

Sistemas automáticos de monitoreo, nueva herramienta para la detección temprana de insectos plaga.

Revisión bibliográfica

Edgar Rodríguez-Vázquez¹, Mónica Hernández-Rodríguez¹, Luis Alberto Aguirre-Uribe¹, Epifanio Castro-del Ángel¹, Francisco Marcelo Lara-Viveros² y Agustín Hernández-Juárez^{1,*}

¹ Departamento de Parasitología, Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro, Calzada Antonio Narro 1923, Buenavista, 25315 Saltillo, Coahuila, México.

² Centro de Investigación en Química Aplicada, Departamento de Biociencias y Agrotecnología. Enrique Reyna H. 140, San José de los Cerritos, 25294, Saltillo, Coahuila, México.

Resumen

La agricultura enfrenta desafíos significativos, como el uso excesivo de insecticidas que afecta la calidad de los productos y la optimización de la producción. La agricultura de precisión, impulsada por inteligencia artificial (IA), es una alternativa para mejorar la eficiencia, reduciendo el impacto ambiental y aumentando la productividad. Esta tecnología permite la medición precisa de variables facilitando la toma de decisiones en tiempo real. El monitoreo de plagas es crucial, ya que su presencia puede reducir el rendimiento de los cultivos. La detección temprana mediante sistemas automatizados de monitoreo resulta una alternativa esencial para prevenir daños. La IA y el aprendizaje automático (ML) son fundamentales para el análisis de datos y la identificación de plagas de manera precisa y en tiempo real, lo que optimiza la toma de decisiones. Los sistemas automatizados de monitoreo, como los basados en imágenes, ofrecen ventajas en comparación con los métodos manuales tradicionales, permitiendo la detección de plagas con alta precisión. Estas tecnologías mejoran la eficiencia de la producción agrícola y promueven prácticas más sostenibles al reducir la intervención humana.

Palabras clave: Agricultura de precisión, automatización, monitoreo de insectos plaga, sensores.

Automated monitoring systems, a new tool for early pest detection. Review

Abstract

Agriculture faces significant challenges, such as the excessive use of insecticides that affects product quality and optimizes production. Precision agriculture, driven by artificial intelligence (AI), is an alternative to improve efficiency, reduce environmental impact, and increase productivity. This technology

* Autor para correspondencia: chinoahj14@hotmail.com

Cita del artículo: Rodríguez-Vázquez E., Hernández-Rodríguez M., Aguirre-Uribe L.A., Castro-del Ángel E., Lara-Viveros F.M., Hernández-Juárez A. (2025). Sistemas automáticos de monitoreo, nueva herramienta para la detección temprana de insectos plaga. Revisión bibliográfica. ITEA-Información Técnica Económica Agraria 121(4): 331-353. <https://doi.org/10.12706/itea.2025.011>



allows the precise measurement of variables, facilitating real-time decision-making. Pest monitoring is crucial, as their presence can reduce crop yield. Early detection through automated monitoring systems is an essential alternative to prevent damage. AI and machine learning (ML) are fundamental for data analysis and the precise identification of pests in real-time, optimizing decision-making. Automated monitoring systems, such as image-based ones, offer advantages over traditional manual methods, enabling pest detection with high precision. These technologies improve agricultural production efficiency and promote more sustainable practices by reducing human intervention.

Keywords: Automation, pest insect monitoring, precision agriculture, sensors.

Introducción

La agricultura actualmente desempeña un papel crucial en la supervivencia humana, en la producción de alimentos y está estrechamente relacionada con el sustento humano (Abioye *et al.*, 2020), pero enfrenta diversos retos que tienen que ver con el entorno en donde se realiza, tales como, la constante utilización de insecticidas, herbicidas y metales pesados en el suelo que merman la calidad comercial, nutricional e inocua de los productos agrícolas (Singh *et al.*, 2021). Además, el cambio climático, la urbanización, los problemas ambientales, aunado a la creciente demográfica prevista para el año 2050, compromete más la optimización de la producción agrícola actual (Chen y Yada, 2011; Singh *et al.*, 2021). Esta creciente demanda de alimentos derivado del aumento de la población, la cual requiere de innovaciones que permita alimentar a toda la humanidad y su adopción, forma parte de un proceso que inicia con el descubrimiento de nuevas aplicaciones de recursos para la producción (Chavas y Nauges, 2020).

Los sistemas de producción actuales se deben cambiar para poder satisfacer la demanda de alimentos a medida que el tiempo avanza y tomar en cuenta las consideraciones ambientales necesarias con el objetivo de evitar los impactos negativos que han generado los esquemas agrícolas vigentes (Singh *et al.*, 2021). En este sentido, la agricultura de precisión mediante la aplicación de inteligencia

artificial es una alternativa sostenible que mejora la producción al proporcionar una cantidad precisa de insumos a partir de sus aplicaciones prácticas (Subeesh y Mehta, 2021). Los métodos de producción tradicionales requieren la complementariedad de estas tecnologías innovadoras y mejoradas para acelerar el aumento de la productividad de una manera precisa, promoviendo así el desarrollo de una agricultura de alta calidad y alto rendimiento (Tian *et al.*, 2020). En los agroecosistemas, se implementan sistemas de control que permiten medir parámetros como la temperatura, fotoperiodo, humedad relativa, entre otros; estos sistemas proporcionan datos, los cuales son recopilados y se utilizan para la gestión de diversas actividades que buscan la optimización de la producción agrícola, al recibir información clave que orienta la toma de decisiones en el proceso productivo (Yi *et al.*, 2010; Farooq *et al.*, 2020).

El seguimiento oportuno de los cultivos juega un papel importante en la mejora del rendimiento y la calidad de los productos agrícolas, las medidas pertinentes incluyen la identificación y detección de plagas de las plantas (Li *et al.*, 2021). Las plagas afectan directamente el rendimiento de los cultivos e incluso causan su pérdida total, traducido en pérdidas económicas que afecta gravemente la subsistencia de la población, por lo cual, es importante detectar estas plagas a tiempo y establecer un método de control sobre su actividad (Zhang *et al.*, 2018). El monitoreo de insectos plaga es clave para los

agricultores, ya que al identificar con confianza una plaga es posible aplicar intervenciones correctas y oportunas (Leybourne et al., 2024). Esta técnica de muestreo implica la observación regular y la recopilación de datos sobre la presencia, abundancia y actividad de los organismos plaga (Das y Haloi, 2024). En esta actividad el personal capacitado inspecciona regularmente los cultivos en busca de actividad de insectos plaga utilizando métodos de exploración definidos y establecidos (Bashir et al., 2014; Arif et al., 2017). Dentro de las limitaciones principales de este método, es que pueden existir errores de percepción e interpretación por parte del personal encargado, que genera falsos positivos o estimaciones erróneas (Sütő, 2021).

A partir de esto, la detección de plagas asistido por computadoras ha sido utilizada durante los últimos años para el monitoreo de insectos plaga mediante la implementación de diferentes sensores (cámaras fotográficas, sensores de radiación, sensores de temperatura y humedad, entre otros) (Tian et al., 2020). Diversas investigaciones han mostrado el uso potencial de algoritmos de procesamiento para la identificación y conteo automático de insectos plaga (Qiao et al., 2008; Barbedo, 2020). Sin embargo, la mayoría de los sistemas han sido desarrollados para ambientes controlados (Espinoza et al., 2016; Liu et al., 2017; Moerkens et al., 2019). Una limitación de estas técnicas radica en la necesidad de equipos capaces de capturar datos ambientales en tiempo real, así como de registrar las capturas realizadas. Dado que no existen modelos de predicción establecidos, su análisis se completa con la colecta manual en las trampas. Diversas investigaciones, Solis-Sánchez et al. (2011), Liu et al. (2017), Zhong et al. (2018), Rustia et al. (2020), coinciden que realizar un monitoreo de las poblaciones de insectos plaga mediante sistemas automatizados constituye una herramienta eficaz para la detección temprana de brotes y la implementación oportuna de estrategias de control.

Recientemente el alcance de la tecnología en cuanto a la creación en miniatura de sensores, equipos y técnicas de procesamiento son más asequibles para realizar este tipo de prácticas, estos equipos permiten la vigilancia en tiempo real ya que pueden conectarse a internet fácilmente y proporcionar datos que facilitan la toma de decisiones (Lima et al., 2020). El presente escrito tiene como objetivo revisar investigaciones relacionadas con la detección y alerta temprana de insectos plaga en la agricultura. Su propósito es ofrecer a los investigadores una visión del estado actual de la aplicación de tecnologías en el área de la entomología, así como proporcionar una herramienta que facilite el desarrollo de nuevas investigaciones y aplicaciones. Para ello, se realizó una búsqueda bibliográfica en bases de datos científicas, seleccionando investigaciones publicadas en los últimos 15 años y relacionados al tema; periodo identificado como el de mayor implementación de investigaciones implicadas en el monitoreo de insectos plaga.

