

# Detección de crucíferas en márgenes de biodiversidad en ecosistemas agrarios mediante el análisis de imágenes dron y arquitecturas CNN

## Detection of crucifers in biodiversity margins of agricultural ecosystems through the analysis of drone images and architectures CNN

Juan Diego Mena\*, José Dorado, José G. Guerra, Gustavo A. Mesías-Ruiz, José Manuel Peña, & Irene Borra-Serrano

Grupo tec4AGRO, Instituto de Ciencias Agrarias, CSIC, Madrid, España  
(\*E-mail: jdmena@ica.csic.es)  
<https://doi.org/10.19084/rca.34859>

Recibido/received: 2024.01.15  
Aceptado/accepted: 2024.02.28

### RESUMEN

La pérdida generalizada de biodiversidad en los paisajes y ecosistemas agrarios es una preocupación a nivel global. Esta pérdida se relaciona con la intensificación de las prácticas agrícolas, el uso inadecuado de agroquímicos y la fragmentación de hábitats naturales. Todo esto afecta la diversidad vegetal y tiene un impacto en el funcionamiento del ecosistema, limitando los servicios ecosistémicos. Promover una mayor diversidad funcional en los márgenes de nuestros cultivos es una meta alcanzable mediante el manejo de los recursos que nos ofrece la flora arvense. En particular, las especies de la familia *Brassicaceae* Burnett (en adelante, crucíferas), desempeñan un papel fundamental en los agrosistemas al atraer enemigos naturales de plagas y proporcionar néctar y polen a los polinizadores. El objetivo de este estudio era detectar y estimar los recursos florales ofrecidos por las crucíferas en presencia de otras especies arvenses. Para ello, se diseñó un experimento en la finca “La Poveda” (CSIC, Madrid) en 2023, en el que se llevaron a cabo hasta 4 vuelos con un dron sobre los márgenes florales donde se encontraban tres crucíferas de interés: *Diplotaxis tenuifolia*, *Eruca vesicaria* y *Moricandia arvensis*. Estas especies representan algunos de los rasgos funcionales clave de las crucíferas que suelen estar presentes en nuestros agrosistemas. La detección de estas especies se realizó mediante el análisis de imágenes capturadas por el dron y la implementación de arquitecturas de redes neuronales convolucionales. En este trabajo, presentamos los primeros resultados de los modelos que estamos desarrollando.

**Palabras clave:** Márgenes multifuncionales, servicios ecosistémicos, entomofauna útil, polinizadores, aprendizaje profundo.

### ABSTRACT

The widespread loss of biodiversity in agricultural landscapes and ecosystems is a global concern. This loss is related to the intensification of agricultural practices, the inappropriate use of agrochemicals and the fragmentation of natural habitats. All of this affects plant diversity and has an impact on the functioning of the ecosystem, limiting ecosystem services. Promoting greater functional diversity in the margins of our crops is an achievable goal through the management of the resources offered by the weed flora. In particular, species of the *Brassicaceae* Burnett family (hereinafter referred to as cruciferous), play a fundamental role in agrosystems by attracting natural enemies of pests and providing nectar and pollen to pollinators. The objective of this study was to detect and estimate the floral resources offered by cruciferous plants in the presence of other weed species. To this end, an experiment was designed at the “La Poveda” farm (CSIC, Madrid) in 2023, in which up to 4 flights were carried out with a drone over the floral margins where three cruciferous plants of interest were found: *Diplotaxis tenuifolia*, *Eruca vesicaria* and *Moricandia arvensis*. These species represent some of the key functional traits of crucifers that are often present in our agrosystems. The detection of these species was carried out through the analysis of images captured by the drone and the implementation of convolutional neural network architectures. In this work, we present the first results of the models we are developing.

**Keywords:** Multifunctional margins, ecosystem services, useful entomofauna, pollinators, deep learning.

## INTRODUCCIÓN

Desde la última mitad del siglo XX, los cambios radicales en las tierras agrícolas debido a la intensificación de la agricultura y la disminución de la heterogeneidad del paisaje, especialmente en las tierras cultivables, han provocado una enorme pérdida de la biodiversidad (Flohre *et al.*, 2011). Una parte de ello se refleja en la disminución de la población de insectos que visitan las flores: sírfidos, mariposas, abejas y avispa (Balfour *et al.*, 2015). Sin embargo, la polinización de plantas con flores por insectos es fundamental para el funcionamiento de los ecosistemas tanto naturales como agrícolas, así como para el suministro mundial de alimentos (Montoya *et al.*, 2020; Khalifa *et al.*, 2021). En este sentido, la Unión Europea ha tratado de frenar esta disminución general de la biodiversidad en las últimas décadas a través de la promoción de una Política Agrícola Común (PAC) más sostenible.

