



## Uso de la herramienta *boundary detection* para la detección de malas hierbas en el cultivo

José Marin<sup>1</sup>, Pedro V. Mauri<sup>2</sup>, Lorena Parra<sup>2,3</sup>, Jaime Lloret<sup>3</sup> y Alberto Masaguer<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Areaverde MG Projects SL. C/ Oña, 43 28933 Madrid, jmarin@areaverde.es

<sup>2</sup> Instituto Madrileño de Investigación y Desarrollo Rural, Agrario y Alimentario, Finca El Encin, Autovía del Noreste A-2, Km. 38.200, 28805 Alcalá de Henares, Madrid, pedro.mauri@madrid.org, loparbo@doctor.upv.es

<sup>3</sup> Instituto de Investigación para la Gestión Integrada de Zonas Costeras (IGIC), Universitat Politècnica de València (UPV). C/ Paranimf, 1, 46730 Grau de Gandia, Gandia, jlloret@dcom.upv.es

<sup>4</sup> Universidad Politécnica de Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingeniería Agronómica, Alimentaria y de Biosistemas. Av. Puerta de Hierro, 2, 28040 Madrid, alberto.masaguer@upm.es

**Resumen:** La rápida detección de malas hierbas en un cultivo es crucial para asegurar su erradicación minimizando la cantidad de productos fitosanitarios utilizados. En este trabajo pretendemos mostrar las posibilidades que nos ofrecen las tecnologías de la información para el control de procesos y la automatización en la detección de malas hierbas en las praderas urbanas. Mientras que muchas soluciones para detectar estas especies solo son aplicables para detectarlas fuera de la línea de cultivo, la solución que presentamos en este artículo puede ser aplicada a otro tipo de casos como las praderas urbanas. En estos cultivos, la pradera cubre toda la superficie, no solo una línea de cultivo. En anteriores trabajos ya presentamos una herramienta que utilizaba los valores RGB de una fotografía para detectar la presencia de dichas especies. En esta ocasión se empleará una herramienta matemática conocida como boundary detection. Para evaluar los resultados trabajaremos con distintas fotografías, las fotografías serán tomadas en distintas condiciones de iluminación a distintas horas del día y en distintos días del año. Para evaluar los resultados estudiaremos el número de falsos positivos y falsos negativos tras el análisis de la fotografía con la herramienta boundary detection. Los resultados confirmarán la utilidad de esta herramienta para la detección de malas hierbas.

**Palabras clave:** Tratamiento de imagen, edge detection, agricultura, maleza, pradera urbana

### 1. Introducción

La detección de las llamadas malas hierbas en los cultivos es de vital importancia cuando se está gestionando dicho cultivo [1]. Pese a que en algunos modelos de agricultura, como la agricultura ecológica, se promueve la formación de una cubierta vegetal; en otros modelos, como la agricultura intensiva, se tiene a la eliminación de dicha cubierta. De igual forma, en la jardinería urbana donde se realiza muchas veces un cultivo de césped se trata de evitar la aparición y la proliferación de otras especies en el cultivo. Hay una serie de razones por las cuales en las praderas urbanas de gramíneas se controla el crecimiento de otras especies. La primera de ellas es garantizar la uniformidad de la pradera. Los usuarios prefieren una pradera uniforme en su coloración y su apariencia. La aparición de otras especies supone una alteración visual de la misma. Por otro lado, las especies que aparecen de forma espontánea pueden tener un impacto negativo en el desarrollo de las gramíneas compitiendo por los nutrientes y el agua o incluso por la radiación solar [2].

Generalmente las especies que aparecen de forma espontánea en las praderas, también llamadas malas hierbas o especies silvestres, tienen un crecimiento más rápido que las especies que forman la pradera. Es por ello que, de no ser detectadas y tratadas de forma temprana pueden propagarse velozmente, infestando gran parte de la zona ajardinada. Llegados a este punto, su erradicación será mucho más costosa y requerirá de un tratamiento con productos fitosanitarios específicos que serán aplicados en toda la zona afectada. Hay que tener presente que estos productos son dañinos para el medio ambiente y su uso está controlado en muchos países. Es por tanto nuestro deber usarlos de forma racional y minimizar su uso en la medida de nuestras posibilidades. Si detectamos la presencia de las malas hierbas de forma temprana, la cantidad de productos tóxicos a utilizar se reducirá de forma considerable.

