

II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL  
"II CCI UCLV 2019"

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



**NOMBRE DEL SUB-EVENTO**  
(Transmisión, Distribución y Utilización de la Energía Eléctrica)

**Título**  
(Plataforma de control de un vehículo aéreo no tripulado para la  
detección de malezas).

***Title***  
(Control platform of an unmanned aerial vehicle for the detection of  
weeds).

**Autores:**

- 1- Carlos Olvera Olvera. Universidad Autónoma de Zacatecas, México. E-mail:  
[olveraca@gmail.com](mailto:olveraca@gmail.com)
- 2- Francisco Eneldo López Monteagudo. Universidad Autónoma de Zacatecas,  
México. E-mail: [eneldolm@yahoo.com](mailto:eneldolm@yahoo.com)
- 3- Raikel Bordón López. Universidad Autónoma de Zacatecas, México. E-mail:  
[raikelbl@gmail.com](mailto:raikelbl@gmail.com)
- 4- Santiago Villagrana Barraza. Universidad Autónoma de Zacatecas, México. E-  
mail: [svillagrana@gmail.com](mailto:svillagrana@gmail.com)
- 5- Rafael Villela Varela. Universidad Autónoma de Zacatecas, México. E-mail:  
[wrrmx@yahoo.com.mx](mailto:wrrmx@yahoo.com.mx)
- 6- María Auxiliadora Araiza Esquivel. Universidad Autónoma de Zacatecas,  
México. E-mail: [araizamae@yahoo.com](mailto:araizamae@yahoo.com)
- 7- José Guadalupe Arceo Olague. Universidad Autónoma de Zacatecas, México. E-  
mail: [arceojg@gmail.com](mailto:arceojg@gmail.com)
- 8- Miguel Ruiz Ramírez. Universidad Autónoma de Zacatecas, México. E-mail:  
[mrr@gmail.com](mailto:mrr@gmail.com)

II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL  
"II CCI UCLV 2019"

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



**Resumen:** En el presente trabajo se desarrolló una plataforma de control remota para la estabilización de un Dron mediante la planificación de trayectorias con el objetivo de la detección de malezas en un campo de frijol. La detección de malezas se llevó a cabo de manera completamente autónoma, empleando un árbol de decisión como algoritmo de clasificación en la etapa final. Los resultados obtenidos en la evaluación del desempeño del método propuesto fueron satisfactorios. El modelo de regresión lineal entre las densidades de maleza estimadas y observadas arrojó un coeficiente de determinación de 0.987 y un error cuadrático medio de 0.075. Del área total del campo de estudio, se estimó un 84 % con menos del 1 % de cobertura de malezas, lo cual indica un alto potencial para la reducción del volumen de herbicidas aplicados. Actualmente, estamos trabajando en algoritmos de control automáticos que detecten cualquier anomalía en el vuelo de los Drones.

**Palabras Clave:** Utilización de Drones en la agricultura, procesamiento de señales, control remoto de Drones.

**Abstract:** In the present work, a remote control platform for the stabilization of a drone was developed through trajectory planning with the objective of detecting weeds in a bean field. The weed detection was carried out completely autonomously, using a decision tree as a classification algorithm in the final stage. The results obtained in the evaluation of the performance of the proposed method were satisfactory. The linear regression model between estimated and observed weed densities yielded a coefficient of determination of 0.987 and an average square error of 0.075. Of the total area of the field of study, 84% was estimated with less than 1% coverage of weeds, which indicates a high potential for reducing the volume of applied herbicides. Currently, we are working on automatic control algorithms that detect any anomaly in the flight of the Drones.

**Keywords:** Use of Drones in agriculture, signal processing, Drones remote control.

## II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL “II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



### 1. Introducción

Los Drones se utilizan en diferentes aéreas como la robótica, aeronáutica y electrónica. Los mismos son pequeños vehículos aéreos no tripulados con una gama amplia de tamaños, formas y funciones, controlados por sistemas de tierra (control remoto). En la agricultura los Drones se utilizan para el control y monitorización del estado de los cultivos mediante imágenes multiespectrales, para el control de la eficiencia de regadíos, conteo y supervisión de producción agrícola subvencionada, en este proyecto se utilizaron para la determinación de la maleza en un campo de frijol.

