

# Trabajo Fin de Grado

Diseño y desarrollo de una aplicación para la  
detección de plantas de maíz.

Design and development of a program to detect corn  
plants.

Autor/es

**Guillermo García Otín**

Director/es

**Ramón Miralbés Buil**

Universidad de Zaragoza

2018



## DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y ORIGINALIDAD

(Este documento debe acompañar al Trabajo Fin de Grado (TFG)/Trabajo Fin de Máster (TFM) cuando sea depositado para su evaluación).

D./D<sup>a</sup>. GUILLERMO GARCÍA OTÍN

con nº de DNI 18174054-Y en aplicación de lo dispuesto en el art.

14 (Derechos de autor) del Acuerdo de 11 de septiembre de 2014, del Consejo

de Gobierno, por el que se aprueba el Reglamento de los TFG y TFM de la

Universidad de Zaragoza,

Declaro que el presente Trabajo de Fin de (Grado/Máster)

GRADO

(Título del Trabajo)

DISEÑO Y DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN PARA LA DETECCIÓN

DE PLANTAS DE MAÍZ

es de mi autoría y es original, no habiéndose utilizado fuente sin ser citada debidamente.

Zaragoza, 01/06/2018

Fdo: GUILLERMO GARCÍA OTÍN





## RESUMEN

La agricultura es la base de nuestra alimentación y sin la automatización de la misma sería imposible abastecer a todos los seres humanos. En el presente Trabajo de Fin de Grado (TFG) se propone una solución para la automatización controlada del riego y la fumigación en el cultivo de maíz con el fin de economizar el proceso y evitar la contaminación innecesaria.

Mediante los vehículos aéreos no tripulados (VANT) se toman fotos del campo estudiado. Seguidamente, se detectan las plantas de maíz y las malas hierbas mediante filtros de color y, en el caso de las malas hierbas, también mediante parámetros de posición.

Mediante la posición y el tamaño de las plantas de maíz se calcula el parámetro de '*Índice de nacencia*', que es el cociente entre las plantas reales y las teóricas. Este parámetro se calcula por zonas para así actuar intensificando los riegos en las zonas en las cuales dicho parámetro sea bajo. Por otro lado, la localización de las malas hierbas permite un uso más controlado de los productos fumigantes. Toda esta información favorece un ahorro económico y, sobre todo, de productos contaminantes.

Cabe destacar que, a pesar de realizarse una detección por color, el sistema no es sensible a los posibles cambios en la luminosidad de las fotos, puesto que el rango de color de detección se elige en cada orto-foto.

La aplicación a un campo completo y el testeo de la efectividad del mismo, así como la implementación del código coordinándolo con los elementos fumigadores y de riego abre paso a futuras líneas de investigación.



## ÍNDICE

CAPÍTULO 1 .....	7
INTRODUCCIÓN .....	7
1.1. Contexto .....	8
1.2. Metodología .....	9
1.3. Objetivos del Trabajo de Fin de Grado .....	11
1.4. Organización del proyecto. ....	12
CAPÍTULO 2 .....	13
ESTADO DEL ARTE .....	13
2.1. Agricultura de precisión. ....	14
2.2. Investigaciones realizadas. ....	15
2.3. Diferenciación del proyecto. ....	16
CAPÍTULO 3 .....	17
TRABAJO REALIZADO .....	17
3.1. Generalidades. ....	18
3.2. Resumen visual del trabajo realizado. ....	19
3.3. Reconocimiento de colores. ....	20
3.4. Aplicación de máscaras y obtención de contornos. ....	22
3.5. Correcta detección del contorno. ....	24
3.6. Diferenciación entre planta de maíz y mala hierba. ....	25
CAPÍTULO 4 .....	29
RESULTADOS .....	29
4.1. Parámetros calculados. ....	30
4.2. Cálculo del área. ....	30
4.3. Coordenadas de las plantas. ....	33
4.4. Índice de nacencia. ....	33
4.5. Resultados mostrados por pantalla .....	34
CAPÍTULO 5 .....	35
TESTEO EN IMÁGENES .....	35
5.1. Introducción. ....	36
5.2. Imagen 1 .....	36
5.3. Imagen 2 .....	39
5.4. Imagen 3 .....	42
5.5. Imagen 4 .....	45



CAPÍTULO 6.....	48
CONCLUSIONES .....	48
CAPÍTULO 7.....	50
FUTURAS LÍNEAS DE TRABAJO .....	50
CAPÍTULO 8.....	52
BIBLIOGRAFÍA.....	52



# CAPÍTULO 1

---

## INTRODUCCIÓN



# 1. INTRODUCCIÓN.

## 1.1. Contexto.

Un vehículo aéreo no tripulado (VANT), comúnmente conocido como *dron*, es una aeronave que vuela sin tripulación capaz de mantener un nivel de vuelo controlado y sostenido de manera autónoma. Existen diferentes modalidades de drones. Por un lado, los controlados desde una ubicación remota y, por otro lado, aquellos de vuelo autónomo a partir de planes de vuelo programados mediante automatización dinámica (1).

La utilidad de los VANT se expande a ámbitos muy distintos, como eventos, búsqueda de personas, control de incendios forestales, investigación arqueológica, agricultura, ganadería y ocio, entre otros (2).

En la agricultura, los VANT ofrecen múltiples posibilidades. Pueden sobrevolar los campos de forma rápida y captar información gracias a sus cámaras. Esto permite que aquellos que gestionan los cultivos tengan a su disposición una herramienta para controlar e incrementar su productividad (3).

Un dron puede monitorizar cientos de hectáreas de forma precisa, evaluando las condiciones del terreno, con el fin de recoger información sobre el estado de los cultivos. Entre sus funciones más importantes destacan la localización de malas hierbas y la detección prematura de enfermedades, pudiendo evitar así plagas que arruinen parte de la cosecha. Las malas hierbas son aquellas especies vegetales que crecen de forma silvestre en una zona cultivada o controlada por el ser humano (3,4).

Toda esta información supone un ahorro de costes significativo para los agricultores y, además, también ayuda a reducir el uso de productos químicos empleados para fumigar los cultivos enfermos o malas hierbas, pues solamente se suministrarán en donde se hayan detectado (3).

Como se puede observar, la agricultura ha evolucionado a pasos agigantados. Primero fue el cambio del trabajo manual a la ayuda de los animales para realizar las tareas agrícolas y, seguidamente, estos fueron





reemplazados por la maquinaria que hoy en día predomina en la mayoría de los terrenos de cultivo. Estas máquinas están controladas por personas y ofrecen asistencia en los antiguos trabajos manuales, como la siembra o el cosechado. Sin embargo, no controlan si algunas de las plantas no crecen adecuadamente ni tampoco son eficientes para localizar y/o eliminar las malas hierbas.

Ante este novedoso tema, cada vez son más las empresas y centros de investigación interesados en la aplicación de la tecnología avanzada a la agricultura. Se habla más de este aspecto en el apartado de *Estado del arte*.

## 1.2. Metodología.

En el presente Trabajo de Fin de Grado (TFG), mediante el *Dron Phantom 3* y la cámara que tiene incorporada, se toman imágenes aéreas de terrenos cultivados con maíz y, posteriormente, estas imágenes son manipuladas por medio de algoritmos informáticos (5). *ANEXOS I, II, III, IV*

Con este procedimiento se diferencia entre el cultivo de maíz y las malas hierbas y, además, se obtienen las dimensiones de las mismas. A partir de esta información, se obtendrán beneficios relativos al ahorro de agua y herbicida, evitando así gastos innecesarios.



**Figura 1.1.** *Dron Phantom 3*



**Figura 1.2.** Cámara incorporada en el *Dron Phantom 3*

El código que permite realizar estos cálculos y operaciones ha sido escrito en lenguaje *Python*, el cual es popularmente conocido. Cabe destacar también que para un ahorro computacional es imprescindible la librería *OpenCV*, la cual permite aplicar filtros a imágenes con mayor comodidad debido a las funciones ya implementadas (6,7,8,9).



**Figura 1.3.** *OpenCv Library*

En el futuro se podrán incluir autómatas que reciban estos datos y actúen sin interferencia humana. De este modo se abren nuevas líneas de investigación.



### 1.3. **Objetivos del Trabajo de Fin de Grado.**

El objetivo principal del TFG es el diseño de una aplicación que permita conseguir una rentabilidad económica en el mundo agrícola, ahorrando tanto agua como productos fumigantes.

Como objetivos específicos, para alcanzar el objetivo principal, se plantea:

- Localizar las malas hierbas.
- Calcular el área de las malas hierbas para conocer la cantidad de fumigante necesario.
- Localizar las plantas de maíz.
- Calcular el área de las plantas de maíz para comprobar si crecen adecuadamente y poder actuar ante cualquier anomalía rápidamente.
- Calcular el índice de nacencia para saber qué zonas del terreno de cultivo necesitan ser regadas.

Así pues, este trabajo pretende ser una herramienta para dotar de inteligencia al sector de la agricultura, facilitando el trabajo, economizando el proceso y aumentando el rendimiento en esta actividad.



## 1.4. Organización del proyecto.

La cronología de este TFG se divide en 4 partes:

1. La parte inicial consiste en la familiarización y aprendizaje del lenguaje *Python* mediante un curso on-line gratuito y la búsqueda de la terminología en Internet.
2. Una vez conocido el lenguaje se procede a la aplicación de filtros y funciones (la mayoría de la librería de *OpenCv*) para la localización de las plantas de maíz y las malas hierbas.
3. Terminada la localización de las hierbas e introducidos los parámetros de la cámara y otros datos de interés (altura de vuelo, distancia de siembra y datos de la cámara) se puede proceder al cálculo del área, el índice de nacencia y demás parámetros de importancia.
4. Finalmente, se definen los resultados, conclusiones y las futuras líneas de trabajo.



