidad verificaron aspectos que se venían suponiendo en las valoraciones previas al proceso de clasificación. El olivar es un cultivo que presenta unas características particulares referidas a la disposición de los pies de árboles según su plantación y a su manejo que determina una importante influencia del sustrato. Por ello lo valores de precisión global del 60%, con una concordancia del 48 % entre los puntos de verdad del terreno y los resultantes de la clasificación. Estos datos deben ser tomados en su justa medida, lo que no menoscaba los resultados del proceso dado el ingente número de píxeles que son manejados debido a la resolución espacial de las imágenes. Sin embargo, es evidente la necesidad de mejorar la disgregación de las clases para que no estén tan determinadas por el estado de la cubierta vegetal arvense, y realizar un tratamiento mejorable del sustrato. Ya que esto limita el funcionamiento del clasificador utilizado que exige normalidad en los datos, y no obtiene una desagregación exhaustiva de las clases (2) y (3).

Por ello, como nueva experimentación se reformuló la leyenda a tres clases: (1) Cubierta vegetal arvense homogénea, zonas donde el sustrato se encuentra cubierto para la vegetación fruto de la ausencia de laboreo (2) Suelos sin cubierta vegetal arvense o desnudos, zonas donde se han realizado tareas de laboreo y (3) Construcciones rurales y viales: esta clase recoge todas las edificaciones rurales y vías de comunicación pavimentadas. En esta ocasión, se tomaron 10 firmas espectrales de cada una de las tres clases espectrales con el objeto de recoger la variabilidad espectral. Se aplicó el mismo método de clasificación (supervisada) y clasificador (máxima verosimilitud) y se obtuvo una mejoría en los resultados con índices de precisión global del 89% y Kappa de 0,64.

4. DISCUSIÓN.

La metodología aplicada en este trabajo pretendía explorar la aplicabilidad de dichas imágenes para detectar el cubrimiento del suelo por cubiertas vegetales arvenses en zonas homogéneas de cultivo de olivar a escala de parcela. Al mismo tiempo, se esperaba que los resultados permitieran verificar la capacidad de las imágenes suministradas por estos dispositivos para su aplicación con procesos de clasificación digital de imágenes. Como se ha podido observar en el texto, se han utilizado datos de gran resolución espacial con técnicas que se han venido aplicando tradicionalmente en teledetección.

En este caso, la variabilidad y la caracterización propia de las cubiertas vegetales arvenses, con estados fenológicos muy diversos y densidades variables, ha dificultado la caracterización espectral y los procesos de clasificación digital, provocando solapes y confusiones con clases vecinas. Los suelos muestran una influencia importante variando ésta en función de la cobertura parcial por parte del arbolado, el marco de plantación, la policromía del sustrato, el contenido de humedad, el estado erosivo y la orientación de la zona observada. Autores como Pinilla *et al.*, (2001), han reflejado las dificultades para identificar cultivos de olivar en función de su respuesta espectral, problemas éstos, que se ven incrementados para el área de estudio con marcos de plantación más amplios y olivares con estructuras aéreas muy dispersas (escaso follaje) que responden a podas más severas de lo normal, orientadas a la búsqueda de calidad del producto final, basada principalmente en el calibre (Lima *et al.*, 2017).

No obstante, hemos considerado que los resultados obtenidos han sido buenos, aunque evidentemente pueden ser mejorables. Por ejemplo, con la utilización de índices de vegetación como el NDVI para detectar diferencias de densidad en la vegetación. Así el resultado final mejoraría combinando la clasificación obtenida con los valores de dicho índice. Autores como Meera *et al.* (2015) y Shou-wu Tsung y Yeong-Shyang (2016) avalan esta posibilidad. De hecho, autores como Sebem *et al.* (2005), Rejas *et al.* (2007), y Mariciela y Rejas (2015) entre otros, muestran como satisfactorio utilizar las líneas de contorno extraídas de la propia imagen para hacer diferenciaciones en estos espacios.