A la vista del estado actual de las Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) y el uso de dispositivos como los sensores y los drones, no es de extrañar la cantidad de propuestas para monitorizar la agricultura. Algunas de esas propuestas tienen como objetivo la detección temprana de malas hierbas. En algunos casos, se ha utilizado una combinación de valor de píxeles en cada una de las bandas [3], mientras que en otros se ha utilizado la herramienta boundary detection [4, 5]. Sin embargo, la herramienta boundary detection se ha utilizado siempre en cultivos lineales como puede ser el maíz y hasta la fecha nunca ha sido usada en cultivos que cubren toda la superficie.

Por consiguiente, el propósito de este artículo es evaluar el uso de la herramienta boundary detection en un cultivo que cubra toda la superficie del terreno, como pueda ser el caso del césped en la jardinería urbana. La finalidad de nuestro estudio es analizar la viabilidad de esta herramienta para en un futuro integrarla en el análisis de las fotografías tomadas por los drones. El estudio está hecho con imágenes tomadas a distinta altura, incluyendo distintas especies de cespitosas y distintas especies silvestres. Se comprobará la eficacia en la detección de malas hierbas de varias metodologías comúnmente usadas para la detección de bordes. Para minimizar posibles errores se utilizará la una técnica de agregación tras el análisis. La eficacia vendrá dada como la cantidad de falsos positivos y falsos negativos en el análisis.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera. La Sección 2 muestra los materiales y métodos empleados. Los resultados y su discusión se muestran en la Sección 3. Finalmente, las conclusiones se detallan en la Sección 4.

## **2. Materiales y métodos**

En esta sección detallaremos el material y métodos utilizados en el análisis de las herramientas para la detección de bordes. También mostraremos brevemente los trabajos relacionados.

### *2.1. Trabajos relacionados*

El uso del procesamiento de imágenes para determinar la presencia de malezas en los campos de maíz fue presentado por X. P. Burgos-Artizzu en 2011 [4]. En su artículo, detallaron un sistema de visión por computadora que puede ser utilizado con videos. Ellos comprobaron la eficacia de su sistema bajo diferentes condiciones de luz. El sistema detecta el 95% de las malezas y el 80% de los cultivos. Por otro lado, A. Paikari et al. presentó en 2016 [5] una metodología de procesamiento de imágenes para la detección de malezas. Primero, usaban el color para diferenciar el suelo y la hierba. Luego, la imagen resultante se convierte en una imagen en escala de grises para aplicar una técnica de detección de bordes. Finalmente, la imagen resultante de la detección de bordes se divide en 25 bloques. El análisis de cada bloque determina si contiene maleza con hojas estrechas, maleza con hojas anchas o cultivo. Esta metodología es muy similar a la que detallamos en este artículo. Esta idea es muy similar a la que desarrollamos en este artículo, sin embargo, en nuestro caso pretendemos utilizarla para cultivos no lineales.

En 2018, J. Gao et al. [6] presentó el uso de imágenes aéreas con ultra-alta resolución para detectar malezas intra-hileras e inter-hileras. Utilizaban un análisis de imágenes semiautomático basado en objetos con bosques aleatorios. Además, utilizan técnicas para clasificar el suelo, la maleza y el cultivo. Los autores aplicaron esta propuesta a los campos de cultivo de maíz. Las imágenes utilizadas muestran el maíz en los primeros días de crecimiento. Sus resultados tienen un coeficiente de correlación de 0,895 y un error medio al cuadrado de 0,026. Esta metodología, pese a presentar buenos resultados, requiere de un software potente que realice el reconocimiento de objetivos. Nuestro objetivo es implementar el sistema en un dispositivo de tipo Arduino o Raspberry, que pese a ser capaces de procesar datos, no tienen la capacidad de procesamiento necesaria para el tipo de análisis descrito en esta propuesta.

Por otro lado, existen otros tipos de estudios centrados en identificar diferentes afecciones de las hojas. Un ejemplo es el trabajo desarrollado por V. Khan y K. P. Thooyamani en 2017 [7]. Propusieron un algoritmo basado en el procesamiento de imágenes. Su algoritmo fue capaz de detectar diferentes enfermedades como la necrosis de la médula bacteriana, el tizón temprano, el rastro blanco entre otras.