# CAPÍTULO 2

---

## ESTADO DEL ARTE



## 2. ESTADO DEL ARTE.

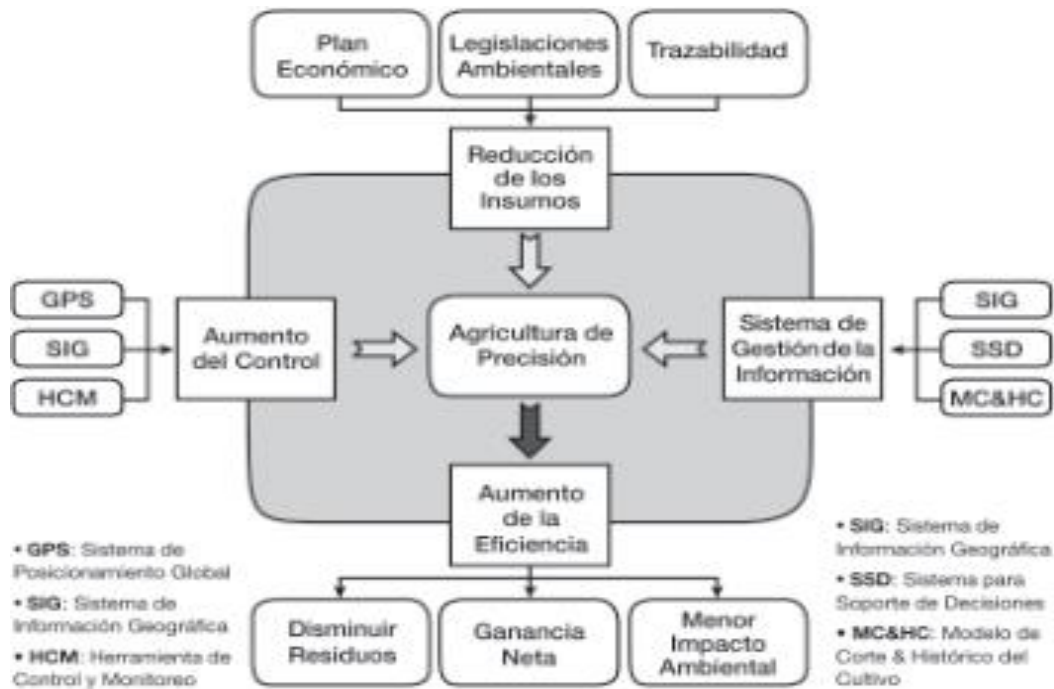
### 2.1. Agricultura de precisión.

La Agricultura de Precisión (AP) es un concepto agronómico de gestión de parcelas agrícolas, basado en la existencia de variabilidad en campo. Requiere el uso de las tecnologías de Sistemas de Posicionamiento Global (GPS), sensores e imágenes aéreas para estimar, evaluar y entender dichas variaciones (10,11).

La información recolectada puede ser usada para evaluar con mayor precisión la densidad óptima de siembra, estimar fertilizantes y otras entradas necesarias, y predecir con más exactitud la producción de los cultivos.

A continuación, se muestra la relación de todos los elementos que integran la AP, así como los resultados esperados (*Figura 2.1*).

Como se puede observar en la *Figura 2.1*, a partir del aumento de control, mediante el uso de tecnologías GPS (Sistema de Posicionamiento Global), SIG (Sistema de Información Geográfica) y HCM (Herramienta de Control y Monitoreo); la utilización de sistemas de gestión de la información entre los que se encuentran el SIG (Sistema de Información Geográfica), el SSD (Sistema para Soporte de Decisiones), MC&HC (Modelo de Corte & Histórico del Cultivo); y la reducción de los insumos mediante el plan económico, las legislaciones ambientales y la trazabilidad, se consigue un aumento de la eficiencia, es decir, se consigue disminuir los residuos, aumentar la ganancia neta, y provocar un menor impacto ambiental.



**Figura 2.1.** Aplicación de las tecnologías y las ventajas de las aplicaciones de la agricultura de precisión.

El concepto de AP engloba también a las máquinas que ejecutan las tareas de cosechado, eliminación de malas hierbas o siembra. Sin embargo, en el presente TFG no se lleva a cabo la programación de los vehículos para ejecutar dichas operaciones, sino que se recogen y tratan los datos para que las puedan ejecutar (10).

## 2.2. Investigaciones realizadas.

La principal y, prácticamente, única investigación con resultados notables sobre el tema en cuestión ha sido llevada a cabo por 'El Consejo Superior de Investigaciones Científicas'.

Mediante su proyecto, se ha conseguido diferenciar las malas hierbas del cultivo en campos de maíz, consiguiendo así un ahorro del 79% en herbicidas, ya que se fumiga solo donde están las malas hierbas. Esto lo consiguen "utilizando como variable discriminadora la altura de las plantas, de forma que el software termine por ser capaz de distinguir, especialmente en base a la altura, entre malas hierbas y cultivo", afirma Ana Isabel de Castro, una de las responsables de este trabajo (11,12,13).



### 2.3. Diferenciación del proyecto.

Aunque el proyecto realizado por 'El Consejo Superior de Investigaciones Científicas' presenta unos ahorros significativos en cuanto a herbicidas, no se tiene en cuenta ningún ahorro de agua para el tratamiento de las plantas de maíz (10,11).

A continuación, se enumeran los factores que incluye y complementa este TFG conforme a los trabajos ya realizados:

- Cálculo del tamaño de las plantas de maíz y por tanto seguimiento del crecimiento de las mismas mediante toma de fotos periódicas. De esta forma, se puede actuar ante cualquier anomalía de forma rápida y eficaz.
- Cálculo del tamaño de las malas hierbas, así como la cantidad de las mismas. Se hace una previsión exacta del herbicida necesario y se aplica la cantidad justa en el sitio concreto.
- Cálculo del índice de nacencia del cultivo, para aumentar la eficiencia del campo. De esta forma, mediante riegos cortos localizados en las zonas donde el índice de nacencia es bajo, se logrará maximizarlo y así aprovechar al máximo todas las semillas plantadas.





# CAPÍTULO 3

---

## TRABAJO REALIZADO

### 3. TRABAJO REALIZADO.

#### 3.1. Generalidades.

Una vez que el dron ha tomado las fotos del campo de cultivo, se juntan todas creando una orto-foto mediante, por ejemplo, el programa 'Agisoft Photoscan' para, posteriormente, tratarlas con el código creado. La utilización de dicho programa para unir las imágenes no ha sido realizada en este trabajo, sino que se ha llevado a cabo una simulación con varias fotos y distintas luminosidades (14).

Debido a la carencia de malas hierbas en las imágenes y con el mero propósito de ilustrar el funcionamiento del código, se han pintado manualmente malas hierbas de color violeta y otras del mismo color que las de maíz, para así, comprobar analíticamente si realmente la aplicación detecta y selecciona como malas hierbas dichas plantas. ANEXOS V, VI

Las explicaciones sucesivas son a partir de la fotografía de la *Figura 3.1*. Seguidamente, se aplica el algoritmo desarrollado a diferentes fotografías con diferentes luminosidades. ANEXO VII



**Figura 3.1.** Imagen original con las malas hierbas pintadas.

### 3.2. Resumen visual del trabajo realizado.

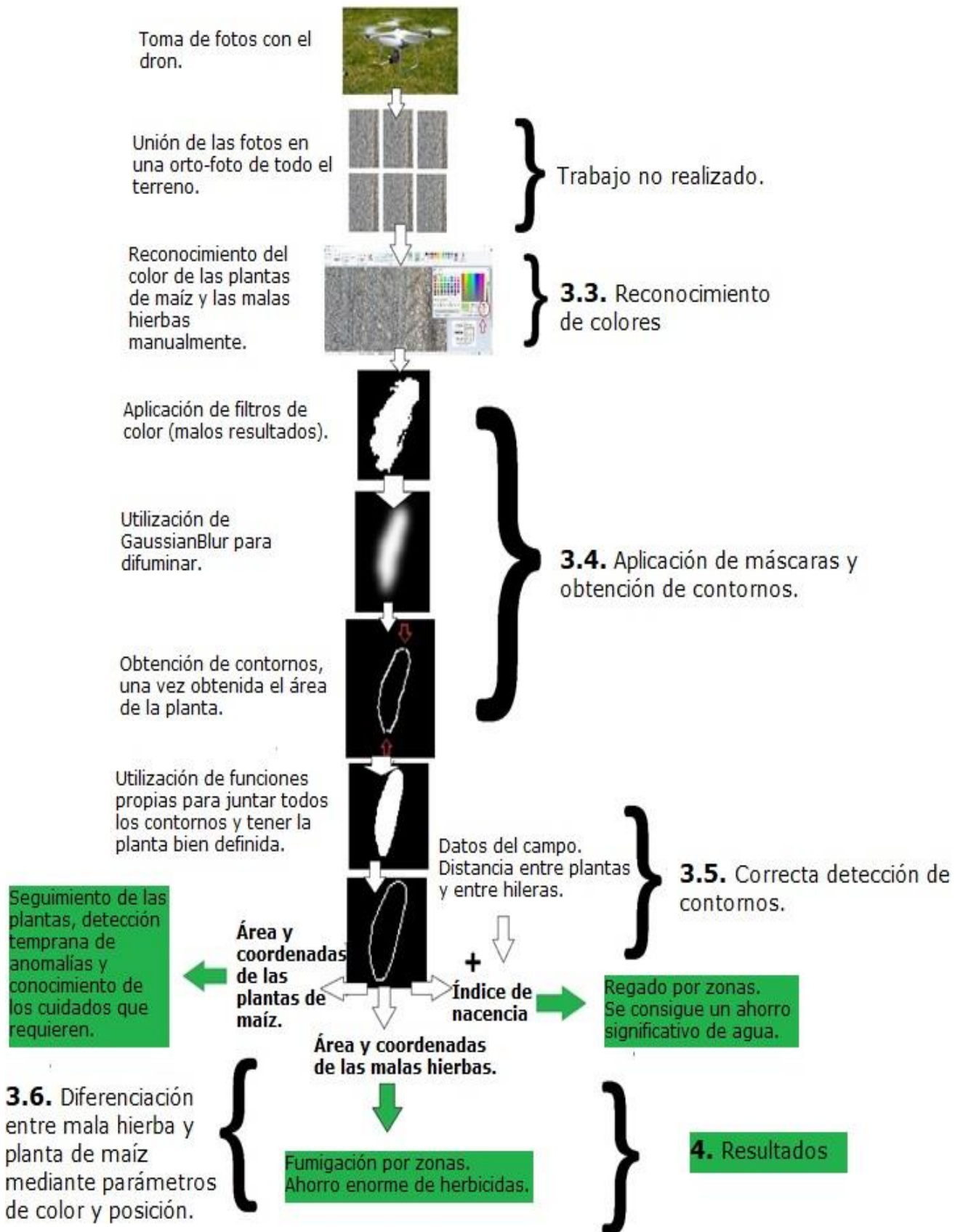


Figura 3.2. Imagen visual.



