



# UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

## POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA

**DESARROLLO DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZA EN CULTIVOS A HILERA**

Que como requisito parcial para obtener el grado de:

**DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA**

Presenta:

**ISRAEL GAYTÁN CAMPOS**

Bajo la supervisión de:

**Dr. EFRÉN FITZ RODRÍGUEZ**



**APROBADA**



Chapingo, Estado de México, diciembre de 2023



# **DESARROLLO DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZA EN CULTIVOS A HILERA**

Tesis realizada por **C. ISRAEL GAYTÁN CAMPOS** bajo la supervisión del Comité Asesor indicado, aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

## **DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA**

DIRECTOR: \_\_\_\_\_



Dr. Efrén Fitz Rodríguez

ASESOR: \_\_\_\_\_



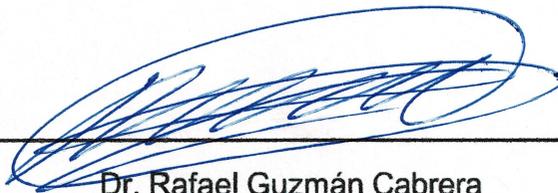
Dr. Pedro Cruz Meza

ASESOR: \_\_\_\_\_



Dr. Gilberto de Jesús López Canteñs

ASESOR: \_\_\_\_\_



Dr. Rafael Guzmán Cabrera

## CONTENIDO

LISTA DE CUADROS .....	viii
LISTA DE FIGURAS .....	x
DEDICATORIA .....	xiv
AGRADECIMIENTOS .....	xvi
DATOS BIOGRÁFICOS.....	xvii
RESUMEN GENERAL.....	xviii
GENERAL ABSTRACT.....	xviii
1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
1.1. Objetivo general.....	3
1.2. Objetivos específicos.....	3
1.3. Hipótesis.....	4
1.4. Estructura de la tesis .....	4
1.5. Referencias generales.....	4
2. ESTADO DEL ARTE EN LAS TECNOLOGÍAS PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZAS EN CULTIVOS AGRÍCOLAS: DE LO CONVENCIONAL A LO AUTÓNOMO .....	6
RESUMEN.....	6
2. STATE OF THE ART IN TECHNOLOGIES FOR MECHANICAL WEED CONTROL OF AGRICULTURAL CROPS: FROM CONVENTIONAL TO AUTONOMOUS.....	7
ABSTRACT.....	7
2.1. Introducción .....	8
2.1.1. Control mecánico de maleza.....	10
2.1.2. Tecnología convencional para el control mecánico de malezas .....	13
2.1.3. Tecnología digital empleada en el control de malezas.....	19
Sistemas de detección .....	20
Detección de cultivos y malezas .....	21

Detección de hileras de cultivo y sistemas de guiado automático .....	43
2.1.4. Tecnología de deshierbe automatizado .....	51
Sistemas automáticos .....	52
Guiado automático del tractor .....	52
Guiado automático del tractor y herramientas de deshierbe pasivas....	53
Guiado automático del tractor y herramientas de deshierbe activas....	59
2.1.5. Sistemas autónomos.....	63
2.2. Resultados y discusión .....	68
2.3. Conclusiones .....	73
2.4. Literatura citada .....	74
3. DISCRIMINACIÓN DE PLANTAS DE MAÍZ Y MALEZAS UTILIZANDO	
VISIÓN ARTIFICIAL Y ALGORITMOS DE APRENDIZAJE PROFUNDO .....	88
RESUMEN.....	88
3. PLANT AND WEED DISCRIMINATION USING ARTIFICIAL VISION AND	
DEEP LEARNING ALGORITHMS .....	89
ABSTRACT.....	89
3.1. Introducción .....	90
3.2. Materiales y métodos .....	97
3.2.1. Localización .....	98
3.2.2. Sistema de visión artificial.....	98
3.2.3. Base de datos .....	100
3.2.4. Preprocesamiento de datos .....	101
3.2.5. Entrenamiento de los modelos.....	102
Modelos de detección .....	105
Modelos de segmentación de instancias .....	107
3.2.6. Evaluación de los modelos .....	108
3.3. Resultados y discusión .....	110
3.4. Conclusiones.....	117

3.5. Literatura citada .....	118
4. SISTEMA DE GUIADO AUTOMÁTICO PARA UN SISTEMA INTELIGENTE DE DESHIERBE MECÁNICO EN CULTIVOS A HILERA .....	121
RESUMEN .....	121
4. AUTOMATIC GUIDANCE SYSTEM FOR AN INTELLIGENT MECHANICAL WEEDING SYSTEM IN ROW CROPS .....	122
ABSTRACT .....	122
4.1. Introducción .....	123
4.2. Materiales y métodos .....	130
4.2.1. Sistema de captura .....	131
Base de datos .....	133
Desarrollo del sistema de guiado automático .....	135
Entrenamiento del modelo de segmentación .....	136
Evaluación del modelo de segmentación .....	138
Cálculo de centroides .....	139
Control de motores .....	140
Modelo dinámico del vehículo .....	141
Implementación del sistema .....	142
Evaluación del sistema .....	144
4.3. Resultados y discusión .....	145
4.4. Conclusiones .....	148
4.5. Literatura citada .....	149
5. DESARROLLO DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZAS EN CULTIVOS A HILERA .....	152
RESUMEN .....	152
5. AUTOMATIC GUIDANCE SYSTEM FOR AN INTELLIGENT MECHANICAL WEEDING SYSTEM IN ROW CROPS .....	153
ABSTRACT .....	153

5.1. Introducción .....	154
5.2. Materiales y métodos .....	161
5.2.1. Componentes principales de un sistema automatizado de deshierbe mecánico .....	161
5.2.2. Requerimientos del sistema.....	163
Sistema de deshierbe .....	165
Requerimientos del sistema de tracción-propulsión.....	166
Sistema de potencia .....	167
Estructura principal .....	170
5.2.3. Diseño conceptual.....	172
Identificación de la necesidad .....	173
Definición del problema.....	174
Criterios y restricciones.....	175
Generación de alternativas .....	179
Función principal.....	180
Subfunciones .....	181
Principios de solución y selección de la mejor alternativa.....	182
5.2.4. Diseño paramétrico .....	186
5.2.5. Diseño de detalle .....	188
Sistema de potencia .....	189
Sistema de tracción .....	190
Modificación de requerimientos .....	191
Estructura principal .....	198
Sistema de alimentación .....	200
Sistema de control .....	201
Sistema de detección.....	202
Sistema de guiado .....	203
5.3. Resultados y discusión .....	204

5.4. Conclusiones.....	208
5.5. Literatura citada .....	209
6. EVALUACIÓN DE EFICIENCIA DE DESHIERBE DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZAS EN CULTIVOS EN HILERA.....	225
RESUMEN.....	225
6. EVALUATION OF WEED CONTROL EFFICIENCY OF AN INTELLIGENT SYSTEM FOR MECHANICAL WEED CONTROL IN ROW CROPS.....	225
ABSTRACT.....	226
6.1. Introducción .....	227
6.2. Materiales y métodos.....	233
6.2.1. Descripción del sistema de deshierbe.....	233
6.2.2. Herramienta de deshierbe.....	235
6.2.3. Evaluación de deshierbe.....	237
6.2.4. Métodos cuantitativos de evaluación .....	241
6.3. Resultados y discusión .....	242
6.4. Conclusiones.....	247
6.5. Literatura citada .....	248

## LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Desarrollos de herramientas basados en tecnología convencional de deshierbe. ....	15
Cuadro 2. Trabajos relacionados con la detección de cultivos y malezas a partir de color, formas y texturas.....	23
Cuadro 3. Trabajos relacionados con la segmentación basada en color para la detección de cultivos y malezas.....	26
Cuadro 4. Trabajos relacionados con algoritmos estadísticos de clasificación y aprendizaje de máquina.....	31
Cuadro 5. Trabajos relacionados con la utilización de técnicas alternativas para la detección de cultivos y malezas.....	34
Cuadro 6. Trabajos relacionados con la utilización de redes neuronales convolucionales para la detección de cultivos y malezas. ....	36
Cuadro 7. Trabajos relacionados con la utilización de redes neuronales convolucionales para la segmentación de cultivos y malezas. ....	41
Cuadro 8. Trabajos relacionados con la utilización transformada de Hough para la detección de hileras y sistemas de guiado.....	44
Cuadro 9. Trabajos relacionados con la utilización segmentación, umbralizado y parámetros morfológicos para la detección de hileras y sistemas de guiado. ...	45
Cuadro 10. Trabajos relacionados con la utilización algoritmos y dispositivos para la detección de hileras y sistemas de guiado.....	48
Cuadro 11. Trabajos relacionados con la utilización redes neuronales de convolución para la detección de hileras y sistemas de guiado.....	49
Cuadro 12. Trabajos relacionados con el desarrollo de equipos de deshierbe automático para el control de malezas entre hilera.....	54
Cuadro 13. Trabajos relacionados con el desarrollo de equipos de deshierbe automático para el control de malezas intra hilera.....	60

Cuadro 14. Desarrollo de equipos robóticos para el control mecánico de malezas. ....	64
Cuadro 15. Resultados de evaluación de los modelos de detección utilizando 2 clases sin aumento de datos.....	111
Cuadro 16. Resultados de evaluación de los modelos de detección utilizando 2 clases y aumento de datos. ....	111
Cuadro 17. Resultados de evaluación de los modelos de detección utilizando 3 clases con aumento de datos. ....	112
Cuadro 18. Resultados de evaluación del modelo de segmentación de instancias para los escenarios planteados. ....	114
Cuadro 19. Jerarquización de requerimientos. ....	179
Cuadro 20. Características técnicas del motor seleccionado, datos del fabricante. ....	190
Cuadro 21. Características de las ruedas seleccionadas de acuerdo al fabricante. ....	191
Cuadro 22. Parámetros reales y calculados del sistema desarrollado.....	207

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Campo de cebolla orgánica en el este de WA, EE. UU. Con un equipo de desmalezado manual (Young et al., 2014). .....	2
Figura 2. Seguimiento de la información analizada .....	10
Figura 3. Áreas de control de malezas dentro de una parcela agrícola con cultivos en hileras. ....	11
Figura 4. Distribución de los desarrollos en relación con las técnicas de detección de cultivos y malezas.....	68
Figura 5. Distribución de las aplicaciones realizadas en relación con las técnicas de detección de hileras de cultivo. ....	69
Figura 6. Distribución desarrollos y evaluaciones analizados para distintos grados de automatización del control mecánico de malezas.....	71
Figura 7. Distribución del tipo de herramienta de deshierbe utilizada.....	72
Figura 8. Flujo de trabajo implementado en la discriminación de plantas de maíz y de malezas.....	99
Figura 9. Imágenes muestra de la base de datos utilizada en la tarea de discriminación de plantas de maíz y de malezas. ....	100
Figura 10. Imagen muestra aumentada para incrementar la base de datos...	101
Figura 11. Flujo de funcionamiento típico de las arquitecturas CNN de una sola etapa.....	103
Figura 12. Flujo de funcionamiento típico de las arquitecturas CNN de dos etapas. ....	103
Figura 13. Detección de objetos a partir de la arquitectura de un modelo YOLO. ....	104
Figura 14. Detección de objetos a partir de la arquitectura de dos etapas del modelo Faster R-CNN. ....	104
Figura 15. Área bajo la curva de la etapa de entrenamiento del modelo YOLOv7 para la detección de objetos en tres escenarios diferentes. ....	110

Figura 16. Área bajo la curva de la etapa de entrenamiento del modelo YOLOv7 para la segmentación de instancias en tres escenarios diferentes.....	113
Figura 17. Ejemplo de predicciones de detección y segmentación del modelo YOLOv7 en imágenes de la base de datos de evaluación para la presencia de distintos objetos en el fondo de la imagen correspondiente al suelo agrícola.	115
Figura 18. Ejemplo de predicciones de detección y segmentación del modelo YOLOv7 en imágenes de la base de datos de evaluación para distintos grados de infestación de malezas en el cultivo de maíz.....	115
Figura 19. Flujo de trabajo implementado en el desarrollo de un sistema de guiado automático.....	132
Figura 20. Imágenes muestra de la configuración del sistema de visión para 150 cm de altura. ....	134
Figura 21. Estructura conceptual del sistema de guiado propuesto.....	135
Figura 22. Arquitectura de la red neuronal de convolución para segmentación U-Net. ....	137
Figura 23. Modelo dinámico simplificado del vehículo agrícola. ....	141
Figura 24. Ejemplo de funcionamiento del sistema automático de guiado en una aplicación agrícola. ....	143
Figura 25. Imagen muestra de la zona de evaluación con un grado severo de infestación de malezas. ....	144
Figura 26. Imagen muestra de la zona de evaluación con una reducción de la densidad de malezas. ....	145
Figura 27. Segmentación de hileras en condiciones de curvas de nivel. ....	146
Figura 28. Cálculo de centroides de las hileras en diferentes perspectivas visuales.....	146
Figura 29. Desarrollo conceptual del sistema inteligente para el control mecánico de cultivos a hilera.....	164

Figura 30. Evaluación en campo de las alternativas de herramienta con accionamiento manual. ....	166
Figura 31. Descripción del proceso de diseño. ....	173
Figura 32. Distancia en el espacio entre hileras de cultivo. ....	175
Figura 33. Altura de la planta de cultivo. ....	176
Figura 34. Altura del sistema de visión artificial a partir de un modelo 3D paramétrico. ....	176
.....	181
Figura 35. Diagrama de bloques de la función global. ....	181
Figura 36. Diagrama de subfunciones del sistema. ....	182
Figura 37. Casa de la calidad de los requisitos del sistema y selección de la mejor opción. ....	185
Figura 38. Modelo paramétrico 3D del chasis de la solución seleccionada. ...	186
Figura 39. Modelo paramétrico 3D de la integración de sistemas de la solución seleccionada. ....	188
Figura 40. Dimensiones finales de la plataforma móvil. ....	199
Figura 41. Centro de masa de la plataforma móvil. ....	200
Figura 42. Circuito del sistema principal de alimentación. ....	201
Figura 43. Prototipo fina desarrollado. ....	204
Figura 44. Medición de la fuerza demandada por la herramienta de deshierbe. ....	206
.....	206
Figura 45. Metodología en la evaluación del sistema de deshierbe. ....	234
Figura 46. Sistema inteligente para el control mecánico de malezas en cultivos a hilera en posición de trabajo. ....	235
Figura 47. Herramienta de deshierbe utilizada en configuración de trabajo. .	235
Figura 48. Ajuste de la herramienta de deshierbe con respecto a las plantas de cultivo. ....	236

Figura 49. Determinación de las distintas zonas del campo sembrado en una distribución de hileras. ....	237
Figura 50. Delimitación de sitios de prueba y conteo de malezas previo al deshierbe. ....	239
Figura 51. Establecimiento de sitios de prueba en campo con la señalización establecida.....	240
Figura 52. a) Parcela de prueba con estado vegetativo de maíz avanzado y una infestación severa de malezas. b) Parcela de prueba con estado vegetativo de maíz intermedio e infestación de malezas moderada. ....	240
Figura 53. Evaluación de deshierbe a partir de distintos principios mecánicos, enterramiento, corte o desenraizamiento. a) Terreno antes de deshierbe. b) Terreno posterior al deshierbe. ....	242
Figura 54. Sitio de prueba antes y después de la implementación del sistema de deshierbe automatizado.....	243
Figura 55. Diferencia en la densidad de malezas por 0.1 m <sup>2</sup> en condiciones con infestación severa de malezas.....	243
Figura 56. Diferencia en la densidad de malezas por 0.1 m <sup>2</sup> en condiciones con infestación severa de malezas.....	244
Figura 57. Eficiencia de deshierbe por sitio en condiciones con infestación severa de malezas.....	245
Figura 58. Eficiencia de deshierbe por sitio en condiciones con infestación severa de malezas.....	245
Figura 59. Franja de la zona tratada con el sistema de deshierbe.....	246

## DEDICATORIA

*A los seres que más amo en el mundo...Bety, J. Guadalupe y Elizabeth, gracias por su apoyo incondicional y su amor eterno, les debo todo lo que soy.*

*A mis ángeles en el cielo...Hermelinda†, Baudelina†, J. Trinidad† y Erasmo†, por su figura de amor y bondad y lo que representarán siempre en mi vida...*

*A Roberto Gaytán Martínez†, Jesús†, y Trino† Gaytán Ruelas, porque a partir de mis recuerdos y los de toda la familia están siempre conmigo sin importar el tiempo ni el lugar...*

*A Rafael Moreno Campost†, mi compadre desde la infancia, siempre te recordaré con cariño y admiración por la gran persona y ejemplo que fuiste para mi...*

*A la familia Gaytán y a la familia Campos, por ser parte de mi y mis raíces, por cada historia, cada ejemplo y enseñanza vivida, espero siempre poder llenarlos de orgullo...*

*A cada maestro y mentor que ha dejado huella en mí, agradezco el que a partir de sus enseñanzas hoy yo pueda saber un poco más...*

*Con especial dedicatoria a Ma. Guadalupe González Linares (Roberta), por el incommensurable apoyo, motivación y amor en la parte final de este proyecto y los siguientes..."Andábamos sin buscarnos, pero sabiendo que andábamos para encontrarnos"...J.C.*

***Y hablando de malezas...”La suerte no es hierba que crece en el campo...llega si la buscas, se da trabajando”...***

**V.F.G.**

## **AGRADECIMIENTOS**

A Dios por permitirme vida y salud para cumplir mis metas.

A mis padres y familiares por su interminable amor y su apoyo incondicional.

Al Consejo Nacional de Humanidades Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT) por el apoyo brindado durante el estudio y culminación del programa de doctorado.

A la universidad Autónoma Chapingo por la oportunidad de seguir mis estudios y por ser siempre mi hogar.

Al Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua por la grata estadía, aprendizaje y apoyo.

Al Ing. J. Guadalupe Gaytán Ruelas, por el incansable esfuerzo y apoyo en la realización del presente trabajo.

Al Dr. Efrén Fitz Rodríguez, por la confianza que depositó en mí, sus enseñanzas, apoyo, paciencia y tiempo otorgado.

Al Dr. Rafael Guzmán Cabrera, por su colaboración y recomendaciones para el desarrollo del presente trabajo.

Al Dr. Gilberto de Jesús López Canteñs, por cada consejo y acertada recomendación durante esta investigación.

Al Dr. Pedro Cruz Meza, por el acompañamiento y acertadas sugerencias en la culminación de este proyecto.

Al Dr. José Ruiz Pinales, por aceptar ser revisor de la presente investigación.

A los M.C. del posgrado de IAUIA, Jesús García y David Cano, por el gran apoyo y contribución a este trabajo.

A los M.C. del CIC-IPN Rodrigo Román, José Martínez y Miguel Galicia, por la gran colaboración que realizaron en este trabajo.

Al Ing. Iván Morales y al Ing. José López por su gran orientación y disposición para compartir conmigo sus conocimientos.

A Beatriz Campos de la Cruz y Elizabeth Gaytán Campos por su apoyo en distintas circunstancias.

## DATOS BIOGRÁFICOS

**Nombre:** Israel Gaytán Campos

**Fecha de nacimiento:** 03 de mayo de 1993

**Lugar de nacimiento:** Texcoco de Mora, Estado de México

**CURP:** GACI930503HMCYMS01

**Profesión:** Ingeniero Mecánico Agrícola

**Grado de estudios:** Maestro en Ingeniería Mecánica

**Cédula profesional de licenciatura:** 11683363

**Cédula profesional de maestría:** 11758465

**Desarrollo académico:** Inició sus estudios de bachillerato en el Departamento de Preparatoria Agrícola de la Universidad Autónoma Chapingo. En el año 2011 comenzó sus estudios de licenciatura en el Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola de la Universidad Autónoma Chapingo del cual egresó en el año 2015 obteniendo ese mismo año el título de Ingeniero Mecánico Agrícola con titulación por Mérito Académico. Durante 2015 laboró en la compañía Case New Holland de México en el puesto de practicante como elemento del Departamento de Arquitectura de Vehículo. En mayo de 2016 ingresó al posgrado de Ingeniería Mecánica de la División de Ingenierías Campus Irapuato Salamanca de la Universidad de Guanajuato obteniendo el grado de Maestro en Ingeniería Mecánica en el año 2018. Ingresó en el año 2019 al programa de Doctorado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua en la Universidad Autónoma Chapingo.



## RESUMEN GENERAL

### DESARROLLO DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECANICO DE MALEZA EN CULTIVOS A HILERA

A lo largo de la historia, la maleza ha significado un problema inherente a la producción de alimentos y su control ha estado presente como un reto con constantes búsquedas de para su solución. Tomando en cuenta la situación ambiental y de salud a nivel mundial, y visualizando un panorama futuro a corto plazo, el desarrollo de métodos alternativos a la utilización de controles químicos ofrecerá una luz en el camino para la humanidad al contar con fuentes de producción de alimento con procedencia segura y sin riesgos que pongan en peligro la integridad de quien produce y de quien consume. La inteligencia artificial como área de la tecnología actual ha tenido un gran desarrollo en los últimos años, así como la utilización de sistemas que empleen esta herramienta tecnológica en muchas de las diversas actividades realizadas por el ser humano. El lograr detectar y localizar plantas de cultivos, frutas y maleza representa una gran ventaja en la búsqueda de la automatización de tareas agrícolas, la detección de maleza a su vez permite tomar medidas preventivas y de control para la infestación de malas hierbas por lo que es importante disponer de métodos que cuantifiquen y analicen la distribución de las malezas de forma rápida y precisa. El presente trabajo busca el desarrollo de un sistema inteligente para el control mecánico de cultivos a hilera, con un enfoque de detección en tiempo real a partir de redes neuronales convolucionales profundas que guíen a un sistema de control para la erradicación de malas hierbas al interior de una parcela de producción agrícolas en cultivos sembrados en hilera.

**Palabras clave:** Detección de maleza, Control mecánico, Visión artificial, Agricultura de precisión, Automatización.

## GENERAL ABSTRACT

### DEVELOPMENT OF AN INTELLIGENT SYSTEM FOR THE MECHANICAL CONTROL OF WEEDS IN ROW CROPS

Throughout history, weeds have been an inherent problem in food production and their control has been a challenge with constant searches for solutions. Considering the environmental and health situation worldwide, and visualizing a short-term future outlook, the development of alternative methods to the use of chemical controls will offer a light on the path for mankind to have food production sources with safe origin and without risks that endanger the integrity of those who produce and those who consume. Artificial intelligence as an area of current technology has had a great development in recent years, as well as the use of systems that employ this technological tool in many of the various activities carried out by human beings. The ability to detect and locate crop plants, fruits and weeds represents a great advantage in the search for automation of agricultural tasks, weed detection in turn allows taking preventive and control measures for weed infestation so it is important to have methods that quantify and analyze the distribution of weeds quickly and accurately. The present work seeks the development of an intelligent system for the mechanical control of row crops, with a real-time detection approach based on deep convolutional neural networks that guide a control system for the eradication of weeds within an agricultural production plot in row crops.

**Keywords:** *Weed detection; Mechanical control; Machine vision; Precision agriculture; Automation.*

---

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Israel Gaytán Campos

Advisor: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 1. INTRODUCCIÓN GENERAL

En los sistemas de producción agrícola convencionales, uno de los costos de producción que cada vez es más considerable, es el del control de maleza. La resistencia a los herbicidas, la aplicación fuera del objetivo (por deriva y otras pérdidas de producto) y el aumento de las regulaciones sobre los agroquímicos, han dejado a muchos productores con pocas alternativas. En particular, para los sistemas de producción orgánicos, el control de maleza se ha vuelto cada vez más importante, a medida que los cultivos orgánicos han aumentado su participación en los mercados.

A nivel mundial, se han presentado múltiples casos de daños a la salud humana a causa del uso indiscriminado de herbicidas químicos en el proceso de producción de alimentos; así como la contaminación de los mantos acuíferos que abastecen a las regiones cercanas al sitio de producción; y un enorme daño del suelo y al ecosistema en sí.

Dentro de los principales daños para un cultivo a causa de la maleza se encuentran la competencia por agua, luz y nutrientes. De igual manera, la maleza es causante de la reducción de la producción y rentabilidad del cultivo y el suelo; el incremento de los costos de producción; retraso y dificultad en la cosecha; pérdida de la calidad de los productos cosechados, granos mal desarrollados, con impurezas y presencia de semillas de malezas; hospedan plagas e insectos que causan enfermedades; dificultan la realización de algunas labores agrícolas; reducen la eficiencia del agua de riego; pueden llegar a ser nocivas para la salud de las personas causando alergias o heridas. (Carvalho, 2013).

El control de malezas se realiza predominantemente con métodos químicos no discriminatorios; es decir, realizando aplicaciones homogéneas del producto químico en toda el área agrícola a tratar. Con el paso del tiempo y los avances tecnológicos que surgen día con día, se han diversificado las opciones a tomar en cuenta para controlar las malas hierbas.

La primera y más simple de todas las tecnologías fue el control manual de maleza (Figura 1). El control manual de malezas comenzó con los agricultores usando sus manos para arrancar las malezas (Upadhyaya & Blackshaw, 2007), proporciona un control muy efectivo, sin embargo suele ser una operación laboriosa, especialmente para controlar la maleza intra-hilera, es decir, la maleza que crece sobre la línea de las plantas de cultivo; y muchas veces costosa en tiempo y mano de obra, mencionando además que esta labor puede repercutir en la salud física de quien realice el deshierbe ya que la postura en la que se opera puede provocar lesiones en la espalda a los trabajadores.



Figura 1. Campo de cebolla orgánica en el este de WA, EE. UU. Con un equipo de desmalezado manual (Young *et al.*, 2014).

Con el paso de los años, al control manual le sucedió la utilización herramientas manuales, desde un palo hasta una azada. De acuerdo con (Young *et al.*, 2014), antes del desarrollo de los herbicidas, el desafío del control de maleza se abordó con la planificación y el uso de grandes cantidades de perturbación. La rotación de cultivos era importante, y cualquier terreno nuevo disponible se usaba una vez que la ubicación anterior se había infestado de maleza. Con la invención de los primeros herbicidas químicos el control de maleza cambió drásticamente. La revolución química agrícola, es decir, la sustitución de fertilizantes inorgánicos y productos químicos manufacturados para reemplazar el estiércol, el humus y

varias formas de control de plagas, después de la Segunda Guerra Mundial dio a los productores la capacidad de manejar selectivamente las malas hierbas en los sistemas de cultivo con productos químicos diseñados para matar en contacto o a través de movimiento dentro de la planta. Más tarde, se desarrollaron nuevos herbicidas que proporcionaron un control total, selectivo o parcial de las malezas, lo que les dio a los productores una gran flexibilidad en el manejo de las malezas en sus cultivos.

Hasta el día de hoy, en los sistemas de cultivo convencionales, la técnica predominante a nivel mundial para el control de malas hierbas es el uso de herbicidas. Para favorecer esto, también se han desarrollado cultivos resistentes a los ingredientes químicos de estos productos, posibilitando así una aplicación rápida y uniforme sin dañar el cultivo. El inconveniente de este tipo de desarrollos ha sido la aparición de nuevos tipos de maleza las cuales se han vuelto invulnerables a los efectos de los herbicidas químicos, proliferando así en total normalidad y dificultando aún más la tarea del control de maleza.

### **1.1. Objetivo general**

Desarrollar un sistema inteligente para el control mecánico de maleza en cultivos sembrados en hilera en campo abierto, a partir de detección de las malas hierbas y cultivos por medio de redes neuronales convolucionales y un enfoque de aprendizaje profundo.

### **1.2. Objetivos específicos**

- Comparar algoritmos de procesamiento de imágenes para la detección de maleza.
- Implementar redes neuronales de convolución y visión artificial para la discriminación de cultivo y malezas.
- Sistematización de una base de datos estructurada.
- Proponer un prototipo para el control mecánico de maleza en cultivos en hilera.

### **1.3. Hipótesis**

Es muy notable que en las diferentes aplicaciones que se han desarrollado para la agricultura, el uso de sistemas computacionales pertenecientes al área de la inteligencia artificial a través del aprendizaje automático supervisado como lo son las redes neuronales artificiales (ANN), han abordado la búsqueda de soluciones para los retos que la automatización agrícola supone. El lograr detectar y localizar plantas de cultivos, frutas y maleza representa una gran ventaja en la búsqueda de la automatización de tareas agrícolas; la detección de maleza permite tomar medidas preventivas y de control para la infestación de malas hierbas por lo que es importante disponer de métodos que cuantifiquen y analicen la distribución de las malezas de forma rápida y precisa.

De tal forma que la detección de maleza a partir de redes neuronales convolucionales (CNN) pre-entrenadas es una opción altamente viable y confiable para el desarrollo de un sistema de detección en tiempo real para el control mecánico de maleza. A partir de la detección de las malas hierbas y debido al constante daño que causan los agentes químicos en distintas áreas de vida humana y natural en general, abordar el control mecánico de maleza a partir de la detección de maleza se convierte en una opción muy realista.

De esta manera como punto de partida, la detección de maleza basado en modelos de detección de objetos permitirá el desarrollo de un sistema inteligente de control mecánico de maleza en cultivos a hilera.

### **1.4. Estructura de la tesis**

Este documento está dividido en 4 capítulos que son los siguientes: 1) Introducción general, 2) Revisión de literatura y organización de la información respecto al tema central de la investigación, 3) Detección de maleza y cultivos utilizando visión artificial y redes neuronales de convolución, 4) Sistema inteligente para el control mecánico de maleza en cultivos a hilera.

En el capítulo 2 se describen los fundamentos más importantes relacionados con el tema de investigación, los cuales incluyen la definición del concepto de maleza, así como su clasificación y la relación que tienen la detección de maleza en los métodos de control de las malas hierbas y el desarrollo de sistemas que implementen estas técnicas de control. Posteriormente se describen los aspectos más importantes para el desarrollo de herramientas e implementos para el control mecánico de malezas en campo abierto para sistemas de producción de cultivos en hilera. Se presenta la evolución de las herramientas e implementos agrícolas para el control mecánico de maleza, así como sus aspectos más relevantes y se enmarcan las innovaciones de los sistemas en relación con la inteligencia artificial, el aprendizaje profundo y la visión por computadora. Se aborda la temática de los principales retos y desafíos al respecto, así como las consideraciones más importantes para integrar un sistema de control mecánico a partir de un sistema de detección de visión artificial.

### **1.5. Referencias generales**

- Bianco, L. (2013). *Plantas Daninhas* (1ra ed.). Leonardo Bianco de Carvalho, Lages, Santa Catarina, Brasil.
- Upadhyaya, M. K., & Blackshaw, R. E. (2007). *Non-chemical weed management: principles, concepts and technology*. Cabi.
- Young, S. L., Pierce, F. J., & Nowak, P. (2014). Introduction: Scope of the problem—rising costs and demand for environmental safety for weed control. In *Automation: The future of weed control in cropping systems* (pp. 1-8). Springer.

## 2. ESTADO DEL ARTE EN LAS TECNOLOGÍAS PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZAS EN CULTIVOS AGRÍCOLAS: DE LO CONVENCIONAL A LO AUTÓNOMO

### RESUMEN

El control mecánico de malezas es una alternativa sostenible y amigable con el medio ambiente al uso de herbicidas químicos. Este artículo de revisión se sumerge en un exhaustivo análisis de la literatura científica pertinente, ofreciendo una visión integral de la tecnología disponible para el control mecánico de malezas, adaptable a diversos cultivos y condiciones agronómicas. Se proporciona una descripción de la variada maquinaria desarrollada para el control mecánico de malezas, abarcando desde cultivadores convencionales, hasta sistemas robóticos, mencionando su funcionamiento, aplicaciones específicas y evaluaciones correspondientes. Asimismo, se discuten los sistemas de guiado y técnicas que potencian el control mecánico de malezas. Se examinan tecnologías de vanguardia, como el sistema de posicionamiento global (GPS), algoritmos de visión artificial y los sistemas LiDAR, destacando su papel fundamental en la mejora de la precisión y eficacia de estas prácticas. Se identifican tendencias, desafíos y áreas de mejora, proporcionando una panorámica crítica y actualizada del estado de la investigación en este campo. En última instancia, se exploran en profundidad las ventajas y desventajas inherentes a la tecnología existente, acompañadas de una discusión sobre soluciones potenciales para perfeccionar estas prácticas en el futuro. Este artículo pretende ser una fuente de referencia valiosa para agricultores y especialistas interesados en implementar eficaz y sosteniblemente técnicas de control mecánico de malezas en sus cultivos, para poder así promover la adopción de enfoques agrícolas más respetuosos con el medio ambiente y socialmente responsables.

**Palabras clave:** Control mecánico de malezas, Tecnología agrícola, Agricultura sostenible, Agricultura de precisión, Impacto ambiental.

---

Tesis de Doctorado en Ingeniería, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Israel Gaytán Campos

Director de Tesis: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 2. STATE OF THE ART IN TECHNOLOGIES FOR MECHANICAL WEED CONTROL OF AGRICULTURAL CROPS: FROM CONVENTIONAL TO AUTONOMOUS

### ABSTRACT

Mechanical weed control is a sustainable and environmentally friendly alternative to the use of chemical herbicides. This review article delves into a comprehensive analysis of relevant scientific literature, providing an encompassing view of the technology available for mechanical weed control that can be adapted to various crops and agronomic conditions. It offers a description of the diverse machinery developed for mechanical weed control, ranging from traditional cultivators to robotic systems, explaining their operation, specific applications, and corresponding evaluations. Additionally, it discusses guidance systems and techniques that enhance mechanical weed control. Cutting-edge technologies such as Global Positioning System (GPS), artificial vision algorithms, and LiDAR systems are examined, highlighting their pivotal role in improving the precision and effectiveness of these practices. Trends, challenges, and areas for improvement are identified, giving a critical and up-to-date overview of the state of research in this field. Ultimately, it delves deep into the inherent advantages and disadvantages of existing technology, accompanied by a discussion of potential solutions to refine these practices in the future. This article aims to serve as a valuable reference for farmers and specialists interested in implementing effective and sustainable mechanical weed control techniques in their crops, thus promoting the adoption of environmentally friendly and socially responsible agricultural approaches.

**Keywords:** *Mechanical weed control, Agricultural technology, Sustainable agriculture, Precision agriculture, Environmental impact.*

---

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Israel Gaytán Campos

Advisor: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## **2.1. Introducción**

La coexistencia de malezas y cultivos es un desafío constante en la agricultura contemporánea, donde el conflicto entre las plantas deseadas y las no deseadas adquiere una relevancia crucial. A pesar de que el término maleza a menudo se asocia con plantas que interfieren en los objetivos humanos, su comprensión trasciende esta simple interferencia y se convierte en un fenómeno complejo. Las plantas no deseadas, a pesar de su aparente naturaleza intrascendente, desencadenan una serie de interacciones ecológicas y económicas que exigen un análisis más profundo (Zimdahl, 2018). En este sentido, el concepto de maleza no se limita a simples obstáculos, sino que abarca una serie de amenazas que afectan el equilibrio ecológico y la seguridad alimentaria.

La relación entre las malezas y los cultivos es una lucha por los recursos esenciales como el agua, el espacio, los nutrientes y la luz solar. Esta competencia impacta negativamente en el crecimiento y rendimiento de las plantas deseadas, con consecuencias que se extienden más allá de las fronteras de las parcelas agrícolas (Zimdahl, 2018). La propagación de plagas y enfermedades a través de las malezas agrava aún más la situación, disminuyendo la productividad y calidad de los cultivos (Jabran & Chauhan, 2018). En este sentido, el concepto de maleza no se limita a simples obstáculos, sino que abarca una serie de amenazas que afectan el equilibrio ecológico y la seguridad alimentaria.

Dentro del estudio de las malezas, los términos de prevención, control, erradicación y gestión corresponden a diferentes enfoques y estrategias (Zimdahl, 2018). Estos conceptos son fundamentales para comprender cómo abordar y manejar eficazmente la presencia de malezas en diversos contextos. La prevención se refiere al proceso de evitar que las malezas ingresen a un territorio determinado, lo que puede resultar sumamente desafiante. Por su parte, el control se encarga de mantenerlas en un nivel manejable y reducir su competencia hacia los cultivos. La erradicación busca la eliminación completa de las malezas vivas y sus partes, una tarea difícil de lograr en su totalidad debido

a la naturaleza persistente y adaptable de las plantas no deseadas. La gestión de malezas, como un enfoque completo, combina todas estas estrategias previas, implicando la consideración de diversos factores, desde la elección de técnicas preventivas hasta la implementación de métodos de control y, en algunos casos, erradicación. La gestión de malezas reconoce la importancia de adaptar las estrategias a circunstancias específicas y la necesidad de un enfoque integral para mantener bajo control la presencia de malezas en entornos agrícolas o naturales.

Frente a la creciente demanda global de alimentos, la necesidad de abordar eficazmente el control de malezas se ha vuelto apremiante. A lo largo de los años, se han desarrollado diversos métodos para controlar la propagación de estas plantas no deseadas, desde enfoques manuales y convencionales hasta la aplicación de productos químicos. A pesar de que el control químico ha demostrado ser efectivo para abordar rápidamente infestaciones de malezas, su uso no está exento de desventajas y preocupaciones, como la resistencia desarrollada por las poblaciones de malezas, el impacto ambiental, los riesgos para la salud humana y los altos costos de producción (Jabran & Chauhan, 2018; Kraehmer & Drexler, 2009; Rüegg *et al.*, 2007).

En respuesta a estas preocupaciones, han surgido alternativas al control químico que buscan la sostenibilidad y la preservación del entorno. Estrategias como el control cultural, biológico y mecánico, junto con enfoques no químicos o alternativos, se presentan como soluciones viables para mitigar el impacto de las malezas en los sistemas agrícolas y los ecosistemas circundantes. Además de estas herramientas mecánicas, se han desarrollado técnicas de control de malezas basadas en la aplicación de calor, electricidad y vapor de agua. La aplicación de calor a las malezas se puede realizar mediante antorchas de llama abierta, antorchas de gas propano o infrarrojas. La electricidad se utiliza para eliminar las malezas al aplicar una corriente eléctrica a través de las hojas de las plantas. Por otro lado, el vapor de agua se utiliza para deshidratar las hojas de las malezas, lo que resulta en su eliminación.

Dentro de todas las alternativas disponibles, el control mecánico de malezas ha cobrado notoriedad en los últimos años. Mediante el corte, arranque y enterrado de las plantas no deseadas, este método agota sus recursos y conduce a su desecación y eliminación (Hussain *et al.*, 2018). Con avances tecnológicos significativos en el control mecánico, una amplia variedad de opciones, desde herramientas manuales hasta maquinaria autónoma, están disponibles para enfrentar este desafío de manera efectiva y sostenible.

De esta manera, atendiendo la problemática que las malezas suponen, siguiendo el flujo planteado en el diagrama de la Figura 2, el objetivo de esta revisión es examinar críticamente la tecnología disponible para el control mecánico de malezas y evaluar su eficacia y sostenibilidad. Se espera que los resultados de esta revisión proporcionen información valiosa a los agricultores y profesionales del sector agrícola, así como a los investigadores y responsables políticos que trabajan en la gestión sostenible de la agricultura.

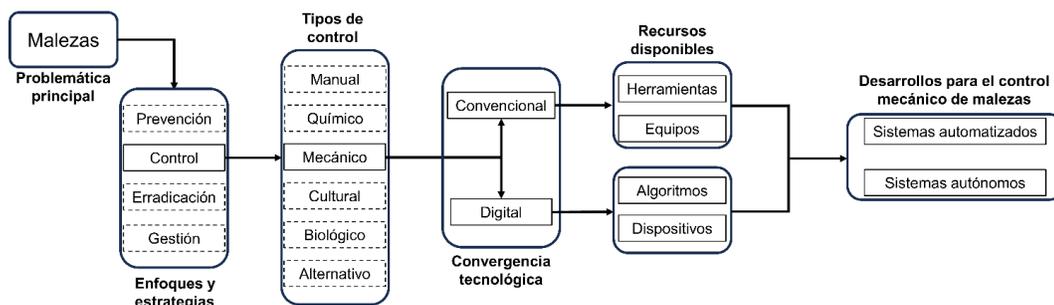


Figura 2. Seguimiento de la información analizada

### 2.1.1. Control mecánico de maleza

La eliminación mecánica de malezas ha sido una práctica agrícola común durante siglos y ha evolucionado significativamente a lo largo del tiempo. Este enfoque implica el uso de herramientas mecánicas para reducir o eliminar el crecimiento de malezas no deseadas en cultivos. Algunas de las herramientas más tradicionales incluyen arados, cultivadores, segadoras y guadañas, que pueden ser empleadas en diversas etapas del ciclo de crecimiento de las malezas para lograr un control efectivo.

En la agricultura moderna, es común establecer cultivos en una distribución en hileras, lo que ha llevado a la práctica generalizada de emplear herramientas

mecánicas, conocidas como cultivadores, para eliminar las malezas que crecen entre estas hileras (Zimdahl, 2018). El campo de cultivo en hileras se puede dividir en áreas específicas de control de malezas (Griepentrog *et al.*, 2007), cada una de las cuales requiere enfoques distintos para la gestión efectiva de las malezas. Estas áreas incluyen el espacio entre las hileras, que corresponde al área entre dos filas consecutivas de plantas; el espacio intra hilera, que abarca el espacio entre las plantas de cultivo dentro de cada hilera; y el área cercana al cultivo, que engloba el espacio alrededor de las plantas de cultivo (Figura 3).

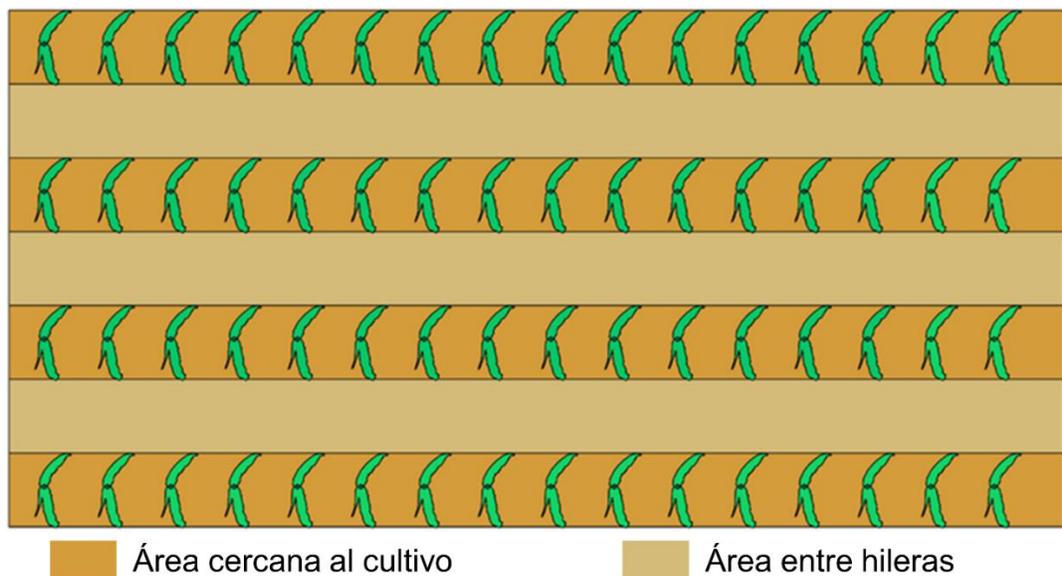


Figura 3. Áreas de control de malezas dentro de una parcela agrícola con cultivos en hileras.

Durante la etapa de post emergencia de los cultivos, las malezas que crecen entre las hileras pueden ser controladas de manera efectiva mediante el uso de cultivadores (Peruzzi *et al.*, 2017). Sin embargo, el control de malezas en el espacio intra hilera del cultivo representa un desafío que requiere el empleo de herramientas específicas (Cloutier *et al.*, 2007; Van Der Weide *et al.*, 2008).

Es esencial llevar a cabo el control de malezas durante el período crítico de control para evitar pérdidas significativas en el rendimiento de los cultivos (Peruzzi *et al.*, 2017). Este período crítico abarca una ventana en el ciclo de vida del cultivo en la que mantener las plantas libres de malezas es esencial para evitar pérdidas significativas en el rendimiento. El control mecánico de las malezas es más efectivo cuando estas se encuentran en una etapa temprana de crecimiento, generalmente desde la etapa en la que comienzan a desarrollar sus primeras hojas verdaderas (Cloutier *et al.*, 2007). La eficacia del deshierbe mecánico está fuertemente relacionada con la etapa de crecimiento de las malezas en el momento del tratamiento. Varios factores influyen en la efectividad del control mecánico, como la especie de maleza, el momento de aplicación, las herramientas utilizadas, la frecuencia e intensidad de la labor y la habilidad del operador. También es importante tener en cuenta que algunas malezas pueden mostrar resistencia al control mecánico debido a características como un sistema radicular profundo o la capacidad de rebrote después del corte. Para las malezas de hoja ancha, se recomienda el control cuando han desarrollado cotiledones y han producido entre una y dos hojas verdaderas (Melander *et al.*, 2005). En infestaciones severas de malezas perennes, puede ser necesario realizar labores de cultivo más profundas y frecuentes entre las siembras (Melander *et al.*, 2012). Como enfatizan Machleb *et al.* (2020), el control temprano de las malezas en diversas situaciones de cultivo aumenta significativamente su efectividad.

En términos generales, las herramientas de control mecánico se dividen en dos categorías principales: aquellas que eliminan completamente las malezas y aquellas que reducen su crecimiento. Las herramientas de eliminación completa incluyen guadañas y segadoras, que cortan la planta en su base y la eliminan por completo. Por otro lado, las herramientas que reducen el crecimiento incluyen arados y cultivadores, que cortan las raíces o las hojas de las malezas y las dañan lo suficiente como para reducir su desarrollo.

De acuerdo con clasificaciones existentes, se distinguen dos categorías principales de cultivadores mecánicos que se pueden mencionar. La primera

abarca a los que operan en todo el campo, sin importar si el cultivo está en hileras, al voleo u otro método de siembra, y se les conoce como cultivadores contiguos. La segunda categoría agrupa a los cultivadores diseñados específicamente para cultivos en hileras y se subdividen en dos grupos según su zona de intervención. Un grupo se enfoca en el área entre las hileras de plantas, mientras que el otro trabaja únicamente dentro de las hileras. Dentro de esta última categoría, se distingue entre los cultivadores que pueden discernir entre plantas de malezas y cultivos, llamados cultivadores intra hilera discriminatorios, y aquellos que no tienen esta capacidad y se denominan cultivadores intra hilera no discriminatorios.

En resumen, el control mecánico de malezas emerge como una alternativa efectiva a los herbicidas químicos, especialmente en regiones donde el uso de estos últimos no es viable por diversas razones. Sin embargo, su éxito depende en gran medida de una planificación meticulosa y la aplicación precisa de herramientas y técnicas apropiadas para maximizar su eficacia. La gama de tecnologías disponibles para el control mecánico de malezas representa diversas estrategias para abordar infestaciones severas de malezas en la agricultura. Al explorar las múltiples opciones de implementos y equipos de deshierbe, así como al comprender los parámetros agrícolas relevantes en esta labor, se podrá avanzar en el desarrollo de soluciones que optimicen la gestión de malezas en la producción de alimentos desde una perspectiva mecánica, promoviendo así la eficiencia y sostenibilidad en este ámbito.

### **2.1.2. Tecnología convencional para el control mecánico de malezas**

La tecnología convencional para el control mecánico de malezas engloba una amplia gama de herramientas e implementos, los cuales se clasifican según su función en el campo y su capacidad para discernir entre cultivos y malezas. En el contexto de cultivos sembrados en hileras, los cultivadores entre hileras representan una solución habitual, caracterizada por diversos diseños que abarcan desde rejas deslizantes hasta herramientas rotativas motorizadas. Estos

dispositivos se encargan de eliminar malezas en el espacio comprendido entre las hileras, sin efectuar distinciones entre las plantas individuales. Dentro de esta categoría, los cultivadores deslizantes emplean rejas triangulares o en forma de cincel que se hunden superficialmente en el suelo, brindando una eficaz eliminación de malezas grandes, aunque con la precaución de potencialmente enterrar cultivos en sus etapas iniciales. Contrariamente, los cultivadores rotativos incorporan elementos motorizados, si bien la durabilidad de estas piezas y su susceptibilidad a la humedad plantean desafíos notables. Además de las opciones mencionadas, herramientas específicas como desmalezadores de dedos flexibles y de torsión abordan de manera efectiva el control entre las plantas, especialmente en cultivos hortícolas, ofreciendo un alto grado de eficacia en la eliminación de malezas de menor tamaño. En resumen, la tecnología convencional proporciona diversas alternativas para el control mecánico de malezas, si bien es importante tener en cuenta sus limitaciones, que dependen de la fase de crecimiento del cultivo y del tipo de maleza presente en el terreno. Los cultivadores entre hileras son los implementos más utilizados para el control mecánico de malezas entre las hileras (Ahmad *et al.*, 2014; Machleb *et al.*, 2020; Peruzzi *et al.*, 2017). El área entre hileras es bastante fácil de tratar (Lampkin & Weinschenk, 1996), ya que generalmente se presenta como una franja de terreno recta que puede ser tratada en su totalidad, permitiendo la extracción de incluso malezas de mayor tamaño a una profundidad de 5 a 10 cm (Liebman *et al.*, 2001). No obstante, el verdadero desafío en el desmalezado entre hileras radica en acercarse lo máximo posible a las hileras de cultivo sin ocasionar daños a las plantas. Por lo tanto, es crucial colocar las herramientas de control de malezas fuera de la zona de protección de la línea de cultivo para evitar daños a las plantas situadas en las hileras.

La zona de protección ( $L$ ) se divide en dos componentes,  $L = l_0 + l$ , donde  $l_0$  representa la extensión lateral de las raíces y  $l$  constituye una zona adicional de protección. Durante la primera pasada de deshierbe, el ancho de la zona de control se establece como  $L = 8-12$  cm, lo cual se amplía en pasadas posteriores a  $L = 14-15$  cm desde el centro de la línea de plantas. En estas condiciones, la

probabilidad de daño a las plantas se mantiene en aproximadamente un 7 % (Alimova & Primkulov, 2020).

Se han llevado a cabo numerosas investigaciones, tanto en condiciones de laboratorio como en el campo, con el objetivo de evaluar la influencia de diversos factores relacionados con las herramientas convencionales de deshierbe (Cuadro 1). Estos factores abarcan aspectos como el tipo de herramienta, su geometría, el ángulo de ataque con respecto al suelo, el diseño, los tipos de timones (ya sean rectos o curvos, rígidos o flexibles), las características del suelo (incluyendo textura, estructura, dureza y humedad), así como parámetros operativos (profundidad y velocidad de trabajo, resistencia de tracción, fuerzas laterales y verticales, relación profundidad/ancho), el área o franjas de suelo alteradas o perturbadas por las herramientas, el tamaño y densidad de las malezas presentes, y finalmente, la eficacia en términos de eliminación, enraizamiento, corte o cobertura de las malezas.

Cuadro 1. Desarrollos de herramientas basados en tecnología convencional de deshierbe.

Herramienta	Variables de estudio	Resultados	Referencia
Azada aporcadora	Tipo de suelo, altura de las plantas, profundidad de trabajo, posición de la herramienta, clima	57 % de malezas arrancadas y enterradas, 33 % erradicadas por desecación (90 %). La humedad redujo la eficacia al 78 %. Capa de tierra de 1.5 cm de suelo letal para malezas pequeñas, 2 cm para las más grandes. En suelo arenoso, un 34 % menos de eliminación que en suelo arcilloso. Aumentar de 2.5 cm a 4.0 cm la profundidad de trabajo, menos del 10 % de aumento en eliminación	(Terpstra & Kouwenhoven, 1981)

Distintos dispositivos de deshierbe	Tres velocidades de trabajo (5.0, 8.5 y 11.0 km/h)	La azada rotativa logró un control del 93-99 % de las malezas, el cultivador de rejas tipo pata de ganso 77-99 %, el cultivador de ala en forma de L 90-99 %, la azada rodante 42-62 %, y el cultivador de cepillos 51-60 % a una velocidad de avance de 5.0 km/h, considerada la óptima	(Pullen & Cowell, 1997)
Nuevo diseño de reja cultivadora de dos alas ten forma de V	Ángulo de ataque respecto al suelo de 12.5°, 17.5° y 22.5°; profundidades de trabajo de 70, 110 y 150 mm y velocidades de avance de 1.08, 1.55 y 2.08 m/s.	La fuerza de tracción varió de 420 a 2025 N en los ensayos. El área removida del suelo aumentó con el ángulo de ataque, la velocidad de avance y la profundidad de trabajo. La mayor área removida se obtuvo con un ángulo de ataque de 22.5°, velocidad de avance de 2.08 m/s y profundidad de 150 mm. La remoción del suelo aumentó con el ángulo de ataque y la velocidad de avance (21.07-40.45%) pero disminuyó con una mayor profundidad de trabajo.	(Marakoglu & Carma, 2009)
Tres herramientas tipo pata de pato de diferente ancho	Tipo de timón, profundidad de trabajo diferente (30, 50, 70 mm), velocidad (0.84, 1.67, 2.31 m/s), fuerzas de corte del suelo, área transversal de perturbación del suelo y resistencia de tiro específica	Las fuerzas aumentaron cuando se incrementó el ancho, profundidad y velocidad de trabajo, pero el timón S flexible tuvo un 15 % más de resistencia específica que el timón VCO rígido debido al mayor ángulo de inclinación. El ángulo mayor del timón S causó un 36 % más de área de suelo alterado y una	(Lisowski <i>et al.</i> , 2016)

	con respecto a las áreas removidas	fuerza de tracción un 24 % mayor que el timón VCO. Para reducir la resistencia específica y cultivar superficialmente, se recomienda un diseño de timón con espacio libre y ángulo de inclinación bajos	
Cuatro tipos de rejas de cultivadores entre surcos	Perturbación del suelo, ancho y la profundidad de trabajo, tasa de deshierbe a una profundidad de 40 mm y una velocidad de 8 km/h en un suelo franco arenoso	Las rejas en V y 3/4 convencionales eliminaron eficazmente más del 70 % de las malezas, lo que las convirtió en las mejores opciones para el control de malezas en cultivos en hileras	(Zhang & Chen, 2017)
Nuevo diseño de reja en L	Fuerzas de tiro y movimientos del suelo	El aumento de la velocidad y profundidad de operación aumentaron las fuerzas de tiro y el movimiento del suelo. El cambio de 30 a 50 mm resulta en una fuerza longitudinal 63 % mayor y un incremento de 71 % al aumentar la profundidad de cultivo de 50 a 70 mm	(Znova <i>et al.</i> , 2017)
Dos cultivadores entre hileras diferentes	Velocidades de trabajo diferentes (3.52, 6.11 y 7.82 km/h) y profundidad de trabajo de 70 mm	El cultivador de azada rotativa funcionó eficazmente a 6.1 km/h con un buen manejo del suelo y daño mínimo a los cultivos. En contraste, el cultivador de púas entre hileras causó movimientos inaceptables del suelo y daños a los cultivos a velocidades de 6.11 y 7.82 km/h. Aunque el cultivador de rejas logró	(Gursoy & Ozaslan, 2021)

		un deshierbe un 17.27 % más eficaz, también provocó un 75.6 % más de daño a las plantas	
Ruedas y azada de deshierbe en un mecanismo de vaivén optimizado	Parámetros estructurales y ángulo de flexión de los dientes de deshierbe, velocidad de trabajo	El ángulo de flexión de los dientes de deshierbe fue de 55°. La tasa de deshierbe entre hileras del prototipo fue de entre 80.2 % y 85.3 %, y la tasa de daño a las plántulas estuvo entre 3.5 % y 5.1 % para la velocidad de trabajo del prototipo de 1 a 3 km/h. A mayor velocidad del prototipo, menor fue la tasa de deshierbe entre hileras y mayor la tasa de daño al cultivo	(Y. Wang <i>et al.</i> , 2022)
Rueda desmalezadora de cuchillas	La influencia del ángulo de la herramienta en la resistencia al corte y el deslizamiento del suelo se evaluó a diversas profundidades de deshierbe (30, 40 y 50 mm), velocidades de rotación de la rueda desmalezadora (120, 180 y 240 r/min) y velocidades de avance (0.3, 0.6 y 0.9 m/s).	Ángulo en el que la resistencia a la rueda desmalezadora es mínima y la velocidad de perturbación del suelo es máxima de 20° con valor óptimo de 0°. La herramienta funciona de manera óptima a una profundidad de deshierbe de 39 mm, una velocidad de rotación de 175 r/min y una velocidad de avance de 0.6 m/s. Las tasas de daño a las plántulas y de deshierbe fueron del 4.4 % y 88.2 %, respectivamente, cumpliendo con los requisitos agronómicos y confirmando las predicciones numéricas	(Zhang <i>et al.</i> , 2022)

La evaluación de la eficacia de la tecnología disponible para el control mecánico de malezas se ha llevado a cabo mediante experimentos y estudios previos.

Estos estudios han arrojado resultados que indican que los métodos de control mecánico pueden ser igualmente efectivos que los herbicidas químicos en circunstancias específicas. En consecuencia, estos métodos se presentan como una alternativa viable y sostenible en el manejo de malezas en cultivos agrícolas y otras áreas verdes.

### **2.1.3. Tecnología digital empleada en el control de malezas**

La tecnología emergente destinada al control mecánico de malezas, según lo señalado por Machleb *et al.* (2020), se organiza principalmente en función del tipo de sensor utilizado. Entre los sensores más comunes se incluyen cámaras, GNSS (Sistema Global de Navegación por Satélite), LiDARs y sistemas ultrasónicos, cada uno de los cuales posee sus propias ventajas y desventajas, lo que determina su elección de acuerdo a las necesidades específicas de la operación en el control de malezas.

Las cámaras son ampliamente utilizadas para la visión por computadora, lo que permite a los robots detectar automáticamente plantas de cultivo o hileras. Los sistemas GNSS se emplean para la localización de plantas de cultivo y la ejecución de operaciones de deshierbe, aunque los errores durante la siembra o la plantación inicial pueden influir en el rendimiento. Los LiDARs y los sensores ultrasónicos también desempeñan un papel en algunas aplicaciones. Los LiDARs resultan útiles para la detección de distancias y la identificación de plantas, mientras que los sensores ultrasónicos se aplican para detectar obstáculos y guiar la navegación. Además de los sensores, la tecnología para el control mecánico de malezas abarca sistemas de auto guiado, control de malezas intra hilera de precisión y mapeo de malezas.

A pesar de los desafíos que presenta, como la necesidad de mejorar la selectividad y desarrollar mejores efectores finales, estos avances en la tecnología de control mecánico de malezas han demostrado ser efectivos en la eliminación de malezas y continúan adaptándose a múltiples escenarios de cultivo. Se prevé que, en el futuro, con el desarrollo de nuevas tecnologías de

sensores, la eficiencia de las operaciones de control de malezas seguirá aumentando. No obstante, es esencial recordar que el control mecánico de malezas es una parte integral de un sistema de manejo de malezas más amplio (Machleb *et al.*, 2020).

### **Sistemas de detección**

En la agricultura moderna, la detección precisa de malezas y cultivos se ha convertido en un desafío crucial que impulsa la evolución tecnológica en este campo. La implementación de aplicaciones en tiempo real requiere una solución precisa y eficiente para identificar y diferenciar entre los cultivos deseados y las malezas no deseadas en el entorno agrícola. Este proceso es esencial para optimizar el rendimiento de los cultivos y reducir el uso de herbicidas dañinos para el medio ambiente y la salud humana.

La detección de malezas y cultivos se ha vuelto posible gracias a la aplicación de técnicas avanzadas de visión artificial y procesamiento de imágenes. Estas técnicas aprovechan una gama diversa de elementos para lograr un reconocimiento preciso en el contexto agrícola. Entre estos elementos se encuentran la morfología biológica, las características espectrales y la estructura visual. El desafío radica en la integración armoniosa de estas técnicas para brindar soluciones efectivas.

En el campo de la investigación agrícola, se han lanzado numerosos proyectos y estudios dedicados al desarrollo de sistemas automatizados para la detección precisa de malezas. Estos esfuerzos de investigación buscan aprovechar al máximo las capacidades de la visión de máquina, los sistemas de navegación por satélite global (GNSS) y los sensores láser y ultrasónicos. La meta es concebir soluciones altamente efectivas y eficientes que puedan integrarse en la práctica agrícola cotidiana.

Dentro de estos sistemas de detección, los dispositivos de captura de datos desempeñan un papel crítico. Son responsables de proporcionar la información de entrada necesaria a los sistemas y de recopilar datos del entorno agrícola. En

la actualidad, se dispone de una amplia gama de alternativas en cuanto a dispositivos de captura de datos. Estos abarcan desde las convencionales cámaras RGB, que capturan imágenes en color del entorno, hasta sistemas de vanguardia como cámaras multispectrales e hiperespectrales, cámaras de visión estéreo RGBD, escáneres LiDAR y sistemas de cámaras térmicas y de infrarrojo cercano (NIR).

Los avances en tecnologías de captura de datos y sistemas de detección están revolucionando la forma en que enfrentamos el control de malezas y cultivos en la agricultura moderna. La elección de los dispositivos de captura de datos adecuados dependerá de las necesidades específicas de cada aplicación, y se espera que estos avances continúen impulsando la eficiencia y precisión de las operaciones de control de malezas y cultivos en el futuro.

### **Detección de cultivos y malezas**

La detección precisa de cultivos y malezas en un entorno agrícola es esencial para una gestión efectiva de las malezas. A lo largo de la literatura científica, se han propuesto y analizado diversos algoritmos y técnicas destinados a esta tarea crítica. En esta sección, se analizan algunos de los artículos de referencia que han abordado la detección de cultivos y malezas, clasificados según los algoritmos y enfoques utilizados.

La detección de plantas en campos agrícolas representa una preocupación central con el objetivo de aumentar la productividad de los cultivos. Investigadores de todo el mundo han dedicado sus esfuerzos a desarrollar métodos precisos y eficaces para identificar plantas en este contexto. Entre las múltiples estrategias exploradas, una de las más prometedoras se enfoca en el análisis de características clave, tales como el color, la textura y la forma de las plantas, desde una perspectiva tanto teórica como funcional.

El color, uno de los parámetros más evidentes y exhaustivamente estudiados en la detección de plantas, capitaliza las diferencias cromáticas entre cultivos y malezas (Gad, 2018). Por ejemplo, al analizar una imagen de un campo agrícola,

las áreas verdes pueden corresponder a cultivos, mientras que las tonalidades diferentes indicarán la presencia de malezas. Mediante técnicas de procesamiento de imágenes, se logra identificar y segmentar estas regiones de color, proporcionando información esencial para la detección de plantas. La textura, una característica igualmente relevante en la detección de plantas, hace referencia a las propiedades visuales y táctiles de una superficie, como suavidad, rugosidad o uniformidad. En el contexto agrícola, las hojas de los cultivos pueden mostrar texturas distintas en comparación con las de las malezas. Al examinar las texturas presentes en las imágenes, es posible distinguir entre cultivos y malezas al evaluar la estructura y el aspecto de las hojas desde esta perspectiva.

La forma, otro parámetro crucial, permite identificar plantas debido a su singularidad. Por ejemplo, un cultivo de maíz puede presentar una forma característica en sus hojas, mientras que una maleza tendrá una forma completamente diferente. Algoritmos de procesamiento de imágenes pueden analizar y comparar las formas de las plantas en una imagen para determinar su identidad.

En conjunto, el análisis de características como el color, textura y forma permite la detección precisa de plantas en entornos agrícolas. Diversos investigadores han desarrollado tecnologías y algoritmos avanzados que integran estos parámetros para alcanzar un mayor nivel de precisión en la identificación de cultivos y malezas (Cuadro 2). Estos avances contribuyen en última instancia a optimizar la gestión de campos agrícolas y a incrementar la productividad de los cultivos.

Cuadro 2. Trabajos relacionados con la detección de cultivos y malezas a partir de color, formas y texturas.