Sistemas de adquisición y procesamiento de datos

En la actualidad la agricultura utiliza herramientas y tecnologías para mejorar las prácticas agrícolas; su integración mejora la eficiencia, reduce impactos ambientales adversos en el espacio y tiempo correcto (Khanal et al., 2017). Con este enfoque, el diseño de sistemas de inspección en tiempo real, son utilizados a fin de facilitar el análisis y procesamiento de información que permite tomar decisiones oportunamente ante cualquier adversidad (Ojha et al., 2015). Dichos sistemas artificiales de inspección se han convertido en herramientas importantes en las actividades agrícolas y su implementación ha incrementado considerablemente, estos sistemas son basados en algoritmos de lenguaje

computacional, adaptados y adoptados como un componente de automatización utilizado para aumentar la productividad y la eficiencia de los agroecosistemas (Figura 1; Tian et al., 2020).

La implementación de sensores tiene diferentes usos de acuerdo con la problemática a atender, y su aplicación puede ser llevada a cabo en actividades tales como: la navegación terrestre, robótica, teledetección, automatización, obtención de imágenes, medición de variables ambientales entre otras, a fin de contribuir en la detección y visión de factores que tengan un impacto adverso en el crecimiento de los cultivos (Paul et al., 2022). En conjunto, las unidades de control o computadoras (Tabla 1) desempeñan un papel crucial en la conformación de estos sistemas, ya que se requiere capacidad de computación, almacenamiento y comunicación, tanto para el control como para la interacción con otros servidores (Zamora-Izquierdo et al., 2019).

Los sensores (Tabla 1) que componen este tipo de sistemas son de bajo costo de adquisición y, experimentalmente, tienen una buena precisión. Sin embargo, al mostrar deficiencias de diferentes indoles, pueden ser modificados y ajustados para tener valores más cercanos a la realidad de forma dinámica y continua (Tian et al., 2020). La implementación de objetos que conectados de forma constante a internet y a computadoras ha proporcionado, en los últimos años, una amplia variedad de tecnologías aplicables a diversas actividades agrícolas, con la capacidad de producir y consumir servicios en tiempo real (Farooq et al., 2020). La mayoría de estos sistemas se fundamenta, como primer paso, en la recopilación información mediante sensores, lo que permite obtener datos en tiempo real sobre el suelo, condiciones ambientales y la presencia de enfermedades o plagas, con el fin de predecir, mediante su análisis individual o combinado, la probabilidad de ocurrencia de ciertos escenarios en el campo (Cai et al., 2019).

La integración de dispositivos modernos de adquisición de datos es importante para la digitalización del sector agrícola, aunado a esto, la implementación de nuevas tecnologías como la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (ML) pueden facilitar su análisis, procesamiento e interpretación con la finalidad de tomar decisiones al momento de detectar cualquier anomalía que perjudique la producción (Laktionov et al., 2024).

Inteligencia artificial y aprendizaje automático

La agricultura 4.0 tiene como prioridad aumentar la productividad, distribuir adecuadamente los insumos, no generar un impacto negativo al ambiente y evitar el desperdicio de productos; adoptando tecnologías y sistemas de información avanzados que recopilan, analizan y procesan grandes cantidades de datos que permiten al agricultor tomar decisiones adecuadamente y en tiempo real (Zhai et al., 2020). Ante esto, el sector agrícola se ha convertido en demandante del desarrollo y aplicación de estas nuevas herramientas, que mejoran significativamente las actividades agrícolas debido a la constante necesidad de ser controladas y monitoreadas (Araújo et al., 2021).

Con el objetivo de replicar la inteligencia humana y con la finalidad de abordar problemas en la producción agrícola, la inteligencia artificial ha surgido como un área de investigación interdisciplinar que busca brindar a computadoras la capacidad de aprender mediante el seguimiento de algoritmos que les permite identificar patrones a partir de datos, para poder dar solución a problemas específicos (Javaid et al., 2023). Mediante las aplicaciones de la IA se cubren diferentes actividades que engloban la producción agrícola como son: la gestión del suelo, nutrición de cultivos, control de malezas y la detección



Figura 1. Automatización de los sistemas de producción agrícola a partir de la implementación de nuevas tecnologías.

Fuente: Elaboración de los autores.

Figure 1. Automation of agricultural production systems through the implementation of new technologies.
Source: Authors' own elaboration.

Tabla 1. Sensores y controladores utilizados en la agricultura para adquisición y procesamiento de datos.
Table 1. Sensors and controllers used in agriculture for data acquisition and processing.

Nombre del dispositivo	Datos que proporciona	Propiedad	Referencia
Sensor DHT11	Temperatura y humedad	Proporciona valores digitales a partir de la medición de los parámetros ambientales. Puede obtener datos nuevos cada dos segundos.	Gondchawar y Kawitkar (2016)
Sensor DHT22			
Sensor LM35	Temperatura	Tiene un rango de temperatura de funcionamiento de -55 C a 150 °C. Su voltaje de salida es directamente proporcional a la temperatura del ambiente monitoreado.	Alsayaydeh et al. (2024)
Sensor LM393	Humedad del suelo	El sensor de humedad del suelo tiene dos sondas que se insertan en el suelo. Las sondas se utilizan para pasar corriente a través del suelo. El suelo húmedo tiene menos resistencia y, por lo tanto, pasa más corriente a través del suelo, mientras que los suelos secos tienen una alta resistencia y pasan menos corriente a través del suelo.	Rajalakshmi y Devi (2016)
Sensor Ultra-Sonic	Detección de objetos y medición de distancias	Funciona bajo el principio de ondas sonoras y su reflexión. El transmisor transmite la onda sonora de 40 KHz y el receptor recibe la onda reflejada de 40 KHz. La velocidad del sonido en el aire ya se conoce. Por lo tanto, a partir del tiempo necesario para recibir de vuelta la onda sonora transmitida, se calcula la distancia del obstáculo. Aquí, se utiliza para la detección de obstáculos y también medir la distancia hasta el obstáculo. Su rango de funcionamiento es de 10 cm a 3 m.	De Simone et al. (2018); Donati et al. (2022)
Sensor electroquímico	pH y nutrientes del suelo	Los electrodos de los sensores funcionan detectando iones específicos en el suelo. Actualmente, los sensores montados en “trineos” especialmente diseñados ayudan a recopilar, procesar y mapear datos químicos del suelo.	Ali et al. (2020); Das et al. (2022)
Sensor Honeywell FSG15N1A	Compactación del suelo	Utiliza una sonda que penetra el suelo y registra las fuerzas resistivas mediante el uso de celdas de carga o medidores de tensión.	Rajak et al. (2023)
Estaciones meteorológicas agrícolas	Clima local	Unidades autónomas que se colocan en varios lugares de los campos de cultivo. Tienen una combinación de sensores que miden y registran datos como temperatura del aire, temperatura del suelo en distintas profundidades, precipitaciones, humedad relativa y absoluta, velocidad del viento, temperatura del punto de rocío, la dirección del viento, radiación solar y presión atmosférica.	Rivera et al. (2023); Morchid et al. (2024)

Tabla 1. Sensores y controladores utilizados en la agricultura para adquisición y procesamiento de datos (continuación).
Table 1. Sensors and controllers used in agriculture for data acquisition and processing (continuation).

Nombre del dispositivo	Datos que proporciona	Propiedad	Referencia
Cámaras digitales	Imágenes en tiempo real	Proporcionan información de cultivos, brillo de la luz, medición fisiología vegetal y para medir el índice de área foliar (LAI), composición orgánica, análisis nutricional de cultivos y monitoreo de plagas y enfermedades.	Yang et al. (2014); Condotta et al. (2020)
Sensores GPS	Coordenadas espaciales	Se instalan en vehículos o dispositivos fijos utiliza datos espaciales para proporcionar información aplicable actividades como mapeo, representaciones topográficas, delimitación de límites, sistemas guía para equipos entre otros.	Garg et al. (2023); Upadhyay et al. (2024)
Microprocesador Raspberry Pi	Automatización y procesamiento de datos	Es una computadora pequeña utilizada para realizar operaciones informáticas y de red. Es posible la conexión del sistema de automatización con el dispositivo de control de ubicación remota. Tiene una CPU ARM Cortex-A53 de cuatro núcleos de 900 MHz y RAM de 1 GB. También tiene: 40 pines GPIO, puerto HDMI completo, 4 puertos USB, puerto Ethernet, conector de audio de 3,5 mm, interfaz de cámara de video (CSI), interfaz de pantalla (DSI) y ranura para tarjeta Micro SD.	Billa et al. (2023); Mahore et al. (2024)
Microcontrolador Arduino	Automatización y procesamiento de datos pequeña escala	Controla dispositivos como sistemas de riego, estaciones meteorológicas y otros sistemas automatizados que monitorean las condiciones ambientales. Estos microcontroladores, combinados con sensores, permiten la automatización de diversas tareas en el campo.	Khan et al. (2024)
Microcontrolador ESP32	Automatización y procesamiento de datos pequeña escala	Posee conectividad Wi-Fi y Bluetooth, usados para enviar datos en tiempo real desde sensores a la nube o aplicaciones móviles. Dentro de sus aplicaciones dentro de la agricultura inteligente se encuentra, monitoreo remoto de invernaderos, sistemas de riego inteligente conectados a internet.	Pereira et al (2023)

de plagas y enfermedades; siendo una aplicación práctica la posibilidad de que agricultores puedan utilizar sus dispositivos móviles para la identificación de plagas o el manejo nutricional del cultivo en tiempo real (Figura 2) (Sharma y Shivandu, 2024).

