

Principales variables para la detección de plántulas de amapola (*Papaver rhoeas*) en imágenes tomadas con un vehículo aéreo no tripulado

José Manuel Peña^{1✉}, Ana Isabel de Castro², Jorge Torres-Sánchez², Francisco M. Jiménez-Brenes², Francisco Valencia³, Francisca López-Granados²

¹Instituto de Ciencias Agrarias (ICA-CSIC), Madrid

²Instituto de Agricultura Sostenible (IAS-CSIC), Córdoba

³Dpto. Hortofruticultura, Botánica y Jardinería. ETSEA. Universitat de Lleida

✉ jmpena@ica.csic.es

Resumen: En este trabajo se han evaluado variables espectrales, morfológicas (forma, tamaño), contextuales (posición) y texturales que permitan desarrollar un procedimiento automático de clasificación de plántulas de amapola, otras malas hierbas, cultivo y suelo desnudo en imágenes adquiridas con un vehículo aéreo no tripulado (UAV). Las imágenes se tomaron con una cámara modificada para la obtención de información en infrarrojo-color y a una resolución espacial de 0,60 cm/píxel. Se aplicaron técnicas avanzadas de análisis de imágenes basadas en objetos para la obtención de las variables descritas y se desarrolló un modelo tipo árbol de decisión para cuantificar la importancia de cada variable en la clasificación. Los resultados indicaron que la información espectral basada en el índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI, por sus siglas en inglés) aportó un 46% al modelo de clasificación, principalmente para la discriminación de objetos de vegetación y suelo desnudo. Por otra parte, para la identificación de las plántulas de amapola fue necesario incorporar además variables morfológicas (principalmente, el área [tamaño] del objeto, que aportó un 36% al modelo) y texturales (p.ej., textura media y entropía, con un 11% de contribución en el modelo). Por su parte, la distancia relativa de los objetos a la línea de cultivo tuvo escasa importancia en la clasificación total.

Palabras clave: UAV, análisis de imágenes basado en objetos (OBIA), árboles de decisión, cereal de invierno, control localizado de malas hierbas.

1. INTRODUCCIÓN

La detección de plántulas de malas hierbas en cultivos herbáceos y la generación de mapas para un control localizado de las mismas en época temprana es actualmente posible combinando dos tecnologías: 1) imágenes de muy alta resolución espacial tomadas con vehículos aéreos no tripulados (UAV) y 2) aplicación de algoritmos avanzados de análisis de imágenes basados en objetos (OBIA) (Peña et al., 2013). En dichos escenarios, la elección de resoluciones espacial, espectral y temporal de las imágenes aéreas que se adapten correctamente a las condiciones del cultivo y las malas hierbas es fundamental (Peña et al., 2015). Por su parte, las imágenes UAV no solo incluyen la información espectral de las plantas de cultivo y malas hierbas, sino que además aportan otros datos relacionados con la posición, forma y textura de dichas plantas, lo que aumenta notablemente el número de variables de análisis en comparación con las imágenes tomadas con plataformas remotas convencionales (satélite y avionetas) y, por tanto, la capacidad para obtener mejores resultados de clasificación (Laliberte et al., 2010).

Aun así, la discriminación de plántulas de amapola (*Papaver rhoeas*) en cultivos de cereal de invierno es especialmente complejo por dos razones fundamentales. Por una parte, el tamaño de las plántulas es muy reducido en el momento en que se recomienda el tratamiento herbicida, lo que exige la utilización de imágenes de resolución espacial < 1 cm/píxel para su detección, que

actualmente solo pueden obtenerse con vuelos UAV a baja altura (< 30 m). Por otra parte, las plántulas de amapola y las del cultivo presentan un color verde similar, lo que dificulta aún más su discriminación espectral.

Por tanto, en este trabajo se evaluaron múltiples variables espectrales (basadas en índices de vegetación), morfológicas (tamaño y parámetros de forma), contextuales (posición relativa) y texturales con el objetivo de desarrollar un procedimiento automático basado en algoritmos de árboles de decisión para la posterior clasificación de amapola, otras malas hierbas, cultivo y suelo desnudo en las imágenes-UAV.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Zona de estudio y adquisición de imágenes UAV. El trabajo se realizó en una parcela de cebada de una extensión aproximada de 0,50 ha localizada en el municipio de Muller (Lleida), que presentaba una elevada infestación natural de amapola y otras especies de malas hierbas en estado de plántula. Las imágenes se tomaron en febrero de 2016, usando una cámara convencional Sony ILCE-6000, cuyos filtros internos fueron previamente modificados para permitir la adquisición de información espectral en las bandas verde, rojo e infrarrojo-cercano (IC). La cámara se instaló en un vehículo aéreo no tripulado, modelo quadrotor md4-1000 (microdrones GmbH, Siegen, Alemania), y los vuelos se realizaron a 30 m de altura, con una resolución espacial de 0,60 cm/píxel (Fig. 1).