Técnicas	Sistema de visión	Cultivo	Desempeño	Referencia
Parámetros de color a partir de índices, clasificador estadístico basado en análisis discriminante (AD) y redes neuronales artificiales (ANN)	RGB	Trigo y soja	El clasificador estadístico AD superó a los clasificadores NN en precisión de clasificación. Las tasas medias de clasificación utilizando AD fueron del 54,9 % para la soja y del 62,2 % para el trigo, con tasas de error inferiores al 3 % en la mayoría de las especies de malezas	(El-Faki <i>et al.</i> , 2000)
Parámetros de color a partir de índices, técnicas de análisis de forma	RGB	Cereales	Se obtuvo inicialmente un índice de correlación del 75 %, que aumentó al 85 % cuando se incluyó el análisis de forma. Tasas de éxito similares en la clasificación de cultivos, alrededor del 89 %, con tasas de detección de malezas superiores al 70 %	(Pérez <i>et al.</i> , 2000)
Análisis de texturas, índices de	Multiespectral	Remolacha azucarera	Capacidad de identificación para cultivos de	(Feyaerts & van Gool, 2001)

color, clasificadores estadísticos y redes neuronales artificiales (ANN)			80 % y 91 % para malezas en condiciones de campo el algoritmo de red neuronal artificial	
Parámetros de color, textura, ROI, GSD y morfológicos	RGB	Brócoli, coliflor, puerro y col	Precisión de detección promedio: 98.2 % (coliflor), 86.95 % (brócoli), 84.95 % (col), 81 % (puerro)	(Grundy <i>et al.</i> , 2005)
Índices de vegetación Exceso de Verde menos Exceso de Rojo (ExG - ExR), Exceso de Verde (ExG), la diferencia normalizada (NDI) y método de umbralización de Otsu	RGB	Soja	Índice de vegetación ExG - ExR con mejor precisión para separar las regiones de plantas de los fondos de suelo y residuos con 88 % ±12	(Meyer & Neto, 2008)
Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI,	Multiespectral	Lechuga	Precisión promedio en la clasificación de cultivos vs. malezas del 90.3 %	(Slaughter, Giles, Fennimore, et al., 2008)
Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), parámetros estadísticos y de forma, algoritmo de bosques	RGB + NIR	Remolacha azucarera	96% en la clasificación de remolachas azucareras y malezas utilizando un enfoque basado en puntos clave	(Lottes <i>et al.</i> , 2017)

aleatorios y campo aleatorio de Markov				
Algoritmo basado en textura, operaciones morfológicas y color, clasificador de distancia euclidiana ponderada, clasificador vecinos más cercanos (k-NN)	RGB	Caña de azúcar	Detección de malezas con un 92.9 % de precisión	(Sujaritha <i>et al.</i> , 2017)

La segmentación basada en color se erige como una técnica esencial en el campo de la visión por computadora y desempeña un papel fundamental en la detección y reconocimiento de plantas en entornos agrícolas. Esta técnica se apoya en el principio fundamental de que los objetos distintos, tales como cultivos y malezas, poseen colores característicos que pueden emplearse con éxito para su diferenciación en una imagen. Dicha operación, lejos de ser trivial, permite identificar con precisión áreas específicas en una imagen, tales como cultivos maduros, presencia de malezas o signos de enfermedades en las plantas, al realzar las diferencias de color inherentes. Es crucial subrayar que esta técnica no solo encuentra aplicación en la automatización de tareas agrícolas, como la detección de malezas, sino que también se utiliza para estimar la cobertura vegetal y monitorear el estado de los cultivos. Su capacidad para combinar múltiples características, como textura y forma, la convierte en una herramienta verdaderamente poderosa para la gestión de cultivos y la toma de decisiones agrícolas altamente precisas.

El proceso de segmentación basada en color abarca una serie de pasos esenciales. En primera instancia, se captura una imagen del campo agrícola utilizando cámaras digitales, seleccionando la perspectiva adecuada según la

aplicación específica, ya sea a nivel del suelo o desde una vista aérea. Seguidamente, esta imagen se proyecta en un espacio de color apropiado, como el espacio RGB o HSV, que organiza los colores en términos numéricos para su análisis. A continuación, se determina un umbral de color, cuya función es distinguir las regiones de interés, como los cultivos, de otras áreas, como las malezas, en función de las diferencias cromáticas deseadas. Este umbral se selecciona con base en la gama de colores de interés. Luego, se aplica este umbral a la imagen para identificar y segmentar las regiones que cumplen con el criterio de color previamente establecido, asignando un valor binario a cada píxel.

En algunos casos, se realiza un post procesamiento adicional para eliminar posibles artefactos o conectar regiones fragmentadas, lo que contribuye a mejorar la precisión global de la segmentación. A lo largo de numerosos desarrollos, la segmentación basada en color ha servido como punto de partida para sistemas avanzados de detección de cultivos y malezas (Cuadro 3).

Cuadro 3. Trabajos relacionados con la segmentación basada en color para la detección de cultivos y malezas.

Técnicas	Sistema de visión	Cultivo	Desempeño	Referencia
Segmentación de color, algoritmo genético codificado en binario (GA) y región en el espacio de color Hue-Saturation-Intensity (HSI) (GAHSI)	RGB	Vegetación en general	El mejor resultado obtenido en este estudio se logró con el algoritmo GAHSI (Genetic Algorithm in Hue-Saturation-Intensity color space) aplicado a imágenes mosaico, tomadas bajo condiciones extremas de	(Tang <i>et al.</i> , 2000)

			iluminación, tanto soleadas como nubladas.	
Segmentación a partir la distancia euclidiana, características espectrales, transformada de wavelet y análisis discriminante lineal	Hiperespectral	Remolacha azucarera	Los resultados de validación indican que el método de clasificación desarrollado tiene potencial para su uso práctico con una tasa de éxito del 75 y 89 %	(Okamoto <i>et al.</i> , 2007)
Segmentación con discriminante cuadrático en dos bandas espectrales, algoritmo RANSAC (Random Sample Consensus), superficie interpolada cúbica y distancia entre el píxeles	Estereoscópico y multiespectral	Zanahoria	Precisión general de clasificación del 83 %	(Piron <i>et al.</i> , 2011)
Segmentación de color basado en índices de vegetación, modelo de distribución normal multivariante	RGB + NIR	Remolacha azucarera	Error promedio de aproximadamente 3 mm. Cuando se detectan varias hojas, el error promedio disminuye a menos de 2 mm	(Midtiby <i>et al.</i> , 2012)
Segmentación de color, transformada	RGB	Remolacha azucarera	Segmentación correcta general del	(Bakhshipur <i>et al.</i> , 2017)

de wavelet, filtrado de Haar, Daubechies y Gabor, red neuronal artificial (ANN)			99.8 %, precisión promedio de detección de malezas de 96 %	
Segmentación a partir de características de color, erosión y dilatación morfológica, región de interés (ROI) y momentos invariantes	RGB	Coliflor	Sensibilidad del 98.91 % y una precisión del 99.04%	(Hamuda <i>et al.</i> , 2017)
Segmentación de color y máquina de vectores de soporte (SVM)	RGB	Maíz	Precisión promedio parra tres años 90.19 %, 92.36 % y 93.87 %	(Zheng <i>et al.</i> , 2017)
Segmentación basada en color, enfoque híbrido, que consiste de redes neuronales artificiales (ANN) y optimización de enjambre de partículas (PSO), clasificadores bayesianos	RGB	Papa	Precisión de ANN-PSO y Bayesiano del 98.1 % y 73.3 %, respectivamente	(Sabzi & Abbaspour-Gilandeh, 2018)
Segmentación basada en la fusión de color y profundidad	RGBD	Brócoli y lechuga	IoU > 75 % Precisión promedio: brócoli-96.6 % lechuga-92.4 %	(Gai <i>et al.</i> , 2020)
Segmentación basada en	RGB	Zanahoria	El modelo con módulo de	(Liao <i>et al.</i> , 2022)

color y modelos de redes neuronales artificiales (ANN) CGNet, ERFNet y ENet			atención al color tiene el mejor valor en la puntuación F1, CGNet (69 %), ENet (66.92 %) y ERFNet (67.35 %)	
Segmentación basada en color, red neuronal convolucional de aprendizaje profundo optimizada DenseNet	RGB	Maíz	La tasa de precisión alcanza el 97.98 %, lo que representa una mejora con respecto a los modelos convencionales DenseNet, VGGNet-16, VGGNet-19, ResNet-50, DANet, DNANet y U-Net	(Mu <i>et al.</i> , 2022)
Segmentación basada en color algoritmos de regresión logística y máquina de soporte vectorial (SVM)	RGB	Amaranto	El modelo SVM superó al modelo de regresión logística con una sensibilidad del 83 % y una precisión del 85 %	(Rani <i>et al.</i> , 2022)

En el campo de la detección de malezas y cultivos en entornos agrícolas, se despliegan una variada gama de algoritmos avanzados provenientes de los campos del aprendizaje automático y la visión por computadora. Entre estos algoritmos, destacan herramientas de vanguardia, como las Redes Neuronales Artificiales (ANN), que se distinguen por su capacidad para extraer patrones y características sumamente complejas de las imágenes agrícolas. Este proceso se logra mediante capas ocultas y jerarquizadas que conforman estas redes

neuronales. Asimismo, se hacen uso de las Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), diseñadas para encontrar hiperplanos de separación óptimos entre diferentes clases de objetos, lo que resulta esencial para lograr la segmentación precisa de malezas y cultivos.

Otro algoritmo que se emplea con efectividad es el método k-Vecinos más Cercanos (k-NN), el cual clasifica píxeles según la similitud con sus vecinos más cercanos, utilizando características previamente extraídas de la imagen. Además, el algoritmo Random Forest, que opera como un conjunto de árboles de decisión, se destaca por su capacidad para mejorar la precisión de la clasificación, al considerar múltiples criterios y características al mismo tiempo.

Por último, las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), diseñadas específicamente para el procesamiento de imágenes, surgen como una opción ideal para detectar objetos en aplicaciones agrícolas. Estas redes tienen la capacidad única de aprender características locales y jerárquicas de las imágenes, lo que resulta invaluable para la identificación precisa de objetos en contextos agrícolas. Estos algoritmos avanzados se combinan de manera eficaz con técnicas de extracción de características, tales como histogramas de color, descriptores de textura y formas geométricas. Estas técnicas de extracción de características resultan cruciales para la segmentación y clasificación efectiva de malezas y cultivos en imágenes agrícolas.

La combinación de algoritmos y técnicas permite adaptar los enfoques de detección a la complejidad de la tarea y a los requisitos específicos de cada aplicación agrícola. Debido a la capacidad significativa que estos algoritmos avanzados presentan, es plausible anticipar su alta utilidad en una amplia gama de aplicaciones de detección de plantas no deseadas y cultivos, como se ejemplifica en el Cuadro 4. Esto destaca su relevancia para la agricultura moderna, donde la precisión en la detección de malezas y cultivos es esencial para la gestión efectiva de los campos agrícolas y la optimización de la producción de cultivos.

Cuadro 4. Trabajos relacionados con algoritmos estadísticos de clasificación y aprendizaje de máquina.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema de visión</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Máquina de Soporte Vectorial (SVM) y red neuronal artificial (ANN)	Hiperespectral	Maíz	El SVM superó al ANN en la mayoría de los casos de clasificación, especialmente en la detección de efectos de malezas y nitrógeno por separado	(Karimi <i>et al.</i> , 2006)
Algoritmo RANSAC (Random Sample Consensus), agrupamiento y modelos estadísticos, clasificador vecinos más cercanos (k-NN)	LiDar	Maíz	Detección promedio en simulación de 99 %, precisión de la posición de 0.005 m, tasa de detección promedio en laboratorio de 70 % y precisión de la posición de 0.03 m, detección promedio en campo de 60 % y precisión de la posición de 0.03 m	(Weiss & Biber, 2011)
Máquina de vectores de soporte (SVM)	RGB	Chile	Precisión del 97.3 % en la clasificación de malezas y cultivos	(Ahmed <i>et al.</i> , 2012)
Máquina de vectores de soporte (SVM), algoritmos RELIEF-F y SVM-Weighting	NIR	Maíz, trigo y remolacha azucarera	Precisión de clasificación general de 97.7 % y tasas de precisión de 80 % o más para dos tipos de malezas	(Rumpf <i>et al.</i> , 2012)

Clasificadores bayesianos canónicos y reflectancia	Hiperespectral	Tomate	Error total de hasta el 36 %, con precisiones de clasificación generales del 85.0 %, 90.0 % y 92.7 % para tres años diferentes	(Zhang <i>et al.</i> , 2012)
Clasificadores de una clase construidos por redes neuronales	Hiperespectral	Maíz	Se encontró que el rendimiento de SOM y MOG en el reconocimiento de cultivos fue del 100% en ambos casos. El rendimiento de reconocimiento para diferentes especies de malezas varió entre el 31% y el 98% (MOG) y el 53% al 94% (SOM)	(Pantazi <i>et al.</i> , 2016)
Algoritmo K-means, red neuronal convolucional (CNN)	RGB	Soja	Precisión del 92.89 % en la identificación de malezas	(Tang <i>et al.</i> , 2017)
Máquinas de vectores de soporte y redes neuronales artificiales, descriptores de Fourier y características invariantes de momentos	RGB	Remolacha azucarera	Precisión de clasificación promedio: ANN - 92.92 %. SVM - 95.00 %	(Bakhshipur & Jafari, 2018)

En la crucial tarea de detección de malezas en entornos agrícolas, se despliegan una variedad de técnicas y herramientas avanzadas con el fin de asegurar la eficiencia y precisión en la identificación de cultivos deseables y plantas no deseadas. Estas técnicas incorporan enfoques novedosos que permiten una evaluación exhaustiva de las características de las plantas, incluyendo sus propiedades espectrales, con el fin de distinguir entre diferentes tipos de vegetación. Entre estas técnicas de vanguardia se encuentra la medición de la reflexión en el rango de longitud de onda, que resulta esencial para diferenciar entre los distintos tipos de vegetación presentes en el entorno agrícola.

La técnica automatizada de coincidencia de formas activas (AASM) desempeña un papel destacado en la detección de objetos en movimiento, lo que resulta invaluable para la identificación de cultivos en crecimiento. Asimismo, los algoritmos de centro de masa (MC) y ancho promedio (AW) se utilizan con éxito para determinar la posición y el tamaño de los objetos de interés en una imagen, permitiendo una detección precisa de las características agrícolas de interés.

Además, en esta avanzada investigación, se recurre a una variedad de técnicas de señalización de cultivos. Estas incluyen el uso de marcadores sistémicos, proteínas fluorescentes, etiquetas de plantas y marcadores tópicos, todas destinadas a facilitar la identificación de cultivos específicos en el entorno agrícola. Asimismo, se emplean matrices de coocurrencia de colores y clasificadores estadísticos lineales y cuadráticos para analizar en detalle las propiedades cromáticas de las imágenes y lograr una diferenciación precisa entre diversos tipos de vegetación.

Aunque este conjunto de técnicas avanzadas no haya alcanzado una amplia popularidad en términos de su aplicación práctica, son innovaciones sumamente prometedoras que se han implementado con éxito en la búsqueda de lograr una discriminación precisa entre los cultivos deseados y las malezas no deseadas, como se ilustra en el Cuadro 5.

Cuadro 5. Trabajos relacionados con la utilización de técnicas alternativas para la detección de cultivos y malezas.

Técnicas	Sistema de visión	Cultivo	Desempeño	Referencia
Medición de la reflexión en el rango de longitud de onda	Espectrógrafo de línea (NIR)	Remolacha azucarera y maíz	Los espectros de cultivos y malezas se pudieron separar con más del 97% de clasificación correcta en condiciones controladas. Más del 90% de los espectros de cultivos y malezas pueden identificarse correctamente cuando el modelo discriminante es específico para las condiciones de luz predominantes	(Vrindts <i>et al.</i> , 2002)
Técnica automatizada de coincidencia de formas activas (AASM)	RGB	Belladona	90 % de las plantas de belladona identificadas correctamente	(Swain <i>et al.</i> , 2011)
Algoritmos de centro de masa (MC) y ancho promedio (AW)	RGB	Remolacha azucarera	Precisión del algoritmo del ancho promedio en la detección de remolacha 88 %	(Moghaddam <i>et al.</i> , 2016)

Señalización de cultivos con marcadores sistémicos, proteínas fluorescentes, etiquetas de plantas y marcadores tópicos	RGB	Tomate y lechuga	Precisión del 99.7 % en la detección de cultivos con alta densidad de malezas	(Raja <i>et al.</i> , 2019)
Matrices de coocurrencia de colores, clasificadores estadísticos lineales y cuadráticos	RGB	Arándanos silvestres	Mejor desempeño del clasificador cuadrático con 94.98 % y 93.80 % de precisión para la clasificación de malezas	(Rehman <i>et al.</i> , 2019)
Señalización de cultivos con marcadores sistémicos, proteínas fluorescentes, segmentación basada en color y apariencias geométricas en 3D	RGB	Tomate	Tasa de éxito de detección promedio del 99.19 % con una precisión del 100 %	(Raja <i>et al.</i> , 2020)

Una tecnología de vanguardia que ha emergido con fuerza en los últimos años son las redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo, especialmente diseñadas para la detección de objetos en diversas aplicaciones, incluida la agricultura. Estas CNN destacan por su habilidad para extraer características altamente relevantes de las imágenes agrícolas, como texturas y formas, lo que les permite identificar objetos de interés incluso en entornos agrícolas complejos y cambiantes.

Estas redes neuronales convolucionales son especialmente eficaces, ya que pueden discernir con precisión entre distintos tipos de vegetación y elementos no

deseados presentes en las imágenes agrícolas. Un avance aún más significativo es la utilización de redes pre entrenadas de detección de objetos basadas en modelos de aprendizaje profundo, que aprovechan conocimientos previos adquiridos en tareas similares. Esto facilita en gran medida la identificación de cultivos y malezas, lo que a su vez mejora de manera significativa la eficiencia en la detección y, en última instancia, permite la toma de decisiones más informadas en el contexto de la agricultura de precisión.

Es relevante destacar que estas herramientas han experimentado un crecimiento exponencial en popularidad en los últimos años. Estos algoritmos demuestran ser altamente capaces y continúan evolucionando constantemente, lo que ha llevado a obtener resultados cada vez más prometedores en la tarea de detección de malezas y cultivos (Cuadro 6).

Cuadro 6. Trabajos relacionados con la utilización de redes neuronales convolucionales para la detección de cultivos y malezas.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema de visión</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Red neuronal de aprendizaje profundo Faster R-CNN	LiDar	Maíz	Puntuación F1 para infestación para cuatro niveles de densidad de malezas respectivamente: 94 %, 95 %, 93 %, 94 %	(Jin <i>et al.</i> , 2018)
Redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo AlexNet, VGG-19, GoogLeNet, ResNet-50, ResNet-101 e Inception-v3	RGB	Remolacha azucarera	Mayor precisión de clasificación para AlexNet 98 %, 98.7 %, para VGG-19	(Suh <i>et al.</i> , 2018)
Redes neuronales convolucionales	RGB	Maíz	Precisión del 97.71 % en la detección de plántulas de	(Quan <i>et al.</i> , 2019)

de aprendizaje profundo Faster R-CNN con VGG19, Faster R-CNN y YOLOv2			maíz y malezas en diferentes condiciones	
Red neuronal de aprendizaje profundo basada en la arquitectura tiny YOLOv3	RGB	Remolacha azucarera	mAP <sub>50</sub> para la detección de la maleza <i>Convolvulus sepium</i> y remolacha azucarera del 76.1 % y 89.7 % respectivamente	(J. Gao <i>et al.</i> , 2020)
Red completamente convolucional (FCN) DenseNet y segmentación semántica	RGB + NIR	Remolacha azucarera y maíz	Detección de tallos y la clasificación de cultivos y malezas: precisión y sensibilidad de 91.3 % y 96.3 % respectivamente, 13 % en mAP superior a métodos de segmentación tradicionales	(Lottes <i>et al.</i> , 2020)
Red neuronal convolucional de aprendizaje profundo Faster R-CNN con VGG16 como parte de la estructura de una hiperred	RGBD	Trigo	Precisión media promedio (mAP) del 36.1 % para malezas de hoja angosta y 42.9 % para malezas de hoja ancha, 89.3 % detección general	(Xu <i>et al.</i> , 2021)
Red neuronal convolucional de aprendizaje profundo YOLO v4 modificada con MobileNetV3-Small (YOLO v4-weeds)	RGB	Zanahoria	mAP general de detección del 88.46 %	(Ying <i>et al.</i> , 2021a)

Red neuronal convolucional de aprendizaje profundo YOLO-sesame basada en el modelo YOLOv4	RGB	Sésamo	El modelo desarrollado en este estudio supera en rendimiento de detección a modelos Fast R-CNN, SSD, YOLOv3, YOLOv4 y YOLOv4-tiny. Logró puntuaciones F1 de 91 % y 92 % para el cultivo de sésamo y malezas, respectivamente, con un mAP del 96,16 %	(Chen <i>et al.</i> , 2022)
Red Neuronal Convolucional (CNN)	RGB	Repollo y repollo rojo	Los resultados principales muestran una red neuronal con una precisión del 90.5 % y bajos porcentajes de error (<3%)	(Cruz <i>et al.</i> , 2022)
Enfoque basado en la fotometría, arreglo geométrico, sistema L, trazado de rayos para renderizado y red neuronal convolucional Faster R-CNN	RGB	Algodón	Mejor precisión media promedio general (mAP) de 65 %, 66.8 % algodón, 74 5% y 54.3 % para dos tipos de malezas diferentes	(Hu <i>et al.</i> , 2022)
Redes neuronales de aprendizaje profundo YOLOv4 y tiny YOLOv4	RGB	Maíz y frijol	Puntaciones F1 del 94.74 % y 93.82 % para la detección de tallos de maíz y frijol	(Lac <i>et al.</i> , 2022)
Modelo de red neuronal de aprendizaje profundo	RGB	Arroz	La red alcanza un alto mAP del 94.1 % y una velocidad de fotogramas de	(Peng <i>et al.</i> , 2022)

WeedDet basado en RetinaNet			24.3 fps, lo que es un 5.5 % mAP y 5.6 fps más alto que el modelo RetinaNet de referencia	
Red de Convolución Completamente Convolutiva basado en regiones (R-FCN) optimizada	RGB + NIR	Remolacha	Los resultados demuestran que la precisión promedio del modelo óptimo mejorado para las remolachas y las malezas fue del 84.8 % y del 93.2 %, respectivamente, mientras que la precisión promedio fue mejorada al 89 %, mejor que el modelo convencional	(Sun <i>et al.</i> , 2022)
Modelos de redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo pre entrenados, optimización metaheurística	RGB	Distintas especies vegetales en plántulas	El resultado del análisis experimental fue una precisión general del 99.39 %. Esta precisión general se logró utilizando conjuntamente el modelo DarkNet y el método de optimización basado en el conocimiento de ganancia compartida	(Toğaçar, 2022)
Red neuronal convolutiva de aprendizaje profundo TIA-YOLOv5 basada en el modelo YOLOv5	RGB	Remolacha azucarera	La red propuesta obtuvo un valor F1 para malezas, AP para malezas y mAP@0.5 del 70 %, 80.8 % y 90 %, respectivamente, lo que fue un 11.8 %,	(A. Wang <i>et al.</i> , 2022)

			11.3 % y 5.9 % más alto que el modelo YOLOv5, con una velocidad de detección de 20.8 FPS	
Redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo YOLOv3, YOLOv4, Scaled-YOLOv4, YOLOR, YOLOv5, YOLOv6 y YOLOv7	RGB	Algodón	La precisión de detección en términos de mAP@0.5 osciló entre 88.14 % en YOLOv3-tiny y 95.22 % en YOLOv4, y la precisión en términos de mAP@[0.5:0.95] osciló entre 68.18 % en YOLOv3-tiny y 89.72 % en Scaled-YOLOv4	(Dang <i>et al.</i> , 2023)
Red neuronal de aprendizaje profundo Faster- RCNN a múltiples escalas, máquina de aprendizaje extremo (ELM) óptima, algoritmo de Vector Compacto (CVDL-WDC)	RGB	Arroz	La técnica propuesta supera a los métodos existentes en términos de sensibilidad, especificidad, precisión, puntuación F1 y MCC de 98.98 %, 98.92 %, 98.33 %, 98.34 %, y 98.68 % respectivamente	(Punithavathi <i>et al.</i> , 2023)
Red neuronal de aprendizaje profundo YOLOv3	RGB	Remolacha azucarera	Error de generalización promedio del modelo de detección de plantas de 0.06 mAP	(Ruigrok <i>et al.</i> , 2023)

Como ya se mencionó, la segmentación se revela como una técnica esencial para alcanzar una precisión excepcional en la identificación de los objetos de interés presentes en las imágenes agrícolas. Las redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo de segmentación, que comprenden tanto las redes de segmentación semántica como las redes de máscaras de instancia, desempeñan un papel de suma importancia en este proceso. Estas redes de segmentación permiten la asignación de etiquetas específicas a cada píxel de la imagen. Esta singularidad implica que cada región de la imagen se clasifique de manera individual. Esta capacidad se traduce en un valor significativo en las aplicaciones agrícolas, dado que no se limitan a identificar la mera presencia de cultivos y malezas, sino que además son capaces de delinear con extrema precisión los contornos y ubicaciones exactas de estos elementos. El impacto de esta precisión se refleja en una gestión más eficiente de los recursos agrícolas y en un aumento notable de la productividad en una variedad de tareas.

Paralelamente a los modelos de detección de objetos, los modelos de aprendizaje profundo destinados a la segmentación de objetos han sido una presencia constante en los diversos desarrollos orientados a la identificación y distinción automática entre cultivos y plantas de malezas, como se ilustra en el Cuadro 7.

Cuadro 7. Trabajos relacionados con la utilización de redes neuronales convolucionales para la segmentación de cultivos y malezas.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema de visión</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Red neuronal de aprendizaje profundo para segmentación Mask R-CNN en conjunto con arquitecturas de las redes neuronales convolucionales	RGBD	Tomate	Valor F1 más alto (99 %) utilizando la arquitectura X101+PP	(Afonso <i>et al.</i> , 2020)

ResNet50 y ResNext101				
Red neuronal de aprendizaje profundo para segmentación semántica	RGB + NIR	Remolacha azucarera	89.01 % mIOU	(You <i>et al.</i> , 2020)
Red neuronal de aprendizaje profundo para segmentación semántica (PSPNet)	RGB	Maíz	Coeficiente Dice-Sørensen (DSC) de 25.32 para imágenes reales, 49.97 datos de una sola especie y 45.20 imágenes sintéticas	(Picon <i>et al.</i> , 2022)
Redes Generativas Adversarias (GAN) para generar imágenes sintéticas, red neuronal convolucional para segmentación Mask R-CNN	RGB	Algodón	Los resultados mostraron un rendimiento similar entre imágenes sintéticas y reales en la detección de malezas. Se encontró que el área de la máscara del dosel fue un mejor predictor de la biomasa de las malezas que el área de la caja delimitadora, con valores $R^2$ de 0.66 y 0.46 para diferentes tipos de malezas	(Sapkota <i>et al.</i> , 2022)
Red neuronal de aprendizaje profundo para segmentación (U-Net modificada)	RGB	Trigo	IoU de la segmentación de 88.98 %	(Zou <i>et al.</i> , 2022)

Hasta este punto, es notable el desarrollo que los algoritmos disponibles para efectuar aplicaciones de detección de cultivos y malezas ha tenido. De alguna manera, con el pasar de los años, la eficiencia de los modelos mejora cada vez más y se vuelven más accesibles. De igual manera, los distintos dispositivos de procesamiento y captura se han vuelto cada vez más sofisticados y están al alcance de muchos usuarios. De esta manera, se observa que los distintos desarrollos aplicados a la discriminación de plantas han mejorado en cuanto a precisión e implementación.

### **Detección de hileras de cultivo y sistemas de guiado automático**

En el contexto de la agricultura de precisión, la identificación precisa de las hileras de cultivo y la implementación de sistemas de guiado automático son esenciales para optimizar la gestión agrícola. Para abordar este desafío, se han desarrollado diversos enfoques y algoritmos. En esta sección, se proporcionará una visión general de los trabajos que se han centrado en la detección de hileras de cultivo y los sistemas de guiado automático, organizándolos según los algoritmos y métodos empleados. Estos algoritmos incluyen técnicas de segmentación, umbralización y otros métodos avanzados que desempeñan un papel crucial en la identificación precisa de las hileras de cultivo y en la automatización de las operaciones agrícolas.

Uno de los métodos fundamentales en este contexto es la Transformada de Hough, una técnica robusta de procesamiento de imágenes que se especializa en la detección de formas geométricas, como líneas, círculos o elipses en una imagen. Su funcionamiento se basa en la transformación de puntos clave de la imagen en un espacio de parámetros, donde se acumulan votos para posibles formas geométricas. Posteriormente, se buscan máximos locales en ese espacio para identificar las instancias de las formas detectadas en la imagen. Esto hace que la detección de formas sea robusta incluso cuando estas están parcialmente ocultas o distorsionadas, y es ampliamente utilizado en aplicaciones de visión por computadora y reconocimiento de patrones.

Como se observa en el Cuadro 8, la Transformada de Hough y su capacidad para el reconocimiento geométrico se han empleado exitosamente en el desarrollo de aplicaciones de detección automática de hileras de cultivo. Este enfoque demuestra su eficacia en la identificación precisa de la disposición de cultivos en el campo, lo que resulta esencial para la agricultura de precisión y la optimización de las operaciones agrícolas.

Cuadro 8. Trabajos relacionados con la utilización transformada de Hough para la detección de hileras y sistemas de guiado.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Transformada de Hough	NIR	Remolacha azucarera y colza	Error estándar entre 0.6 y 1.2 cm en relación a la hilera	(Åstrand & Baerveldt, 2005)
Doble transformada de Hough y segmentación basada en regiones	RGB	Trigo, girasol y maíz	$r^2=0.99$	(Gée <i>et al.</i> , 2008)
Transformada de Hough	RGB	Remolacha azucarera	Error medio en la detección: 22 mm	(Bakker <i>et al.</i> , 2008)
Filtro de Gabor y transformada de Hough	RGB	Campo virtual de trigo	Precisión de clasificación de cultivos y malezas del 88 % para la transformada de Hough	(Jones <i>et al.</i> , 2009)

La etapa de segmentación desempeña un papel crítico en el procesamiento de imágenes agrícolas, ya que es fundamental para separar con precisión las hileras de cultivos de otras características y el fondo en la imagen. Comúnmente, este propósito se logra mediante técnicas de segmentación basadas en el color. Dentro de este contexto, la umbralización es una técnica específica que desempeña un rol esencial. La umbralización implica la definición de valores de referencia conocidos como umbrales, que actúan como límites para clasificar los píxeles de la imagen como parte de las hileras de cultivo o como parte del fondo.

Los píxeles cuyos valores de color están por encima o por debajo de estos umbrales se asignan a las hileras de cultivo o al fondo, respectivamente. Este proceso permite la separación de las áreas de interés, en este caso, las hileras de cultivo, del resto de la imagen. Esta etapa es crucial para llevar a cabo análisis y tareas posteriores, como el monitoreo de la salud de los cultivos o la detección de malas hierbas. La elección adecuada de umbrales y técnicas de umbralización es esencial para lograr resultados precisos en la segmentación de imágenes agrícolas.

La segmentación y umbralización son herramientas críticas en la aplicación de detección de hileras de cultivo en imágenes agrícolas. Como se muestra en el Cuadro 9, estas aplicaciones han dado lugar a diversos trabajos que involucran la utilización de algoritmos diseñados para resaltar y aislar las regiones de interés, que, en este contexto, se refieren a las hileras de cultivo. Esta etapa es esencial para la posterior aplicación de algoritmos y análisis que contribuyan a la optimización de la gestión agrícola y la toma de decisiones.

Cuadro 9. Trabajos relacionados con la utilización segmentación, umbralizado y parámetros morfológicos para la detección de hileras y sistemas de guiado.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Binarizado, segmentación y marco bayesiano	RGB	Maíz	Correlación más alta entre variables=0.21	(Tellaech <i>et al.</i> , 2008)
Segmentación de color, análisis de texturas y detección de bordes	RGB	Maíz	Precisión promedio: malezas-95 % cultivos-80 %	(Burgos-Artizzu <i>et al.</i> , 2011)
Segmentación de color, método umbralización de Otsu, índices de vegetación y agrupación difusa	RGB	Cebada y maíz	Porcentaje de error de 8.31 %	(Gujjarro <i>et al.</i> , 2011)
Segmentación de color y método de umbralización de Otsu,	RGB	Maíz	Precisión: 95 % y 89.6 % en dependencia de la	(Montalvo <i>et al.</i> , 2012)

regresión lineal de mínimos cuadrados			infestación de malezas	
Segmentación de color, operaciones morfológicas, sistema de posicionamiento RTK-GPS, enfoque de campo de visión variable Variable field of view (FOV)	RGB	Maíz	Error máximo de guiado de 15.8 mm y un comportamiento de navegación estable. Método de guiado de FOV lejano con mejor rendimiento error promedio de 1 mm y una desviación estándar de 7.1 mm	(Xue <i>et al.</i> , 2012)
Segmentación de color y método de umbralización de Otsu, estimador de Theil-Sen, filtros de Gabor, análisis de frecuencia, regresión lineal y transformada de Hough	RGB	Maíz	Mayor precisión del estimador Theil-Sen en comparación con el coeficiente de correlación de Pearson	(Guerrero <i>et al.</i> , 2013)
Segmentación de color y método de umbralización de Otsu, ventanas deslizantes, transformada de Hough, agrupamiento k-means	RGB	Trigo	Precisión de detección del 90 %	(Jiang <i>et al.</i> , 2016)
Descriptores morfológicos	RGB	Remolacha azucarera	Valor Predictivo Positivo (PPV) por debajo del 95 %,	(Midtiby <i>et al.</i> , 2016)
Segmentación de color y método de umbralización de Otsu,	RGB	Maíz	Mayor precisión del estimador Theil-Sen en comparación con	(Guerrero <i>et al.</i> , 2017)

estimador de Theil-Sen, regresión lineal, análisis de componentes principales, algoritmos para corrección de líneas y perspectiva de imagen			los demás algoritmos	
Índices de color, filtros Gabor, análisis de componentes principales, lógica difusa y agrupación k-means	RGB	Huerto	Desviación máxima de trayectoria y desviación estándar de 14.6 mm y 6.8 mm respectivamente. Error cuadrático medio (RMSE) promedio para la desviación lateral fue de 45.3 mm	(Opiyo <i>et al.</i> , 2021)

La detección precisa de las hileras de cultivo y la implementación de sistemas de guiado desempeñan un papel fundamental en la agricultura de precisión, aprovechando una variedad de tecnologías y enfoques de vanguardia. Estos sistemas incorporan diversos lenguajes de control y tecnologías avanzadas, como sistemas de posicionamiento RTK-GPS y sistemas de visión artificial basados en cámaras RGB, diseñados para rastrear y localizar con precisión las hileras de cultivo. Además, hacen uso de técnicas de optimización no lineal en conjunto con algoritmos de estimación de horizonte recursivo (RHE) y control no lineal (RHC) para lograr un guiado de alta precisión y eficiencia. La combinación de estas tecnologías permite la optimización del rendimiento y la eficiencia en la agricultura moderna en una amplia gama de aplicaciones de navegación móvil.

Como se presenta en el Cuadro 10, se pueden observar ejemplos de desarrollos que se centran en la implementación de técnicas y tecnologías innovadoras.

Estos desarrollos buscan brindar movilidad a los sistemas agrícolas mediante la integración de una variedad de sistemas y algoritmos avanzados.

Cuadro 10. Trabajos relacionados con la utilización algoritmos y dispositivos para la detección de hileras y sistemas de guiado.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Lenguaje de control de alto nivel flexible, lógica de control	Sistema de posicionamiento diferencial (DGPS), comunicación serial por Bus, sensores de reflectancia	Cultivo en hilera virtual	Error promedio de 0.0038 m, con una desviación estándar de 0.0041 m y error mínimo y máximo de -0.01179 m y 0.01397 m, respectivamente	(Jørgensen <i>et al.</i> , 2008)
Sistema de posicionamiento RTK-GPS, visión artificial RGB	RGB	Remolacha azucarera	Error mínimo y el máximo lateral: -4.5 y 3.4 cm, 0.022 y 0.023 rads para el error de rumbo. Desviación estándar de 1.6 cm y 0.008 rads para ambos errores	(Bakker <i>et al.</i> , 2011)
Optimización no lineal, algoritmos de estimación de horizonte recursivo (RHE), control (RHC) no lineales y generación de código ACADO	Sensores hiper espectrales, infrarrojos y LiDar	Sorgo	Error euclidiano medio de 0.0423 m	(Kayacan <i>et al.</i> , 2018)

Los modelos basados en redes neuronales convolucionales han demostrado ser herramientas excepcionalmente poderosas en la detección y segmentación de

objetos. Su aplicación en la identificación automática de hileras y sistemas de guiado en agricultura de precisión es particularmente destacable. Estos modelos ofrecen un alto grado de flexibilidad en términos de lenguaje de control y lógica de funcionamiento, lo que les permite adaptarse eficazmente a una amplia variedad de condiciones agrícolas. Integrando información de sistemas de posicionamiento RTK-GPS con datos de visión artificial basados en cámaras RGB, estos modelos logran una detección precisa y una localización exacta de las hileras de cultivo. Además, aprovechan técnicas de optimización no lineal y métodos de aprendizaje profundo para mejorar la identificación y segmentación de objetos. La generación de código en tiempo real para implementar estos modelos desempeña un papel fundamental, y se utiliza software especializado para garantizar un control eficiente de la maquinaria agrícola en función de la detección y el seguimiento de las hileras de cultivo.

Como se evidencia en el Cuadro 11, estos modelos basados en redes neuronales convolucionales representan un avance significativo en el campo de la agricultura de precisión. Su capacidad para automatizar procesos de identificación y guiado con un alto grado de precisión y eficiencia impulsa la transformación y mejora en la agricultura moderna.

Cuadro 11. Trabajos relacionados con la utilización redes neuronales de convolución para la detección de hileras y sistemas de guiado.

<b>Técnicas</b>	<b>Sistema</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Modelo de red neuronal convolucional de aprendizaje profundo Faster Region-based Convolutional Network (R-CNN) y Single Shot MultiBox Detector (SSD)	RGB	Arroz	Los resultados indican que el modelo Faster R-CNN es más preciso, pero el modelo SSD es más rápido. En general, considerando las necesidades del sistema, el modelo SSD es la mejor opción	(F. Liu <i>et al.</i> , 2020)

			para el sistema de evitación de arroz automático	
Red neuronal de aprendizaje profundo U-Net con VGG16 para segmentación	RGB	Papa	Método robusto y preciso en la detección de líneas de navegación , supera al modelo original en un 3 % y presenta ajustadas	(Yang <i>et al.</i> , 2022)
Red neuronal de aprendizaje profundo PFL-YOLOV5 (YOLOv5 modificada)	RGB-D	Arroz	Precisión en distintas intensidades de luz: 79.8 %, 72.1 %, 70.7 %, 71.8 % y 76.8 %	(Wang <i>et al.</i> , 2023)
Red neuronal de aprendizaje profundo Yolov5, segmentación de color y método de umbralización de Otsu	RGB	Maíz	97.8 % mAP	(Yang <i>et al.</i> , 2023)

Los estudios analizados constituyen una valiosa recopilación de investigaciones que desempeñan un papel fundamental en el avance de la detección de malezas y cultivos en la agricultura contemporánea. Estos esfuerzos de investigación no solo han abordado esta tarea desde múltiples enfoques, sino que también han incorporado una diversidad de técnicas y dispositivos de vanguardia. Esta diversificación y sofisticación en la detección agrícola han llevado al desarrollo de sistemas altamente complejos y precisos, que están transformando la forma en que se llevan a cabo las tareas agrícolas. Estos sistemas, impulsados por la convergencia de la tecnología y la ciencia, abordan desafíos críticos en la agricultura moderna, desde la identificación precisa de malezas y la gestión

selectiva de cultivos hasta la optimización de recursos y la toma de decisiones basadas en datos.

#### **2.1.4. Tecnología de deshierbe automatizado**

La automatización, en el contexto agrícola, se refiere a la implementación de técnicas, sistemas o métodos que permiten el funcionamiento y control de un proceso o dispositivo mecánico sin la necesidad de intervención constante por parte de un operador humano. Además de liberar la dependencia de la mano de obra humana, la automatización conlleva la optimización de la potencia proporcionada por las máquinas. En esencia, la automatización reemplaza la aportación de energía humana en un proceso con una combinación de componentes electrónicos, como hardware, sensores, actuadores y software, que trabajan en conjunto para lograr un funcionamiento más eficiente y preciso (Chancellor, 1981).

La gestión de malezas, especialmente en el contexto de las hileras de cultivo, se beneficia de la combinación de la destreza que ofrece el deshierbe manual y la eficiencia asociada con el deshierbe mecánico. La aplicación de tecnologías de automatización ha permitido fusionar las ventajas de estos enfoques manuales y mecánicos en el control de malezas. Mediante la automatización, una máquina adquiere la capacidad de identificar y diferenciar con precisión las plantas de cultivo de las malezas, mientras que simultáneamente puede eliminar selectivamente las plantas de malezas mediante dispositivos de control de alta precisión.

La eficacia del control de malezas se evalúa mediante la eficiencia de deshierbe, que se define como la proporción entre las plantas de malezas controladas y el número total de plantas de malezas presentes, generalmente expresada como un porcentaje (Naruhn *et al.*, 2021). En esta sección, se analizarán los equipos y tecnologías que desempeñan un papel crucial en la mejora de la eficiencia de deshierbe en diferentes contextos agrícolas. Se prestará especial atención a la revisión de desarrollos que incorporen un grado de automatización en

comparación con la tecnología convencional de deshierbe mecánico, examinando los componentes, herramientas y técnicas utilizadas en la automatización de esta labor.

### **Sistemas automáticos**

Acorde a lo que se ha mencionado en secciones anteriores, la clasificación de los equipos de deshierbe para el control mecánico de malezas en cultivos establecidos en hilera comprende aquellos equipos que pueden distinguir entre cultivos y malezas. Dentro de este grupo se encuentran los implementos automatizados que tienen la capacidad de distinguir y seguir las trayectorias de los cultivos, ya sea porque están acoplados al tractor y este presenta un sistema de autoguiado, o porque el implemento consta de sistemas de visión artificial o dispositivos que le permiten el seguimiento de la distribución de las plantas. Este tipo de maquinaria realiza un control efectivo sobre el espacio entre hileras al igual que las herramientas convencionales, sin embargo, presentan una mayor capacidad de acercarse a las plantas de los cultivos. También están presentes aquellos equipos que logran realizar un deshierbe intra hilera en el espacio entre plantas a partir de herramientas activas, con lo que llevan a cabo un control selectivo de malezas. En una alta implementación de herramientas tecnológicas, el análisis de este tipo de maquinaria, permite observar de mejor manera el poder que los algoritmos y dispositivos tecnológicos pueden llegar a presentar.

### **Guiado automático del tractor**

La implementación de un sistema de guiado automatizado en tiempo real (RTK) ofrece ventajas significativas tanto en términos de precisión relativa como absoluta. La precisión relativa, que se refiere a la consistencia entre operaciones consecutivas, es útil para tareas como el alineamiento de hileras poco después de una operación previa. En contraste, la precisión absoluta es esencial para volver a la misma ubicación después de un período prolongado, como la siembra precisa después de la aplicación de fertilizantes, la implementación de control de tráfico o el deshierbe en hileras a altas velocidades varias semanas después de la siembra.

El sistema de guiado automatizado en tiempo real en el control mecánico de malezas implica mantener las herramientas de deshierbe en el área cercana a las plantas mediante el control directo del tractor a través de un sistema global de navegación por satélite GNSS (Global Navigation Satellite System). Una vez que el tractor ha registrado los datos GNSS de los surcos durante la siembra del cultivo, estos pueden utilizarse posteriormente para guiar al tractor mientras cultiva. El tractor puede seguir la ruta registrada basada en los datos, manteniendo una distancia constante de las hileras teóricas. Con el uso de señales de corrección RTK, se logran desviaciones mínimas de una pasada a otra (Griepentrog *et al.*, 2007). Sin embargo, para obtener estos resultados, se requiere una recepción de señal óptima, y por lo tanto, Griepentrog *et al.* (2007), sugieren complementar esto con sensores ópticos, como cámaras. La estructura proporciona el control GNSS del tractor y el control fino del bastidor de azada en la dirección transversal mediante una cámara.

En términos generales, la navegación automatizada en zonas agrícolas se puede lograr utilizando información de posicionamiento local o global (Vrochidou *et al.*, 2022). La información local se refiere a la posición relativa del tractor con respecto a los cultivos, proporcionada por sensores montados en el tractor, como sensores de visión (cámaras), escáneres láser, sensores ultrasónicos, odómetros, Unidades de Medida Inercial (IMU), giroscopios, brújulas y otros. La información global se refiere a la posición absoluta del tractor en el campo, proporcionada por el Sistema de Geoposicionamiento Global (GPS).

### **Guiado automático del tractor y herramientas de deshierbe pasivas**

La selectividad se refiere a la relación entre el control de malezas y el daño al cultivo. Una alta selectividad indica que es posible lograr un control efectivo de malezas sin causar daños significativos a los cultivos circundantes, lo que podría disminuir el rendimiento (Rasmussen & Svenningsen, 1995). Dado el riesgo potencial de dañar los cultivos, lograr una guía precisa de las herramientas mecánicas resulta fundamental (Machleb *et al.*, 2020).

Los sistemas de dirección basados en visión generalmente incluyen una o varias cámaras instaladas en los equipos de deshierbe para identificar las hileras de cultivos. La información de las imágenes o vídeos se procesa para enviar señales a los actuadores que alinean la herramienta de desmalezado con las hileras de los cultivos mientras se mantiene en movimiento. Algunas herramientas de deshierbe están equipadas con un desplazamiento lateral hidráulico entre el implemento y el tractor, lo que permite ajustar la posición de la herramienta hacia la derecha o la izquierda.

El siguiente nivel de automatización involucra marcos móviles con un receptor RTK que ajusta la posición de la herramienta en relación con el tractor y la guía con precisión entre las hileras de plantas. En este contexto, la clave radica en lograr una alineación repetible y una recepción confiable de la señal de corrección. Además, se pueden emplear sensores ultrasónicos para escanear las hileras de cultivo.

La utilización de esta tecnología permite un acercamiento más preciso a los cultivos (Cuadro 12), donde este enfoque mejora la efectividad del control de malezas.

Cuadro 12. Trabajos relacionados con el desarrollo de equipos de deshierbe automático para el control de malezas entre hilera.

<b>Control</b>	<b>Herramienta</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Sistema de visión artificial para el guiado del implemento o y sistema electrohidráulico	Azada mecánica y bastidor de desplazamiento lateral	Remolacha azucarera	El error lateral del escardillo con respecto a las hileras de cultivo se mantuvo dentro de los 16 mm y el sesgo promedio nunca superó los 10 mm	(Tillett <i>et al.</i> , 2002)

<p>Sistema electrohidráulico controlado por un sistema RTK-GPS para el centrado de posición respecto a las hileras</p>	<p>Bastidor de desplazamiento lateral, azada mecánica convencional y rejas estándar en forma triangular</p>	<p>Remolacha azucarera</p>	<p>El rango de los errores transversales (desviaciones estándar) se alteró entre 9 y 28 mm para la azada (medidas en el suelo). El sistema de azada permitió cultivar hasta el 83% de la superficie de un campo de remolacha a una velocidad de 2 km/h y hasta el 79% conduciendo a 4 km/h</p>	<p>(Griepentrog <i>et al.</i>, 2007)</p>
<p>Sistema electrohidráulico controlado por un sistema RTK-GPS para el centrado de posición respecto a las hileras</p>	<p>Bastidor de desplazamiento lateral, azadas de deshierbe mecánico y herramientas de pulverización en banda estrecha</p>	<p>Remolacha azucarera</p>	<p>No se observaron diferencias significativas en la eficacia del control de malezas entre dos estrategias estudiadas (método convencional y con control), pero el equipo desarrollado permitió un ahorro del 50% en el volumen de herbicida aplicado en las hileras de cultivo</p>	<p>(Perez-Ruiz <i>et al.</i>, 2013)</p>
<p>Sistema de visión a color, una Unidad de Medición Inercial (IMU) y un GPS RTK</p>	<p>Bastidor de desplazamiento lateral, azada mecánica especializada</p>	<p>Maíz</p>	<p>La corrección de la trayectoria del vehículo basada en la detección de las líneas de cultivo fue precisa (0 y 0.16 m). El sistema</p>	<p>(Emmi <i>et al.</i>, 2014)</p>

			fue capaz de detectar y clasificar las malezas en el campo. Sin embargo, se encontraron retrasos asociados con la activación de los mecanismos	
Tecnología de dirección automática	Herramienta mecánica	Soja y remolacha azucarera	Se logró una reducción de la densidad de malezas en la soja y la remolacha azucarera del 89% y 87%, respectivamente, en comparación con el 85% de eficacia obtenida con sistemas de deshierbe convencionales. Se aumentó la velocidad de trabajo de 4 km/h a 7 y 10 km/h	(Kunz <i>et al.</i> , 2015)
Sistema de visión a color, GPS, sistema hidráulico	Bastidor de desplazamiento lateral, azada mecánica	Maíz	Se realizaron experimentos de seguimiento de trayectoria a tres velocidades diferentes de 0.6, 1.0 y 1.4 m/s en el campo de maíz en un día soleado. Los errores laterales máximos fueron de 4.5 cm, 5.5 cm y 6.8 cm a las tres velocidades. Los errores	(Meng <i>et al.</i> , 2015)

			laterales promedio fueron inferiores a 2.7 cm para todas las velocidades.	
Sistema de visión estéreo para el guiado del equipo	Bastidor de desplazamiento lateral, cuchillas en forma de pata de pato	Remolacha azucarera, maíz y soja	El deshierbe guiado por cámara resultó en una eficacia de control de malezas del 78 % en comparación con el 65 % del deshierbe mecánico con orientación manual. Los elementos mecánicos intrahilera controlaron hasta el 79 % de las malezas en las hileras de cultivo.	(Kunz <i>et al.</i> , 2018)
Sistema de visión artificial para el guiado del implemento	Bastidor de desplazamiento lateral, azada mecánica segmentada	Trigo de invierno	La desviación lateral máxima fue de 22.53 mm en la azada de 3 m y 18.42 mm en la de 6 m. El deshierbe guiado por cámara logró una eficacia del 72-96 % entre hileras y del 21-91 % dentro de las mismas. A 8 km/h, el control de malezas aumentó un 7-15 % en comparación con 4 km/h. Al combinar el deshierbe con el escarificado, la	(Gerhards <i>et al.</i> , 2020)

			eficacia en el control de malezas aumentó un 14-22 %	
Sistema de visión artificial para el guiado del implemento	Bastidor de desplazamiento lateral, dientes de escarda con ajuste de inclinación automático	Cereales de invierno	Los valores umbral para la cobertura del suelo del cultivo (CSC) se establecieron en 10 %, 30 % y 60 %. El ajuste automático del ángulo de los dientes realizó con precisión los tres valores de CSC diferentes con variaciones del 1.5 % al 3 %. La eficacia en el control de malezas (ECM) fue influenciada por la intensidad de la operación	(Gerhards <i>et al.</i> , 2021)
Guiado manual y por cámara a diferentes velocidades	Rastra y azada de rejas tipo pata de pato	Trigo de invierno, chícharo y soja	La combinación de rastra y azada fue el tratamiento más eficaz (82%) y estable (74-100%) en diferentes densidades de malezas. La azada (72%) y la rastra (71%) mostraron eficacias similares, pero la rastra (49-82%) fue más estable que la azada (40-99%). Los tratamientos a mayor velocidad	(Naruhn <i>et al.</i> , 2021)

			y guiados por cámaras lograron la máxima eficacia.	
--	--	--	--	--

### **Guiado automático del tractor y herramientas de deshierbe activas**

En los últimos años, la colaboración entre la agricultura de precisión, investigadores y la industria ha impulsado el desarrollo de herramientas mecánicas avanzadas para el control de malezas. Estas herramientas están equipadas con sensores o cámaras, lo que permite automatizar el proceso de control de malezas (Slaughter, Giles, & Downey, 2008).

Dentro de los sistemas automatizados, se pueden identificar cuatro tecnologías centrales necesarias para llevar a cabo el control automatizado de malas hierbas: el guiado del cultivador, la detección, la identificación y el control de precisión de las malezas en las hileras (Ziwen *et al.*, 2015).

Estos sistemas se destacan por su capacidad para utilizar herramientas activas y selectivas, lo que les permite llevar a cabo un control discriminatorio y preciso (Cuadro 13). Comúnmente conocidos como cultivadores inteligentes o desmalezadores de alta tecnología, estos dispositivos se valen de tecnologías de vanguardia como la visión por computadora, imágenes en 3D, algoritmos de procesamiento de imágenes, sistemas de posicionamiento global (GPS) y cámaras. Estas herramientas avanzadas se emplean para detectar, diferenciar y reconocer tanto las malezas como las plantas de cultivo, lo que les permite llevar a cabo operaciones de deshierbe altamente precisas y eficientes.

Cuadro 13. Trabajos relacionados con el desarrollo de equipos de dehierbe automático para el control de malezas intra hilera.

<b>Control</b>	<b>Herramienta</b>	<b>Cultivo</b>	<b>Desempeño</b>	<b>Referencia</b>
Sistema de visión artificial para el guiado de la herramienta	Cepillos rotativos accionados que operan dentro de las hileras	Zanahoria	Se encontró que la dirección de rotación del cepillo tiene una influencia crucial en la altura del montículo de suelo dentro de la hilera. Un mayor aumento en la profundidad de trabajo y la humedad del suelo resulta en un surco más profundo cuando los cepillos operan en modo de deshierbe	(Fogelberg & Kritz, 1999)
Sistema avanzado de sensores para identificar plantas que consta de tres sensores: perfil de altura, asignación de área y planta en el suelo	Azada mecánica cicloide con rotor cilíndrico actúa como un actuador y tiene ocho dientes dispuestos alrededor de un eje vertical	Maíz	Velocidad de avance del vehículo es de 8.5 km/h. La herramienta presentó problemas tales como un alto daño en los cultivos y una baja eficacia de control	(Nørremark <i>et al.</i> , 2008)
Sistema de visión artificial para el guiado	Disco mecánico con sección interior recortada accionado	Repollo trasplantado y lechugas	Los niveles de daño a los cultivos fueron bajos, con reducciones de malezas en el rango de 62 a 87 % medido	(Tillett <i>et al.</i> , 2008)

de la herramienta	hidráulicamente y cuchillas de deshierbe		dentro de una zona de 240 mm de radio alrededor de las plantas de cultivo	
Sistema de láseres de luz para detección de tallos de cultivo y guiar herramienta, sensores de interrupción láser	Elementos mecánicos portadores de púas duales	Maíz	Se realizaron experimentos en tres configuraciones: sin malezas, con malezas de hojas anchas (simuladas con soja) y con malezas gramíneas. La proporción de plantas gravemente dañadas fue del 8.8%, 23.7% y 23.7% en los casos 1, 2 y 3, respectivamente. Además, el porcentaje de plantas mínimamente dañadas fue del 17.6%, 20% y 25.9% en los mismos casos, respectivamente	(Cordill & Grift, 2011)
Sistema de visión artificial para el guiado de la herramienta	Disco mecánico con sección interior recortada accionado hidráulicamente y cuchillas de deshierbe y cultivador mecánico convencional	Cultivos trasplantados	El cultivador rotativo dentro de hileras superó al cultivador entre hileras convencional en la reducción de densidad de malezas y tiempos de deshierbe manual. El cultivador rotativo dentro de la hilera, sin herbicidas, podría igualar el control de malezas del cultivador convencional más herbicida	(Fennimore <i>et al.</i> , 2014)
Actuadores de posición	Azadas y cuchillas	Cultivos trasplantados	En el grupo de control, se necesitaron 0.241	(Pérez-Ruiz <i>et al.</i> , 2014)

amiento y sensor de odometría	mecánicas accionadas		horas en promedio para eliminar malezas en 100 m <sup>2</sup> , mientras que en las parcelas desmalezadas por el sistema propuesto se requirieron 0.102 horas en la misma área, una reducción del 57.5 % en mano de obra	
Sistema de visión artificial para el guiado de la herramienta e implemento	Cuchilla de deshierbe giratoria	Lechuga, coliflor y maíz	Los resultados mostraron que las tasas de identificación precisas en lechuga, coliflor y maíz fueron todas superiores al 95 %. El error posicional estuvo dentro de $\pm 15$ mm	(Li <i>et al.</i> , 2015)
Sistema de visión artificial para el guiado de la herramienta	Sistema de deshierbe inteligente, rastra de picos flexibles, desmalezador de dedos y desmalezador de torsión	Cebolla y repollo trasplantados	En términos generales, el deshierbe inteligente no fue superior a las herramientas convencionales en el control de malezas intrahilera y se encontraron diferencias menores que podrían atribuirse a la configuración de los implementos no inteligentes	(Melander <i>et al.</i> , 2015)
Sistema de visión artificial para el guiado de la	Cultivador robótico con cuchillas de deshierbe fijas y móviles, cultivador convencional	Brócoli y lechuga trasplantada	El cultivador robótico no afectó el rendimiento de los cultivos ni la cantidad de plantas, y superó al cultivador convencional al eliminar un 18-41 %	(Lati <i>et al.</i> , 2016)

herramienta			<p>más de malezas en densidades moderadas a altas. También redujo los tiempos de deshierbe manual en un 20-45% en comparación con el cultivador convencional</p>	
-------------	--	--	--	--

La búsqueda de un alto grado de automatización en los equipos de deshierbe mecánico pone de manifiesto la convergencia entre las herramientas convencionales y la tecnología incorporada en diversos algoritmos y dispositivos de control. La efectividad y la posibilidad de acercarse aún más a los cultivos, así como la capacidad de llevar a cabo el deshierbe en los espacios entre las plantas, son testimonio de la viabilidad y el potencial que presentan estos desarrollos innovadores.

#### **2.1.5. Sistemas autónomos**

En el ámbito de la investigación, se han realizado avances significativos en la creación de prototipos que forman parte de propuestas innovadoras destinadas a implementar tecnologías emergentes en el control mecánico de malezas. Estos desarrollos abarcan un amplio período, desde los primeros años del siglo XXI hasta propuestas más recientes generadas en la última década. Al observar esta evolución en el tiempo, se aprecia un cambio tecnológico sustancial en las aplicaciones y herramientas utilizadas para lograr el control autónomo de malezas mediante sistemas mecánicos.

Los primeros esfuerzos de investigación se centraron en la exploración de conceptos y la construcción de prototipos iniciales que sentaron las bases para futuros avances en la automatización agrícola. Sin embargo, en la última década, se ha producido un cambio notable en la sofisticación de estas tecnologías emergentes. Se han integrado sistemas avanzados de sensores, visión por computadora, algoritmos de aprendizaje automático y mecanismos de control precisos para desarrollar herramientas autónomas altamente efectivas en la

detección y eliminación eficiente y precisa de malezas en entornos agrícolas (Cuadro 14). Estos avances representan un logro significativo en la mejora de las prácticas agrícolas y en la reducción de la dependencia de la mano de obra humana en la gestión de malezas.

Cuadro 14. Desarrollo de equipos robóticos para el control mecánico de malezas.

Plataforma	Sistema de navegación	Herramienta	Cultivo	Desempeño	Referencia
Estructura móvil con dirección de cuatro ruedas (4WD) y sistema de visión de dos cámaras	Seguimiento y reconocimiento de hileras de cultivos a partir de la cámara y el algoritmo de la transformada de Hough y un filtro de partículas para estimar la posición	Rueda giratoria de deshierbe mecánico perpendicular a la línea de la fila de cultivos	Remolacha azucarera	Precisión de guiado de $\pm 2$ cm; mayor precisión de clasificación-97 %. Alta eficiencia de deshierbe	(Åstrand & Baerveldt, 2002)
Estructura móvil con dirección de cuatro ruedas (4WD) y un sistema de visión de una cámara	Seguimiento de trayectorias en tiempo real a partir del uso de cámara, GPS, giroscopio, magnetómetro, encoders y sensores de inclinación en conjunto	Diferentes implementos	Cultivos en hilera	Error estándar en el seguimiento de trayectorias de 1 a 1.6 cm a 0.2 m/s, y de 7.9 a 10.7 cm a 1.6 m/s	(Bak & Jakobsen, 2004)
Estructura móvil eléctrica instrumentada con sensores y un sistema de visión de dos cámaras	Transformada de Hough para detección de hileras y navegación autónoma, contador de revoluciones, giroscopio de estado sólido. Índices de	-	Maíz	Clasificación correcta del 98.5 % y 89.4 % de malezas	(Van Evert <i>et al.</i> , 2006)

	color para detección de bordes de plantas				
Estructura móvil con dirección de cuatro ruedas (4WD) y un sistema de visión de una cámara	Unidad de Medición Inercial (IMU) y un sistema GPS	Herramientas para control mecánico y químico en conjunto	Lechuga	Precisión del 92.3% para la clasificación de plantas de maleza. Control efectivo de malezas en campo	(Bawden <i>et al.</i> , 2017)
Estructura móvil de cuatro ruedas con patrón de espina de pescado y un sistema de visión de una cámara	Cámara digital para capturar imágenes en tiempo real, sensor de humedad del suelo para determinar el contenido de humedad del suelo, microcontrolador y unidad de procesamiento	Dispositivo de deshierbe mecánico de tres puntas y boquillas de pulverización	Hortalizas	Clasificación promedio del 90 % y tasa de eliminación promedio de malezas de 90 %	(Chang & Lin, 2018)
Plataforma Ceres AgroBot, sistema de locomoción diferencial, sistema de visión estéreo	Sistema de posicionamiento cartesiano en el espacio 3D, planificación de trayectorias utilizando técnicas A* (A star) y RRT (Rapidly exploring Random Tree)	Actuadores para controlar herramientas	Hortalizas	Alta efectividad en la detección y remoción de malezas al igual que la planificación de trayectorias	(Guzmán <i>et al.</i> , 2019)
Plataforma Flourish BoniRob (4WD), sistema de visión	Sistema que realiza un filtrado bayesiano ingenuo, con seguimiento	Herramienta de estampado mecánico y rociador selectivo	Remolacha azucarera	Sistema de control de malezas propuesto puede realizar un tratamiento	(Wu <i>et al.</i> , 2020)

multicámara a RGB+NIR	visual directo en 3D intra e inter cámara, algoritmos de detección de cultivos/malezas para guiar herramientas, controlador lógico programable (PLC) escalable			confiable para las malezas en la fila con buena precisión	
Plataforma Clearpath Husky (4WD)	Unidad de Medición Inercial (IMU) y un sistema GPS, codificadores en cada rueda y LIDAR	Herramienta mecánica en forma de V con seis puntas individuales y disco de grada ajustable	Algodón	Efectividad de deshierbe del 80 % con un mejor desempeño del GPS para navegación	(Cutulle & Maja, 2021)
Plataforma solar autopropulsada de cuatro ruedas FarmDroid	Sistema GPS y de detección de cultivos	Azada de deshierbe accionada	Remolacha azucarera	Los resultados mostraron que la efectividad promedio del control de malezas entre e intra hileras fue mayor en el control robótico (81 % y 49 %) en comparación con el control convencional (46 %).	(Bručienė <i>et al.</i> , 2022)
Plataforma 4WD con mecanismo de caminata, mecanismo flotante, mecanismo y sistema de control	Seguimiento de hileras de cultivo partir del uso de cámara y control remoto	Rodillo deshierbador	Arroz	El deshierbe mecánico tuvo tasas de deshierbe del 87.10% y 87.61%, con una altura de plantas más alta en la etapa de crecimiento tardío	(Jiao <i>et al.</i> , 2022)
Estructura impulsada por dos ruedas traseras (2WD) y	Capacidad de navegación a través de los campos de cultivo	Chuchilla giratoria de deshierbe mecánico	Maíz	Eficiencia de deshierbe del 85.91 %, y tasa de daños al cultivo del 1.17 %,	(Quan <i>et al.</i> , 2022)

ruedas delanteras giratorias y un sistema de visión de una cámara	ajustando la velocidad y dirección de sus ruedas motrices a partir de un sistema de visión artificial			precisión de detección del 98.5 % para el cultivo y 93.43 % para malezas	
Estructura impulsada por dos ruedas motrices (delanteras ) 2WD	Sistema de navegación automática basado en una estación de referencia de operación continua (CORS)	Cepillo de deshierbe	Maíz y repollo chino	Tasa de eliminación de malezas del 90 % daño a los cultivos del 1.9 % en maíz, tasa de eliminación de malezas del 94.5 % daño a los cultivos del 0.8% en repollo chino	(Jiang <i>et al.</i> , 2023)
Plataforma impulsada por dos motores diésel de 75 hp	Sistema basado en GPS	Elemento de deshierbe de varillas	Distintos cultivos	El sistema robótico es 9% más eficiente, pero tiene menos capacidad en campo que la maquinaria convencional. Además, es 57% más económico por hora y ahorra 63.3% de combustible, reduciendo las emisiones de CO2	(Vahdanjoo <i>et al.</i> , 2023)

La evolución de la investigación en el control mecánico de malezas mediante tecnologías emergentes ha sido notable a lo largo de los años. Desde los prototipos iniciales hasta las propuestas más recientes de la última década, se observa una transformación significativa en las aplicaciones y herramientas utilizadas para abordar este desafío agrícola. La incorporación de sistemas tecnológicamente avanzados ha llevado al desarrollo de herramientas autónomas altamente efectivas.