Es importante señalar que la IA depende considerablemente de los algoritmos de ML para poder realizar el análisis de los datos y obtener una interpretación, con el fin de obtener soluciones para situaciones específicas (Javaid et al., 2022). La implementación de estos algoritmos dentro de las prácticas agrícolas reduce la demanda de expertos y automatiza las tareas de campo con mayor precisión (Meshram et al., 2021). El ML utiliza métodos y técnicas computacionales cuyo funcionamiento ha sido modificado y adaptado para volverlo más exacto (Patrício y Rieder, 2018).

Estos algoritmos son clasificados en cuatro grupos principales, Marsland (2011) lo establece de la siguiente manera: el primer grupo ubica a los “modelos de aprendizaje supervisado”, los cuales requieren de un conjunto de datos que sirven para entrenar al modelo dando únicamente información correcta como entrada para que el modelo sepa identificar el grupo de datos de interés. Por otro lado, los “algoritmos de aprendizaje no supervisado” comparan los datos de entrada entre sí para identificar y categorizar la información a partir de las similitudes identificadas. El tercer grupo incluye “Modelos de aprendizaje por refuerzo”, estos algoritmos son realizados a partir de toma de decisiones mediante ensayo y error. Estos algoritmos exploran diferentes opciones, evalúa y determina los resultados óptimos. Finalmente están los “modelos de aprendizaje evolutivo”, los cuales utilizan tres partes importantes en su funcionamiento: selección de características y remuestreo (procesamiento), aprendizaje y posprocesamiento (Telikani et al., 2021).

Teniendo en cuenta que los algoritmos de ML son capaces de otorgar recomendaciones o

predicciones enfocando su funcionamiento al sector agrícola, se pone de manifiesto la importancia que pueden llegar a tener estos algoritmos en cada fase de la producción de alimentos que va desde la siembra hasta la postcosecha (Meshram et al., 2021). Dentro de estas múltiples aplicaciones que pueden llegar a tener la IA y el ML destaca su implementación dentro de la detección de características de insectos plagas, para llevar a cabo su monitoreo de manera automática obteniendo información precisa y en tiempo real (Türkoğlu y Hanbay, 2019).

Sistemas automáticos de monitoreo de plagas

La obtención de información a gran escala, en tiempo real y de manera eficiente, es una parte imperativa de la producción y gestión agrícola moderna, ya que los métodos tradicionales de monitoreo de cultivos basados en visión manual no pueden cumplir con los requisitos de la agricultura de precisión (Cisternas et al., 2020). Clasificadas como semi o totalmente automatizadas, se pueden identificar estas aportaciones tecnológicas para el monitoreo de plagas. Un sistema completamente automático está compuesto con un software para la identificación y conteo de especies de insectos atrapados, mientras que un sistema semiautomático se basa en la identificación remota, y el conteo de insectos atrapados se realiza por un experto al observar las imágenes capturadas por la trampa equipada con una cámara (Čirjak et al., 2022).

Los sistemas basados en el monitoreo de plagas generalmente se encuentran habilitados con componentes de procesamiento que son adaptados a la necesidad que impera en el ambiente a controlar. El principio básico de este tipo de sistemas se basa en un modelo que identifica y separa objetos utilizando algoritmos de aprendizaje automático para dar

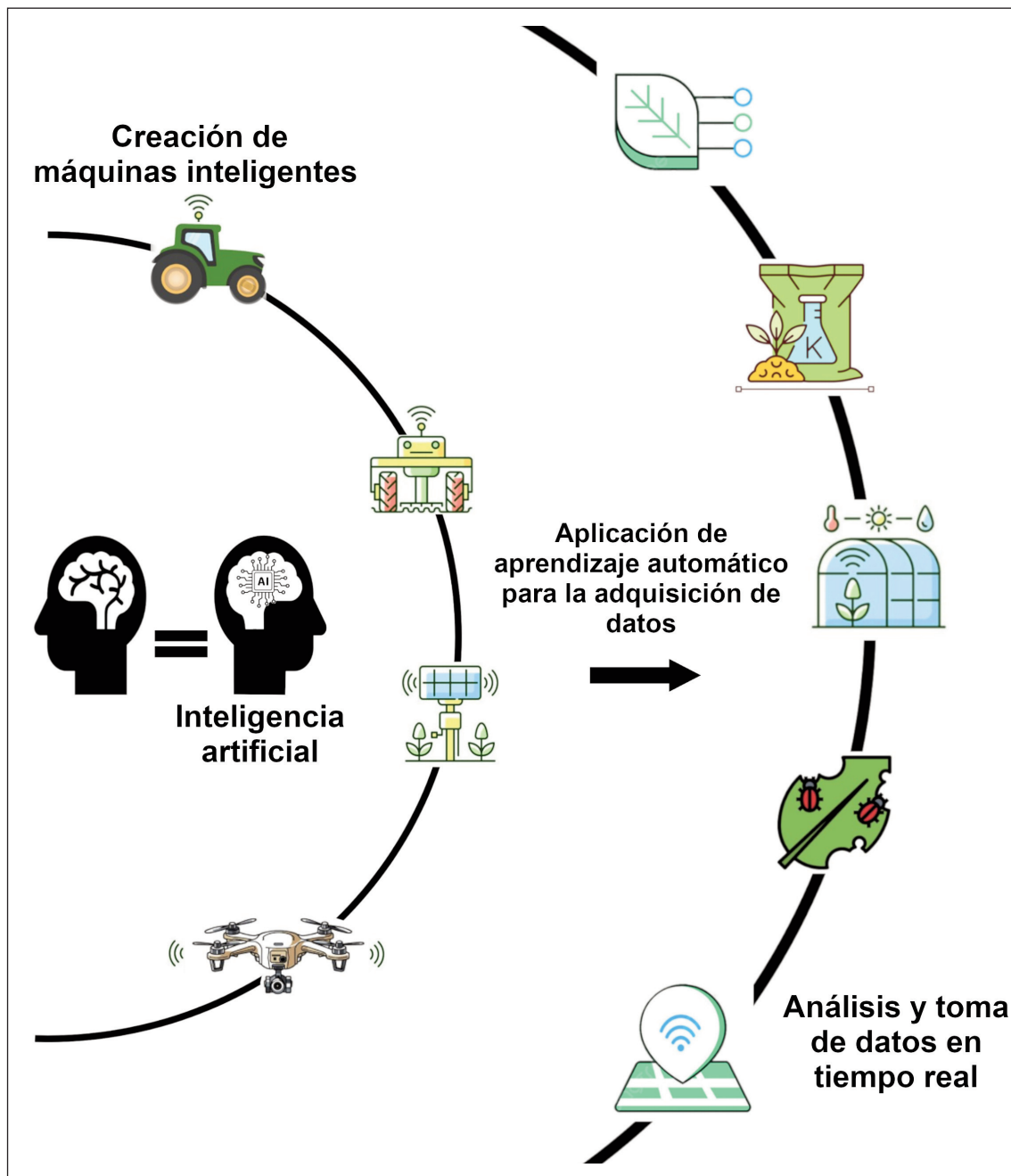


Figura 2. Aplicaciones de la IA y el ML en la gestión de las actividades agrícolas.

Fuente: Elaboración de los autores.

Figure 2. Applications of AI and ML in the management of agricultural activities.

Source: Authors' own elaboration.

forma a clasificadores que pueden brindar una alta precisión en la identificación (Dan-khara et al., 2019). Los importantes avances en las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TICs) e investigaciones cada vez más aplicadas bajo estos métodos han identificado a los sistemas automáticos de monitoreo como parte fundamental para la revolución de las prácticas agrícolas, ya que, al incorporar este tipo de herramientas, se puede mejorar con respecto a la toma de datos en campo, lo que permite que las prácticas agrícolas sean, cada vez más, planificadas con trabajos manuales mínimos (Subeesh y Mehta, 2021).

Durante los últimos años, las investigaciones orientadas hacia la aplicación de estos sistemas se han enfocado a la detección y conteo de insectos plaga en diferentes cultivos. Potamitis et al. (2009) establecen que mediante fotointerrupción, es posible realizar el monitoreo de insectos plaga utilizando trampas pitfall o funnel. Su funcionamiento se basa en que la entrada de la trampa está cubierta por un haz de luz, cuando el insecto ingresa, la luz se interrumpe y se registra el conteo de la plaga (Figura 3a). Posteriormente, las señales se amplifican, filtran, parametrizan y clasifican mediante métodos avanzados de aprendizaje automático en una computadora portátil. El enfoque propuesto condujo a resultados de detección en ensayos de campo reales, alcanzando una precisión del 99,1 % en registros de campo real de *Rhynchophorus ferrugineus* Olivier (plaga de las palmas) y el 100 % para *Sitophilus oryzae*, (plaga de arroz almacenado) ambos coleópteros de la familia Curculionidae.

En otro sistema, implementado por Guarnieri et al. (2011), utilizaron una trampa electrónica adaptada a partir de un modelo comercial para el monitoreo de *Cydia pomonella* L. (Lepidoptera: Tortricidae). Este sistema enviaba fotografías desde el huerto a un servidor remoto, capturadas por un teléfono móvil. La trampa enviaba una imagen diaria, lo

que, según los autores, facilitaba una elección más precisa para los métodos de control, mostrando una alta eficiencia en comparación con modelos convencionales (Figura 3b). Por su parte, Rustia y Lin (2017) determinaron el número de insectos plaga a partir de las capturas en trampas adhesivas de color amarillo, complementadas con datos ambientales obtenidos mediante sensores remotos. Cada estación de monitoreo estaba configurada para tomar imágenes procesadas cada 10 min y registrar las condiciones ambientales cada 5 min. Sus datos reportaron una precisión del 95 al 98 % en el conteo de plagas, lo que demuestra que su sistema permitió una cuantificación precisa de la incidencia de plagas, así como información sobre las condiciones favorecen su actividad (Figura 3c).