Las malezas pueden ocasionar pérdidas directas o indirectas en los cultivos y por tanto su control es una tarea de gran importancia en la producción agrícola [1]–[4]. Cuando el control de malezas se realiza de manera inapropiada se afecta el rendimiento de los cultivos y se incrementan los impactos negativos sobre el medio ambiente [5], [6]. Uno de los métodos más empleados en la actualidad para el control de malezas es el uso de herbicidas. Aunque efectivos, los métodos de control de malezas mediante la aplicación de herbicidas no siempre son eficientes [7], [8]. En muchos casos, del volumen total de herbicidas aplicados, una parte significativa se pierde debido a la evaporación, la imprecisión de los sistemas de aplicación o debido a que se depositan sobre los cultivos o el suelo, y como resultado sólo una pequeña parte del herbicida aplicado alcanza de manera efectiva a las malezas. Otro factor que afecta la eficiencia es la distribución no uniforme de las malezas a través de los campos de cultivos [9]. Varias propiedades físicas y químicas del suelo, tales como el pH, los niveles de nutrientes, la elevación topográfica, el contenido de materia orgánica y la capacidad de intercambio catiónico, contribuyen a esta distribución no homogénea. A pesar de esto, los herbicidas se suelen aplicar en iguales cantidades a lo largo de los sembrados. En adición al impacto ambiental potencialmente adverso y las crecientes preocupaciones sobre los posibles efectos de los residuos de plaguicidas en la salud humana [10], los herbicidas y su aplicación representan un costo variable significativo en la producción agrícola.

Una parte esencial del progreso hacia una gestión sostenible de las malezas, económica y ambientalmente, es la reducción del volumen de químicos aplicados. Para poder aplicar los herbicidas de forma regulada en función de los requerimientos de cada zona

## II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL “II CCI UCLV 2019”

**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**



del campo, es necesario como paso previo realizar un mapeado de la distribución de las malezas. Los mapas de distribución de malezas pueden ser empleados en la generación de mapas de prescripción para el tratamiento con herbicidas. Considerando la variabilidad en la distribución de las malezas, es posible lograr una disminución significativa en la cantidad de herbicida aplicado mediante el uso de los mapas de prescripción de herbicidas.

Hace algunos años, la exploración manual intensiva era el único medio de proporcionar información acerca de las distribuciones de malezas. Estas labores manuales de mapeo de malezas son laboriosas y requieren mucho tiempo [11], [12]. Durante la última década, se han desarrollado e implementado una amplia gama de nuevas tecnologías para la recopilación y procesamiento de información de los campos de cultivos. Entre estas tecnologías se encuentran las asociadas a la adquisición y procesamiento de imágenes de los cultivos desde plataformas terrestres, satelitales y aéreas. Estas plataformas y sus sistemas de adquisición de imágenes asociados pueden distinguirse en base a la altitud de la plataforma, la resolución espacial de las imágenes y la frecuencia en la obtención de los datos. Hasta el presente, el uso de las plataformas satelitales ha estado limitado por sus elevados costos, los retardos considerables en la obtención de los datos y las bajas resoluciones espaciales de las imágenes [13]–[17]. Con los recientes avances en el desarrollo de los vehículos aéreos no tripulados o Drones, estos se han convertido en una alternativa prometedora el monitoreo de los cultivos. El uso de Drones en la agricultura de precisión ofrece tres ventajas fundamentales sobre otros sistemas de monitoreo de cultivos: (1) menores costos por área de cultivo, en comparación con el monitoreo mediante imágenes satelitales, (2) elevada precisión, debido a que las imágenes se toman en vuelos de baja altura y por tanto se pueden obtener resoluciones espaciales en el orden de los centímetros, (3) gran rapidez en la obtención de los datos, lo cual garantiza que se puedan tomar las medidas de control de manera oportuna.