Por otra parte, existen en la actualidad otras técnicas que pueden ser probadas en espacios que presentan las dificultades mencionadas, como el análisis de imágenes basada en objetos (OBIA, siglas en inglés), aplicados por Blaschke (2010) y Koshelham *et al.* (2010). Como se sabe, es una técnica utilizada para analizar las imágenes de satélite que se han venido desarrollando desde hace relativamente poco tiempo en comparación con el análisis tradicional de la imagen basada en píxeles que hemos utilizado en este trabajo. Aunque esta clasificación al igual que la convencional se basa en información del píxel (valores espectrales de cada píxel), añade la posibilidad de análisis basado en la información de un conjunto de píxeles similares llamados objetos. Estos objetos de la imagen son los grupos de píxeles que son similares entre sí sobre la base de una medida de las propiedades espectrales color, tamaño, forma y textura, así como el contexto de los elementos que rodean los píxeles. El programa ENVI-EX dispone de herramientas para la Clasificación Orientada a Objetos (OBIA).

Finalmente, hay que mencionar que hemos utilizado imágenes de una sola fecha y que se está evaluando un factor dinámico como es la cubierta vegetal del suelo en zonas de cultivos de olivar que puede variar en períodos de tiempo relativamente cortos. Por lo tanto, en función de los resultados obtenidos es evidente que el dinamismo de los factores analizados obliga a trabajar con imágenes multitemporales en las que se recojan las diferentes etapas evolutivas de dicha cubierta vegetal. Estudio del cual pudiera derivarse la identificación automática de sistemas productivos en función de la periodicidad de los manejos empleados, pudiéndose evaluar así el cumplimiento de las BCAM, a nivel de parcela, en un periodo de tiempo.

4. CONCLUSIONES

A modo de conclusiones destacar la capacidad de los VANT para proporcionar información de gran utilidad y precisión para la detección de cubiertas vegetales arvenses en cultivos de olivar. La necesidad de diferentes imágenes debido al dinamismo del factor analizado. La indispensable realización de trabajo de campo para conocer el área a abordar (sistemas productivos, suelos...) y determinar puntos de control georreferenciados en los que se cuantifique la presencia de cubierta vegetal, que puedan ser utilizados como verdad-terreno. Finalmente, prestar especial atención a la variabilidad del sustrato a la hora de determinar las clases espectrales en zonas en las que el cubrimiento del suelo es altamente variable y en distancias muy cercanas.

5. AGRADECIMIENTOS

La realización de este trabajo y otros en curso han sido gracias a la financiación conseguida en el Plan Propio de Investigación y Transferencia de la Universidad de Málaga y a la cesión desinteresada de imágenes de los vuelos realizados a tal efecto por la empresa TYC GIS Soluciones Integrales (<http://tycgis.com/>). Mediante estas líneas expresamos nuestro agradecimiento a ambas instituciones, esperando que tenga continuidad el vigente marco de colaboración.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Basso, F., Bove, E., Dumontet, S., Ferrara, A., Pisante, M., Quaranta, G. y Taberner, M. (2000): Evaluating environmental sensitivity at the basin scale through the use of geographic information systems and remotely sensed data: an example covering the Agri basin (Southern Italy). *Catena*, 40, 19-35.
- Blaschke, T. (2010): Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65, 2-16.
- Catur A. R. (2015): The Potential of UAV-based Remote Sensing for Supporting Precision Agriculture in Indonesia. *Procedia Environmental Sciences*, 24, 245-253.
- Chuvieco, E. (2006): *Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio*. 2ª Edición. Barcelona, Ariel Ciencia. 586 pp.
- Chuvieco, E. y Martínez Vega, J. (1990): Visual versus digital analysis for vegetation mapping: some examples on central Spain. *Geocarto International*, 3, 21-29.

Foraster, L., Gómez, E. J., Iglesias, I., Macías, F. J. y Ruiz, M. (2011): *Estudio para la delimitación de zonas experimentales. Olivar de la comarca Sierra de las Nieves. Caracterización y recomendaciones para el manejo ecológico*. Mancomunidad de Municipios Sierra de las Nieves. ISBN 978-84-930235-5-4

Hudson, N. (1982): *Conservación del Suelo*. Barcelona, Editorial Reverté, S.A. 280 pp.