Liu y Chahl (2018) desarrollaron un sistema de visión multispectral para detectar plagas de invertebrados comunes en hojas verdes de cultivos en entornos agrícolas naturales. En sus experimentos, orientados a la detección de doce especies de plagas, se obtuvo un nivel aceptable de precisión. Además, el sistema tiene la capacidad de tomar decisiones de acción en tiempo real (Figura 3d).

Otras aplicaciones prácticas basadas en este principio fueron propuestas por Thangalakshmi y Ramanujan (2015), quienes desarrollaron una trampa electrónica con un sistema de seguimiento autónomo usando luces negras (ultravioleta) y luces LED. Utilizaron un sensor de imagen de bajo costo para capturar fotografías de las plagas atrapadas; las cuales se enviaban a una estación de control remoto. La información adquirida permitió mejorar la estimación de la densidad poblacional de plagas en los cultivos estudiados (Figura 4a). En su investigación, She et al. (2022) utilizaron un prototipo de trampa que incorporaba un atrayente sexual como método de atracción para *Bactrocera cucurbitae* (Coquillett) (Diptera: Tephritidae). Además, emplearon una cámara HD S-YUE para la gra-

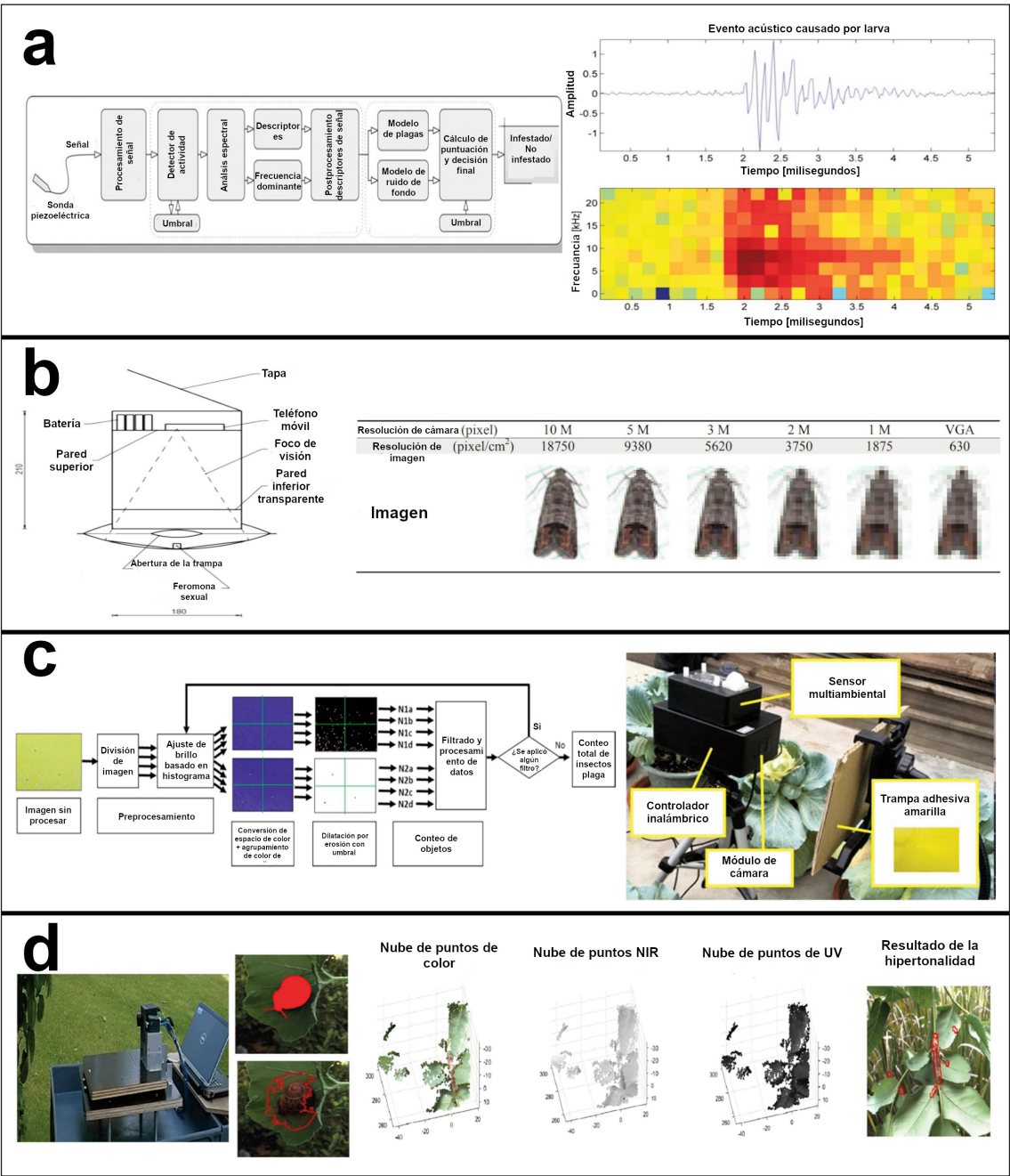


Figura 3. Resumen de los dispositivos de monitoreo de insectos plaga revisados anteriormente. a. Potamitis et al. (2009). b. Guarnieri et al. (2011). c. Rustia y Lin (2017). d. Liu y Chahl (2018).
Figure 3. Summary of pest insect monitoring devices previously reviewed. a. Potamitis et al. (2009). b. Guarnieri et al. (2011). c. Rustia y Lin (2017). d. Liu y Chahl (2018).

bación de video y el método selectROI de OpenCV para capturar únicamente el área objetivo de la trampa. El algoritmo YOLOv5 fue utilizado para detectar y contabilizar la plaga objetivo. La precisión del recuento de individuos de *B. cucurbitae* que ingresan a la trampa alcanzó el 94,3 % (Figura 4b).

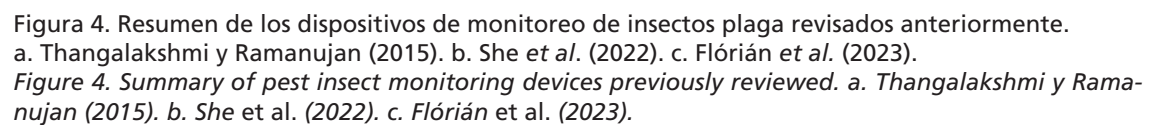
Por su parte, Flórián et al. (2023) propusieron un prototipo de trampa modificado para la captura y conteo automático de palomillas plaga (Lepidópteros), capaz de generar series temporales en tiempo real para cada especie monitoreada. A partir de capturas, el sistema permite seguir y describir los patrones de vuelo diario, facilitando pronósticos más precisos sobre brotes poblacionales (Figura 4c). Como se observa, estos sistemas no solo proporcionan datos de identificación, sino que también generan una base de información integral que permite predecir la tendencia de desarrollo de los insectos plaga y estimar su aparición, funcionando como herramientas complementarias a la actividad principal para la que fueron diseñados (Almryad y Kutucu, 2020). Esta capacidad predictiva depende de un monitoreo preciso y en tiempo real, apoyado en información ambiental complementaria del entorno donde se implementan los sistemas (Čirjak et al., 2022). Es importante considerar la precisión de estos métodos, ya que los falsos positivos pueden generar información poco eficiente para la toma de decisiones. Actualmente, el enfoque más eficaz para la detección de insectos plaga se basa en sistemas de análisis de imágenes integrados con algoritmos de aprendizaje automático (Almryad y Kutucu, 2020).

Detección de plagas por medio de imágenes

Con la intención de monitorear y prevenir eficazmente infestaciones de poblaciones de insectos plaga en un cultivo, han sido desa-

rolladas diversas soluciones tecnológicas dentro de la producción agrícola, como lo son los enfoques de monitoreo basados en el análisis de imágenes (Wang et al., 2021). Generalmente, estos dispositivos utilizados en el monitoreo de insectos presentan dos formas de aplicación: la primera mediante dispositivos portátiles, y la segunda a partir de dispositivos estacionarios, que aplican la obtención de datos y su interpretación para detectar y reconocer el insecto plaga en cuestión (Ayan et al., 2020). En ambos casos, su funcionamiento se basa en sistemas que obtienen imágenes digitales, y su procesamiento se encarga de la obtención de información (Wang et al., 2021). En el caso de los métodos portátiles, generalmente la calidad de las imágenes suele ser baja, ya que utilizan imágenes satelitales o imágenes obtenidas a partir de *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) y al tratar de identificar plagas de tamaño pequeño en entornos de grandes áreas de análisis, las características suelen ser poco definidas (Reynolds y Riley, 2002). En el caso de métodos estacionarios, la detección de plagas se lleva a cabo en entornos específicos del área de cultivo y su calidad en cuanto a la obtención de imágenes depende en gran medida de factores como la iluminación, el movimiento de la trampa y el tamaño del insecto (Wang et al., 2021). Generalmente, estos módulos de monitoreo están compuestos por hardware y software: el primero contiene el sistema trampa (cuerpo, sistema de retención y atrayente), así como los componentes electrónicos que adquieren las imágenes. El software se encarga del análisis de la información recabada para identificar y contar automáticamente los insectos capturados (Prete et al., 2021).