## 2.2. Resultados y discusión

La discusión de la revisión bibliográfica realizada indica que la maquinaria disponible para el control mecánico de malezas es variada y se ha mejorado significativamente en los últimos años. Entre las herramientas más utilizadas se encuentran los cultivadores que permiten la eliminación de malezas de forma mecánica a partir de principios de corte o desarraigo con herramientas de tipo deslizante o rotativas.

A pesar de que existe una gran diversidad de herramientas para efectuar la detección automática de malezas y cultivos, es notable que las redes neuronales para la detección de objetos han cobrado una gran relevancia en esta tarea (Figura 4). Ya sea por su capacidad o forma de implementación, los modelos neuronales ofrecen una actualización y sofisticación lo que las vuelve una herramienta de consideración al momento de desarrollar sistemas robustos que busquen automatizar la labor de identificar plantas en entornos agrícolas.

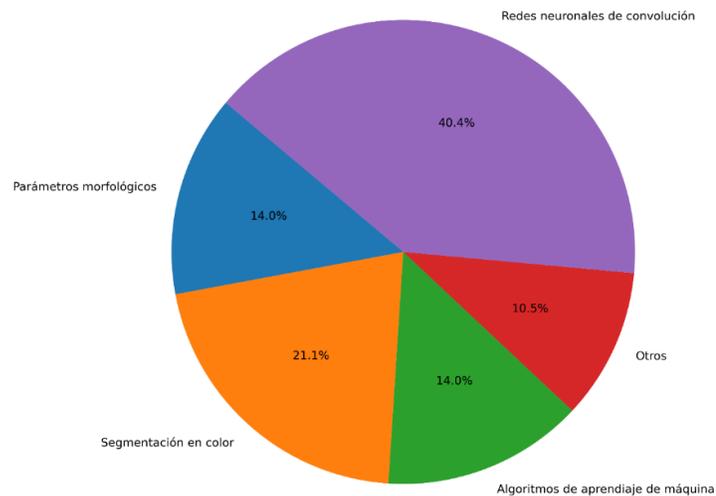


Figura 4. Distribución de los desarrollos en relación con las técnicas de detección de cultivos y malezas.

En el desarrollo de sistemas de guiado automático para sistemas de navegación en terrenos agrícolas con cultivos establecidos en filas, un parámetro fundamental es la detección de las hileras de plantas. A pesar de que los dispositivos como los GPS y las unidades RTK corresponden a una opción de gran precisión, no están al alcance de todos, por lo que en general no es una

herramienta ampliamente utilizada. En los primeros desarrollos de este tipo de aplicaciones, la Transformada de Hough ha sido una herramienta muy útil de aplicar, es por eso por lo que la segmentación a partir de umbrales y parámetros morfológicos es ampliamente utilizada (Figura 5) en la detección de hileras, ya que ambas técnicas se corresponden y requieren la una de la otra para funcionar adecuadamente. Sin embargo, las técnicas anteriormente mencionadas se ven afectadas por cuestiones de iluminación y otros inconvenientes que suelen afectar su rendimiento en condiciones de campo abierto. Debido a esto, en los trabajos más recientes los modelos de redes neuronales han intervenido de manera efectiva como herramientas capaces de realizar la segmentación de una manera robusta sin verse afectadas en gran medida por las condiciones de campo. Aunque aún no han tenido una gran aplicación en la tarea de detección de hileras, la tendencia indica que en poco tiempo serán una de las principales herramientas como parte del desarrollo de sistemas de navegación y guiado automático en vehículos agrícolas.

Figura 5. Distribución de las aplicaciones realizadas en relación con las técnicas de detección de hileras de cultivo.

Existen diferentes enfoques automatizados para implementar el control mecánico de malezas entre plantas de cultivo que representan un avance sustancial en lo que el problema planteado del control mecánico de malezas comprende. Muchos de los desmalezadores robóticos adoptan el control mecánico como enfoque

principal en una combinación de reconocimiento de cultivos y plantas de malezas, control de actuadores y sistemas de guiado automático.

Con el avance de la tecnología, el desarrollo de nuevos equipos de deshierbe mecánico también ha ido en aumento. Aunque por un lado se tiene el desarrollo de implementos capaces de guiarse a partir del seguimiento de la formación de las plantas de cultivo con el objetivo de realizar una operación lo más cercana a las plantas de interés; también se han generado equipos capaces de aplicar un control selectivo en el espacio entre las plantas de los cultivos si dañarlos en gran medida, lo que indica hasta este punto la capacidad y precisión de los elementos tecnológicos utilizados. Ambos tipos de desarrollos han dado pie a la constitución de vehículos autopropulsados capaces no solamente de guiarse de manera automática dentro de los campos agrícolas, sino también de realizar la tarea de deshierbe mecánico tanto en el espacio entre las hileras, así como en el área que hay entre las plantas. A partir de distintas evaluaciones y desarrollos (Figura 6), tanto de sistemas comerciales como de prototipos de investigación, todo indica que un grado alto de automatización de la tarea de control de malezas con un enfoque mecánico puede promover el seguimiento de prácticas agrícolas sustentables al reducir la utilización de elementos químicos y contribuyendo a aminorar la generación de emisiones de gases. A pesar de que aún existen limitantes, principalmente en cuanto a la parte energética, el considerar la linealidad que el desarrollo científico conlleva, hace pensar que el futuro del deshierbe mecánico se encuentra en la tendencia de los sistemas robóticos.

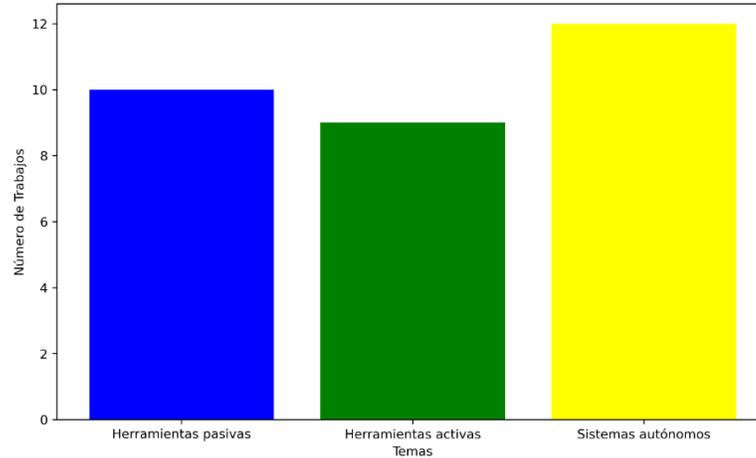


Figura 6. Distribución desarrollos y evaluaciones analizados para distintos grados de automatización del control mecánico de malezas.

Algo muy interesante que se debe resaltar, es el tipo de herramienta de deshierbe presente en los desarrollos analizados para los distintos grados de automatización de los sistemas de deshierbe mecánico, ya que en su mayoría se preserva la utilización de herramientas convencionales sin importar el grado de sofisticación de los equipos (Figura 7). En este contexto, se observa un cumplimiento aceptable por parte de elementos deslizantes y rotativos de deshierbe. En cuanto a las herramientas de control mecánico que se consideran como nuevos desarrollos, cabe destacar que los principios de control planteados por Zimdahl (2018) (corte, desarraigo o enterramiento). La herramienta en este enfoque de control requiere una gran atención, ya que de ella depende en gran medida, sumado a la precisión de los sistemas de guiado o navegación, la efectividad del deshierbe y el grado de daño que puedan tener los cultivos.

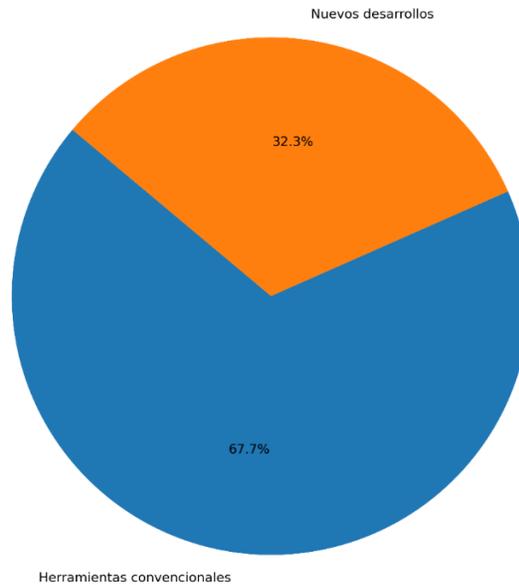


Figura 7. Distribución del tipo de herramienta de deshierbe utilizada.

Por otro lado, se identificó que los sistemas de guiado y localización para el control mecánico de malezas también han evolucionado, siendo los más utilizados el GPS y la visión artificial. Estos sistemas permiten una mayor precisión en la identificación de las malezas y su eliminación, disminuyendo la interferencia con los cultivos y reduciendo la cantidad de mano de obra necesaria para el control de malezas.

La evaluación de la eficacia de la tecnología disponible en el control mecánico de malezas ha mostrado que esta es una alternativa efectiva y viable al uso de herbicidas, aunque se debe tener en cuenta que su eficacia puede variar según las condiciones del terreno y el tipo de malezas.

En cuanto a las ventajas y desventajas de la tecnología disponible, se identificó que la eliminación mecánica de malezas permite reducir el uso de herbicidas y minimizar el impacto ambiental, así como también la posibilidad de reducir el costo de la producción agrícola a largo plazo.

### **2.3. Conclusiones**

Muchas de las herramientas o dispositivos de deshierbe convencionales, al igual que su principio de trabajo, se siguen utilizando en los equipos de deshierbe automatizados, esta convergencia tecnológica permite combinar el desempeño adecuado de las herramientas mecánicas con la alta capacidad de los elementos tecnológicos de los que se dispone hoy en día. Esto se pone en evidencia en los resultados observados en los trabajos de los equipos de deshierbe capaces de realizar un control de malezas específicamente en el espacio entre plantas logrando discriminar entre los cultivos y las plantas no deseadas. Este tipo de control a partir de alto nivel tecnológico alcanza eficiencias de deshierbe altamente aceptables, sin embargo, en su mayoría lo logra en cultivos de trasplante en donde la distancia entre plantas de cultivos es considerable.

De esta manera el pensar en la combinación entre sistemas de control mecánico de malezas entre hilera con sistemas de control intra hilera, como muchos de los sistemas robóticos lo hacen, evidentemente un desempeño adecuado en el deshierbe de los cultivos, principalmente los que son trasplantados o con un espacio considerable entre sus plantas, sin embargo los problemas se manifestarán en cultivos de siembra en alta densidad ya que habrá una alta probabilidad de daño a los cultivos

A pesar de todo, la tecnología disponible para el control mecánico de malezas es una alternativa efectiva y sostenible en la agricultura. Se ha comprobado que como alternativa puede reducir tiempos de labor, costos de mano de obra y consumo de combustible e insumos al igual que la reducción de emisiones de gases. La maquinaria disponible para el control mecánico de malezas, como los cultivadores, mecánicos han demostrado ser eficaces en el control de malezas, especialmente en cultivos de hileras y en condiciones de considerable densidad de malezas. Los sistemas de guiado y localización para el control mecánico de malezas, como el GPS y la visión artificial, son herramientas valiosas para mejorar la precisión y eficiencia de la maquinaria en el campo.

Sin embargo, se han identificado algunas desventajas de la tecnología, como la necesidad de adaptarse a diferentes tipos de cultivos y malezas, y la inversión inicial requerida para adquirir y mantener la maquinaria y sistemas de guiado. Además, se requiere de una formación adecuada para su correcta utilización y mantenimiento.

La autonomía energética juega un papel fundamental, ya que, en muchos de los casos, las fuentes de poder utilizadas no cumplen con un amplio rango de funcionamiento como otros vehículos agrícolas como los tractores.

Los parámetros agronómicos al momento de desarrollar nueva tecnología en equipos de deshierbe es algo que deber ser un factor de peso ya que las condiciones de la producción agrícola son altamente variables y pueden afectar en gran medida y de manera contraproducente el funcionamiento de esta maquinaria.

En general, se concluye que la tecnología disponible para el control mecánico de malezas es prometedora y debe ser considerada como una opción viable para el control de malezas en la agricultura. Se sugiere la necesidad de seguir investigando en el tema, especialmente en la adaptación de la tecnología a diferentes condiciones de cultivo y en la evaluación de su impacto ambiental y económico en comparación con otros métodos de control de malezas.

#### **2.4. Literatura citada**

- Afonso, M., Fonteijn, H., Fiorentin, F. S., Lensink, D., Mooij, M., Faber, N., Polder, G., & Wehrens, R. (2020). Tomato Fruit Detection and Counting in Greenhouses Using Deep Learning [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpls.2020.571299>
- Ahmad, M. T., Tang, L., & Steward, B. L. (2014). Automated Mechanical Weeding. In S. L. Young & F. J. Pierce (Eds.), *Automation: The Future of Weed Control in Cropping Systems* (pp. 125-137). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-7512-1\\_7](https://doi.org/10.1007/978-94-007-7512-1_7)
- Ahmed, F., Al-Mamun, H. A., Bari, A. S. M. H., Hossain, E., & Kwan, P. (2012). Classification of crops and weeds from digital images: A support vector machine approach. *Crop Protection*, 40, 98-104. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cropro.2012.04.024>

- Alimova, F. A., & Primkulov, B. S. (2020). The Analysis of the Technological Process of Row Crop Cultivator using the Laws of Classical Mathematics. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 9(3), 2430-2435. <https://doi.org/https://doi.org/10.35940/ijeat.c5552.029320>
- Åstrand, B., & Baerveldt, A.-J. (2002). An Agricultural Mobile Robot with Vision-Based Perception for Mechanical Weed Control. *Autonomous Robots*, 13(1), 21-35. <https://doi.org/10.1023/A:1015674004201>
- Åstrand, B., & Baerveldt, A.-J. (2005). A vision based row-following system for agricultural field machinery. *Mechatronics*, 15(2), 251-269. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2004.05.005>
- Bak, T., & Jakobsen, H. (2004). Agricultural Robotic Platform with Four Wheel Steering for Weed Detection. *Biosystems Engineering*, 87(2), 125-136. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2003.10.009>
- Bakhshipour, A., & Jafari, A. (2018). Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 153-160. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.12.032>
- Bakhshipour, A., Jafari, A., Nassiri, S. M., & Zare, D. (2017). Weed segmentation using texture features extracted from wavelet sub-images. *Biosystems Engineering*, 157, 1-12. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.02.002>
- Bakker, T., van Asselt, K., Bontsema, J., Müller, J., & van Straten, G. (2011). Autonomous navigation using a robot platform in a sugar beet field. *Biosystems Engineering*, 109(4), 357-368. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.05.001>
- Bakker, T., Wouters, H., van Asselt, K., Bontsema, J., Tang, L., Müller, J., & van Straten, G. (2008). A vision based row detection system for sugar beet. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 87-95. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.07.006>
- Bawden, O., Kulk, J., Russell, R., McCool, C., English, A., Dayoub, F., Lehnert, C., & Perez, T. (2017). Robot for weed species plant-specific management. *Journal of Field Robotics*, 34(6), 1179-1199. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21727>
- Bručienė, I., Buragienė, S., & Šarauskis, E. (2022). Weeding Effectiveness and Changes in Soil Physical Properties Using Inter-Row Hoeing and a Robot. *Agronomy*, 12(7), 1514. <https://www.mdpi.com/2073-4395/12/7/1514>
- 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. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.12.011>

- Chancellor, W. J. (1981). Substituting Information for Energy in Agriculture. *Transactions of the ASAE*, 24, 0802-0807. <https://doi.org/10.13031/2013.34341>
- Chang, C.-L., & Lin, K.-M. (2018). Smart Agricultural Machine with a Computer Vision-Based Weeding and Variable-Rate Irrigation Scheme. *Robotics*, 7(3), 38. <https://www.mdpi.com/2218-6581/7/3/38>
- Chen, J., Wang, H., Zhang, H., Luo, T., Wei, D., Long, T., & Wang, Z. (2022). Weed detection in sesame fields using a YOLO model with an enhanced attention mechanism and feature fusion. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107412. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107412>
- Cloutier, D., Perruzi, A., Van Der Weide, R. Y., & LeBlanc, M. (2007). Mechanical Weed Management in book. In M. K. Upadhyaya & R. E. Blackshaw (Eds.), *Non Chemical Weed Management Principles, Concepts and Technology* (pp. 111-134). CABI.
- Cordill, C., & Grift, T. E. (2011). Design and testing of an intra-row mechanical weeding machine for corn. *Biosystems Engineering*, 110(3), 247-252. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.07.007>
- Cruz, C., Krus, A., Barrientos, A., Cerro, J., & Valero, C. (2022). Robotic Fertilization in Strip Cropping using a CNN Vegetables Detection-Characterization Method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 193, 106684. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106684>
- Cutulle, M. A., & Maja, J. M. (2021). Determining the utility of an unmanned ground vehicle for weed control in speciality crop systems *Italian Journal of Agronomy*, Vol (16) No. 4 (Integrated weed management). <https://doi.org/10.4081/ija.2021.1865>
- Dang, F., Chen, D., Lu, Y., & Li, Z. (2023). YOLOWeeds: A novel benchmark of YOLO object detectors for multi-class weed detection in cotton production systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107655. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107655>
- El-Faki, M. S., Zhang, N., & E. Peterson, D. (2000). WEED DETECTION USING COLOR MACHINE VISION. *Transactions of the ASAE*, 43(6), 1969-1978. <https://doi.org/https://doi.org/10.13031/2013.3103>
- Emmi, L., Gonzalez-de-Soto, M., Pajares, G., & Gonzalez-de-Santos, P. (2014). Integrating Sensory/Actuation Systems in Agricultural Vehicles. *Sensors*, 14(3), 4014-4049. <https://www.mdpi.com/1424-8220/14/3/4014>
- Fennimore, S. A., Smith, R. F., Tourte, L., LeStrange, M., & Rachuy, J. S. (2014). Evaluation and Economics of a Rotating Cultivator in Bok Choy, Celery, Lettuce, and Radicchio. *Weed Technology*, 28(1), 176-188. <https://doi.org/10.1614/WT-D-13-00051.1>

- Feyaerts, F., & van Gool, L. (2001). Multi-spectral vision system for weed detection. *Pattern Recognition Letters*, 22(6), 667-674. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(01\)00006-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-8655(01)00006-X)
- Fogelberg, F., & Kritz, G. (1999). Intra-row weeding with brushes on vertical axes – factors influencing in-row soil height. *Soil and Tillage Research*, 50(2), 149-157. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(99\)00010-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-1987(99)00010-0)
- Gad, A. F. (2018). *Practical Computer Vision Applications Using Deep Learning with CNNs: With Detailed Examples in Python Using TensorFlow and Kivy*. Apress.
- Gai, J., Tang, L., & Steward, B. L. (2020). Automated crop plant detection based on the fusion of color and depth images for robotic weed control. *Journal of Field Robotics*, 37(1), 35-52. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21897>
- Gao, J., French, A. P., Pound, M. P., He, Y., Pridmore, T. P., & Pieters, J. G. (2020). Deep convolutional neural networks for image-based *Convolvulus sepium* detection in sugar beet fields. *Plant Methods*, 16, 29. <https://doi.org/10.1186/s13007-020-00570-z>
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G., & Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 49-59. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.06.003>
- Gerhards, R., Kollenda, B., Machleb, J., Möller, K., Butz, A., Reiser, D., & Griegentrog, H.-W. (2020). Camera-guided Weed Hoeing in Winter Cereals with Narrow Row Distance. *Gesunde Pflanzen*, 72(4), 403-411. <https://doi.org/10.1007/s10343-020-00523-5>
- Gerhards, R., Späth, M., Sökefeld, M., Peteinatos, G. G., Nabout, A., & Rueda Ayala, V. (2021). Automatic adjustment of harrowing intensity in cereals using digital image analysis. *Weed Research*, 61(1), 68-77. <https://doi.org/10.1111/wre.12458>
- Griepentrog, H. W., Nørremark, M., Nielsen, J., & Ibarra, J. (2007). Autonomous Inter-Row Hoeing using GPS-based side-shift Control. *Agricultural Engineering International - The CIGR Ejournal*, IX.
- Grundy, A. C., Onyango, C. M., Phelps, K., Reader, R. J., Marchant, J. A., Benjamin, L. R., & Mead, A. (2005). Using a competition model to quantify the optimal trade-off between machine vision capability and weed removal effectiveness. *Weed Research*, 45(5), 388-405. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2005.00471.x>
- Guerrero, J. M., Guijarro, M., Montalvo, M., Romeo, J., Emmi, L., Ribeiro, A., & Pajares, G. (2013). Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 656-664. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.073>

- Guerrero, J. M., Ruz, J. J., & Pajares, G. (2017). Crop rows and weeds detection in maize fields applying a computer vision system based on geometry. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142, 461-472. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.028>
- Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P. J., Burgos-Artizzu, X. P., & Ribeiro, A. (2011). Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 75-83. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.09.013>
- Gursoy, S., & Ozaslan, C. (2021). Evaluating the Performance of Rotary and Tine Inter-Row Cultivators at Different Working Speeds. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 23, 1255-1267.
- Guzmán, L. E. S., Acevedo, M. L. R., & Guevara, A. R. (2019). Weed-removal system based on artificial vision and movement planning by A\* and RRT techniques. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 41.
- Hamuda, E., Mc Ginley, B., Glavin, M., & Jones, E. (2017). Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 133, 97-107. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.021>
- Hu, C., Alex Thomasson, J., Reberg-Horton, C., Mirsky, S. B., & Bagavathiannan, M. V. (2022). Modeling realistic 3D agricultural vegetations using a photometric-based approach and its application to weed detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107020. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107020>
- Hussain, M., Farooq, S., Merfield, C., & Jabran, K. (2018). Chapter 8 - Mechanical Weed Control. In K. Jabran & B. S. Chauhan (Eds.), *Non-Chemical Weed Control* (pp. 133-155). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809881-3.00008-5>
- Jabran, K., & Chauhan, B. S. (2018). *Non-Chemical Weed Control*. Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809881-3.00001-2>
- Jiang, G., Wang, X., Wang, Z., & Liu, H. (2016). Wheat rows detection at the early growth stage based on Hough transform and vanishing point. *Computers and Electronics in Agriculture*, 123, 211-223. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.02.002>
- Jiang, W., Quan, L., Wei, G., Chang, C., & Geng, T. (2023). A conceptual evaluation of a weed control method with post-damage application of herbicides: A composite intelligent intra-row weeding robot. *Soil and Tillage Research*, 234, 105837. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105837>
- Jiao, J., Wang, Z., Luo, H., Chen, G., Liu, H., Guan, J., Hu, L., & Zang, Y. (2022). Development of a mechanical weeder and experiment on the growth, yield

- and quality of rice. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 15, 15, 92–99. <https://doi.org/10.25165/ijabe.20221503.6978>
- Jin, S., Su, Y., Gao, S., Wu, F., Hu, T., Liu, J., Li, W., Wang, D., Chen, S., Jiang, Y., Pang, S., & Guo, Q. (2018). Deep Learning: Individual Maize Segmentation From Terrestrial Lidar Data Using Faster R-CNN and Regional Growth Algorithms [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00866>
- Jones, G., Gée, C., & Truchetet, F. (2009). Modelling agronomic images for weed detection and comparison of crop/weed discrimination algorithm performance. *Precision Agriculture*, 10(1), 1-15. <https://doi.org/10.1007/s11119-008-9086-9>
- Jørgensen, R. N., Nørremark, M., Sørensen, C. G., & Andersen, N. A. (2008). Utilising scripting language for unmanned and automated guided vehicles operating within row crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 62(2), 190-203. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.01.009>
- Karimi, Y., Prasher, S. O., Patel, R. M., & Kim, S. H. (2006). Application of support vector machine technology for weed and nitrogen stress detection in corn. *Computers and Electronics in Agriculture*, 51(1), 99-109. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2005.12.001>
- Kayacan, E., Young, S. N., Peschel, J. M., & Chowdhary, G. (2018). High-precision control of tracked field robots in the presence of unknown traction coefficients. *Journal of Field Robotics*, 35(7), 1050-1062. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21794>
- Kraehmer, H., & Drexler, D. (2009). Kraehmer H, Drexler D (2009) Global herbicide development – opportunities and constraints. *Prairie Soils & Crops Journal* 2: 12-16. *Prairie Soils&Crop Journal*, 2.
- Kunz, C., Weber, J. F., & Gerhards, R. (2015). Benefits of Precision Farming Technologies for Mechanical Weed Control in Soybean and Sugar Beet—Comparison of Precision Hoeing with Conventional Mechanical Weed Control. *Agronomy*, 5(2), 130-142. <https://www.mdpi.com/2073-4395/5/2/130>
- Kunz, C., Weber, J. F., Peteinatos, G. G., Sökefeld, M., & Gerhards, R. (2018). Camera steered mechanical weed control in sugar beet, maize and soybean. *Precision Agriculture*, 19(4), 708-720. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9551-4>
- Lac, L., Da Costa, J.-P., Donias, M., Keresztes, B., & Bardet, A. (2022). Crop stem detection and tracking for precision hoeing using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106606. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106606>
- Lampkin, N., & Weinschenk, G. (1996). Organic farming and agricultural policy in Western Europe. *Fundamentals of Organic Agriculture*, 223-238.

- Lati, R. N., Siemens, M. C., Rachuy, J. S., & Fennimore, S. A. (2016). Intra-row Weed Removal in Broccoli and Transplanted Lettuce with an Intelligent Cultivator. *Weed Technology*, 30(3), 655-663. <https://doi.org/10.1614/WT-D-15-00179.1>
- Li, N., Chunlong, Z., Ziwen, C., Zenghong, M., Zhe, S., Ting, Y., Wei, L., & Junxiong, Z. (2015). Crop positioning for robotic intra-row weeding based on machine vision. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 8, 20-29. <https://doi.org/10.3965/j.ijabe.20150806.1932>
- Liao, J., Babiker, I., Xie, W.-f., Li, W., & Cao, L. (2022). Dandelion segmentation with background transfer learning and RGB-attention module. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107-355. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107355>
- Liebman, M., Mohler, C. L., & Staver, C. P. (2001). *Ecological Management of Agricultural Weeds*. Cambridge University Press. <https://doi.org/DOI:10.1017/CBO9780511541810>
- Lisowski, A., Klonowski, J., Green, O., Świętochowski, A., Sypuła, M., Strużyk, A., Nowakowski, T., Chlebowski, J., Kamiński, J., Kostyra, K., Mieszkalski, L., Lauryn, D., & Margielski, J. (2016). Duckfoot tools connected with flexible and stiff tines: Three components of resistances and soil disturbance. *Soil and Tillage Research*, 158, 76-90. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2015.12.003>
- Liu, F., Yang, Y., Zeng, Y., & Liu, Z. (2020). Bending diagnosis of rice seedling lines and guidance line extraction of automatic weeding equipment in paddy field. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 142, 106791. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106791>
- Lottes, P., Behley, J., Chebrolu, N., Milioto, A., & Stachniss, C. (2020). Robust joint stem detection and crop-weed classification using image sequences for plant-specific treatment in precision farming. *Journal of Field Robotics*, 37(1), 20-34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21901>
- Lottes, P., Hörferlin, M., Sander, S., & Stachniss, C. (2017). Effective Vision-based Classification for Separating Sugar Beets and Weeds for Precision Farming. *Journal of Field Robotics*, 34(6), 1160-1178. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21675>
- Machleb, J., Peteinatos, G. G., Kollenda, B. L., Andújar, D., & Gerhards, R. (2020). Sensor-based mechanical weed control: Present state and prospects. *Computers and Electronics in Agriculture*, 176, 105638. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105638>
- Marakoglu, T., & Carma, K. (2009). Effects of Design Parameters of a Cultivator Share on Draft Force and Soil Loosening in a Soil Bin. *Journal of Agronomy*, 8, 21-26. <https://doi.org/10.3923/ja.2009.21.26>

- Melander, B., Holst, N., Rasmussen, I., & Hansen, P. (2012). Direct control of perennial weeds between crops – Implications for organic farming. *Crop Protection*, 40, 36–42. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2012.04.029>
- Melander, B., Lattanzi, B., & Pannacci, E. (2015). Intelligent versus non-intelligent mechanical intra-row weed control in transplanted onion and cabbage. *Crop Protection*, 72, 1-8. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cropro.2015.02.017>
- Melander, B., Rasmussen, I. A., & Bàrberi, P. (2005). Integrating Physical and Cultural Methods of Weed Control: Examples from European Research. *Weed Science*, 53(3), 369-381. <http://www.jstor.org/stable/4047015>
- Meng, Q., Qiu, R., He, J., Zhang, M., Ma, X., & Liu, G. (2015). Development of agricultural implement system based on machine vision and fuzzy control. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112, 128-138. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.11.006>
- Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2), 282-293. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.03.009>
- Midtiby, H., Åstrand, B., Jørgensen, O., & Jørgensen, R. (2016). Upper limit for context-based crop classification in robotic weeding applications. *Biosystems Engineering*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.01.012>
- Midtiby, H. S., Giselsson, T. M., & Jørgensen, R. N. (2012). Estimating the plant stem emerging points (PSEPs) of sugar beets at early growth stages. *Biosystems Engineering*, 111(1), 83-90. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.10.011>
- Moghaddam, P. A., Arasteh, A. S., Komarizadeh, M. H., & Babazadeh, S. (2016). Developing a selective thinning algorithm in sugar beet fields using machine vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 122, 133-138. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.01.025>
- Montalvo, M., Pajares, G., Guerrero, J. M., Romeo, J., Guijarro, M., Ribeiro, A., Ruz, J. J., & Cruz, J. M. (2012). Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. *Expert Systems with Applications*, 39(15), 11889-11897. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.117>
- Mu, Y., Ni, R., Fu, L., Luo, T., Feng, R., Li, J., Pan, H., Wang, Y., Sun, Y., Gong, H., Guo, Y., Hu, T., Bao, Y., & Li, S. (2022). DenseNet weed recognition model combining local variance preprocessing and attention mechanism. *Front Plant Sci*, 13, 1041510. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1041510>
- Naruhn, G.-P., Peteinatos, G. G., Butz, A. F., Möller, K., & Gerhards, R. (2021). Efficacy of Various Mechanical Weeding Methods—Single and in Combination—In Terms of Different Field Conditions and Weed Densities. *Agronomy*, 11(10), 2084. <https://www.mdpi.com/2073-4395/11/10/2084>

- Nørreremark, M., Griepentrog, H. W., Nielsen, J., & Søgaard, H. T. (2008). The development and assessment of the accuracy of an autonomous GPS-based system for intra-row mechanical weed control in row crops. *Biosystems Engineering*, 101(4), 396-410. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2008.09.007>
- Okamoto, H., Murata, T., Kataoka, T., & Hata, S. (2007). Plant classification for weed detection using hyperspectral imaging with wavelet analysis. *Weed Biology and Management*, 7(1), 31-37. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1445-6664.2006.00234.x>
- Opiyo, S., Okinda, C., Zhou, J., Mwangi, E., & Makange, N. (2021). Medial axis-based machine-vision system for orchard robot navigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 185, 106153. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106153>
- Pantazi, X.-E., Moshou, D., & Bravo, C. (2016). Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing. *Biosystems Engineering*, 146, 193-202. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.01.014>
- Peng, H., Li, Z., Zhou, Z., & Shao, Y. (2022). Weed detection in paddy field using an improved RetinaNet network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 199, 107179. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107179>
- Perez-Ruiz, M., Carballido, J., Agüera, J., & Rodríguez-Lizana, A. (2013). Development and Evaluation of a Combined Cultivator and Band Sprayer with a Row-Centering RTK-GPS Guidance System. *Sensors*, 13(3), 3313-3330. <https://www.mdpi.com/1424-8220/13/3/3313>
- Pérez-Ruiz, M., Slaughter, D. C., Fathallah, F. A., Gliever, C. J., & Miller, B. J. (2014). Co-robotic intra-row weed control system. *Biosystems Engineering*, 126, 45-55. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2014.07.009>
- Pérez, A. J., López, F., Benlloch, J. V., & Christensen, S. (2000). Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 25(3), 197-212. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(99\)00068-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699(99)00068-X)
- Peruzzi, A., Martelloni, L., Frasconi, C., Fontanelli, M., Pirchio, M., & Raffaelli, M. (2017). Machines for non-chemical intra-row weed control in narrow and wide-row crops: a review. *Journal of Agricultural Engineering*, 48(2), 57-70. <https://doi.org/10.4081/jae.2017.583>
- Picon, A., San-Emeterio, M. G., Bereciartua-Perez, A., Klukas, C., Eggers, T., & Navarra-Mestre, R. (2022). Deep learning-based segmentation of multiple species of weeds and corn crop using synthetic and real image datasets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 194, 106719. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106719>

- Piron, A., van der Heijden, F., & Destain, M. F. (2011). Weed detection in 3D images. *Precision Agriculture*, 12(5), 607-622. <https://doi.org/10.1007/s11119-010-9205-2>
- Pullen, D. W. M., & Cowell, P. A. (1997). An Evaluation of the Performance of Mechanical Weeding Mechanisms for use in High Speed Inter-Row Weeding of Arable Crops. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 67(1), 27-34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1006/jaer.1997.0148>
- Punithavathi, R., Delphin Carolina Rani, A., R. Sughashini, K., Kurangi, C., Nirmala, M., Farhana Thariq Ahmed, H., & P. Balamurugan, S. (2023). Computer Vision and Deep Learning-enabled Weed Detection Model for Precision Agriculture. *Computer Systems Science and Engineering*, 44(3), 2759-2774. <https://doi.org/10.32604/csse.2023.027647>
- Quan, L., Feng, H., Lv, Y., Wang, Q., Zhang, C., Liu, J., & Yuan, Z. (2019). Maize seedling detection under different growth stages and complex field environments based on an improved Faster R-CNN. *Biosystems Engineering*, 184, 1-23. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.05.002>
- Quan, L., Jiang, W., Li, H., Li, H., Wang, Q., & Chen, L. (2022). Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode. *Biosystems Engineering*, 216, 13-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019>
- Raja, R., Nguyen, T. T., Vuong, V. L., Slaughter, D. C., & Fennimore, S. A. (2020). RTD-SEPs: Real-time detection of stem emerging points and classification of crop-weed for robotic weed control in producing tomato. *Biosystems Engineering*, 195, 152-171. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.05.004>
- Raja, R., Slaughter, D. C., Fennimore, S. A., Nguyen, T. T., Vuong, V. L., Sinha, N., Tourte, L., Smith, R. F., & Siemens, M. C. (2019). Crop signalling: A novel crop recognition technique for robotic weed control. *Biosystems Engineering*, 187, 278-291. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.09.011>
- Rani, S. V. J., Kumar, P. S., Priyadharsini, R., Srividya, S. J., & Harshana, S. (2022). Automated weed detection system in smart farming for developing sustainable agriculture. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 19(9), 9083-9094. <https://doi.org/10.1007/s13762-021-03606-6>
- Rasmussen, J., & Svenningsen, T. (1995). Selective Weed Harrowing in Cereals. *Biological Agriculture & Horticulture - BIOL AGRIC HORTIC*, 12, 29-46. <https://doi.org/10.1080/01448765.1995.9754721>
- Rehman, T. U., Zaman, Q. U., Chang, Y. K., Schumann, A. W., & Corcadden, K. W. (2019). Development and field evaluation of a machine vision based in-season weed detection system for wild blueberry. *Computers and*

- Rüegg, W. T., Quadrantil, M., & Zoschke, A. (2007). Herbicide research and development: challenges and opportunities. *Weed Research*, 47(4), 271-275. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2007.00572.x>
- Ruigrok, T., van Henten, E. J., & Kootstra, G. (2023). Improved generalization of a plant-detection model for precision weed control. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204, 107-554. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107554>
- Rumpf, T., Römer, C., Weis, M., Sökefeld, M., Gerhards, R., & Plümer, L. (2012). Sequential support vector machine classification for small-grain weed species discrimination with special regard to *Cirsium arvense* and *Galium aparine*. *Computers and Electronics in Agriculture*, 80, 89-96. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.10.018>
- Sabzi, S., & Abbaspour-Gilandeh, Y. (2018). Using video processing to classify potato plant and three types of weed using hybrid of artificial neural network and particle swarm algorithm. *Measurement*, 126, 22-36. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.05.037>
- Sapkota, B. B., Popescu, S., Rajan, N., Leon, R. G., Reberg-Horton, C., Mirsky, S., & Bagavathiannan, M. V. (2022). Use of synthetic images for training a deep learning model for weed detection and biomass estimation in cotton. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-23399-z>
- Slaughter, D. C., Giles, D. K., & Downey, D. (2008). Autonomous robotic weed control systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(1), 63-78. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.05.008>
- Slaughter, D. C., Giles, D. K., Fennimore, S. A., & Smith, R. F. (2008). Multispectral Machine Vision Identification of Lettuce and Weed Seedlings for Automated Weed Control. *Weed Technology*, 22(2), 378-384. <http://www.jstor.org/stable/25195051>
- Suh, H. K., Ijsselmuiden, J., Hofstee, J. W., & van Henten, E. J. (2018). Transfer learning for the classification of sugar beet and volunteer potato under field conditions. *Biosystems Engineering*, 174, 50-65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.06.017>
- Sujaritha, M., Annadurai, S., Satheeshkumar, J., Kowshik Sharan, S., & Mahesh, L. (2017). Weed detecting robot in sugarcane fields using fuzzy real time classifier. *Computers and Electronics in Agriculture*, 134, 160-171. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.01.008>
- Sun, J., Yang, K., He, X., Luo, Y., Wu, X., & Shen, J. (2022). Beet seedling and weed recognition based on convolutional neural network and multi-modality images. *Multimedia Tools and Applications*, 81(4), 5239-5258. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11764-5>

- Swain, K. C., Nørremark, M., Jørgensen, R. N., Midtiby, H. S., & Green, O. (2011). Weed identification using an automated active shape matching (AASM) technique. *Biosystems Engineering*, 110(4), 450-457. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.09.011>
- Tang, J., Wang, D., Zhang, Z., He, L., Xin, J., & Xu, Y. (2017). Weed identification based on K-means feature learning combined with convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 135, 63-70. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.01.001>
- Tang, L., Tian, L., & Steward, B. L. (2000). Color image segmentation with genetic algorithm for in-field weed sensing. *Transactions of the ASAE*, 43(4), 1019-1027.
- Tellaèche, A., Burgos-Artizzu, X. P., Pajares, G., & Ribeiro, A. (2008). A vision-based method for weeds identification through the Bayesian decision theory. *Pattern Recognition*, 41(2), 521-530. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2007.07.007>
- Terpstra, R., & Kouwenhoven, J. K. (1981). Inter-row and intra-row weed control with a hoe-ridger. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 26(2), 127-134. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0021-8634\(81\)90064-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0021-8634(81)90064-0)
- Tillett, N. D., Hague, T., Grundy, A. C., & Dedousis, A. P. (2008). Mechanical within-row weed control for transplanted crops using computer vision. *Biosystems Engineering*, 99(2), 171-178. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2007.09.026>
- Tillett, N. D., Hague, T., & Miles, S. J. (2002). Inter-row vision guidance for mechanical weed control in sugar beet. *Computers and Electronics in Agriculture*, 33(3), 163-177. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(02\)00005-4](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00005-4)
- Toğaçar, M. (2022). Using DarkNet models and metaheuristic optimization methods together to detect weeds growing along with seedlings. *Ecological Informatics*, 68, 101519. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101519>
- Vahdanjoo, M., Gislum, R., & Sørensen, C. A. G. (2023). Operational, Economic, and Environmental Assessment of an Agricultural Robot in Seeding and Weeding Operations. *AgriEngineering*, 5(1), 299-324. <https://www.mdpi.com/2624-7402/5/1/20>
- Van Der Weide, R. Y., Bleeker, P. O., Achten, V. T. J. M., Lotz, L. A. P., Fogelberg, F., & Melander, B. (2008). Innovation in mechanical weed control in crop rows. *Weed Research*, 48(3), 215-224. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2008.00629.x>
- Van Evert, F. K., Van Der Heijden, G. W., Lotz, L. A. P., Polder, G., Lamaker, A., De Jong, A., Kuyper, M. C., Groendijk, E. J. K., Neeteson, J. J., & Van Der Zalm, T. (2006). A Mobile Field Robot with Vision-Based Detection of Volunteer Potato Plants in a Corn Crop. *Weed Technology*, 20(4), 853-861, 859. <https://doi.org/10.1614/WT-05-132.1>

- Vrindts, E., De Baerdemaeker, J., & Ramon, H. (2002). Weed detection using canopy reflection. *Precision Agriculture*, 3(1), 63-80. <https://doi.org/10.1023/a:1013326304427>
- Vrochidou, E., Oustadakis, D., Kefalas, A., & Papakostas, G. A. (2022). Computer Vision in Self-Steering Tractors. *Machines*, 10(2), 129. <https://www.mdpi.com/2075-1702/10/2/129>
- Wang, A., Peng, T., Cao, H., Xu, Y., Wei, X., & Cui, B. (2022). TIA-YOLOv5: An improved YOLOv5 network for real-time detection of crop and weed in the field [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1091655>
- Wang, S., Yu, S., Zhang, W., Wang, X., & Li, J. (2023). The seedling line extraction of automatic weeding machinery in paddy field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107648. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107648>
- Wang, Y., Xi, X., Chen, M., Shi, Y., Zhang, Y., Zhang, B., Qu, J., & Zhang, R. (2022). Design of and Experiment on Reciprocating Inter-Row Weeding Machine for Strip-Seeded Rice. *Agriculture*, 12(11), 1956. <https://www.mdpi.com/2077-0472/12/11/1956>
- Weiss, U., & Biber, P. (2011). Plant detection and mapping for agricultural robots using a 3D LIDAR sensor. *Robotics and Autonomous Systems*, 59(5), 265-273. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.robot.2011.02.011>
- Wu, X., Aravecchia, S., Lottes, P., Stachniss, C., & Pradalier, C. (2020). Robotic weed control using automated weed and crop classification. *Journal of Field Robotics*, 37(2), 322-340. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21938>
- Xu, K., Zhu, Y., Cao, W., Jiang, X., Jiang, Z., Li, S., & Ni, J. (2021). Multi-Modal Deep Learning for Weeds Detection in Wheat Field Based on RGB-D Images [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.732968>
- Xue, J., Zhang, L., & Grift, T. E. (2012). Variable field-of-view machine vision based row guidance of an agricultural robot. *Computers and Electronics in Agriculture*, 84, 85-91. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.02.009>
- Yang, R., Zhai, Y., Zhang, J., Zhang, H., Tian, G., Zhang, J., Huang, P., & Li, L. (2022). Potato Visual Navigation Line Detection Based on Deep Learning and Feature Midpoint Adaptation. *Agriculture*, 12(9), 1363. <https://www.mdpi.com/2077-0472/12/9/1363>
- Yang, Y., Zhou, Y., Yue, X., Zhang, G., Wen, X., Ma, B., Xu, L., & Chen, L. (2023). Real-time detection of crop rows in maize fields based on autonomous extraction of ROI. *Expert Systems with Applications*, 213, 118826. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118826>

- Ying, B., Xu, Y., Zhang, S., Shi, Y., & Liu, L. (2021). Weed Detection in Images of Carrot Fields Based on Improved YOLO v4. *Traitement du Signal*, 38, 341-348.
- You, J., Liu, W., & Lee, J. (2020). A DNN-based semantic segmentation for detecting weed and crop. *Computers and Electronics in Agriculture*, 178, 105750. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105750>
- Zhang, X., & Chen, Y. (2017). Soil disturbance and cutting forces of four different sweeps for mechanical weeding. *Soil and Tillage Research*, 168, 167-175. <https://doi.org/10.1016/j.still.2017.01.002>
- Zhang, Y., Slaughter, D. C., & Staab, E. S. (2012). Robust hyperspectral vision-based classification for multi-season weed mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 65-73. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.02.006>
- Zhang, Y., Tian, L., Cao, C., Zhu, C., Qin, K., & Ge, J. (2022). Optimization and validation of blade parameters for inter-row weeding wheel in paddy fields [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1003471>
- Zheng, Y., Zhu, Q., Huang, M., Guo, Y., & Qin, J. (2017). Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, 215-222. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.07.028>
- Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of Weed Science* (Fifth Edition ed.). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811143-7.00001-9>
- Ziwen, C., Chunlong, Z., Nan, L., Zhe, S., Wei, L., & Bin, Z. (2015). - Study review and analysis of high performance intra-row weeding robot. - *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, - 31(- 5), - 1. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-6819.2015.05.001>
- Znova, L., Melander, B., Lisowski, A., Klonowski, J., Chlebowski, J., Edwards, G., Nielsen, S., & Green, O. (2017). A new hoe share design for weed control: measurements of soil movement and draught forces during operation. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B - Soil & Plant Science*, 68, 1-10. <https://doi.org/10.1080/09064710.2017.1367837>
- Zou, K., Liao, Q., Zhang, F., Che, X., & Zhang, C. (2022). A segmentation network for smart weed management in wheat fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107303. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107303>

### 3. DISCRIMINACIÓN DE PLANTAS DE MAÍZ Y MALEZAS UTILIZANDO VISIÓN ARTIFICIAL Y ALGORITMOS DE APRENDIZAJE PROFUNDO

#### RESUMEN

El control de malezas en los cultivos agrícolas es uno de los mayores desafíos que enfrenta la producción de alimentos, ya que la infestación de plantas no deseadas puede reducir significativamente los rendimientos y, por lo tanto, afectar la producción final. En este contexto, la detección rápida y precisa de las malezas en los cultivos, es esencial para controlarlas de manera efectiva y reducir efectos nocivos hacia los cultivos. La inteligencia artificial en conjunto con los sistemas de visión, son herramientas de gran utilidad en la automatización de procesos y suponen una solución viable para los diferentes escenarios que se presentan en la producción a campo abierto dentro de la agricultura. En esta investigación se presenta un enfoque para la detección y segmentación de malezas y el cultivo de maíz a hileras, utilizando imágenes de cultivos en campo e implementando algoritmos de aprendizaje profundo. Se propone la evaluación de dos tipos de arquitecturas de redes neuronales convolucionales para la detección y segmentación de plantas, correspondientes a modelos de redes de una y dos etapas, aplicadas a las regiones de maleza y cultivo en las imágenes. En los diferentes escenarios de evaluación implementados, se obtiene como resultado que las redes neuronales de una sola etapa (YOLOv7s y YOLOv8s) tienen un rendimiento superior al de los modelos de dos etapas (Faster R-CNN ResNet50 v1 y Faster R-CNN Inception ResNet v2) en la discriminación de malezas y plantas de maíz. Utilizando una base de datos sin aumento de imágenes, la red YOLOv7s obtiene los mejores resultados de manera global con 69.7 %; y 86.9 % y 52.4 % en la discriminación de plantas de maíz y malezas respectivamente para la métrica del mAP<sub>50</sub>. Estos valores mejoran al incluir un aumento de imágenes de manera sintética obteniendo 86.3 % de manera global, y 95.9 % y 76.7 % en la discriminación de plantas de maíz y malezas respectivamente para la métrica del mAP<sub>50</sub>. En cuanto a la segmentación de instancias, la red YOLOv7-seg mejora su desempeño global de 59.5 % a 93.9 % en la métrica del mAP<sub>50</sub>, pasando de 80.2 % a 98.8 % en la segmentación de plantas maíz y de 38.8 % a 89.1 % en la segmentación de malezas para el mAP<sub>50</sub>.

**Palabras clave:** Detección de malezas, Procesamiento de imágenes, Redes neuronales convolucionales, Segmentación de instancias, Inteligencia artificial, Agricultura de precisión.

---

Tesis de Doctorado en Ingeniería, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Israel Gaytán Campos

Director de Tesis: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

### 3. PLANT AND WEED DISCRIMINATION USING ARTIFICIAL VISION AND DEEP LEARNING ALGORITHMS

#### ABSTRACT

Weed control in agricultural crops is one of the major challenges in food production, as the infestation of unwanted plants can significantly reduce yields and thus affect the final production. In this context, the rapid and accurate detection of weeds in crops is essential for effective control and reducing harmful effects on crops. Artificial intelligence, combined with vision systems, is a valuable tool in automating processes and provides a viable solution for the various scenarios encountered in open-field agriculture. This research presents an approach for the detection and segmentation of weeds and row-cropped maize, using field crop images and implementing deep learning algorithms. The evaluation proposes two types of convolutional neural network architectures for weed and crop detection and segmentation, corresponding to single-stage and two-stage network models, applied to weed and crop regions in the images. In the different evaluation scenarios implemented, the single-stage neural networks (YOLOv7s and YOLOv8s) outperform the two-stage models (Faster R-CNN ResNet50 v1 and Faster R-CNN Inception ResNet v2) in discriminating between weeds and maize plants. Using an unaugmented image database, the YOLOv7s network achieves the best overall results with 69.7% accuracy; 86.9% for maize plant discrimination and 52.4% for weed discrimination, based on the mAP<sub>50</sub> metric. These values improve with the inclusion of synthetic image augmentation, reaching 86.3% overall accuracy, and 95.9% for maize plant discrimination and 76.7% for weed discrimination, based on the mAP<sub>50</sub> metric. Regarding instance segmentation, the YOLOv7-seg network enhances its overall performance from 59.5% to 93.9% in the mAP<sub>50</sub> metric, increasing from 80.2% to 98.8% for maize plant segmentation and from 38.8% to 89.1% for weed segmentation in the mAP<sub>50</sub> metric.

**Keywords:** *Weed detection, Image processing, Convolutional neural networks, Instance segmentation, Artificial intelligence, Precision agriculture.*

---

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Israel Gaytán Campos

Advisor: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

### **3.1. Introducción**

La agricultura es una actividad económica fundamental en todo el mundo, y su eficiencia y productividad dependen en gran medida del control de malezas en los cultivos. Sin embargo, el control de malezas representa un desafío constante para los agricultores debido a su alta variabilidad morfológica y fisiológica, así como a la creciente resistencia a los herbicidas químicos. Tal y como lo menciona Zimdahl (2018), esto puede tener un impacto significativo en la producción de alimentos y en la economía global ya que el costo del control de malezas afecta a los productores y a los consumidores, debido a que los costos de producción se reflejan inevitablemente en los precios de los alimentos.

En este contexto, las tecnologías de visión artificial para la detección y segmentación de malezas y cultivos agrícolas se han convertido en herramientas clave para mejorar el control de malezas en la agricultura, y así reducir el impacto económico que estas tienen en la producción de alimentos. Los algoritmos de aprendizaje profundo, en conjunto con las técnicas de visión artificial y el uso de tecnologías apropiadas, permite obtener, procesar y analizar información a partir de imágenes digitales.

La detección de objetos y la segmentación de instancias son dos tareas importantes en la visión por computadora, y se utilizan comúnmente en aplicaciones de reconocimiento visual y robótica. La detección de objetos implica detectar la presencia y la ubicación de objetos en una imagen, a menudo delimitándolos mediante cuadros delimitadores. Por otro lado, la segmentación de instancias implica la identificación y el etiquetado de cada píxel en una imagen con una etiqueta específica del objeto, a partir de máscaras de segmentación. Aunque ambas tareas tienen como objetivo comprender mejor el contenido de las imágenes, existen diferencias clave en la forma en que se abordan.

La detección de objetos es un problema de clasificación, donde se entrena un algoritmo para reconocer diferentes clases de objetos que luego se utiliza para buscar esas clases en nuevas imágenes. La segmentación de instancias, por otro

lado, implica una tarea de clasificación y de segmentación, donde se debe identificar y etiquetar un conjunto de píxeles en la imagen.

Aunque la detección de objetos es más rápida y menos intensiva en cuanto a recursos computacionales, en comparación con la segmentación de instancias, esta última proporciona información más detallada sobre la ubicación y forma exactas de los objetos en una imagen. Ambas tareas son esenciales en la visión por computadora, y su aplicación en imágenes agrícolas para la identificación de malezas y cultivos es un problema de investigación activo en el ámbito de la visión computarizada y el aprendizaje profundo.

En el ámbito de la detección y segmentación de malezas, se han utilizado enfoques tradicionales basados en técnicas de procesamiento de imágenes y algoritmos de clasificación. Pérez *et al.* (2000) emplearon la forma y el color de las plantas de maleza para detectarlas en cultivos de cereales a partir de índices de color y reflectancia de los objetos en imágenes. Utilizaron histogramas y técnicas heurísticas en conjunto con algoritmos de clasificación basados en reconocimiento de patrones y estadística, obteniendo los mejores valores para la detección de cultivos con 89.7 % de precisión por parte de un clasificador Bayesiano y 79.2 % para la detección de malezas con un clasificador basado en los k-NN vecinos más cercanos.

Por otro lado, Gée *et al.* (2008) presentaron una metodología general para la discriminación entre cultivos y malezas mediante la estimación de la tasa de infestación de plantas no deseadas. Esta metodología contempla la binarización de las imágenes separando la vegetación de otros objetos a partir de la utilización de índices de color como el exceso de verde y algunos índices similares que implementan el espectro infrarrojo cercano (NIR). La detección de los cultivos se realizó tomando como referencia las hileras de estas plantas utilizando la doble transformada de Hough, para posteriormente segmentar las imágenes discriminando los píxeles fuera de las líneas calculadas para las hileras de cultivo y asociando dichos píxeles con las malezas. Los resultados obtenidos asocian el cálculo de diferentes tasas de infestación comparándolas con estimaciones

visuales, presentando un valor para el coeficiente  $r^2$  de 0.83 para una infestación media y más de 90 % de hileras de cultivo detectadas correctamente.

Asimismo, Burgos-Artizzu *et al.* (2011) desarrollaron un sistema de visión por computadora capaz de discriminar en tiempo real entre zonas infestadas de malezas e hileras de cultivo. Este sistema consta de dos subsistemas encargados del procesamiento de imágenes de entrada. El primer subsistema realiza las operaciones de detección de hileras de plantas y el segundo refina los resultados obtenidos por el primero. En las imágenes, se segmenta la vegetación presente utilizando los coeficientes del índice de color para el exceso de verde en conjunto con un algoritmo genético para optimizar los resultados de segmentación. La discriminación entre cultivos y malezas se realiza comparando la longitud de las franjas de infestación de malezas y las hileras de cultivos, obteniendo un promedio de detección del 95 % para malezas y 80 % para cultivos.

En la detección de malezas en cultivos agrícolas, se han explorado varias técnicas, entre las cuales se incluyen algoritmos de clasificación basados en características de formas de las plantas y algoritmos de detección y segmentación basados en redes neuronales convolucionales. Bakhshipour and Jafari (2018) compararon dos algoritmos de clasificación, uno basado en una red neuronal artificial (ANN) y otro en una máquina de vectores de soporte (SVM), para la detección de malezas en cultivos de remolacha azucarera a partir de características de formas de las plantas. Los autores utilizaron cuatro factores de forma para descriptores de Fourier y el momento invariante de características para obtener valores numéricos de las principales características de forma de las plantas de maleza en imágenes, y segmentaron las imágenes a través de la aplicación de índices de color. La precisión obtenida para la detección de cuatro especies distintas de malezas fue de 92.50 % para la red neuronal artificial y 93.33 % para la máquina de vectores de soporte, mientras que la precisión lograda para detectar el cultivo de remolacha azucarera por parte de ambos

algoritmos fue de 93.33 % y 96.67 % respectivamente. El algoritmo de máquina de vectores de soporte mostró el mejor desempeño para ambos tipos de plantas.

A pesar de que los algoritmos tradicionales de detección y segmentación han sido altamente efectivos en la identificación de plantas de cultivos y malezas en imágenes agrícolas, estas técnicas pueden verse afectadas por factores cambiantes del entorno, tales como la iluminación o la calidad de las capturas de entrada. En contraste, los algoritmos de aprendizaje profundo, como las redes neuronales de convolución han resultado muy efectivas en la detección y segmentación de objetos en imágenes, lo que las hace adecuadas para la identificación de malezas en cultivos agrícolas.

Numerosos estudios han abordado la detección y segmentación de malezas y cultivos mediante el uso de algoritmos de aprendizaje profundo y en particular con redes neuronales convolucionales. Partel *et al.* (2019) desarrollaron un sistema inteligente que utiliza arquitecturas de redes neuronales para la detección precisa de malezas. Evaluaron el desempeño de los modelos de detección de objetos YOLOv3 y YOLOv3tiny previamente entrenados con imágenes de malezas y diferentes cultivos, en escenarios de evaluación de imágenes no sintéticas. Los resultados mostraron una precisión del 77 % en la detección de plantas de malezas para una unidad de procesamiento gráfico TXT2 GPU y del 85 % para una unidad más robusta GTX 1070 Ti GPU.

Por otro lado, Yu *et al.* (2019) evaluaron diferentes redes neuronales profundas, incluyendo DetectNet, GoogLeNet y VGGNet, para la detección de malezas en Cynodon o pasto bermuda. Entrenaron y evaluaron los modelos en dos escenarios diferentes, uno con imágenes de una sola especie de plantas de malezas y otro con múltiples especies en las imágenes. DetectNet mostró el mejor desempeño en la detección de malezas creciendo en sitios establecidos con el pasto bermuda, superando el valor del 99% en la métrica de la puntuación F1.

En el estudio de Junfeng Gao *et al.* (2020), se llevó a cabo una red neuronal de convolución basada en el modelo YOLOv3tiny para la detección de maleza correhuela y cultivo de remolacha azucarera. La precisión media promedio (mAP) obtenida fue del 75.1 % para la base de datos original y del 82.9 % para la base de datos con imágenes sintéticas. Además, la precisión media (AP) presentada para la detección de las plantas de la maleza de interés y el cultivo objetivo fue del 76.1 % y 89.7 %, respectivamente.

Por su parte, You *et al.* (2020) presentaron una red neuronal profunda para la segmentación semántica de malezas y cultivos, la cual trabaja con imágenes que comprenden el espectro RGB y NIR como entradas. La red propuesta fue evaluada en dos bases de datos públicas de prueba distintas, obteniendo una intersección en la unión promedio (mIOU) del 89.01 % para la base de datos Bonn y del 72.94 % para la base de datos Stuttgart. La red superó en efectividad a otros modelos de segmentación semántica evaluados.

Adicionalmente, Xu *et al.* (2021) diseñaron una red neuronal de convolución de tres canales para imágenes RGB-D de visión estéreo para la detección de distintos tipos de malezas en campos de trigo. Los resultados experimentales mostraron que el promedio de la precisión media (mAP) fue del 36.1 % para la detección de pastos considerados como malezas y del 42.9 % para las plantas de maleza de hoja ancha. Los resultados obtenidos en el trabajo mencionado mejoran el desempeño de investigaciones que solamente utilizaron imágenes RGB. La red propuesta utiliza información multimodal que se puede extraer de las imágenes RGB en combinación con las imágenes de profundidad para la clasificación y detección de objetos.

En el estudio de Ying *et al.* (2021b), se propuso una mejora en el modelo de detección de objetos YOLOv4, específicamente para la detección de malezas en campos de zanahorias. Se desarrolló un modelo de red más ligero llamado YOLOv4-weeds, que sustituye la red troncal de la red YOLOv4 por la red MobileNetV3-Small, en combinación con convoluciones separables en profundidad, una estructura residual invertida y un mecanismo para la reducción

de memoria. Se evaluaron diferentes tasas de aprendizaje y se encontró un valor óptimo, logrando en los resultados experimentales un mejor rendimiento global que los modelos YOLOv4, YOLOv4tiny, YOLOv3 y YOLOv3-tiny, con un porcentaje del 88.46 % en el promedio de la precisión media (mAP) para la detección de malezas.

Por otra parte, Picon *et al.* (2022) presentaron un modelo de segmentación de aprendizaje profundo que es capaz de distinguir entre diferentes especies de plantas a nivel de píxel. Se propuso una modificación en la arquitectura de la red Pyramid Scene Parsing Network (PSPNet), cambiando la red original que funge como columna vertebral de extracción de características por una red de clasificación. El desempeño del modelo se evaluó mediante la precisión equilibrada (BAC) y el coeficiente Dice-Sørensen (DSC) en distintas bases de datos. Se obtuvo una puntuación del coeficiente DSC de 25.32 para un conjunto de imágenes reales de campo, mejorando el rendimiento cuando este conjunto de datos se combina con un conjunto de datos de clases monoespecíficas (DSC=47.97) o un conjunto de datos sintéticos (DSC=45.20). Según Picon *et al.* (2022), los resultados obtenidos en este trabajo mejoran los resultados que se logran sin las modificaciones del modelo utilizado.

Quan *et al.* (2022) presentaron un sistema de control mecánico de malezas que puede eliminar malezas en el espacio entre plantas utilizando herramientas de aprendizaje profundo. Para discriminar entre las plantas de cultivo de maíz y las de malezas, los autores implementaron el modelo de red neuronal profunda de convolución YOLOv3 para evitar daños al cultivo. Se estableció una zona objetivo de deshierbe y una zona segura para el cultivo. La zona segura se obtuvo calculando la posición del centroide de las plantas de maíz y aplicando el índice de exceso de verde para binarizar las imágenes. El sistema de detección basado en YOLOv3 logró un desempeño promedio de precisión del 93.43 % en la detección de maíz y dos tipos de malezas. La precisión de detección del maíz fue del 98.5%, mientras que la precisión media de detección de las malas hierbas fue del 90.9 % (94.7 % para malezas de hoja ancha y 87.1 % para gramíneas).

Por otro lado, Chen *et al.* (2022) propusieron el modelo YOLO-sesame, una mejora del modelo YOLOv4 para la detección de malezas en el cultivo de sésamo. El modelo incluyó un mecanismo de atención y una estructura adaptativa de fusión de características para abordar las grandes diferencias en el tamaño de las plantas de las malezas. Los resultados de las pruebas experimentales mostraron que YOLO-sesame superó en rendimiento de detección a otros modelos, como Fast R-CNN, SSD, YOLOv3, YOLOv4 y YOLOv4-tiny, logrando una puntuación F1 de 91 % y 92 % para las plantas de sésamo y las de malezas, respectivamente. El mAP fue del 96.16 % de manera global (95.31 % para el sésamo y 97.01 % para las malezas).