### 3.3. Reconocimiento de colores.

La localización de las plantas de maíz se realiza aplicando filtros de color adecuados a la tonalidad de las plantas de maíz (verde) y las malas hierbas (violeta).

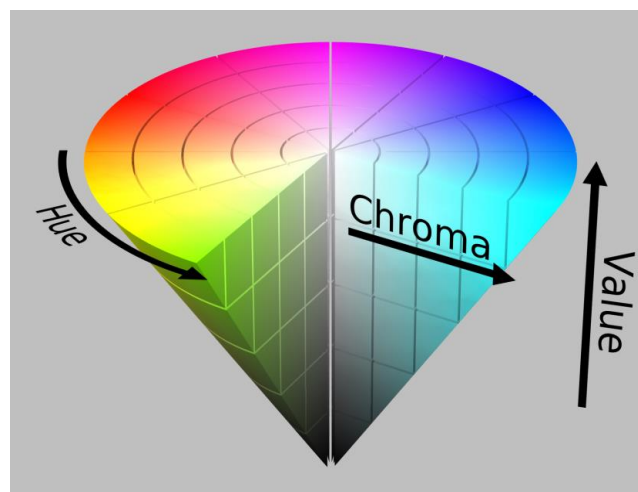
Antes de empezar, se ha de modificar el modelo de color. Se cambia del tradicional BGR, es decir, mezcla de los tres colores primarios para obtener los demás, al HSV, debido a la facilidad de manejo de este último para este tipo de aplicación. De este modo, se podrá elegir adecuadamente el rango de operación y, cuando varíe la luminosidad, será más fácil de cuantificar el nuevo color de las plantas. *ANEXO VIII*

```
hsv = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2HSV)
```

**Figura 3.3.** Código para cambiar el modelo de color.

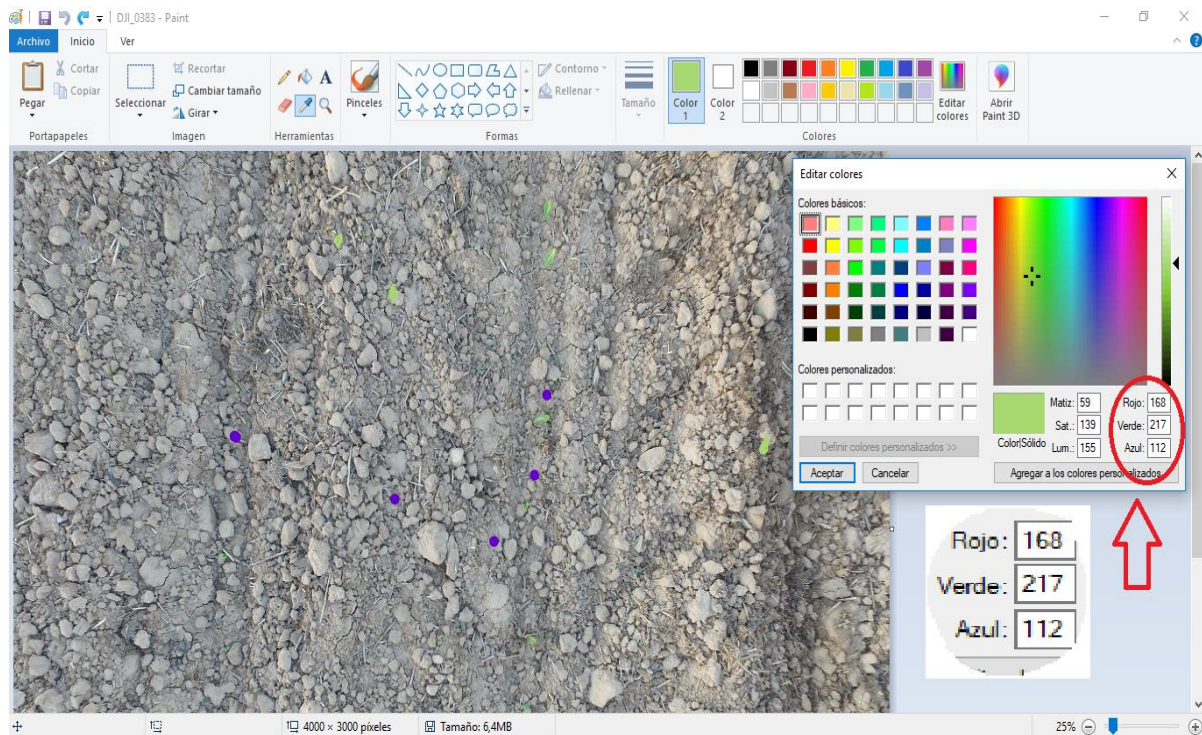
En la *Figura 3.4* se muestra cómo funciona el modelo de colores HSV:

- 'Hue' significa el color.
- 'Chroma' equivale a la saturación.
- 'Value' hace referencia a la luminosidad.



**Figura 3.4.** Descripción del modelo de color HSV.

En primer lugar, se utiliza 'Paint' para saber el color exacto en RGB que se tiene que localizar. Esta operación la hacemos tanto para el color verde como para el violeta.



**Figura 3.5.** Selección mediante Paint del color de las plantas.

Seguidamente, se introducen estos datos por pantalla. El algoritmo creado, lo convertirá al modelo de color HSV y, además, se define tanto el rango idóneo de verdes como el de violetas, para la localización y clasificación de las plantas. Estos rangos no siguen ninguna regla concreta porque han sido obtenidos experimentalmente mediante el testeo en

```

#Verdes y violetas
verde_bajos = np.array([(int(hsv_maiz[0]) - 10),(int(hsv_maiz[1]) - 60),90])
verde_altos = np.array([(int(hsv_maiz[0]) + 30), (int(hsv_maiz[1]) + 10), 255])

violetas_bajos = np.array([(int(hsv_malas[0]) - 20),60,60])
violetas_altos = np.array([(int(hsv_malas[0]) + 20),255,255])
    
```

diferentes imágenes.

**Figura 3.6.** Definición de rangos.

### 3.4. Aplicación de máscaras y obtención de contornos.

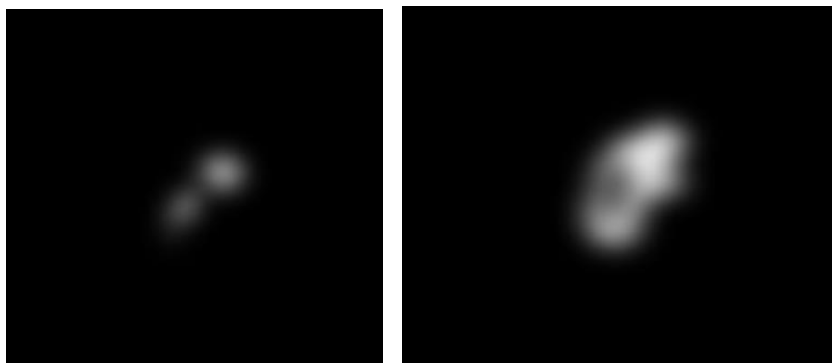
A continuación, se aplica una máscara, la cual permite diferenciar los píxeles que están entre el rango de verdes o entre el rango de violetas, respectivamente, para plantas de maíz y malas hierbas. Así, si el color de los píxeles está en uno de los dos intervalos, se pintarán esos píxeles de blanco. De lo contrario, aparecerán en negro.

Como se puede observar en la *Figura 3.7*, es imposible obtener el área de las plantas, ya que, a la hora de contabilizar los píxeles, estos no se corresponden con el área verdadera de las plantas.