Los hábitats con mayor abundancia de flores y riqueza de especies florales por unidad de superficie se localizan principalmente en los márgenes de los campos (Balfour *et al.*, 2015). Se componen de flora arvense y constituyen una fuente de alimento y protección para los insectos, entre otras funciones ecológicas. Las familias de flora arvense más importante como hospedadoras de polinizadoras son *Asteraceae*, *Fabaceae*, *Brassicaceae* y *Lamiaceae* (Zurbuchen y Müller, 2022). Destacan las *Brassicaceae* o crucíferas, ampliamente representadas en la península, por sus grandes recursos de néctar y polen al inicio y final de temporada, llegando a ofrecer hasta dos floraciones que prolongan la disponibilidad de sus recursos florales (Gómez *et al.*, 2020). Por tanto, el establecimiento de franjas florales y naturalización de zonas seminaturales mediante la siembra de estas especies podría ser una solución para atraer a los polinizadores y facilitar su presencia en agrosistemas (Ricou *et al.*, 2014; Kuppler *et al.*, 2023).

La puesta a punto de un sistema para el monitoreo de márgenes florales, que sea eficiente en términos de tiempo y coste, se beneficiaría del empleo de herramientas como la teledetección combinada con métodos operativos basados en inteligencia artificial, capaces de detectar y cuantificar los recursos florales (Gallmann *et al.*, 2022). La detección remota

de flores en márgenes con alta diversidad floral supone un gran desafío, debido al pequeño tamaño de sus estructuras, la superposición de flores, la posibilidad de que estén parcialmente ocultas o incluso en movimiento debido al viento durante la captura de imágenes (Gallmann *et al.*, 2022). En la revisión de Gonzales *et al.* (2022) se presentan las limitaciones y capacidades de la teledetección para llevar a cabo esta tarea y ya existen trabajos que emplean imágenes tomadas con dron en los cuales se detectan flores de distintas especies (Chen *et al.*, 2019; Gallmann *et al.*, 2022).

En esta investigación se propone un método automatizado para la identificación de rasgos florales en plantas de la familia *Brassicaceae*, utilizando imágenes capturadas por un dron y empleando un enfoque de detección de objetos. Este método integra aprendizaje profundo a través de una arquitectura de red neuronal convolucional (CNN), la cual fue entrenada y evaluada utilizando imágenes obtenidas de cuatro vuelos sobre un margen floral experimental.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### *Descripción del ensayo y de la toma de datos*

El estudio se realizó en la finca experimental del CSIC, "La Poveda" localizada en Arganda del Rey (Madrid, España, 40° 19' N y 3° 29' W; 536 msnm). El experimento consta de tres bloques al azar que incluían cuatro parcelas (4 × 5 m) con diferentes mezclas florales. En dichas mezclas, al menos había una especie crucífera: e.g. *Diplotaxis tenuifolia* L., *Eruca vesicaria* L. y *Moricandia arvensis* L., con flores amarillas, blancas y moradas, respectivamente.

Las imágenes se adquirieron con una cámara RGB modelo DJI Zenmuse P1 (SZ DJI Technology Co., Shenzhen, China) montada en un dron modelo DJI Matrice 300 RTK a 15 m de altura sobre el ensayo. El solape frontal y lateral de las imágenes fue del 70% y se cubrió una superficie de 900 m<sup>2</sup> en un tiempo de 7 minutos. Se realizaron cuatro vuelos en los días 11, 18 y 25 de mayo, así como el 6 de junio de 2023, todos ellos programados entre las 13:00 y las 13:30 h en ausencia de nubes y viento.