En un estudio reciente realizado por Dang *et al.* (2023), se evaluaron varios modelos pertenecientes a la arquitectura de red profunda de convolución para la detección de objetos YOLO en sus distintas variantes, con el objetivo de identificar 12 tipos diferentes de malezas para el cultivo de algodón. Se utilizaron un total de 25 modelos de detección y se evaluaron mediante validación cruzada Monte-Carlo con 5 réplicas, utilizando una base de datos que los autores recopilaron en condiciones de campo nombrada como CottonWeedDet12. Los resultados obtenidos indicaron que el modelo YOLOv4 obtuvo la precisión media (mAP) más alta para un umbral de detección igual a 0.5 (mAP<sub>50</sub>) con un valor del 95.22 %, mientras que en términos del mAP [0,5:0,95], el modelo Scaled-YOLOv4 obtuvo la precisión media más alta con un valor del 89.72 %. Los modelos YOLOv5n y YOLOv5s, según los autores, mostraron un gran potencial para la detección de malezas en tiempo real, aunque aún hay espacio para la mejora de los resultados.

Aún con los recientes avances en la implementación de redes neuronales para la detección y segmentación de malezas en diferentes cultivos agrícolas, aún existen desafíos en la detección y segmentación de malezas en entornos agrícolas complejos. Es necesario continuar investigando para mejorar la precisión y la velocidad de los algoritmos de detección y segmentación de malezas y cultivos agrícolas. Además, el constante desarrollo de modelos de

convolución para la detección de objetos requiere de evaluaciones en distintos escenarios y variabilidad que el entorno agrícola presenta, para determinar su eficacia en la detección en el campo agrícola y la producción de alimentos.

En este trabajo se propone generar una base de datos a partir de capturas de imágenes en campos de cultivo de maíz, y evaluar cuatro arquitecturas de redes neuronales de convolución para la detección de objetos y una para la segmentación de instancias para la tarea de discriminar el cultivo de las plantas de malezas.

### **3.2. Materiales y métodos**

En el contexto de esta investigación, se ha concebido un sistema de visión artificial con el propósito de llevar a cabo una discriminación precisa entre las plantas de maíz y las malezas que prosperan en campos cultivados en hileras. Este sistema incorpora componentes esenciales, tales como una cámara de visión RGB-D y una unidad de procesamiento informático. El desarrollo de este sistema se llevó a cabo siguiendo un enfoque meticuloso que comprende diversas etapas de suma trascendencia. En primer lugar, se prestó gran atención a la construcción de una base de datos de imágenes digitales, que abarca una amplia variedad de escenarios y condiciones de iluminación. Esta base de datos desempeña un papel crítico al proporcionar las imágenes requeridas para el entrenamiento y la validación de las redes neuronales convolucionales (CNN) que se implementaron en el estudio. Posteriormente, se procedió con el entrenamiento de estas redes, abordando dos aspectos clave, la detección de objetos y la segmentación de instancias. El entrenamiento se llevó a cabo en diferentes configuraciones con el fin de mejorar la precisión y la versatilidad de los modelos. Por último, el sistema se evaluó para medir el desempeño y la eficacia de las redes CNN. Este enfoque completo combina tecnologías avanzadas de visión por computadora con el potencial del aprendizaje profundo, presentándose como una solución innovadora con el potencial de revolucionar la agricultura de precisión y la gestión de cultivos.

### **3.2.1. Localización**

La recopilación de imágenes para construir el conjunto de datos imágenes digitales, se llevó a cabo en las instalaciones de la Universidad Autónoma Chapingo (UACH), al interior del Campo Agrícola Experimental ( $19^{\circ}29'23''\text{N}$   $98^{\circ}53'37''\text{O}$ ) en cultivos de maíz con diferentes estados de desarrollo en condiciones de campo abierto, contemplándose también un pequeño conjunto de imágenes tomadas de plantas de maíz y malezas sembradas en macetas que se encontraban establecidas como experimento dentro del Laboratorio de Modelación y Automatización de Biosistemas de la UACH.

Las imágenes de campo en las parcelas de cultivo se capturaron durante el periodo de mayo a junio de 2021 y en el periodo de junio a julio de 2022, recopilando durante julio y agosto de 2021 los datos del experimento establecido con plantas de maíz y malezas en macetas en condiciones controladas. La recolección de imágenes se llevó a cabo semanalmente con horarios intercalados que iban desde las 8:00 a.m. hasta las 17:00 p.m. para las capturas en campo abierto, mientras que las imágenes del experimento en maceta se capturaron semanalmente en un horario de 8.00 a.m. a 11:00 a.m.

### **3.2.2. Sistema de visión artificial**

La captura de datos para desarrollar la base de datos de imágenes digitales se realizó a partir de un sistema de visión artificial móvil (Figura 8), que consistió de una cámara RGB-D de visión estéreo ZED 2 (Stereolabs Inc., San Francisco, CA, USA) conectada a una computadora portátil utilizada como unidad de almacenamiento y que se encontraban montados a una estructura móvil que circulo al interior de distintas parcelas sembradas con maíz, tomando como referencia de avance las hileras del cultivo. La cámara se posicionó de manera centrada con relación a la hilera de siembra del cultivo de maíz a una altura de 30 centímetros para las etapas vegetativas de V1 a V3 y a 60 centímetros a partir de la etapa V4; para ambas alturas, la inclinación de la cámara fue de  $70^{\circ}$  con respecto al suelo, posición dada por el sistema de sujeción del dispositivo de captura, con lo que se evitó tener únicamente tomas perpendiculares de la parte

superior de las plantas añadiendo una perspectiva visual adicional en las imágenes.

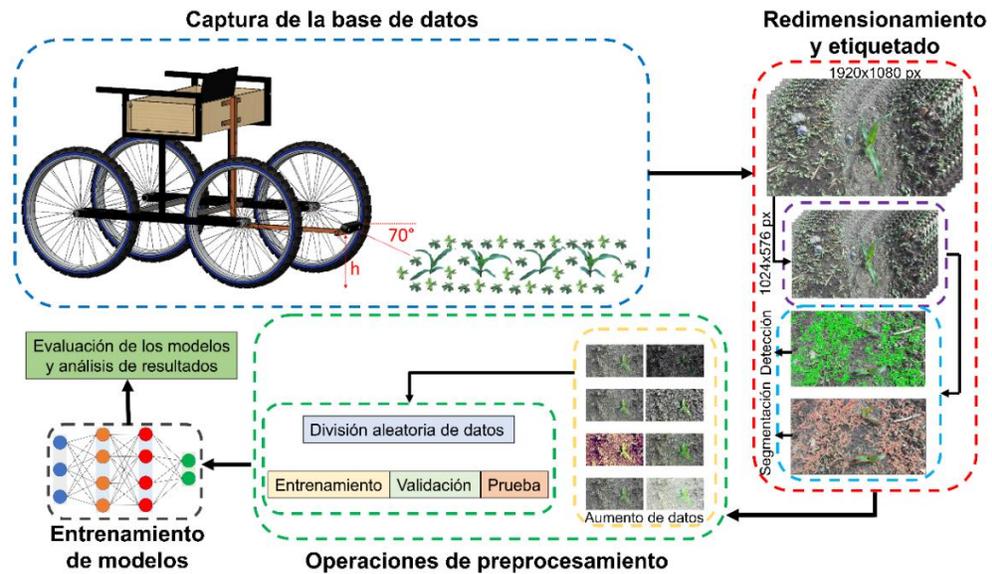


Figura 8. Flujo de trabajo implementado en la discriminación de plantas de maíz y de malezas.

La cámara utilizada consta de dos lentes con sensores de imagen dual de 4 megapíxeles y una separación de 10 centímetros entre ellas. La resolución de salida de lado a lado para la captura de video a 1080 píxeles a 30 cuadros por segundo fue de 3840x1080 píxeles, generando imágenes individuales (izquierda y derecha) de 1920x1080 píxeles, con un campo de visión de 110° horizontal y 70° vertical. La computadora portátil que se utilizó como unidad de almacenamiento fue un dispositivo Intel Core i7- 8750H con 16.0 GB de memoria RAM y 1 TB de espacio de almacenamiento en el disco duro. La cámara RGB-D capturó videos del cultivo de maíz y las plantas de malezas con un formato de extensión propia, una vez obtenidos los videos, utilizando el Software Develoment Kit 3.5.6 (SDK 3.5.6) e implementando un algoritmo en el lenguaje de programación Python, se extrajeron y rectificaron las imágenes de los videos almacenados en el sistema de visión.

### 3.2.3. Base de datos

El conjunto de datos utilizado en esta investigación consistió en imágenes digitales del cultivo de maíz (*Zea mays*) en distintas etapas de desarrollo y con diferentes tipos y niveles de infestación de malezas, incluyendo distintos grados de residuos orgánicos de ciclos de siembra pasados que en conjunto con el suelo aparecen en algunas de las imágenes siendo parte del fondo como se muestra en la Figura 9.



Figura 9. Imágenes muestra de la base de datos utilizada en la tarea de discriminación de plantas de maíz y de malezas.

Se recolectaron un total de 1350 imágenes de diferentes campos de maíz, con un tamaño de imágenes normalizadas de 1920x1080 píxeles. Originalmente, la base de datos consistió en 1250 fotografías las cuales se dividieron en un porcentaje de 80-20 para entrenamiento y validación, respectivamente. Dejando 100 imágenes para probar los modelos.

Al ser modelos de aprendizaje supervisado, tanto los modelos de detección como los de segmentación requieren información sobre la localización de los objetos de interés en las imágenes. De esta manera, para la base de datos generada, como se muestra en la Figura 8, se generaron anotaciones en distintos formatos utilizando las herramientas LabelImg (Tzutalin, 2015) y Make Sense (Skalski, 2019). La base de datos para segmentación consistió únicamente de 250 imágenes etiquetadas. Dada la laboriosidad que este tipo de anotaciones implica, solo se dejaron 38 imágenes para evaluar esta tarea.

### 3.2.4. Preprocesamiento de datos

Para mejorar la calidad y cantidad de la base de datos antes de entrenar los modelos de aprendizaje profundo, se realizaron varias operaciones de preprocesamiento, las cuales incluyeron un redimensionamiento de cada imagen a 1024x576 píxeles para adaptarlas a los modelos, y una transformación de aumento de datos que consistió en la aplicación de distintos algoritmos a nivel de píxeles para generar nuevas imágenes artificiales y así aumentar la cantidad de muestras de entrenamiento (Figura 10). La nueva base de datos resultante para detección de objetos incluyó 10,000 imágenes, divididas en los porcentajes de 70-15-15 para cada una de las etapas de entrenamiento, validación y prueba respectivamente. Por otro lado, el conjunto de datos aumentados para la segmentación de instancias contó con 2,000 imágenes divididas en los mismos porcentajes que la base de datos para detección.

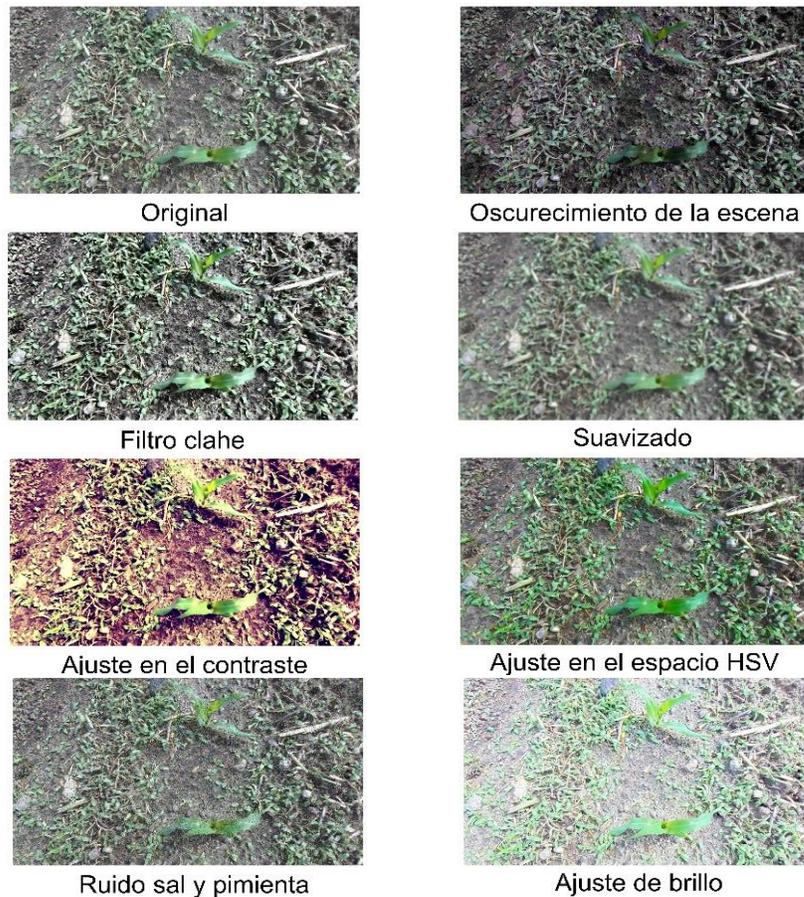


Figura 10. Imagen muestra aumentada para incrementar la base de datos.

Una vez organizada la base de datos con las imágenes etiquetadas y los porcentajes establecidos para las etapas de entrenamiento, validación y prueba; se generó un espacio de trabajo virtual para gestionar las imágenes a partir del formato de etiquetado, utilizando la plataforma para proyectos de visión por computadora Roboflow (Dwyer *et al.*, 2022). Roboflow proporciona herramientas para simplificar y mejorar el flujo de trabajo en el entrenamiento de modelos de detección de objetos y segmentación de imágenes. La plataforma incluye una variedad de herramientas para procesar y etiquetar imágenes en distintos formatos, entrenar modelos de aprendizaje profundo, evaluar y comparar modelos, y desplegar modelos entrenados. También ofrece un conjunto de modelos pre-entrenados y una gran cantidad de conjuntos de datos de acceso público para entrenar modelos de visión por computadora.

### **3.2.5. Entrenamiento de los modelos**

Para discriminar las plantas de malezas de las plantas de maíz a partir de la detección y segmentación de imágenes, se entrenaron y evaluaron cuatro algoritmos de aprendizaje profundo basados en dos arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN) distintas. Este tipo de modelos de convolución fueron desarrollados para la tarea de detección de objetos, principalmente en imágenes. Los pesos pre-entrenados generados a partir de la evaluación de los modelos en distintas bases de datos de acceso público de prueba se pueden utilizar en distintas tareas de detección. Permitiendo adaptar los valores previamente generados en una tarea particular de detección o segmentación a partir del reentrenamiento de las redes.

Generalmente, los modelos de detección presentan dos partes principales, Bochkovskiy *et al.* (2020) de acuerdo con Dang *et al.* (2023) mencionan que estas partes son una columna vertebral y un cabezal o cabeza, en donde la columna vertebral se encarga de la extracción de características de las imágenes de entradas y la cabeza lleva a cabo la clasificación para la predicción de clases y cuadros delimitadores de la detección de objetos.

A su vez, tal como lo describen L. Liu *et al.* (2020) según Dang *et al.* (2023), la parte de la cabeza de las arquitecturas neuronales para la detección de objetos pueden clasificarse como de una o dos etapas (Figuras 11 y 12), dependiendo de si los modelos generan o no propuestas de regiones (Figura 14).

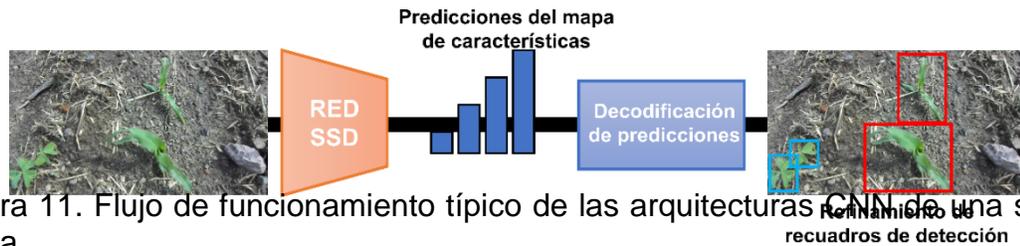


Figura 11. Flujo de funcionamiento típico de las arquitecturas CNN de una sola etapa.

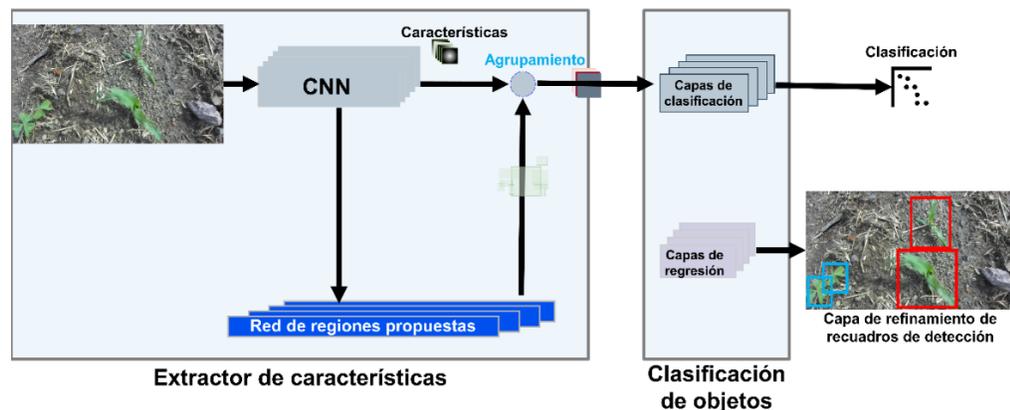


Figura 12. Flujo de funcionamiento típico de las arquitecturas CNN de dos etapas.

La arquitectura de la red YOLO (Redmon *et al.*, 2016) como detector de objetos, utilizan un cabezal de una etapa que clasifica y localiza los objetos en una sola toma utilizando un muestreo denso (Dang *et al.*, 2023) (Figura 13). Mientras que, los detectores derivados de la arquitectura Faster R-CNN (Ren *et al.*, 2016) presentan una cabeza basada en una red de propuesta de regiones (RPN). De esta manera, la arquitectura completa de las redes basadas en Faster R-CNN, realiza la identificación de los objetos en dos etapas; comenzando con la generación de propuesta de regiones a partir del mapa de características generado por la columna vertebral y finalizando con las predicciones de las cajas delimitadoras y clases de detección.

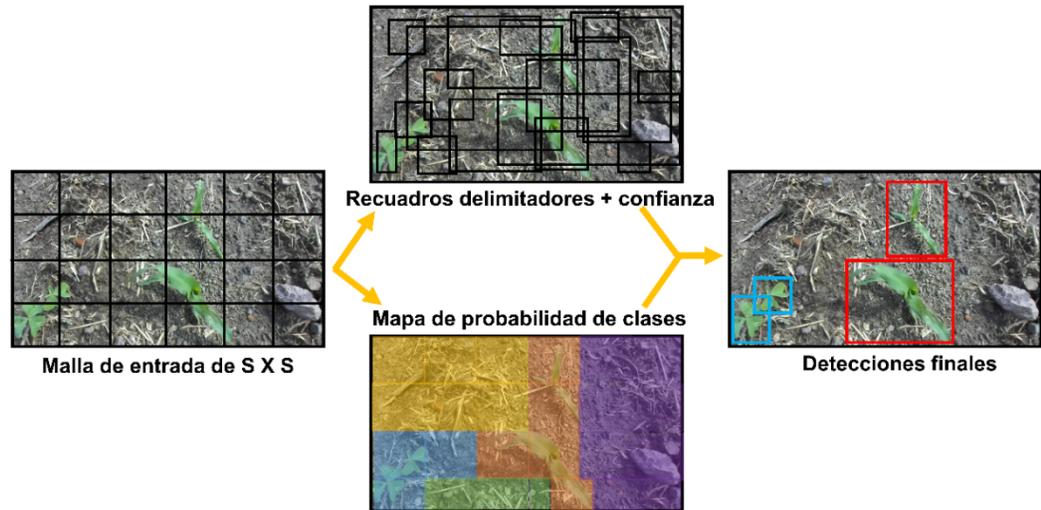


Figura 13. Detección de objetos a partir de la arquitectura de un modelo YOLO.

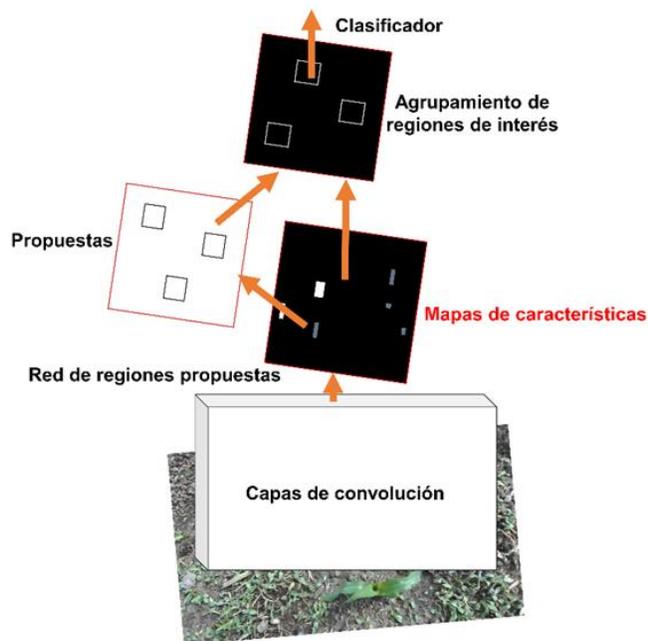


Figura 14. Detección de objetos a partir de la arquitectura de dos etapas del modelo Faster R-CNN.

Aunque generalmente los modelos de segmentación constan de una etapa de codificación y otra de decodificación, en algunos casos, las arquitecturas de los modelos de detección como Faster R-CNN o algunos de los modelos más recientes de los detectores YOLO (v5 a v8), pueden implementarse como una base de redes neuronales para segmentación de objetos.

Los modelos de detección se entrenaron bajo 3 escenarios distintos, siendo el primero de ellos el entrenamiento de la base de datos original utilizando dos categorías de detección Maíz y Maleza. El segundo consistió en entrenar las redes utilizando una base de datos aumentada a partir de imágenes sintéticas y utilizando las mismas clases de detección del primer escenario. Para el tercer escenario, y dado el desbalance presente en la base de datos original teniendo una sobrerrepresentación para la categoría de detección establecida como Maleza, a partir del entrenamiento de los modelos utilizando tres clases de detección y un aumento de datos sintético, se trató de desviar el posible sesgo a favor de la clase sobre representada. De este modo, la categoría Maleza se dividió en Maleza de Hoja Ancha y Maleza de Hoja Angosta, mientras que la categoría de Maíz se mantuvo igual.

El modelo de segmentación se aplicó utilizando los mismos escenarios de entrenamiento que los modelos de detección.

Los modelos se entrenaron utilizando el entorno de desarrollo en la nube de código de acceso abierto Google Colaboratory utilizando un entorno de ejecución con acelerador de hardware de GPU y una configuración de alta capacidad de RAM contando con un servidor con 89.3 GB en la Unidad de Procesamiento Gráfico (GPU) y 16 GB en la RAM del sistema, un espacio de almacenamiento disponible de 166.83 GB en la sesión la cual se enlazó con el servicio de almacenamiento Google Drive para guardar los resultados obtenidos con una capacidad de 2 TB. El acelerador de GPU que se utilizó fue la arquitectura NVIDIA Tesla P100 de 3584 CUDA cores.

### **Modelos de detección**

Se seleccionaron cuatro modelos que utilizan técnicas avanzadas de aprendizaje profundo para la detección de objetos en imágenes, cada uno con enfoques y componentes ligeramente diferentes. Dichos modelos corresponden a los dos tipos de arquitectura en que suelen dividirse las redes de detección de objetos, de dos y una etapa. Las arquitecturas de los modelos de detección como de

Faster R-CNN y YOLO, pueden incorporar distintos modelos profundos de convolución como columna vertebral o extractor de características. De esta manera, las arquitecturas de dos etapas elegidas representan redes de detección de objetos utilizadas en distintas aplicaciones y que han demostrado tener un desempeño muy sólido con distintas métricas, siendo consideradas como algunas de las mejores opciones para la detección. Por otro lado, las redes de una sola etapa seleccionadas representan modelos de reciente creación, presentando resultados llamativos en el estado del arte en cuanto a su desempeño y que son avalados por el comportamiento de redes anteriores de la misma familia.

En cuanto a las redes derivadas del modelo Faster R-CNN, Faster R-CNN ResNet50v1 (Ren *et al.*, 2016) utiliza la arquitectura de red convolucional profunda ResNet50 (He *et al.*, 2015) como extractor de características de las imágenes y un método de detección de dos etapas que utiliza propuestas de regiones para detectar los objetos. El modelo primero genera regiones de interés (ROIs) y luego clasifica y regresa las cajas delimitadoras para cada objeto detectado. Faster R-CNN Inception ResNet v2 (Huang *et al.*, 2017) a su vez, es un modelo de detección de objetos que utiliza la red neuronal convolucional Inception ResNet (Szegedy *et al.*, 2016) como extractor de características de imágenes, y también utiliza el método de detección de dos etapas con propuestas de regiones para detectar objetos en la imagen.

A su vez, YOLOv7 (C. Y. Wang *et al.*, 2022) y YOLOv8 (Jocher *et al.*, 2023) representan los modelos más recientes pertenecientes a las arquitecturas de detectores de la familia YOLO. Tal como se establece en la información presentada por Dwyer *et al.* (2022), YOLOv7 busca lograr una detección de objetos más precisa y rápida mediante la optimización de las capas convolucionales de la red neuronal. Para lograr esto, la red presenta cambios, con respecto a sus predecesores, en la arquitectura y en los procesos de entrenamiento, incluyendo técnicas de agregación de capas eficientes, técnicas de escalado de modelos y técnicas de re parametrización. La arquitectura

YOLOv7 también incluye una cabeza auxiliar para mejorar la precisión de la detección de objetos. Por otra parte, dada su corta existencia, tal como se menciona en el contenido de la plataforma de Dwyer *et al.* (2022), YOLOv8 aún se encuentra en desarrollo activo, por lo que no se cuenta con un documento oficial de este modelo y la información al respecto de su desarrollo es escasa. Sin embargo, a partir del repositorio oficial de Ultralytics (2023), se puede mencionar que YOLOv8 se basa en la detección libre de anclaje, lo que significa que predice directamente el centro de un objeto en lugar de la compensación desde una caja de anclaje conocida. El modelo presenta cambios en las convoluciones y en la forma en que se concatenan las características en la red, lo que reduce el número de predicciones de caja y la cantidad de parámetros necesarios, lo que a su vez mejora la velocidad y la eficiencia del modelo.

Los dos modelos de dos etapas Faster R-CNN ResNet50v1 y Faster R-CNN Inception ResNet v2 se implementaron utilizando el lenguaje de programación Python y las bibliotecas de código abierto TensorFlow (Abadi *et al.*, 2015) y Keras (Chollet, 2015). Ambos modelos se entrenaron con una duración de 200,000 pasos. El modelo con ResNet50 se implementó con una tasa de aprendizaje del 0.08 para un tamaño de lote de 8 y un anclaje de 1024x1024. A su vez, el modelo con Inception ResNet v2 se entrenó a partir de una tasa de aprendizaje de 0.002 para un conjunto de lote de 2 y un anclaje de 1333x800.

Por otro lado, los dos detectores YOLO se implementaron a partir de la biblioteca de código abierto Pytorch y se entrenaron durante 500 épocas, ambos con un anclaje de 640x640 y una tasa de aprendizaje de 0.01 para un tamaño de lote de 8 para el modelo YOLOv7 y de 16 para la red YOLOv8. Para ambos modelos se utilizó la variante small, es decir, los modelos se entrenaron a partir de los pesos pre entrenados YOLOv7s y YOLOv8s respectivamente.

### **Modelos de segmentación de instancias**

En cuanto a la tarea de segmentación, se seleccionó únicamente el modelo de detección de objetos habilitado para realizar segmentación de instancias YOLOv7, red que muestra en el estado del arte, un desempeño muy fuerte en

algunas tareas, como la detección de objetos pequeños, siendo muy reciente la incorporación de la parte final, para realizar segmentación de instancias, dentro de su arquitectura.

YOLOv7 para segmentación de instancias es una extensión de la arquitectura base del modelo utilizado para detección de objetos, siendo la principal diferencia el agregado de módulos de decodificación para generar máscaras de segmentación para cada objeto detectado en las imágenes. Los módulos de decodificación utilizan técnicas de upsampling y convolución para generar máscaras de alta resolución para cada objeto.

La red para segmentación de instancias se entrenó a partir de los pesos pre entrenados del modelo YOLOv7-seg utilizando la biblioteca de código abierto Pytorch durante 500 épocas, con un anclaje de 640x640 y una tasa de aprendizaje de 0.01 para un tamaño de lote de 8.

### **3.2.6. Evaluación de los modelos**

Los modelos de detección de objetos y de segmentación de instancias entrenados fueron evaluados con un conjunto de datos de prueba separados de la base de datos que participó en las etapas de entrenamiento y validación de las redes implementadas.

Para evaluar el desempeño de los modelos de detección de objetos y segmentación de instancias entrenados, se utilizó la medida de precisión media promedio (mAP), que es una métrica comúnmente utilizada en estas tareas. En general, cuanto más alto sea el valor de mAP tanto en la detección de objetos, como en la segmentación de instancias, mejor será la capacidad del modelo para detectar y segmentar objetos individuales con precisión en diferentes situaciones.

En la detección de objetos, el mAP es una medida que combina la precisión y la sensibilidad del modelo en la detección de objetos. La precisión se refiere a la proporción de predicciones correctas (objetos detectados correctamente) en relación con todas las predicciones realizadas por el modelo. La sensibilidad se

refiere a la proporción de objetos detectados correctamente en relación con todos los objetos presentes en la imagen. Para calcular el mAP, se utilizó el método de evaluación de detección de objetos COCO (Common Objects in Context) que calcula la precisión promedio en diferentes umbrales de confianza (probabilidad de detección) y toma el promedio de estas precisiones.

De igual manera, en la evaluación de la tarea de segmentación de instancias, el mAP es una medida que combina la precisión y la sensibilidad del modelo en la detección y segmentación de objetos individuales en una imagen. La precisión en este caso se refiere a la proporción de píxeles clasificados correctamente como objeto en relación con todos los píxeles clasificados como objeto. En cuanto a la sensibilidad, se refiere a la proporción de píxeles clasificados correctamente como objeto en relación con todos los píxeles que pertenecen a un objeto en la imagen. Para calcular el mAP en la segmentación de instancias, se implementó el método de evaluación de segmentación de instancias COCO que calcula la precisión promedio en diferentes umbrales de intersección sobre unión (IoU) y toma el promedio de estas precisiones.

Para poder calcular el mAP de los modelos implementados, se utilizó la interfaz de la aplicación desarrollada por Padilla *et al.* (2021). Se estableció como umbral de confianza el valor de 0.5, considerando únicamente las probabilidades de detección iguales o superiores a este valor. A su vez, se evaluaron distintos umbrales de IoU, iniciando con 0.5, seguido de 0.75 y terminando con 0.90.

### 3.3. Resultados y discusión

Se presentan los resultados obtenidos por los modelos utilizados, en términos de la precisión media promedio (mAP), tanto en la detección de objetos como en la segmentación de instancias, en la tarea de discriminar las plantas del cultivo de maíz de las de malezas.

En la aplicación de detección, el modelo YOLOv7 superó a los demás modelos en los escenarios de evaluación planteados y para la mayoría de los diferentes valores seleccionados de IoU. Esta tendencia se pudo observar desde la etapa de entrenamiento de los modelos en donde el escenario con mejor desempeño para el  $mAP_{50}$  fue la utilización de un aumento de datos y 3 clases de detección con 96.9 %, seguido muy de cerca por el escenario de aumento de datos y 2 categorías de detección, como se muestra en la Figura 15.

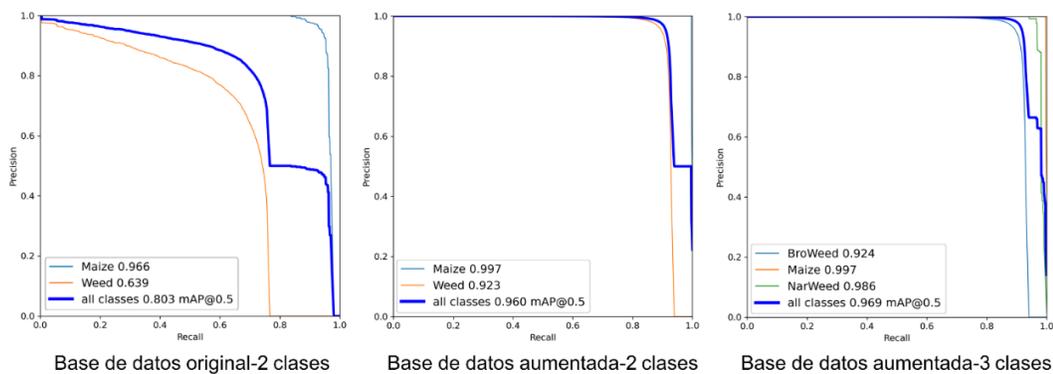


Figura 15. Área bajo la curva de la etapa de entrenamiento del modelo YOLOv7 para la detección de objetos en tres escenarios diferentes.

En cuanto la evaluación de los modelos utilizados se observa que para la base de datos original (Cuadro 15) el mejor desempeño del modelo fue de 69.7 % para el  $mAP_{50}$  de manera global. Mientras que el mejor valor para la detección de maíz fue de 86.9 %  $AP_{50}$  y el de malezas 52.4 %  $AP_{50}$ .

Cuadro 15. Resultados de evaluación de los modelos de detección utilizando 2 clases sin aumento de datos.

Métricas		Modelos			
		Faster R-CNN Resnet50	Faster R-CNN Inception Resnet v2	YOLOv7	YOLOv8
Global	mAP <sub>50</sub>	0.387	0.535	<b><u>0.697</u></b>	0.589
	mAP <sub>75</sub>	0.207	0.326	0.476	0.411
	mAP <sub>90</sub>	0.039	0.049	0.192	0.131
Maíz	AP <sub>50</sub>	0.465	0.665	<b><u>0.869</u></b>	0.732
	AP <sub>75</sub>	0.366	0.551	<u>0.759</u>	0.656
	AP <sub>90</sub>	0.077	0.097	0.378	0.255
Maleza	AP <sub>50</sub>	0.387	0.406	<b><u>0.524</u></b>	0.445
	AP <sub>75</sub>	0.049	0.101	0.194	0.166
	AP <sub>90</sub>	0.000	0.001	0.006	0.007

Cuadro 16. Resultados de evaluación de los modelos de detección utilizando 2 clases y aumento de datos.

Métricas		Modelos			
		Faster R-CNN Resnet50	Faster R-CNN Inception Resnet v2	YOLOv7	YOLOv8
Global	mAP <sub>50</sub>	0.547	0.652	<b><u>0.863</u></b>	0.816
	mAP <sub>75</sub>	0.349	0.476	0.728	0.699
	mAP <sub>90</sub>	0.068	0.205	0.454	0.467
Maíz	AP <sub>50</sub>	0.826	0.933	<b><u>0.959</u></b>	0.949
	AP <sub>75</sub>	0.645	0.825	0.923	0.900
	AP <sub>90</sub>	0.136	0.406	0.773	0.759
Maleza	AP <sub>50</sub>	0.268	0.371	<b><u>0.767</u></b>	0.683
	AP <sub>75</sub>	0.052	0.126	<u>0.532</u>	0.499
	AP <sub>90</sub>	0.001	0.004	0.134	0.174

El mejor valor global de YOLOv7 para el escenario de aumento de datos utilizando dos clases de detección (Cuadro 16) fue de 86.3 % mAP<sub>50</sub>. En este escenario, el mejor desempeño para la detección de maíz fue de 95.9 % AP<sub>50</sub> y el de malezas de 76.7 % AP<sub>50</sub>. Se observa que se presentó una mejora sustancial de manera global y por cada categoría de detección utilizada, con respecto al escenario anterior en donde se tomó en cuenta la base de datos original.

Con respecto al escenario que consideró tres clases de detección y un aumento de datos (Cuadro 17), se observa que el mejor desempeño global por parte de

YOLOv7, fue de 72.5 % mAP<sub>50</sub>, mientras que la detección de maíz obtuvo su mejor valor con 95.8 % AP<sub>50</sub> y a su vez un promedio de 60.9 % AP<sub>50</sub> para la detección de malezas con 76.3 % y 45.4 % AP<sub>50</sub> para las malezas de hoja ancha y de hoja angosta respectivamente.

Cuadro 17. Resultados de evaluación de los modelos de detección utilizando 3 clases con aumento de datos.

Métricas		Modelos			
		Faster R-CNN Resnet50	Faster R-CNN Inception Resnet v2	YOLOv7	YOLOv8
Global	mAP <sub>50</sub>	0.396	0.511	<b><u>0.725</u></b>	0.646
	mAP <sub>75</sub>	0.239	0.357	0.609	0.556
	mAP <sub>90</sub>	0.036	0.129	0.374	0.366
Maíz	AP <sub>50</sub>	0.819	0.919	<b><u>0.958</u></b>	0.936
	AP <sub>75</sub>	0.639	0.803	0.920	0.886
	AP <sub>90</sub>	0.106	0.373	0.772	0.753
Maleza de hoja ancha	AP <sub>50</sub>	0.259	0.383	<b><u>0.763</u></b>	0.603
	AP <sub>75</sub>	0.049	0.137	0.536	0.465
	AP <sub>90</sub>	0.001	0.004	0.129	0.157
Maleza de hoja	AP <sub>50</sub>	0.109	0.231	<b><u>0.454</u></b>	0.398
	AP <sub>75</sub>	0.031	0.132	0.371	0.315
	AP <sub>90</sub>	0.001	0.012	0.220	0.187

Es evidente que, aunque en el último escenario de evaluación mejora los resultados del primer escenario, no supera los valores del escenario que plantea la utilización de dos clases de detección y un aumento de datos, principalmente en el desempeño global y en el de detección de malezas, ya que para la detección de plantas de maíz el valor es prácticamente el mismo.

En la tarea de segmentación de instancias, el modelo YOLOv7 presentó un comportamiento muy similar a lo ocurrido en la tarea de detección, obteniendo el mejor desempeño para el escenario en donde se utilizó un aumento de datos y tres categorías de segmentación con 89.4 % mAP<sub>50</sub> de manera global como se observa en la Figura 16.

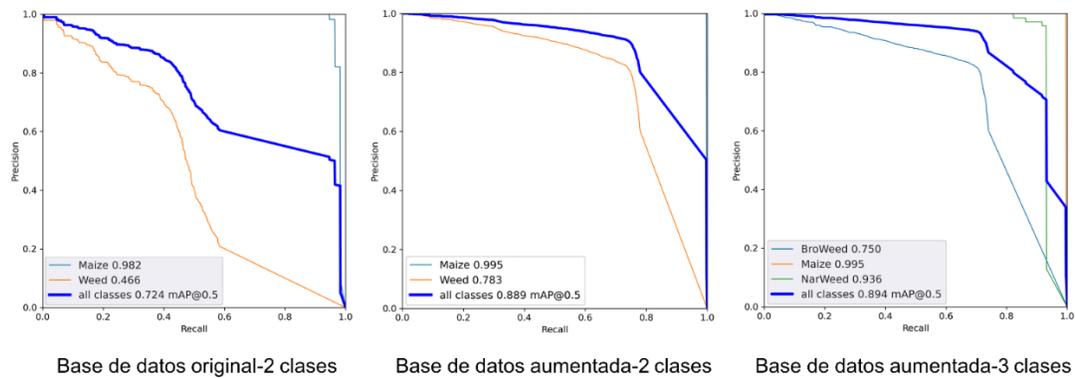


Figura 16. Área bajo la curva de la etapa de entrenamiento del modelo YOLOv7 para la segmentación de instancias en tres escenarios diferentes.

Los resultados de la evaluación del modelo YOLOv7 para segmentación de instancias (Cuadro 18), muestran un valor de mAP<sub>50</sub> global de 59.5 %, para la segmentación de la base de datos original utilizado dos categorías de segmentación. Mientras que para la base de datos aumentada y con dos clases de segmentación se obtuvo un 93.9 % mAP<sub>50</sub> global, y una mAP<sub>50</sub> global de 88.0 % para el escenario que utiliza un aumento de datos y tres clases de segmentación.

En cuanto a la segmentación de cada clase, el primer escenario mostró valores de 80.2 % y 38.8 % AP<sub>50</sub> para maíz y malezas respectivamente. En el segundo escenario la segmentación de maíz presentó una AP<sub>50</sub> de segmentación de 98.8 % y 89.1 % para malezas, siendo estos los valores más altos en los diferentes escenarios planteados, ya que para el último escenario se obtuvo 96.7 % AP<sub>50</sub> para la segmentación de maíz y 83.8 % AP<sub>50</sub> en promedio para las malezas con 90.8 % y 76.7 % AP<sub>50</sub> para malezas de hoja ancha y malezas de hoja angosta respectivamente.

Cuadro 18. Resultados de evaluación del modelo de segmentación de instancias para los escenarios planteados.

Métricas		Modelo			
		YOLOv7			
		Base de datos original 2 clases	Base de datos aumentada 2 clases	Base de datos aumentada 3 clases	
Global	mAP <sub>50</sub>	0.595	<u>0.939</u>	0.880	
	mAP <sub>75</sub>	0.411	0.869	0.828	
	mAP <sub>90</sub>	0.228	0.535	0.551	
Maíz	AP <sub>50</sub>	0.802	<u>0.988</u>	0.967	
	AP <sub>75</sub>	0.711	0.982	0.962	
	AP <sub>90</sub>	0.454	0.907	0.891	
Maleza	AP <sub>50</sub>	0.388	<u>0.891</u>	Hoja	0.908
					0.779
					0.189
	AP <sub>75</sub>	0.111	0.756	Hoja	0.767
					0.743
					0.572
AP <sub>90</sub>	0.000	0.163	Hoja		

De esta manera, al igual que en la tarea de detección, el aumento de datos utilizando dos categorías presenta el mejor desempeño en la tarea de segmentación de instancias.

Con esto, se puede mencionar que el contenido de la base de datos permite un análisis del desempeño del mejor modelo evaluado bajo diferentes situaciones. Por ejemplo la presencia de objetos pequeños o parcialmente visibles, la variación en la iluminación y el fondo, y la presencia de objetos superpuestos presentes en el fondo de la imagen, como se muestra en las Figuras 17 y 18. En la primera ilustración se muestra la comparación entre las detecciones verdadera, las predicciones del modelo evaluado con mejor desempeño para la discriminación de plantas y las predicciones del modelo de segmentación de instancias para la ausencia y presencia de residuos agrícolas y la presencia

únicamente de malezas en la escena. Así mismo, en la segunda imagen se muestra el comportamiento del mejor modelo de detección y la configuración con el mejor desempeño del modelo de segmentación de instancias para diferentes grados de infestación de malezas.

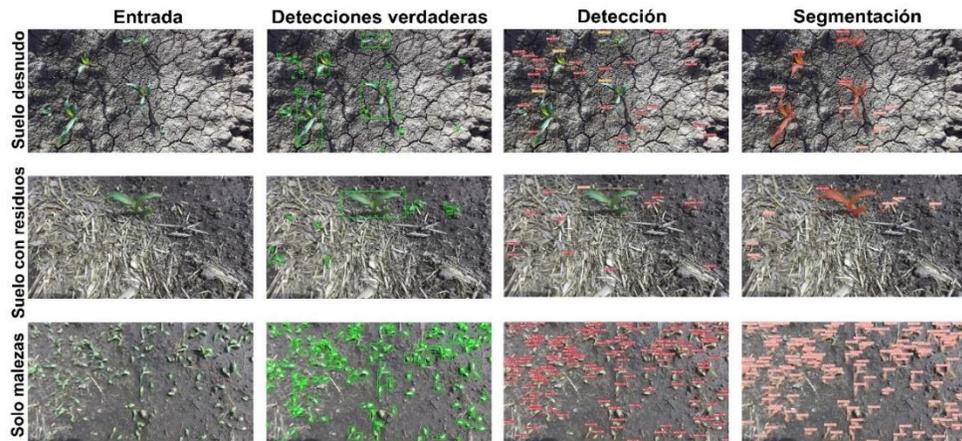


Figura 17. Ejemplo de predicciones de detección y segmentación del modelo YOLOv7 en imágenes de la base de datos de evaluación para la presencia de distintos objetos en el fondo de la imagen correspondiente al suelo agrícola.

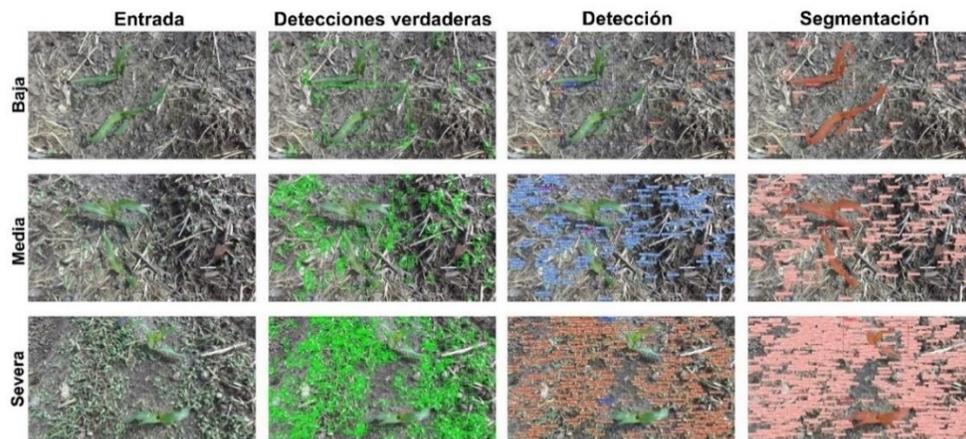


Figura 18. Ejemplo de predicciones de detección y segmentación del modelo YOLOv7 en imágenes de la base de datos de evaluación para distintos grados de infestación de malezas en el cultivo de maíz.

De los resultados se observa que el modelo con mejores resultados de evaluación (YOLOv7) es robusto en diferentes situaciones y puede detectar y segmentar objetos en condiciones agrícolas, con alta precisión.

Hasta este punto, los modelos de detección de objetos y segmentación de instancias utilizados han demostrado un desempeño altamente prometedor en la tarea de detectar y segmentar objetos en contextos agrícolas. Los resultados obtenidos respaldan de manera sólida la capacidad de lograr una discriminación precisa entre las plantas de maíz y las malezas mediante el empleo de enfoques de aprendizaje profundo.

En relación con el enfoque de detección, el modelo YOLOv7 ha destacado al exhibir un desempeño sobresaliente, superando tanto a los modelos de dos etapas Faster R-CNN Resnet50 y Faster R-CNN Inception Resnetv2, como al modelo de una sola etapa YOLOv8 en la tarea de detección. En cuanto a la segmentación de instancias, YOLOv7 ha demostrado su capacidad para segmentar las plantas de maíz y las malezas con una precisión extraordinaria.

Es relevante señalar que tanto la detección como la segmentación han mostrado mejoras considerables en su desempeño global a medida que se ha incrementado el volumen de datos de entrenamiento, aumentando la métrica global  $mAP_{50}$  de detección del 69.7 % al 86.3 % y la métrica  $mAP_{50}$  de segmentación del 59.5 % al 93.9 %. Sin embargo, se ha observado que el intento de mitigar el sesgo de sobre representación de la categoría maleza al dividirla en dos clases no ha contribuido de manera significativa a la mejora del rendimiento general (obteniendo un 72.5 % para detección y un 88.0 % para segmentación en  $mAP_{50}$ ). Por lo tanto, se infiere que, en el contexto de la base de datos generada, la utilización de dos clases junto con el aumento de datos es suficiente para lograr una discriminación efectiva de ambos tipos de plantas.

En consonancia con investigaciones previas en el estado del arte, como las realizadas por Dang *et al.* (2023), Chen *et al.* (2022) y Quan *et al.* (2022), que emplearon redes neuronales de convolución para la tarea de detección de cultivos y malezas, los resultados logrados en este trabajo también son notables. Sin embargo, lo más destacado de este estudio es la aplicación de la segmentación de instancias, donde se obtuvo un rendimiento bastante alto. Esto no solo demuestra un gran desempeño en la discriminación entre malezas y

maíz, sino que también indica una precisión de detalle a nivel de píxeles, lo cual va más allá de lo reportado en estudios anteriores.

### **3.4. Conclusiones**

Este estudio ha confirmado que es factible desarrollar aplicaciones de discriminación entre plantas de cultivos y malezas en entornos agrícolas a partir de imágenes digitales. Esta discriminación puede llevarse a cabo con diferentes niveles de precisión, ya sea mediante la detección o la segmentación. En ambos casos, las redes neuronales convolucionales se han revelado como herramientas efectivas para desarrollar estas aplicaciones. La elección de la red dependerá de los requisitos y recursos específicos de cada usuario, pero las arquitecturas más recientes del modelo YOLO, han demostrado ser opciones robustas y de alto rendimiento.

Además, los resultados generados resaltan la importancia de considerar las plantas de cultivo como referencia principal en el desarrollo de herramientas de control de malezas, especialmente cuando se busca implementar un enfoque mecánico en tiempo real. La disparidad en los tamaños de los objetos dentro de las imágenes puede haber influido en estos resultados, lo que subraya la necesidad constante de mejorar la capacidad de los modelos convolucionales en la detección y segmentación de objetos de menor tamaño. En resumen, el trabajo desarrollado puede ser una contribución importante al avance de la agricultura de precisión al proporcionar enfoques efectivos para la discriminación de cultivos y malezas, destacando la versatilidad de las redes neuronales convolucionales en esta aplicación.

### 3.5. Literatura citada

- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Goodfellow, I., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jozefowicz, R., Jia, Y., Kaiser, L., Kudlur, M., . . . Zheng, X. (2015). *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems*. In <https://www.tensorflow.org/>
- Bakhshipour, A., & Jafari, A. (2018). Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 153-160. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.12.032>
- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-y. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. *arXiv preprint, arXiv:2004.10934,2020*.
- 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. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.12.011>
- Chen, J., Wang, H., Zhang, H., Luo, T., Wei, D., Long, T., & Wang, Z. (2022). Weed detection in sesame fields using a YOLO model with an enhanced attention mechanism and feature fusion. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107412. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107412>
- Chollet, F., & others. (2015). *Keras*. In <https://github.com/fchollet/keras>
- Dang, F., Chen, D., Lu, Y., & Li, Z. (2023). YOLOWeeds: A novel benchmark of YOLO object detectors for multi-class weed detection in cotton production systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107655. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107655>
- Dwyer, B., Nelson, J., & Solawetz, J. (2022). *Roboflow*. In (Version 1.0) <https://roboflow.com>.
- Gao, J., French, A. P., Pound, M. P., He, Y., Pridmore, T. P., & Pieters, J. G. (2020). Deep convolutional neural networks for image-based *Convolvulus sepium* detection in sugar beet fields. *Plant Methods*, 16(1). <https://doi.org/10.1186/s13007-020-00570-z>
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G., & Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 49-59. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.06.003>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. *arXiv preprint, arXiv:1512.03385*.
- Huang, J., Rathod, V., Sun, C., Zhu, M., Korattikara, A., Fathi, A., Fischer, I., Wojna, Z., Song, Y., Guadarrama, S., & Murphy, K. (2017).

- Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors. *arXiv:1611.10012*.
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). *YOLO by Ultralytics*. In (Version 8.0.0) <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Liu, L., Ouyang, W., Wang, X., Fieguth, P., Chen, J., Liu, X., & Pietikäinen, M. (2020). Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey. *International Journal of Computer Vision*, 128(2), 261-318. <https://doi.org/10.1007/s11263-019-01247-4>
- Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L., & Da Silva, E. A. B. (2021). A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit. *Electronics*, 10(3), 279. <https://doi.org/10.3390/electronics10030279>
- Partel, V., Charan Kakarla, S., & Ampatzidis, Y. (2019). Development and evaluation of a low-cost and smart technology for precision weed management utilizing artificial intelligence. *Computers and Electronics in Agriculture*, 157, 339-350. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.048>
- Pérez, A. J., López, F., Benlloch, J. V., & Christensen, S. (2000). Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 25(3), 197-212. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(99\)00068-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699(99)00068-X)
- Picon, A., San-Emeterio, M. G., Bereciartua-Perez, A., Klukas, C., Eggers, T., & Navarra-Mestre, R. (2022). Deep learning-based segmentation of multiple species of weeds and corn crop using synthetic and real image datasets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 194, 106719. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106719>
- Quan, L., Jiang, W., Li, H., Li, H., Wang, Q., & Chen, L. (2022). Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode. *Biosystems Engineering*, 216, 13-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *arXiv preprint, arXiv.1506.02640*.
- Ren, S., He, k., Girshick, R., & Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *arXiv preprint, arXiv:1506.01497*.
- Skalski, P. (2019). *Make Sense*. <https://github.com/SkalskiP/make-sense>
- Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. (2016). Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. *arXiv:1602.07261*.
- Tzatalin. (2015). *Labellmg. Git code* In <https://github.com/tzatalin/labellmg>
- Ultralytics. (2023). *YOLOv8 Docs*. Retrieved 01/21/2023 from <https://docs.ultralytics.com/>

- Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., & Liao, M. H. Y. (2022). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *arXiv:2207.02696*.
- Xu, K., Zhu, Y., Cao, W., Jiang, X., Jiang, Z., Li, S., & Ni, J. (2021). Multi-Modal Deep Learning for Weeds Detection in Wheat Field Based on RGB-D Images [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.732968>
- Ying, B., Xu, Y., Zhang, S., Shi, Y., & Liu, L. (2021). Weed Detection in Images of Carrot Fields Based on Improved YOLO v4. *Traitement du Signal*, 38(2), 341-348. <https://doi.org/10.18280/ts.380211>
- You, J., Liu, W., & Lee, J. (2020). A DNN-based semantic segmentation for detecting weed and crop. *Computers and Electronics in Agriculture*, 178, 105750. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105750>
- Yu, J., Sharpe, S. M., Schumann, A. W., & Boyd, N. S. (2019). Deep learning for image-based weed detection in turfgrass. *European Journal of Agronomy*, 104, 78-84. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eja.2019.01.004>
- Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of weed science*. Academic press.

## 4. SISTEMA DE GUIADO AUTOMÁTICO PARA UN SISTEMA INTELIGENTE DE DESHIERBE MECÁNICO EN CULTIVOS A HILERA

### RESUMEN

En este estudio, se presenta el diseño y desarrollo de un sistema de guiado automático destinado a controlar un sistema de deshierbe automatizado para cultivos plantados en hileras. El sistema se basa en algoritmos de visión artificial, redes neuronales convolucionales y procesamiento de imágenes para la detección y localización precisa de las hileras de cultivo de maíz, lo que habilita la generación de trayectorias para guiar el vehículo agrícola a través de los campos sembrados, empleando los centroides de las regiones segmentadas como referencia. Se detallan los componentes del sistema, incluyendo los dispositivos utilizados, tanto en hardware como en software de control, y se exponen los resultados experimentales obtenidos en diversas condiciones de campo. Los resultados revelan una impresionante precisión en la localización de las hileras, alcanzando un 92.5 %, junto con una efectiva detección de centroides con un 92.31 % de éxito, lo que indica un gran potencial para su implementación en la agricultura de precisión. Sin embargo, el seguimiento de trayectorias muestra una tasa de éxito del 50 % en condiciones de baja densidad de malezas, la cual disminuye a medida que la infestación de malezas aumenta su severidad. Este trabajo adopta una metodología sistemática y plantea un enfoque general para el desarrollo de aplicaciones de guiado automatizado en vehículos agrícolas.

**Palabras clave:** Detección de hileras, Guiado automático, Redes neuronales de convolución, Segmentación, Control mecánico de malezas, Sistemas de control.

---

Tesis de Doctorado en Ingeniería, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Israel Gaytán Campos

Director de Tesis: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 4. AUTOMATIC GUIDANCE SYSTEM FOR AN INTELLIGENT MECHANICAL WEEDING SYSTEM IN ROW CROPS

### ABSTRACT

This study presents the design and development of an automatic guidance system aimed at controlling an automated weeding system for row-planted crops. The system is based on computer vision algorithms, convolutional neural networks, and image processing for the precise detection and localization of rows of corn crops, enabling the generation of paths to guide the agricultural vehicle through the planted fields, using the centroids of segmented regions as a reference. The components of the system are detailed, including the devices used, both in hardware and control software, and the experimental results obtained under various field conditions are discussed. The results reveal impressive accuracy in row localization, reaching 92.5 %, along with effective centroid detection with a success rate of 92.31 %, indicating significant potential for implementation in precision agriculture. However, path tracking shows a success rate of 50 % under low weed density conditions, which decreases as weed infestation severity increases. For path tracking evaluation with a moderate weed infestation, the guidance system achieved a path tracking with an average lateral deviation of the mobile platform of 0.41 cm with a standard error of 0.29 cm. This work adopts a systematic methodology and presents a general approach for the development of automated guidance applications in agricultural vehicles.

**Keywords:** *Row detection, automatic guidance, convolutional neural networks, segmentation, mechanical weed control, control systems.*

---

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Israel Gaytán Campos

Advisor: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

#### **4.1. Introducción**

Indudablemente, la agricultura desempeña un rol de trascendental importancia tanto en la preservación de la seguridad alimentaria a nivel global como en la dinámica de la economía mundial. Sin embargo, este sector enfrenta una serie de desafíos inaplazables que requieren una atención urgente y estratégica. Uno de estos retos primordiales radica en la creciente demanda de alimentos, una tendencia que se intensifica a medida que la población mundial continúa creciendo. Esta constante presión sobre la producción agrícola impone una carga significativa en los sistemas de cultivo y su capacidad para satisfacer las necesidades alimentarias globales.

Más aún, a la compleja ecuación se le suma otro factor determinante; la escasez de mano de obra, una realidad que afecta a numerosas regiones agrícolas y que agudiza aún más la gestión eficaz de los cultivos. La dificultad para contar con recursos humanos suficientes y cualificados en el sector agrícola representa un desafío adicional que requiere soluciones innovadoras y estrategias de automatización para abordar eficientemente la producción de alimentos a gran escala (Ahmad *et al.*, 2014).

En este contexto, surge con marcada importancia la necesidad de controlar las malezas, una actividad crítica en la producción de alimentos. Las malezas, al competir con los cultivos por recursos esenciales como la luz solar, el espacio y los nutrientes, ejercen un impacto significativo en el rendimiento y la calidad de los cultivos finales. Esta competencia afecta la productividad e incide en los costos de producción, incrementándolos de manera sustancial. Estos costos adicionales, derivados del control y manejo de las malezas, repercuten directamente en el valor de los productos agrícolas en el mercado final, lo que tiene un efecto en cascada en los precios que enfrenta el consumidor, como ha señalado de manera clara Zimdahl (2018). El manejo efectivo de las malas hierbas ha adquirido un papel central en este escenario tan complicado. En este sentido, el deshierbe mecánico ha demostrado ser una estrategia sumamente eficaz y sostenible, según lo respaldan las investigaciones recientes, como la de

Quan *et al.* (2022). No obstante, es crucial resaltar que, si bien esta técnica ha demostrado su eficacia, su aplicación se ve desafiada cuando los cultivos se encuentran dispuestos en hileras. La necesidad de ubicar y preservar con precisión la posición de las filas de cultivo para evitar daños colaterales a las plantas de interés plantea un desafío adicional en la gestión de las malezas en sistemas agrícolas.

La detección y mapeo de hileras de cultivo emerge como un tema de significativa relevancia en el contexto de la navegación automatizada de vehículos agrícolas. La identificación precisa de la distribución de los cultivos desempeña un papel esencial en diversas facetas de la agricultura de precisión y la automatización agrícola. Este proceso permite una clasificación más precisa de los cultivos en sí, ya que posibilita la discriminación efectiva de las plantas de malezas, lo que es esencial para la aplicación de estrategias de control de malezas. La importancia de la detección de surcos de cultivo va más allá de la caracterización de los cultivos. También constituye una pieza clave para calcular la posición y orientación de los vehículos autónomos con respecto a los cultivos, lo que resulta fundamental para una navegación precisa y segura. La información derivada de esta detección proporciona la base para que los vehículos agrícolas automatizados tomen decisiones informadas sobre su trayectoria y comportamiento en el campo. Este proceso de detección de surcos, por tanto, se erige como un componente fundamental en el panorama de la agricultura de precisión y la automatización agrícola de vanguardia.

Uno de los enfoques clave en la identificación de hileras de cultivos reside en la aplicación de la Transformada de Hough, una sólida técnica de procesamiento de imágenes especializada en la detección de formas geométricas, como líneas, círculos o elipses en una imagen. Su principio subyacente se basa en una astuta transformación de los puntos sobresalientes de la imagen en un espacio de parámetros, en el cual se acumulan votos para posibles formas geométricas. Posteriormente, se localizan máximos locales en este espacio, lo que habilita la detección de instancias de las formas previamente identificadas en la imagen. La

Transformada de Hough se ha convertido en una herramienta esencial en aplicaciones de visión por computadora y reconocimiento de patrones, destacando su relevancia en el abordaje de desafíos específicos en la detección de hileras de cultivos a partir de imágenes digitales. Para ejemplificar la eficacia de esta técnica, Åstrand and Baerveldt (2005) aplicaron la Transformada de Hough con éxito en la detección de hileras de cultivos de remolacha azucarera y colza, logrando un margen de error estándar de entre 0.6 y 1.2 centímetros en relación con la posición precisa de las filas de plantas. De manera similar, Gée *et al.* (2008) llevaron a cabo la identificación de surcos en cultivos de trigo, girasol y maíz, alcanzando un coeficiente de determinación ( $r^2$ ) de 0.99 en la precisa detección de las hileras de los cultivos mencionados. Además, Bakker *et al.* (2008) aplicaron el algoritmo de la Transformada de Hough en la detección de hileras de remolacha azucarera, logrando un error medio de detección de En un enfoque adicional, Jones *et al.* (2009) implementaron la Transformada de Hough para la identificación de formas geométricas mediante el uso de filtrado de Gabor en campos virtuales de trigo, alcanzando una notable precisión de clasificación del 88 %.

La segmentación basada en color y la umbralización representan herramientas altamente eficaces en el procesamiento de imágenes, permitiendo una separación precisa de las regiones de interés de otras áreas en una imagen. En el contexto de la detección de hileras de cultivos en imágenes de campo, la segmentación y la umbralización desempeñan un papel crucial. Esta aplicación ha dado lugar a una serie de investigaciones que emplean algoritmos diseñados para destacar y aislar las hileras de cultivos del fondo circundante. Tellaeché *et al.* (2008) aplicaron un algoritmo de clasificación de marco Bayesiano para la detección de hileras de maíz, logrando una correlación entre variables de 0.21, el valor más alto en su experimento. Burgos-Artizzu *et al.* (2011) emplearon segmentación en color junto con análisis de texturas y detección de bordes para discriminar entre malezas y cultivo de maíz, alcanzando una precisión promedio de detección del 80 % para las hileras del cultivo y un impresionante 95 % en las áreas infestadas de malezas. Guijarro *et al.* (2011) combinaron la segmentación

basada en color con la umbralización utilizando el método de Otsu para identificar hileras de cebada y maíz, logrando un error promedio de precisión del 8.31 %. A su vez, Montalvo *et al.* (2012) desarrollaron una aplicación de segmentación y umbralización junto con un algoritmo estadístico de regresión lineal, obteniendo una precisión general del 95 % y 89.6 % en la identificación de hileras de maíz, observando que los resultados variaban según el grado de infestación de malezas. Un enfoque notable se encuentra en el trabajo de Xue *et al.* (2012), donde se empleó la segmentación basada en color junto con operaciones morfológicas en las hileras de cultivo, en combinación con un sistema de posicionamiento RTK-GPS y un enfoque de campo de visión variable (Variable Field of View, FOV) para el desarrollo de un sistema de guiado automático. Esto resultó en un error máximo de guiado de 15.8 mm y un comportamiento de navegación altamente estable con un error promedio de 1 mm y una desviación estándar de 7.1 mm. Investigaciones como las realizadas por Guerrero *et al.* (2013) y Guerrero *et al.* (2017), incorporaron una amplia gama de técnicas en sus aplicaciones de segmentación y umbralización, incluyendo el estimador de Theil-Sen, filtros de Gabor, análisis de frecuencia, regresión lineal, método de Otsu, análisis de componentes principales y la transformada de Hough. En este contexto, el estimador Theil-Sen se destacó como una alternativa superior en la detección de hileras de maíz en comparación con otros métodos utilizados. Jiang *et al.* (2016) informaron una precisión de detección del 90 % en la identificación de hileras de trigo mediante el uso de ventanas deslizantes, la transformada de Hough y el agrupamiento k-means en su aplicación de segmentación de color. Midtiby *et al.* (2016) incorporaron descriptores morfológicos para identificar la distribución en línea de remolacha azucarera, aunque su valor predictivo positivo (PPV) estuvo por debajo del 95 %. Opiyo *et al.* (2021) emplearon segmentación en color junto con el filtrado de Gabor, análisis de componentes principales, lógica difusa y agrupación k-means en el cálculo de trayectorias dentro de un huerto, logrando una desviación máxima de trayectoria y una desviación estándar de 14.6 mm y 6.8 mm, respectivamente, con un error cuadrático medio (RMSE) promedio para la desviación lateral de 45.3 mm.