La detección de malezas basada en el análisis de imágenes es un tema que ha sido investigado en varios trabajos precedentes. Dentro de las investigaciones más recientes en esta área se pueden establecer distinciones en cuanto las plataformas empleadas para

## II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL “II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



la obtención de las imágenes y los algoritmos de procesamiento de las imágenes. En relación a las plataformas, se distinguen dos tipos: terrestres [18]–[22] y aéreas [13], [14], [17], [23]–[26]. Algunos de estas investigaciones donde se emplean plataformas terrestres tienen como característica que la detección de las malezas se realiza en tiempo real y a nivel de plantas individuales [18], [21], [22]. En cuanto a los algoritmos de procesamiento, en términos generales pueden dividirse en dos grupos: los que se basan en modelos que requieren entrenamiento supervisado con selección manual de muestras [18]–[21], [23]–[25], y los que no requieren ningún tipo de entrenamiento para detectar las malezas [13], [14], [17], [26]. La detección de malezas basada en clasificadores con aprendizaje supervisado requiere el entrenamiento de los algoritmos con muestras de las regiones a clasificar y por tanto los datos de entrenamiento deben ser cuidadosamente seleccionados por expertos para garantizar el adecuado desempeño del algoritmo. Estos algoritmos se ven limitados por las características del conjunto de datos empleado para entrenar el algoritmo y puede fallar cuando se emplea en un campo donde el cultivo o las malezas son diferentes a las del conjunto de entrenamiento. En [17] las imágenes fueron segmentadas en objetos homogéneos empleando el algoritmo de segmentación multiresolución y las malezas fueron detectadas en base a su distancia a las filas de cultivos. Estrategias similares fueron presentadas en [13], [14], [26].

El frijol es uno de los cultivos más importantes en México, donde el estado de Zacatecas es el principal productor. En Zacatecas, las malezas con mayor presencia en los campos de frijol son *Bidens* spp. (Aceitillas), *Amaranthus palmeri* (quelite) y *Brassica campestris* L. (mostacilla). La competencia por recursos de humedad, luz y nutrientes de estas hierbas durante el desarrollo vegetativo del frijol puede resultar en una reducción considerable del rendimiento de la cosecha. En este estudio se presenta un algoritmo para la generación de un mapa geo-referenciado de infestación de malezas en un campo de frijol a partir del análisis del ortomosaico generado con imágenes tomadas desde un vehículo aéreo no tripulado modelo DJI Phantom 4 Pro.

### **2. Metodología**

El algoritmo de control se desarrolló en base al concepto de perfil de vegetación, el cual se utilizó para determinar la orientación media de las filas de cultivos e

## II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL “II CCI UCLV 2019”

**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**



identificarlas. La detección de malezas se llevó a cabo de manera completamente autónoma, empleando un árbol de decisión como algoritmo de clasificación en la etapa final. Los mapas de densidad de malezas obtenidos pueden ser utilizados como base en la elaboración de mapas de prescripción para el tratamiento específico de sitio de las malezas.

Para la toma de las imágenes áreas de los cultivos se utilizó un cuadricóptero modelo Phantom 4 Pro. Este Dron puede realizar vuelos controlados de forma manual, mediante un control remoto, o de forma autónoma, con la ayuda de un sistema de navegación a bordo basado en GPS/GLONASS. Además el Dron se encuentra equipado con una cámara de 20 Megapíxeles montada en un sistema de suspensión con estabilización en los tres ejes y libertad de movimiento en el pitch. Durante la misión se tomaron un total de 65 imágenes, para cubrir un área total de 0.66 ha. En la figura se muestra un ejemplo de una imagen aérea tomada en un campo de frijol tomada en Morelos, Estado de Zacatecas, México.



Figura 1. Imagen aérea tomada en un campo de frijol

El plan de adquisición de las imágenes se diseñó teniendo en cuenta los siguientes parámetros:

- La resolución de muestreo a nivel del suelo requerida,
- El área de interés del campo de cultivo y
- El porcentaje de solapamiento frontal y lateral de las imágenes.