En el análisis de imágenes, una fotografía se puede representar como una cuadrícula rectangular bidimensional de píxeles, en donde, cada píxel representa un dato en un punto de la imagen y se ubica utilizando valores enteros positivos en un sistema de coordenadas



cartesianas (Gupta e Ibaraki, 2014). Las cámaras digitales juegan un papel importante dentro de este tipo de actividades; recientemente han surgido como una herramienta que proporciona información de brillo y contraste, resolución, profundidad de color, entre otros (Yu et al., 2024). A pesar de esto, cuando las imágenes se capturan en campo, existen deficiencias considerables que tienen que ver con la óptica resultante, lo que presenta un desafío importante al momento de su procesamiento, estas deficiencias se ven influenciadas principalmente por diversos factores que impide al usuario implementar los mismos criterios, ya que el entorno agrícola manifiesta diversas variaciones que distan mucho de las condiciones ideales para la captura de la imagen (Liu et al., 2016).

Los métodos de detección a partir de imágenes se dirigen a identificar, mediante clases, a una determinada plaga objetivo (objetivo presente) mediante una clasificación, donde se discriminan aquellos objetivos que no son de interés (objetivo ausente) (Barbedo, 2020; Rodríguez-Vázquez et al., 2024). La discriminación entre estas clases requiere experiencia y tiempo para el desarrollo de los programas encargados del procesamiento de las imágenes, donde las principales problemáticas se inclinan a la recopilación de información, que sirve como base de datos de referencia, y la posterior obtención de imágenes para entrenamiento en condiciones de campo reales (Figura 5; Almryad y Kutucu, 2020).

El análisis de imágenes mediante software, acompañado de una evaluación previa de las características del sitio de monitoreo y de la actividad del insecto plaga de interés, resulta adecuado para la obtención de resultados rápidos y de mayor precisión. Estos sistemas integran múltiples herramientas capaces de capturar aspectos que tienen que ver con la geometría, morfología y textura de las fotografías. Además, permiten generar datos en tiempo real sobre la dinámica poblacional de

los insectos, lo que los convierte en un recurso clave para emitir alertas tempranas y establecer acciones oportunas de manejo y control (Barbedo, 2020; Čirjak et al., 2022; Rodríguez-Vázquez et al., 2024).

Necesidad de los sistemas automáticos en la alerta temprana de insectos plaga

Los modelos de alerta temprana y pronóstico de presencia de insectos plaga han sido utilizados como parte de las estrategias de control dentro del enfoque de Manejo Integrado de Plagas (MIP). Su objetivo principal es anticipar una infestación que puedan afectar negativamente la producción (Mora-Aguilera et al., 2021). En la mayoría de los casos, esta labor se realiza mediante tratamientos localizados que limitan el crecimiento poblacional de las plagas, evitando así las aplicaciones de pesticidas cuando su presencia no justifica el uso de dichos productos (Figura 6; Dara, 2019). Estas labores comprenden actividades como: redes de barrido, golpeo de vegetación –conocidos como métodos activos– y métodos estáticos, en los cuales se ubican trampas de agua, trampas pegajosas, trampas Malaise y trampas de succión, por mencionar algunas (Yen et al., 2013). Este tipo de labores pone de manifiesto que el monitoreo manual produce precisión en cuanto a la detección, pero también requiere mucho tiempo y es laborioso. Enfáticamente, la demora en adquirir información con respecto al estado de la plaga que puede afectar significativamente el rendimiento y la calidad de los productos (Li et al., 2021).

El monitoreo de plagas tradicional depende en gran medida de la mano de obra para recopilar la información de un punto a otro, lo que lo convierte en una actividad deficiente y poco precisa (Jiang et al., 2008). Un factor importante a considerar en los métodos tradicionales de monitoreo es el tiempo en el que se realiza el trabajo. Por ejemplo, Yen et al.

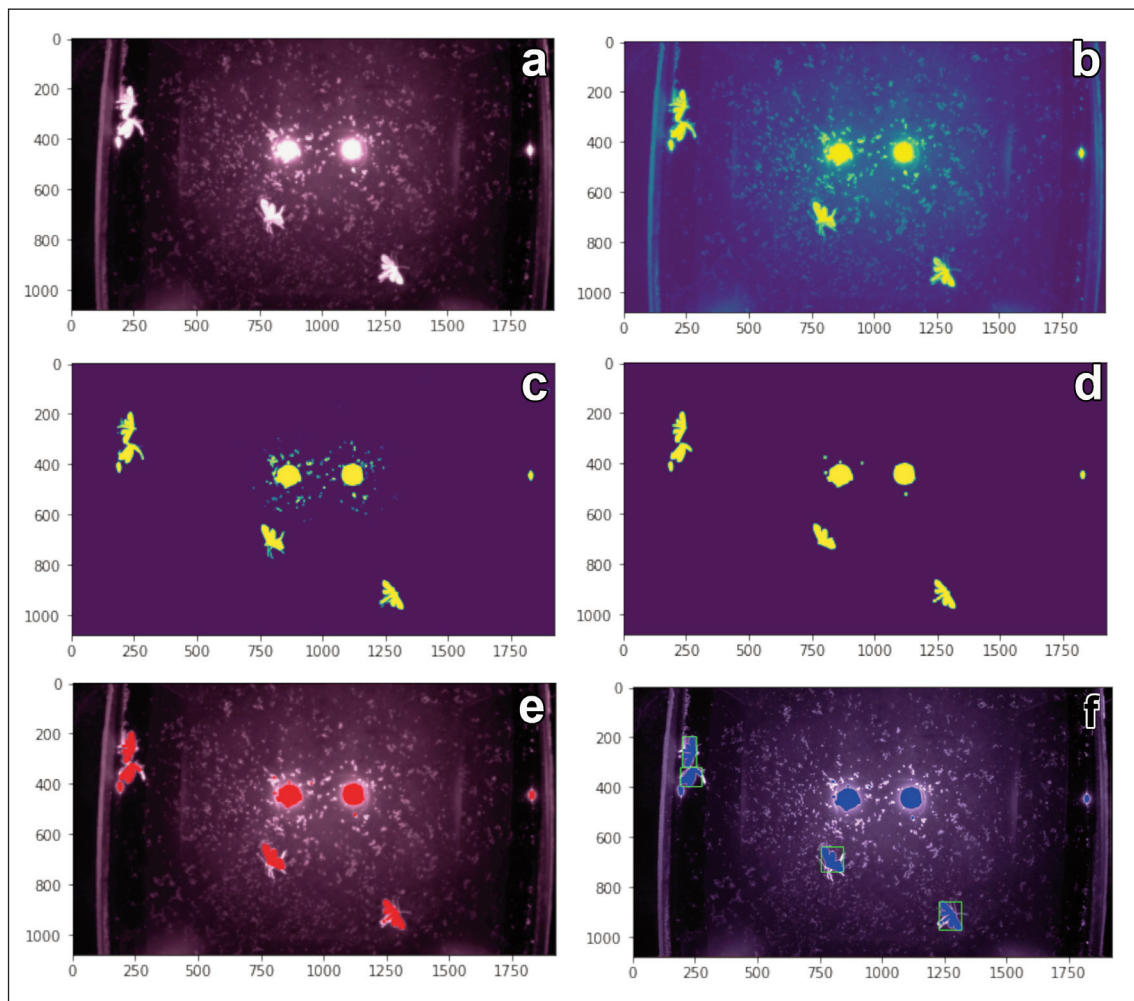


Figura 5. Ejemplo del análisis y procesamiento de imágenes aplicado en el monitoreo de *Duponchelia fovealis* Zeller (Lepidoptera: Crambidae) (Rodríguez-Vázquez et al., 2024) a partir de un sistema estacionario.
 Figure 5. Example of image analysis and processing applied to the monitoring of *Duponchelia fovealis* Zeller (Lepidoptera: Crambidae) (Rodríguez-Vázquez et al., 2024) using a stationary system.

(2013) reportan un promedio de 15 min por sitio de muestreo mediante métodos de búsqueda directa convencional, de especímenes identificados como adultos, ninfas y huevos de *Bactericera cockerelli* (Sulc) (Hemiptera: Trioidea), mientras que Monzo et al. (2015) compararon el tiempo de muestreo del psílido asiático de los cítricos, *Diaphorina citri* Kuwa-

yama (Hemiptera: Liviidae), en trampa pegajosa, gastado en promedio 8 min en realizar dicha actividad por punto de muestreo. Como se puede observar, esta actividad requiere de un desfase de tiempo, lo que cambia en la percepción real de lo que sucede simultáneamente en los puntos de muestreo que se contemplan en grandes extensiones.