Los avances tecnológicos han impulsado el desarrollo de herramientas y técnicas innovadoras que han transformado la eficiencia y la productividad en el sector agrícola. En particular, en la evolución de los sistemas de guiado automático, se han introducido una variedad de sistemas y enfoques de control que incorporan tecnología de punta. Elementos como los sistemas de posicionamiento RTK-GPS y los sistemas de visión artificial basados en cámaras RGB, diseñados específicamente para la precisa detección y seguimiento de las hileras de cultivo, pueden combinarse con algoritmos de estimación para lograr un guiado de altísima precisión. Esta combinación sinérgica de herramientas permite la optimización del rendimiento y la eficiencia en la agricultura moderna, aplicándose en diversas situaciones de navegación móvil. Un ejemplo ilustrativo de esta convergencia tecnológica es el trabajo de Jørgensen *et al.* (2008), quienes emplearon un lenguaje de control de alto nivel junto con sistemas de posicionamiento diferencial (DGPS) para desarrollar un sistema de guiado destinado a cultivos virtuales. En su estudio, alcanzaron un impresionante error promedio de solo 0.0038 m, con una desviación estándar de 0.0041 m, y errores mínimo y máximo de -0.01179 m y 0.01397 m, respectivamente. Otro avance significativo se encuentra en la investigación de Bakker *et al.* (2011), quienes presentaron un sistema de autoguiado que combina un sistema de posicionamiento RTK-GPS con visión artificial aplicada en el cultivo de remolacha azucarera. En su implementación, lograron un mínimo y máximo error lateral de -4.5 y 3.4 cm, respectivamente, junto con errores de rumbo de 0.022 y 0.023 rads y una desviación estándar de 1.6 cm y 0.008 rads para ambos errores. En una perspectiva muy avanzada, Kayacan *et al.* (2018) incorporaron sensores hiperspectrales, infrarrojos y un dispositivo LiDAR, junto con técnicas de optimización no lineal y algoritmos de estimación de horizonte recursivo (RHE) y control no lineal (RHC). Estos elementos se aplicaron en el cultivo de sorgo para desarrollar un sistema de auto guiado de alta precisión, logrando un error euclidiano medio de 0.0423 m en el sistema de guiado propuesto.

Las redes neuronales convolucionales (CNN) han emergido como poderosas herramientas en la detección y segmentación de objetos, y su aplicación en la

agricultura de precisión para la identificación automática de hileras y sistemas de guiado es particularmente destacable. Estos modelos ofrecen un alto grado de flexibilidad en términos de lenguaje de control y lógica de funcionamiento, lo que les permite adaptarse eficazmente a una amplia variedad de condiciones agrícolas. Al combinarse con sistemas de posicionamiento RTK-GPS y hacer uso de datos provenientes de sistemas de visión artificial basados en cámaras RGB, estas redes neuronales logran una detección precisa y una localización exacta de las hileras de cultivo. Los modelos basados en redes neuronales convolucionales representan un avance significativo en el campo de la agricultura de precisión, ya que demuestran una gran capacidad para la automatización de procesos de guiado en entornos agrícolas. Un ejemplo destacado de esta aplicación se encuentra en el trabajo de Liu *et al.* (2020), quienes implementaron un sistema de guiado automático utilizando dos modelos de redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo: Faster Region-based Convolutional Network (R-CNN) y Single Shot MultiBox Detector (SSD). Su objetivo era aprovechar la distribución lineal de las plantas de arroz, y encontraron que la red Faster R-CNN resultó ser más precisa, aunque menos rápida que la red SSD. Con base en las necesidades de un sistema de guiado, concluyeron que el modelo SSD era la mejor opción. Yang *et al.* (2022) utilizaron una red neuronal de aprendizaje profundo modificada U-Net con VGG16 para llevar a cabo una segmentación automática de las filas de cultivo de papa en el desarrollo de un sistema de navegación agrícola. Lograron una desviación promedio de solo  $2.16^\circ$  en las líneas de navegación y un 3% de mejora en la precisión de la segmentación de las hileras de plantas en comparación con el modelo U-Net original. Wang *et al.* (2023) presentaron una red neuronal de aprendizaje profundo modificada U-Net con VGG16 para llevar a cabo una segmentación automática de las filas de cultivo de papa en el desarrollo de un sistema de navegación agrícola. Lograron una desviación promedio de  $2.16^\circ$  en las líneas de navegación y un 3% de mejora en la precisión de la segmentación de las hileras de plantas en comparación con el modelo U-Net original. Yang *et al.* (2023) demostraron la efectividad de la red neuronal YOLOv5 en la identificación

de las hileras del cultivo de maíz. Combinaron esta red con un algoritmo de segmentación de color y el método de umbralización de Otsu, lo que resultó en una impresionante precisión media promedio (mAP) del 97.8%.

De esta manera, en el contexto del desarrollo de sistemas de guiado y navegación automatizada para vehículos agrícolas, se destaca la importancia crucial de lograr una detección precisa de las hileras de cultivo. A lo largo del tiempo, se ha observado un notorio progreso en los métodos de identificación automática de plantas en cultivos, gracias a la aplicación de diversos enfoques y herramientas. Entre estos avances, las redes neuronales convolucionales (CNN) se destacan como una solución sólida y altamente aplicable. No obstante, persiste la necesidad de continuar investigando y demostrando su eficacia en el dinámico entorno de la agricultura en campo abierto.

Un factor esencial es la precisa delimitación de las líneas de las plantas de interés en relación con el entorno de las imágenes. En este sentido, la segmentación emerge como una opción particularmente atractiva y, cuando se implementa mediante modelos de redes neuronales convolucionales, demuestra ser una alternativa altamente eficiente.

En consecuencia, el objetivo del presente estudio radica en el desarrollo de una metodología integral para la creación de un sistema de guiado automático destinado a vehículos agrícolas. Esta metodología se inicia con la generación de una base de datos compuesta por imágenes digitales capturadas en campos de maíz. Estas imágenes serán utilizadas para entrenar un modelo de red neuronal convolucional con el propósito de llevar a cabo la segmentación. Además, se incorporarán otros algoritmos con el fin de establecer un sistema de navegación altamente competente y adaptable a diversas condiciones y escenarios dentro del ámbito agrícola.

## **4.2. Materiales y métodos**

En el contexto de este estudio, se ha desarrollado un sistema de visión artificial con el propósito de lograr una detección precisa de las hileras de cultivo en entornos agrícolas. Este sistema se compone de elementos clave, incluyendo una cámara de visión RGB-D y una unidad de procesamiento computacional. El proceso de desarrollo se llevó a cabo siguiendo un enfoque meticuloso y estructurado que abarca diversas etapas. En primera instancia, se procedió a la construcción de una base de datos de imágenes digitales que abarca una amplia gama de escenarios y condiciones encontradas en entornos agrícolas reales. Esta base de datos desempeña un papel crítico al proporcionar las imágenes necesarias para el entrenamiento y validación de una red neuronal convolucional (CNN) empleada para la segmentación de las líneas de cultivo, la cual se utilizó en este estudio. Posteriormente, se llevó a cabo el entrenamiento de esta red, abordando la segmentación precisa de las líneas de plantas de interés. El entrenamiento se realizó en diversas configuraciones con el objetivo de mejorar tanto la precisión como la versatilidad del modelo. La evaluación del rendimiento y eficacia en la detección de hileras se realizó utilizando imágenes de cultivos reales, considerando distintos niveles de infestación de malezas y diferentes etapas de desarrollo de las plantas de maíz. Con las regiones de interés segmentadas, se calcularon los centroides de estas áreas, lo que permitió desarrollar una interfaz que integra la detección de hileras, el cálculo de puntos medios en las zonas segmentadas, el control de los motores y la alineación de un vehículo agrícola automatizado con respecto a las hileras de los cultivos, utilizado para llevar a cabo el deshierbe mecánico. La eficiencia del seguimiento de las trayectorias se evaluó mediante la medición de la desviación lateral del sistema con respecto a las hileras de maíz. Este enfoque integral combina tecnologías avanzadas de visión por computadora con el potencial del aprendizaje profundo y el procesamiento de imágenes para automatizar tareas agrícolas de importancia crítica.

#### **4.2.1. Sistema de captura**

La recopilación de imágenes digitales para la construcción de la base de datos se llevó a cabo en las instalaciones de la Universidad Autónoma Chapingo (UACH), específicamente en diversas áreas experimentales ubicadas en las coordenadas geográficas 19°29'23"N 98°53'37"O. Este proceso se desarrolló en un campo de maíz a campo abierto durante el período comprendido entre 2021 y 2023, coincidiendo con los ciclos de cultivo de la estación de verano. La obtención de datos se realizó mediante un sistema de visión artificial móvil (Figura 19), que consistió en una cámara RGB-D de visión estéreo ZED 2i de Stereolabs Inc. (San Francisco, CA, USA), la cual estaba conectada a una computadora portátil utilizada como unidad de almacenamiento. Ambos componentes se montaron en una estructura móvil que se desplazó por el terreno sembrado con maíz, utilizando las hileras del cultivo como referencia de avance. La cámara se posicionó de manera centrada con respecto a las hileras de plantas del maíz a alturas variables de 60, 90 y 150 centímetros, y en diferentes etapas de desarrollo del cultivo. Además, se ajustó la inclinación de la cámara con respecto al suelo en cuatro ángulos distintos (90°, 70°, 45° y 0°), gracias al sistema de sujeción del dispositivo de captura. Esto permitió obtener imágenes desde múltiples perspectivas visuales y evitar la dependencia de un solo ángulo de visión.

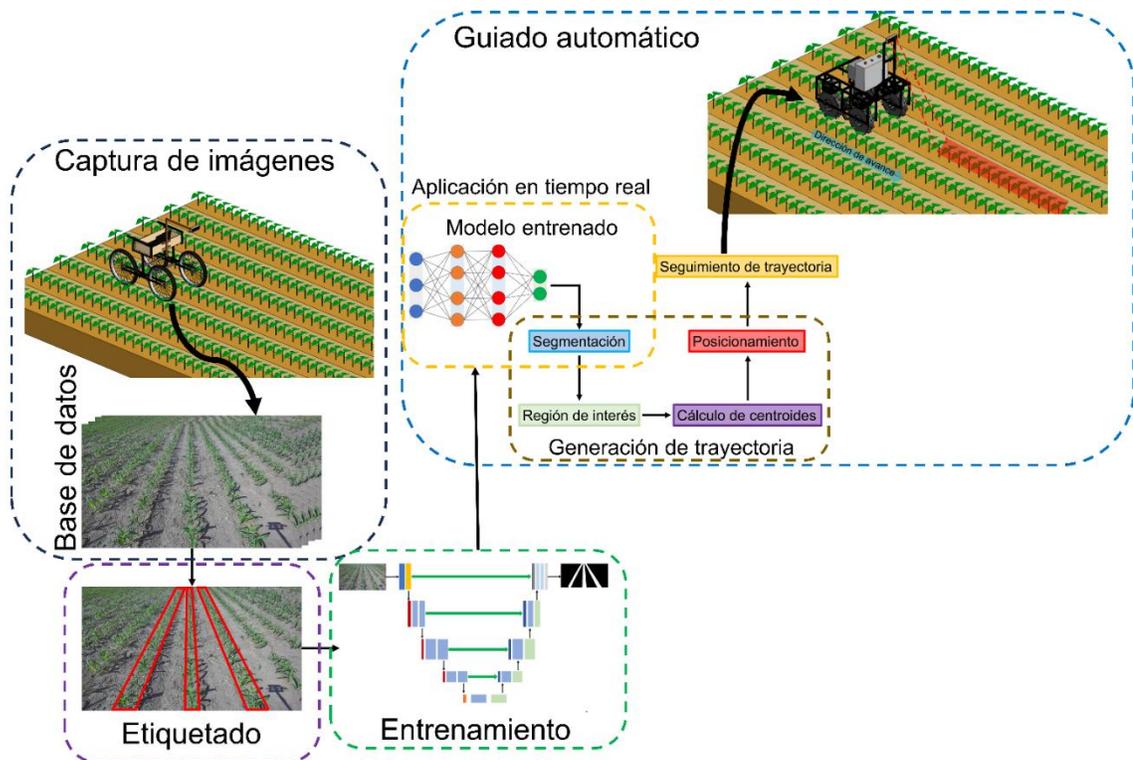


Figura 19. Flujo de trabajo implementado en el desarrollo de un sistema de guiado automático.

La cámara utilizada consta de dos lentes con sensores de imagen dual de 4 megapíxeles y una separación de 10 centímetros entre ellas. La resolución de salida de lado a lado para la captura de video a 1080 píxeles a 30 cuadros por segundo fue de 3840x1080 píxeles, generando imágenes individuales (izquierda y derecha) de 1920x1080 píxeles, con un campo de visión de 110° horizontal y 70° vertical. La computadora portátil que se utilizó como unidad de almacenamiento fue un dispositivo Intel Core i7- 8750H con 16.0 GB de memoria RAM y 1 TB de espacio de almacenamiento en el disco duro. La cámara RGB-D capturó videos del cultivo de maíz y las plantas de malezas con un formato de extensión propia, una vez obtenidos los videos, utilizando el Software Develoment Kit 3.5.6 (SDK 3.5.6) e implementando un algoritmo en el lenguaje de programación Python, se extrajeron y rectificaron las imágenes de los videos almacenados en el sistema de visión.

## **Base de datos**

El conjunto de datos utilizado en esta investigación consistió en imágenes digitales del cultivo de maíz (*Zea mays*) en distintas etapas de desarrollo y con diferentes tipos y niveles de infestación de malezas, incluyendo distintos grados de residuos orgánicos de ciclos de siembra pasados que en conjunto con el suelo aparecen en algunas de las imágenes siendo parte del fondo.

Se implementaron un total de 12 configuraciones distintas para la captura de imágenes, las cuales abarcaron las distintas alturas mencionadas anteriormente, cada una combinada con los cuatro ángulos ya referidos. Una de estas configuraciones se muestra en la Figura 20 como ejemplo, donde se representa una de las opciones con una altura de 150 centímetros. Se recolectaron un total de 15800 imágenes de diferentes campos de maíz, con un tamaño de imágenes normalizadas de 1920x1080 píxeles. Como parte del entrenamiento del modelo de segmentación, la base de datos consistió en 1492 fotografías las cuales se dividieron en un porcentaje de 70-15-15 para entrenamiento, validación y prueba, respectivamente.

Al ser un modelo de aprendizaje supervisado, la red de segmentación usada requiere información sobre la localización de los objetos de interés en las imágenes. De esta manera, para la base de datos generada, se crearon anotaciones en mato COCO (common objects in context) (Lin *et al.*, 2014), utilizando Make Sense (Skalski, 2019). La base de datos para segmentación consistió únicamente de 250 imágenes etiquetadas.

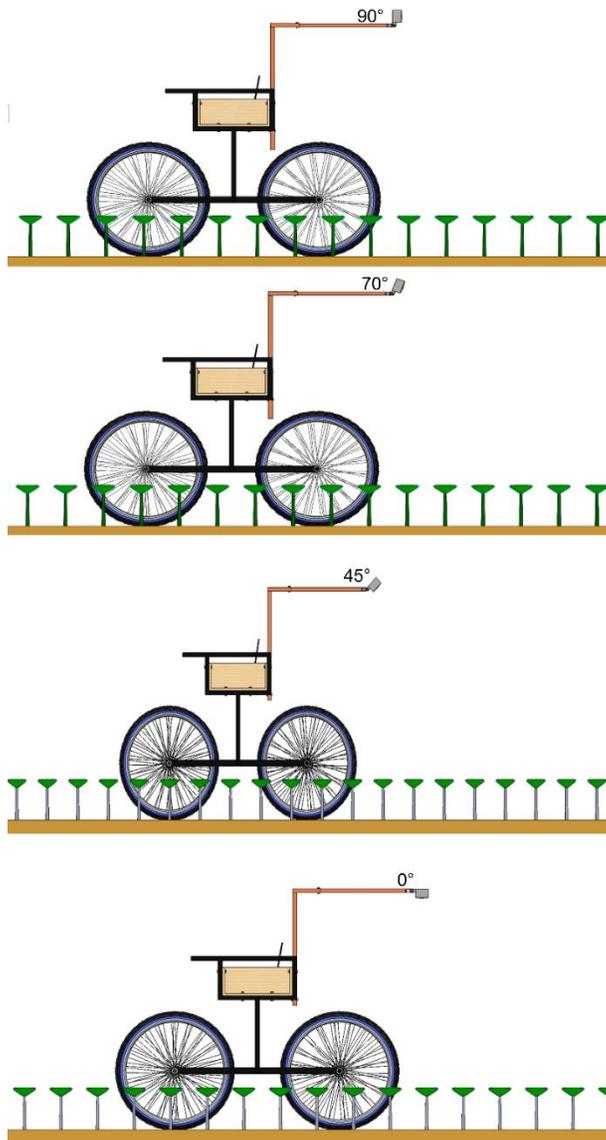


Figura 20. Imágenes muestra de la configuración del sistema de visión para 150 cm de altura.

## Desarrollo del sistema de guiado automático

Una vez conformada la base de datos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, y debidamente etiquetadas, el siguiente paso en el desarrollo del sistema de guiado fue definir los requisitos y objetivos del sistema. A partir de esto, se definieron los subsistemas que integrarían el sistema de guiado debería de tener (Figura 21). El subsistema de captura, el subsistema de procesamiento y el subsistema de control. De esta manera, se establecieron los requerimientos funcionales y no funcionales para cada subsistema y se identificaron las tecnologías que se utilizarían en cada uno de ellos.

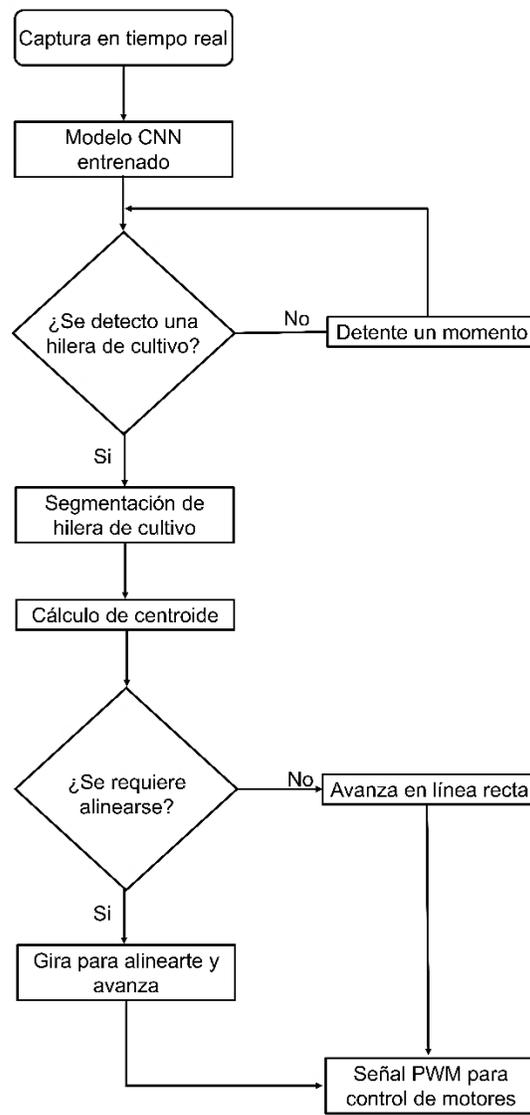


Figura 21. Estructura conceptual del sistema de guiado propuesto.

Así, resulta evidente que el modelo de segmentación, utilizado para detectar las hileras de cultivo, representa una parte fundamental en el proceso de desarrollo del sistema de guiado. Por lo tanto, se hace necesario llevar a cabo el entrenamiento de la red neuronal convolucional utilizando el conjunto de datos creado. En este contexto, el entrenamiento del modelo de segmentación se convierte en el primer paso a abordar.

### **Entrenamiento del modelo de segmentación**

Para abordar la tarea de detección de hileras de cultivo mediante la segmentación de imágenes, se procedió al entrenamiento y evaluación de un algoritmo de aprendizaje profundo basado en la potente arquitectura de la red U-Net propuesta por Ronneberger *et al.* (2015). Esta red neuronal convolucional ha sido especialmente diseñada para la segmentación de objetos en imágenes, lo que la convierte en una elección apropiada para abordar la tarea específica de la segmentación de hileras de cultivo. La arquitectura U-Net se distingue por su capacidad excepcional para realizar segmentaciones precisas y detalladas, preservando al máximo la información espacial crítica de la imagen. Esta característica se revela como fundamental en la detección de las hileras de cultivo, ya que asegura una discriminación meticulosa entre las plantas de interés y su entorno circundante.

U-Net es una arquitectura de red neuronal convolucional (CNN) ampliamente utilizada para tareas de segmentación semántica en imágenes. Su estructura en forma de U (Figura 22) consta de una fase de codificación que extrae características relevantes y reduce la resolución espacial, una capa de características de escala para retener información crítica, y una fase de decodificación que reconstruye gradualmente la información espacial con la ayuda de conexiones de salto entre las capas de codificación y decodificación. Esta arquitectura se destaca por su capacidad para preservar detalles finos y realizar segmentaciones precisas, lo que la hace especialmente adecuada para la detección de objetos y la segmentación en imágenes, incluidas las aplicaciones agrícolas.

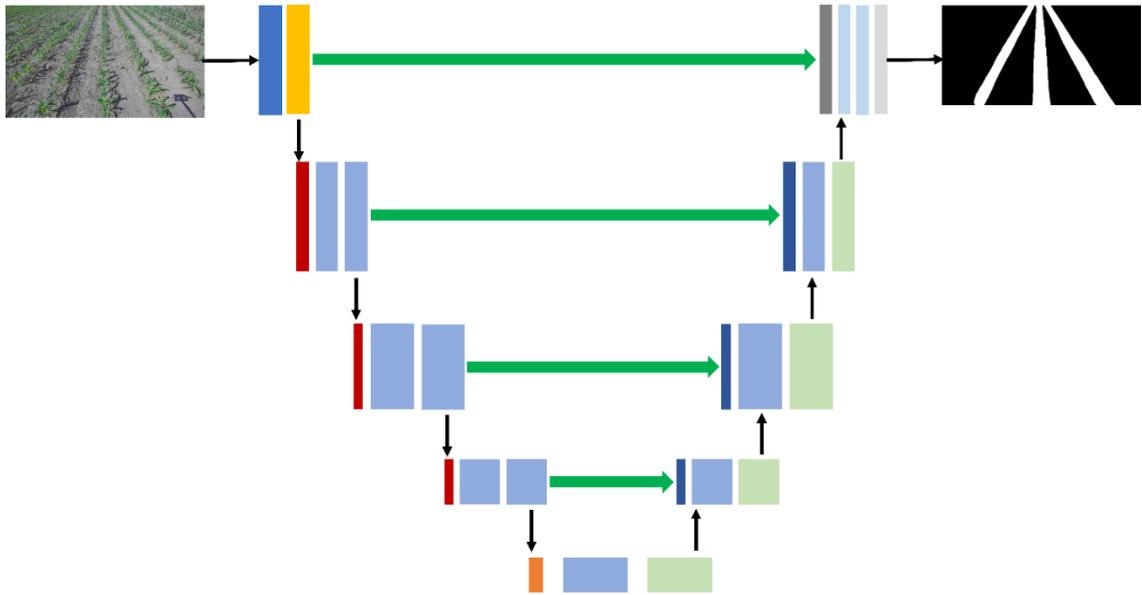


Figura 22. Arquitectura de la red neuronal para segmentación U-Net.

Para el entrenamiento de la red U-Net en el contexto de la segmentación de imágenes, se llevaron a cabo cuidadosos ajustes en los hiperparámetros para garantizar un rendimiento adecuado. La tasa de aprendizaje se estableció en 0.001 como punto de partida, sujeta a posteriores refinamientos basados en el progreso de validación. El tamaño del lote se mantuvo en el rango de 4 a 32, optimizando la utilización de la capacidad de procesamiento y memoria de la GPU disponible. Se configuró un número de épocas inicial de 50, aunque se ajustó posteriormente según la convergencia y la generalización observadas. La función de pérdida elegida fue la Entropía Cruzada, y se empleó el optimizador Adam. Para prevenir el sobreajuste, se incorporó regularización L2 con un valor ajustado. Se utilizó una inicialización de pesos con preentrenamiento en ImageNet (Deng *et al.*, 2009). En el caso de imágenes muy grandes, se dividió el proceso en tamaños de parche, seguido de una fusión de predicciones para obtener la segmentación final. El modelo implementado se entrenó utilizando el entorno de desarrollo en la nube de código de acceso abierto Google Colaboratory utilizando un entorno de ejecución con acelerador de hardware de GPU y una configuración de alta capacidad de RAM contando con un servidor

con 89.3 GB en la Unidad de Procesamiento Gráfico (GPU) y 16 GB en la RAM del sistema, un espacio de almacenamiento disponible de 166.83 GB en la sesión la cual se enlazó con el servicio de almacenamiento Google Drive para guardar los resultados obtenidos con una capacidad de 2 TB. El acelerador de GPU que se utilizó fue la arquitectura NVIDIA Tesla P100 de 3584 CUDA cores.

**Evaluación del modelo de segmentación**

La evaluación del desempeño de la U-Net en la segmentación de hileras de cultivo en imágenes de campo se realizó utilizando las métricas de precisión, sensibilidad y puntuación F1. La precisión mide la proporción de hileras de cultivo correctamente identificadas en relación con todas las hileras detectadas, lo que refleja la capacidad del modelo para evitar falsas alarmas (Ecuación 1). Por otro lado, la sensibilidad evalúa la proporción de hileras de cultivo correctamente detectadas en relación con todas las hileras de cultivo presentes en las imágenes reales (Ecuación 2). Ambas métricas son esenciales para comprender la calidad de la segmentación y la capacidad del modelo para capturar las regiones de interés. Además, el F1-Score, que combina precisión y la sensibilidad, proporciona una medida general del rendimiento del modelo y puede ayudar a equilibrar estos dos aspectos (Ecuación 3).

$$\text{Precisión} = \frac{V_P}{V_P+F_P} \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{V_P}{V_P+F_N} \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{Puntuación F1} = \frac{2 \cdot \text{Precisión} \cdot \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}} \dots\dots\dots (3)$$

Donde:  $V_P$  – Verdadero positivo,  $F_P$  – Falso positivo y  $F_N$  – Falso negativo.

### Cálculo de centroides

Una vez que las hileras de cultivo han sido segmentadas y la región de interés se encuentra delimitada como un rectángulo, la detección del centroide de esta región se lleva a cabo mediante un proceso de análisis de imagen. El centroide de un objeto dentro de un rectángulo se refiere al punto central o de equilibrio de esa región, y se calcula utilizando las coordenadas de los píxeles que componen el objeto (Gad, 2018).

Suponiendo que se tiene una región segmentada con N píxeles, y cada píxel tiene coordenadas  $(x_i, y_i)$ , donde i varía desde 1 hasta N. Para calcular el centroide  $(X_c, Y_c)$  de la región segmentada, se utilizan las siguientes expresiones.

$$X_c = \frac{(\sum x_i)}{N} \dots\dots\dots(4)$$

$$Y_c = \frac{(\sum y_i)}{N} \dots\dots\dots(5)$$

Donde:

$X_c$  representa la coordenada x del centroide.  $Y_c$  representa la coordenada y del centroide.  $\sum x_i$  es la suma de todas las coordenadas x de los píxeles en la región.  $\sum y_i$  es la suma de todas las coordenadas y de los píxeles en la región. N es el número total de píxeles en la región segmentada.

De esta manera, las expresiones 4 y 5 calculan el promedio ponderado de las coordenadas de todos los píxeles en la región, lo que da como resultado las coordenadas del centroide de manera precisa.

La evaluación del cálculo de los centroides se lleva a cabo utilizando las métricas de las Ecuaciones 1,2 y 3 al igual que la segmentación.

## Control de motores

El control de motores mediante modulación por ancho de pulso (PWM) es un componente crítico en la implementación de sistemas de guiado automático de vehículos para mantenerlos alineados en relación con una trayectoria definida. Una vez que se ha realizado la detección y segmentación de las hileras de cultivo, se obtienen las coordenadas del centroide de cada hilera. Estas coordenadas se utilizan para calcular el error de alineación, que representa la distancia entre el centroide de la hilera detectada y la posición deseada de alineación. El sistema de control de motores se encarga de ajustar la dirección del vehículo agrícola para minimizar este error de alineación. Esto se logra mediante la variación de la señal PWM enviada a los motores de dirección del vehículo. El controlador toma el valor del error de alineación y calcula la señal PWM adecuada para corregir el error y mantener el vehículo en la posición deseada. La señal PWM controla la velocidad y dirección de los motores, lo que permite que el vehículo gire o se desplace hacia la izquierda o la derecha para mantenerse alineado con las hileras de cultivo. A medida que el vehículo se acerca a una hilera, el controlador ajusta la señal PWM para corregir cualquier desviación y garantizar que el vehículo siga el curso de la hilera de manera precisa. Este proceso de control continuo se repite a medida que el vehículo avanza por el campo, lo que garantiza una alineación constante con las hileras de cultivo detectadas.

El error de alineación (E) se calcula como la diferencia entre la posición deseada (PD) y la posición actual (PA) del centroide de la hilera detectada dada por la Ecuación 6.

$$E=PD\text{.....(6)}$$

Donde E es el error de alineación. PD es la posición deseada de alineación (generalmente el centro del vehículo con respecto a la hilera). PA es la posición actual del centroide de la hilera detectada.

### Modelo dinámico del vehículo

Asumiendo un modelo simplificado que no tiene en cuenta las dinámicas complejas del vehículo, como la inercia, la velocidad angular y el deslizamiento de las ruedas, se puede plantear un modelo dinámico de un vehículo que se va a guiar para comprender y predecir su comportamiento en términos de movimiento y control. En el contexto del control de motores para mantener el sistema alineado con las hileras de cultivo, se puede simplificar el modelo dinámico a un modelo de un solo grado de libertad que representa el movimiento lateral del vehículo (Figura 23).

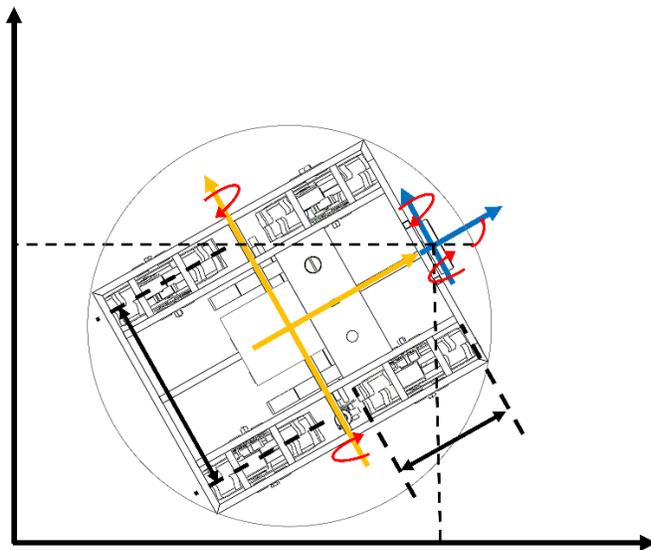


Figura 23. Modelo dinámico simplificado del vehículo agrícola.

De esta manera, en el modelo, se pueden considerar las siguientes variables:

- Posición lateral del vehículo ( $y$ ): Representa la posición del vehículo con respecto a la hilera de cultivo. La posición lateral se mide en metros y puede ser positiva o negativa dependiendo de qué lado de la hilera se encuentre el vehículo.
- Velocidad lateral del vehículo ( $v$ ): Es la velocidad a la que el vehículo se desplaza lateralmente, es decir, su velocidad de acercamiento o alejamiento de la hilera. Se mide en metros por segundo.

- **Ángulo de error ( $\theta$ ):** El ángulo de error representa el ángulo entre la orientación del vehículo y la orientación de la hilera de cultivo. Un valor de  $\theta$  igual a cero indica que el vehículo está perfectamente alineado con la hilera, mientras que valores positivos o negativos indican desalineación.

El modelo dinámico del vehículo se puede describir mediante una ecuación diferencial que relaciona estas variables. En el contexto del control de alineación con las hileras de cultivo, se puede utilizar una ecuación simple de control proporcional (P) para describir el comportamiento del vehículo (Ecuación 7).

$$v = K_p y \dots\dots\dots(7)$$

Donde  $v$  es la velocidad lateral del vehículo.  $K_p$  es el coeficiente de control proporcional que determina la velocidad de respuesta del vehículo a las desviaciones laterales  $y$ .

El objetivo del control es mantener “ $y$ ” (la posición lateral del vehículo) cerca de cero, lo que significa que el vehículo se mantiene alineado con la hilera de cultivo. Cuando  $y$  es diferente de cero (indicando una desviación lateral), el controlador ajusta la velocidad lateral  $v$  para reducir  $y$  hasta que se alcance la alineación deseada.

**Implementación del sistema**

Una vez que se completaron los subsistemas necesarios para la aplicación integral del sistema de guiado automático, se avanzó con la etapa de implementación destinada a la adaptación del sistema al vehículo agrícola. Para lograrlo, se emplearon herramientas tecnológicas específicas y complementarias. En este proceso, el lenguaje de programación Python fue seleccionado para la lógica de control y la gestión de datos, mientras que se hizo uso del framework de robótica basado en lenguaje C de Arduino para la interfaz con los componentes hardware del vehículo. Este enfoque tecnológico proporcionó la base sólida necesaria para garantizar la funcionalidad y eficiencia del sistema de guiado en el contexto de un entorno agrícola dinámico.

El sistema de visión para la aplicación de guiado se materializó mediante la utilización de una cámara de visión estéreo ZED 2i, que estableció una comunicación integral con una computadora a bordo denominada ZEDBox. Esta unidad de procesamiento, fundamentada en la potente arquitectura de procesamiento gráfico Nvidia Jetson Xavier Nx, asumió la responsabilidad crítica de llevar a cabo la segmentación en tiempo real de las imágenes capturadas (Figura 24). De forma simultánea, el sistema operó en conjunto con la gestión y control de cuatro motores DC, dos en cada lado (izquierdo y derecho) del vehículo agrícola. Esta tarea de control motorizado se orquestó a través del microcontrolador ESP32 Wroom de 38 pines, un elemento crucial en la ejecución precisa de las maniobras de guiado y alineación del vehículo con las hileras de cultivo. Esta integración tecnológica robusta y coordinada garantizó el desempeño eficaz del sistema de guiado en el entorno desafiante de la agricultura a campo abierto.

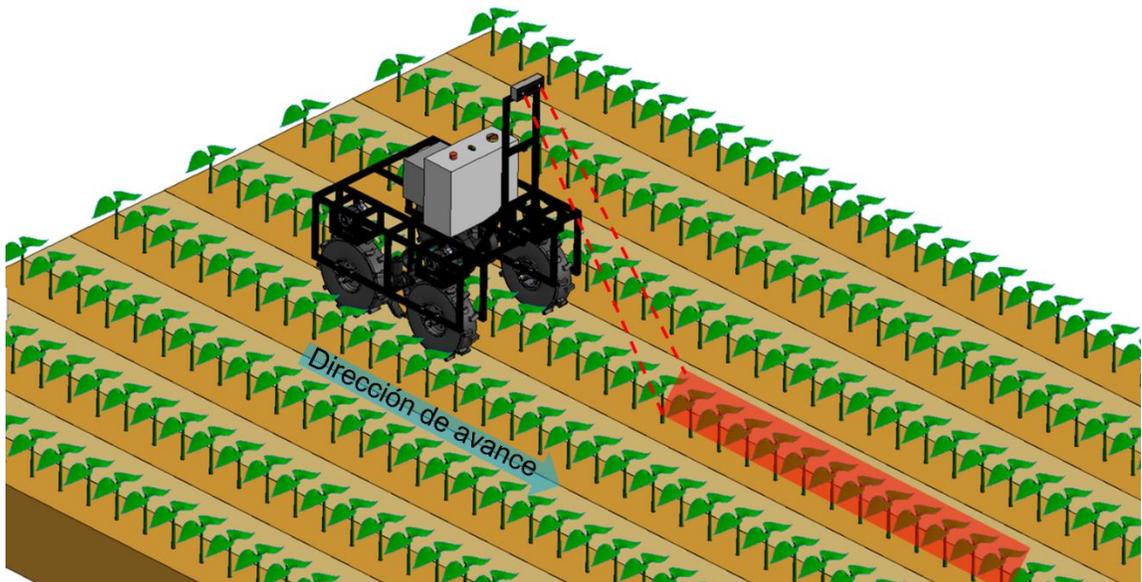


Figura 24. Ejemplo de funcionamiento del sistema automático de guiado en una aplicación agrícola.

## **Evaluación del sistema**

Para evaluar el rendimiento del sistema de guiado automático, se llevaron a cabo diversas pruebas en un área de cultivo organizada en hileras con una longitud de 45 metros, lo que permitió una observación detallada y una medición precisa de la desviación lateral del vehículo agrícola. La evaluación se centró en dos aspectos cruciales, la medición de la precisión del sistema de localización mediante una comparación meticulosa entre la posición estimada del robot y su ubicación real, proporcionando así una evaluación precisa de la capacidad de posicionamiento del sistema a partir de la desviación lateral. En segundo lugar, se evaluó la eficiencia del sistema de navegación y control mediante la medición del tiempo requerido para que el robot complete la operación de recorrido en la zona de cultivo.

Para evaluar a fondo la capacidad del sistema de guiado automático, se llevaron a cabo pruebas en dos escenarios claramente diferenciados. El primero de estos escenarios implicó la navegación en una zona con una elevada presencia de malezas, mientras que el segundo escenario presentaba una reducción deliberada de la densidad de malezas en el espacio entre las hileras, como se ilustra en las Figuras 25 y 26. Estos escenarios contrastantes se diseñaron para poner a prueba la capacidad del sistema en condiciones desafiantes, lo que permitió una evaluación completa de su desempeño en situaciones agrícolas variadas y realistas.



Figura 25. Imagen muestra de la zona de evaluación con un grado severo de infestación de malezas.



Figura 26. Imagen muestra de la zona de evaluación con una reducción de la densidad de malezas.

### 4.3. Resultados y discusión

Se presentan los resultados obtenidos por el modelo de segmentación utilizado en términos de las métricas de precisión, sensibilidad y puntuación F1, en la tarea de detección automática de las hileras del cultivo de maíz. Asimismo, se reportan los resultados del cálculo de centroides utilizando las mismas métricas para evaluar la calidad de la segmentación de las hileras. Los resultados del seguimiento de las trayectorias se describen en función de los casos exitosos y la respuesta efectiva del sistema de guiado automático

De este modo, según se evidencia en el Cuadro 19, se aprecia que el modelo de segmentación demuestra un alto valor en la evaluación de imágenes digitales.

Cuadro 19. Resultados de evaluación del modelo de segmentación.

<b>Modelo</b>	<b>Precisión</b>	<b>Sensibilidad</b>	<b>Puntuación F1</b>
U-Net	92.5 %	100 %	96.1 %

Los resultados obtenidos de las métricas de precisión, sensibilidad y puntuación F1 para la detección de hileras en el sistema de guiado automático son altamente prometedores. La precisión del 92.5 % demuestra la capacidad del modelo para minimizar los falsos positivos, lo que es esencial en aplicaciones agrícolas. Además, la sensibilidad del 100 % resalta la sensibilidad del sistema para capturar todas las hileras presentes en el campo, lo que garantiza una detección

exhaustiva. La puntuación F1 del 96.1 % indica un equilibrio sobresaliente entre precisión y sensibilidad, lo que respalda la confiabilidad y la eficiencia del sistema de guiado automático. En conjunto, estos resultados sugieren que el enfoque basado en la segmentación de imágenes con la red U-Net es altamente efectivo como se muestra en la Figura 27.



Figura 27. Segmentación de hileras en condiciones de curvas de nivel.

En lo que respecta al cálculo de centroides, como se detalla en el Cuadro 20, se evidencia un rendimiento notable por parte del algoritmo empleado en la tarea asignada.

Cuadro 20. Resultados de evaluación del algoritmo de cálculo de centroides.

<b>Técnica</b>	<b>Precisión</b>	<b>Sensibilidad</b>	<b>Puntuación F1</b>
Cálculo de centroides	92.31 %	97.29 %	94.73 %

Estos resultados respaldan la eficacia de la técnica en la operación del cálculo de centroides de hileras de cultivo en imágenes digitales, con una alta precisión y sensibilidad, lo que indica un rendimiento sólido en la aplicación, como se muestra en la Figura 28.



Figura 28. Cálculo de centroides de las hileras en diferentes perspectivas visuales.

Los resultados de las pruebas de seguimiento de trayectorias indican que el sistema de guiado desarrollado permitió al vehículo recorrer la mayoría de las áreas de prueba a una velocidad promedio de 3 km/h. Sin embargo, se observó que el éxito del sistema fue del 50%, destacando que este porcentaje se obtuvo principalmente en el escenario con una baja densidad de malezas entre las hileras. En contraste, en situaciones de infestación severa, la precisión de la detección y segmentación de las hileras se vio significativamente comprometida, resultando en una desviación lateral considerable con respecto a las filas de plantas. Esto, a su vez, ocasionó una pérdida en el seguimiento de la trayectoria. Estos hallazgos subrayan la importancia crítica de una segmentación precisa y un cálculo de centroides confiable en la aplicación propuesta. Además, enfatizan la necesidad de considerar la etapa vegetativa del cultivo y los niveles de infestación de malezas como factores clave en el diseño y operación de sistemas similares.

Los resultados obtenidos en este estudio proporcionan una visión esclarecedora de los retos y oportunidades en el desarrollo de sistemas de guiado automático para vehículos agrícolas. El sistema de visión basado en la segmentación de imágenes mostró un rendimiento satisfactorio en condiciones de baja densidad de malezas, lo que respalda su aplicabilidad en entornos de cultivo más limpios. Sin embargo, se evidenció un deterioro significativo en áreas con una alta infestación de malezas, lo que plantea interrogantes sobre la robustez del sistema en situaciones agrícolas extremas. Esto enfatiza la necesidad de abordar los desafíos específicos de detección y segmentación en escenarios agrícolas adversos, posiblemente mediante la implementación de estrategias de fusión de datos o el desarrollo de algoritmos más resilientes. Asimismo, la selección de la etapa vegetativa del cultivo y la consideración de los niveles de infestación de malezas se revelaron como factores críticos al implementar sistemas similares. Estos resultados subrayan la continua necesidad de investigación y desarrollo en el campo de la agricultura de precisión y la automatización agrícola para abordar las complejidades del entorno agrícola real y mejorar la eficacia de estos sistemas en la gestión de cultivos. Además, los hallazgos encontrados corroboran la

eficacia de la red de segmentación U-Net, coincidiendo con investigaciones previas como la de Yang *et al.* (2022). No obstante, al igual que en el estudio de Wang *et al.* (2023), nuestros resultados resaltan la influencia significativa del entorno agrícola, particularmente en relación con la intensidad de iluminación, lo que enfatiza la necesidad de considerar cuidadosamente las condiciones específicas de cada entorno agrícola en futuros desarrollos de sistemas de visión por computadora.

#### **4.4. Conclusiones**

Este estudio ha demostrado la viabilidad de desarrollar un sistema de guiado automático para vehículos agrícolas aprovechando la información proporcionada por imágenes digitales. La segmentación de las hileras de cultivo se ha destacado como una herramienta altamente eficaz para identificar regiones de interés de manera precisa. Es particularmente notable cuando se emplean modelos de redes neuronales convolucionales para llevar a cabo esta tarea, ya que esta técnica demuestra ser lo suficientemente robusta como para aplicarse en entornos de tiempo real. En relación con la segmentación, el cálculo preciso de los centroides de las filas de plantas desempeña un papel fundamental al generar instrucciones precisas para el seguimiento de la trayectoria por parte del sistema de control del vehículo agrícola. El rendimiento y la robustez de los algoritmos utilizados, así como los componentes del sistema de control, influyen directamente en la capacidad de navegación del vehículo agrícola, permitiéndole adaptarse a las diversas y cambiantes condiciones presentes en el entorno agrícola. Estos resultados resaltan la importancia de desarrollar sistemas altamente competentes en la automatización de tareas agrícolas, lo que contribuye significativamente a mejorar la eficiencia de las operaciones en el campo.

#### 4.5. Literatura citada

Ahmad, M. T., Tang, L., & Steward, B. L. (2014). Automated Mechanical Weeding. In S. L. Young & F. J. Pierce (Eds.), *Automation: The Future of Weed Control in Cropping Systems* (pp. 125-137). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-7512-1\\_7](https://doi.org/10.1007/978-94-007-7512-1_7)

Åstrand, B., & Baerveldt, A.-J. (2005). A vision based row-following system for agricultural field machinery. *Mechatronics*, 15(2), 251-269. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2004.05.005>

Bakker, T., van Asselt, K., Bontsema, J., Müller, J., & van Straten, G. (2011). Autonomous navigation using a robot platform in a sugar beet field. *Biosystems Engineering*, 109(4), 357-368. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.05.001>

Bakker, T., Wouters, H., van Asselt, K., Bontsema, J., Tang, L., Müller, J., & van Straten, G. (2008). A vision based row detection system for sugar beet. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 87-95. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.07.006>

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. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.12.011>

Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L. J., Kai, L., & Li, F.-F. (2009, 20-25 June 2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,

Gad, A. F. (2018). *Practical Computer Vision Applications Using Deep Learning with CNNs: With Detailed Examples in Python Using TensorFlow and Kivy*. Apress.

Gée, C., Bossu, J., Jones, G., & Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 49-59. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.06.003>

Guerrero, J. M., Guijarro, M., Montalvo, M., Romeo, J., Emmi, L., Ribeiro, A., & Pajares, G. (2013). Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 656-664. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.073>

Guerrero, J. M., Ruz, J. J., & Pajares, G. (2017). Crop rows and weeds detection in maize fields applying a computer vision system based on geometry. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142, 461-472. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.028>

Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P. J., Burgos-Artizzu, X. P., & Ribeiro, A. (2011). Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 75-83. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.09.013>

Jiang, G., Wang, X., Wang, Z., & Liu, H. (2016). Wheat rows detection at the early growth stage based on Hough transform and vanishing point. *Computers and Electronics in Agriculture*, 123, 211-223. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.02.002>

Jørgensen, R. N., Nørreremark, M., Sørensen, C. G., & Andersen, N. A. (2008). Utilising scripting language for unmanned and automated guided vehicles operating within row crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 62(2), 190-203. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.01.009>

Kayacan, E., Young, S. N., Peschel, J. M., & Chowdhary, G. (2018). High-precision control of tracked field robots in the presence of unknown traction coefficients. *Journal of Field Robotics*, 35(7), 1050-1062. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21794>

Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., & Zitnick, C. L. (2014). Microsoft COCO: Common Objects in Context. In (pp. 740-755). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1\\_48](https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1_48)

Liu, F., Yang, Y., Zeng, Y., & Liu, Z. (2020). Bending diagnosis of rice seedling lines and guidance line extraction of automatic weeding equipment in paddy field. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 142, 106791. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.106791>

Midtiby, H., Åstrand, B., Jørgensen, O., & Jørgensen, R. (2016). Upper limit for context-based crop classification in robotic weeding applications. *Biosystems Engineering*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.01.012>

Montalvo, M., Pajares, G., Guerrero, J. M., Romeo, J., Guijarro, M., Ribeiro, A., Ruz, J. J., & Cruz, J. M. (2012). Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. *Expert Systems with Applications*, 39(15), 11889-11897. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.117>

Opiyo, S., Okinda, C., Zhou, J., Mwangi, E., & Makange, N. (2021). Medial axis-based machine-vision system for orchard robot navigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 185, 106153. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106153>

Quan, L., Jiang, W., Li, H., Li, H., Wang, Q., & Chen, L. (2022). Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode. *Biosystems Engineering*, 216, 13-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019>

Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015, 2015//). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, Cham.

Skalski, P. (2019). Make Sense. <https://github.com/SkalskiP/make-sense>

Tellaèche, A., Burgos-Artizzu, X. P., Pajares, G., & Ribeiro, A. (2008). A vision-based method for weeds identification through the Bayesian decision theory.

Pattern Recognition, 41(2), 521-530.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2007.07.007>

Wang, S., Yu, S., Zhang, W., Wang, X., & Li, J. (2023). The seedling line extraction of automatic weeding machinery in paddy field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107648.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107648>

Xue, J., Zhang, L., & Grift, T. E. (2012). Variable field-of-view machine vision based row guidance of an agricultural robot. *Computers and Electronics in Agriculture*, 84, 85-91.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.02.009>

Yang, R., Zhai, Y., Zhang, J., Zhang, H., Tian, G., Zhang, J., Huang, P., & Li, L. (2022). Potato Visual Navigation Line Detection Based on Deep Learning and Feature Midpoint Adaptation. *Agriculture*, 12(9), 1363.  
<https://www.mdpi.com/2077-0472/12/9/1363>

Yang, Y., Zhou, Y., Yue, X., Zhang, G., Wen, X., Ma, B., Xu, L., & Chen, L. (2023). Real-time detection of crop rows in maize fields based on autonomous extraction of ROI. *Expert Systems with Applications*, 213, 118-826.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118826>

Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of Weed Science* (Fifth Edition ed.). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811143-7.00001-9>

## 5. DESARROLLO DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZAS EN CULTIVOS A HILERA

### RESUMEN

En este estudio, se presenta el desarrollo de un sistema automatizado diseñado para el deshierbe mecánico en cultivos sembrados en hilera. La metodología utilizada se basó en la determinación de los requisitos de diseño a partir de parámetros clave relacionados con el funcionamiento de la herramienta de deshierbe seleccionada. Esto permitió seleccionar de manera precisa los componentes y técnicas adecuadas para el desarrollo del sistema. En esta investigación, se proporciona una descripción detallada del diseño del sistema automatizado de control de malezas, los elementos y sistemas integrados, así como los algoritmos y técnicas de control que se pueden implementar. Los resultados obtenidos demuestran que el sistema tiene la capacidad de adaptarse eficazmente a las hileras de los cultivos y a la altura de las plantas de interés en la etapa de deshierbe. Se ha evaluado este desarrollo en el contexto del cultivo de maíz para validar diversos parámetros teóricos previamente calculados. La velocidad de desplazamiento teóricamente calculada fue de 3.47 km/s, mientras que la velocidad real se mantuvo en 3.49 km/h. La potencia requerida fue satisfecha mediante el uso de 4 motores de 250 W. En cuanto al peso mínimo requerido, se logró integrarlo con 142 kg en total, incluyendo los 122 kg de la estructura real y 20 kg adicionales de contrapeso como lastre. La discusión crítica de los resultados, en comparación con otros trabajos relacionados en el área, ha permitido identificar tanto las ventajas como las desventajas del sistema y la metodología propuesta. Asimismo, se han identificado posibles áreas de mejora para su implementación en la agricultura.

**Palabras clave:** Deshierbe mecánico, Sistema automatizado, Control de malezas, Cultivos en hilera, Agricultura de precisión.

---

Tesis de Doctorado en Ingeniería, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Israel Gaytán Campos

Director de Tesis: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 5. AUTOMATIC GUIDANCE SYSTEM FOR AN INTELLIGENT MECHANICAL WEEDING SYSTEM IN ROW CROPS

### ABSTRACT

This study presents the development of an automated system designed for mechanical weeding in row-cropped fields. The methodology used was based on determining design requirements from key parameters related to the operation of the selected weeding tool. This allowed for the precise selection of components and techniques for the system's development. This research provides a detailed description of the automated weed control system's design, integrated elements, and systems, as well as the control algorithms and techniques that can be implemented. The results demonstrate that the system has the capability to effectively adapt to the rows of crops and the height of the plants of interest during the weeding stage. This development has been evaluated in the context of corn cultivation to validate various theoretical parameters previously calculated. The theoretically calculated travel speed was 3.47 km/s, while the actual speed was maintained at 3.49 km/h. The required power was satisfied using four 250 W motors. Regarding the minimum required weight, it was achieved with a total of 142 kg, including the 122 kg of the actual structure and an additional 20 kg of counterweight. A critical discussion of the results, in comparison to other related work in the field, has identified both the advantages and disadvantages of the system and the proposed methodology. Furthermore, potential areas for improvement in its implementation in agriculture have been identified.

**Keywords:** *Mechanical weeding, automated system, weed control, row crops, precision agriculture.*

---

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Israel Gaytán Campos

Advisor: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 5.1. Introducción

La agricultura es una de las principales fuentes de alimentos y materias primas a nivel mundial. Sin embargo, la producción de cultivos se ve afectada por diversas problemáticas, entre las que se encuentran la presencia y proliferación de malezas en los campos agrícolas. Las malezas compiten de manera directa con los cultivos por recursos vitales, como nutrientes, agua, luz solar y espacio, lo que inevitablemente conduce a una disminución en la calidad y cantidad de la producción agrícola (Zimdahl, 2018). El control de malezas emerge como una actividad de vital importancia dentro de la agricultura moderna. La gestión adecuada de las malezas es esencial para mantener la productividad agrícola, y es fundamental para garantizar la seguridad alimentaria global y abordar los desafíos que plantea el crecimiento demográfico continuo.

Dentro del espectro de técnicas empleadas para la gestión de malezas, la aplicación uniforme de herbicidas ha destacado desde su aparición como un método eficaz en la erradicación de estas indeseables compañeras vegetales. No obstante, su eficacia ha venido acompañada de una serie de preocupaciones y problemáticas como la contaminación ambiental, amenazas para la salud humana, además de generar una problemática creciente relacionada con la resistencia de las malezas a los herbicidas (Wu *et al.*, 2020). En respuesta a estas preocupaciones y en busca de alternativas más sostenibles y seguras, el deshierbe mecánico ha emergido como una opción prometedora, como lo señalan Quan *et al.* (2022). Esta técnica ofrece una solución viable para reducir la dependencia de los herbicidas químicos en la agricultura. Sin embargo, su aplicación en cultivos sembrados en hileras introduce desafíos particulares debido a la necesidad de llevar a cabo operaciones de deshierbe altamente precisas para evitar cualquier daño colateral a los cultivos circundantes.

De acuerdo con Chancellor (1981), la automatización en el ámbito agrícola se define como la aplicación de técnicas, sistemas o métodos que permiten el funcionamiento y control de un proceso o dispositivo mecánico sin necesidad de una supervisión constante por parte de un operador humano. Además de liberar

la dependencia de la mano de obra humana, la automatización conlleva la optimización de la potencia proporcionada por las máquinas. En esencia, la automatización sustituye la contribución de energía humana en un proceso mediante una combinación de componentes electrónicos, como hardware, sensores, actuadores y software, que trabajan en conjunto para lograr un funcionamiento más eficiente y preciso.

El control de malezas, partiendo de un enfoque mecánico, como una labor de alta importancia en la agricultura, se beneficia significativamente de la sinergia entre la tecnología convencional de deshierbe y la aplicación de sistemas de automatización. Esta sinergia permite que las máquinas adquieran la capacidad de identificar y distinguir con precisión las plantas de cultivo y de las malezas, al mismo tiempo que pueden eliminar de manera cercana a los cultivos de interés, hasta llegar a realizar un control selectivo de las plantas de malezas mediante dispositivos de control de alta precisión.

La selectividad, entendida como la relación entre el control de malezas y el daño potencial a los cultivos, es un factor crítico en la eficacia de los sistemas de deshierbe. Una alta selectividad, que permite controlar las malezas sin ocasionar perjuicios significativos a los cultivos circundantes, se convierte en un objetivo fundamental para garantizar un rendimiento agrícola óptimo. La literatura científica respalda esta premisa, enfatizando el riesgo inherente de dañar los cultivos durante las operaciones de deshierbe mecánico. En este sentido, la precisión en la guía de las herramientas mecánicas se erige como un componente esencial. De acuerdo con investigaciones recientes (Machleb *et al.*, 2020), la obtención de una guía precisa y certera de estas herramientas se posiciona como una necesidad ineludible, ya que contribuye de manera significativa a evitar daños no deseados a los cultivos, optimizando así la productividad agrícola. En los últimos años, el desarrollo de sistemas de control mecánico automatizados de malezas para el control de infestaciones en cultivos ha cobrado un interés creciente. Estos sistemas ofrecen la oportunidad de

optimizar tareas que, de otro modo, requerirían un alto grado de intervención manual.

Diversas herramientas tecnológicas, como los sistemas de GPS y RTK, presentan ventajas significativas en el desarrollo de sistemas de guiado automático. En el contexto del control de malezas, la aplicación de sistemas de guiado automatizado en tiempo real en el deshierbe mecánico implica mantener las herramientas de deshierbe en proximidad cercana a las plantas a través del control directo del tractor. En este sentido, Vrochidou *et al.* (2022) han señalado que la navegación automatizada en zonas agrícolas se puede lograr utilizando la información proporcionada por los sistemas previamente mencionados. Sin embargo, es importante destacar que, como mencionan Griepentrog *et al.* (2007), para obtener resultados satisfactorios utilizando estos dispositivos, es esencial contar con una recepción de señal óptima. Por lo tanto, se vuelve fundamental la incorporación de complementos adicionales, como sensores ópticos, cámaras o tecnología LiDar. Estos elementos complementarios permiten una mayor precisión en la detección y seguimiento de las plantas y las malezas, mejorando así la eficiencia y eficacia del sistema de guiado automatizado en el control de malezas en entornos agrícolas.

Por otro lado, los sistemas de dirección basados en visión se han establecido como una solución efectiva para garantizar la precisión en el control de malezas mientras se minimiza el riesgo de daño a los cultivos. Estos sistemas emplean cámaras instaladas en los equipos de deshierbe para identificar de manera precisa las hileras de cultivos. La información capturada en forma de imágenes o vídeos se somete a un proceso de análisis y procesamiento, lo que permite enviar señales a los actuadores que alinean la herramienta de desmalezado con las hileras de los cultivos mientras se mantiene en movimiento. Además, algunos implementos de deshierbe están equipados con un desplazamiento lateral hidráulico entre el implemento y el tractor, lo que proporciona la capacidad de ajustar la posición de la herramienta hacia la derecha o la izquierda.

En el proceso de automatización de las operaciones de deshierbe con enfoque mecánico, diversas investigaciones han evaluado maquinaria y herramientas desarrolladas para lograr un control preciso de las malezas, incluso en proximidad a las plantas de los cultivos, a veces interviniendo el espacio entre las propias plantas. Este avance ha conducido a la identificación de tres niveles distintos de desarrollo en estos sistemas, como señalan Machleb *et al.* (2020). En el primer nivel, se encuentran implementos remolcados por tractores que aprovechan sistemas de autoguiado para controlar la trayectoria del tractor y, por ende, del implemento con respecto a los cultivos. En esta fase, es común que los implementos empleen herramientas mecánicas pasivas, aunque también se utilizan herramientas accionadas en algunos casos. Sin embargo, el control se centra en el espacio entre las hileras. En una etapa más avanzada, incluso cuando las máquinas están acopladas al tractor, éstas tienen la capacidad de corregir su posición con respecto a las líneas de siembra mediante movimientos laterales, utilizando sistemas de guiado propio. Estos avances pueden incorporar herramientas mecánicas tanto pasivas como activas, y a partir de este nivel de automatización, se hace evidente la capacidad de lograr un control mecánico selectivo entre las plantas. El nivel de automatización más completo se alcanza con las plataformas de deshierbe auto propulsadas, que cuentan con diversos subsistemas, en su mayoría destinados a la navegación y a la identificación de los tipos de plantas. Estos vehículos agrícolas pueden utilizar tanto herramientas mecánicas pasivas como activas, ya sea por separado o en combinación, y tienen la capacidad de realizar un control cercano tanto entre las hileras como, en muchas ocasiones, entre las propias plantas.

El sector agrícola ha experimentado notables avances en la búsqueda de maximizar la automatización en sus operaciones. Entre estos progresos, se destacan los enfoques centrados en el desarrollo de plataformas agrícolas autopropulsadas destinadas a la ejecución de tareas de deshierbe mecánico. En este contexto, la investigación ha identificado factores críticos para el diseño de estos sistemas, como lo han subrayado Slaughter, Giles and Downey (2008), tal como se menciona en el estudio de Li *et al.* (2022). Estos factores comprenden

un sistema de navegación autónoma, un sistema de detección y reconocimiento de malezas y un sistema de control y mapeo preciso de las áreas afectadas por las malezas. La literatura científica ofrece una rica colección de avances en esta área. Por ejemplo, Åstrand and Baerveldt (2002) desarrollaron una plataforma móvil con tracción en las cuatro ruedas y un sistema de visión basado en dos cámaras. Su sistema logró un seguimiento y reconocimiento de hileras de cultivos con una asombrosa precisión de guiado de  $\pm 2$  cm y una tasa de clasificación de plantas del 97%, lo que resultó en una eliminación efectiva de las malezas. Otro ejemplo destacado es el trabajo de Bak and Jakobsen (2004), quienes diseñaron una estructura móvil similar con tracción en las cuatro ruedas y un sistema de visión artificial. El sistema logró un seguimiento de trayectorias en tiempo real con un error estándar de 1 a 1.6 cm a 0.2 m/s, respaldando su capacidad para operar eficazmente en diversas condiciones de campo. Además, Van Evert *et al.* (2006) desarrollaron una estructura móvil eléctrica equipada con sensores y un sistema de visión de dos cámaras, capaz de detectar hileras de maíz mediante la transformada de Hough. Este sistema, combinado con la navegación autónoma, contador de revoluciones y giroscopio de estado sólido, logró una clasificación precisa que osciló entre el 98.5 % y el 89.4 % para las malezas. Bawden *et al.* (2017) presentaron una estructura móvil de cuatro ruedas direccionales (4WD) con un sistema de visión de una cámara, guiada por un sistema GPS y una unidad de medición inercial (IMU). Esta plataforma implementó estrategias de control químico y mecánico en el cultivo de lechuga, obteniendo una destacable precisión del 92.3 % en la clasificación de plantas de maleza y un efectivo control de malezas en el campo. La estructura móvil de cuatro ruedas con un patrón de espina de pescado y un sistema de visión artificial, desarrollada por Chang and Lin (2018), utilizaron una cámara digital para capturar imágenes en tiempo real, un sensor de humedad para determinar la humedad del suelo, un microcontrolador y una unidad de procesamiento. Esta plataforma incorporó un dispositivo de deshierbe mecánico de tres puntas y boquillas de pulverización, logrando una clasificación promedio del 90 % y una tasa de eliminación promedio de malezas del 90 %. Guzmán *et al.* (2019) aprovecharon la plataforma Ceres

AgroBot, que consiste en un sistema de locomoción diferencial y un sistema de visión estéreo. Esta estructura emplea un sistema de posicionamiento cartesiano en el espacio tridimensional para la planificación de trayectorias mediante técnicas como A\* (A star) y RRT (Rapidly exploring Random Tree), además de una serie de actuadores para controlar diversas herramientas de deshierbe mecánico. La evaluación de este sistema en cultivos hortícolas demostró una alta eficacia en la detección y remoción de malezas, así como en la planificación de trayectorias. Wu *et al.* (2020) utilizaron la plataforma Flourish BoniRob (4WD), que incorpora un sistema de visión multicámara RGB+NIR con filtrado bayesiano ingenuo y seguimiento visual en 3D intra e intercámara para guiar herramientas. Un controlador lógico programable (PLC) escalable supervisa el control de malezas en este desarrollo, que se lleva a cabo mediante herramientas de estampado mecánico y rociado selectivo. Evaluado en el cultivo de remolacha azucarera, el sistema propuesto logra un tratamiento confiable de las malezas en la fila con una buena precisión. Cutulle and Maja (2021) evaluaron la plataforma robótica Clearpath Husky (4WD), que guía mediante una unidad de medición inercial (IMU), un sistema GPS, codificadores en cada rueda y LiDAR, en una aplicación de deshierbe en un sembradío de algodón. Utilizaron una herramienta mecánica en forma de V con seis puntas individuales y un disco de grada ajustable, obteniendo una efectividad de deshierbe del 80 %. Por otro lado, Bručienė *et al.* (2022) utilizaron la plataforma solar autopropulsada de cuatro ruedas FarmDroid, que contaba con sistemas GPS y de detección de cultivos, para llevar a cabo la aplicación de deshierbe mecánico en remolacha azucarera utilizando una azada de deshierbe accionada. Los resultados de los autores demostraron que la efectividad promedio del control de malezas tanto entre hileras como dentro de ellas fue superior en el control robótico (81 % y 49 %) en comparación con el control convencional (46 %). Jiao *et al.* (2022) presentaron una plataforma 4WD con mecanismo de caminata, mecanismo flotante y un sistema de control con capacidad de seguimiento de hileras de arroz mediante una cámara y un control remoto. La aplicación de deshierbe se llevó a cabo con un rodillo desmalezador, logrando tasas de deshierbe del 87.10% y 87.61 %.