## Desarrollo del modelo

El modelo de aprendizaje profundo basado en una arquitectura CNN utilizado en el estudio fue YOLOv8-l desarrollado por “Ultralytics” (Huang *et al.*, 2023). Este modelo es rápido, eficiente y preciso, y puede detectar objetos (en nuestro estudio, “flores” o “grupos de flores”) de diferentes clases y tamaños. Para la obtención del conjunto de datos (e.g. objetos etiquetados) se utilizó la herramienta gráfica labelImg desarrollada por Tzutalin (2015). Se realizaron 6633 etiquetas de la clase crucífera correspondientes a las tres especies de dicha familia repartidas equitativamente. Un 80% de las etiquetas se emplearon para el entrenamiento y un 20% para la validación del modelo. Para el desarrollo del modelo se establecieron 200 ciclos de entrenamiento, obteniéndose su optimización en el ciclo 175. La validación del modelo se llevó a cabo en un conjunto de 25 imágenes que contenían 527 etiquetas marcadas por expertos, las cuales representan la verdad-terreno (i.e. objetos reales).

Para la evaluación del modelo y de su capacidad para identificar y localizar objetos en las imágenes se emplearon diversas métricas, entre ellas: 1) recuperación (*recall*), que indica la proporción de objetos reales identificados por el modelo correctamente; 2) precisión media (mAP, *mean average precision*), que es una métrica compuesta que promedia la precisión para diferentes niveles de recuperación; y 3) pérdida, que mide la discrepancia entre las predicciones del modelo y los valores reales.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### Entrenamiento y validación del modelo

Los resultados obtenidos en la evaluación del rendimiento del modelo YOLOv8-l durante la fase de entrenamiento revelan métricas moderadas. Por ejemplo, el valor de la precisión media (Tabla 1) sugiere que, en general, el modelo puede identificar correctamente las flores de crucíferas, aunque con algunos errores. Se observa que el modelo tiene un mejor desempeño en la detección de objetos grandes en comparación con los pequeños (por ejemplo, flores individuales), evidenciado por el valor de mAP [*area=small*] de 0,255.

La métrica de *recall* reveló que durante el entrenamiento, el modelo no logra reconocer todos los objetos en el conjunto de datos. Un valor de *recall* [*max\_detections=10*] de 0,417 indica que solo un 42% de las detecciones múltiples son correctas. Estos resultados sugieren considerar el etiquetado de la “unidad fundamental flor” y el “grupo de flores” como subclases distintas para cada especie, lo cual podría mejorar la capacidad predictiva. Además, una mayor representatividad media de píxeles en las etiquetas de “grupos de flores” podría estar afectando negativamente la detección de la “unidad fundamental flor”. El valor de *recall* [*area=small*] de 0,447 confirma que el modelo no detecta adecuadamente objetos pequeños. Probar la misma configuración del modelo en especies con un mayor tamaño de flor, entre 15 y 30 mm (Barnsley *et al.*, 2022), podría proporcionar claridad sobre la utilidad del modelo para la detección y clasificación de crucíferas.

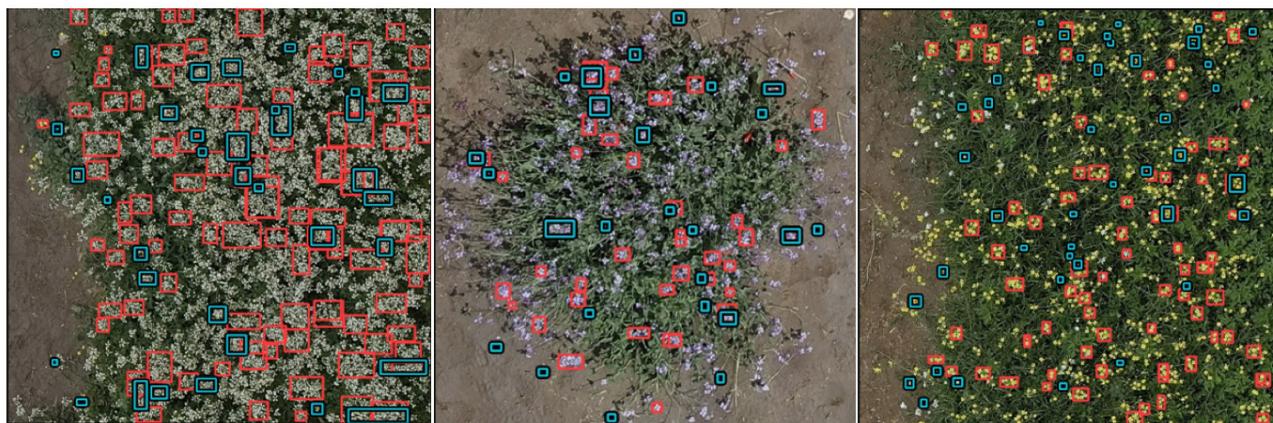
Tabla 1 - Métricas del modelo

	<i>area=small</i>	<i>max_detections=10</i>	<i>Tra</i>	<i>Val</i>	<i>Box</i>	<i>Cls</i>
mAP	0,255					
<i>Recall</i>	0,447	0,417				
Pérdida			2,236	3,151	1,207	1,029