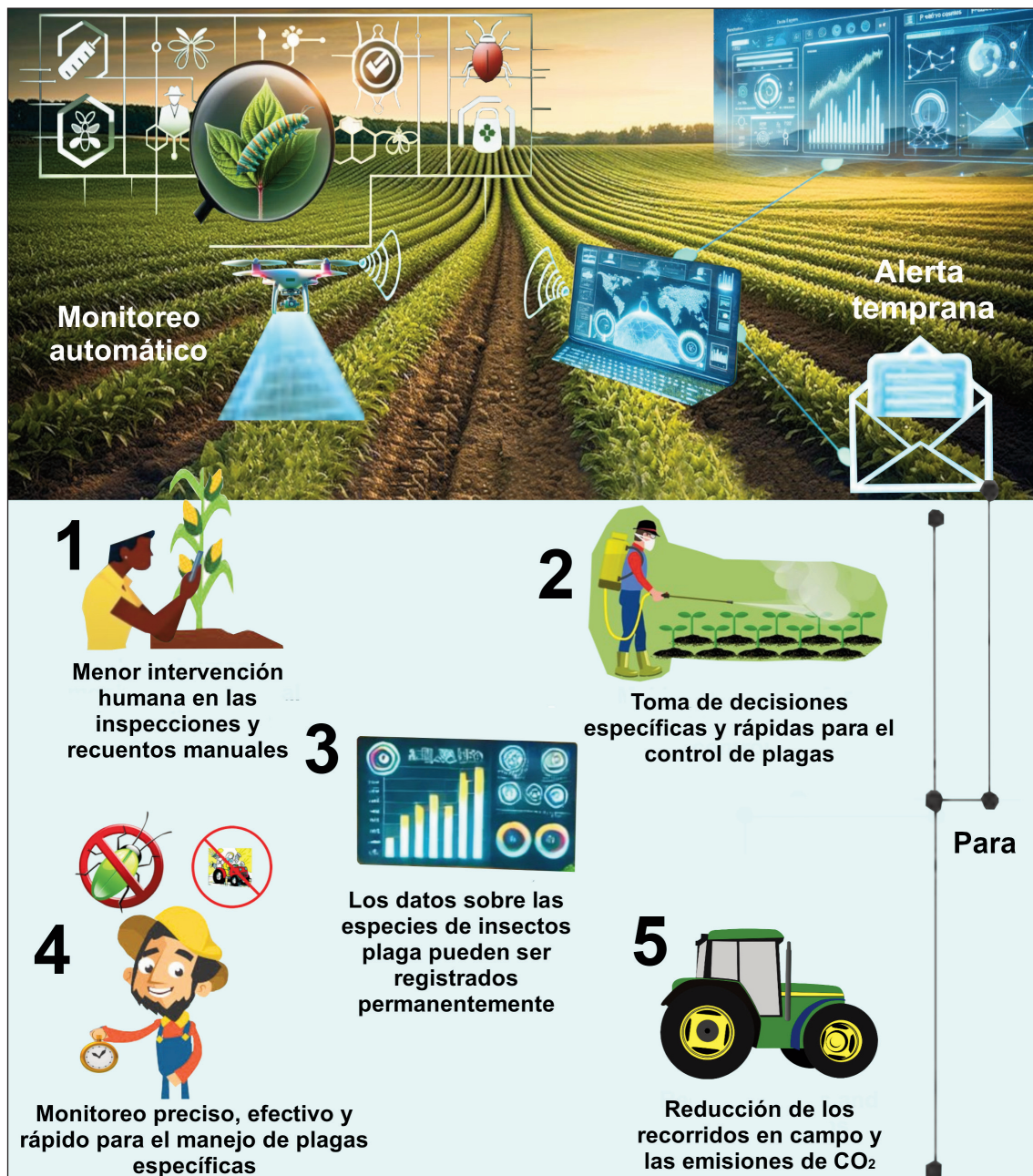


Figura 6. Efectividad de los dispositivos automáticos de monitoreo en la alerta temprana de insectos plaga.
Fuente: Elaboración de los autores.

Figure 6. Effectiveness of automatic monitoring devices in the early warning of pest insects.
Source: Authors' own elaboration.

Si bien el monitoreo se lleva a cabo por un diagnóstico experto, en las primeras etapas de infestación es un reto y es indispensable la implementación de avances tecnológicos que ofrezcan una mayor disponibilidad de datos de manera continua y oportuna (Luo et al., 2023). La implementación de tecnologías como las que se han mencionado anteriormente, brinda una solución en cuanto a las necesidades de muestreo en un agroecosistema, ya que recopilan, procesan y analizan los datos que brindan información para la toma de decisiones en tiempos cortos.

Limitaciones del monitoreo automático en insectos plaga

El hecho de que la captura de insectos plaga mediante la implementación de trampas debe adaptarse a la especie que se desea monitorizar (Preti et al., 2021) supone una limitación en el desarrollo de modelos estándar que permitan ser aplicados para cualquier especie y para cualquier cultivo. Actualmente, los sistemas creados se implementan según el comportamiento y actividad (voladores o ras-treros) de la especie que se desea identificar. En el caso de trampas cuyos métodos de captura no son específicos, un cierto número de organismos colectados corresponde a especies no objetivo que, por lo general, son descartadas del monitoreo y se vuelve intrascendente su identificación. La limitante en este sentido radica en que, al no considerar estas capturas incidentales, se pierde también información que permita ampliar el alcance y la utilidad de los sistemas de vigilancia de insectos plaga (Keasar et al., 2024).

También es importante considerar la creación de bases de datos sólidas y unificadas en cuanto a su obtención (Teixeira et al., 2023), con ello podría garantizarse el desarrollo de

modelos de identificación más específicos. Generalmente, los sistemas creados utilizan bases de datos que son muy variables al momento de establecer características que permitan obtener una identificación efectiva.

Otra limitante de estos dispositivos es la inexistencia de entomólogos especializados en computación o ingenieros en desarrollo computacional/electrónico especializados en entomología. Por esta razón, es importante considerar la creación de equipos multidisciplinarios que puedan desarrollar sistemas capaces de brindar una mayor precisión en la identificación. Finalmente, hay que considerar el elevado precio de adquisición de este tipo de dispositivos utilizados en el monitoreo automático en insectos plaga, siendo objeto de esta revisión, la descripción de los más representativos en cuanto a términos prácticos y metodológicos.

Desafíos y futuro

A pesar de las grandes ventajas que proporcionan los sistemas automáticos de monitoreo, existen diversos retos que afrontar para la adopción de esta tecnología, como su elevado costo inicial de implementación y la específica capacitación de quienes ejecutan esta actividad. Afortunadamente, el avance tecnológico está permitiendo abaratar los costes de producción y simplificar el manejo de estos sistemas.

En el futuro, se puede esperar una mayor integración de este tipo de tecnologías enfocadas en el monitoreo de insectos plaga, lo que contribuirá a la sostenibilidad, eficiencia y la disminución de productos nocivos tanto para la población como para el medio ambiente, que perjudica considerablemente al agroecosistema.

Conclusiones

Este trabajo presentó una revisión sobre investigaciones publicadas sobre la implementación de alternativas tecnológicas en la agricultura para la detección de plagas.

Los sistemas automáticos de monitoreo representan una revolución en la detección temprana de plagas en la agricultura. Estos avances tecnológicos aportan información más rápida y precisa, lo que se traduce en un beneficio tanto económico para los agricultores, por la disminución de la aplicación indiscriminada de pesticidas, como para el medio ambiente, por la misma situación. Por lo que su pronta adopción dentro de las actividades agrícolas cotidianas en un MIP es un paso importante para un futuro agrícola más eficiente.

Declaración de autoría

- Edgar Rodríguez-Vázquez: conceptualización, investigación, supervisión y redacción-borrador original.
- Mónica Hernández-Rodríguez: conceptualización, análisis formal, revisión y edición.
- Luis Alberto Aguirre-Urbe: redacción y supervisión.
- Epifanio Castro-del Ángel: redacción y supervisión.
- Francisco Marcelo Lara-Viveros: conceptualización, análisis formal, revisión y edición.
- Agustín Hernández-Juárez: Adquisición de fondos, conceptualización, análisis formal, revisión y edición.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Humanidades Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT), por la beca de doctorado otorgada al primer autor. A la

Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro por el financiamiento a través del proyecto 436 y al Centro de Investigación en Química Aplicada por el financiamiento a través del proyecto interno 6706.

Referencias bibliográficas

- Abioye E.A., Abidin M.S.Z., Mahmud M.S.A., Buyamin S., Ishak M.H.I., Rahman M.K.I.A., Otuoz A.O., Onotu P., Ramli M.S.A. (2020). A review on monitoring and advanced control strategies for precision irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture* 173: 105441. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105441>
- Ali M.A., Dong L., Dhau J., Khosla A., Kaushik A. (2020). Perspective-electrochemical sensors for soil quality assessment. *Journal of The Electrochemical Society* 167(3): 037550. <https://doi.org/10.1149/1945-7111/ab69fe><https://iopscience.iop.org/article/10.1149/1945-7111/ab69fe/meta>
- Almryad A.S., Kutucu H. (2020). Automatic identification for field butterflies by convolutional neural networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal* 23(1): 189-195. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.01.006>
- Alsayaydeh J.A., Yusof M., Magenthiran M.S., Hamzah R.A., Mustaffa I., Herawan S.G. (2024). Empowering crop cultivation: harnessing internet of things for smart agriculture monitoring. *International Journal of Electrical y Computer Engineering* 14(5): 6023-6035. <http://doi.org/10.11591/ijece.v14i5.pp6023-6035>
- Araújo S.O., Peres R.S., Barata J., Lidon F., Ramalho J.C. (2021). Characterising the agriculture 4.0 landscape—emerging trends, challenges and opportunities. *Agronomy* 11(4): 667. <https://doi.org/10.3390/agronomy11040667>
- Arif M.J., Gogi M.D., Sufyan M., Nawas A., Sarfraz R.M. (2017). Chapter 2. principles of insect pest management. En: *Sustainable Insect Pest Management* (Ed. Arif M.J., Foster J.E., Molina-Ochoa J.), pp. 17-47.