Quan et al. (2022) desarrollaron una estructura impulsada por dos ruedas traseras (2WD) y ruedas delanteras giratorias. Este sistema contó con la capacidad de navegar a través de campos de cultivo ajustando la velocidad y dirección de sus ruedas motrices utilizando un sistema de visión artificial. El sistema se evaluó en el cultivo de maíz, obteniendo una eficiencia de deshierbe del 85.91 % y una tasa de daños al cultivo del 1.17 %, con una precisión de detección del 98.5 % para el cultivo y del 93.43 % para las malezas. Además, Jiang *et al.* (2023) presentaron una plataforma impulsada por dos ruedas motrices (delanteras) 2WD, que contaba con un sistema de navegación automática basado en una estación de referencia de operación continua (CORS). La herramienta utilizada fue un cepillo de deshierbe, y se evaluó en cultivos de maíz y repollo chino, logrando tasas de eliminación de malezas del 90 % y daños a los cultivos del 1.9 % en maíz, así como tasas de eliminación de malezas del 94.5 % y daños a los cultivos del 0.8 % en repollo chino. Vahdanjoo *et al.* (2023) evaluaron una plataforma impulsada por dos motores diésel de 75 hp, que se guiaba mediante un sistema GPS y contaba con un elemento de deshierbe de varillas para diferentes cultivos. Los autores destacaron que el sistema robótico es un 9% más eficiente que la maquinaria convencional, además de ser un 57% más económico por hora y de ahorrar un 63.3% de combustible, lo que contribuye a una reducción significativa de las emisiones de CO<sub>2</sub>.

En este contexto, el presente estudio se enfoca en el diseño y desarrollo de un sistema automatizado con autopropulsión para el deshierbe mecánico en cultivos sembrados en hilera. El sistema propuesto busca mejorar de manera significativa la eficiencia y precisión en el control de malezas cercano a la hilera de cultivos, lo que permite una reducción más efectiva de las malezas en la periferia de las plantas de interés. El diseño desarrollado se basa en la selección de componentes y propuestas de diseño que se sustentan en el cálculo de requisitos teóricos de funcionamiento a partir de los parámetros agrícolas necesarios para llevar a cabo la eliminación mecánica de las malezas, cortándolas, arrancándolas o enterrándolas.

## **5.2. Materiales y métodos**

La presente sección expone de manera detallada la metodología empleada en la concepción y diseño del sistema automático móvil destinado al deshierbe en cultivos sembrados en hileras, Figura 29. Destaca la importancia fundamental otorgada a la consideración de parámetros agronómicos en este proceso de desarrollo. Es precisamente esta priorización de la funcionalidad en el diseño lo que constituye la base del sistema propuesto en este estudio. El sistema en cuestión se compone de una estructura móvil equipada con una cámara RGB-D, la cual desempeña un papel central en el sistema de guiado automático. Además, se integra un sistema de telemetría de largo alcance que permite el control manual del sistema en situaciones específicas. Complementando estas capacidades, se encuentra una herramienta de deshierbe convencional pasiva, que opera según el principio de trabajo por deslizamiento, destinada a la eliminación de malezas en el entorno de los cultivos. La concepción y desarrollo de este sistema se ha abordado de manera meticulosa, considerando en todo momento los requisitos y las particularidades de los cultivos en hileras.

### **5.2.1. Componentes principales de un sistema automatizado de deshierbe mecánico**

En el ámbito del diseño de sistemas automatizados para la tarea de deshierbe mecánico en la agricultura, es fundamental una comprensión profunda de los componentes esenciales que configuran estas soluciones de vanguardia.

Retomando lo mencionado por Slaughter, Giles and Downey (2008) y respaldada por Li *et al.* (2022), se establece que un sistema de deshierbe automatizado debe incorporar de manera intrínseca tres elementos clave para un rendimiento óptimo: un sistema de guiado, un sistema de detección y reconocimiento de malezas, y un sistema de control y mapeo preciso de las áreas afectadas por las malezas. Sin embargo, en el ámbito del control mecánico de malezas, especialmente en aplicaciones destinadas a cultivos en hilera, es imperativo considerar una serie adicional de componentes cruciales para garantizar su funcionamiento eficiente. En este contexto, cobran relevancia componentes

como la herramienta de deshierbe, la unidad de tracción, la estructura principal, la fuente de energía y varios mecanismos de ajuste que contribuyen al éxito de estas innovadoras soluciones. Considerando estos elementos como subsistemas dentro de un sistema integral de deshierbe mecánico para cultivos en hilera, se pueden abordar de la siguiente manera:

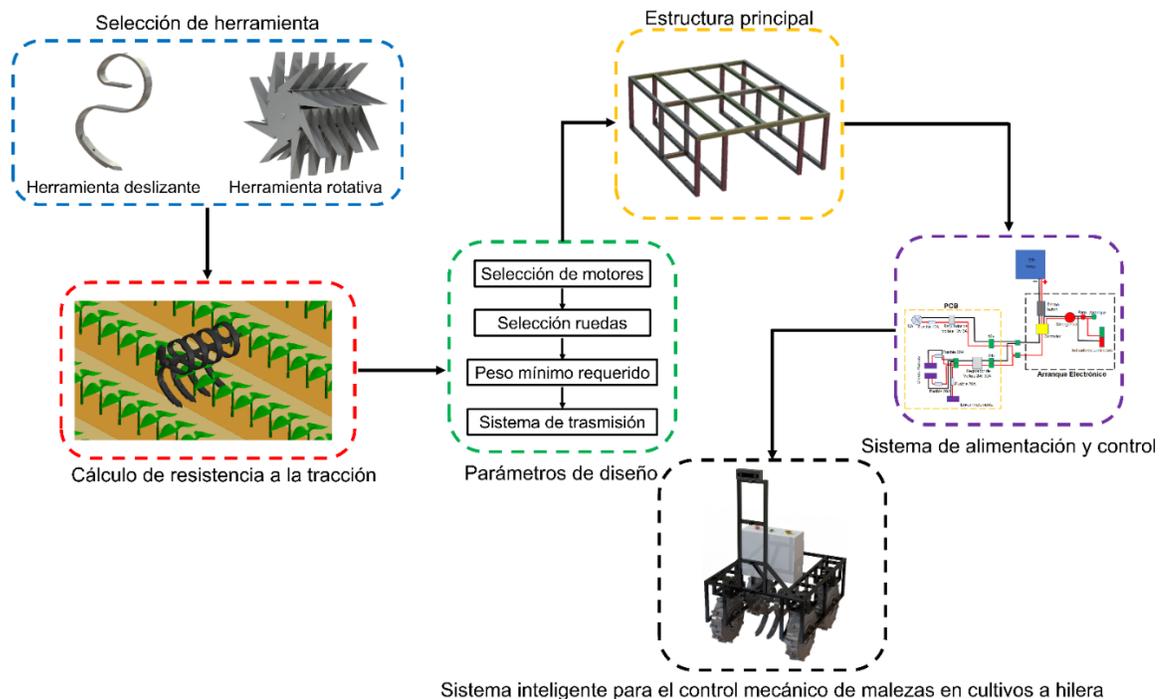
- a) **Sistema de deshierbe:** La herramienta de deshierbe es el componente encargado de llevar a cabo la eliminación de las malezas. Su diseño puede variar considerablemente e incluir elementos como herramientas pasivas deslizantes o rotativas, así como dispositivos mecánicos accionados.
- b) **Sistema de tracción o propulsión:** La mayoría de las operaciones agrícolas requieren que las máquinas y equipos se desplacen a través del campo; es decir, el equipo debe ir hacia el objeto de trabajo (cultivos, malezas) por lo que se requiere que el equipo sea autopropulsado. Puede tratarse de un vehículo autónomo equipado con ruedas o de un sistema de arrastre que se acopla a un tractor. La unidad de tracción es responsable de mover el sistema a lo largo de las hileras de cultivo.
- c) **Sistema de potencia:** Los motores son componentes clave del sistema de potencia. Son responsables de proporcionar la potencia mecánica necesaria para impulsar el sistema de tracción o propulsión, mover la herramienta de deshierbe y ajustar otros componentes.
- d) **Estructura principal:** El chasis o bastidor de la plataforma desempeña un papel crucial al soportar la mayor parte de los elementos del sistema. Además, contribuye a la distribución del peso efectivo y proporciona estabilidad durante el movimiento. La configuración de la estructura principal permite que el vehículo se adapte a diferentes etapas y requisitos de los cultivos.
- e) **Sistema de alimentación:** Para suministrar energía a todos los componentes del sistema, se requiere una fuente de energía confiable. Esto puede lograrse a través de una batería recargable, un generador incorporado o una combinación de fuentes de energía.
- f) **Sistema de control:** La unidad de control representa el cerebro del sistema. Procesa la información proveniente de la visión por computadora y toma

decisiones sobre cómo mover la trayectoria de deshierbe para eliminar las malezas cercanas a la hilera de plantas. La complejidad de esta unidad puede variar desde un microcontrolador hasta una computadora de alto rendimiento, dependiendo de las características del sistema.

- g) **Sistema de guiado:** Para garantizar un desplazamiento preciso del sistema entre las hileras de cultivo y evitar daños a las plantas, se requiere un sistema de guiado automático. Esto puede incluir sensores de proximidad, sistemas de posicionamiento global (GPS) o algoritmos de guiado que utilizan cámaras y visión artificial.
- h) **Sistema de detección:** La identificación y distinción de las malezas de los cultivos se logra mediante un sistema de visión por computadora. Este sistema captura imágenes del entorno y las procesa en tiempo real para detectar y reconocer las malezas. Puede incluir cámaras de alta resolución y algoritmos avanzados de procesamiento de imágenes.

### 5.2.2. Requerimientos del sistema

El proceso inicial en el desarrollo del sistema se centró en la identificación de los requisitos de diseño fundamentales para la plataforma que estaba siendo concebido. En este contexto, es esencial destacar el papel crítico desempeñado por la elección de la herramienta de deshierbe (Figura 29) en la definición de estos requisitos. A partir de la selección del implemento de deshierbe, la secuencia de actividades continuó con el cálculo de la resistencia a la tracción, un parámetro fundamental que estableció las directrices para la elección de los motores adecuados. Esta elección, a su vez, influyó en la selección de las ruedas o neumáticos del sistema, lo que permitió avanzar en el diseño y construcción del sistema de transmisión correspondiente.



Sistema inteligente para el control mecánico de malezas en cultivos a hilera

Figura 29. Desarrollo conceptual del sistema inteligente para el control mecánico de cultivos a hilera.

Siguiendo las pautas previas, se determinó el peso mínimo necesario para asegurar la adherencia adecuada de las ruedas con la superficie del suelo, y se estimó la velocidad teórica de avance del sistema. Es importante destacar que, dada la necesidad de que la herramienta se adaptara a la configuración de los cultivos sembrados en hileras, la estructura principal que soporta dicha herramienta debía presentar una configuración adaptable a este tipo de cultivos (70-80 cm entre hileras de plantas). Esto implicaba mantener proporciones geométricas y de tamaño que aseguraran la estabilidad del movimiento en la plataforma.

Con el objetivo de dotar al sistema desarrollado de movilidad, se ideó un sistema de alimentación y control basado en una unidad central de energía, la cual tenía la tarea de suministrar energía a los motores y otros componentes del sistema. La configuración de este subsistema se basó en el tipo de motores seleccionados, ya que la demanda energética de estos elementos determinó el tipo y la capacidad de la unidad central de alimentación. Además, el sistema de

energía también proporciona alimentación a un sistema de radio control a distancia a través de telemetría. Este sistema tiene la tarea de controlar tanto los motores como la herramienta de deshierbe en términos de configuración para el trabajo y el transporte.

Finalmente, el sistema completo se integró con un sistema de visión artificial que consta de una cámara RGB-D y una unidad de procesamiento gráfico que incluye una computadora embebida a bordo.

### Sistema de deshierbe

La selección de la herramienta de deshierbe se basó en su capacidad de adaptación a los cultivos sembrados en hileras, con el requisito principal de acercarse lo más posible a la hilera de cultivos para llevar a cabo la tarea de deshierbe con eficacia. Considerando la diversidad de herramientas mecánicas disponibles, incluyendo las deslizantes y rotativas, se realizó una evaluación comparativa de dos configuraciones de cada tipo de herramienta para analizar su efectividad en el campo cuando se operan manualmente (Figura 30). Estas herramientas incluyeron un rotor equipado con puntas tipo azadón para la herramienta rotativa y rejas montadas en timones flexibles para la herramienta deslizante.

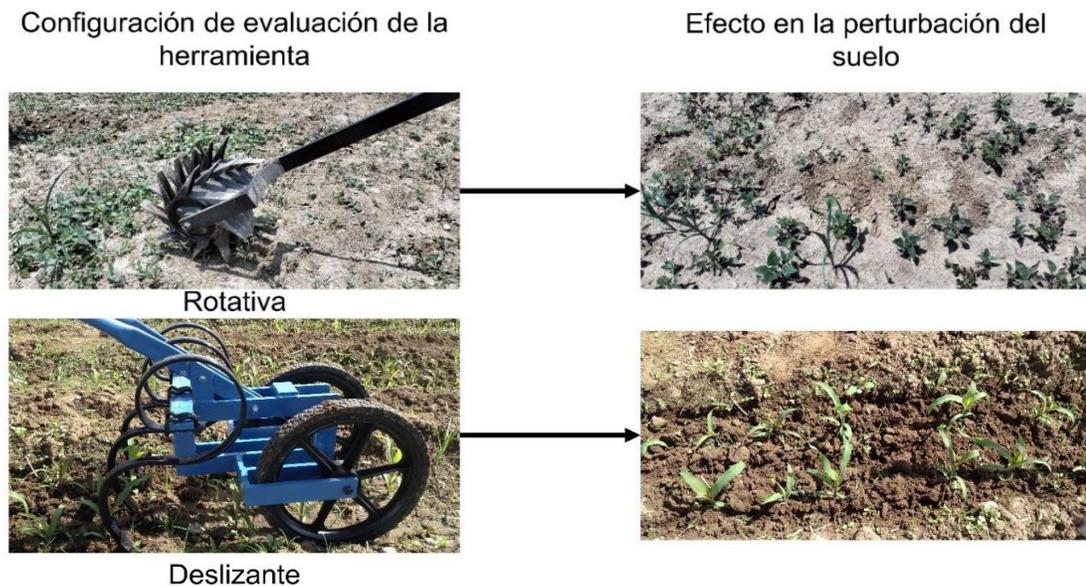


Figura 30. Evaluación en campo de las alternativas de herramienta con accionamiento manual.

Los resultados obtenidos revelaron que la efectividad de deshierbe de ambas herramientas estuvo directamente relacionada con la perturbación o remoción del suelo que generaron. A pesar de su apariencia y configuración agresiva, la herramienta rotativa mostró una eficacia insuficiente en la remoción del suelo y por ende en la eliminación de malezas. En contraste, la herramienta deslizante demostró una notable capacidad de perturbación del terreno, lo que resultó en la eliminación de una mayor cantidad de malas hierbas. Además, la herramienta deslizante se adaptó de manera más eficiente a la configuración de sistemas de cultivos en hileras.

Por lo tanto, con base en estos hallazgos, la selección final del tipo de herramienta a utilizar se inclinó hacia una herramienta deslizante específica, en particular, una reja convencional, pasiva, montada en brazos o timones flexibles.

### **Requerimientos del sistema de tracción-propulsión**

La resistencia de tracción requerida para operar diversos implementos de siembra y herramientas de labranza, de acuerdo con el estándar D497.4 de ASAE (2003), se determina principalmente en función del ancho del implemento y la velocidad de trabajo, especialmente cuando se trabaja a poca profundidad. Sin embargo, en el caso de herramientas de labranza que operan a mayores profundidades, otros factores como la textura del suelo, la profundidad y la geometría de la herramienta también influyen en la fuerza necesaria.

La ecuación que permite calcular la resistencia de tracción (D) se expresa como sigue:

$$D = F_i * [A + B(S) + C(S)^2] * W * \dots \dots \dots (8)$$

Donde:

D-Es la resistencia de tracción del implemento en Newtons (N).

$F_i$ -Es un parámetro adimensional que varía según la textura del suelo (arcilloso, franco o arenoso).

A, B y C-Son parámetros específicos según el tipo de implemento.

S-Es la velocidad de avance durante el trabajo del implemento o herramienta de trabajo en kilómetros por hora.

W-Es el ancho de trabajo en metros (m) o bien, el número de cuerpos o herramientas de trabajo.

T-Es la profundidad de trabajo en centímetros (cm) para herramientas de labranza primaria o 1 para herramientas de labranza menor e implementos de siembra.

En este caso, se determinó la resistencia de tracción de una herramienta de deshierbe con 4 rejas, considerando su similitud geométrica con la herramienta tipo arado de cincel (punta recta de 5 cm). Los parámetros específicos planteados por el estándar D497.4 de ASAE (2003), para esta herramienta fueron:  $A = 91$ ,  $B = 5.4$  y  $C = 0$ . Además, se asumió que el suelo era arcilloso, por lo que  $F_i = 1$ . Dado que las puntas de las herramientas de deshierbe se asemejan a las utilizadas en las máquinas de siembra, donde la profundidad de trabajo no tiene un gran impacto en la resistencia de tracción, se consideró como  $T = 1$ .

Siguiendo la recomendación de Machleb *et al.* (2020) de una velocidad de trabajo mínima de entre 3 y 4 km/h para un control mecánico efectivo de las malas hierbas con implementos convencionales tirados por tractores, para el cálculo de la resistencia de tracción, se asumió una velocidad de avance ( $V_a$ ) de 3.5 km/h para el sistema con la herramienta en funcionamiento. Por lo tanto, de manera teórica, la fuerza neta requerida para remolcar las puntas seleccionadas se calculó utilizando la Ecuación 8 de la siguiente manera:

$$D=1.0*[91+5.4(3.5)+0.0(3.5)^2]*4*1=439.6 \text{ N} \dots\dots\dots(9)$$

### **Sistema de potencia**

Continuando con el análisis, previo a la selección de los motores, fue esencial determinar la potencia requerida por el sistema para mover en conjunto la

estructura principal y la herramienta en su configuración de trabajo. A partir de la fuerza de tracción teórica previamente determinada, el cálculo de la potencia total requerida se desglosó en tres componentes: la potencia de tracción para impulsar las herramientas, la potencia para vencer la resistencia a la rodadura y la potencia para superar la pendiente del terreno.

Primero, se consideró la potencia de tracción ( $N_g$ ), que se determinó mediante la Ecuación 10:

$$N_g = D \cdot v_a \dots \dots \dots (10)$$

Donde  $v_a$  es la velocidad de avance, que equivale a 0.97 m/s (3.5 km/h). De esta manera, se calculó que la potencia de tracción requerida es aproximadamente  $N_g = 426.41 \text{ W}$ .

El peso adherente ( $W_{ad}$ ) sobre las ruedas motrices a fin de garantizar una adecuada adherencia con el suelo, se determinó como:

$$w_{ad} = \frac{P_{tan}}{\mu} \dots \dots \dots (11)$$

Donde:

$P_{tan}$ -Es la fuerza tangencial de tracción en Newtons (N), que surge en la interfase suelo-llanta, al aplicar sobre ésta el par de impulsión que la hace girar, ( $M_{imp} = M_m \cdot i_t \cdot \eta_t$ ).

$M_m$ -Es el par del motor, (N\*m).

$i_t$ -Es la relación de transmisión total entrada salida ( $i_t = n_{motor} / n_{ruedas}$ ), adimensional.

$n_{motor}$ ,  $n_{ruedas}$  -Son las frecuencias de rotación del motor y las ruedas motrices, respectivamente en r/mín.

$\eta_t$ -Es el rendimiento mecánico del sistema de transmisión de la potencia del motor a las ruedas motrices, adimensional.

$\mu$ -Coeficiente de adherencia de las ruedas con el suelo; para tierra labrada y húmeda,  $\mu=0.50$

Suponiendo que la fuerza de resistencia a la rodadura ( $P_f$ ) y la fuerza debida a la pendiente del terreno ( $P_{sub}$ ) sean un 30% adicional a la fuerza útil, la fuerza tangencial de tracción requerida sería:

$$P_{tan}=D+P_f+P_{sub}=1.3*D \dots\dots\dots(12)$$

$$P_{tan}=571.48 \text{ N}$$

Entonces, el peso adherente o peso de la plataforma de deshierbe, se puede estimar como:

$$w_{ad} = \frac{571.48 \text{ N}}{0.50} = \mathbf{1142.96 \text{ N}}$$

La fuerza de resistencia al rodamiento estaría dada por la Ecuación 13:

$$R_r = w * f \dots\dots\dots(13)$$

Donde  $w=w_{ad}$  es la carga sobre el sistema y  $f$  es el coeficiente de resistencia a la rodadura. Con los valores proporcionados, se determina que:

$$R_r = 1114.88 \text{ N} * 0.15 = 171.44 \text{ N}$$

La potencia necesaria para vencer la resistencia a la rodadura ( $N_R$ ) se obtiene mediante la Ecuación 14:

$$N_R = R_r * v_a \dots\dots\dots(14)$$

Resultando en  $N_R = \mathbf{166.3 \text{ W}}$

Asumiendo el caso de una pendiente del terreno de  $\alpha=12^\circ$  para calcular la potencia requerida para superar pendientes se tiene la Ecuación 15:

$$P_{sub} = w * \text{sen}12^\circ \dots\dots\dots(15)$$

$$P_{\text{sub}}=1114.88 \text{ N} \cdot \sin 12^\circ = 237.63 \text{ W}$$

Ahora la potencia para vencer pendientes, dada por la Ecuación 16:

$$N_{\text{sub}}=P_{\text{sub}} \cdot v_a \dots \dots \dots (16)$$

$$N_{\text{sub}}=230.5 \text{ W}$$

Así, la potencia total estaría dada por la Ecuación 17:

$$P_{\text{tot}}=N_g+N_R+N_{\text{sub}} \dots \dots \dots (17)$$

$$P_{\text{tot}}= 823.21 \text{ W}$$

De acuerdo con los parámetros establecidos, se calcula que la potencia teórica requerida para cumplir con las condiciones especificadas asciende a 823.21 W. Este cálculo se basa en considerar una velocidad de avance constante de operación de 3.5 km/h, una fuerza de tracción para la herramienta estimada en 439.6 N, equivalente a aproximadamente 44.81 kg, y un peso mínimo proyectado del sistema de 1142.96 N, que corresponde a aproximadamente 116.51 kg. Estos valores son de gran importancia para dimensionar adecuadamente el sistema propuesto y garantizar una funcionalidad y viabilidad alta en el proceso de desarrollo.

### **Estructura principal**

La concepción de la estructura principal en un sistema de deshierbe mecánico diseñado para su implementación en cultivos en hilera se revela como un factor de suma importancia, ya que ejerce una influencia significativa tanto en la eficiencia operativa como en la integridad general del equipo. La toma de decisiones relativas a la estructura principal debe estar fundamentada en consideraciones de interés que abarcan diversos criterios relevantes:

- i. **Diseño adaptable a cultivos en hilera:** La configuración de cultivos sembrados en hileras presenta desafíos específicos en términos de acceso y maniobrabilidad. La estructura principal propuesta debe diseñarse teniendo

en cuenta estas características, permitiendo un posicionamiento preciso y seguro cerca de las filas de las plantas de interés. Esta adaptabilidad es esencial para intentar maximizar la efectividad del deshierbe y minimizar así el riesgo de daño a los cultivos. Los principales cultivos se siembran en hileras de 50-80 cm de separación.

- ii. **Estabilidad y durabilidad:** La integridad estructural es esencial para garantizar la durabilidad y la vida útil del sistema de deshierbe. La propuesta final se debe basar en un diseño robusto para afrontar la operación de deshierbe en condiciones de campo abierto. Esta durabilidad busca reducir los costos de mantenimiento, tratando de garantizar así un rendimiento constante en condiciones operativas exigentes. Aunado a esto, debe ser lo suficientemente resistente ya que será la parte principal donde se integra la herramienta de deshierbe.
- iii. **Facilidad de mantenimiento:** La accesibilidad y la facilidad de mantenimiento son aspectos importantes en la búsqueda de minimizar el tiempo de inactividad y los costos de servicio. La estructura principal debe integrarse con componentes que sean costeables y reemplazables, lo que puede simplificar las operaciones de mantenimiento preventivo y correctivo.
- iv. **Compatibilidad con componentes electrónicos:** En un sistema de deshierbe moderno, la integración de componentes electrónicos, como sensores y sistemas de control, es esencial. La estructura principal que se proponga debe tener la capacidad de albergar estos componentes de manera segura y permitir una fácil instalación y mantenimiento de la tecnología de automatización.
- v. **Peso y distribución de carga:** En el diseño de la estructura principal debe priorizar el poder lograr una distribución equilibrada de la carga del sistema. Esto principalmente para obtener un grado adecuado de estabilidad y garantizar el peso mínimo requerido para lograr una adecuada adherencia del sistema completo con la superficie del suelo. De esta manera, el peso de la estructura debe cumplir con los requisitos de potencia y carga a mínima

previamente calculados, lo que contribuye a tratar de lograr una buena eficiencia energética y de desempeño operativo.

- vi. **Respaldo empírico evaluado en campo:** La configuración de la estructura principal que se conciba, debe tener un respaldo de resultados empíricos derivados de pruebas de campo y análisis técnicos anteriores. A partir de esto, se puede tener una garantía previa de que la estructura cumple con los requisitos operativos y de rendimiento necesarios para lograr un control efectivo de malezas en condiciones agrícolas reales.

De esta manera, el diseño de la estructura principal debe satisfacer tanto los requisitos de potencia como el peso mínimo calculados como requisitos del sistema, ya que constituyen un fundamento esencial para el desarrollo de las fases subsiguientes de este proyecto. La necesidad de aplicar este sistema en cultivos en hilera implica que las condiciones de estabilidad, durabilidad, eficiencia operativa, facilidad de mantenimiento y evidencia respaldada por pruebas y análisis deben guiar la generación de soluciones y la selección de la mejor propuesta.

### **5.2.3. Diseño conceptual**

La etapa de diseño conceptual, como destacan Pahl and Beitz (2007), es una fase crítica en el desarrollo de cualquier proyecto, producto o sistema de alto impacto. Durante esta etapa, se lleva a cabo la abstracción de necesidades esenciales, identificando problemas fundamentales y estableciendo estructuras de funciones clave. Se busca la definición de principios de trabajo adecuados y se combinan de manera sinérgica en una estructura de trabajo integral. A partir de este proceso de análisis y síntesis, se establece una solución preliminar a través de la elaboración de un principio de solución conceptual. Posteriormente, se procede a la especificación detallada de la solución principal que servirá como base para las etapas posteriores del diseño y desarrollo. Esta fase, en definitiva, sienta las bases para el éxito y la efectividad de todo el proyecto, garantizando una comprensión profunda y una planificación sólida desde sus primeras etapas.

En el contexto del desarrollo de productos, como se ilustra en la Figura 31 (Dym *et al.*, 2013), los primeros pasos de importancia son la identificación de una necesidad y la definición de un problema específico que requiere solución. Estas etapas iniciales sirven como cimientos sólidos sobre los cuales se construye todo el proceso de diseño. Cuando se han establecido claramente los criterios y requerimientos necesarios, la fase de diseño conceptual toma protagonismo, marcando el comienzo de la materialización de soluciones efectivas.

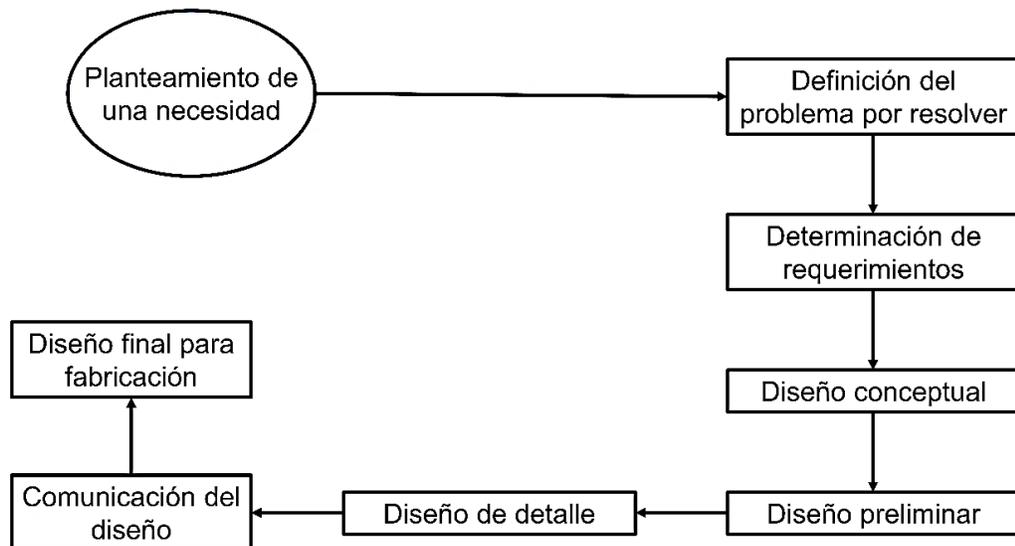


Figura 31. Descripción del proceso de diseño.

### Identificación de la necesidad

La producción de alimentos en la agricultura se enfrenta a una serie de retos significativos debido a la diversidad y variabilidad del entorno agrícola. Uno de los desafíos más críticos es la infestación de malezas, que genera interferencias nocivas hacia los cultivos y estas plantas no deseadas. Las malezas compiten con los cultivos por recursos esenciales como nutrientes, agua, espacio y luz, lo que afecta negativamente la calidad y el rendimiento de los cultivos. Además, los métodos convencionales de control de malezas a menudo conllevan costos adicionales de producción que impactan en los precios finales de los productos agrícolas y, en última instancia, en la economía de los consumidores. Estos métodos también pueden ser poco rentables, difíciles de implementar y poco

sostenibles, lo que los convierte en fuentes de contaminación ambiental y desencadena una serie de problemas en diferentes áreas.

El uso extendido de herbicidas químicos en la agricultura ha generado graves consecuencias ambientales, incluida la contaminación del aire, suelo y agua. La persistencia de residuos químicos en alimentos y en organismos vivos, incluidos los seres humanos, ha suscitado preocupaciones sobre la salud y ha llevado a enfermedades degenerativas potencialmente mortales. Además, las plantas de malezas han desarrollado resistencia a estos herbicidas, lo que requiere dosis más altas y, por lo tanto, aumenta los costos de producción. La búsqueda constante de alternativas sostenibles al uso de herbicidas químicos se ha convertido en un imperativo en la agricultura moderna, y se requiere urgentemente desarrollar sistemas de control de malezas que fomenten prácticas de producción responsables para mitigar los impactos negativos que estas sustancias químicas han causado en el entorno agrícola y la salud humana.

Una de las soluciones que se están explorando con mayor interés es el control mecánico de malezas, que implica el desarrollo de sistemas automatizados para la eliminación de malezas sin el uso de productos químicos dañinos. Esto contribuiría a reducir el impacto ambiental, y promovería prácticas de producción de alimentos más seguras y sostenibles. La integración de tecnologías de control mecánico en la agricultura es una respuesta clave a este desafío, abriendo nuevas posibilidades para una producción agrícola más eficiente y respetuosa con el entorno.

### **Definición del problema**

De esta manera, el problema a resolver consiste en “Desarrollar un sistema eficiente para el control mecánico de malezas en cultivos a hilera”. Este sistema debe abordar los desafíos asociados con las malezas resistentes a productos químicos, minimizar los costos de mano de obra y herbicidas, reducir el impacto ambiental y garantizar la integridad de los cultivos de interés. Además, debe ser adaptable a los cultivos establecidos en hileras y a las condiciones agrícolas. La solución debe combinar tecnología convencional de control mecánico de malezas

y sistemas automatizados, propiciando así, un impacto sostenible en la producción agrícola.

### **Criterios y restricciones**

Para asegurar el correcto funcionamiento del sistema de deshierbe mecánico en aplicaciones de cultivos en hilera, se han establecido una serie de criterios y restricciones esenciales que guiarán el diseño y la construcción del sistema:

#### **1) Requisitos dimensionales**

- **Posicionamiento entre hileras:** La estructura principal del sistema se ubicará en el espacio entre las hileras de cultivo, evitando daños a las plantas cercanas. Esto significa que el sistema de ruedas debe colocarse en la separación entre los centros de las hileras ( $d_h$ ), que suele oscilar entre 50 y 80 centímetros, como se muestra en la Figura 32.
- **Ancho de trabajo:** Considerando que el sistema debe operar en una sola hilera, el ancho de trabajo de la estructura, es decir, la distancia entre los centros de las ruedas del sistema debe mantenerse dentro del rango mencionado para la separación entre hileras de cultivo.

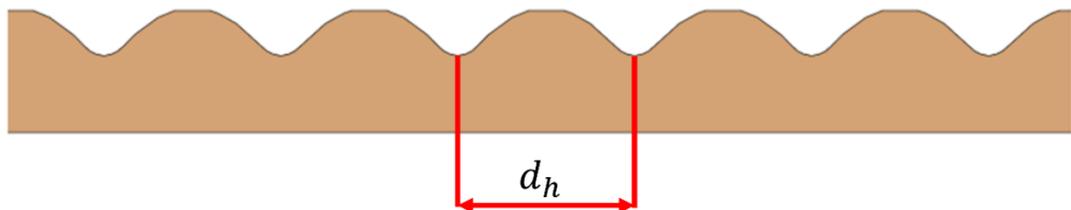


Figura 32. Distancia en el espacio entre hileras de cultivo.

- **Altura:** La altura de la estructura principal debe ser adaptable a la altura de los cultivos ( $h$ ) (Figura 33), especialmente en las etapas vegetativas tempranas. Para el caso del cultivo de maíz, se requiere una altura mínima de 50 centímetros (considerando las tapas de desarrollo de 1 a 4 hojas verdaderas).

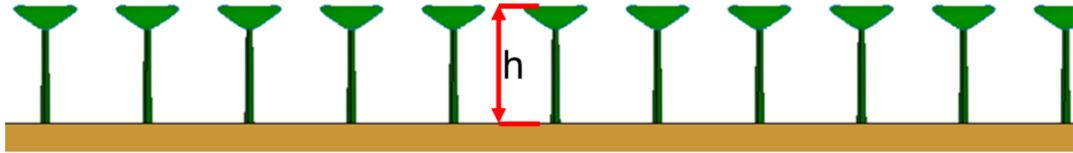


Figura 33. Altura de la planta de cultivo.

- **Altura del sistema de visión ajustable:** Dado que se planea incorporar tecnologías como visión artificial y sensores para la automatización, la posición del sistema de visión debe ser ajustable. Se ha determinado que este sistema de visión debe estar en ciertas configuraciones de inclinación y altura para adaptarse a las filas de cultivos. Las alturas se han establecido en un rango de 60 a 150 centímetros con respecto a las plantas, y la estructura total del sistema de visión se diseñará con una altura de 90 centímetros para garantizar la flexibilidad requerida, como se muestra en la Figura 34.

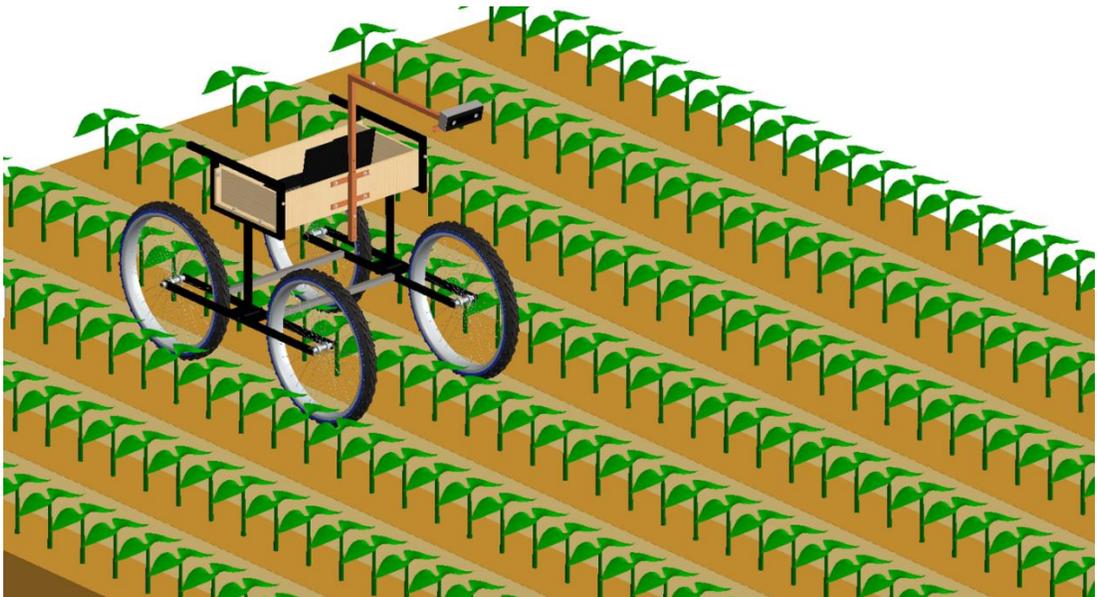


Figura 34. Altura del sistema de visión artificial a partir de un modelo 3D paramétrico.

## 2) Parámetros técnicos

- **Requisitos de potencia:** Como se detalló anteriormente, el sistema debe estar equipado con una fuente de potencia capaz de proporcionar los 823.21 W

teóricos requeridos para el funcionamiento óptimo del sistema en función de la potencia útil demandada por la herramienta de deshierbe seleccionada.

- **Requisito de peso:** Con base en el análisis teórico de la fuerza de tracción en la sección 2.2.2., se establece que el sistema debe alcanzar un peso mínimo de 1142.96 N, aproximadamente equivalente a 116.51 kg. Este peso se ha calculado para asegurar la adecuada adaptación del sistema a las condiciones de los terrenos agrícolas, en particular una adecuada adherencia.
- **Unidad de alimentación:** La energía necesaria para el funcionamiento de los sistemas móviles y los componentes electrónicos debe ser suministrada a través de un sistema eléctrico principal, con derivaciones específicas para cada componente.

### 3) Requisitos de funcionamiento

Los requisitos de funcionamiento del sistema de deshierbe propuesto son fundamentales para garantizar su eficacia y rendimiento en el contexto específico de cultivos en hileras, con un enfoque particular en el maíz como caso de estudio.

Estos requisitos incluyen:

- **Aplicación en etapas tempranas de los cultivos:** El sistema está diseñado para llevar a cabo el deshierbe en una etapa temprana, cuando las plantas de maíz tienen entre una y cuatro hojas verdaderas, lo que permite un control efectivo de las malezas sin dañar los cultivos.
- **Profundidad de trabajo:** La herramienta de deshierbe, que utiliza la punta de cincel, operará a una profundidad que varía entre 5 y 10 centímetros, asegurando la eliminación de las malezas sin afectar las raíces de los cultivos.
- **Estructura principal robusta:** La estructura principal del sistema debe ser capaz de soportar el peso de todos los componentes, incluida la herramienta de trabajo, garantizando su estabilidad durante el movimiento.
- **Reducción de la franja sin deshierbar cercana a la hilera:** Se busca minimizar la franja sin tratar junto a la hilera de cultivo, manteniéndola por

debajo de los 10 centímetros por lado (20 centímetros en total), lo que contribuye a una mayor efectividad en la eliminación de malezas.

- **Contenido de humedad del suelo:** Es importante que el suelo tenga un nivel de humedad adecuado para evitar que la herramienta se cubra de lodo durante la operación, lo que podría comprometer su funcionamiento.
- **Condiciones variables del entorno agrícola:** El sistema debe ser capaz de enfrentar las condiciones variables y desafiantes del entorno agrícola de campo abierto, lo que incluye terrenos irregulares y cambios climáticos.

#### **4) Factores económicos**

Dado que no existe un proceso estandarizado en la producción de sistemas automatizados para el deshierbe mecánico, ni en sus componentes, es esencial que los elementos que formen parte del diseño propuesto estén fácilmente disponibles en el mercado, tanto a nivel nacional como internacional. Es importante tener en cuenta que los precios de estos componentes pueden variar en función de las dinámicas del mercado, los costos de fabricación, así como las fluctuaciones en los tipos de cambio y los impuestos arancelarios. En este contexto, se estima que el costo completo del sistema no debería exceder los \$200,000 MXN. En el caso de que algún componente no se encuentre disponible comercialmente, su manufactura y desarrollo deben ser de fácil operación y realizables con recursos y conocimientos accesibles.

#### **5) Requisitos de usuario**

Desde la perspectiva del usuario potencial, se establecen ciertos criterios esenciales que deben ser satisfechos por la propuesta del sistema desarrollado:

- a) Facilidad de operación
- b) Facilidad de mantenimiento y reparación
- c) Confiabilidad y seguridad
- d) Ajustabilidad en aspectos técnicos
- e) Principios simples de funcionamiento

Estos criterios son fundamentales para asegurar que el sistema propuesto sea práctico, efectivo y fácilmente operado por los usuarios en aplicaciones agrícolas reales. Para otorgarles una prioridad adecuada en el diseño del sistema, se llevó a cabo una jerarquización conjunta de estos criterios junto con los requerimientos generales, evaluando su impacto relativo (Cuadro 21). Para esto, se establece una escala del 1 al 5 donde 1 es la menor importancia y 5 la mayor.

Cuadro 21. Jerarquización de requerimientos.

<b>Número</b>	<b>Requerimiento</b>	<b>Importancia</b>
<b>1</b>	1 Posicionamiento entre hileras	5
	2 Ancho de trabajo	4
	3 Altura	3
	4 Altura del sistema de visión ajustable	2
<b>2</b>	1 Potencia mínima de 823.21 W	5
	2 Peso mínimo de 116.51 kg	4
	3 Sistema de alimentación principal	5
<b>3</b>	1 Aplicación en etapas tempranas de los cultivos	3
	2 Profundidad de trabajo modificable	4
	3 Estructura principal robusta	5
	4 Reducción de la franja sin deshierbar cercana a la hilera	4
	5 Contenido de humedad del suelo	2
	6 Condiciones variables del entorno agrícola	5
<b>4</b>	Factores económicos	4
<b>5</b>	1 Facilidad de operación	5
	2 Facilidad de mantenimiento y reparación	4
	3 Confiabilidad y seguridad	5
	4 Ajustabilidad en aspectos técnicos	3
	5 Principios simples de funcionamiento	3

### **Generación de alternativas**

En la fase inicial del proceso, una vez que el problema ha sido claramente definido, se inicia la fase de generación de ideas, en la cual se propone una amplia gama de soluciones potenciales. En esta etapa, la creatividad juega un papel esencial y todas las ideas, por más inusuales que parezcan, se consideran valiosas, ya que pueden conducir a innovaciones inesperadas y a soluciones verdaderamente disruptivas. Posteriormente, se procede a la evaluación y selección de los conceptos más prometedores, utilizando criterios como la

viabilidad técnica, la pertinencia con respecto al problema planteado, el potencial de mercado y otros factores relevantes para calificar y priorizar las ideas. Una vez identificados los conceptos más sólidos, se inicia la fase de desarrollo detallado, la cual implica la creación de bocetos, diagramas, modelos y descripciones más minuciosas con el propósito de proporcionar una representación visual y comprensible de cómo será y funcionará la solución propuesta. Cada concepto desarrollado es sometido a una evaluación rigurosa, en la cual se analizan sus ventajas, desventajas, riesgos y posibilidades. Tras este análisis exhaustivo, se selecciona el concepto final que mejor se adecúa a la resolución del problema y cumple con los requerimientos del proyecto. Este concepto elegido actúa como punto de partida para la fase subsiguiente de diseño en detalle.

### **Función principal**

En el diseño mecánico, la función global se refiere al propósito principal que debe cumplir un sistema o componente mecánico. Esta función es esencial para definir el objetivo del diseño y guiar todas las decisiones de diseño y desarrollo. La función global a menudo se descompone en funciones específicas o subfunciones que deben cumplirse para lograr el objetivo general. Estas subfunciones pueden incluir la detección de malezas, la aplicación de fuerza mecánica para eliminar las malezas, la navegación entre las filas de cultivo y más. Cada una de estas subfunciones contribuye al logro de la función global. Un diagrama de bloques podría representar estas etapas y las interacciones entre ellas, para visualizar cómo el sistema cumple con su función principal de controlar las malezas de manera eficiente en los cultivos en hilera (Figura 35).

En diagramas de bloques, las letras E, H y S se utilizan comúnmente para representar ciertos elementos funcionales o bloques de funciones específicas:

1. **E (Entrada):** Este bloque representa la entrada de información en el sistema.
2. **H (Proceso o Función):** El bloque H representa una función o proceso dentro del sistema. En este bloque, ocurren las operaciones o transformaciones en los datos de entrada para producir resultados. Estas operaciones pueden

incluir cálculos matemáticos, procesamiento de señales, toma de decisiones, y otras actividades que modifican o procesan los datos.

3. **S (Salida):** El bloque S representa la salida del sistema. Indica cómo se presentan los resultados o datos procesados al usuario o a otros componentes del sistema.

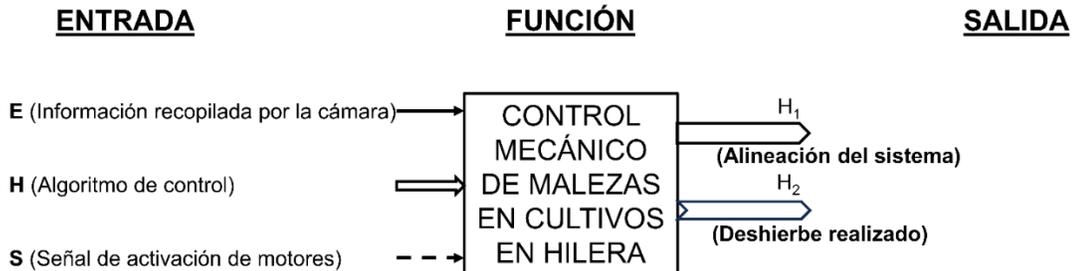


Figura 35. Diagrama de bloques de la función global.

Las etiquetas H<sub>1</sub> y H<sub>2</sub> se utilizan para representar subdivisiones o etapas adicionales dentro del proceso principal del sistema.

### Subfunciones

Durante el proceso de funcionamiento, el sistema de deshierbe realiza una serie de subfunciones clave que contribuyen a su rendimiento efectivo. Estas subfunciones se detallan a continuación:

- a) Segmentar la región de interés (hilera de cultivo)
- b) Calcular la región media de la zona de interés (centroide de la región de la hilera)
- c) Control de desplazamiento

Estas subfunciones trabajan en conjunto para permitir que el sistema de deshierbe identifique, se mueva y realice operaciones de deshierbe de manera precisa y eficaz en las hilera de cultivo. Cada una desempeña un papel fundamental en el proceso general de control mecánico de malezas (Figura 36).

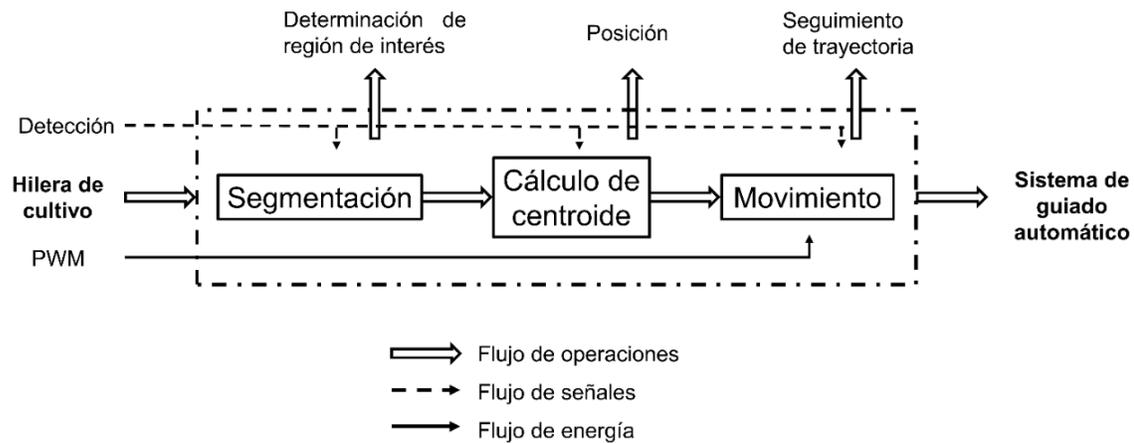


Figura 36. Diagrama de subfunciones del sistema.

### Principios de solución y selección de la mejor alternativa

En esta etapa crucial del proceso de diseño, se presentan diversas alternativas de solución para la integración de los componentes que conformarán la plataforma del sistema. Cada alternativa se evalúa meticulosamente mediante la asignación de valores de importancia a criterios de diseño específicos, garantizando que la suma de estos valores sea igual a la unidad. A través de este proceso de ponderación, se determina el valor alcanzado por cada propuesta en función de los criterios de diseño definidos. Posteriormente, se procede a la selección de la alternativa óptima que mejor se ajusta a los requisitos y objetivos del diseño del sistema. Esta fase es esencial para garantizar que la solución final sea la más adecuada y efectiva para abordar el problema planteado.

La evaluación del diseño conceptual de una máquina puede basarse en una serie de criterios que ayuden a determinar la viabilidad y efectividad de la propuesta.

Estos criterios pueden ser:

1. **Viabilidad técnica:** ¿La solución propuesta es técnicamente factible de implementar? ¿Puede llevarse a cabo con la tecnología actual o con desarrollos razonables en un futuro cercano?
2. **Seguridad:** ¿Se han considerado y abordado adecuadamente los riesgos y peligros potenciales asociados con la operación de la máquina? ¿Se han incorporado medidas de seguridad adecuadas?
3. **Costo:** ¿El diseño es económico en términos de costo de fabricación, operación y mantenimiento? ¿Está dentro del presupuesto establecido?
4. **Facilidad de mantenimiento y reparación:** ¿La máquina es fácil de mantener y reparar? ¿Se pueden acceder y reemplazar las partes de manera eficiente?
5. **Adaptabilidad y flexibilidad:** ¿El diseño permite adaptarse a diferentes condiciones de operación o requisitos cambiantes?
6. **Facilidad de uso:** ¿La máquina es fácil de usar y comprender para el usuario final? ¿Se han considerado las necesidades y habilidades del usuario?
7. **Durabilidad:** ¿La máquina está diseñada para tener una larga vida útil? ¿Es resistente al desgaste y al deterioro?
8. **Cumplimiento de requisitos y especificaciones:** ¿El diseño cumple con todos los requisitos y especificaciones establecidos en el problema o proyecto?

De esta manera, a partir de una escala de evaluación que va del 5 al 1 (5 el mejor, 1 el peor), se utiliza la metodología QFD o Despliegue de la Función de Calidad, para determinar la opción más viable.

El Despliegue de la Función de Calidad (Quality Function Deployment en inglés), es una metodología que se utiliza en la gestión de la calidad y el diseño de productos o servicios para asegurar que los requisitos de diseño se comprendan y se integren en todo el proceso de desarrollo.

El objetivo principal del QFD es traducir las necesidades y expectativas de los clientes en características específicas del producto o servicio, y luego priorizar y planificar cómo se cumplirán estos requisitos a lo largo del proceso de diseño y producción.

El QFD generalmente implica la creación de una matriz o tabla llamada House of Quality (Casa de la Calidad) (Figura 37), que es una herramienta visual para organizar y relacionar los requisitos del producto con las características del servicio. Esta matriz permite comprender mejor cómo se relacionan los diferentes requisitos y cómo afectan al producto final. En el marco de este proceso, se procedió a la selección de las tres alternativas que demostraron la mayor viabilidad desde el punto de vista de la factibilidad de construcción.

Estas opciones se evaluaron en función de los requisitos previamente establecidos y servirán como base para la determinación de la alternativa que se considera más apropiada para avanzar en su desarrollo subsiguiente.

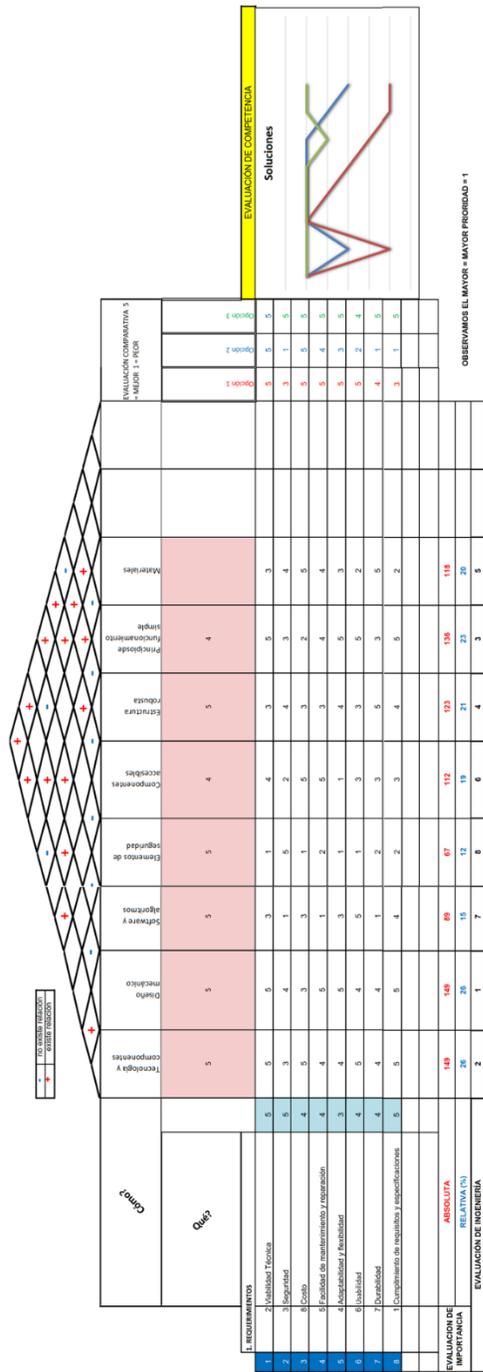


Figura 37. Casa de la calidad de los requisitos del sistema y selección de la mejor opción.

#### 5.2.4. Diseño paramétrico

De un puntaje máximo de 40 puntos disponibles, la tercera opción se destacó como la alternativa principal, obteniendo un total de 39 puntos en la evaluación. En consecuencia, se determinó que la prioridad en el desarrollo se centra en la parte del diseño para satisfacer los criterios con más relevancia, así como en los componentes y la tecnología que conformarán el sistema. Como se muestra en la Figura 38, el chasis de la opción seleccionada presta especial atención a diversos requisitos de importancia, en particular, la consideración de la altura de la planta ( $h$ ), un ancho adaptable a la distancia entre las hileras de cultivo ( $d_h$ ) y un ancho interno por donde deben pasar las plantas ( $d_p$ ).

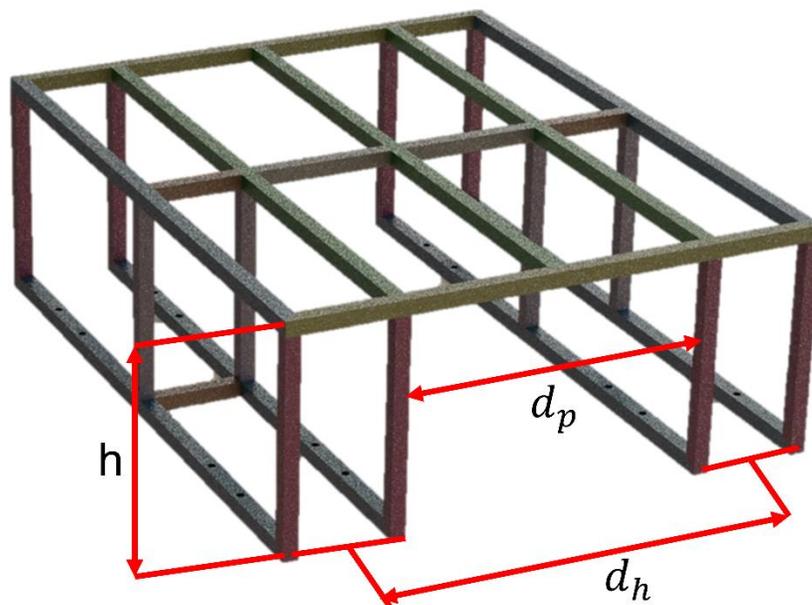


Figura 38. Modelo paramétrico 3D del chasis de la solución seleccionada.

De esta manera, contemplando los distintos subsistemas que son parte del vehículo de deshierbe, estos deben integrarse de la siguiente manera (Figura 39):

1. Sistema de deshierbe a partir de la herramienta seleccionada.
2. Sistema de tracción a partir de ruedas individuales motrices.
3. Sistema de potencia del sistema que consiste en cuatro motores, uno por cada rueda.
4. Estructura principal.
5. Unidad de alimentación.
6. Sistema de control.
7. Estructura principal del sistema de visión.

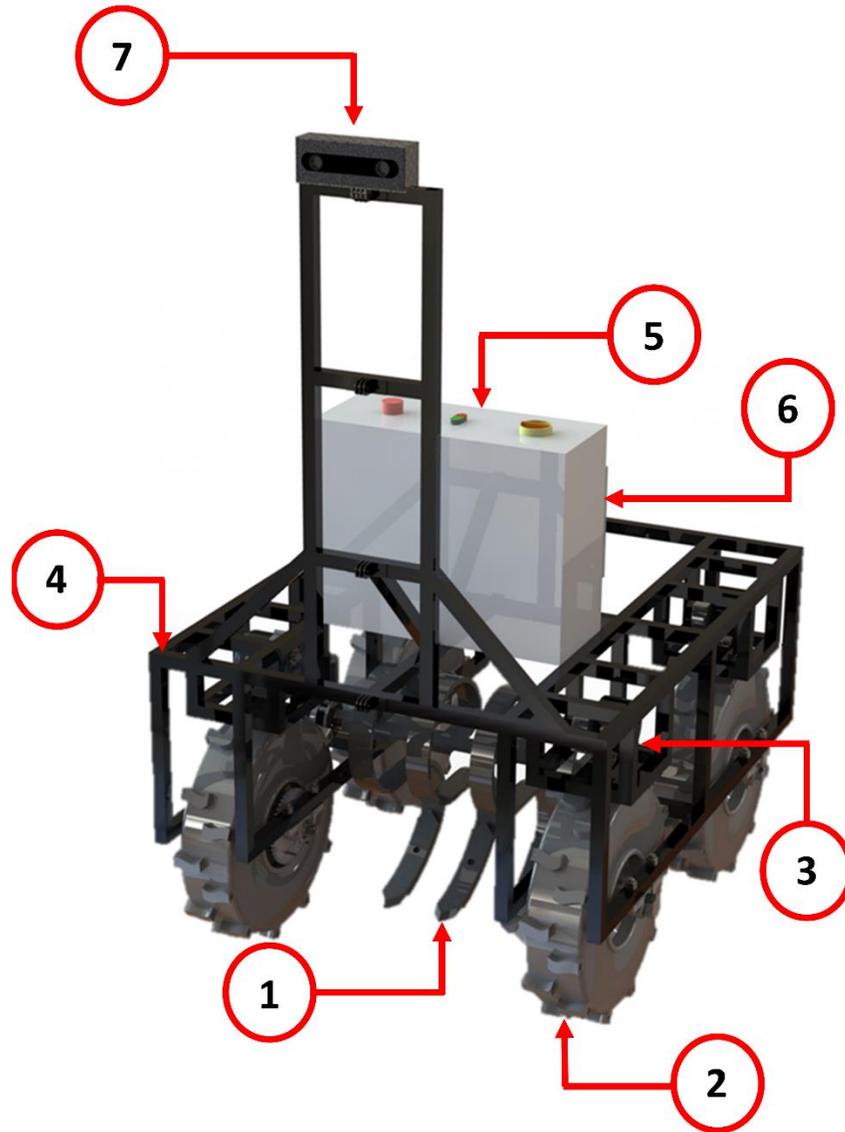


Figura 39. Modelo paramétrico 3D de la integración de sistemas de la solución seleccionada.

### 5.2.5. Diseño de detalle

La etapa de diseño de detalle es una fase fundamental en el proceso de desarrollo de un producto o sistema después de haber completado la etapa de diseño conceptual. Durante esta etapa, se traducen las ideas y conceptos generados en la fase de diseño conceptual en especificaciones técnicas y detalles concretos que servirán como guía para la fabricación, construcción o implementación del producto o sistema final. Esta etapa se centra en la

generación de documentación técnica detallada, planos y otros documentos técnicos que describen con precisión cómo se construirá o implementará el producto. Esto incluye aspectos como dimensiones exactas, materiales, tolerancias y procedimientos de fabricación.

Hasta este punto, se han delineado los criterios y requisitos esenciales para el sistema de deshierbe seleccionado, con un enfoque particular en los aspectos de potencia y tracción. Sin embargo, la viabilidad y el costo de muchos de los componentes necesarios para construir el sistema propuesto están sujetos a su disponibilidad en el mercado y a su costo. Con el objetivo de cumplir con los requisitos de funcionamiento establecidos, se llevará a cabo una cuidadosa selección de los componentes que se consideren más apropiados para la implementación del sistema.

Es importante destacar que, a medida que se seleccionen componentes específicos, es posible que algunos de los requisitos establecidos anteriormente experimenten modificaciones. En consecuencia, será necesario realizar nuevos cálculos basados en los datos de los componentes seleccionados, lo que proporcionará valores reales que se espera que el sistema desarrollado alcance en condiciones prácticas. Estos valores posteriormente serán comparados con datos resultantes de la evaluación en campo del sistema, lo que permitirá validar su desempeño y su capacidad para cumplir con las expectativas previas.

### **Sistema de potencia**

Considerando el requisito de potencia total, se llevó a cabo un proceso de selección de motores con el objetivo de cumplir con el requerimiento estimado de 823.21 W, manteniendo un margen de seguridad adecuado. Tras un análisis minucioso de las diversas opciones disponibles en el mercado, se determinó que el motor eléctrico de corriente directa MY1016Z2 se presenta como la elección óptima para satisfacer las necesidades del sistema. Este motor se destaca por las siguientes características distintivas (Cuadro 22):

Cuadro 22. Características técnicas del motor seleccionado, datos del fabricante.