## II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL “II CCI UCLV 2019”

**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**



La resolución de muestreo a nivel del suelo. La información que se obtiene a partir de las imágenes aéreas individuales se encuentra limitada por varios factores, entre ellos la posible falta de verticalidad de la toma fotográfica, las deformaciones producidas por el relieve del terreno, y las distorsiones propias del objetivo de la cámara. Por tanto, es necesario realizar la ortoproyección fotográfica de las imágenes tomadas por el Dron como paso previo a su análisis. Para ello utilizó un conjunto de herramientas de software de código abierto para el procesamiento de las imágenes aéreas. Con el uso de estas herramientas se obtuvo, a partir de las imágenes aéreas, una imagen geo-referenciada en la que se corrigieron las distorsiones geométricas de las fotografías individuales mediante la orto-rectificación, pasando de una representación en perspectiva cónica del campo de cultivo a una perspectiva ortogonal. Esta imagen geo-referenciada se conoce como orto-fotografía u orto-mosaico. El orto-mosaico mantiene toda la información de la fotografía aérea, permitiendo además medir a escala, tanto distancias como superficies, garantizando el ajuste con mapas existentes en la misma.

### **3. Análisis de las imágenes**

Para el análisis orto-fotografía del campo de cultivo se asume que:

- Existe una región de interés principal dentro de la imagen del cultivo, la cual, en el caso general, no coincide con toda el área de la imagen. Dentro de la región de interés principal solo existen áreas de vegetación y suelo.
- Cada fila de cultivos se extiende a lo largo de una línea recta y todas las filas del campo tienen aproximadamente la misma orientación. La desviación máxima de la orientación de cualquier fila con respecto a la orientación media de todas las filas es mucho menor que la separación media entre filas. En la figura 2 se ilustra el concepto de densidad lineal de vegetación.

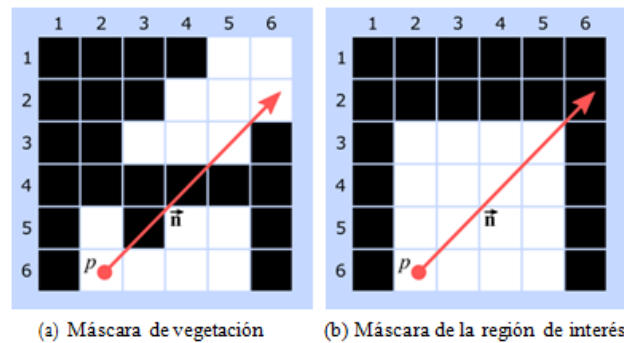


Figura 2. Ilustración del concepto de densidad lineal de vegetación

En el análisis empleamos una metodología que consta de cuatro pasos fundamentales:

1. Segmentación de la vegetación.
2. Estimación de la orientación media de las filas de cultivos.
3. Identificación de las filas de cultivos.
4. Segmentación de las malezas y generación del mapa de densidad de malezas.

### 3.1. Segmentación de la vegetación

La segmentación de imagen es un proceso mediante el cual los píxeles que comparten determinadas características se agrupan para formar diferentes regiones siguiendo algún criterio de homogeneidad. En nuestro estudio empleamos la segmentación basada en histograma para separar las regiones de vegetación y suelo presentes en la imagen.

### 3.2. Estimación de la orientación media de las filas de cultivos.

La idea principal del algoritmo de estimación de la orientación media de las filas de cultivos. En la figura 3 se muestra una máscara de vegetación donde se han calculado varios perfiles de vegetación con un mismo punto de origen pero con diferentes orientaciones y en la Figura 4, se observa como los perfiles de vegetación tienden a mostrar picos más prominentes y con una distribución más uniforme. El algoritmo desarrollado se basa en esta variación de las características de los perfiles de vegetación en función de su dirección con respecto a las filas de cultivos para estimar la orientación de las filas. Dada una máscara de vegetación, para estimar la orientación de los surcos en la vecindad.



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

Para hacer el algoritmo más robusto, en la orientación de las filas se seleccionaron puntos aleatorios y distribuidos uniformemente dentro de la máscara de la región de interés. La orientación global de los surcos, se obtuvo como la mediana de los valores estimados en cada uno de los puntos de muestreo. De este modo se descartaron los posibles valores atípicos que pudieran aparecer en las estimaciones locales.