2.2. Procesamiento de las imágenes y análisis de los datos. Las imágenes UAV se tomaron con solapamiento transversal del 60% y longitudinal superior al 90%, lo que permitió la correcta generación del ortomosaico de la parcela completa, que fue realizado con el programa Agisoft Photoscan Professional 1.2.4 (Agisoft LLC, San Petersburgo, Rusia). Los datos verdad-terreno se tomaron en varias zonas de la parcela caracterizadas por la presencia de plántulas de amapola, y que fueron localizadas mediante la colocación en la parcela de 35 marcos de aluminio blanco de 1x1 metro y que eran perfectamente visibles en el ortomosaico. Todos los marcos fueron fotografiados en campo, lo que permitió, posteriormente, localizar las plántulas de amapola en las imágenes UAV (Fig. 2) y extraer los datos de cada variable espectral, contextual, morfológica y textural estudiada.



Figura 1. Vehículo aéreo no tripulado durante la ejecución del vuelo y la toma de imágenes en la parcela de estudio.

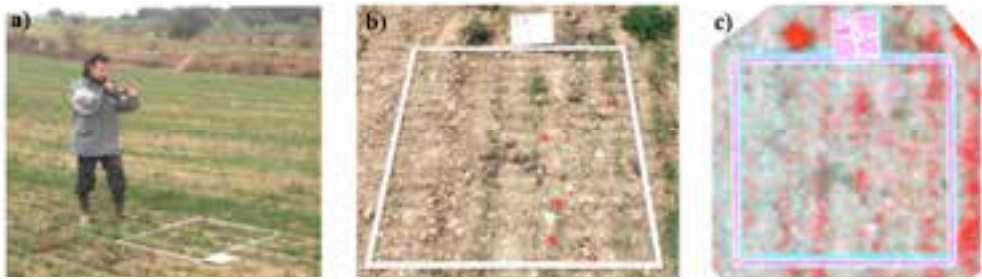


Figura 2. Procedimiento de toma de datos en los marcos verdad-terreno: a) toma de fotografías en campo, b) fotografía del marco n° 24, en donde se localizan las plántulas de amapola (dibujadas en rojo), y c) detalle de la imagen UAV del marco n° 24.

Las imágenes UAV se segmentaron y analizaron con técnicas OBIA usando el programa eCognition Developer (Trimble GeoSpatial, Munich, Alemania) y aplicando el algoritmo desarrollado en (Torres-Sánchez et al., 2014). En las zonas del ortomosaico limitadas por los marcos verdad-terreno se clasificaron manualmente los objetos correspondientes a plántulas de amapola y al resto de clases presentes en la parcela: plantas de cultivo, plántulas de otras malas hierbas y suelo desnudo. Se consideraron los siguientes parámetros de los objetos (Tabla 1): 1) características espectrales o índices de vegetación obtenidos de la distintas combinaciones entre las tres bandas de la imagen, 2) características morfológicas de los objetos, 3) características texturales basadas en la matriz de co-ocurrencia (Haralick et al., 1973), y 4) posición relativa de los objetos con respecto a la línea de cultivo.

Los datos obtenidos en cada marco se exportaron para su análisis estadístico al programa programa JMP (SAS Institute Inc., Cary, EE.UU.), con el que se desarrolló un modelo de clasificación de las imágenes aplicando técnicas de Árbol de Decisión. Los parámetros que caracterizaban cada clase y su importancia en el modelo se determinó mediante el estadístico ratio de probabilidad chi-cuadrado (G2), que considera el ratio entre las frecuencias observadas y esperadas.