<b>Motor</b>	MY1016Z2
<b>Potencia nominal de salida</b>	250W
<b>Voltaje nominal</b>	24 VDC
<b>Velocidad nominal</b>	3000 rpm
<b>Velocidad sin carga</b>	3850 rpm
<b>Corriente a plena carga</b>	$\leq 13.4$ A
<b>Torque nominal</b>	0.80 Nm
<b>Eficiencia</b>	$\geq 78$ %
<b>Relación de transmisión</b>	1:9.78
<b>Aplicación</b>	Bicicleta eléctrica

Como se puede apreciar, al considerar un sistema 4x4 con cada rueda de manera independiente y accionada por un motor, se obtiene un total de 1000 W de potencia disponible. Este valor asegura que se satisfagan las demandas de potencia teórica requeridas por el sistema de manera adecuada.

### **Sistema de tracción**

La elección del tipo de ruedas en un vehículo agrícola es un proceso que implica una evaluación exhaustiva de los requisitos operativos, las condiciones del terreno y los objetivos de eficiencia. La selección de las ruedas adecuadas se basa en criterios fundamentales respaldados por el peso mínimo requerido para la estructura principal (116.51 kg) y la disponibilidad en el mercado. Es esencial recordar que las ruedas deben cumplir con los siguientes criterios clave:

1. Adecuada adherencia al suelo
2. Versatilidad y adaptabilidad al terreno agrícola
3. Durabilidad y resistencia

De esta manera, después de investigar la disponibilidad comercial, se seleccionaron las ruedas cuyas características principales se detallan en el Cuadro 23.

Cuadro 23. Características de las ruedas seleccionadas de acuerdo al fabricante.

<b>Marca</b>	Nikko
<b>Modelo</b>	R16
<b>Diámetro</b>	16 pulgadas (40.64 cm)
<b>Ancho</b>	10 cm
<b>Peso máximo soportado</b>	200 kg
<b>Material</b>	Nylon/Acero

Se puede observar que las ruedas seleccionadas cumplen con los requisitos de peso mínimo establecidos y son compatibles con los motores elegidos para el sistema.

### **Modificación de requerimientos**

Después de tomar en cuenta los criterios técnicos de funcionamiento de los motores y las características de las ruedas seleccionadas, se procedió a calcular la velocidad de avance teórica siguiendo las pautas mencionadas por *Machleb et al.* (2020), se estableció como requisito que el sistema alcance una velocidad promedio de 3.5 km/h. De esta manera también se recalculó la fuerza de tracción demandada, la potencia requerida y el peso mínimo que la estructura debe tener.

#### **a) Velocidad teórica de avance**

La velocidad de avance teórica ( $V_t$ ), (sin patinaje y sin carga) se define como la velocidad tangencial en la periferia de la rueda motriz y se calcula mediante la fórmula:

$$V_t = \omega_r * r_r \dots\dots\dots(18)$$

$$\therefore \omega_r = \frac{V_t}{r_r} \dots\dots\dots(19)$$

Tanto la frecuencia de rotación del motor ( $\omega_m, n_m$ ) como la frecuencia de rotación de las ruedas motrices ( $\omega_r, n_r$ ) pueden expresarse en revoluciones por minuto (r/min) o en radianes por segundo ( $s^{-1}$ ) mediante las siguientes fórmulas:

$$\omega_m(s^{-1}) = \frac{2 * \pi * n_m}{60} \dots\dots\dots(20)$$

$$\omega_r(s^{-1}) = \frac{2 * \pi * n_r}{60} \dots\dots\dots(21)$$

Sustituyendo ( $\omega_r, n_r$ ) en la ecuación de la velocidad teórica, se obtiene:

$$V_t(m*s^{-1}) = \frac{2 * \pi * n_r * r_r}{60} = \frac{\pi * n_r * r_r}{30} \dots\dots\dots(22)$$

O bien en kilómetros por hora (km/h):

$$V_t(km*h^{-1}) = \frac{3.6 * \pi * n_r * r_r}{30} \dots\dots\dots(23)$$

Considerando la relación de transmisión total entrada-salida ( $i_t$ ), que relaciona el número de revoluciones por minuto de las ruedas motrices ( $n_r$ ) con el número de revoluciones del motor ( $n_m$ ), según la fórmula:

$$n_r = \frac{n_m}{i_t} \dots\dots\dots(24)$$

Sustituyendo esta relación en la ecuación de la velocidad de avance teórica, se obtiene:

$$V_t(km*h^{-1}) = \frac{3.6 * \pi * n_m * r_r}{30 * i_t} = 0.377 * r_r * \frac{n_m}{i_t} \dots\dots\dots(25)$$

Finalmente, sustituyendo los valores disponibles, se determina la velocidad de avance teórica:

$$V_t(km*h^{-1}) = 0.377 * 0.20 \text{ m} * \frac{3,000 \left(\frac{r}{\text{min}}\right)}{65.2} = \mathbf{3.47 \text{ (km/h)}} \dots\dots\dots(26)$$

Al plantear el objetivo de que el vehículo alcance una velocidad de avance teórica de 3.5 km/h, entonces se requiere una relación de transmisión total entrada/salida ( $i_t$ ), que se determina como:

$$i_t = 0.377 \cdot r_r \cdot \frac{n_m}{V_t (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})} = 0.377 \cdot 0.2032 \text{ m} \cdot \frac{3,000 \left(\frac{\text{r}}{\text{min}}\right)}{3.5 (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})} = 65.6 \dots\dots\dots (27)$$

Los motores seleccionados tienen integrada una reducción ( $i_{mr}$ ) de solamente 9.78, por lo que se requiere una reducción adicional para que, con las llantas de las dimensiones seleccionadas, se pueda alcanzar la velocidad de avance teórica objetivo.

La relación de transmisión total en un tren de engranajes simples es el producto de la relación de transmisión que se realiza en cada uno de sus componentes; es decir, en este caso la relación de transmisión total requerida es:

$$i_t = i_{mr} \cdot i_{adicional} = 65.6 \dots\dots\dots (28)$$

De lo anterior se deduce que se requiere una reducción adicional de la velocidad a la salida del moto-reductor, para lograr con las llantas seleccionadas, la velocidad objetivo.

La reducción de velocidad adicional se realizará a través de cadenas y ruedas dentadas, misma que debe ser de una magnitud:

$$i_{adicional} = \frac{i_t}{i_{mr}} = \frac{65.6}{9.78} = 6.7 \dots\dots\dots (29)$$

La relación de reducción de velocidad entrada/salida en un par de engranajes se determina en función del número de dientes del engrane impulsado, entre el número de dientes del engrane impulsor:

$$i_{adicional} = \frac{Z_{impulsado}}{Z_{impulsor}} \dots\dots\dots (30)$$

Es claro que el engrane impulsado debe tener más dientes que el impulsor para lograr una reducción adicional de la velocidad y poder obtener una relación de transmisión mayor a la unidad (6.7). Se seleccionaron engranes disponibles en el mercado, con 60 dientes el engrane impulsado y 9 dientes el engrane impulsor unidos por cadena paso # 40; de esta forma, la reducción adicional que se alcanza es:

$$i_{\text{adicional}} = \frac{60}{9} = 6.7$$

Con esta reducción adicional, se alcanza una relación de transmisión total entrada/salida, como la requerida para alcanzar la velocidad objetivo del vehículo, ( $i_t = 65.6$ ).

**b) Peso mínimo requerido**

La magnitud del par de impulsión ( $M_{\text{imp}}$ ) transmitido al eje y, posteriormente, a las ruedas motrices se calcula mediante la fórmula:

$$M_{\text{imp}} = M_m \cdot i_t \cdot \eta_t \dots \dots \dots (31)$$

Donde:

$M_m$  – Par nominal del motor, (0.80 N\*m).

$i_t$  – Relación de transmisión total entrada salida ( $i_t = \frac{n_m}{n_r}$ ), adimensional.

$n_m$  – Revoluciones nominales del motor, (3,000 r/min).

$n_r$  – Revoluciones de las ruedas motrices, (r/min).

$\eta_t$  – Rendimiento mecánico de la transmisión, adimensional (0.85).

Para este caso, la relación de transmisión total ( $i_t$ ) depende de la reducción en el moto-reductor ( $i_r = 9.78$ ) y la reducción de velocidad en las catarinas o ruedas dentadas de 9 dientes (impulsora) y 60 dientes (impulsada), lo que resulta en:

$$i_t = i_r * i_c = 9.78 * \frac{60}{9} = 65.2 \dots \dots \dots (32)$$

La aplicación de este par de impulsión en el eje de la llanta genera una fuerza tangencial de tracción en la interfaz suelo-llanta, calculada mediante la fórmula:

$$P_{tan} = \frac{M_{imp}}{r_r} = \frac{M_m * i_t * \eta_t}{r_r} \dots \dots \dots (33)$$

Donde:

$P_{tan}$  – Fuerza tangencial de tracción en la interfase suelo-llanta, (N).

$r_r$  – Radio de la rueda motriz, (m).

Las ruedas motrices tienen un diámetro de 16 pulgadas, lo que equivale a un radio de 8 pulgadas ( $r_r=0.2$  m).

Sustituyendo los valores conocidos y calculados en la fórmula, obtenemos que la fuerza tangencial de tracción por cada una de las ruedas motrices es:

$$P_{tan} = \frac{(0.80 \text{ N*m}) * 65.2 * 0.85}{0.2 \text{ m}} = 221.68 \text{ N}$$

El suelo sirve como soporte y punto de apoyo para la tracción de las ruedas motrices. Es fundamental que la fuerza tangencial de tracción no supere la fuerza de adherencia suelo-llanta ( $P_{ad}$ ) para que el vehículo pueda moverse. La fuerza de adherencia suelo-llanta se calcula como:

$$P_{ad} = \mu * W_{ad} \dots \dots \dots (34)$$

Donde:

$\mu$  – Coeficiente de adherencia suelo-llanta, adimensional.

$W_{ad}$  – Peso adherente sobre la llanta motriz, (N).

De acuerdo con Chudakov (1977), , en suelos labrados, el coeficiente de resistencia a la rodadura se puede considerar como un valor promedio de  $f=0.15$ ,

mientras que el valor promedio del coeficiente de adherencia en estas mismas condiciones es  $\mu=0.65$ .

Chudakov (1977) establece que el peso adherente necesario para garantizar una adecuada adherencia al suelo y evitar el deslizamiento se determina a partir de la condición límite  $P_{ad} \geq P_{tan}$ . Por lo tanto, el peso en cada llanta del vehículo debe ser:

$$W_{ad} = \frac{P_{ad}}{\mu} = \frac{221.68}{0.65} = 341 \text{ N/llanta} \dots\dots\dots(35)$$

En consecuencia, si se considera un peso adherente de 341 N por llanta y el vehículo tiene 4 llantas, el peso total del vehículo debería ser de **1364 N (139 kg)**.

**c) Nuevo cálculo de tracción requerida**

Durante el movimiento uniforme por un terreno con pendiente, la fuerza tangencial de tracción debe superar las distintas resistencias que se oponen al movimiento del vehículo:

$$P_{tan} = P_h + P_r + P_i \dots\dots\dots(36)$$

En los terrenos agrícolas las pendientes suelen ser muy pequeñas, por lo que en condiciones de superficie plana:

$$P_{tan} = P_h + P_r \dots\dots\dots(37)$$

Donde:

$P_h$  – Fuerza de tracción ejercida por las herramientas de deshierbe, (N).

$P_r$  – Fuerza de resistencia a la rodadura o auto propulsión del vehículo, (N).

$P_i$  – Fuerza que surge debido a la pendiente del terreno, (N).

La fuerza de resistencia a la rodadura ( $P_r$ ) se determina en función de la carga o peso sobre la llanta ( $W$ ) y el coeficiente de resistencia a la rodadura ( $f$ ):

$$P_r(N) = W * f = 1372 \text{ N} * 0.15 = 205.8 \text{ N} \dots\dots\dots(38)$$

La fuerza debida a la pendiente se determina en función de la pendiente del terreno (i):

$$P_i = W \cdot \text{sen} \alpha = 1372 \text{ N} \cdot \text{sen } 10^\circ = 238 \text{ N} \dots \dots \dots (39)$$

En el caso de pendientes pequeñas ( $\alpha = 10^\circ - 12^\circ$ ),  $\tan \alpha \cong \text{sen} \alpha = i$ , en tal caso, la fuerza debida a la pendiente se determina como:

$$P_i = W \cdot i \# \dots \dots \dots (40)$$

De la ecuación del balance de fuerzas en condiciones de movimiento uniforme, la fuerza disponible para impulsar las herramientas de deshierbe es:

$$P_h = P_{\text{tan}} - W \cdot (f \pm i) \dots \dots \dots (41)$$

La fuerza tangencial de tracción calculada de una llanta es  $P_{\text{tan}} = 223 \text{ N}$ . El vehículo tiene 4 ruedas motrices, que sumarían una fuerza tangencial de tracción total de 892 N.

En teoría, la fuerza disponible para impulsar las herramientas de deshierbe, sería:

$$P_h = P_{\text{tan}} - P_r - P_i = 892 \text{ N} - 208.8 \text{ N} - 238 \text{ N} = \mathbf{445.2 \text{ N}}$$

En teoría la fuerza neta disponible para remolcar las herramientas de deshierbe, sería suficiente para ese propósito, ya que:  $P_h = \mathbf{445.26 \text{ N}} > D = \mathbf{438.952 \text{ N}}$ .

**d) Determinación de potencia teórica requerida**

Con lo anterior, es posible establecer nuevamente la potencia teórica requerida del sistema, en consideración de los componentes seleccionados y para una velocidad de avance teórica de 3.5 km/h (0.97 m/s). La potencia útil demandada por las herramientas de deshierbe, es:

$$N_g = D \cdot v_a = 438.952 \cdot 0.97 = \mathbf{425.8 \text{ W}} \dots \dots \dots (42)$$

La fuerza de resistencia al rodamiento estaría dada por:

$$R_r = w \cdot f = 1372 \text{ N} \cdot 0.15 = 205.8 \text{ N} \dots \dots \dots (43)$$

Donde  $w$  es el peso total del sistema sobre el sistema y  $f$  es el coeficiente de resistencia a la rodadura.

Con los valores establecidos, se determina que la potencia necesaria para vencer la resistencia a la rodadura ( $N_R$ ) se obtiene como sigue:

$$N_R = R_r * v_a = 205.8 * 0.97 = \mathbf{199.6 \text{ W}} \dots\dots\dots (44)$$

Asumiendo el caso de una pendiente del terreno de  $\alpha=10^\circ$  para calcular la potencia para vencer pendientes se tiene:

$$P_{sub} = w * \text{sen}10^\circ = 1372 * \text{sen}10^\circ = 238 \text{ N} \dots\dots\dots (45)$$

Ahora la potencia para vencer pendientes, dada por la Ecuación 46:

$$N_{sub} = P_{sub} * v_a = 238 * 0.97 = \mathbf{231 \text{ W}} \dots\dots\dots (46)$$

Así, la potencia total estaría dada por la Ecuación 47:

$$P_{tot} = N_g + N_R + N_{sub} \dots\dots\dots (47)$$

$$P_{tot} = N_g + N_R + N_{sub}$$

$$\mathbf{P_{tot} = 856.4 \text{ W}}$$

Dado que el sistema cuenta con una capacidad total de 1,000 W, se ha determinado que la demanda teórica del sistema es admisible y puede ser satisfecha adecuadamente con los componentes previamente seleccionados, con una reserva de potencia adicional de casi un 15 %.

### **Estructura principal**

En referencia a la propuesta de la estructura principal y el sistema completo, se estableció que las dimensiones del bastidor principal serán de 60 centímetros de altura por 110 centímetros de longitud. Esto resultará en un ancho total del bastidor y del sistema de 90 centímetros (Figura 40). Además, como se muestra en la Figura 41, el cálculo del centro de masa utilizando la un software CAD, el

cual se ubica en la zona media de la estructura. Dado que la estructura es simétrica, esta disposición contribuye a lograr un nivel de estabilidad adecuado.

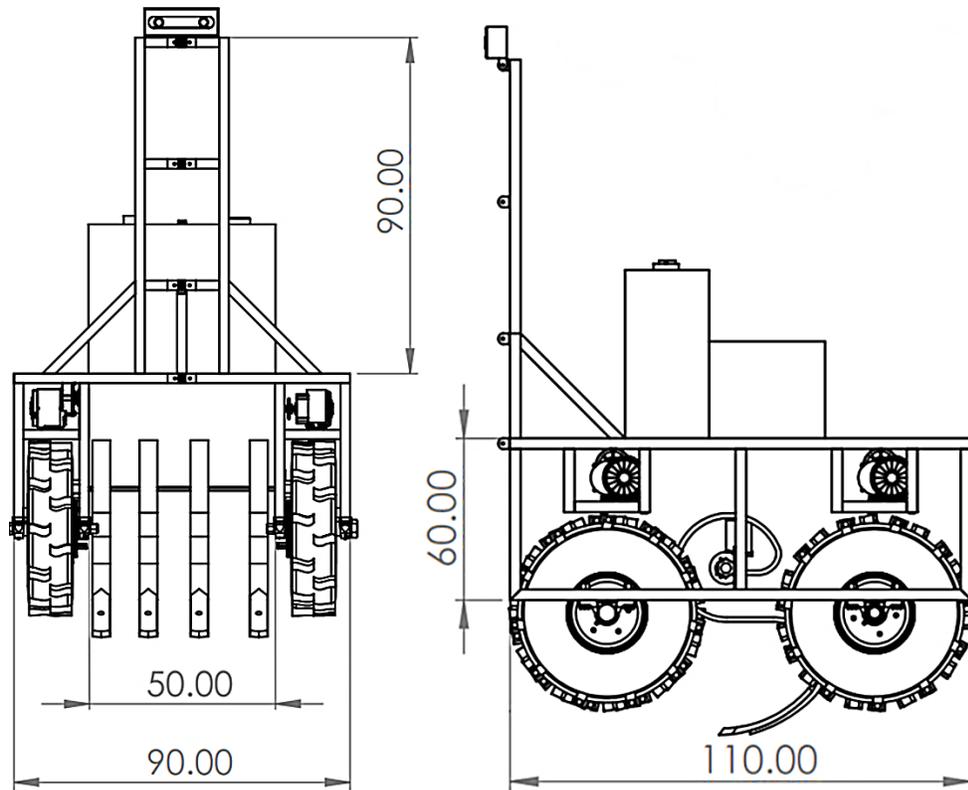


Figura 40. Dimensiones finales de la plataforma móvil.

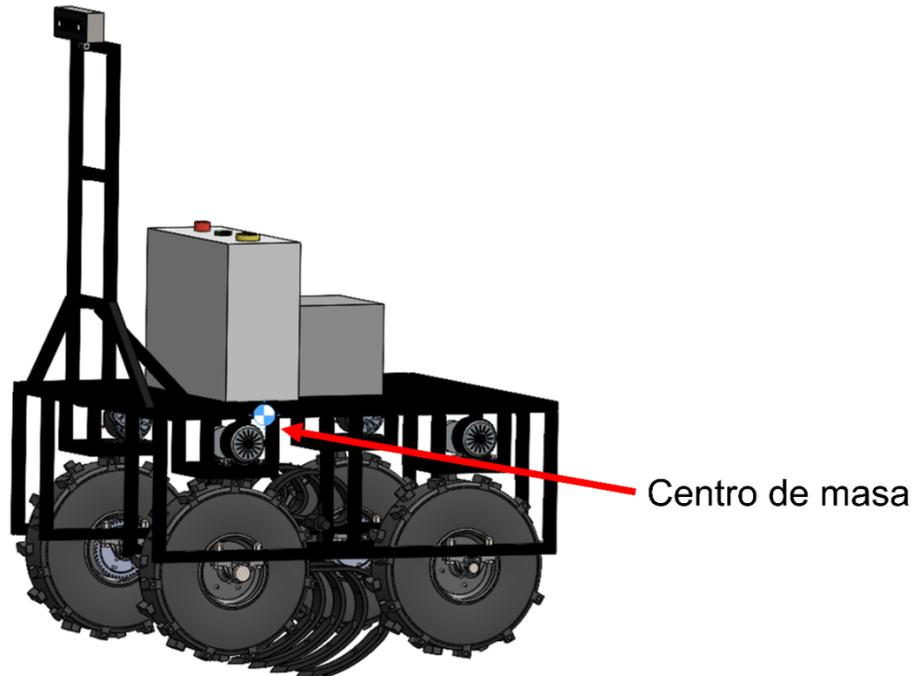


Figura 41. Centro de masa de la plataforma móvil.

### **Sistema de alimentación**

El proceso de selección y diseño de los componentes principales constituyó una etapa crucial en el desarrollo del sistema propuesto. En esta fase, se enfocó en el desarrollo de un sistema de alimentación eficiente y capaz de satisfacer las demandas de potencia de los 4 motores utilizados, así como de los diversos componentes que conformarían el sistema en su conjunto.

Como se puede apreciar en la Figura 42, el sistema de alimentación se diseñó tomando como elemento central una batería principal de 24 volts con una capacidad de 39 Amperes-hora. Esta elección proporcionó la energía necesaria para alimentar de manera confiable todos los componentes del sistema, garantizando su funcionamiento óptimo.

Además de la batería principal, se incorporó un sistema de arranque electrónico interconectado con la tarjeta principal. Esta tarjeta incluyó tres controladores de motores, asignando dos motores por driver y reservando uno para el implemento de deshierbe específico del sistema. Además de los controladores de motores,

se implementaron reguladores de voltaje y protecciones contra sobre corriente para garantizar la estabilidad y seguridad del sistema.

Una derivación de 12 volts fue dirigida hacia la unidad de control computarizada, que desempeñó un papel fundamental en la operación y coordinación de todas las funciones del sistema. Esta integración de componentes puede asegurar una distribución de energía precisa y eficaz a cada elemento del sistema, permitiendo una coordinación y un rendimiento óptimo.

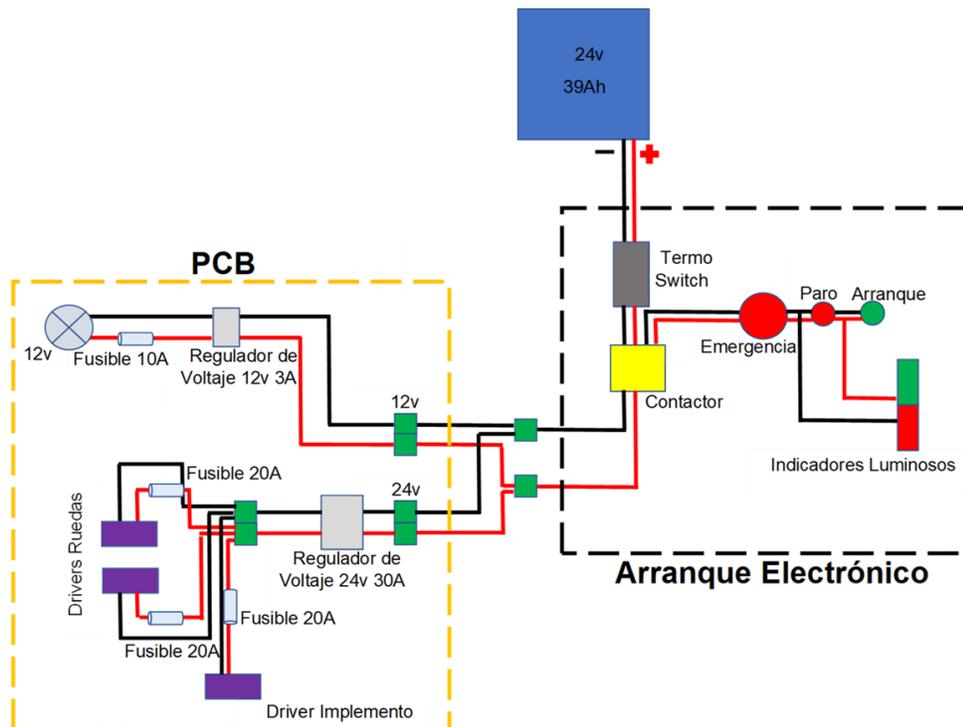


Figura 42. Circuito del sistema principal de alimentación.

### Sistema de control

El sistema de control desempeña un papel fundamental en la operación eficiente del vehículo de deshierbe. En este apartado, se describe en detalle la unidad central de control y los componentes clave que permiten el funcionamiento coordinado del sistema.

Como unidad central de control, se optó por una placa de desarrollo ZedBox de la marca Stereolabs. Esta placa está basada en la placa NVIDIA Jetson Xavier NX, la cual cuenta con una GPU NVIDIA Volta que incluye 384 núcleos CUDA y 48 Tensor Cores. Además, dispone de 8 GB de memoria RAM LPDDR4x y 16 GB de almacenamiento, con un consumo de alimentación de 12 volts.

La placa de desarrollo NVIDIA Jetson Xavier NX se conecta a una cámara RGB-D, que desempeña un papel fundamental en la entrada de información al proceso de detección de hileras.

Además de la unidad central de control, se incorporó un microcontrolador ARM ESP32 Wroom de 38 pines. Este microcontrolador se encargó de controlar los motores mediante la generación de pulsos de energía PWM. Esto permite un control preciso y eficiente de los motores, asegurando un deshierbe efectivo en diferentes condiciones y terrenos.

Para el control manual del sistema durante la operación de deshierbe, la comunicación se establece a través de una red de telemetría de largo alcance. Esta red incluye una antena receptora (módulo FS-IA10B) y un radio control Flysky FS-i6X. Estos componentes permiten una comunicación fiable y de largo alcance con el vehículo de deshierbe. La lectura de los canales de radio control se utiliza para transmitir señales de control a cada uno de los motores, lo que garantiza la movilidad y la respuesta precisa del sistema en diversas condiciones operativas.

### **Sistema de detección**

Para la detección de hileras, se optó por una cámara RGB-D de la compañía Stereolabs, específicamente, el modelo Zed2i. Esta elección se basó en la capacidad de esta cámara para proporcionar información visual estereoscópica y datos de profundidad en tiempo real.

La cámara Zed2i se incorporó a la unidad de procesamiento central. Se montó en una estructura diseñada específicamente sobre el chasis principal del

vehículo. Esta estructura permite ajustar la altura e inclinación de la cámara de manera fácil y precisa.

Una de las ventajas clave de esta configuración es la capacidad de obtener múltiples perspectivas visuales durante el proceso de detección de hileras. Al ajustar la altura e inclinación de la cámara, es posible adaptarse a diferentes condiciones de iluminación y calidad de la imagen. Esto se traduce en una detección más confiable y precisa de las hileras de cultivo, independientemente de las variaciones en el entorno.

El montaje establecido para la cámara garantiza que permanezca en posición incluso durante el funcionamiento del vehículo en terrenos irregulares. Esto es esencial para mantener una alineación precisa y consistente de la cámara, lo que a su vez contribuye a una detección confiable y eficiente de las hileras.

### **Sistema de guiado**

El sistema de guiado automático se basa en una integración fluida de múltiples componentes del sistema de control y el de detección. En primer lugar, se emplea la cámara RGB-D como dispositivo de entrada de información. Esta cámara captura datos visuales en tiempo real, proporcionando una vista detallada del entorno.

Los datos capturados por la cámara se envían a la computadora central del sistema. Esta unidad de procesamiento desempeña un papel esencial en el desarrollo, ya que es responsable de procesar la información visual y ejecutar algoritmos de detección de hileras en tiempo real.

El corazón del sistema de guiado automático es el microcontrolador ARM ESP32 Wroom de 38 pines, que actúa como el encargado de controlar los motores del vehículo. La información procesada por la computadora central se traduce en señales precisas que se envían al microcontrolador para ajustar la dirección y velocidad de los motores de manera efectiva.

El procesamiento de información en tiempo real es un componente clave de la operación del sistema. La computadora central utiliza modelos de redes neuronales de convolución y algoritmos de procesamiento de imágenes para llevar a cabo el seguimiento de trayectorias.

### **5.3. Resultados y discusión**

Los resultados de este estudio se sometieron a un análisis principal para evaluar su congruencia con los parámetros previamente calculados. A través de la construcción del prototipo, como se ilustra en la Figura 43, se ha comprobado de manera concluyente que el sistema desarrollado es altamente adaptable a la disposición en hileras de los cultivos, en este caso un cultivo de maíz, sembrado a una distancia de 80 cm entre hileras, cumpliendo eficazmente con este requisito. Además, este logro se complementa con la capacidad del sistema para mantener la integridad de las plantas hasta cierta altura y etapa vegetativa, lo que refuerza su utilidad.



Figura 43. Prototipo fina desarrollado.

La velocidad de avance real se determinó mediante la fórmula de velocidad ( $v = \frac{d}{t}$ ) al establecer un punto de inicio y uno final en una distancia total de 20 metros y el tiempo que el vehículo tarda en este trayecto. Esta prueba se llevó a cabo en dos configuraciones: con la herramienta en posición de transporte y con la herramienta clavada en su configuración de trabajo. Se realizaron tres mediciones para cada configuración, resultando en una velocidad promedio de avance de 0.96 m/s (equivalente a 3.45 km/h) para la prueba en vacío y 0.78 m/s (equivalente a 2.8 km/h) con la herramienta en configuración de trabajo.

Resulta de particular importancia determinar el patinaje de las ruedas motrices en la condición de trabajo, en términos de la velocidad teórica y la velocidad que se alcanza durante el trabajo de deshierbe, empleando la Ecuación:

$$\delta = \left(1 - \frac{V_r}{V_t}\right) * 100 = \left(1 - \frac{2.8}{3.5}\right) * 100 = 19.7 \% \dots \dots \dots (47)$$

Si bien el patinaje resulta alto, también es un indicador de que la carga sobre el vehículo es alta; es decir, hay una carga adecuada por parte de las herramientas de deshierbe.

Considerando que la velocidad de trabajo real fue de 2.8 km/h y no la velocidad de 3.5 km/h con la que se realizó el cálculo de la resistencia de tracción de las herramientas de deshierbe, la fuerza requerida para remolcar las herramientas se determina considerando la velocidad a la que realmente trabajó el equipo. Por otra parte, el tipo de suelo en el que se realizó el experimento es de tipo franco arenoso, con lo que el factor  $F_i$  en la ecuación de ASAE se establece en 0.85. Utilizando la Ecuación 8, se obtiene:

$$D = 0.85 * [91 + 5.4(2.8) + 0.0(2.8)^2] * 4 * 1 = 360.8 \text{ N} \dots \dots \dots (48)$$

La determinación de la fuerza demandada por la herramienta de deshierbe se basó en la metodología para calcular la resistencia a la rodadura de la plataforma móvil, como se muestra en la Figura 44. Esta prueba consistió en medir la fuerza

promedio registrada (avanzando a la velocidad de trabajo del sistema, aproximadamente 3 km/h) requerida para remolcar el sistema, efectuado en dos condiciones: sin carga (posición de transporte) y con la herramienta en funcionamiento (herramienta clavada, deshierbando). Se utilizó una celda de carga instalada entre la barra de tracción de un tractor y una barra instalada en la plataforma para remolcarla y medir la fuerza demandada; la altura de la barra del tractor y de la plataforma fue de 47 cm y se aseguró la misma altura a fin de medir una fuerza horizontal. La diferencia entre la fuerza demandada con la herramienta trabajando y la requerida con la herramienta en vacío determina la fuerza necesaria por parte de la herramienta, que está relacionada con la fuerza de tracción que la plataforma debe superar durante la operación de deshierbe.



Figura 44. Medición de la fuerza demandada por la herramienta de deshierbe. En esta evaluación se observó una gran fluctuación de las lecturas de fuerza en la celda de carga; se obtuvo un promedio de 160 N para remolcar el sistema en la posición de configuración de transporte y un promedio de 530 N en la configuración de trabajo con la herramienta en funcionamiento. Es importante mencionar que la fuerza registrada en esta condición incluye la resistencia a la rodadura, no solamente la fuerza demandada por la herramienta. La diferencia entre estas dos cifras da un total de 370 N. Se observa una diferencia entre la fuerza calculada mediante la ecuación propuesta por la ASAE y la medida en condiciones de campo, misma que se puede explicar en base a que las rejas de

deshierbe utilizadas en este trabajo, no se corresponden exactamente con las herramientas para las cuales la ASAE estableció los parámetros A, B y C.

El Cuadro 23 muestra una comparación entre los parámetros calculados durante el proceso de diseño y los parámetros medidos en el prototipo construido y evaluado experimentalmente. En su mayoría, se observa que el sistema cumple con los requisitos establecidos dentro de un rango aceptable de variabilidad. Para abordar la diferencia entre el peso real y el calculado se colocó un sistema de lastre que corresponde a 20 kg en total (10 kg de cada lado), este peso adicional se puede incorporar en forma gradual a partir de unidades de 5 kg. Para corresponder a lo calculado se colocaron 10 kg de cada lado obteniendo un peso de total de 142 kg.

Cuadro 23. Parámetros reales y calculados del sistema desarrollado.

<b>Requerimientos del sistema</b>	<b>Calculados</b>	<b>Real</b>
Peso total	140 kg	142 kg
Velocidad de avance sin carga	3.5 km/h	3.47 km/h
Fuerza de tracción para remolcar implementos	360.8 N	370 N
Potencia total	856.4 W	1000 W

El desarrollo del sistema inteligente para el control mecánico de malezas se fundamenta en un método de diseño mecánico que se basa en los requisitos técnicos específicos para sistemas agrícolas, los cuales son considerados como los principales parámetros de diseño.

El sistema que se ha desarrollado se basa en una profunda consideración de una serie de parámetros fundamentales en el ámbito agrícola. Esto incluye la fuerza de tracción necesaria para el correcto funcionamiento de la herramienta, la potencia requerida para impulsar el sistema, el peso mínimo indispensable y las dimensiones típicas encontradas entre las hileras en un cultivo. A pesar de que algunas de las metodologías empleadas son específicas para aplicaciones agrícolas, los componentes y principios operativos que se han integrado en esta plataforma resultan valiosos más allá de su aplicación particular. Estos elementos

pueden ser extrapolados para la estimación de requisitos de diseño en el desarrollo de sistemas agrícolas similares, ofreciendo así una solución versátil y adaptable para abordar los desafíos contemporáneos en la agricultura.

Es relevante destacar que, a pesar de la importancia crucial de estos parámetros agrícolas, a menudo no reciben la atención debida en trabajos previos, como los de Quan *et al.* (2022) o Bak and Jakobsen (2004), que se centran principalmente en el desarrollo de sistemas de movilidad para aplicaciones agrícolas. Sin embargo, este trabajo demuestra que las consideraciones agronómicas son esenciales para satisfacer las diversas necesidades y desafíos que enfrenta el entorno agrícola. La combinación de estos factores técnicos y agronómicos incorporados en el sistema brinda una solución holística que puede impulsar mejoras significativas en la maquinaria agrícola, contribuyendo a un enfoque más integral y eficaz en la gestión de cultivos y la lucha contra las malezas.

#### **5.4. Conclusiones**

La combinación de diseño mecánico, parámetros ingenieriles y técnicos ha resultado en un sistema inteligente para el control de malezas en cultivos en hilera. La atención cuidadosa a los requisitos de diseño, la consideración del terreno y las propiedades de la herramienta ha permitido seleccionar e integrar componentes clave que permiten al sistema operar tanto de forma manual como automática en cultivos en hilera.

Se ha logrado satisfacer adecuadamente el requisito de potencia, así como la fuerza necesaria para movilizar la herramienta en configuración de trabajo en conjunto con la estructura principal. La velocidad calculada se corresponde fielmente con la velocidad de avance real, lo que confirma la idoneidad de la metodología empleada en el diseño de la plataforma.

En consecuencia, el sistema presentado engloba un sistema de deshierbe mecánico, un sistema de tracción, un sistema de control, un sistema de alimentación, la estructura principal y un sistema de visión artificial para la detección de plantas. Esta conjunción de tecnología convencional de deshierbe

mecánico con tecnología computacional de vanguardia representa una propuesta innovadora que busca ofrecer nuevas alternativas para reducir o incluso eliminar la necesidad de utilizar productos químicos en el control de malezas. Esta refleja una visión integral para abordar los desafíos de la agricultura moderna, incorporando tanto la eficiencia mecánica como la precisión tecnológica en un solo sistema versátil y efectivo.

La geometría y parámetros constructivos de la plataforma, le confieren la capacidad de paso, movilidad y propulsión necesarias para realizar la operación de deshierbe en condiciones de campo.

La metodología de diseño y determinación de los parámetros técnicos y selección de componentes condujo a la construcción de una plataforma móvil con la potencia, velocidad y fuerza de tracción adecuadas para realizar la operación de deshierbe en condiciones de campo. Lo que se puede afirmar, dado que el prototipo construido es capaz de arrastrar por el campo las herramientas de deshierbe a la velocidad necesaria para arrancar, cortar y enterrar las malezas cercanas a las plantas, con eficiencia aceptable.

La plataforma es capaz de mantener la dirección respecto a las hileras de plantas, con la precisión necesaria para realizar una eliminación eficaz de las malezas cercanas a las hileras de plantas.

## **5.5. Literatura citada**

- ASAE. (2003). Agricultural machinery management data. In *ASAE standards 2003* (pp. 373-380). St. Joseph.
- Åstrand, B., & Baerveldt, A.-J. (2002). An Agricultural Mobile Robot with Vision-Based Perception for Mechanical Weed Control. *Autonomous Robots*, 13(1), 21-35. <https://doi.org/10.1023/A:1015674004201>
- Bak, T., & Jakobsen, H. (2004). Agricultural Robotic Platform with Four Wheel Steering for Weed Detection. *Biosystems Engineering*, 87(2), 125-136. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2003.10.009>
- Bawden, O., Kulk, J., Russell, R., McCool, C., English, A., Dayoub, F., Lehnert, C., & Perez, T. (2017). Robot for weed species plant-specific management. *Journal of Field Robotics*, 34(6), 1179-1199. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21727>

- Bručienė, I., Buragienė, S., & Šarauskis, E. (2022). Weeding Effectiveness and Changes in Soil Physical Properties Using Inter-Row Hoeing and a Robot. *Agronomy*, 12(7), 1514. <https://www.mdpi.com/2073-4395/12/7/1514>
- Chancellor, W. J. (1981). Substituting Information for Energy in Agriculture. *Transactions of the ASAE*, 24, 0802-0807. <https://doi.org/10.13031/2013.34341>
- Chang, C.-L., & Lin, K.-M. (2018). Smart Agricultural Machine with a Computer Vision-Based Weeding and Variable-Rate Irrigation Scheme. *Robotics*, 7(3), 38. <https://www.mdpi.com/2218-6581/7/3/38>
- Chudakov, D. A. (1977). *Fundamentos de la teoría y el cálculo de tractores y automóviles*. MIR. [https://books.google.com.mx/books?id=1sL\\_MwEACAAJ](https://books.google.com.mx/books?id=1sL_MwEACAAJ)
- Cutulle, M. A., & Maja, J. M. (2021). Determining the utility of an unmanned ground vehicle for weed control in speciality crop systems *Italian Journal of Agronomy*, Vol (16) No. 4 (Integrated weed management). <https://doi.org/10.4081/ija.2021.1865>
- Dym, C. L., Little, P., & Orwin, E. (2013). *Engineering Design: A Project-Based Introduction, 4th Edition: Fourth Edition*. Wiley. <https://books.google.com.mx/books?id=SYNbAgAAQBAJ>
- Griepentrog, H. W., Nørremark, M., Nielsen, J., & Ibarra, J. (2007). Autonomous Inter-Row Hoeing using GPS-based side-shift Control. *Agricultural Engineering International - The CIGR Ejournal*, IX.
- Guzmán, L. E. S., Acevedo, M. L. R., & Guevara, A. R. (2019). Weed-removal system based on artificial vision and movement planning by A\* and RRT techniques. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 41.
- Jiang, W., Quan, L., Wei, G., Chang, C., & Geng, T. (2023). A conceptual evaluation of a weed control method with post-damage application of herbicides: A composite intelligent intra-row weeding robot. *Soil and Tillage Research*, 234, 105837. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105837>
- Jiao, J., Wang, Z., Luo, H., Chen, G., Liu, H., Guan, J., Hu, L., & Zang, Y. (2022). Development of a mechanical weeder and experiment on the growth, yield and quality of rice. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 15, 15, 92–99. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20221503.6978>
- Li, Y., Guo, Z., Shuang, F., Zhang, M., & Li, X. (2022). Key technologies of machine vision for weeding robots: A review and benchmark. *Computers and Electronics in Agriculture*, 196, 106880. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106880>
- Machleb, J., Peteinatos, G. G., Kollenda, B. L., Andújar, D., & Gerhards, R. (2020). Sensor-based mechanical weed control: Present state and prospects. *Computers and Electronics in Agriculture*, 176, 105638. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105638>

- Pahl, G., & Beitz, W. (2007). *Engineering design : a systematic approach* (Third Edition ed.). Springer London.
- Quan, L., Jiang, W., Li, H., Li, H., Wang, Q., & Chen, L. (2022). Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode. *Biosystems Engineering*, 216, 13-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019>
- Slaughter, D. C., Giles, D. K., & Downey, D. (2008). Autonomous robotic weed control systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(1), 63-78. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.05.008>
- Vahdanjoo, M., Gislum, R., & Sørensen, C. A. G. (2023). Operational, Economic, and Environmental Assessment of an Agricultural Robot in Seeding and Weeding Operations. *AgriEngineering*, 5(1), 299-324. <https://www.mdpi.com/2624-7402/5/1/20>
- Van Evert, F. K., Van Der Heijden, G. W., Lotz, I. A. P., Polder, G., Lamaker, A., De Jong, A., Kuyper, M. C., Groendijk, E. J. K., Neeteson, J. J., & Van Der Zalm, T. (2006). A Mobile Field Robot with Vision-Based Detection of Volunteer Potato Plants in a Corn Crop. *Weed Technology*, 20(4), 853-861, 859. <https://doi.org/10.1614/WT-05-132.1>
- Vrochidou, E., Oustadakis, D., Kefalas, A., & Papakostas, G. A. (2022). Computer Vision in Self-Steering Tractors. *Machines*, 10(2), 129. <https://www.mdpi.com/2075-1702/10/2/129>
- Wu, X., Aravecchia, S., Lottes, P., Stachniss, C., & Pradalier, C. (2020). Robotic weed control using automated weed and crop classification. *Journal of Field Robotics*, 37(2), 322-340. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21938>
- Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of Weed Science* (Fifth Edition ed.). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811143-7.00001-9>
- Cordill, C., & Grift, T. E. (2011). Design and testing of an intra-row mechanical weeding machine for corn. *Biosystems Engineering*, 110(3), 247-252. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.07.007>
- Cruz, C., Krus, A., Barrientos, A., Cerro, J., & Valero, C. (2022). Robotic Fertilization in Strip Cropping using a CNN Vegetables Detection-Characterization Method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 193, 106684. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106684>
- Cutulle, M. A., & Maja, J. M. (2021). Determining the utility of an unmanned ground vehicle for weed control in speciality crop systems *Italian Journal of Agronomy*, Vol (16) No. 4 (Integrated weed management). <https://doi.org/10.4081/ija.2021.1865>
- Dang, F., Chen, D., Lu, Y., & Li, Z. (2023). YOLOWeeds: A novel benchmark of YOLO object detectors for multi-class weed detection in cotton production

- systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107655. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107655>
- Dwyer, B., Nelson, J., & Solawetz, J. (2022). *Roboflow*. In (Version 1.0) <https://roboflow.com>.
- Dym, C. L., Little, P., & Orwin, E. (2013). *Engineering Design: A Project-Based Introduction, 4th Edition: Fourth Edition*. Wiley. <https://books.google.com.mx/books?id=SYNbAgAAQBAJ>
- El-Faki, M. S., Zhang, N., & E. Peterson, D. (2000). WEED DETECTION USING COLOR MACHINE VISION. *Transactions of the ASAE*, 43(6), 1969-1978. <https://doi.org/https://doi.org/10.13031/2013.3103>
- Emmi, L., Gonzalez-de-Soto, M., Pajares, G., & Gonzalez-de-Santos, P. (2014). Integrating Sensory/Actuation Systems in Agricultural Vehicles. *Sensors*, 14(3), 4014-4049. <https://www.mdpi.com/1424-8220/14/3/4014>
- Fennimore, S. A., Smith, R. F., Tourte, L., LeStrange, M., & Rachuy, J. S. (2014). Evaluation and Economics of a Rotating Cultivator in Bok Choy, Celery, Lettuce, and Radicchio. *Weed Technology*, 28(1), 176-188. <https://doi.org/10.1614/WT-D-13-00051.1>
- Feyaerts, F., & van Gool, L. (2001). Multi-spectral vision system for weed detection. *Pattern Recognition Letters*, 22(6), 667-674. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(01\)00006-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-8655(01)00006-X)
- Fogelberg, F., & Kritz, G. (1999). Intra-row weeding with brushes on vertical axes – factors influencing in-row soil height. *Soil and Tillage Research*, 50(2), 149-157. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(99\)00010-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-1987(99)00010-0)
- Gad, A. F. (2018). *Practical Computer Vision Applications Using Deep Learning with CNNs: With Detailed Examples in Python Using TensorFlow and Kivy*. Apress.
- Gai, J., Tang, L., & Steward, B. L. (2020). Automated crop plant detection based on the fusion of color and depth images for robotic weed control. *Journal of Field Robotics*, 37(1), 35-52. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21897>
- Gao, J., French, A. P., Pound, M. P., He, Y., Pridmore, T. P., & Pieters, J. G. (2020). Deep convolutional neural networks for image-based *Convolvulus sepium* detection in sugar beet fields. *Plant Methods*, 16, 29. <https://doi.org/10.1186/s13007-020-00570-z>
- Gao, J., French, A. P., Pound, M. P., He, Y., Pridmore, T. P., & Pieters, J. G. (2020). Deep convolutional neural networks for image-based *Convolvulus sepium* detection in sugar beet fields. *Plant Methods*, 16(1). <https://doi.org/10.1186/s13007-020-00570-z>
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G., & Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in*

- Gerhards, R., Kollenda, B., Machleb, J., Möller, K., Butz, A., Reiser, D., & Griegentrog, H.-W. (2020). Camera-guided Weed Hoeing in Winter Cereals with Narrow Row Distance. *Gesunde Pflanzen*, 72(4), 403-411. <https://doi.org/10.1007/s10343-020-00523-5>
- Gerhards, R., Späth, M., Sökefeld, M., Peteinatos, G. G., Nabout, A., & Rueda Ayala, V. (2021). Automatic adjustment of harrowing intensity in cereals using digital image analysis. *Weed Research*, 61(1), 68-77. <https://doi.org/10.1111/wre.12458>
- Griepentrog, H. W., Nørremark, M., Nielsen, J., & Ibarra, J. (2007). Autonomous Inter-Row Hoeing using GPS-based side-shift Control. *Agricultural Engineering International - The CIGR Ejournal*, IX.
- Grundy, A. C., Onyango, C. M., Phelps, K., Reader, R. J., Marchant, J. A., Benjamin, L. R., & Mead, A. (2005). Using a competition model to quantify the optimal trade-off between machine vision capability and weed removal effectiveness. *Weed Research*, 45(5), 388-405. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2005.00471.x>
- Guerrero, J. M., Guijarro, M., Montalvo, M., Romeo, J., Emmi, L., Ribeiro, A., & Pajares, G. (2013). Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 656-664. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.073>
- Guerrero, J. M., Ruz, J. J., & Pajares, G. (2017). Crop rows and weeds detection in maize fields applying a computer vision system based on geometry. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142, 461-472. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.028>
- Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P. J., Burgos-Artizzu, X. P., & Ribeiro, A. (2011). Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 75-83. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.09.013>
- Gursoy, S., & Ozaslan, C. (2021). Evaluating the Performance of Rotary and Tine Inter-Row Cultivators at Different Working Speeds. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 23, 1255-1267.
- Guzmán, L. E. S., Acevedo, M. L. R., & Guevara, A. R. (2019). Weed-removal system based on artificial vision and movement planning by A\* and RRT techniques. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 41.
- Hamuda, E., Mc Ginley, B., Glavin, M., & Jones, E. (2017). Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 133, 97-107. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.021>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. *arXiv preprint, arXiv:1512.03385*.

- Hu, C., Alex Thomasson, J., Reberg-Horton, C., Mirsky, S. B., & Bagavathiannan, M. V. (2022). Modeling realistic 3D agricultural vegetations using a photometric-based approach and its application to weed detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107020. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107020>
- Huang, J., Rathod, V., Sun, C., Zhu, M., Korattikara, A., Fathi, A., Fischer, I., Wojna, Z., Song, Y., Guadarrama, S., & Murphy, K. (2017). Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors. *arXiv:1611.10012*.
- Hussain, M., Farooq, S., Merfield, C., & Jabran, K. (2018). Chapter 8 - Mechanical Weed Control. In K. Jabran & B. S. Chauhan (Eds.), *Non-Chemical Weed Control* (pp. 133-155). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809881-3.00008-5>
- Jabran, K., & Chauhan, B. S. (2018). *Non-Chemical Weed Control*. Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809881-3.00001-2>
- Jiang, G., Wang, X., Wang, Z., & Liu, H. (2016). Wheat rows detection at the early growth stage based on Hough transform and vanishing point. *Computers and Electronics in Agriculture*, 123, 211-223. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.02.002>
- Jiang, W., Quan, L., Wei, G., Chang, C., & Geng, T. (2023). A conceptual evaluation of a weed control method with post-damage application of herbicides: A composite intelligent intra-row weeding robot. *Soil and Tillage Research*, 234, 105837. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105837>
- Jiao, J., Wang, Z., Luo, H., Chen, G., Liu, H., Guan, J., Hu, L., & Zang, Y. (2022). Development of a mechanical weeder and experiment on the growth, yield and quality of rice. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 15, 15, 92–99. <https://doi.org/10.25165/ij.ijabe.20221503.6978>
- Jin, S., Su, Y., Gao, S., Wu, F., Hu, T., Liu, J., Li, W., Wang, D., Chen, S., Jiang, Y., Pang, S., & Guo, Q. (2018). Deep Learning: Individual Maize Segmentation From Terrestrial Lidar Data Using Faster R-CNN and Regional Growth Algorithms [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00866>
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). *YOLO by Ultralytics*. In (Version 8.0.0) <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Jones, G., Gée, C., & Truchetet, F. (2009). Modelling agronomic images for weed detection and comparison of crop/weed discrimination algorithm performance. *Precision Agriculture*, 10(1), 1-15. <https://doi.org/10.1007/s11119-008-9086-9>
- Jørgensen, R. N., Nørremark, M., Sørensen, C. G., & Andersen, N. A. (2008). Utilising scripting language for unmanned and automated guided vehicles

- operating within row crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 62(2), 190-203.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.01.009>
- Karimi, Y., Prasher, S. O., Patel, R. M., & Kim, S. H. (2006). Application of support vector machine technology for weed and nitrogen stress detection in corn. *Computers and Electronics in Agriculture*, 51(1), 99-109.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2005.12.001>
- Kayacan, E., Young, S. N., Peschel, J. M., & Chowdhary, G. (2018). High-precision control of tracked field robots in the presence of unknown traction coefficients. *Journal of Field Robotics*, 35(7), 1050-1062.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21794>
- Kraehmer, H., & Drexler, D. (2009). Kraehmer H, Drexler D (2009) Global herbicide development – opportunities and constraints. *Prairie Soils & Crops Journal* 2: 12-16. *Prairie Soils&Crop Journal*, 2.
- Kunz, C., Weber, J. F., & Gerhards, R. (2015). Benefits of Precision Farming Technologies for Mechanical Weed Control in Soybean and Sugar Beet—Comparison of Precision Hoeing with Conventional Mechanical Weed Control. *Agronomy*, 5(2), 130-142. <https://www.mdpi.com/2073-4395/5/2/130>
- Kunz, C., Weber, J. F., Peteinatos, G. G., Sökefeld, M., & Gerhards, R. (2018). Camera steered mechanical weed control in sugar beet, maize and soybean. *Precision Agriculture*, 19(4), 708-720.  
<https://doi.org/10.1007/s11119-017-9551-4>
- Lac, L., Da Costa, J.-P., Donias, M., Keresztes, B., & Bardet, A. (2022). Crop stem detection and tracking for precision hoeing using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106606.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106606>
- Lampkin, N., & Weinschenk, G. (1996). Organic farming and agricultural policy in Western Europe. *Fundamentals of Organic Agriculture*, 223-238.
- Lati, R. N., Siemens, M. C., Rachuy, J. S., & Fennimore, S. A. (2016). Intrarow Weed Removal in Broccoli and Transplanted Lettuce with an Intelligent Cultivator. *Weed Technology*, 30(3), 655-663. <https://doi.org/10.1614/WT-D-15-00179.1>
- Li, N., Chunlong, Z., Ziwen, C., Zenghong, M., Zhe, S., Ting, Y., Wei, L., & Junxiong, Z. (2015). Crop positioning for robotic intra-row weeding based on machine vision. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 8, 20-29. <https://doi.org/10.3965/j.ijabe.20150806.1932>
- Li, Y., Guo, Z., Shuang, F., Zhang, M., & Li, X. (2022). Key technologies of machine vision for weeding robots: A review and benchmark. *Computers and Electronics in Agriculture*, 196, 106880.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106880>

- Liao, J., Babiker, I., Xie, W.-f., Li, W., & Cao, L. (2022). Dandelion segmentation with background transfer learning and RGB-attention module. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107-355. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107355>
- Liebman, M., Mohler, C. L., & Staver, C. P. (2001). *Ecological Management of Agricultural Weeds*. Cambridge University Press. <https://doi.org/DOI:10.1017/CBO9780511541810>
- Lisowski, A., Klonowski, J., Green, O., Świętochowski, A., Sypuła, M., Strużyk, A., Nowakowski, T., Chlebowski, J., Kamiński, J., Kostyra, K., Mieszkalski, L., Lauryn, D., & Margielski, J. (2016). Duckfoot tools connected with flexible and stiff tines: Three components of resistances and soil disturbance. *Soil and Tillage Research*, 158, 76-90. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2015.12.003>
- Liu, F., Yang, Y., Zeng, Y., & Liu, Z. (2020). Bending diagnosis of rice seedling lines and guidance line extraction of automatic weeding equipment in paddy field. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 142, 106791. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106791>
- Liu, L., Ouyang, W., Wang, X., Fieguth, P., Chen, J., Liu, X., & Pietikäinen, M. (2020). Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey. *International Journal of Computer Vision*, 128(2), 261-318. <https://doi.org/10.1007/s11263-019-01247-4>
- Lottes, P., Behley, J., Chebrolu, N., Milioto, A., & Stachniss, C. (2020). Robust joint stem detection and crop-weed classification using image sequences for plant-specific treatment in precision farming. *Journal of Field Robotics*, 37(1), 20-34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21901>
- Lottes, P., Hörferlin, M., Sander, S., & Stachniss, C. (2017). Effective Vision-based Classification for Separating Sugar Beets and Weeds for Precision Farming. *Journal of Field Robotics*, 34(6), 1160-1178. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21675>
- Machleb, J., Peteinatos, G. G., Kollenda, B. L., Andújar, D., & Gerhards, R. (2020). Sensor-based mechanical weed control: Present state and prospects. *Computers and Electronics in Agriculture*, 176, 105638. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105638>
- Marakoglu, T., & Carma, K. (2009). Effects of Design Parameters of a Cultivator Share on Draft Force and Soil Loosening in a Soil Bin. *Journal of Agronomy*, 8, 21-26. <https://doi.org/10.3923/ja.2009.21.26>
- Melander, B., Holst, N., Rasmussen, I., & Hansen, P. (2012). Direct control of perennial weeds between crops – Implications for organic farming. *Crop Protection*, 40, 36–42. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2012.04.029>
- Melander, B., Lattanzi, B., & Pannacci, E. (2015). Intelligent versus non-intelligent mechanical intra-row weed control in transplanted onion and cabbage.