**Figura 3.7.** Plantas detectadas con la máscara en los rangos definidos.

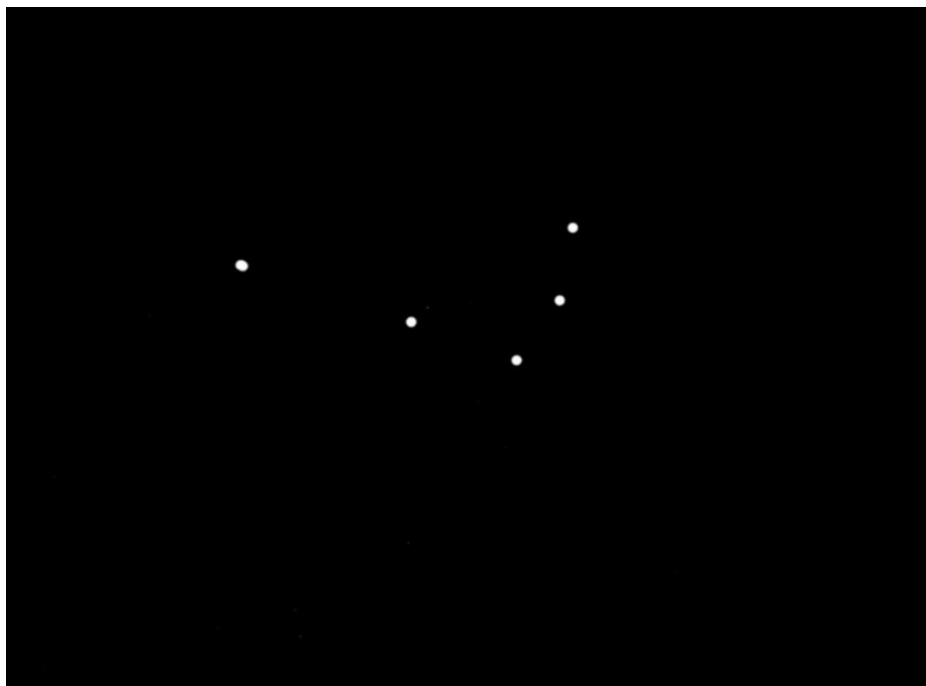
Con el propósito de detectar exactamente el contorno de las plantas se aplica un filtro 'Gaussiano' ('*GaussianBlur*') que difumina la imagen para que así los pequeños 'huecos' sin detectar sean reducidos o idealmente suprimidos. (*Figura 3.8*). ANEXO IX



**Figura 3.8.** Las mismas plantas detectadas una vez aplicado *GussianBlur*.



**Figura 3.9.** *Plantas detectadas de color verde.*



**Figura 3.10.** *Malas hierbas detectadas del color violeta.*

Seguidamente, una vez aplicado *'GaussianBlur'*, se emplea una función llamada *'Canny'*, también de la librería *OpenCv* con la cual se detectan los contornos mediante variaciones de gradientes de color. ANEXO X

Sin embargo, esta operación no va a ser ideal puesto que no se va a obtener el contorno de la planta perfectamente delimitado, es decir, sin ningún hueco. Esto se debe a que las plantas detectadas tienen imperfecciones como se observa en la *Figura 3.11*. No obstante, sí que se va a poder delimitar el contorno aproximado de la planta para, posteriormente, mediante distintas operaciones, obtener correctamente el área, el centro y demás parámetros de interés.



Figura 3.11. Imperfección en los contornos.

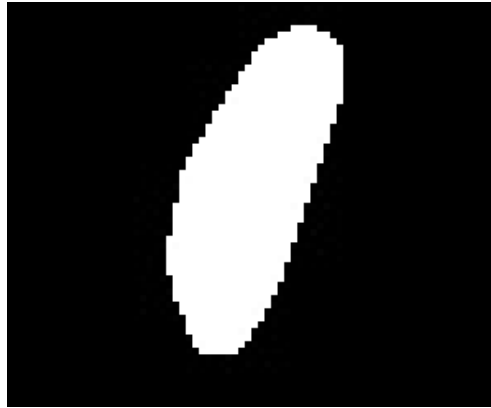
### 3.5. Correcta detección del contorno.

Como se muestra en la *Figura 3.12*, primero se agrupan en contornos que están próximos y, después, se unen utilizando una función de *OpenCV* llamada 'ConvexHull' (*Figura 3.13*). ANEXO XI

```
100 #Cierra los contornos
101 LENGTH = len(contours)
102 status = np.zeros((LENGTH,1))
103
104 for i,cnt1 in enumerate(contours): #Repite en contornos. La i llevara la cuenta (0,1,2,3...) a la vez que los contornos.
105     x = i
106     if (i != LENGTH-1):
107         for j,cnt2 in enumerate(contours[i+1:]):
108             x = x+1
109             if (Si_estan_cerca(cnt1,cnt2) == True):
110                 val = min(status[i],status[x])
111                 status[x] = status[i] = val
112             else:
113                 if (status[x]==status[i]):
114                     status[x] = i+1
115
116 unified = []
117 maximum = int(status.max()+1)
118 for i in xrange(maximum):
119     pos = np.where(status==i)[0]
120     if (pos.size != 0):
121         cont = np.vstack(contours[i] for i in pos)
122         hull = cv2.convexHull(cont)
123         unified.append(hull)
```

Figura 3.12. Código para cerrar los contornos adecuadamente.





**Figura 3.13.** Planta después de usar 'ConvexHull'.

Una vez agrupadas las plantas, se eliminan las que son demasiado pequeñas y que, por tanto, no son plantas si no detecciones erróneas. Esto se hace comprobando si el área es mayor de 10 píxeles (*Figura 3.14*).

```
126 #Elimino los contornos demasiado pequeños
127 lista=[c for c in unified if cv2.contourArea(c) > 10]
---
```

**Figura 3.14.** Código para eliminar el ruido.

### 3.6. Diferenciación entre planta de maíz y mala hierba.

La diferenciación entre las plantas de maíz y las malas hierbas que muestran un color diferente a las del maíz (en este caso violeta) es relativamente sencilla. Esto es ya que basta con detectar el color violeta para, seguidamente, calcular su área y su posición, tal y como se explica en el capítulo de *Resultados*.

Ahora bien, ¿qué ocurre si las malas hierbas son del mismo color que las plantas de cultivo? La diferenciación por color ya no es una opción, por lo tanto, se lleva a cabo una diferenciación por posición actuando de la siguiente manera.

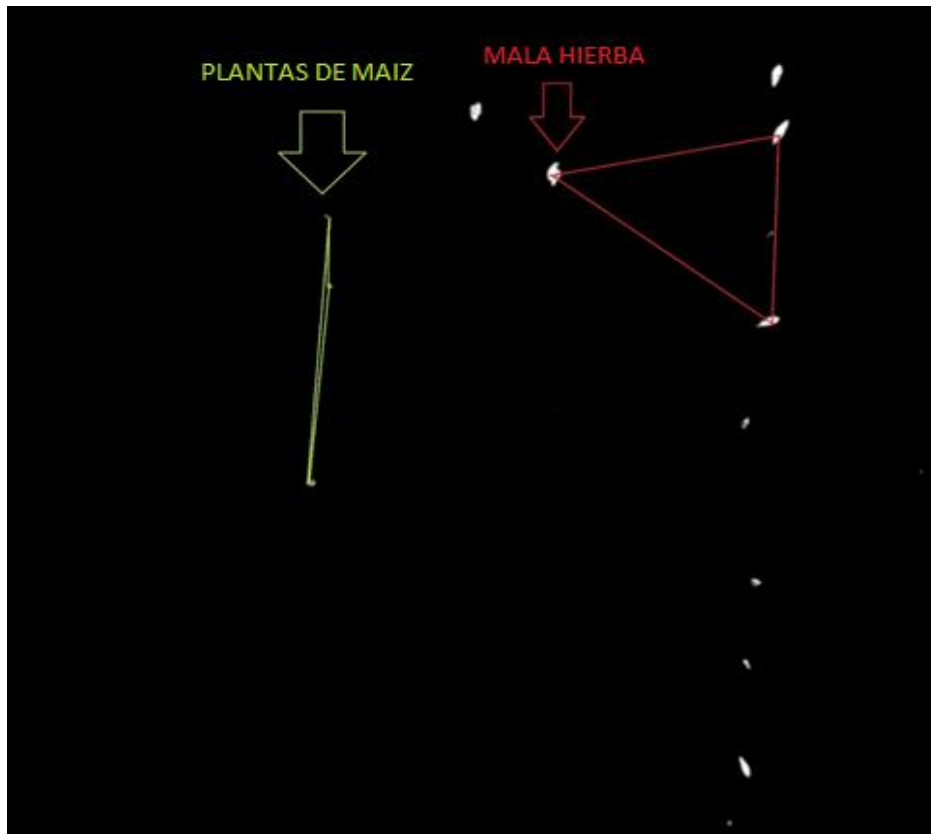
El cultivo de maíz se planta en hileras rectas (*Figura 3.15*). La explicación es sencilla, pues de esta forma se facilita la siembra, el cosechado y el control de las mismas (15, 16).



**Figura 3.15.** *Disposición de las plantas de maíz.*

Esta disposición de las plantas ayuda a discernir entre las plantas de maíz y las que no lo son: si la planta se encuentra en la hilera, será planta de maíz; de lo contrario, será mala hierba.

Por otra parte, se sabe que tres puntos de una recta forman un triángulo de área cero. Si estos puntos están ligeramente desalineados, el área del triángulo resultante será muy pequeña y, por tanto, no se clasificará como mala hierba. En cambio, si no están alineados, formarán un triángulo de área grande, lo que indica que es mala hierba (*Figura 3.16*).