J. Marín et al. en 2017 aplicaron técnicas simples de procesamiento de imágenes en diferentes publicaciones para detectar la cobertura de césped en céspedes [8], [9]. Trabajan con los histogramas de las imágenes de la hierba para determinar el peso de la hierba y el nivel de cobertura (alto, bajo, muy bajo). Por último, L. Parra et al. En 2019 [1] mostraron el uso de una nueva forma de detección de malas hierbas basados en fotografías tomadas desde drones. En su artículo usaron la combinación de los valores de pixel en las tres bandas (Rojo, Verde y Azul) para diferenciar distintos tipos de cubiertas (suelo, césped y mala hierba). Sus resultados fueron prometedores y ofrecen distintos tipos de fórmulas en función de las necesidades con diferentes porcentajes de falsos positivos y falsos negativos.

## *2.2. Material utilizado*

Las imágenes incluidas en este estudio provienen de diferentes zonas. Algunas de las fotografías empleadas han sido tomadas en la Finca El Encín, perteneciente al IMIDRA, donde se estaban llevando a cabo otros estudios y durante los cuales aparecieron malas hierbas en sus parcelas experimentales. Otras imágenes han sido tomadas en diferentes zonas ajardinadas de la ciudad de Gandia (Valencia). Se ha tratado de tener una representación de diferentes situaciones, incluyendo distintas especies de cespitosas y distintas especies de plantas silvestres. Además, se han tomado imágenes de praderas urbanas donde no existe la presencia de malas hierbas, que se emplearán para evaluar si esta herramienta da falsos positivos.

Así mismo, incluimos distintas cámaras con las que se tomaron las fotografías, para asegurarnos que los resultados fueran aplicables a todo tipo de imágenes. Para tomar las imágenes en el IMIDRA la cámara fue una Sony DSC-W120, cuyas características se muestran en la Tabla 1. Todas las fotografías se tomaron a 1.5m del suelo. Por otro lado, para las fotografías tomadas en Gandia se utilizó una cámara Samsung, modelo SM-G955F (cuyas características se muestran en la Tabla 1). En el caso de las fotos realizadas en Gandia se tomaron a diferentes alturas. Las fotos tomadas a menor altura fueron tomadas a 0.5m y las tomadas a mayor altura a 5m de altura.

Algunas de las fotografías han sido recortadas antes de iniciar el tratamiento de imagen para eliminar zonas de la fotografía que no sean vegetación. Esto ha sido muy importante en las fotografías tomadas en el IMIDRA donde aparecía la lona que dividía sus parcelas experimentales. De la misma forma, en las fotografías tomadas en Gandia a 5m de altura, aparecían elementos arquitectónicos como bancos y calzadas que han sido eliminados.

### 2.3. Metodología para la detección de bordes

Existen numerosas opciones que pueden emplearse para la detección de bordes y vamos a describir los principios básicos.

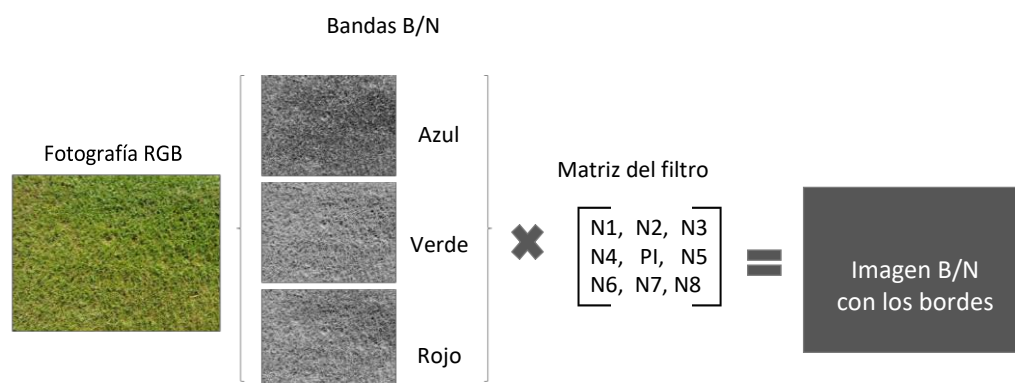
**Tabla 1.** Características de las cámaras utilizadas