- Ayan E., Erbay H., Varçin F. (2020). Crop pest classification with a genetic algorithm-based weighted ensemble of deep convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture* 179: 105809. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105809>
- Barbedo J.G.A. (2020). Detecting and classifying pests in crops using proximal images and machine learning: A Review. *AI* 1(2): 312-328. <https://doi.org/10.3390/ai1020021>
- Bashir M.A., Alvi A.M., Naz H. (2014). Effectiveness of sticky traps in monitoring of insects. *Journal of Environmental and Agricultural Sciences* 1: 5.
- Billa P., Venkatesh K., Sai J.V., Lohith K., Kumar A.S. (2023). Effective monitoring and protecting system for agriculture farming using IoT and raspberry pi. *Materials Today: Proceedings*, 80: 2917-2920. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.07.065>
- Cai J., Xu Q., Cao M., Yang B. (2019). A novel importance sampling method of power system reliability assessment considering multi-state units and correlation between wind speed and load. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* 109: 217-226. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.02.019>
- Chavas J.P., Nauges C. (2020). Uncertainty, learning, and technology adoption in agriculture. *Applied Economic Perspectives and Policy* 42(1): 42-53. <https://doi.org/10.1002/aep.13003>
- Chen H., Yada R. (2011). Nanotechnologies in agriculture: new tools for sustainable development. *Trends in Food Science and Technology* 22(11): 585-594. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2011.09.004>
- Čirjak D., Miklečić I., Lemić D., Kos T., Živković I.P. (2022). Automatic pest monitoring systems in apple production under changing climatic conditions. *Horticulturae* 8(6): 520. <https://doi.org/10.3390/horticulturae8060520>
- Cisternas I., Velásquez I., Caro A., Rodríguez A. (2020). Systematic literature review of implementations of precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 176: 105626. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105626>
- Condotta I.C., Brown-Brandl T.M., Pitla S.K., Stinn J.P., Silva-Miranda K.O. (2020). Evaluation of low-cost depth cameras for agricultural applications. *Computers and Electronics in Agriculture* 173: 105394. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105394>
- Dankhara F., Patel K., Doshi N. (2019). Analysis of robust weed detection techniques based on the internet of things (IoT). *Procedia Computer Science* 160: 696-701. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.025>
- Das P.P., Singh K.R., Nagpure G., Mansoori A., Singh R.P., Ghazi I.A., Kumar A., Singh J. (2022). Plant-soil-microbes: A tripartite interaction for nutrient acquisition and better plant growth for sustainable agricultural practices. *Environmental Research* 214: 113821. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.113821>
- Das N., Haloi D. (2024). Chapter: 3 cutting-edge integrated pest management for sustainable horticulture. En: *Frontiers in Horticulture Sustainability Vol. 2* 2nd ed. (Eds. Pathakakula S., Ramadevi V., Parkavi, Karthika A., Ragul P., Haokip S.W.), pp. 17-37. Ninetales Publishings.
- Dara S.K. (2019). The new integrated pest management paradigm for the modern age. *Journal of Integrated Pest Management* 10(1): 12. <https://doi.org/10.1093/jipm/pmz010>
- De Simone M.C., Rivera Z.B., Guida D. (2018). Obstacle avoidance system for unmanned ground vehicles by using ultrasonic sensors. *Machines* 6(2): 18. <https://doi.org/10.3390/machines6020018>
- Donati C., Mammarella M., Comba L., Biglia A., Gay P., Dabbene F. (2022). 3D distance filter for the autonomous navigation of UAVs in agricultural scenarios. *Remote Sensing* 14(6): 1374. <https://doi.org/10.3390/rs14061374>
- Espinoza K., Valera D.L., Torres J.A., López A., Molina-Aiz F.D. (2016). Combination of image processing and artificial neural networks as a novel approach for the identification of *Bemisia tabaci* and *Frankliniella occidentalis* on sticky traps in greenhouse agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 127: 495-505. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.008>
- Farooq M.S., Riaz S., Abid A., Umer T., Zikria Y.B. (2020). Role of IoT technology in agriculture: A systematic literature review. *Electronics* 9(2): 319. <https://doi.org/10.3390/electronics9020319>

- Flórián N., Jósai J.K., Tóth Z., Gergőcs V., Sipőcz L., Tóth M., Dombos M. (2023). Automatic detection of moths (Lepidoptera) with a funnel trap prototype. *Insects* 14(4): 381. <https://doi.org/10.3390/insects14040381>
- Garg S., Rumjit N.P., Roy S. (2023). Smart agriculture and nanotechnology: Technology, challenges, and new perspective. *Advanced Agrochem* 3(2): 115-125. <https://doi.org/10.1016/j.aac.2023.11.001>
- Gondchawar N., Kawitkar R.S. (2016). IoT based smart agriculture. *International Journal of advanced research in Computer and Communication Engineering*, 5(6), 838-842.
- Guarnieri A., Maini S., Molari G., Rondelli V. (2011). Automatic trap for moth detection in integrated pest management. *Bulletin of Insectology* 64(2): 247-251.
- Gupta S.D., Ibaraki Y. (2014). *Plant Image Analysis Fundamentals and Applications*. CRC Press. 398 pp. <https://doi.org/10.1201/b17441>
- Javadi M., Haleem A., Singh R.P., Suman R. (2022). Artificial intelligence applications for industry 4.0: A literature-based study. *Journal of Industrial Integration and Management* 7(1): 83-111. <https://doi.org/10.1142/S2424862221300040>
- Javadi M., Haleem A., Khan I.H., Suman R. (2023). Understanding the potential applications of Artificial Intelligence in agriculture sector. *Advanced Agrochem* 2(1): 15-30. <https://doi.org/10.1016/j.aac.2022.10.001>
- Jiang J.A., Tseng C.L., Lu F.M., Yang E.C., Wu Z.S., Chen C.P., Lin S.H., Lin K.C., Liao C.S. (2008). A GSM-based remote wireless automatic monitoring system for field information: A case study for ecological monitoring of the oriental fruit fly, *Bactrocera dorsalis* (Hendel). *Computers and Electronics in Agriculture* 62(2): 243-259. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.01.005>
- Keasar T., Yair M., Gottlieb D., Cabra-Leykin L., Keasar C. (2024). STARdbi: A pipeline and database for insect monitoring based on automated image analysis. *Ecological Informatics* 80: 102521. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102521>
- Khan A.A., Makmud M.Z.H., Miskon M.T., Nair A., Bidin K. (2024). Development of a weather station using IoT platform based Arduino integrated with a control system for smart agriculture applications. *IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems*, 29 junio, Shah Alam, Malaysia, pp. 134-138. <https://doi.org/10.1109/I2CACIS61270.2024.10649832>
- Khanal S., Fulton J., Shearer S. (2017). An overview of current and potential applications of thermal remote sensing in precision agriculture. *Computers and electronics in agriculture*. 139: 22-32. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.05.001>
- Laktionov I., Diachenko G., Kashtan V., Vizniuk A., Gorev V., Khabaralak K., Shedlovskaya Y. (2024). A comprehensive review of recent approaches and hardware-software technologies for digitalisation and intellectualisation of open-field crop production: Ukrainian case study in the global context. *Computers and Electronics in Agriculture* 225: 109326. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109326>
- Leybourne D.J., Musa N., Yang P. (2024). Can artificial intelligence be integrated into pest monitoring schemes to help achieve sustainable agriculture? An entomological, management and computational perspective. *Agricultural and Forest Entomology* 27: 8-17. <https://doi.org/10.1111/afe.12630>
- Li D., Song Z., Quan C., Xu X., Liu C. (2021). Recent advances in image fusion technology in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 191: 106491. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106491>
- Lima M.C.F., Leandro M.E.D. de A., Valero C., Coronel L.C.P., Bazzo C.O.G. (2020). Automatic detection and monitoring of insect pests-A review. *Agriculture* 10(5): 161. <https://doi.org/10.3390/agriculture10050161>
- Liu T., Chen W., Wu W., Sun C., Guo W., Zhu X. (2016). Detection of aphids in wheat fields using a computer vision technique. *Biosystems Engineering* 141: 82-93. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.11.005>
- Liu H., Lee S. H., Chahl J.S. (2017). A review of recent sensing technologies to detect invertebrates on crops. *Precision Agriculture* 18(4): 635-666. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9473-6>