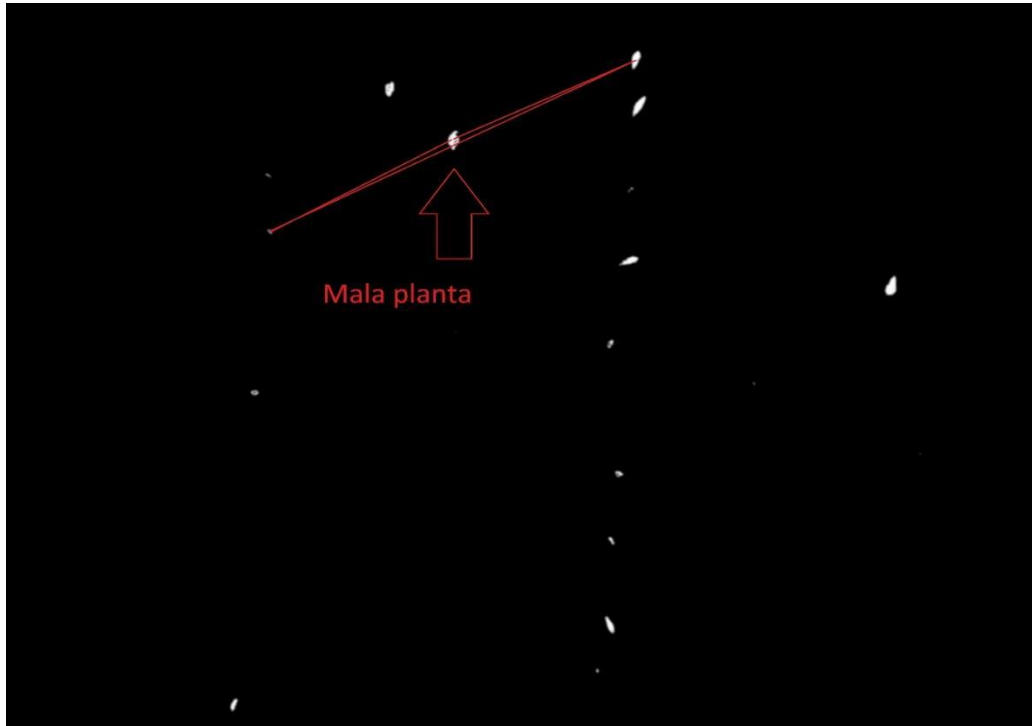


**Figura 3.16.** Diferenciación entre planta de maíz y mala hierba.

Para realizar dicha diferenciación, en primer lugar, se agrupan las plantas en tríos de todas las combinaciones posibles y se comprueba si están en línea con la función `'Estan_en_linea'`. Esta función devuelve un valor `'True'` si están en línea y `'False'` si no lo están. Si el parámetro es `'True'`, las tres plantas serán de maíz, de lo contrario no se incluirán ninguna de las tres en la lista correspondiente a las plantas de maíz.

Además, para reforzar el código, se comprueba que la distancia máxima entre las plantas no sea demasiado elevada. De esta manera, se evita que una planta de cada hilera y una mala hierba en el medio se reconozca como planta de maíz y, por lo tanto, la reconozca erróneamente (Figura 3.17).

Las plantaciones de maíz siguen unas distancias de separación definidas para obtener el máximo rendimiento. Conocida esta distancia, la implementación en el código será sencilla



**Figura 3.17.** *Posible detección errónea.*



# CAPÍTULO 4

---

## RESULTADOS



## 4. RESULTADOS

### 4.1. Parámetros calculados.

A partir de las imágenes tomadas por el dron y, mediante filtros de color, se localizan tanto las plantas de maíz como las malas hierbas. De esta forma, se obtiene por un lado el área real de las plantas y, por otro, las coordenadas de las mismas.

Con estos datos y con el propósito de lograr una eficiencia máxima se define el parámetro '*índice de nacencia*', el cual indica la relación entre el número de plantas nacidas respecto a las teóricas que debería haber. De esta manera, se aumentará la frecuencia y/o intensidad de los riegos en las zonas en las que dicho parámetro sea bajo para conseguir así que las plantas crezcan en su totalidad.

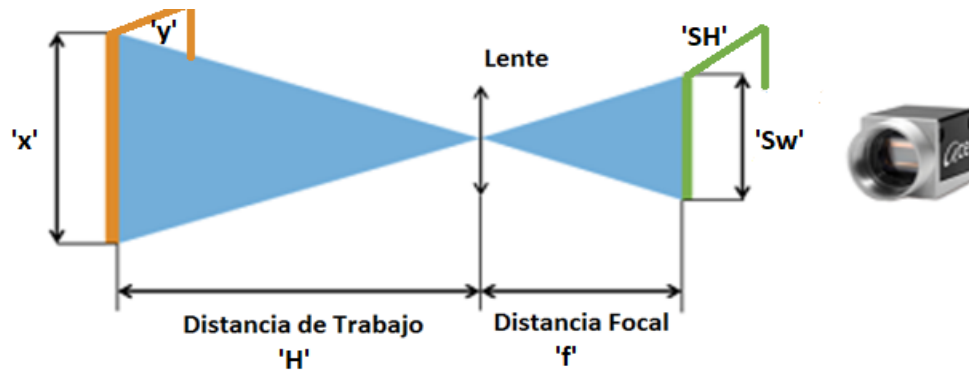
Finalmente, se muestra y explica la información que el usuario recibe por pantalla.

### 4.2. Cálculo del área.

Para calcular el área de las plantas maíz y de las malas hierbas, primero se ha de calcular el área en píxeles de las mismas, mediante la función '*cv2.contourArea*' y, después, se multiplica por el área real de cada píxel.

Conociendo el área de las plantas de maíz se puede controlar su crecimiento y actuar en consecuencia ante cualquier anomalía. Por otro lado, conociendo el área y la cantidad de las malas hierbas se puede realizar una fumigación localizada y con el producto justo y necesario, evitando así excesos innecesarios.

Para calcular el área real a la que equivale cada píxel, se utilizan los parámetros de la cámara y, mediante semejanza, se obtiene la distancia del lado '*x*' y del lado '*y*' de cada píxel (*Figura 4.1*). El producto de ambas distancias proporciona el valor del área de cada píxel (17).



**Figura 4.1.** Relación entre la realidad y las fotos de la cámara.

Tomando como referencia la *Figura 4.1*, se explica a continuación la relación con los parámetros de la cámara en ambos ejes.

Por un lado, respecto al eje 'x':

- $S_w$  = Tamaño del sensor 'x'
- $f$  = Distancia focal
- $H$  = Distancia de trabajo
- $X$  = Campo de visión (lo que mide en realidad en el campo en la coordenada 'x').

$$\frac{S_w}{f} = \frac{x}{H}$$

**Figura 4.2.** Relación con los parámetros de la cámara eje 'x'.

Por otro lado, en relación al eje 'y':

- $S_H$  = Tamaño del sensor 'y'
- $f$  = Distancia focal
- $H$  = Distancia de trabajo
- $y$  = Campo de visión (lo que mide en realidad en el campo en la coordenada 'y').

$$\frac{S_H}{f} = \frac{y}{H}$$

**Figura 4.3.** Relación con los parámetros de la cámara eje 'y'.

Al multiplicar el área en píxeles por el área real de cada píxel se obtiene el área real de cada planta (*Figura 4.4*).

```
253 | ..... Area_en_pixeles= cv2.contourArea(lista[centros.index(i)])  
254 | ..... Area= Area_en_pixeles*(lado_pixel_x)*(lado_pixel_y)
```

**Figura 4.4.** Cálculo del área real.

Adicionalmente, el programa pinta el contorno de las áreas tanto de las plantas de maíz como de las malas hierbas. El color verde corresponde a las plantas de maíz y el rojo a las malas hierbas (*Figura 4.5*).



**Figura 4.5.** Imagen original con los contornos pintados.



### 4.3. Coordenadas de las plantas.

Una vez eliminados los contornos demasiado pequeños y delimitado el contorno de cada planta, se puede calcular fácilmente el centro de cada una de ellas mediante la función '*cv2.moments()*', mediante la cual se calculan las coordenadas 'x' e 'y' del centro de cada planta (cX,cY).

```
129 #Creo un array con los centros en vez de todos los pixeles que forman las plantas.
130 centros=[]
131 for i in lista:
132     M = cv2.moments(i)
133     cX = int(M["m10"] / M["m00"])
134     cY = int(M["m01"] / M["m00"])
135     aux=[]
136     aux.append(cX)
137     aux.append(cY)
138     centros.append(aux)
```

**Figura 4.6.** Código para calcular el centro de cada planta.

### 4.4. Índice de nacencia.

Con los datos de cantidad de plantas nacidas, distancia de siembra entre las plantas y distancia de separación entre las hileras se puede obtener fácilmente el índice de nacencia.

Las plantas nacidas son las plantas de maíz detectadas. Las distancias de siembra y de separación entre hileras se conocen ya que están optimizadas y se usan siempre las mismas.

$$N^{\circ} \text{ de plantas teóricas} = \frac{\text{Pixeles}_y * \text{Pixeles}_x}{\text{Distancia}_{\text{hileras}} * \text{Distancia}_{\text{plantas}}}$$

**Figura 4.7.** Cálculo del número de plantas teóricas.

$$\text{Índice de nacencia} = \frac{N^{\circ} \text{ de plantas reales}}{N^{\circ} \text{ de plantas teóricas}}$$

**Figura 4.8.** Cálculo del índice de nacencia.



Como se ha dicho anteriormente, el parámetro del 'índice de nacencia' aporta información relacionada con las partes del campo que necesitan ser regadas con mayor intensidad. Así, mediante riegos en dichas zonas, las plantas nacerán y el índice de nacencia aumentará.

## 4.5. Resultados mostrados por pantalla

Para la imagen considerada, la aplicación mostraría por pantalla la *Figura 4.9*. Se obtiene la cantidad tanto de plantas de maíz como de malas hierbas y, seguidamente, indica las áreas en  $\text{cm}^2$  y la localización de cada planta de maíz y de cada mala hierba, tanto las de igual color que las de maíz como las de diferente color que el maíz.