Características	Fotos en el IMIDRA	Fotos en el Gandía
Dimensiones de la fotografía	2048x1536 pixels	4032x3024 pixels
Resolución horizontal y vertical	72 ppp	72 ppp
Profundidad en bits	24	24
Punto f	f/7.1	f/1.7
Distancia focal	5mm	4mm
Tiempo de exposición	1/400 s	1/100 s
Velocidad ISO	ISO - 125	ISO - 80

En primer lugar, debemos destacar que cada imagen tomada por una cámara como las mencionadas en la Tabla 1 se puede descomponer en tres imágenes en blanco y negro (B/N), una para cada uno de los colores: Rojo, Verde y Azul o en ingles *Red*, *Green* y *Blue* (RGB). Las herramientas para la detección de bordes trabajan con esas imágenes en B/N, no con la imagen RGB que acostumbramos a usar para visualizar las fotografías.

Lo más importante es saber que estas herramientas nos ayudan a encontrar los puntos de la fotografía donde hay un cambio en los valores de los píxeles. Generalmente, esas zonas suelen representar los bordes de un objeto, o en nuestro caso de una hoja. Para detectar ese cambio se realiza una operación matemática con los valores del pixel y los valores de los pixeles más cercanos, también llamados vecinos. La operación a realizar dependerá de la herramienta específica o filtro utilizado. La mayoría de ellos utilizan para el cálculo del nuevo valor asignado a un pixel el valor de ese pixel (PI) y el de sus 8 vecinos más próximos (N1, N2,..., N8), formando una matriz de 3x3. tal como se ve en la Figura 1.

Sea cual sea el filtro utilizado el resultado será un nuevo raster (una nueva imagen) en B/N donde los pixeles que no eran bordes tendrán valores muy bajos, cercanos a 0. Los pixeles que representaban una zona de cambio, es decir un borde, tendrán valores elevados que serán mayores o menores en función del filtro utilizado. Nuestro objetivo será determinar qué zonas de la imagen tienen valores muy bajos. En las imágenes tomadas, las zonas cubiertas por césped presentan numerosas aristas, mientras que las zonas donde hay malas hierbas son zonas con una mayor uniformidad en los pixeles.



**Figura 1.** Uso de los filtros en la fotografía

A continuación detallamos los filtros que han sido utilizados en este estudio. En primer lugar, están los filtros de detección de arista, entre los que encontramos los filtros de gradiente, filtro Laplaciano, filtros de detección de línea y los filtros Sobel. Los filtros de gradiente son los mejores cuando lo que pretendemos es detectar aristas en incrementos de 45°. Basados en este tipo de filtro encontramos los filtros de gradiente norte, este, sur y oeste. En segundo lugar, usaremos los filtros de tipo Laplaciano, usaremos solo una de las variantes que usa una matriz de 3x3. Este filtro es útil para detectar aristas, sea cual sea la orientación de la arista. Se recomienda del filtro Laplaciano para el realce de rasgos lineales, especialmente en entornos urbanos. El siguiente filtro que se utiliza es el filtro de detección de línea, muy similar al filtro de gradiente. Existen cuatro variantes de este filtro, atendiendo a la dirección en la que se resaltan las aristas, línea vertical, línea horizontal, línea diagonal izquierda y línea diagonal derecha. El último tipo de filtro de detección de arista es el filtro Sobel. Dado que la matriz que utilizan estos filtros son idénticas a algunas utilizadas en los filtros de gradiente, no se van a incluir los filtros Sobel. Todos los filtros de detección de arista usan una matriz de 3x3 como las que se pueden ver en la Figura 2.

En segundo lugar, se pueden usar los filtros de nitidez y suavizado, en nuestro caso usaremos solo los de nitidez. Estos filtros es recomendable usarlos para resaltar la diferencia comparativa de los valores con sus vecinos. Nos permiten realzar los límites entre objetos en la fotografía. En este caso y pese a la existencia de otros filtros en nuestro estudio hemos incluido solamente tres de ellos, dos filtros que utilizan una matriz de 3x3 y uno de 5x5, los cuales pueden verse en la Figure 3.