La pérdida de entrenamiento registró un valor de 2,236, lo cual es relativamente alto, indicando una eficacia limitada en el aprendizaje de los datos de entrenamiento. Además, la pérdida de validación, con un valor aún mayor de 3,151, sugiere que el modelo presenta dificultades al generalizar a nuevos datos. Una pérdida de caja de 1,207 muestra dificultades del modelo para predecir con precisión las etiquetas que delimitan las flores, lo cual se confirma con los valores bajos de mAP y *recall*. La pérdida por clase de 1,029 señala que el modelo es razonablemente bueno a la hora de identificar las clases de objetos correctos; sin embargo, únicamente se incluye una clase de objeto “crucíferas”. El valor general de mAP respalda esta observación. Por lo tanto, se hace necesario explorar posibles mejoras en el modelo al diferenciar al menos tres clases de objetos correspondientes a las flores de *E. vesicaria*, *D. tenuifolia* y *M. arvensis*.

## Inferencia del Test

Al analizar la matriz de confusión (datos no mostrados) para evaluar la predicción del modelo sobre las 527 etiquetas correspondientes a la verdad-terreno, se observó una correcta predicción en 109 de ellas, lo que representa una precisión del 21%. La Figura 1 muestra algunos ejemplos de la inferencia del modelo en comparación con los valores reales. Una mala predicción en *D. tenuifolia* podría estar disminuyendo la precisión general del modelo.



**Figura 1** - Predicción del modelo vs. verdad-terreno. Las etiquetas de color rojo y cian representan la predicción realizada por el modelo y la verdad-terreno, respectivamente, para las especies *E. vesicaria* (izquierda), *M. arvensis* (centro) y *D. tenuifolia* (derecha).

Los resultados preliminares de la investigación revelan un rendimiento relativamente bajo en la detección y clasificación de la familia de crucíferas mediante la arquitectura YOLOv8-l. Este escenario presenta un desafío en la mejora del rendimiento del modelo. Para abordar esta problemática, se contempla la implementación de mejoras en el pre-procesamiento del conjunto de datos, con el objetivo de optimizar la calidad y representación de los datos de entrada. La utilización de particiones de ortomosaico para generar datos de entrada al modelo simplificaría el proceso, y técnicas de superresolución podrían mejorar el modelo sin reducir la altura de vuelo.

Además, es necesario explorar la viabilidad de otras arquitecturas CNN que ofrezcan un enfoque más efectivo para alcanzar nuestros objetivos. Arquitecturas capaces de trabajar con etiquetas de diferentes tamaños y composiciones en patrones de sus píxeles enriquecerían nuestros resultados.

La combinación de estas estrategias busca potenciar la capacidad del modelo para capturar patrones relevantes y mejorar la precisión en la detección y clasificación de la familia de crucíferas. Este enfoque integral constituye un paso esencial para superar las limitaciones observadas en los resultados iniciales y avanzar hacia una solución más robusta y eficaz en nuestra investigación.

## CONCLUSIONES

A falta de nuevos ajustes y calibraciones de parámetros para el modelo de última generación YOLOv8-l utilizado en el estudio, es aún necesario explorar y combinar diversas estrategias y enfoques con el fin de asegurar la mejora de los resultados.