Los resultados de las áreas de las plantas de maíz van desde 0,25 a 6,87  $\text{cm}^2$ . La media es, aproximadamente, de 2  $\text{cm}^2$  (*Figura 4.9*). Estos datos encajan perfectamente con las medidas que tienen las plantas de maíz en sus primeras etapas de vida.

```
Console [C:\Python27\python.exe]
_init_.py [C:\Python27\python.exe]
He encontrado 13 plantas
He encontrado 8 malas plantas
Las areas en cm^2 y la posicion en coordenadas x e y de las plantas buenas son:
[2.696741651190476, [881, 2899]]
[0.3364287023809524, [2289, 2758]]
[4.5347047726190475, [2338, 2570]]
[1.200519264285714, [2344, 2221]]
[1.761823994047619, [2372, 1945]]
[1.6166284488095237, [962, 1609]]
[1.8397337988095237, [2339, 1408]]
[5.244746402380953, [2413, 1065]]
[0.7879514345238096, [1020, 942]]
[0.2514361880952381, [2423, 766]]
[0.7047295976190475, [1016, 712]]
[6.870228238095238, [2450, 424]]
[5.878648904761905, [2438, 232]]
Las areas en cm^2 y la posicion en coordenadas x e y de las plantas malas de igual color que las de maiz son:
[8.205318983333333, [3427, 1172]]
[8.15751069404762, [1733, 565]]
[5.467851752380953, [1485, 354]]
Las areas en cm^2 y la posicion en coordenadas x e y de las plantas malas de diferente color que las de maiz son:
[5.466081074999999, [2193, 1551]]
[5.457227688095238, [1740, 1382]]
[5.404107366666667, [2378, 1288]]
[7.077397491666667, [1012, 1135]]
[5.4111900761904765, [2434, 969]]
```

**Figura 4.9.** Resultados por pantalla de la aplicación para la fotografía usada.



# CAPÍTULO 5

## TESTEO EN IMÁGENES

---



## 5. TESTEO EN IMÁGENES

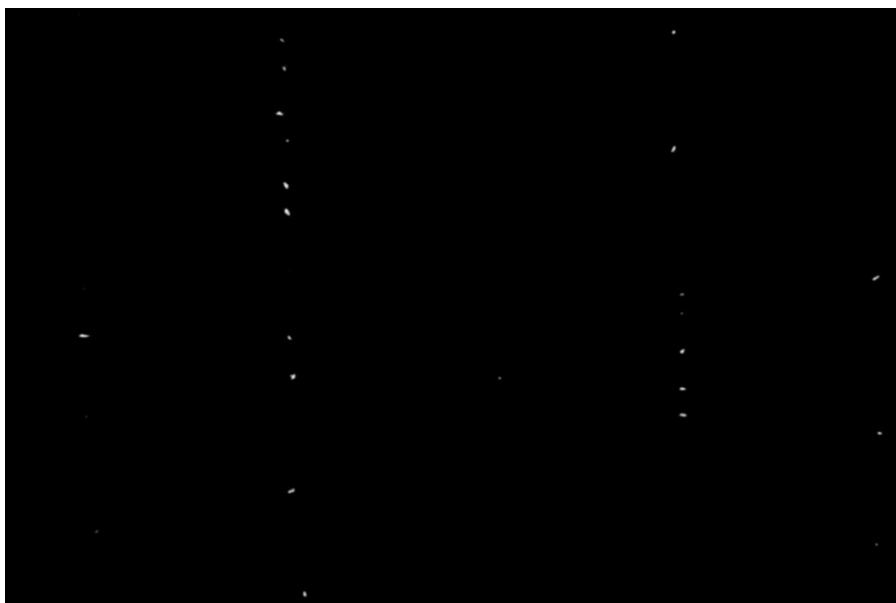
### 5.1. Introducción.

Con el propósito de comprobar el funcionamiento de la aplicación se testea el algoritmo en diferentes imágenes. De esta forma se consigue visualizar las posibles imperfecciones en el diseño del código y así poder proponer las soluciones adecuadas.

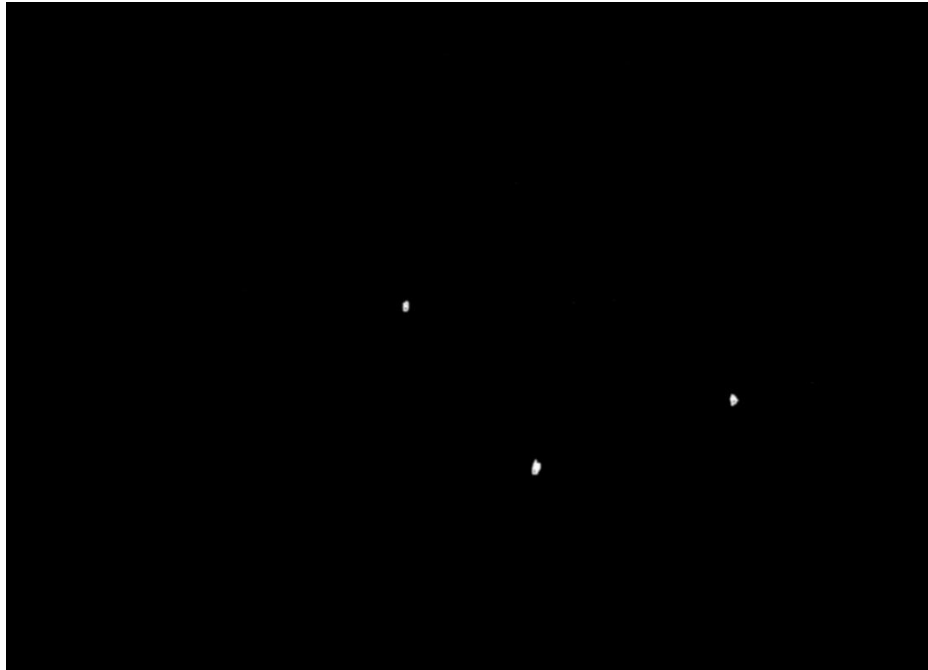
### 5.2. Imagen 1.



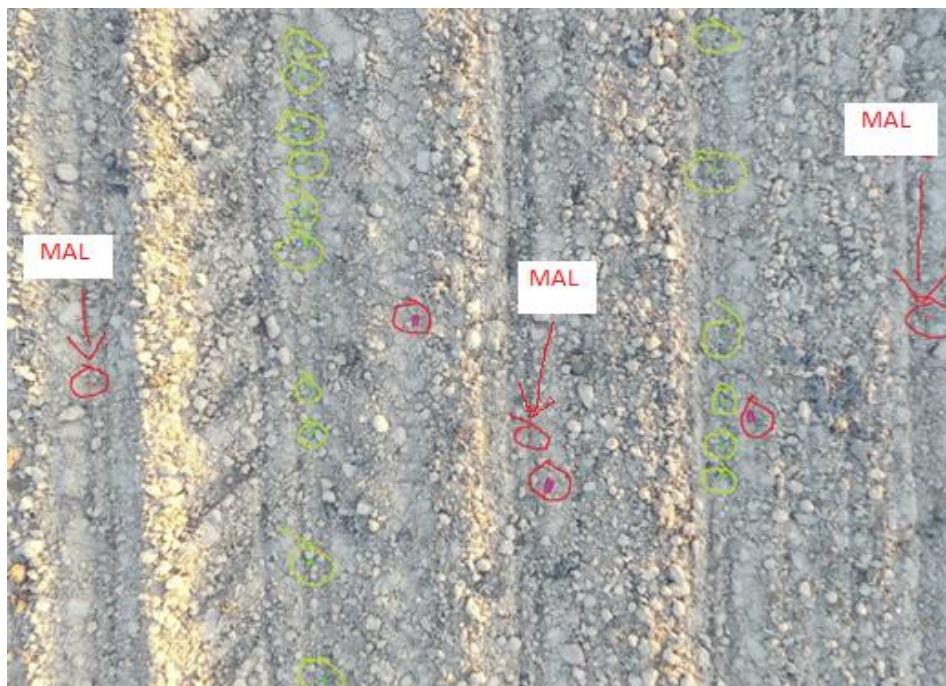
**Figura 5.1.** *Imagen original.*



**Figura 5.2.** *Imagen tras aplicar los filtros de color verde.*



**Figura 5.3.** Imagen tras aplicar los filtros de color violeta.



**Figura 5.4.** Plantas de maíz y malas hierbas detectadas.

```
Console [C:\Python27\python.exe]
__init__.py [C:\Python27\python.exe]
He encontrado 16 plantas
He encontrado 8 malas plantas
Las areas en cm^2 y la posicion en coordenadas x e y de las plantas buenas son:
[0.809199563095238, [1336, 2944]]
[1.2748877142857145, [1277, 2426]]
[1.195207232142857, [3022, 2044]]
[0.8888800452380953, [3021, 1913]]
[1.379357679761905, [1283, 1851]]
[0.8534664976190476, [3019, 1724]]
[0.6055716642857143, [1267, 1656]]
[0.41433850714285714, [3018, 1439]]
[1.7299518011904762, [1257, 1024]]
[1.441331388095238, [1252, 891]]
[1.0818838797619048, [2980, 708]]
[0.2779963488095238, [1259, 666]]
[1.26426365, [1223, 530]]
[0.5860942130952381, [1244, 304]]
[0.5648460845238095, [1235, 162]]
[0.5790115035714286, [2981, 121]]
Las areas en cm^2 y la posicion en coordenadas x e y de las plantas malas de igual color que las de maiz son:
[0.22310535, [3885, 2695]]
[0.5276618595238095, [3900, 2136]]
[0.24612415595238096, [2205, 1859]]
[1.6892262214285712, [351, 1646]]
[1.152710975, [3883, 1356]]
Las areas en cm^2 y la posicion en coordenadas x e y de las plantas malas de diferente color que las de maiz son:
[6.689619145238095, [2281, 2090]]
[4.501061902380952, [3132, 1787]]
[3.6174938892857145, [1721, 1366]]
```

Figura 5.5. Salida de resultados por pantalla.