Gradiente norte	Gradiente este	Gradiente sur	Gradiente oeste
$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
Laplaciano	Línea horizontal	Línea vertical	Línea diagonal derecha
$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{bmatrix}$
Línea diagonal izquierda			
$\begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}$			

**Figura 2.** Tipos de filtros de detección de arista utilizados.

Aumentar Nitidez	Nitidez 3x3	Nitidez 5x5
$\begin{bmatrix} -0,25 & -0,25 & -0,25 \\ -0,25 & 3 & -0,25 \\ -0,25 & -0,25 & -0,25 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -3 & -4 & -3 & -1 \\ -3 & 0 & 6 & 0 & -3 \\ -4 & 6 & 21 & 6 & -4 \\ -3 & 0 & 6 & 0 & -3 \\ -1 & -3 & -4 & -3 & -1 \end{bmatrix}$

**Figura 3.** Tipos de filtros nitidez.

#### *2.4. Metodología para el análisis de las fotografías*

En esta sección se detallará el proceso llevado a cabo para el análisis fotográfico, el cual constará de varios pasos.

El primer paso a seguir será el recorte manual de la fotografía para extraer del análisis aquellos elementos que aparezcan y no sean el objeto de estudio. Este paso se lleva a cabo de forma manual, sin realizarlo de forma automática, ya que en la aplicación real del sistema propuesto en las fotos solo aparecerá la zona ajardinada con la cubierta vegetal.

Una vez las fotografías solo contienen la cubierta vegetal, procedemos a aplicar uno de los filtros. Como algunos filtros pueden usarse de forma conjunta para detectar aristas de distintos tipos como los filtros de gradiente o los filtros de línea, en estos casos se aplican los 4 filtros a la imagen original y posteriormente se suman los 4 rasters obtenidos. Esto se realizará con los filtros de línea y de gradiente.

Tras esto, se multiplicarán los raster resultantes por un raster que ha sido calculado a partir de la ecuación presentada en [1] para eliminar el suelo. Al multiplicar los raster resultantes por el mencionado, somos capaces de eliminar de la fotografía aquellos píxeles que corresponden a suelo sin cobertura. Ya que las zonas que presentan calvas en el césped son zonas con pocos cambios y podrían dar falsos positivos. De esta forma eliminamos dichas zonas del análisis final.

Por último, para asegurarnos que nos quedamos solo con aquellas zonas en las que hay hojas anchas, es decir que no hay cambios en una región relativamente grande de la imagen, usaremos una técnica de agregación. Estas técnicas permiten, en primer lugar combinar el valor de un píxel y sus vecinos dando como resultado un nuevo píxel y en segundo lugar, el nuevo píxel será de tamaño mayor. El valor del nuevo píxel, así como su tamaño en comparación a los píxeles anteriores, dependerá de la técnica que utilizamos. En nuestro caso y dado que buscamos identificar las áreas que tengan una agregación de píxeles con valores bajos, usaremos como operación para calcular el valor del nuevo píxel tanto la suma de todos los píxeles como el valor máximo de los píxeles incluidos. En cuanto al tamaño del píxel resultante, o tamaño de celda, usamos los valores de 3, 5 y 10.

Con el raster anterior debemos tomar unos valores umbral de que consideramos positivo (mala hierba) y que consideramos negativo (césped). Existen multitud de técnicas y en el pasado, las que han demostrado mejores resultados en condiciones de iluminación cambiantes han sido la creación de clases basados en parámetros estadísticos, como mostraron en [1]. Esta opción ofrecía mejores resultados que tomar un valor umbral y aplicarlos a todos los casos como se hizo en [7].

Para evaluar la bondad del sistema utilizaremos los siguientes parámetros. Los falsos negativos (FN), consideraremos cuantas malas hierbas no han sido indicadas por ningún píxel. Por otro lado, los falsos positivos (FP) serán dados como el total de píxeles que, según la metodología empleada, indican la presencia de malas hierbas sin embargo se trata de césped. Finalmente, los verdaderos positivos (VP) se considerarán como el número de malas hierbas que están indicados por uno o más píxeles.