Tabla 1. Variables analizadas en las imágenes UAV según su tipología

Espectral ¹	Morfológica ²	Textural ³	Posición
NDVI	Área	Homogeneidad	Distancia a la fila de cultivo
GNDVI	Asimetría	Contraste	
Vigreen	Compacidad	Disimilaridad	
	Densidad	Entropía	
	Forma rectangular	Ang. 2º momento	
	Redondez	Textura media	
	Índice de forma	Textura SD	
		Correlación	

¹ Índices de vegetación calculados: NDVI = (IC-Rojo)/(IC+Rojo); GNDVI = (IC-Verde)/(IC+Verde); Vigreen = (Verde-Rojo)/(Verde+Rojo).

² Variables descritas en (Trimble Geospatial, 2017).

³ Variables descritas en (Haralick et al., 1973).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El modelo de árbol de decisión generado para la clasificación de las plántulas de amapola y el resto de clases estuvo formado por una combinación de 14 variables diferentes (Fig. 3). Se observa que los objetos de suelo desnudo y cultivo se discriminaron generalmente bien de las plántulas de amapola con las variables NDVI (umbral inferior a 0,18 para suelo desnudo), y área de los objetos (umbral superior a 5,28 cm² para cultivo), respectivamente. Sin embargo, la principal confusión de la amapola se produjo con las otras malas hierbas presentes en la parcela. En este caso, el modelo utilizó variables de los cuatro tipos para discriminar entre ambas clases mediante múltiples divisiones del árbol de decisión y diversidad de umbrales, lo que indica cierto grado de especificidad a las condiciones del estudio.

En total se generaron 30 divisiones, siendo el índice de vegetación NDVI y el área de los objetos las dos variables que más contribuyeron al modelo con un 46% y un 36%, respectivamente (Tabla 2), principalmente debido a su participación en la discriminación de suelo desnudo y cultivo. Las variables texturales tuvieron una contribución moderada en el modelo, con un porcentaje total del 10,72%, destacando la textura media como la tercera variable más importante (5,60%). Otras variables morfológicas, a parte del área del objeto, aportaron tan solo un 3,60% al modelo, mientras que la variable de la distancia de los objetos a la línea de cultivo solo contribuyó en 0,93%. Este baja contribución de la variable de posición se explica porque un número notable de plántulas de amapola y otras malas hierbas se localizaron junto a la línea de cultivo, por lo que esta variable no aportó mucho al modelo de clasificación.

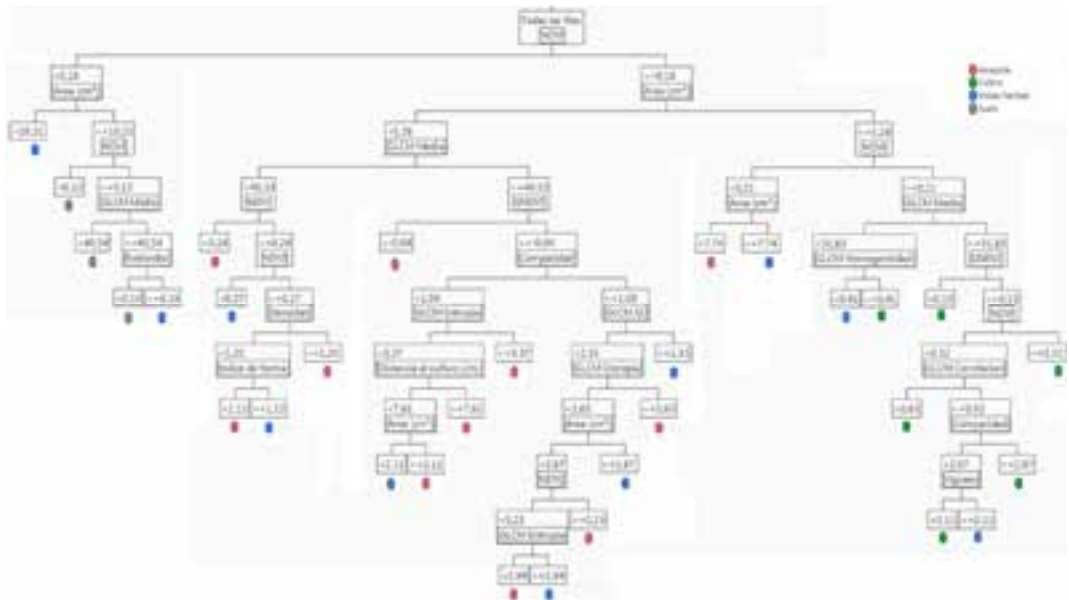


Figura 3. Modelo tipo árbol de decisión generado para la clasificación de plántulas de amapola, cultivo, otras malas hierbas y suelo desnudo en las imágenes UAV.