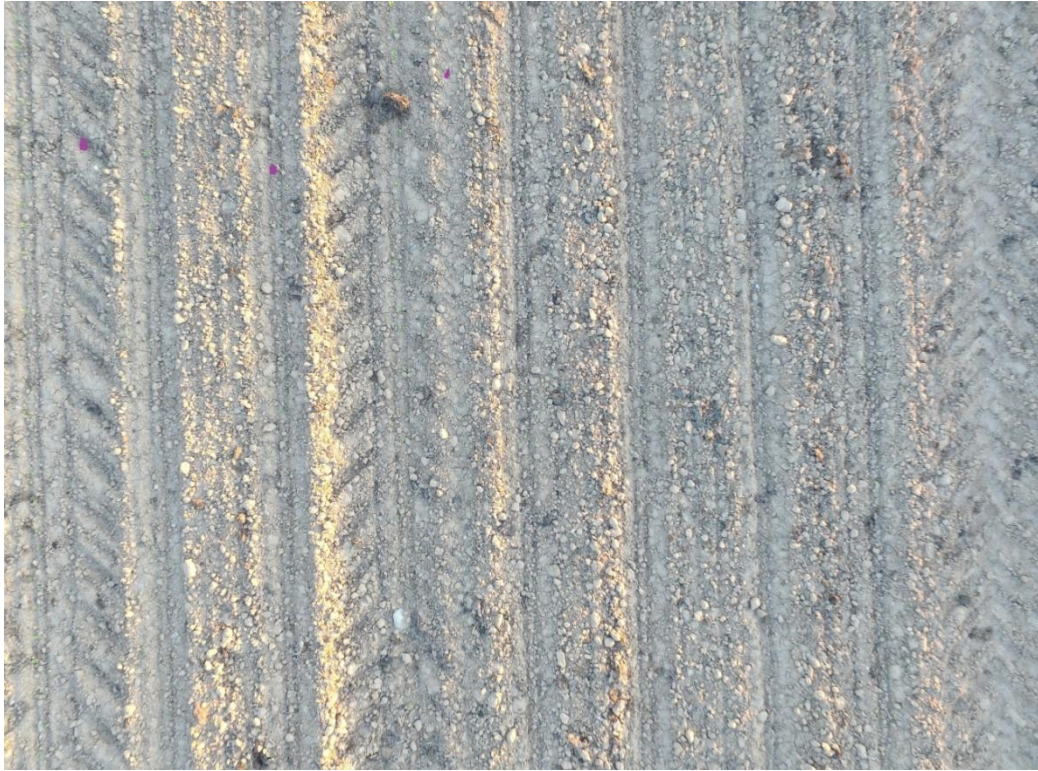
### Comentarios:

Se puede observar una detección errónea de la planta de la izquierda, de la del medio y de la derecha (las que en la imagen están marcadas como 'mal'), las cuales son plantas de maíz y se detectan como malas plantas (Figura 5.4). Esto se debe a que en esa hilera no hay tres plantas alineadas.

Sin embargo, este problema no es relevante ya que al juntar todas las fotos y crear la orto-foto aparecerían el resto de plantas de maíz de la hilera.



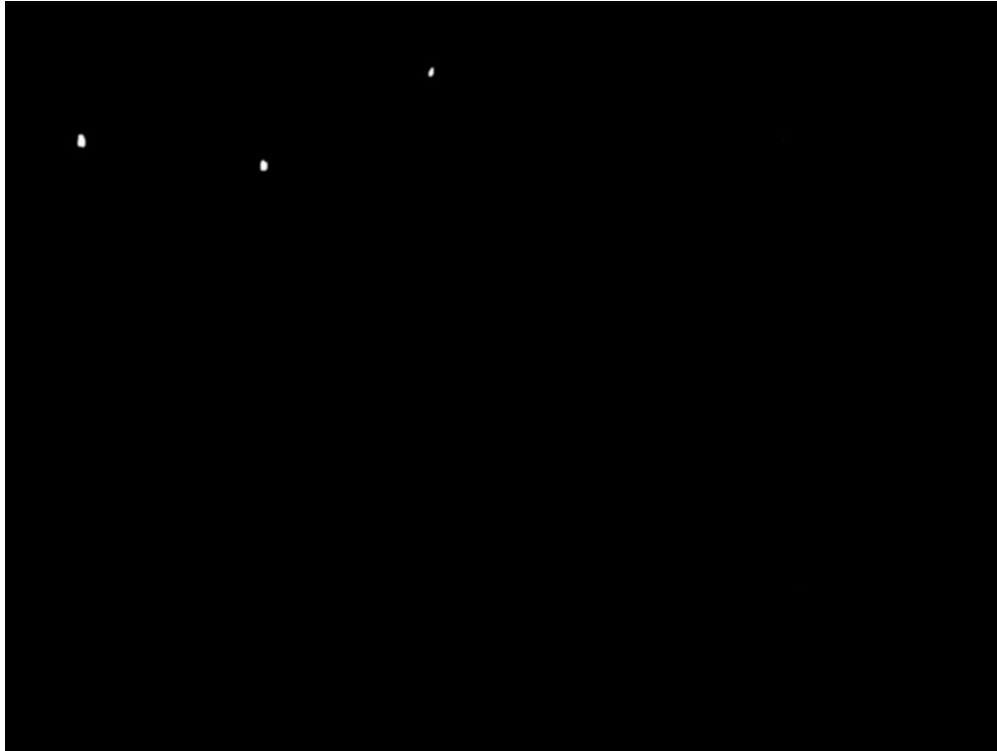
### 5.3. Imagen 2



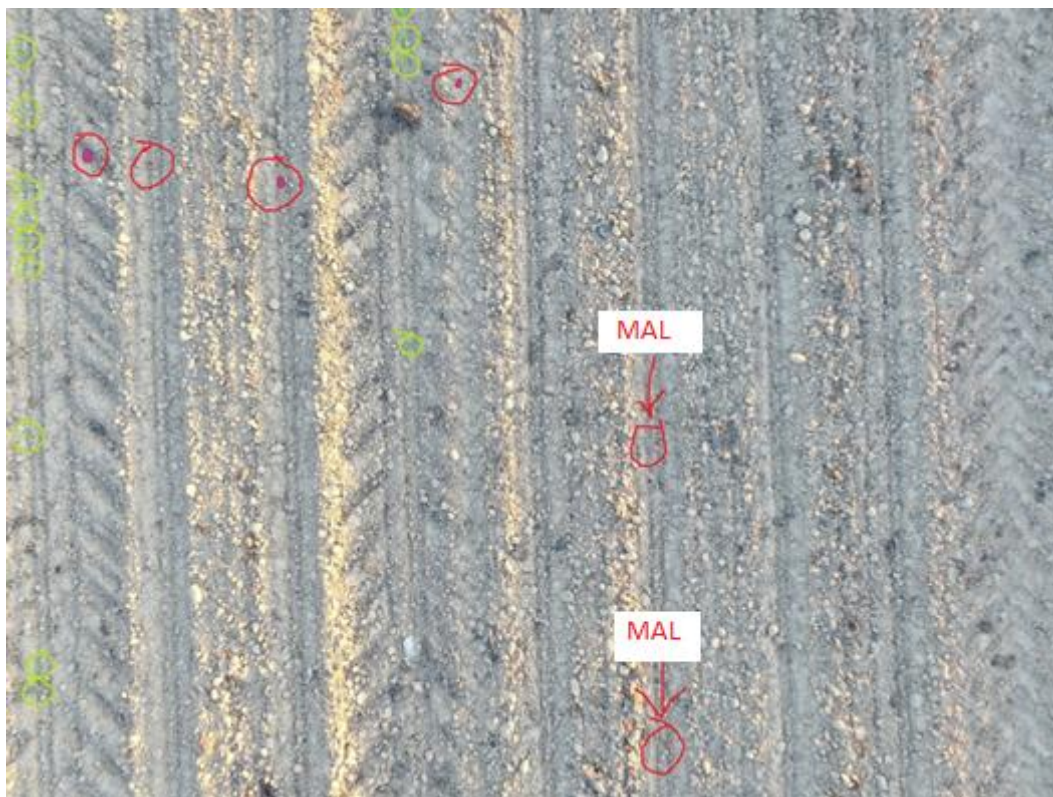
**Figura 5.6.** Imagen original



**Figura 5.7.** Imagen tras aplicar los filtros de color verde.



**Figura 5.8.** Imagen tras aplicar los filtros de color violeta.



**Figura 5.9.** Plantas de maíz y malas hierbas detectadas.







## 5.4. Imagen 3



**Figura 5.11.** *Imagen original.*



**Figura 5.12.** *Imagen tras aplicar el filtro de color verde.*





Las malas hierbas que se detectan son, en realidad, plantas de maíz que están en hileras que no llegan a tres plantas. Este problema es irrelevante ya que al juntar todas las fotos correspondientes al campo este problema desaparece.