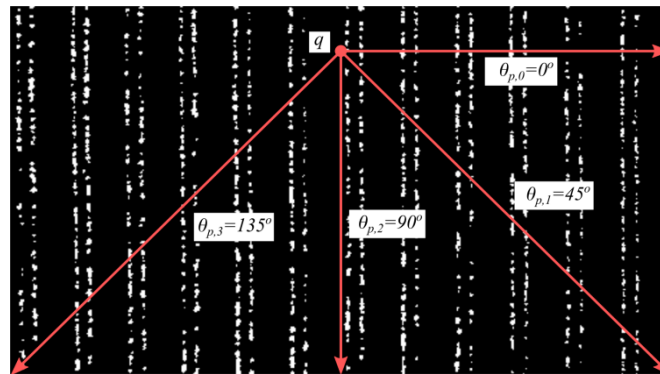


Figura 3: Mascara de vegetación

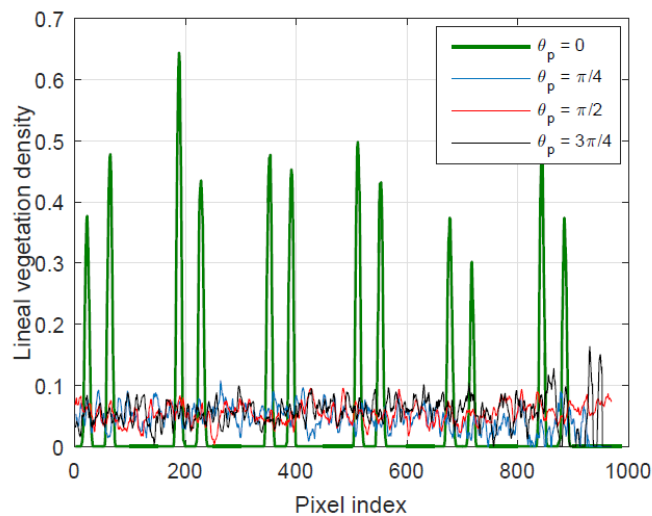


Figura 4: Perfiles de vegetación calculados con diferentes parámetros de orientación  $\theta_p$

### 3.3. Identificación de las filas de cultivos

El algoritmo de identificación de las filas de cultivos se basa en la alineación de las filas de cultivos, calcular los perfiles de vegetación, identificación de los picos dominantes en los perfiles de vegetación y enlazar los picos de vegetación con el objetivo de determinar la posición de los picos dominantes en cada uno de los perfiles de vegetación calculados.

## II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL “II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



### **3.4. Detección y mapeado de las malezas**

Para el desarrollo del algoritmo de detección de las malezas se utilizaron los patrones de distribución de las malezas observados en el campo de cultivo. Mientras que los cultivos generalmente se distribuyen uniformemente a lo largo de los surcos, las malezas tienden a presentar una mayor densidad de distribución en los espacios entre filas de cultivos adyacentes y se ubican de manera más dispersa en relación a las filas. La idea principal es seleccionar los píxeles que por su posición con respecto a las filas de cultivos se pueden clasificar como cultivo o maleza con una alta certeza y utilizarlos para entrenar un algoritmo de clasificación que permita clasificar el resto de los píxeles. Para ello se considera que los píxeles de vegetación más cercanos a las líneas de cultivos tienen una alta probabilidad de pertenecer al cultivo, mientras que los píxeles más alejados tienen una alta probabilidad de pertenecer a las malezas.

### **4. Conclusiones**

Se presentó un nuevo método para la detección de malezas en campos de frijol basado en el análisis de imágenes aéreas. Se propuso el concepto de perfil de vegetación y en base a este concepto se desarrollaron los algoritmos de estimación de la orientación e identificación de las filas de cultivos. Para implementar el algoritmo de detección de malezas explotamos el hecho de que las malezas suelen presentar una mayor densidad de distribución en los espacios entre filas, mientras que los cultivos se distribuyen de manera regular a lo largo de las filas de cultivos. El algoritmo identificó correctamente todas las filas de cultivo presentes en el campo agrícola y detectó las malezas con una adecuada precisión. A partir de la metodología desarrollada se obtuvo un mapa de densidad de malezas. Los algoritmos dependen de varios parámetros que pueden ser configurados para adaptarse a condiciones diferentes a las descritas en la presente investigación. En combinación con la tecnología de los vehículos aéreos no tripulados, los resultados presentados en esta investigación pueden ser de utilidad en la implementación de medidas para el uso sostenible de pesticidas, mediante la utilización de dosis apropiadas para los niveles de infestación de malezas detectados en cada zona del campo.