### **3. Resultados y discusión**

En esta sección mostramos el análisis de los resultados obtenidos en el trabajo. Primero mostraremos el ajuste del sistema con las fotografías obtenidas en el IMIDRA. Posteriormente, con las fotografías tomadas en Gandía verificaremos el sistema

#### *3.1. Puesta a punto del sistema*

En esta subsección mostraremos los resultados de la puesta a punto del sistema, en la cual hemos evaluado los rasters resultantes tras aplicar los distintos filtros y las diferentes técnicas de agregación. Para la puesta a punto del sistema hemos usado diferentes imágenes, tomadas a

la misma altura y que contienen en algunos casos solo césped y en otros césped y malas hierbas. Para simplificar los resultados analizaremos la efectividad de cada filtro tal como se ha presentado en la sección anterior y se mostrarán los mejores resultados. Lo primero, indicar que la mejor técnica de agregación para todos los casos ha sido el valor máximo, con un tamaño de celda igual a 5. Cuando hemos usado como resultado el valor de la suma, la cantidad de FP aumentada de forma drástica.

También se ha observado que no existen diferencias en los resultados cuando se los filtros se aplican a las distintas bandas (rojo, verde o azul) de la imagen. Por tanto, para minimizar la cantidad de información procesada, los resultados mostrados en esta sección corresponden a usar los filtros siempre en la banda roja.

Los filtros de gradiente, al ser usados de forma individual han dado resultados muy malos. Pese a aplicar las técnicas de agregación, los resultados no indicaban claramente la presencia de malas hierbas. Sin embargo, cuando se usaron todos los filtros de gradiente de forma conjunta (aplicándose cada uno por separado y sumando los 4 rasters obtenidos), los resultados mejoraron de forma notable, ver Tabla 2 método A). En la Tabla 2 podemos observar por un lado el resultado tras aplicar el filtro y por otro lado las zonas indicadas como malas hierbas (píxeles rojos). Lo mismo sucede con los filtros de línea, al sumar los rasters resultantes de los filtros los resultados mejoran considerablemente (Tabla 2 3 Método B)). En ambos casos, se han detectado la presencia de malas hierbas dicotiledóneas y en el caso del filtro por líneas ha detectado la mala hierba monocotiledónea en la imagen con malas hierbas (VP=4 en ambos casos). Sin embargo, en ambos casos dos de las malas hierbas no han sido detectadas, FN=2. Por tanto, tenemos falsos negativos, que provocarían la no detección de una planta silvestre. No hay en ningún caso FP en la imagen con malas hierbas. En cuanto a la imagen sin malas hierbas, ambos filtros dan un número considerablemente alto de FP, 20 con el método A y 24 con el método B.

Por otro lado, el filtro Laplacian (Método C) en Tabla 2) ha ofrecido muy buenos resultados sin necesidad de ser combinado con otros filtros. Siendo el que menos FP genera cuando no hay malas hierbas, FP=2. En el caso de la imagen con malas hierbas, los resultados son iguales a los filtros anteriores, detecta 4 de las 6 plantas, VP=4 FN=2.

Por último, la suma de los filtros de gradiente más los filtros lineales presenta gran capacidad para detectar las malas hierbas con más detalle que los anteriores (Tabla 2 Método D)). En la fotografía con las malas hierbas es capaz de detectar la presencia de todas ellas por tanto tiene como resultado VP=6. Sin embargo, en dicha fotografía da como resultado dos FP, ambos localizados en zonas de sombra. Por otro lado, su resultado en la fotografía sin plantas silvestres, muestran que es la peor opción con un total de 39 FP.

Los filtros de nitidez no han dado buenos resultados en ningún caso, daban una alta cantidad de FP y los VP no eran tan elevados como los filtros de detección de arista. Por lo tanto, estos filtros han sido excluidos del análisis.

Hay que considerar que hasta este punto se ha trabajado con la opción de clasificar el raster resultante en función de la desviación estándar de los datos del propio raster. Sin embargo, se ha podido observar que en este caso el uso de un valor umbral sería más adecuado. En la Tabla 3 presentamos los valores mínimos (Mín.) y máximos (Máx.) de la clase que se considera positiva en las fotografías de las Tabla 2. Podríamos por tanto proponer usar un valor umbral en función del método, y se proponen los siguientes umbrales 75, 100, 18, 100 para los métodos A a D.