- Melander, B., Rasmussen, I. A., & Bàrberi, P. (2005). Integrating Physical and Cultural Methods of Weed Control: Examples from European Research. *Weed Science*, 53(3), 369-381. <http://www.jstor.org/stable/4047015>
- Meng, Q., Qiu, R., He, J., Zhang, M., Ma, X., & Liu, G. (2015). Development of agricultural implement system based on machine vision and fuzzy control. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112, 128-138. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.11.006>
- Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2), 282-293. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.03.009>
- Midtiby, H., Åstrand, B., Jørgensen, O., & Jørgensen, R. (2016). Upper limit for context-based crop classification in robotic weeding applications. *Biosystems Engineering*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.01.012>
- Midtiby, H. S., Giselsson, T. M., & Jørgensen, R. N. (2012). Estimating the plant stem emerging points (PSEPs) of sugar beets at early growth stages. *Biosystems Engineering*, 111(1), 83-90. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.10.011>
- Moghaddam, P. A., Arasteh, A. S., Komarizadeh, M. H., & Babazadeh, S. (2016). Developing a selective thinning algorithm in sugar beet fields using machine vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 122, 133-138. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.01.025>
- Montalvo, M., Pajares, G., Guerrero, J. M., Romeo, J., Guijarro, M., Ribeiro, A., Ruz, J. J., & Cruz, J. M. (2012). Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. *Expert Systems with Applications*, 39(15), 11889-11897. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.117>
- Mu, Y., Ni, R., Fu, L., Luo, T., Feng, R., Li, J., Pan, H., Wang, Y., Sun, Y., Gong, H., Guo, Y., Hu, T., Bao, Y., & Li, S. (2022). DenseNet weed recognition model combining local variance preprocessing and attention mechanism. *Front Plant Sci*, 13, 1041510. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1041510>
- Naruhn, G.-P., Peteinatos, G. G., Butz, A. F., Möller, K., & Gerhards, R. (2021). Efficacy of Various Mechanical Weeding Methods—Single and in Combination—In Terms of Different Field Conditions and Weed Densities. *Agronomy*, 11(10), 2084. <https://www.mdpi.com/2073-4395/11/10/2084>
- Nørremark, M., Griepentrog, H. W., Nielsen, J., & Søgaard, H. T. (2008). The development and assessment of the accuracy of an autonomous GPS-based system for intra-row mechanical weed control in row crops. *Biosystems Engineering*, 101(4), 396-410. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2008.09.007>

- Okamoto, H., Murata, T., Kataoka, T., & Hata, S. (2007). Plant classification for weed detection using hyperspectral imaging with wavelet analysis. *Weed Biology and Management*, 7(1), 31-37. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1445-6664.2006.00234.x>
- Opiyo, S., Okinda, C., Zhou, J., Mwangi, E., & Makange, N. (2021). Medial axis-based machine-vision system for orchard robot navigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 185, 106153. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106153>
- Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L., & Da Silva, E. A. B. (2021). A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit. *Electronics*, 10(3), 279. <https://doi.org/10.3390/electronics10030279>
- Pahl, G., & Beitz, W. (2007). *Engineering design : a systematic approach* (Third Edition ed.). Springer London.
- Pantazi, X.-E., Moshou, D., & Bravo, C. (2016). Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing. *Biosystems Engineering*, 146, 193-202. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.01.014>
- Partel, V., Charan Kakarla, S., & Ampatzidis, Y. (2019). Development and evaluation of a low-cost and smart technology for precision weed management utilizing artificial intelligence. *Computers and Electronics in Agriculture*, 157, 339-350. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.048>
- Peng, H., Li, Z., Zhou, Z., & Shao, Y. (2022). Weed detection in paddy field using an improved RetinaNet network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 199, 107179. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107179>
- Perez-Ruiz, M., Carballido, J., Agüera, J., & Rodríguez-Lizana, A. (2013). Development and Evaluation of a Combined Cultivator and Band Sprayer with a Row-Centering RTK-GPS Guidance System. *Sensors*, 13(3), 3313-3330. <https://www.mdpi.com/1424-8220/13/3/3313>
- Pérez-Ruiz, M., Slaughter, D. C., Fathallah, F. A., Gliever, C. J., & Miller, B. J. (2014). Co-robotic intra-row weed control system. *Biosystems Engineering*, 126, 45-55. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2014.07.009>
- Pérez, A. J., López, F., Benlloch, J. V., & Christensen, S. (2000). Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 25(3), 197-212. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(99\)00068-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699(99)00068-X)
- Peruzzi, A., Martelloni, L., Frascioni, C., Fontanelli, M., Pirchio, M., & Raffaelli, M. (2017). Machines for non-chemical intra-row weed control in narrow and wide-row crops: a review. *Journal of Agricultural Engineering*, 48(2), 57-70. <https://doi.org/10.4081/jae.2017.583>

- Picon, A., San-Emeterio, M. G., Bereciartua-Perez, A., Klukas, C., Eggers, T., & Navarra-Mestre, R. (2022). Deep learning-based segmentation of multiple species of weeds and corn crop using synthetic and real image datasets. *Computers and Electronics in Agriculture*, *194*, 106719. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106719>
- Piron, A., van der Heijden, F., & Destain, M. F. (2011). Weed detection in 3D images. *Precision Agriculture*, *12*(5), 607-622. <https://doi.org/10.1007/s11119-010-9205-2>
- Pullen, D. W. M., & Cowell, P. A. (1997). An Evaluation of the Performance of Mechanical Weeding Mechanisms for use in High Speed Inter-Row Weeding of Arable Crops. *Journal of Agricultural Engineering Research*, *67*(1), 27-34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1006/jaer.1997.0148>
- Punithavathi, R., Delphin Carolina Rani, A., R. Sughashini, K., Kurangi, C., Nirmala, M., Farhana Thariq Ahmed, H., & P. Balamurugan, S. (2023). Computer Vision and Deep Learning-enabled Weed Detection Model for Precision Agriculture. *Computer Systems Science and Engineering*, *44*(3), 2759-2774. <https://doi.org/10.32604/csse.2023.027647>
- Quan, L., Feng, H., Lv, Y., Wang, Q., Zhang, C., Liu, J., & Yuan, Z. (2019). Maize seedling detection under different growth stages and complex field environments based on an improved Faster R-CNN. *Biosystems Engineering*, *184*, 1-23. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.05.002>
- Quan, L., Jiang, W., Li, H., Li, H., Wang, Q., & Chen, L. (2022). Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode. *Biosystems Engineering*, *216*, 13-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019>
- Raja, R., Nguyen, T. T., Vuong, V. L., Slaughter, D. C., & Fennimore, S. A. (2020). RTD-SEPs: Real-time detection of stem emerging points and classification of crop-weed for robotic weed control in producing tomato. *Biosystems Engineering*, *195*, 152-171. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.05.004>
- Raja, R., Slaughter, D. C., Fennimore, S. A., Nguyen, T. T., Vuong, V. L., Sinha, N., Tourte, L., Smith, R. F., & Siemens, M. C. (2019). Crop signalling: A novel crop recognition technique for robotic weed control. *Biosystems Engineering*, *187*, 278-291. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.09.011>
- Rani, S. V. J., Kumar, P. S., Priyadharsini, R., Srividya, S. J., & Harshana, S. (2022). Automated weed detection system in smart farming for developing sustainable agriculture. *International Journal of Environmental Science and Technology*, *19*(9), 9083-9094. <https://doi.org/10.1007/s13762-021-03606-6>

- Rasmussen, J., & Svenningsen, T. (1995). Selective Weed Harrowing in Cereals. *Biological Agriculture & Horticulture - BIOL AGRIC HORTIC*, 12, 29-46. <https://doi.org/10.1080/01448765.1995.9754721>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *arXiv preprint, arXiv.1506.02640*.
- Rehman, T. U., Zaman, Q. U., Chang, Y. K., Schumann, A. W., & Corscadden, K. W. (2019). Development and field evaluation of a machine vision based in-season weed detection system for wild blueberry. *Computers and Electronics in Agriculture*, 162, 1-13. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.03.023>
- Ren, S., He, k., Girshick, R., & Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *arXiv preprint, arXiv:1506.01497*.
- Rüegg, W. T., Quadrantil, M., & Zoschke, A. (2007). Herbicide research and development: challenges and opportunities. *Weed Research*, 47(4), 271-275. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2007.00572.x>
- Ruigrok, T., van Henten, E. J., & Kootstra, G. (2023). Improved generalization of a plant-detection model for precision weed control. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204, 107-554. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107554>
- Rumpf, T., Römer, C., Weis, M., Sökefeld, M., Gerhards, R., & Plümer, L. (2012). Sequential support vector machine classification for small-grain weed species discrimination with special regard to *Cirsium arvense* and *Galium aparine*. *Computers and Electronics in Agriculture*, 80, 89-96. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.10.018>
- Sabzi, S., & Abbaspour-Gilandeh, Y. (2018). Using video processing to classify potato plant and three types of weed using hybrid of artificial neural network and particle swarm algorithm. *Measurement*, 126, 22-36. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.05.037>
- Sapkota, B. B., Popescu, S., Rajan, N., Leon, R. G., Reberg-Horton, C., Mirsky, S., & Bagavathiannan, M. V. (2022). Use of synthetic images for training a deep learning model for weed detection and biomass estimation in cotton. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-23399-z>
- Skalski, P. (2019). *Make Sense*. <https://github.com/SkalskiP/make-sense>
- Slaughter, D. C., Giles, D. K., & Downey, D. (2008). Autonomous robotic weed control systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(1), 63-78. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.05.008>
- Slaughter, D. C., Giles, D. K., Fennimore, S. A., & Smith, R. F. (2008). Multispectral Machine Vision Identification of Lettuce and Weed Seedlings for Automated Weed Control. *Weed Technology*, 22(2), 378-384. <http://www.jstor.org/stable/25195051>

- Suh, H. K., Ijsselmuiden, J., Hofstee, J. W., & van Henten, E. J. (2018). Transfer learning for the classification of sugar beet and volunteer potato under field conditions. *Biosystems Engineering*, 174, 50-65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.06.017>
- Sujaritha, M., Annadurai, S., Satheeshkumar, J., Kowshik Sharan, S., & Mahesh, L. (2017). Weed detecting robot in sugarcane fields using fuzzy real time classifier. *Computers and Electronics in Agriculture*, 134, 160-171. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.01.008>
- Sun, J., Yang, K., He, X., Luo, Y., Wu, X., & Shen, J. (2022). Beet seedling and weed recognition based on convolutional neural network and multi-modality images. *Multimedia Tools and Applications*, 81(4), 5239-5258. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11764-5>
- Swain, K. C., Nørremark, M., Jørgensen, R. N., Midtiby, H. S., & Green, O. (2011). Weed identification using an automated active shape matching (AASM) technique. *Biosystems Engineering*, 110(4), 450-457. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.09.011>
- Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. (2016). Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. *arXiv:1602.07261*.
- Tang, J., Wang, D., Zhang, Z., He, L., Xin, J., & Xu, Y. (2017). Weed identification based on K-means feature learning combined with convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 135, 63-70. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.01.001>
- Tang, L., Tian, L., & Steward, B. L. (2000). Color image segmentation with genetic algorithm for in-field weed sensing. *Transactions of the ASAE*, 43(4), 1019-1027.
- Tellaèche, A., Burgos-Artizzu, X. P., Pajares, G., & Ribeiro, A. (2008). A vision-based method for weeds identification through the Bayesian decision theory. *Pattern Recognition*, 41(2), 521-530. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2007.07.007>
- Terpstra, R., & Kouwenhoven, J. K. (1981). Inter-row and intra-row weed control with a hoe-ridger. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 26(2), 127-134. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0021-8634\(81\)90064-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0021-8634(81)90064-0)
- Tillett, N. D., Hague, T., Grundy, A. C., & Dedousis, A. P. (2008). Mechanical within-row weed control for transplanted crops using computer vision. *Biosystems Engineering*, 99(2), 171-178. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2007.09.026>
- Tillett, N. D., Hague, T., & Miles, S. J. (2002). Inter-row vision guidance for mechanical weed control in sugar beet. *Computers and Electronics in Agriculture*, 33(3), 163-177. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(02\)00005-4](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00005-4)

- Toğaçar, M. (2022). Using DarkNet models and metaheuristic optimization methods together to detect weeds growing along with seedlings. *Ecological Informatics*, 68, 101519. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101519>
- Tzutalin. (2015). *Labellmg. Git code* In <https://github.com/tzutalin/labellmg>
- Ultralytics. (2023). *YOLOv8 Docs*. Retrieved 01/21/2023 from <https://docs.ultralytics.com/>
- Upadhyaya, M. K., & Blackshaw, R. E. (2007). *Non-chemical weed management: principles, concepts and technology*. Cabi.
- Vahdanjoo, M., Gislum, R., & Sørensen, C. A. G. (2023). Operational, Economic, and Environmental Assessment of an Agricultural Robot in Seeding and Weeding Operations. *AgriEngineering*, 5(1), 299-324. <https://www.mdpi.com/2624-7402/5/1/20>
- Van Der Weide, R. Y., Bleeker, P. O., Achten, V. T. J. M., Lotz, L. A. P., Fogelberg, F., & Melander, B. (2008). Innovation in mechanical weed control in crop rows. *Weed Research*, 48(3), 215-224. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2008.00629.x>
- Van Evert, F. K., Van Der Heijden, G. W., Lotz, I. A. P., Polder, G., Lamaker, A., De Jong, A., Kuyper, M. C., Groendijk, E. J. K., Neeteson, J. J., & Van Der Zalm, T. (2006). A Mobile Field Robot with Vision-Based Detection of Volunteer Potato Plants in a Corn Crop. *Weed Technology*, 20(4), 853-861, 859. <https://doi.org/10.1614/WT-05-132.1>
- Vrindts, E., De Baerdemaeker, J., & Ramon, H. (2002). Weed detection using canopy reflection. *Precision Agriculture*, 3(1), 63-80. <https://doi.org/10.1023/a:1013326304427>
- Vrochidou, E., Oustadakis, D., Kefalas, A., & Papakostas, G. A. (2022). Computer Vision in Self-Steering Tractors. *Machines*, 10(2), 129. <https://www.mdpi.com/2075-1702/10/2/129>
- Wang, A., Peng, T., Cao, H., Xu, Y., Wei, X., & Cui, B. (2022). TIA-YOLOv5: An improved YOLOv5 network for real-time detection of crop and weed in the field [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1091655>
- Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., & Liao, M. H. Y. (2022). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *arXiv:2207.02696*.
- Wang, S., Yu, S., Zhang, W., Wang, X., & Li, J. (2023). The seedling line extraction of automatic weeding machinery in paddy field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107648. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107648>
- Wang, Y., Xi, X., Chen, M., Shi, Y., Zhang, Y., Zhang, B., Qu, J., & Zhang, R. (2022). Design of and Experiment on Reciprocating Inter-Row Weeding

- Machine for Strip-Seeded Rice. *Agriculture*, 12(11), 1956. <https://www.mdpi.com/2077-0472/12/11/1956>
- Weiss, U., & Biber, P. (2011). Plant detection and mapping for agricultural robots using a 3D LIDAR sensor. *Robotics and Autonomous Systems*, 59(5), 265-273. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.robot.2011.02.011>
- Wu, X., Aravecchia, S., Lottes, P., Stachniss, C., & Pradalier, C. (2020). Robotic weed control using automated weed and crop classification. *Journal of Field Robotics*, 37(2), 322-340. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rob.21938>
- Xu, K., Zhu, Y., Cao, W., Jiang, X., Jiang, Z., Li, S., & Ni, J. (2021). Multi-Modal Deep Learning for Weeds Detection in Wheat Field Based on RGB-D Images [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.732968>
- Xue, J., Zhang, L., & Grift, T. E. (2012). Variable field-of-view machine vision based row guidance of an agricultural robot. *Computers and Electronics in Agriculture*, 84, 85-91. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.02.009>
- Yang, R., Zhai, Y., Zhang, J., Zhang, H., Tian, G., Zhang, J., Huang, P., & Li, L. (2022). Potato Visual Navigation Line Detection Based on Deep Learning and Feature Midpoint Adaptation. *Agriculture*, 12(9), 1363. <https://www.mdpi.com/2077-0472/12/9/1363>
- Yang, Y., Zhou, Y., Yue, X., Zhang, G., Wen, X., Ma, B., Xu, L., & Chen, L. (2023). Real-time detection of crop rows in maize fields based on autonomous extraction of ROI. *Expert Systems with Applications*, 213, 118826. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118826>
- Ying, B., Xu, Y., Zhang, S., Shi, Y., & Liu, L. (2021a). Weed Detection in Images of Carrot Fields Based on Improved YOLO v4. *Traitement du Signal*, 38, 341-348.
- Ying, B., Xu, Y., Zhang, S., Shi, Y., & Liu, L. (2021b). Weed Detection in Images of Carrot Fields Based on Improved YOLO v4. *Traitement du Signal*, 38(2), 341-348. <https://doi.org/10.18280/ts.380211>
- You, J., Liu, W., & Lee, J. (2020). A DNN-based semantic segmentation for detecting weed and crop. *Computers and Electronics in Agriculture*, 178, 105750. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105750>
- Young, S. L., Pierce, F. J., & Nowak, P. (2014). Introduction: Scope of the problem—rising costs and demand for environmental safety for weed control. In *Automation: The future of weed control in cropping systems* (pp. 1-8). Springer.
- Yu, J., Sharpe, S. M., Schumann, A. W., & Boyd, N. S. (2019). Deep learning for image-based weed detection in turfgrass. *European Journal of Agronomy*, 104, 78-84. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eja.2019.01.004>

- Zhang, X., & Chen, Y. (2017). Soil disturbance and cutting forces of four different sweeps for mechanical weeding. *Soil and Tillage Research*, 168, 167-175. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2017.01.002>
- Zhang, Y., Slaughter, D. C., & Staab, E. S. (2012). Robust hyperspectral vision-based classification for multi-season weed mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 65-73. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.02.006>
- Zhang, Y., Tian, L., Cao, C., Zhu, C., Qin, K., & Ge, J. (2022). Optimization and validation of blade parameters for inter-row weeding wheel in paddy fields [Original Research]. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1003471>
- Zheng, Y., Zhu, Q., Huang, M., Guo, Y., & Qin, J. (2017). Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, 215-222. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.07.028>
- Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of Weed Science* (Fifth Edition ed.). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811143-7.00001-9>
- Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of weed science*. Academic press.
- Ziwen, C., Chunlong, Z., Nan, L., Zhe, S., Wei, L., & Bin, Z. (2015). - Study review and analysis of high performance intra-row weeding robot. - *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, - 31(- 5), - 1. <https://doi.org/- 10.3969/j.issn.1002-6819.2015.05.001>
- Znova, L., Melander, B., Lisowski, A., Klonowski, J., Chlebowski, J., Edwards, G., Nielsen, S., & Green, O. (2017). A new hoe share design for weed control: measurements of soil movement and draught forces during operation. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B - Soil & Plant Science*, 68, 1-10. <https://doi.org/10.1080/09064710.2017.1367837>
- Zou, K., Liao, Q., Zhang, F., Che, X., & Zhang, C. (2022). A segmentation network for smart weed management in wheat fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107303. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107303>

## 6. EVALUACIÓN DE EFICIENCIA DE DESHIERBE DE UN SISTEMA INTELIGENTE PARA EL CONTROL MECÁNICO DE MALEZAS EN CULTIVOS EN HILERA

### RESUMEN

El control mecánico de malezas en cultivos en hilera es esencial para preservar la productividad agrícola y reducir la dependencia de herbicidas químicos. En este estudio, se evaluó un sistema inteligente basado en tecnologías de visión por computadora y aprendizaje profundo para el control mecánico de malezas en cultivos en hilera. Los resultados mostraron una eficiencia promedio del 56.69 % en el deshierbe de la zona cercana a las plantas de cultivo. La combinación de tecnologías ofrece una gestión precisa y sostenible de las malezas, representando una solución viable para mejorar el control mecánico de malezas en cultivos en hilera.

**Palabras clave:** Control mecánico de malezas, Cultivos en hilera, Visión por computadora, Aprendizaje profundo, Eficiencia de deshierbe.

---

Tesis de Doctorado en Ingeniería, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Israel Gaytán Campos

Director de Tesis: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 6. EVALUATION OF WEED CONTROL EFFICIENCY OF AN INTELLIGENT SYSTEM FOR MECHANICAL WEED CONTROL IN ROW CROPS

### ABSTRACT

Mechanical weed control in row crops is vital for preserving agricultural productivity and reducing reliance on chemical herbicides. In this study, an intelligent system based on computer vision and deep learning technologies was evaluated for mechanical weed control in row crops. The results showed an average efficiency of 56.69% in weeding the area near the crop plants for weed infestations categorized as severe, while for moderate infestations, the system achieved an average weeding efficiency of 90.63%. The untreated strip measured 10 cm (5 cm on each side) in the vicinity of the rows, demonstrating much closer control than conventional machinery. The assessment conducted indicated that regardless of the infestation level or the crop and weed plant development stage, the system had a significant impact on reducing weed density. The combination of these technologies offers precise and sustainable weed management, representing a viable solution to enhance mechanical weed control in row crops.

**Keywords:** *Mechanical weed control, Mechanical weeding, Computer vision, Deep learning, Close-to-crop weeding.*

---

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Israel Gaytán Campos

Advisor: Dr. Efrén Fitz Rodríguez

## 6.1. Introducción

La gestión de malezas en cultivos en hilera representa un componente fundamental de la agricultura moderna, con el propósito de mantener la productividad agrícola y mitigar la dependencia de herbicidas químicos. Estas plantas no deseadas compiten directamente con los cultivos por recursos esenciales, como la luz solar, el agua y los nutrientes del suelo, lo que conlleva una disminución sustancial en los rendimientos y la calidad de las cosechas (Zimdahl, 2018). La creciente demanda global de alimentos plantea la necesidad apremiante de abordar eficazmente el control de malezas.

A lo largo de los años, se han desarrollado diversos métodos para controlar la propagación de estas malezas, desde enfoques manuales y convencionales hasta la aplicación de productos químicos. Sin embargo, las inversiones económicas relacionadas con el control de infestaciones de malezas inciden en el costo de producción, repercutiendo directamente en el precio final del producto y, por ende, en la economía de los consumidores, un aspecto enfatizado por Zimdahl (2018) como un factor crítico a considerar.

A pesar de la eficacia demostrada por el control químico en la erradicación rápida de las infestaciones de malezas, no está exento de desventajas y preocupaciones que incluyen la resistencia desarrollada por las poblaciones de malezas, así como impactos adversos sobre el medio ambiente y la salud pública, como la contaminación del suelo y del agua, además de los elevados costos de producción (Jabran & Chauhan, 2018; Kraehmer & Drexler, 2009; Rüegg *et al.*, 2007).

En este contexto, la escarda mecánica se posiciona como una alternativa efectiva y sostenible al empleo de herbicidas químicos (Quan *et al.*, 2022). Si bien el deshierbe entre hileras generalmente no perturba las filas de cultivo, el deshierbe entre plantas plantea un desafío más complejo que exige una precisión sobresaliente para evitar daños a las plantas cultivadas. Esta modalidad de deshierbe ha emergido como un ámbito de investigación de suma relevancia en el ámbito del control mecánico de malezas.

La confluencia de la automatización con el control mecánico ha generado un creciente interés en desarrollos comerciales y de investigación. La automatización en el contexto agrícola se refiere a la implementación de técnicas, sistemas o métodos que permiten el funcionamiento y control de un proceso o dispositivo mecánico sin intervención continua de un operador humano. Más allá de liberar la dependencia de la mano de obra humana, la automatización conlleva la optimización de la potencia proporcionada por las máquinas. En esencia, la automatización sustituye la aportación de energía humana en un proceso por una combinación de componentes electrónicos, tales como hardware, sensores, actuadores y software, que operan en conjunto para lograr un funcionamiento más eficiente y preciso (Chancellor, 1981).

En el contexto de la gestión de malezas, especialmente en hileras de cultivo, se ha logrado una simbiosis efectiva entre la destreza ofrecida por el deshierbe manual y la eficiencia asociada con el deshierbe mecánico. La aplicación de tecnologías de automatización ha catalizado la fusión de estas ventajas, revolucionando el control de malezas. A través de la automatización, las máquinas han adquirido la capacidad de identificar y diferenciar con una precisión sin precedentes las plantas de cultivo de las malezas, al tiempo que pueden eliminar selectivamente las plantas de malezas mediante dispositivos de control de alta precisión. Dentro del ámbito de la automatización, se distinguen tres niveles de desarrollo, tal como destacan Machleb *et al.* (2020). En el primer nivel, se encuentran implementos remolcados por tractores que se valen de sistemas de autoguiado para controlar la trayectoria del tractor y, por consiguiente, del implemento en relación a los cultivos. A esta fase, es común que los implementos utilicen herramientas mecánicas pasivas, aunque en ciertas ocasiones se emplean herramientas accionadas. No obstante, el control se enfoca principalmente en el espacio entre las hileras de cultivo.

En una etapa más avanzada, incluso cuando las máquinas están íntimamente acopladas a los tractores, se les confiere la habilidad de corregir su posición en relación a las líneas de siembra mediante movimientos laterales, haciendo uso

de sistemas de guiado propios. Estos avances pueden incorporar tanto herramientas mecánicas pasivas como activas, y a partir de este nivel de automatización, se manifiesta la clara aptitud para lograr un control mecánico selectivo entre las plantas.

El cenit de la automatización se alcanza con las plataformas de deshierbe autopropulsadas, equipadas con diversos subsistemas, mayoritariamente diseñados para la navegación y la identificación de diferentes tipos de plantas. Estos vehículos agrícolas tienen la capacidad de emplear tanto herramientas mecánicas pasivas como activas, de manera individual o combinada, y logran un control cercano tanto entre las hileras de cultivo como, en muchas ocasiones, entre las propias plantas.

La eficacia del control de malezas se cuantifica a través de la eficiencia de deshierbe, definida como la relación entre el número de plantas de malezas controladas y el total de plantas de malezas presentes, generalmente expresada como un porcentaje (Naruhn *et al.*, 2021). Este parámetro es esencial para evaluar y comparar la efectividad de los sistemas de control de malezas automatizados y su capacidad para salvaguardar la producción agrícola de manera selectiva y eficiente.

La investigación actual se centra en el desarrollo de sistemas automatizados de deshierbe mecánico, los cuales han demostrado resultados consistentes al evaluar su eficiencia de control. Comenzando con un nivel inicial de automatización, Kunz et al. (2015) implementaron la tecnología de autoguiado en tractores para evaluar una herramienta mecánica en cultivos de soja y remolacha azucarera. Los resultados fueron notables, logrando una eficiencia de deshierbe del 89 % y 87 %, respectivamente, en comparación con el 85 % obtenido por los sistemas convencionales. Además, se destaca que la incorporación del guiado automático permitió operar a velocidades superiores, alcanzando hasta 7 y 10 km/h, en contraste con el método manual sin autoguiado. Kunz et al. (2018) presentaron un innovador bastidor de desplazamiento lateral equipado con cuchillas en forma de cincel diseñado para cultivos de remolacha azucarera, maíz

y soja. Este sistema, guiado por un avanzado sistema de visión estéreo, logró una eficacia de control de malezas del 78 % en comparación con el 65 % logrado con el deshierbe mecánico orientado manualmente. No menos importante es el hecho de que las herramientas mecánicas intra-hileras lograron controlar hasta el 79 % de las malezas en las filas de cultivo. Gerhards *et al.* (2020) implementaron un bastidor de desplazamiento lateral equipado con una azada mecánica segmentada, la cual fue guiada con precisión mediante un sistema de visión artificial de vanguardia en el cultivo de trigo de invierno. Los resultados de este estudio revelaron una eficacia sobresaliente en el deshierbe guiado por cámaras, logrando una tasa de control de malezas que osciló entre el 72 % y el 96 % entre hileras, y del 21 % al 91 % dentro de las mismas. Es importante destacar que el aumento de la velocidad de operación, de 4 km/h a 8 km/h, resultó en un incremento adicional en el control de malezas, que varió entre un 7 % y un 15 %. Además, la combinación de las operaciones de deshierbe y escarificación demostró un aumento significativo en la eficacia del control de malezas, llegando a alcanzar un incremento del 14 % al 22 %.

Un nivel superior de automatización se evidencia en sistemas acoplados al tractor, acompañados de sistemas de guiado diseñados específicamente para alinear los implementos de manera precisa. En este contexto, Tillett *et al.* (2008) introdujeron un sistema de deshierbe automatizado que empleó un disco mecánico con una sección interior recortada, operado hidráulicamente como herramienta de deshierbe, y guiado por un avanzado sistema de visión artificial. Los resultados revelaron bajos niveles de daño a los cultivos y una reducción notable de las malezas en un rango del 62 % al 87 %, medido en una zona de 240 mm de radio alrededor de las plantas de cultivo. Por otro lado, Melander *et al.* (2015) presentaron una plataforma de deshierbe inteligente que emplea un sistema de visión artificial y se comparó con sistemas convencionales de deshierbe mecánico. Aunque, en términos generales, el deshierbe inteligente no superó a las herramientas convencionales en el control de malezas intra-hilera, Lati *et al.* (2016) desarrollaron un cultivador robótico con cuchillas de deshierbe fijas y móviles, guiado por un sistema de visión artificial. Este cultivador robótico

no solo evitó afectar el rendimiento de los cultivos ni la cantidad de plantas, sino que también superó al cultivador convencional, logrando eliminar un 18-41 % más de malezas en densidades moderadas a altas. Además, se redujeron significativamente los tiempos de deshierbe manual en un 20-45 % en comparación con el cultivador convencional.

Los desarrollos recientes en la automatización del deshierbe mecánico representan un hito trascendental en la agricultura moderna. A medida que se avanza hacia sistemas más completos y sofisticados, se han alcanzado logros notables. Åstrand and Baerveldt (2002) introdujeron una plataforma autopropulsada con tracción en las cuatro ruedas, respaldada por un sistema de visión con dos cámaras. Este sistema logró un seguimiento y reconocimiento de hileras de cultivos con una precisión excepcional, guiando con un margen de error de apenas  $\pm 2$  cm y clasificando plantas con una asombrosa tasa del 97%. Este nivel de precisión condujo a una eliminación altamente efectiva de las malezas. Por otro lado, Chang and Lin (2018) implementaron una cámara digital para capturar imágenes en tiempo real, un sensor de humedad del suelo para medir la humedad edáfica, un microcontrolador y una unidad de procesamiento. Este conjunto se complementó con un dispositivo de deshierbe mecánico de tres puntas y boquillas de pulverización. Los resultados destacaron una clasificación promedio del 90% de las plantas y una tasa de eliminación promedio de malezas del 90 %. En un contexto similar, Guzmán *et al.* (2019) aprovecharon la plataforma Ceres AgroBot, que incorpora tecnología de locomoción diferencial y un sistema de visión estéreo. Este sistema se caracteriza por utilizar un sistema de posicionamiento cartesiano en el espacio tridimensional para planificar trayectorias con técnicas como A\* (A estrella) y RRT (Exploración Aleatoria Rápida). Este enfoque fue respaldado por una serie de actuadores que controlan diversas herramientas de deshierbe mecánico. Los ensayos en cultivos hortícolas demostraron una alta eficacia en la detección y remoción de malezas. Continuando con esta tendencia, Cutulle and Maja (2021) valoraron la plataforma robótica Clearpath Husky (4WD), guiada con precisión mediante una unidad de medición inercial (IMU), un sistema GPS, codificadores en cada rueda y

tecnología LiDAR. La herramienta de deshierbe en forma de V con seis puntas individuales y un disco de grada ajustable permitió alcanzar una efectividad de deshierbe del 80%. Bručienė *et al.* (2022) optaron por una plataforma solar autopropulsada de cuatro ruedas, denominada FarmDroid, equipada con sistemas de GPS y detección de cultivos. Esta plataforma llevó a cabo operaciones de deshierbe mecánico en cultivos de remolacha azucarera mediante una azada de deshierbe accionada. Los resultados revelaron que la efectividad promedio del control de malezas, tanto entre hileras como dentro de ellas, superó al control convencional. Jiao *et al.* (2022) presentaron una plataforma 4WD con un mecanismo de caminata y flotación, además de un sistema de control capaz de seguir las hileras de arroz mediante una cámara y control remoto. La aplicación de deshierbe se realizó con un rodillo desmalezador, logrando tasas de deshierbe del 87.10% y 87.61%. Por otro lado, Quan *et al.* (2022) desarrollaron una estructura impulsada por dos ruedas traseras (2WD) y ruedas delanteras giratorias. Este sistema, guiado con precisión mediante tecnología de visión artificial, fue evaluado en el cultivo de maíz, alcanzando una eficiencia de deshierbe del 85.91% y una tasa de daños al cultivo del 1.17%. Jiang *et al.* (2023) presentaron una plataforma impulsada por dos ruedas motrices delanteras (2WD), que se guiaba con un sistema de navegación automática basado en una estación de referencia de operación continua (CORS). La herramienta utilizada fue un cepillo de deshierbe, y se evaluó en cultivos de maíz y repollo chino, logrando tasas de eliminación de malezas del 90% y daños a los cultivos del 1.9% en maíz, así como tasas de eliminación de malezas del 94.5% y daños a los cultivos del 0.8% en repollo chino. Vahdanjoo *et al.* (2023) evaluaron una plataforma impulsada por dos motores diésel de 75 hp, guiada mediante un sistema GPS y equipada con un elemento de deshierbe de varillas para diferentes cultivos. El sistema robótico se destacó al ser un 9% más eficiente que la maquinaria convencional, además de ser un 57% más económico por hora y ahorrar un impresionante 63.3% de combustible.

En este estudio, se introduce la evaluación de un sistema inteligente diseñado específicamente para el control mecánico de malezas en cultivos en hilera.

Basado en tecnologías avanzadas de visión por computadora y aprendizaje profundo, su objetivo es eliminar las malezas cercanas a las hileras de cultivo, utilizando las filas de plantas como referencia para una guía precisa.

## **6.2. Materiales y métodos**

Un sistema inteligente automatizado para el control mecánico de malezas fue sometido a una evaluación integral en múltiples sitios de prueba distribuidos en dos campos agrícolas asociados a los Campos Experimentales de la Universidad Autónoma Chapingo, los cuales estaban destinados al cultivo de maíz y presentaban una variabilidad significativa en cuanto a la infestación de malezas. En cada campo, se establecieron un total de 40 zonas de prueba, sumando así 80 sitios en total. Cada emplazamiento de prueba comprendía un área de 0.1 metros cuadrados (m<sup>2</sup>) en la cual se llevó a cabo un registro numérico de la densidad de malezas antes de la aplicación del sistema de deshierbe bajo evaluación. Posteriormente, se procedió a implementar dicho sistema en cada uno de los emplazamientos, y tras esta intervención, se efectuó una segunda medición de la cantidad de malezas en la misma área, lo que permitió evaluar el impacto del proceso de deshierbe en la densidad de las malezas.

### **6.2.1. Descripción del sistema de deshierbe**

El sistema inteligente adopta como base una cámara de visión estéreo RGB-D Zed2i (Stereolabs Inc., San Francisco, CA, USA), que se encuentra montada sobre una plataforma móvil. A través de la aplicación de algoritmos de visión por computadora y técnicas de aprendizaje profundo, este sistema es capaz de llevar a cabo la identificación de manera precisa de las filas de cultivo que se encuentran en proximidad. Una vez que estas han sido debidamente identificadas, el sistema toma el control para guiar una herramienta de deshierbe mecánico de manera que las malezas son removidas procurando el no causar daños a las plantas de cultivo correspondientes (Figura 45).

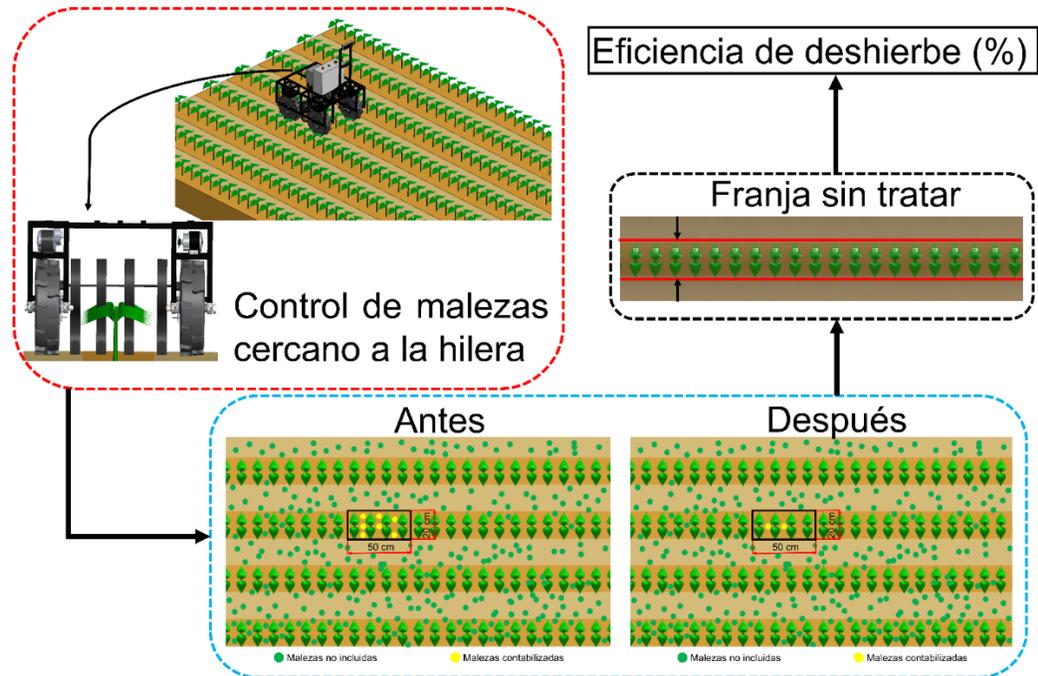


Figura 45. Metodología en la evaluación del sistema de deshierbe

La plataforma utilizada para la implementación del proceso de deshierbe consistió en un bastidor principal con dimensiones de 60 centímetros de altura, 110 centímetros de longitud y 90 centímetros de ancho. El sistema de visión se posicionó a una altura de 90 centímetros con respecto al chasis, permitiendo flexibilidad en términos de ajuste tanto en su ubicación como en su inclinación. Como se puede apreciar en la Figura 46, la configuración del sistema de deshierbe está diseñada para adaptarse eficazmente a las hileras de cultivo, lo que le confiere la capacidad de maniobrar sin contratiempos en campos plantados siguiendo esta disposición.

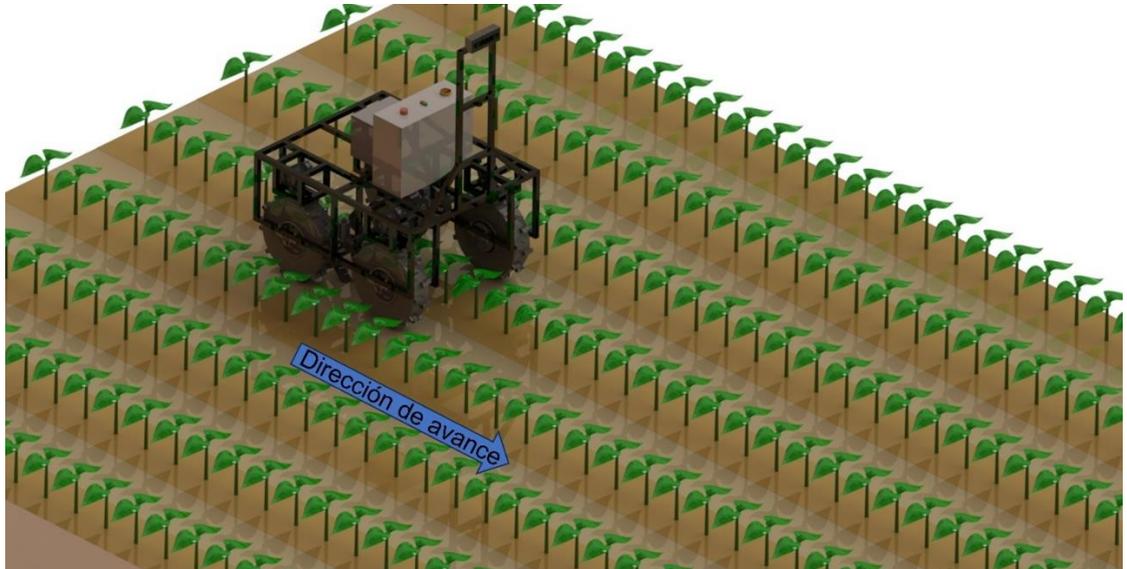


Figura 46. Sistema inteligente para el control mecánico de malezas en cultivos a hilera en posición de trabajo.

### 6.2.2. Herramienta de deshierbe

La herramienta de deshierbe adoptada para este propósito se compone de un arreglo de cuatro puntas tipo cincel, las cuales están montadas en timones flexibles, como se puede observar en la Figura 47. Esta disposición se integra en una barra sólida que se acopla a la plataforma móvil. Gracias a esta configuración, se incorporó con éxito un motor eléctrico que permite la regulación de la posición vertical de la herramienta.



Figura 47. Herramienta de deshierbe utilizada en configuración de trabajo.

Debido a la configuración de la herramienta y su principio de operación basado en el deslizamiento, junto con las características flexibles de los timones de soporte y las puntas de tipo cincel, se logra un ajuste preciso en proximidad a las plantas, maximizando la perturbación del suelo y, por lo tanto, impactando significativamente en las plantas de malezas. La distancia entre cada una de las puntas de la herramienta completa se adapta en función de la distribución de las plantas en las hileras, procurando mantener una zona de seguridad para preservar la integridad de las plantas de cultivo, al mismo tiempo que se obtienen resultados efectivos en el deshierbe, tal como se ilustra en la Figura 48. Al respecto, señalan la importancia de posicionar las herramientas de control de malezas fuera de la zona de protección de las líneas del cultivo, a fin de prevenir daños a las plantas en las hileras. Esta zona de protección ( $L$ ) se divide en dos partes  $l_0$ , que representa la extensión lateral de las raíces, y  $l$ , que denota el valor de la zona de protección adicional. Durante la primera pasada de deshierbe, el ancho de la zona de control se establece en  $L=8-12$  cm, mientras que en pasadas posteriores se incrementa a  $L=14-15$  cm, medidos desde el centro de la línea de plantas. En estas condiciones, se logra mantener la probabilidad de daño a las plantas en  $\delta = 7\%$ . Para cumplir con estos criterios, se ha establecido una extensión lateral de 10 cm en la herramienta empleada.

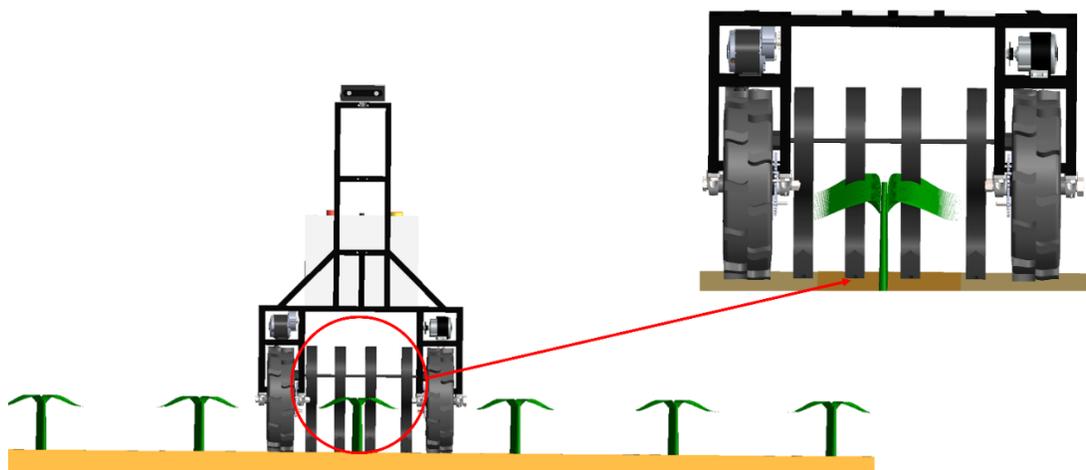


Figura 48. Ajuste de la herramienta de deshierbe con respecto a las plantas de cultivo.

### 6.2.3. Evaluación de deshierbe

La evaluación de la efectividad de la operación de deshierbe requirió el desarrollo de una metodología meticulosa que permitiera una supervisión detallada de la implementación del sistema de deshierbe mecánico automatizado.

En este contexto, el primer paso fundamental consistió en la definición de las diversas zonas en las que se puede subdividir un campo de cultivo sembrado en hileras, como se ilustra en la Figura 49. El campo de cultivo en hileras se puede subdividir en áreas específicas de control de malezas, siguiendo la taxonomía de (Griepentrog *et al.*, 2007). Estas áreas requieren enfoques distintos para una gestión efectiva de las malezas. Las áreas incluyen:

1. **Espacio entre las hileras:** Correspondiente al área que se extiende entre dos filas consecutivas de plantas, donde el control de malezas se enfoca en la supresión de malezas que crecen entre las hileras de cultivo.
2. **Espacio intra hilera:** Comprendiendo el espacio entre las plantas de cultivo dentro de cada hilera, donde la atención se centra en el manejo de las malezas que compiten directamente con las plantas de cultivo dentro de las hileras.
3. **Área cercana al cultivo:** Abarcando el espacio circundante a las plantas de cultivo, en el cual se concentran los esfuerzos para evitar que las malezas interfieran con el crecimiento y el rendimiento de las plantas de cultivo.



Figura 49. Determinación de las distintas zonas del campo sembrado en una distribución de hileras.

Debido a que el sistema en uso se enfoca en el control de malezas en proximidad a las hileras de cultivo, la evaluación de su rendimiento se centró en esta zona de trabajo. Sin embargo, es importante destacar que debido al principio de funcionamiento de la herramienta, en ocasiones, el desempeño del sistema puede tener influencia en la zona intra hilera de los cultivos.

Según Naruhn *et al.* (2021), la eficacia del control de malezas se mide mediante la eficiencia de deshierbe, que se define como la proporción entre las plantas de malezas controladas y el número total de plantas de malezas presentes, generalmente expresada en forma de porcentaje. Para determinar la eficiencia de deshierbe, la metodología empleada implica realizar conteos del número de plantas en zonas de evaluación antes y después de la aplicación del control. Estos conteos se utilizan para determinar la densidad de malezas en los puntos de control, lo que sirve como referencia para analizar la tendencia en la eficacia del deshierbe. Varios estudios, como los realizados por Quan *et al.* (2022), Naruhn *et al.* (2021), Chang and Lin (2018), Lati *et al.* (2016) y Tillett *et al.* (2008), han adoptado esta metodología para evaluar sistemas similares.

En esta investigación, se procedió inicialmente a delimitar la zona de evaluación mediante puntos de prueba seleccionados aleatoriamente. Esta delimitación se realizó colocando un marco de metal con forma rectangular, con dimensiones de 20 centímetros de ancho por 50 de largo (Figura 50). Dentro de este marco, se contabilizaron únicamente las plantas de malezas que se encontraban ubicadas dentro de sus límites, incluyendo partes de plantas que pudieran encontrarse parcialmente fuera de la zona de muestreo.

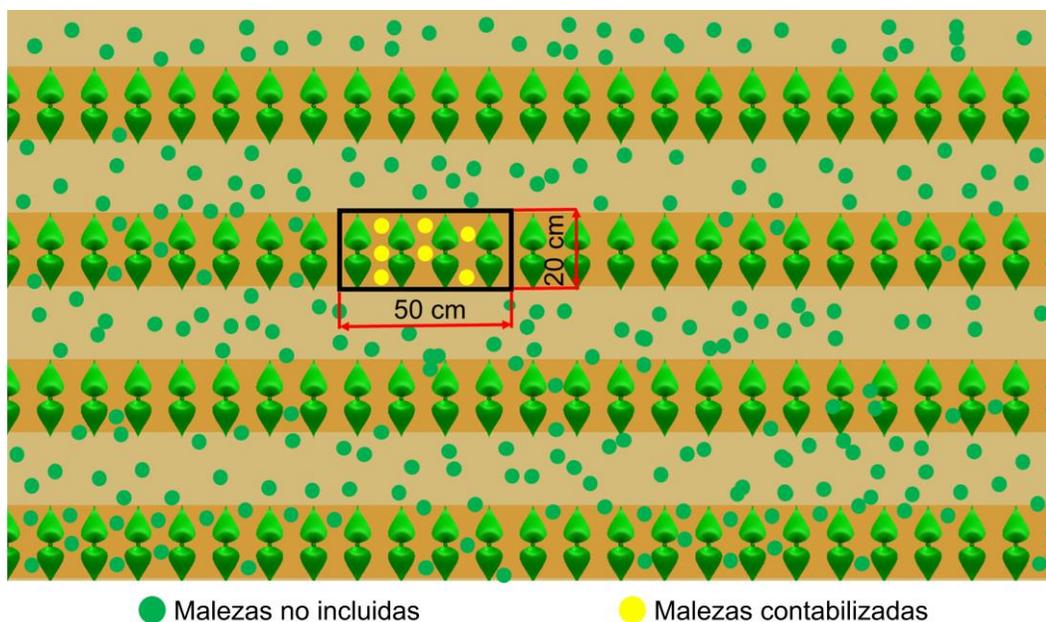


Figura 50. Delimitación de sitios de prueba y conteo de malezas previo al deshierbe.

Con el fin de llevar a cabo el conteo posterior a la aplicación del deshierbe, se implementó un sistema de señalización que hacía referencia al centro del marco. Este marco se volvía a colocar en su posición original con la marca en el centro de la zona de evaluación (Figura 51). De esta manera, se establecieron 40 puntos de evaluación distribuidos en dos parcelas distintas, cada una caracterizada por diferentes niveles de infestación y etapas vegetativas del cultivo de maíz. La primera evaluación se realizó en julio de 2023, cuando el cultivo de maíz se encontraba en una etapa vegetativa avanzada, equivalente a tres o más hojas reales, lo que correspondía a una infestación severa de malezas (Figura 52.a). La segunda evaluación se llevó a cabo en octubre de 2023, en una parcela de prueba sembrada con maíz que se encontraba en una etapa vegetativa correspondiente a dos hojas verdaderas, y en esta ocasión presentaba una infestación moderada de malezas (Figura 52.b).



Figura 51. Establecimiento de sitios de prueba en campo con la señalización establecida.



a)



b)

Figura 52. a) Parcela de prueba con estado vegetativo de maíz avanzado y una infestación severa de malezas. b) Parcela de prueba con estado vegetativo de maíz intermedio e infestación de malezas moderada.

De acuerdo con la investigación de Griepentrog *et al.* (2007), el rendimiento de las operaciones de deshierbe se relaciona con el ancho de la franja no tratada, es decir, la zona que no es alcanzada por las herramientas mecánicas. Esto se asume bajo la premisa de que el escardado entre hileras realizado con maquinaria convencional abarca aproximadamente el 80 % de la superficie total del campo (considerando un ancho de hilera de 0.500 m y un ancho de franja sin tratar de 0.100 m). El aumento o reducción de esta franja sin tratar influirá significativamente en el éxito de la aplicación de deshierbe en la proximidad de las plantas del cultivo.

Por consiguiente, la configuración de trabajo de la herramienta empleada en el sistema evaluado en este estudio tiene como objetivo analizar la efectividad del deshierbe en la zona que, como señalan Griepentrog *et al.* (2007), no es afectada por la maquinaria convencional, es decir, el ancho de la franja no tratada.

#### **6.2.4. Métodos cuantitativos de evaluación**

Con el propósito de realizar una evaluación cuantitativa del impacto de la aplicación del deshierbe en la densidad de malezas, se implementaron diversos parámetros destinados a medir el rendimiento y la eficiencia del proceso de deshierbe. Estos parámetros cuantitativos desempeñaron un papel fundamental en la evaluación precisa de los resultados obtenidos. Entre los métodos y métricas clave utilizados, destacan:

1. **Comparación de densidad de malezas:** Este enfoque implica la medición de la densidad de malezas en un área determinada antes y después de la aplicación del deshierbe. La densidad de malezas se define como el número de plantas de malezas por unidad de área. Este método permite visualizar la reducción efectiva en la densidad de malezas tras el proceso de deshierbe, proporcionando una evaluación cualitativa de los resultados.
2. **Eficiencia de deshierbe:** Con el fin de llevar a cabo una evaluación cuantitativa más precisa, se calculó la eficiencia del proceso de deshierbe. Esta métrica se expresó en forma de porcentaje y midió la efectividad del deshierbe en la reducción de la densidad de malezas. La fórmula utilizada se

basó en la diferencia entre la densidad de malezas antes y después del deshierbe, normalizada por la densidad inicial. De esta manera, la eficiencia de deshierbe proporcionó una estimación numérica de la proporción de malezas eliminadas con éxito. La eficiencia de deshierbe se calcula de la siguiente manera:

$$\text{Eficiencia de deshierbe (\%)} = [(\text{Densidad inicial de malezas} - \text{Densidad de malezas después del deshierbe}) / \text{Densidad inicial de malezas}] \times 100 \dots \dots (49)$$

### 6.3. Resultados y discusión

Se presentan los resultados obtenidos para cada parcela de prueba junto con los correspondientes sitios de evaluación. Es importante destacar que se consideró como maleza eliminada a cualquier planta que mostrara evidencia de desenraizamiento, corte o enterramiento (Figura 53). Este criterio de evaluación se basó en la definición de control mecánico de malezas según lo descrito por Ahmad *et al.* (2014).



Figura 53. Evaluación de deshierbe a partir de distintos principios mecánicos, enterramiento, corte o desenraizamiento. a) Terreno antes de deshierbe. b) Terreno posterior al deshierbe.

Así, se inicia la evaluación mediante el conteo posterior al proceso de deshierbe, el cual se utilizó como base de comparación con el control realizado previamente a la implementación del sistema (Figura 54).



Figura 54. Sitio de prueba antes y después de la implementación del sistema de deshierbe automatizado.

De este modo, se realizó un análisis comparativo antes y después del proceso de deshierbe, teniendo en cuenta la densidad de malezas en la región de evaluación de 0.1 m<sup>2</sup> en cada sitio muestreado. La Figura 55 refleja claramente que la densidad de malezas en cada sitio experimentó una notable disminución en el caso de la parcela con una infestación severa.

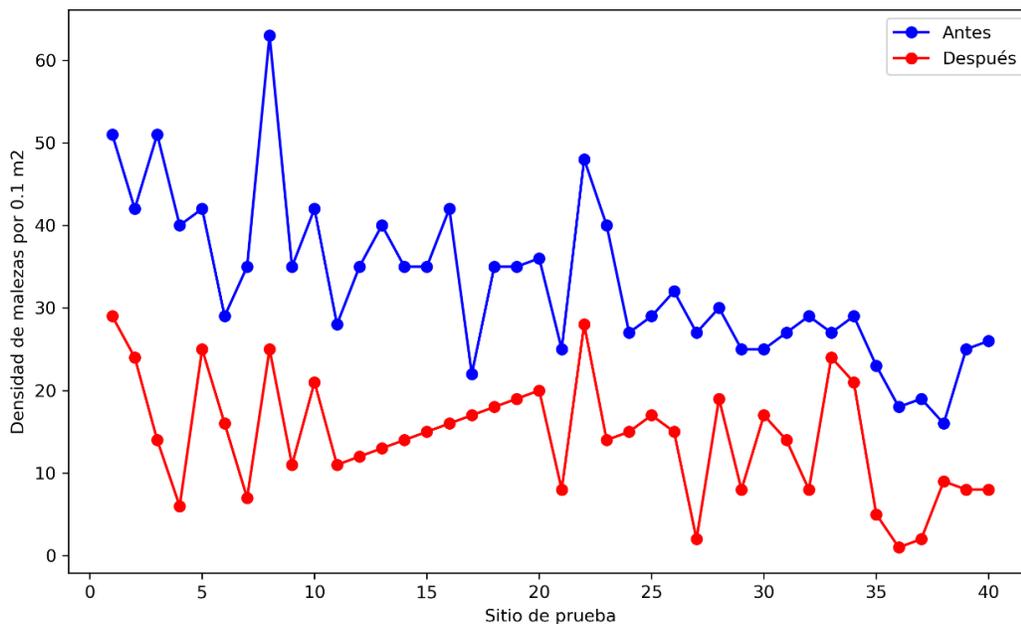


Figura 55. Diferencia en la densidad de malezas por 0.1 m<sup>2</sup> en condiciones con infestación severa de malezas.

En relación a la parcela con una infestación moderada (Figura 56), los resultados obtenidos indican que se logró una disminución significativa en la densidad en los sitios de evaluación. Es importante destacar que se observó un impacto aún más pronunciado en el que en este caso, donde la infestación inicial fue menor en comparación con el primer escenario.

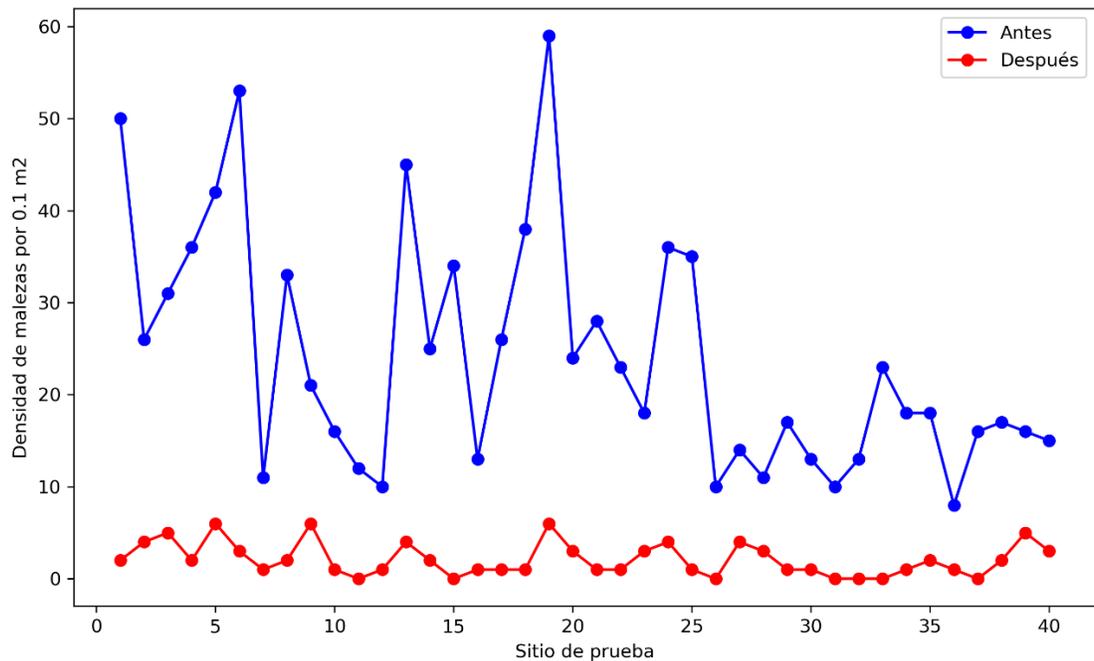


Figura 56. Diferencia en la densidad de malezas por 0.1 m<sup>2</sup> en condiciones con infestación severa de malezas.

Al analizar la eficiencia del deshierbe, representada en la Figura 57, se evidencia que en la parcela con una infestación severa, la eficiencia promedio fue del 56.69%. Además, se registró una eficiencia máxima del 94.44% y una eficiencia mínima del 11.11%.

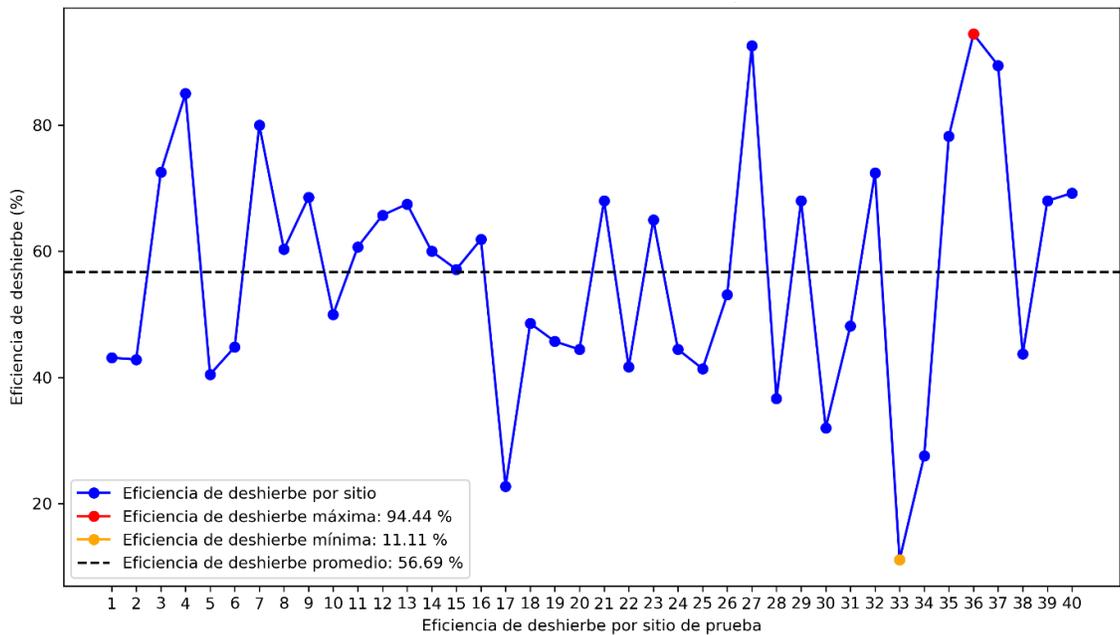


Figura 57. Eficiencia de deshierbe por sitio en condiciones con infestación severa de malezas.

En lo que respecta a la parcela con una infestación menor, como se ilustra en la Figura 58, se observa que se logró una precisión promedio del 90.63%, alcanzando una eficiencia máxima del 100% y una eficiencia mínima del 68.75%.

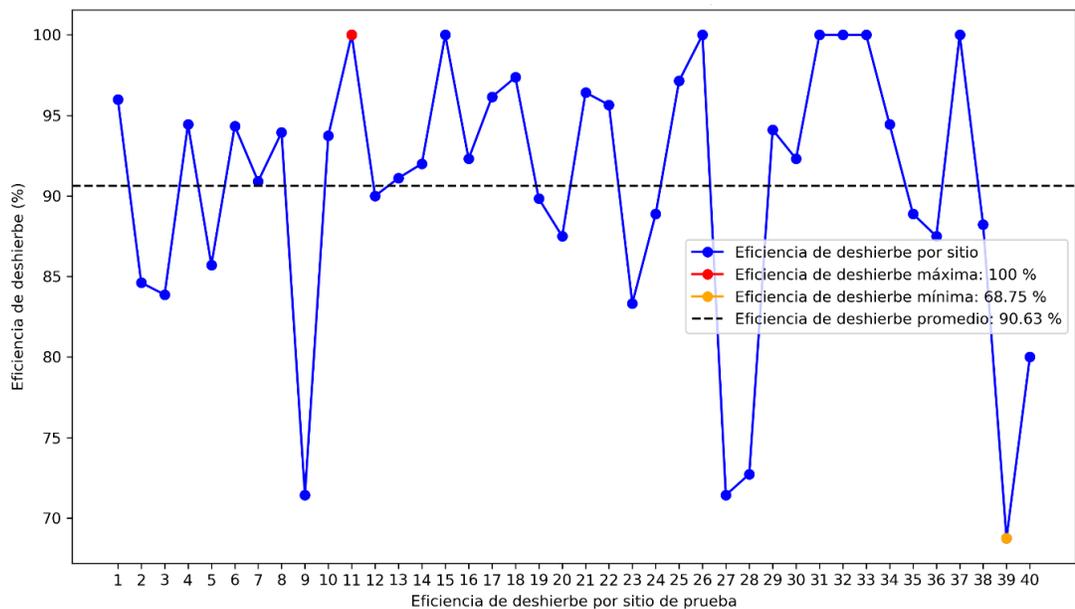


Figura 58. Eficiencia de deshierbe por sitio en condiciones con infestación severa de malezas.

La aplicación del deshierbe, en términos de la medición del ancho de la franja adyacente a la hilera, siguió una configuración que permitió una intervención en una franja de 10 cm, Figura 59. Esto concuerda con la descripción de Griepentrog et al. (2007), quienes señalan que esta franja es especialmente desafiante de tratar con implementos convencionales.



Figura 59. Franja de la zona tratada con el sistema de deshierbe.

Los resultados de esta evaluación destacan el potencial del sistema utilizado como una herramienta efectiva para el control mecánico de malezas en cultivos en hilera. Aunque no posee selectividad en la eliminación de malezas, su capacidad para operar con precisión en proximidad a las plantas de cultivo, minimizando el riesgo de daños significativos, lo convierte en una opción adecuada para su aplicación en sistemas agrícolas

Es importante resaltar que, en el caso de infestaciones moderadas, el sistema demostró un desempeño satisfactorio, incluso afectando las malezas entre las plantas, lo que subraya la importancia de promover el control temprano de malezas emergentes con tecnologías que eviten daños a los cultivos y mejoren la eficiencia del deshierbe.

El sistema exhibió una capacidad de aplicación eficaz, incluso en presencia de infestaciones severas. No obstante, esta eficacia se ve reducida debido al desarrollo robusto de las plantas de malezas en tales condiciones.

Un aspecto destacado es que la configuración de la herramienta del sistema de deshierbe permitió abordar la franja a la que los implementos convencionales de deshierbe mecánico no pueden llegar, tal como lo mencionaron Griepentrog *et al.* (2007). En resumen, el sistema propuesto presenta características prometedoras para el control mecánico de malezas en proximidad a las plantas de cultivo.

#### **6.4. Conclusiones**

El sistema inteligente evaluado demostró un notable desempeño al operar en proximidad a las hileras de cultivo, dejando una franja sin tratar de 10 cm (5 cm a cada lado de la hilera) y logrando una eficiencia de deshierbe del 56.69% en un sitio de prueba con una infestación severa de malezas, y del 90.63% en condiciones de infestación moderada en el área cercana a las plantas. La integración de tecnologías avanzadas, como la visión por computadora y el aprendizaje profundo, ofrece una gestión más precisa y sostenible de las malezas, permitiendo un trabajo seguro y efectivo en las cercanías de los cultivos.

A pesar de su falta de selectividad, el sistema demuestra ser una solución viable y efectiva para mejorar el control mecánico de malezas en cultivos en hilera. De esta manera, el uso de herramientas automatizadas en etapas tempranas se convierte en una estrategia que recompensa con un control más efectivo y capaz, en consonancia con el objetivo de proporcionar alternativas al control químico de malezas.

## 6.5. Literatura citada

Ahmad, M. T., Tang, L., & Steward, B. L. (2014). Automated Mechanical Weeding. In S. L. Young & F. J. Pierce (Eds.), *Automation: The Future of Weed Control in Cropping Systems* (pp. 125-137). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-7512-1\\_7](https://doi.org/10.1007/978-94-007-7512-1_7)

Åstrand, B., & Baerveldt, A.-J. (2002). An Agricultural Mobile Robot with Vision-Based Perception for Mechanical Weed Control. *Autonomous Robots*, 13(1), 21-35. <https://doi.org/10.1023/A:1015674004201>

Bručienė, I., Buragienė, S., & Šarauskis, E. (2022). Weeding Effectiveness and Changes in Soil Physical Properties Using Inter-Row Hoeing and a Robot. *Agronomy*, 12(7), 1514. <https://www.mdpi.com/2073-4395/12/7/1514>

Chancellor, W. J. (1981). Substituting Information for Energy in Agriculture. *Transactions of the ASAE*, 24, 0802-0807. <https://doi.org/10.13031/2013.34341>

Chang, C.-L., & Lin, K.-M. (2018). Smart Agricultural Machine with a Computer Vision-Based Weeding and Variable-Rate Irrigation Scheme. *Robotics*, 7(3), 38. <https://www.mdpi.com/2218-6581/7/3/38>

Cutulle, M. A., & Maja, J. M. (2021). Determining the utility of an unmanned ground vehicle for weed control in speciality crop systems *Italian Journal of Agronomy*, Vol (16) No. 4 (Integrated weed management). <https://doi.org/10.4081/ija.2021.1865>

Gerhards, R., Kollenda, B., Machleb, J., Möller, K., Butz, A., Reiser, D., & Griegentrog, H.-W. (2020). Camera-guided Weed Hoeing in Winter Cereals with Narrow Row Distance. *Gesunde Pflanzen*, 72(4), 403-411. <https://doi.org/10.1007/s10343-020-00523-5>

Griepentrog, H. W., Nørremark, M., Nielsen, J., & Ibarra, J. (2007). Autonomous Inter-Row Hoeing using GPS-based side-shift Control. *Agricultural Engineering International - The CIGR Ejournal*, IX.

Guzmán, L. E. S., Acevedo, M. L. R., & Guevara, A. R. (2019). Weed-removal system based on artificial vision and movement planning by A\* and RRT techniques. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 41.

Jabran, K., & Chauhan, B. S. (2018). *Non-Chemical Weed Control*. Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809881-3.00001-2>

Jiang, W., Quan, L., Wei, G., Chang, C., & Geng, T. (2023). A conceptual evaluation of a weed control method with post-damage application of herbicides: A composite intelligent intra-row weeding robot. *Soil and Tillage Research*, 234, 105837. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105837>

Jiao, J., Wang, Z., Luo, H., Chen, G., Liu, H., Guan, J., Hu, L., & Zang, Y. (2022). Development of a mechanical weeder and experiment on the growth, yield and quality of rice. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 15, 15, 92–99. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20221503.6978>

Kraehmer, H., & Drexler, D. (2009). Kraehmer H, Drexler D (2009) Global herbicide development – opportunities and constraints. *Prairie Soils & Crops Journal* 2: 12-16. *Prairie Soils&Crop Journal*, 2.

Kunz, C., Weber, J. F., & Gerhards, R. (2015). Benefits of Precision Farming Technologies for Mechanical Weed Control in Soybean and Sugar Beet—Comparison of Precision Hoeing with Conventional Mechanical Weed Control. *Agronomy*, 5(2), 130-142. <https://www.mdpi.com/2073-4395/5/2/130>

Kunz, C., Weber, J. F., Peteinatos, G. G., Sökefeld, M., & Gerhards, R. (2018). Camera steered mechanical weed control in sugar beet, maize and soybean. *Precision Agriculture*, 19(4), 708-720. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9551-4>

Lati, R. N., Siemens, M. C., Rachuy, J. S., & Fennimore, S. A. (2016). Intrarow Weed Removal in Broccoli and Transplanted Lettuce with an Intelligent Cultivator. *Weed Technology*, 30(3), 655-663. <https://doi.org/10.1614/WT-D-15-00179.1>

Machleb, J., Peteinatos, G. G., Kollenda, B. L., Andújar, D., & Gerhards, R. (2020). Sensor-based mechanical weed control: Present state and prospects. *Computers and Electronics in Agriculture*, 176, 105638. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105638>

Melander, B., Lattanzi, B., & Pannacci, E. (2015). Intelligent versus non-intelligent mechanical intra-row weed control in transplanted onion and cabbage. *Crop Protection*, 72, 1-8. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cropro.2015.02.017>

Naruhn, G.-P., Peteinatos, G. G., Butz, A. F., Möller, K., & Gerhards, R. (2021). Efficacy of Various Mechanical Weeding Methods—Single and in Combination—In Terms of Different Field Conditions and Weed Densities. *Agronomy*, 11(10), 2084. <https://www.mdpi.com/2073-4395/11/10/2084>

Quan, L., Jiang, W., Li, H., Li, H., Wang, Q., & Chen, L. (2022). Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode. *Biosystems Engineering*, 216, 13-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019>

Rüegg, W. T., Quadrantil, M., & Zoschke, A. (2007). Herbicide research and development: challenges and opportunities. *Weed Research*, 47(4), 271-275. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2007.00572.x>

Tillett, N. D., Hague, T., Grundy, A. C., & Dedousis, A. P. (2008). Mechanical within-row weed control for transplanted crops using computer vision. *Biosystems Engineering*, 99(2), 171-178. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2007.09.026>

Vahdanjoo, M., Gislum, R., & Sørensen, C. A. G. (2023). Operational, Economic, and Environmental Assessment of an Agricultural Robot in Seeding and Weeding Operations. *AgriEngineering*, 5(1), 299-324. <https://www.mdpi.com/2624-7402/5/1/20>

Zimdahl, R. L. (2018). *Fundamentals of Weed Science* (Fifth Edition ed.). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811143-7.00001-9>