## 5.5. Imagen 4

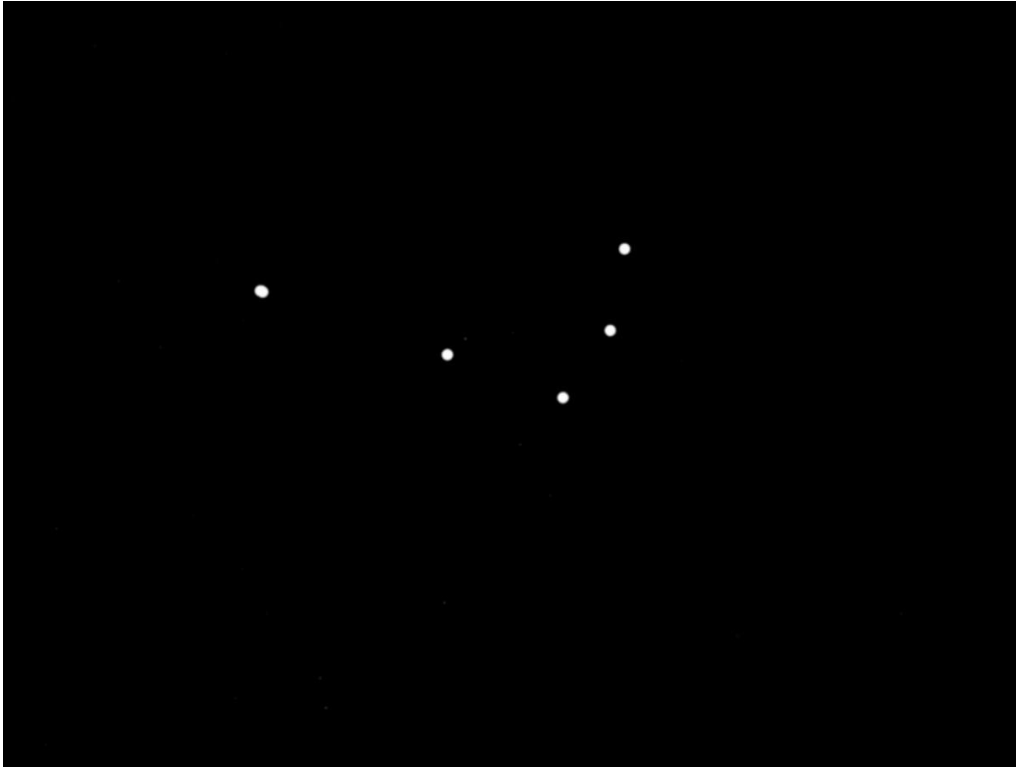
Esta imagen es con la que se ha hecho la demostración del funcionamiento del programa.



**Figura 5.15.** *Imagen original*



**Figura 5.16.** *Imagen tras aplicar el filtro de color verde.*



**Figura 5.17.** Imagen tras aplicar el filtro de color violeta.



**Figura 5.18.** Plantas de maíz y malas hierbas detectadas.





# CAPÍTULO 6

---

## CONCLUSIONES





## 6. CONCLUSIONES

Las conclusiones a las que se llega mediante la realización de este TFG son las siguientes:

1. La localización de las malas hierbas por medio de su color y/o de su posición facilita la fumigación en aquellas zonas donde se encuentran, de manera que se evita un uso innecesario de productos químicos contaminantes donde no hay malas hierbas, consiguiendo campos de cultivo más limpios.
2. El cálculo el área real de las malas hierbas aporta la información necesaria para estimar la cantidad de fumigante necesario en cada caso, lo que contribuye a economizar el proceso.
3. La localización de las plantas de maíz por medio de filtros de color permite calcular su área real y el '*índice de nacencia*'.
4. El cálculo el área real de las plantas de maíz permite realizar un seguimiento del crecimiento de las mismas, de forma que se puede actuar de manera rápida y eficaz ante cualquier anomalía.
5. El cálculo del '*índice de nacencia*' del cultivo permite conocer dónde se tiene que regar para aumentar la efectividad del campo, de modo que en las zonas donde este parámetro sea más bajo se intensifica el riego para intentar que nazcan tantas plantas como semillas han sido sembradas.

Con estos resultados se tiene la información necesaria para proceder al regado y fumigación selectiva, es decir, en las zonas en las que sea necesario. De esta forma se consigue cumplir el objetivo general de ahorro de productos fumigantes y agua.



# CAPÍTULO 7

---

## FUTURAS LÍNEAS DE TRABAJO

## 7. FUTURAS LÍNEAS DE TRABAJO.

La continuación del trabajo consistiría en cuantificar el ahorro económico y medioambiental real que el proyecto supondría y, examinar la viabilidad y puesta en marcha del mismo.

Por tanto, los pasos futuros a seguir podrían ser los siguientes. En primer lugar, programar adecuadamente el dron para que, mediante el programa 'Agisoft Photoscan', se cree una orto-foto del campo de cultivo. Seguidamente, tomar fotos del campo periódicamente y analizar los datos con la aplicación.

Con esta información, será posible programar los elementos actuadores, que en este caso son, los aspersores y los dispositivos fumigadores y, de esta forma, cuantificar el ahorro que esto supone.

Por último, para lograr una automatización prácticamente total del proceso de fumigación y riego se puede usar la información obtenida mediante la aplicación para que los sistemas de riego y fumigación actúen autónomamente. De este modo, el análisis de datos y la toma de decisiones sería ejecutado de forma autónoma sin intervención humana.



**Figura 6.1.** Líneas futuras de trabajo.



# CAPÍTULO 8

---

## BIBLIOGRAFÍA



## 8. BIBLIOGRAFÍA

1. Colaboradores de Wikipedia. (2018). Vehículo aéreo no tripulado. Wikipedia, la Enciclopedia libre [Internet] 2018. Disponible en: [https://es.wikipedia.org/wiki/Veh%C3%ADculo\\_a%C3%A9reo\\_no\\_tripulado](https://es.wikipedia.org/wiki/Veh%C3%ADculo_a%C3%A9reo_no_tripulado)
2. Llorente F. (2014). Los 14 usos de drones que seguro no conocías. Agencia de Noticias Tecnológicas [Internet]. Disponible en: <http://agencia.donweb.com/los-14-usos-de-drones-que-seguro-no-conocias/print/>
3. Bejerano PG. (2015). El uso de drones en agricultura. ToDrone [Internet]. Disponible en: <https://www.todrone.com/uso-drones-agricultura/>
4. Vilches A. (2017). La agricultura con drones de la mano de DJI Agras MG-1. Pilotando [Internet]. Disponible en: <https://www.pilotando.es/agricultura-con-drones-fumigacion/>
5. Phantom 3 Pro, Especificaciones. (2018). Dji [Internet]. Disponible en: <https://www.dji.com/es/phantom-3-pro/info#specs>
6. Open Source Computer Vision Library (Open CV).
7. Python Programming Language.
8. Gl4r3. (2014). Detección de colores con OpenCV y Phyton. Robologs [Internet]. Disponible en: <https://robologs.net/2014/07/02/deteccion-de-colores-con-opencv-y-python/#comments>
9. Open CV-Python Tutorials. [Internet]. Disponible en: [http://opencv-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py\\_tutorials/py\\_imgproc/py\\_table\\_of\\_contents\\_imgproc/py\\_table\\_of\\_contents\\_imgproc.html](http://opencv-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_imgproc/py_table_of_contents_imgproc/py_table_of_contents_imgproc.html)
10. Marote ML. (2010). Agricultura de precisión. Revista Ciencia y Tecnología Universidad de Palermo [Internet]. 10: 143-167. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6307050>
11. Departamento de Comunicación, Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC). (2016). El CSIC innova en la detección temprana de malas hierbas mediante drones. CSIC



- [Internet]. Disponible en:  
[http://www.csic.es/buscar?p\\_p\\_state=maximized&p\\_p\\_lifecycle=1&contentviewerservice\\_WAR\\_alfresco\\_packportlet\\_struts\\_action=%2Fcontentviewer%2Fview&p\\_p\\_id=contentviewerservice\\_WAR\\_alfresco\\_packportlet&contentviewerservice\\_WAR\\_alfresco\\_packportlet\\_nodeRef=workspace%3A%2F%2FSpacesStore%2F35693f69-ed62-4ac5-8114-97f98ffd2560&p\\_p\\_mode=view&contentType=news](http://www.csic.es/buscar?p_p_state=maximized&p_p_lifecycle=1&contentviewerservice_WAR_alfresco_packportlet_struts_action=%2Fcontentviewer%2Fview&p_p_id=contentviewerservice_WAR_alfresco_packportlet&contentviewerservice_WAR_alfresco_packportlet_nodeRef=workspace%3A%2F%2FSpacesStore%2F35693f69-ed62-4ac5-8114-97f98ffd2560&p_p_mode=view&contentType=news)
12. Bejerano PG. (2018). Investigadores españoles: "Nuestro sistema produce ahorros de herbicida del 80%. ToDrone [Internet]. Disponible en: <https://www.todrone.com/nuestro-sistema-produce-ahorros-herbicida-80/>
  13. De Casto AI, Torres-Sánchez J, Peña JM, Jiménez-Brenes FM, Csillik O, y López-Granados F. (2018). An automatic random forest-OBIA algorithm for early weed mapping between and within crop rows using UAV imagery. Remote Sensing MDPI [Internet]. 10, 285: 1-21. Disponible en: <http://www.mdpi.com/2072-4292/10/2/285>
  14. Agisoft PhotoScan. (2013). Geobit Consulting SL [Internet]. Disponible en: <https://www.agisoft.es/products/agisoft-photoscan/>
  15. Delgado Rodríguez J. (2016). Fundamentos del sistema de siembra en surco angosto en el cultivo del maíz. Intagri [Internet]. Disponible en: <https://www.intagri.com/articulos/cereales/fundamentos-del-sistema-de-siembra-en-surco-angosto-en-el-cultivo-del-maiz>
  16. D'Amico JP, Tesouro MO, Romito A, Paredes D, y Roba MA. (2011). Desuniformidad de distribución espacial: caracterización de su impacto sobre el rendimiento de maíz. Revista Facultad Agronomía [Internet]. 110 (1): 50-62. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/5718151.pdf>
  17. Calculando la resolución del sensor de una cámara y la distancia focal del lente. (2017). National Instruments [Internet]. Disponible en: <http://digital.ni.com/public.nsf/allkb/228568CBD3071F55862580AC00059B5D>
  18. Mojanraj I, Ashokumar K, y Naren J. (2016). Field Monitoring and automation using IOT in agriculture domain. Procedia Computer Science [Internet]. 93: 931-939. Disponible en:



<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S18770509163152>

[16](#)

19. Repositorio institucional de documentos ZAGUAN. Universidad de Zaragoza [Internet]. Disponible en: <https://zaguan.unizar.es/>