ITGE (1990): *Mapa Geológico de España. Escala 1:50.000. Hoja 1051 (Ronda)*. Instituto Tecnológico GeoMinero de España. Madrid

Koshelham, K., Nardinocchi, C., Frontoni, E., Mancini, A., Zingaretti, P. (2010): Performance evaluation of automated approaches to building detection in multi-source aerial data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65, 123-133.

Lima, F. J., Blanco, R y Gómez, M. L. (2017): Soil erosion and environmental regulations in Agricultural Policy European olive grove (*Olea Europaea*) South of Spain. *Agrociencia*. (Aceptado para su publicación. En prensa)

Lucdeme (1994): Mapa de suelos de Alora (1054). Universidad de Granada, España.

Lucdeme (1995): Mapa de suelos de Ronda (1051). Universidad de Granada, España.

Lucdeme (1996): Mapa de suelos de Teba (1037). Universidad de Granada, España.

Mariciela, A. y Rejas, J. G. (2015): Análisis multitemporal mediante teledetección espacial y SIG del cambio de cobertura del suelo en el municipio de Danlí, El Paraíso, en los años 1987 -2011. Memoria XIV Conferencia Iberoamericana de Sistemas de Información Geográfica parte II. *Revista ciencias espaciales*. 8, 2.

Mary, P. L., Curtis E. W., Collins, J. B. y Hamdi, H. (1996): The Status of Agricultural Lands in Egypt: The Use of Multitemporal NDVI Features Derived from Landsat TM. *Remote Sens. Environ*, 56, 8-20.

Meera, G., Parthiban, S., Nagaraj, T. y Christy, A. (2015): Ndvi: Vegetation change detection using remote sensing and GIS – A case study of Vellore District. *Procedia Computer Science*, 57, 1199-1210.

Moran, M. S., Inoue, Y., y Barnes, EM (1997). Oportunidades y limitaciones para la remota basada en imágenes detección en la agricultura de precisión. *Remote Sensing of Environment*, 61, 319-346.

PACC (2008): Plan Andaluz de Controles de Condicionalidad para la Campaña 2008. Consejería de Agricultura y Pesca. Junta de Andalucía.

Pinilla, C. (1995): *Elementos de Teledetección*. Madrid, Editorial Ra-Ma, 313 pp.

Pinilla, C., Ariza, F.J, Sánchez, M. y Tovar, J. (2001): Mejora de la fiabilidad en la identificación del olivar utilizando un modelo geométrico de reflectancia. *Revista de Teledetección*, 16, 11-15.

PNCC (2012): Plan Nacional de Controles de Condicionalidad. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente.

Rejas, J.G., Malpica, J. A. y Martínez, R. (2007): Aplicación de teledetección hiperespectral en la identificación de cubiertas en áreas semi-urbanas”. Congreso Internacional de Geomática, Barcelona (España) 20-23.

Saberioon, M.M., Amin, M.S.M., Anuar, A.R., Gholizadeh, A., Wayayok, A. y Khairunniza-Bejo, S. (2014): Evaluación de contenido de clorofila de la hoja de arroz utilizando bandas visibles en diferentes etapas de crecimiento tanto en la escala de la hoja y el dosel. En t. J. Appl. Obs tierra. *Geoinf*, 32, 35-45.

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

Senthilnath, J., Manasa Kandukuri, Akanksha Dokania y Kn Ramesh. (2017): Application of UAV imaging platform for vegetation analysis based on spectral-spatial methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 140, 8-24.

Shou-Wu Tsung y Yeong-Shyang Chen. (2016): Examining eco-environmental changes at major recreational sites in Kenting National Park in Taiwan by integrating SPOT satellite images and NDVI. *Tourism Management*, 57, 23-36.

Stafford, J. V. (2000): The implementation of precision agriculture in the 21st century. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 76, 267-275.

Torres, J., Peña, J. M., De Castro, I. A., López, F. (2014): Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103, 104–113.

Warren, G., y Metternicht, G. (2005): High resolution digital multispectral agricultural applications imagery: Intra-spatial spatial evaluation of the canola field (*Brassica napus*) in Western Australia. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71, 595-602.