II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL  
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



## 5. Referencias

1. A. E. Smith, *Handbook of weed management systems*. Routledge, 2017.
2. G. Fried, B. Chauvel, P. Reynaud, and I. Sache, “Decreases in crop production by non-native weeds, pests, and pathogens,” in *Impact of biological invasions on ecosystem services*. Springer, 2017, pp. 83– 101.
3. N. Soltani, J. A. Dille, I. C. Burke, W. J. Everman, M. J. VanGessel, V. M. Davis, and P. H. Sikkema, “Potential corn yield losses from weeds in north america,” *Weed Technology*, vol. 30, no. 4, pp. 979–984, 2016.
4. S. Fahad, S. Hussain, B. S. Chauhan, S. Saud, C. Wu, S. Hassan, M. Tanveer, A. Jan, and J. Huang, “Weed growth and crop yield loss in wheat as influenced by row spacing and weed emergence times,” *Crop Protection*, vol. 71, pp. 101–108, 2015.
5. M. Liebman, B. Baraibar, Y. Buckley, D. Childs, S. Christensen, R. Cousens, H. Eizenberg, S. Heijting, D. Loddo, A. Merotto *et al.*, “Ecologically sustainable weed management: How do we get from proof-of-concept to adoption?” *Ecological applications*, vol. 26, no. 5, pp. 1352–1369, 2016.
6. S. Petit, N. Munier-Jolain, V. Bretagnolle, C. Bockstaller, S. Gaba, R. Cordeau, M. Lechenet, D. Mézière, and N. Colbach, “Ecological intensification through pesticide reduction: weed control, weed biodiversity and sustainability in arable farming,” *Environmental management*, vol. 56, no. 5, pp. 1078–1090, 2015.
7. K.-H. Dammer, “Real-time variable-rate herbicide application for weed control in carrots,” *Weed Research*, vol. 56, no. 3, pp. 237–246, 2016.
8. B. S. Chauhan, S. Ahmed, T. H. Awan, K. Jabran, and S. Manalil, “Integrated weed management approach to improve weed control efficiencies for sustainable rice production in dry-seeded systems,” *Crop Protection*, vol. 71, pp. 19–24, 2015.
9. I. Borra-Serrano, J. M. Peña, J. Torres-Sánchez, F. J. Mesas-Carrascosa, and F. López-Granados, “Spatial quality evaluation of resampled unmanned aerial

II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL  
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



- vehicle-imagery for weed mapping,” *Sensors*, vol. 15, no. 8, pp. 19 688–19 708, 2015.
10. J. P. Myers, M. N. Antoniou, B. Blumberg, L. Carroll, T. Colborn, L. G. Everett, M. Hansen, P. J. Landrigan, B. P. Lanphear, R. Mesnage *et al.*, “Concerns over use of glyphosate-based herbicides and risks associated with exposures: a consensus statement,” *Environmental Health*, vol. 15, no. 1, p. 19, 2016.
  11. F. Castaldi, F. Pelosi, S. Pascucci, and R. Casa, “Assessing the potential of images from unmanned aerial vehicles (uav) to support herbicide patch spraying in maize,” *Precision Agriculture*, vol. 18, no. 1, pp. 76– 94, 2017.
  12. C. Tardif-Paradis, M.-J. Simard, G. D. Leroux, B. Panneton, R. E. Nurse, and A. Vanasse, “Effect of planter and tractor wheels on row and inter- row weed populations,” *Crop Protection*, vol. 71, pp. 66–71, 2015.
  13. F. López-Granados, J. Torres-Sánchez, A. Serrano-Pérez, A. I. de Castro, F.-J. Mesas-Carrascosa, and J.-M. Peña, “Early season weed mapping in sunflower using uav technology: variability of herbicide treatment maps against weed thresholds,” *Precision agriculture*, vol. 17, no. 2, pp. 183–199, 2016.
  14. J. M. Peña, J. Torres-Sánchez, A. Serrano-Pérez, A. I. de Castro, and
  15. López-Granados, “Quantifying efficacy and limits of unmanned aerial vehicle (uav) technology for weed seedling detection as affected by sensor resolution,” *Sensors*, vol. 15, no. 3, pp. 5609–5626, 2015.
  16. S. Sankaran, L. R. Khot, C. Z. Espinoza, S. Jarolmasjed, V. R. Sathuvalli, G. J. Vandemark, P. N. Miklas, A. H. Carter, M. O. Pumphrey, N. R. Knowles *et al.*, “Low-altitude, high-resolution aerial imaging systems for row and field crop phenotyping: A review,” *European Journal of Agronomy*, vol. 70, pp. 112–123, 2015.
  17. C. Hung, Z. Xu, and S. Sukkarieh, “Feature learning based approach for weed classification using high resolution aerial images from a digital camera mounted on a uav,” *Remote Sensing*, vol. 6, no. 12, pp. 12 037– 12 054, 2014.
  18. J. M. Peña, J. Torres-Sánchez, A. I. de Castro, M. Kelly, and F. López-Granados, “Weed mapping in early-season maize fields using object- based