## AGRADECIMIENTOS

Al Ministerio de Ciencia e Innovación del Gobierno de España MCIN/AEI/10.13039/501100011033, que financia las ayudas PRE2018-083227 (Gustavo Mesías-Ruiz) y PRE2021-101068 (Juan Diego Mena Castillo) dentro del programa FPI, y al proyecto PID2020-113229RBC41/AEI/10.13039/501100011033. La ayuda FJC2021-047687-1 a Irene Borra-Serrano, dentro del programa Juan de la Cierva, está financiada por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y fondos de la Unión Europea NextGenerationEU/PRTR.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barnsley, S.L.; Lovett, A.A. & Dicks, L.V. (2022) - Mapping nectar-rich pollinator floral resources using airborne multispectral imagery. *Journal of Environmental Management*, vol. 313, art. 114942. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.114942>
- Balfour, N.J.; Fensome, K.A.; Samuelson, E.E.W. & Ratnieks, F.L.W. (2015) - Following the dance: Ground survey of flowers and flower-visiting insects in a summer foraging hotspot identified via honeybee waggle dance decoding. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, vol. 213, p. 265–271. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2015.08.007>
- Chen, B.; Jin, Y. & Brown, P. (2019) - An enhanced bloom index for quantifying floral phenology using multi-scale remote sensing observations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 156, p. 108–120. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.08.006>
- Montoya, D.; Haegeman, B.; Gaba, S.; De Mazancourt, C. & Loreau, M. (2020) - Habitat fragmentation and food security in crop pollination systems. *Journal of Ecology*, vol. 109, n. 8, p. 2991–3006. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.13713>
- Flohre, A.; Fischer, C.; Aavik, T.; Bengtsson, J.; Berendse, F.; Bommarco, R.; Ceryngier, P.; Clement, L.W.; Dennis, C.; Eggers, S.; Emmerson, M.; Geiger, F.; Guerrero, I.; Hawro, V.; Inchausti, P.; Liira, J.; Morales, M.B.; Oñate, J.J.; Pärt, T.; Weisser, W.W.; Winqvist, C.; Thies, C. & Tschamntke, T. (2011) - Agricultural intensification and biodiversity partitioning in European landscapes comparing plants, carabids, and birds. *Ecological Applications*, vol. 21, n. 5, p. 1772–1781. <https://doi.org/10.1890/10-0645.1>
- Gallmann, J.; Schuepbach, B.; Jacot, K.; Albrecht, M.; Winizki, J.; Kirchgessner, N. & Aasen, H. (2022) - Flower Mapping in Grasslands With Drones and Deep Learning. *Frontiers in Plant Science*, vol. 12, art. 774965. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.774965>
- Gómez, J.; Perfectti, F.; Armas, C.; Narbona, E.; González Megías, A.; Navarro, L.; DeSoto, L. & Torices, R. (2020) - Within-individual phenotypic plasticity in flowers fosters pollination niche shift. *Nature Communications*, vol. 11, art. 4019. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17875-1>
- Gonzales, D.; Hempel de Ibarra, N. & Anderson, K. (2022) - Remote Sensing of Floral Resources for Pollinators – New Horizons From Satellites to Drones. *Frontiers in Ecology and Evolution*, vol. 10, art. 869751. <https://doi.org/10.3389/fevo.2022.869751>
- Huang, Z.; Li, L.; Krizek, G.G. & Sun, L. (2023) - Research on Traffic Sign Detection Based on Improved YOLOv8. *Journal of Computer and Communications*, vol. 11, n. 7, p. 226–232. <https://doi.org/10.4236/jcc.2023.117014>
- Khalifa, S.A.; Elshafiey, E.H.; Shetaia, A.A.; El-Wahed, A.A.A.; Algethami, A.F.; Musharraf, S.G.; AlAjmi, M.F.; Zhao, C.; Masry, S.H.; Abdel-Daim, M.M. *et al.* (2021) - Overview of bee pollination and its economic value for crop production. *Insects*, vol. 12, n. 8, art. 688. <https://doi.org/10.3390/insects12080688>
- Kuppler, J.; Neumüller, U.; Mayr, A.V.; Hopfenmüller, S.; Weiss, K.; Prosi, R.; Schanowski, A.; Schwenninger, H.-R.; Ayasse, M. & Burger, H. (2023) - Favourite plants of wild bees. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, vol. 342, art. 108266. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2022.108266>
- Ricou, C.; Schneller, C.; Amiaud, B.; Plantureux, S. & Bockstaller, C. (2014) - A vegetation-based indicator to assess the pollination value of field margin flora. *Ecological Indicators*, vol. 45, p. 320–331. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.03.022>
- Tzotalin (2015) - *LabelImg* [Python]. <https://github.com/tzotalin/labelImg>
- Zhang, W.; Ricketts, T.H.; Kremen, C.; Carney, K. & Swinton, S.M. (2007) - Ecosystem services and dis-services to agriculture. *Ecological Economics*, vol. 64, n. 2, p. 253–260. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2007.02.024>
- Zurbuchen, A., & Müller, A. (2022) - *Wildbienen-schutz-von der Wissenschaft zur Praxis*. vol. 33, Haupt Verlag. ISBN: 978-3-258-47722-0