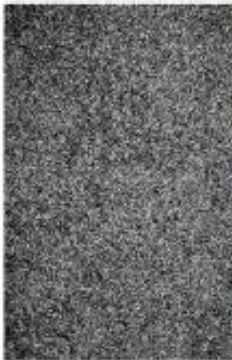

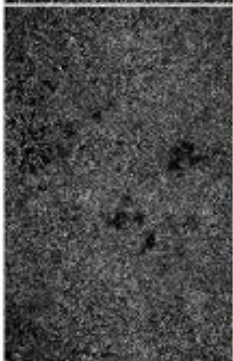







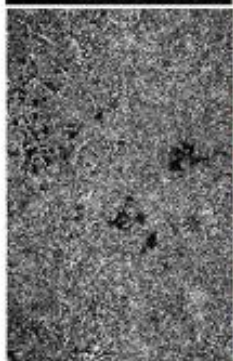



### *3.2. Verificación del sistema*

En esta subsección aplicaremos los resultados de la sección anterior a nuevas fotografías para verificar nuestro sistema.



X CONGRESO IBÉRICO DE AGROINGENIERÍA  
X CONGRESSO IBÉRICO DE AGROENGENHARIA  
3 – 6 septiembre 2019, Huesca - España

**Tabla 2.** Resultados de los filtros de detección de artista

Fotografía con malas hierbas		Fotografía sin malas hierbas		Método
Resultado filtro	Malas hierbas según resultado	Resultado filtro	Malas hierbas según resultado	
				A)
				B)
				C)
				D)



Como la metodología que mejor resultados ha dado ha sido el método C, filtro Laplaciano, vamos a comprobar los resultados cuando se utiliza el valor umbral propuesto con las fotografías anteriores a nuevas fotografías obtenidas en el Gandía. De las fotografías empleadas, 3 se han tomado en condiciones de luz similares a las fotografías del IMIDRA. Dos de ellas tenían mala hierbas (Fotografías 1 y 2), mientras que la última está tomada en una pradera formada solo por cespitosas. La última fotografía empleada ha sido tomada en condiciones de menor iluminación. El objetivo de introducir una fotografía tomada en otro entorno es verificar si el uso del valor umbral podrá ser aplicado con resultados similares sean cuales sean las condiciones de iluminación. Esta última fotografía pertenece a una pradera con presencia de malas hierbas. Con estas 4 fotografías cubrimos una serie de escenarios con distintas iluminaciones e incluimos la presencia y ausencia de malas hierbas. Las fotografías empleadas se han seleccionado al azar de entre un banco de imágenes propio de praderas. Primero se han fijado las condiciones que debían tener las praderas y tras clasificar las imágenes del banco se han seleccionado las utilizadas para el test de verificación.

En la Tabla 4 podemos ver los resultados de la verificación de nuestro sistema. Lo primero que hay que destacar es, que en condiciones de iluminación similares a las fotografías trabajadas en el apartado anterior, el uso del valor umbral = 18 mejora los resultados. Se reduce la cantidad de FP en todos los casos al utilizar el valor umbral. Si bien es cierto que la cantidad de FN ha aumentado en uno de los casos, este hecho no es tan preocupante. Pensemos que un FN en una imagen donde ya se ha detectado la presencia de malas hierbas no tiene ninguna repercusión ya que dicha área iba a ser tratada con el fitosanitario de todas formas. Por otro lado, un FP en una imagen sin malas hierbas provocará que una zona sea tratada sin necesidad alguna. Por lo que estaríamos realizando un mal uso del producto fitosanitario.

Sin embargo, al analizar los datos de la Fotografía 4, la cual ha sido tomada en condiciones de menor iluminación, observamos que los resultados cuando clasificamos basándonos en la desviación típica son mejores. Al clasificar con el valor umbral establecido el número de FP es casi 4 veces superior. Por tanto, se deberán generar valores umbrales para distintas condiciones de iluminación, o bien utilizar la desviación estándar como método de clasificación.