II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL  
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



- analysis of unmanned aerial vehicle (uav) images,” *PLoS One*, vol. 8, no. 10, p. e77151, 2013.
19. M. Sujaritha, S. Annadurai, J. Satheeshkumar, S. K. Sharan, and L. Mahesh, “Weed detecting robot in sugarcane fields using fuzzy real time classifier,” *Computers and electronics in agriculture*, vol. 134, pp. 160–171, 2017.
  20. Y. Zheng, Q. Zhu, M. Huang, Y. Guo, and J. Qin, “Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 141, pp. 215–222, 2017.
  21. A. Bakhshipour, A. Jafari, S. M. Nassiri, and D. Zare, “Weed segmentation using texture features extracted from wavelet sub-images,” *Biosystems Engineering*, vol. 157, pp. 1–12, 2017.
  22. M. S. Laursen, R. N. Jørgensen, H. S. Midtiby, K. Jensen, M. P. Christiansen, T. M. Giselsson, A. K. Mortensen, and P. K. Jensen, “Dicotyledon weed quantification algorithm for selective herbicide application in maize crops,” *Sensors*, vol. 16, no. 11, p. 1848, 2016.
  23. J.-L. Tang, X.-Q. Chen, R.-H. Miao, and D. Wang, “Weed detection using image processing under different illumination for site-specific areas spraying,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 122, pp. 103–111, 2016.
  24. J. Lambert, H. Hicks, D. Childs, and R. Freckleton, “Evaluating the potential of unmanned aerial systems for mapping weeds at field scales: a case study with *alopecurus myosuroides*,” *Weed Research*, vol. 58, no. 1, pp. 35–45, 2018.
  25. T. K. Alexandridis, A. A. Tamouridou, X. E. Pantazi, A. L. Lagopodi, J. Kashefi, G. Ovakoglou, V. Polychronos, and D. Moshou, “Novelty detection classifiers in weed mapping: *Silybum marianum* detection on uav multispectral images,” *Sensors*, vol. 17, no. 9, p. 2007, 2017.
  26. C. Franco, S. M. Pedersen, H. Papaharalampos, and J. E. Ørum, “The value of precision for image-based decision support in weed management,” *Precision Agriculture*, vol. 18, no. 3, pp. 366–382, 2017.
  27. F. López-Granados, J. Torres-Sánchez, A.-I. De Castro, A. Serrano-Pérez, F.-J.

II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL  
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.  
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



- Mesas-Carrascosa, and J.-M. Peña, “Object-based early monitoring of a grass weed in a grass crop using high resolution uav imagery,” *Agronomy for sustainable development*, vol. 36, no. 4, p. 67, 2016.
28. J. Park, H. Jeong, J. Kim, and C. Choi, “Development of open source- based automatic shooting and processing uav imagery for orthoimage using smart camera uav,” *ISPRS Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci*, vol. 41, p. B7, 2016.
29. D. M. Woebbecke, G. E. Meyer, K. Von Bargaen, and D. Mortensen, “Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions,” *Transactions of the ASAE*, vol. 38, no. 1, pp. 259– 269, 1995.
30. I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann, 2016.