Tabla 2. Variables espectrales, morfológicas, texturales y de posición seleccionadas para la clasificación de las imágenes UAV y su grado de contribución en el modelo (%G²: porcentaje del ratio de probabilidad chi-cuadrado)

Variable	Tipo	%G ²
NDVI	Espectral	46,38
Área (cm ²)	Morfológica	35,87
Textura media	Textural	5,60
GNDVI	Espectral	2,26
Entropía	Textural	2,10
Compacidad	Morfológica	1,49
Textura SD	Textural	1,13
Homogeneidad	Textural	1,11
Redondez	Morfológica	1,07
Distancia al cultivo (cm)	Posición	0,93
Correlación	Textural	0,78
Densidad	Morfológica	0,66
Índice de forma	Morfológica	0,38
Vlgreen	Espectral	0,25

4. CONCLUSIONES

Mediante el análisis basado en objetos de imágenes UAV y el desarrollo de un modelo de árboles de decisión se han identificado las variables espectrales, morfológicas, texturales y de posición que contribuyen en mayor medida a la clasificación de plántulas de amapola, otras malas hierbas, cultivo y suelo desnudo en una parcela de cebada en época temprana. El índice de vegetación NDVI, el tamaño de los objetos y la textura media fueron notablemente las variables más importantes en el modelo. Si bien el cultivo y el suelo desnudo se discriminó con cierta facilidad, el principal grado de confusión de las amapolas se debió a la presencia de otras malas hierbas en la parcela. Los resultados obtenidos permitirán focalizar el desarrollo de los algoritmos de clasificación de imágenes sobre las variables seleccionadas, con el objetivo final de generar un mapa de malas hierbas (y, específicamente, de amapola) que permita proponer estrategias de control localizado en el contexto de la agricultura de precisión.

5. AGRADECIMIENTOS

Investigación financiada por el proyecto MINECO AGL2014-52465-C4-4R. La investigación de Dr. José M. Peña, Dr. Ana de Castro y Dr. Jorge Torres-Sánchez fue financiada por los programas Ramón y Cajal (MINECO), Juan de la Cierva (MINECO) y FPI (BES-2012-052424), respectivamente.

6. REFERENCIAS

- Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3, 610-621.
- Laliberte AS, Herrick JE, Rango A, Winters C (2010). Acquisition, orthorectification, and object-based classification of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for rangeland monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76, 661-672.
- Peña JM, Torres-Sánchez J, de Castro AI, Kelly M, López-Granados F (2013). Weed Mapping in Early-Season Maize Fields Using Object-Based Analysis of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Images. *PLoS ONE*, 8, e77151.
- Peña JM, Torres-Sánchez J, Serrano-Pérez A, de Castro AI, López-Granados F (2015). Quantifying Efficacy and Limits of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Technology for Weed Seedling Detection as Affected by Sensor Resolution. *Sensors*, 15, 5609-5626.
- Torres-Sánchez J, Peña JM, de Castro AI, López-Granados F (2014). Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103, 104-113.
- Trimble Geospatial (2017). *eCognition Developer, user's book*.

Main features for the detection of *Papaver rhoeas* seedlings in images collected with an unmanned aerial vehicle

Summary: A group of spectral, morphological (shape-based, size), contextual (location), and textural features were evaluated with the aim of automatic classification of *Papaver rhoeas* seedlings, other weeds, crop plants and bare soil in images collected with an unmanned aerial vehicle (UAV). The images were taken with a color-infrared modified camera at 0,60 cm/pixel of spatial resolution. The features were obtained by applying advanced object-based images techniques, and their contribution to the classification was analyzed with decision tree modeling. Spectral information from the normalized difference vegetation index (NDVI) contributed 46% to the model, mainly due to its capacity to discriminate vegetation and bare soil objects. Additionally, identification of *Papaver rhoeas* seedlings was possible by incorporating morphological (mainly object size, which contributed to 36% to the model) and textural features (e.g., mean and entropy, which contributed to 11% to the model). Finally, relative distance of the objects to the crop-rows had a low importance in the total classification results.

Keywords: UAV, object-based image analysis (OBIA), decision tree models, winter cereals, site-specific weed control.