**Tabla 3.** Valor umbral para las distintas clases (mala hierba o césped) con distintos métodos

Tipo de fotografía	Valores	Método			
		A)	B)	C)	D)
Fotografía sin malas hierbas	Máx.	96	138	19	187
	Mín.	147	214	26	357
Fotografía con malas hierbas	Máx.	0	36	10	36
	Mín.	67	90	19	79

**Tabla 4.** Resultados verificación con nuevas fotografías con el método C)

Método de clasificación usado	Medida	Fotografía			
		1)	2)	3)	4)
Desviación estándar	VP	5	8	0	4
	FP	1	≈ 40	2	≈ 60
	FN	2	4	0	0
	VP	5	4	0	2
	FP	0	0	1	≈ 200
Valor umbral	FN	0	8	0	2

#### 4. Conclusiones

En este trabajo hemos presentado un estudio sobre el uso de diferentes herramientas de detección de bordes para detectar la presencia de malas hierbas. Se han empleado diferentes tipos de filtro capaces de detectar diferentes cambios. También se ha comprobado el efecto de variar el tamaño de celda al usar una técnica de agregación. Se han elegido distintas fotografías al azar de un banco de fotografías para tener diferentes condiciones de iluminación.

Hemos comprobado como usando el filtro Laplaciano y tomando el valor máximo como técnica de agregación, con un tamaño de celda de 5, obtenemos los mejores resultados. Hemos mostrado la comparación de este filtro con otros y se ha propuesto el uso de un valor umbral para clasificar los valores del raster resultante en lugar de una clasificación en base a la desviación estándar. Se ha demostrado que el uso de un valor umbral establecido mejora los resultados siempre y cuando las condiciones de iluminación sean similares a las de las fotografías usadas para obtener dicho umbral. Cuando las condiciones son cambiantes será mejor usar el valor de la desviación para hacer las clases (mala hierba o césped).

Como trabajos futuros nos gustaría generar una serie de valores umbral para distintas condiciones de iluminación. Así mismo, pretendemos combinar esta metodología para la clasificación con el método propuesto en [1] con el fin de mejorar los resultados.

#### 5. Agradecimientos

This work is partially found by the European Union with the Fondo Europeo Agrícola de Desarrollo Rural (FEADER) – Europa invierte en zonas rurales, the MAPAMA, and Comunidad de Madrid with the IMIDRA, under the mark of the PDR-CM 2014-2020" project number PDR18-XEROCESPED.

#### Referencias

1. Christensen, S., Søgaard, H. T., Kudsk, P., Nørremark, M., Lund, I., Nadimi, E. S., & Jørgensen, R. (2009). Site-specific weed control technologies. *Weed Research*, 49(3), (233-241).
2. Chauhan, B. S., & Johnson, D. E. (2011). Row spacing and weed control timing affect yield of aerobic rice. *Field Crops Research*, 121(2), (226-231).
3. Parra, L., Torices, V., Marín, J., Mauri, P.V., Lloret, J. (2019). The Use of Image Processing Techniques for Detection of Weed in Lawns. *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Systems (ICONS 2019)*, Valencia, Spain, 24-28 March, 2019.
4. Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Guijarro, M., & Pajares, G. (2011). Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(2), (337-346).
5. Paikekari, A., Ghule, V., Meshram, R., Raskar, V. B. (2016). Weed detection using image processing. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 3(3), (1220-1222)
6. Gao, J., Liao, W., Nuytens, D., Lootens, P., Vangeyte, J., Pižurica, A., ... & Pieters, J. G. (2018). Fusion of pixel and object-based features for weed mapping using unmanned aerial vehicle imagery. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 67, (43-53).
7. Khanaa, V., Thooyamani, K. P. (2015). An Efficient Weed and Pest Detection System. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(32).
8. Marín Peira, J. F.; Rocher, J., Parra, L., Plaza, A., Mauri, P. V., Ruiz Fernández, J., Sendra, S., Lloret, J. (2017). Automation in the characterization of the cultivation of lawns in urban grasslands", *Proceedings of the IX Congresso Ibérico de Agroengenharia*, Braganza, Portugal, 4 – 9 Sept. 2017.
9. Marín, J., Parra, L., Rocher, J., Sendra, S., Lloret, J., Mauri, P. V., & Masaguer, A. (2018). Urban Lawn Monitoring in Smart City Environments. *Journal of Sensors*, 2018(1-16).