- Liu H., Chahl J.S. (2018). A multispectral machine vision system for invertebrate detection on green leaves. *Computers and Electronics in Agriculture* 150: 279-288. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.05.002>
- Luo Y., Huang H., Roques A. (2023). Early monitoring of forest wood-boring pests with remote sensing. *Annual Review of Entomology* 68: 277-298. <https://doi.org/10.1146/annurev-ento-120220-125410>
- Mahore V., Soni P., Patidar P., Nagar H., Chouriya A., Machavaram R. (2024). Development and implementation of a raspberry Pi-based IoT system for real-time performance monitoring of an instrumented tractor. *Smart Agricultural Technology* 9: 100530. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100530>
- Marsland S. (2011). *Machine learning: an algorithmic perspective* 1st Ed. Chapman and Hall/CRC. 406 pp. <https://doi.org/10.1201/9781420067194>
- Meshram V., Patil K., Meshram V., Hanchate D., Ramkteke S.D. (2021). Machine learning in agriculture domain: A state-of-art survey. *Artificial Intelligence in the Life Sciences* 1: 100010. <https://doi.org/10.1016/j.ailsci.2021.100010>
- Moerkens R., Brenard N., Bosmans L., Reybroeck E., Janssen D., Hemming J., Sluydts V. (2019). Protocol for semi-automatic identification of whiteflies *Bemisia tabaci* and *Trialeurodes vaporariorum* on yellow sticky traps. *Journal of Applied Entomology* 143(6): 652-658. <https://doi.org/10.1111/jen.12630>
- Monzo C., Arevalo H.A., Jones M.M., Vanaclocha P., Croxton S.D., Qureshi J.A., Stansly P.A. (2015). Sampling methods for detection and monitoring of the Asian citrus psyllid (Hemiptera: Psyllidae). *Environmental Entomology* 44(3): 780-788. <https://doi.org/10.1093/ee/nvv032>
- Mora-Aguilera G., Acevedo-Sánchez G., Guzmán-Hernández E., Flores-Colorado O.E., Coria-Contreras J.J., Mendoza-Ramos C., Martínez-Bustamante V.I., López-Buenfil A., González-Gómez R., Javier-López M.Á. (2021). Web-based epidemiological surveillance systems and applications to coffee rust disease. *Revista Mexicana de Fitopatología, Mexican Journal of Phytopathology* 39(3): 452-492. <https://doi.org/10.18781/r.mex.fit.2104-6>
- Morchid A., El Alami R., Raezah A.A., Sabbar Y. (2024). Applications of internet of things (IoT) and sensors technology to increase food security and agricultural Sustainability: Benefits and challenges. *Ain Shams Engineering Journal* 15(3): 102509. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2023.102509>
- Ojha T., Misra S., Raghuwanshi N.S. (2015). Wireless sensor networks for agriculture: The state-of-the-art in practice and future challenges. *Computers and electronics in agriculture* 118: 66-84. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.08.011>
- Paul K., Chatterjee S.S., Pai P., Varshney A., Juikar S., Prasad V., Bhadra B., Dasgupta S. (2022). Viable smart sensors and their application in data driven agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 198: 107096. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107096>
- Patrício D.I., Rieder R. (2018). Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. *Computers and electronics in agriculture* 153: 69-81. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.001>
- Pereira G.P., Chaari M.Z., Daroge F. (2023). IoT-enabled smart drip irrigation system using ESP32. *IoT* 4(3): 221-243. <https://doi.org/10.3390/iot4030012>
- Preti M., Verheggen F., Angeli S. (2021). Insect pest monitoring with camera-equipped traps: strengths and limitations. *Journal of Pest Science* 94(2): 203-217. <https://doi.org/10.1007/s10340-020-01309-4>
- Potamitis I., Ganchev T., Kontodimas D. (2009). On automatic bioacoustic detection of pests: The cases of *Rhynchophorus ferrugineus* and *Sitophilus oryzae*. *Journal of Economic Entomology* 102(4): 1681-1690. <https://academic.oup.com/jee/article/102/4/1681/2199295>
- Qiao M., Lim J., Ji C.W., Chung B.K., Kim H.Y., Uhm K.B., Myung C.S., Cho J., Chon T.S. (2008). Density estimation of *Bemisia tabaci* (Hemiptera: Aleyrodidae) in a greenhouse using sticky traps in conjunction with an image processing system. *Journal of Asia-Pacific Entomology* 11(1): 25-29. <https://doi.org/10.1016/j.aspen.2008.03.002>

- Rajalakshmi P., Devi Mahalakshmi S. (2016). IOT based crop-field monitoring and irrigation automation. 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO), 7-8 enero, Coimbatore, India, pp 1-6. <https://doi.org/10.1109/ISCO.2016.7726900>
- Rajak P., Ganguly A., Adhikary S., Bhattacharya S. (2023). Internet of Things and smart sensors in agriculture: Scopes and challenges. *Journal of Agriculture and Food Research* 14: 100776. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2023.100776>
- Reynolds D.R., Riley J.R. (2002). Remote-sensing, telemetric and computer-based technologies for investigating insect movement: a survey of existing and potential techniques. *Computers and electronics in agriculture* 35(2-3): 271-307. [https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(02\)00023-6](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00023-6)
- Rivera A., Ponce P., Mata O., Molina A., Meier A. (2023). Local weather station design and development for cost-effective environmental monitoring and real-time data sharing. *Sensors* 23(22): 9060. <https://doi.org/10.3390/s23229060>
- Rodríguez-Vázquez E., Hernández-Juárez A., Reyes-Rosas A., Illescas-Riquelme C.P., Lara-Viveros F.M. (2024). Detection and early warning of *Duponchelia fovealis* Zeller (Lepidoptera: Crambidae) using an automatic monitoring system. *AgriEngineering* 6(4): 3785-3798. <https://doi.org/10.3390/agriengineering6040216>
- Rustia D.J.A., Lin C.E., Chung J.Y., Zhuang Y.J., Hsu J.C., Lin T.T. (2020). Application of an image and environmental sensor network for automated greenhouse insect pest monitoring. *Journal of Asia-Pacific Entomology* 23(1): 17-28. <https://doi.org/10.1016/j.aspen.2019.11.006>
- Rustia D.J.A., Lin T.T. (2017). An IoT-based wireless imaging and sensor node system for remote greenhouse pest monitoring. *Chemical Engineering Transactions* 58: 601-606. <https://doi.org/10.3303/CET1758101>
- Sharma K., Shivandu S.K. (2024). Integrating Artificial Intelligence and Internet of Things (IoT) for enhanced crop monitoring and management in precision agriculture. *Sensors International* 5: 100292. <https://doi.org/10.1016/j.sintl.2024.100292>
- She J., Zhan W., Hong S., Min C., Dong T., Huang H., He Z. (2022). A method for automatic real-time detection and counting of fruit fly pests in orchards by trap bottles via convolutional neural network with attention mechanism added. *Ecological Informatics* 70: 101690. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101690>
- Singh R.K. Naresh P.K.S., Kumar A., Kumar L., Chandra S.M., Shivangi, Ahlawat P. (2021). Role of IoT technology in agriculture for reshaping the future of farming in India: a review. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences* 10(2): 439-451. <https://doi.org/10.20546/ijcmas.2021.1002.052>
- Singh R.P. (2021). Recent trends, prospects, and challenges of nanobiosensors in agriculture. *En Biosensors in Agriculture: Recent Trends and Future Perspectives* (Ed. Pudake R.N, Jain U., Kole Ch.), pp. 3-13. Springer Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66165-6_1
- Solis-Sánchez L.O., Castañeda-Miranda R., García-Escalante J.J., Torres-Pacheco I., Guevara-González R.G., Castañeda-Miranda C.L., Alaniz-Lumbreras P.D. (2011). Scale invariant feature approach for insect monitoring. *Computers and Electronics in Agriculture* 75(1): 92-99. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.10.001>
- Subeesh A., Mehta C.R. (2021). Automation and digitization of agriculture using artificial intelligence and internet of things. *Artificial Intelligence in Agriculture* 5: 278-291. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2021.11.004>
- Sütő J. (2021). Embedded system based sticky paper trap with deep learning based insect counting algorithm. *Electronics* 10(15): 1754. <https://doi.org/10.3390/electronics10151754>
- Thangalakshmi S., Ramanujan R. (2015). Electronic trapping and monitoring of insect pests troubling agricultural fields. *International Journal of Emerging Engineering Research and Technology* 3(8): 206-2013
- Telikani A., Tahmassebi A., Banzhaf W., Gandomi A.H. (2021). Evolutionary machine learning: A survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)* 54(8): 1-35. <https://doi.org/10.1145/3467477>

- Teixeira A.C., Ribeiro J., Morais R., Sousa J.J., Cunha A. (2023). A systematic review on automatic insect detection using deep learning. *Agriculture* 13(3): 713. <https://doi.org/10.3390/agriculture13030713>
- Tian H., Wang T., Liu Y., Qiao X., Li Y. (2020). Computer vision technology in agricultural automation –A review. *Information Processing in Agriculture* 7(1): 1-19. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2019.09.006>
- Türkoğlu M., Hanbay D. (2019). Plant disease and pest detection using deep learning-based features. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences* 27(3): 1636-1651. <https://doi.org/10.3906/elk-1809-181>
- Upadhyay A., Zhang Y., Koparan C., Rai N., Howatt K., Bajwa S., Sun X. (2024). Advances in ground robotic technologies for site-specific weed management in precision agriculture: A review. *Computers and Electronics in Agriculture* 225: 109363. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109363>
- Wang F., Wang R., Xie C., Zhang J., Li R., Liu L. (2021). Convolutional neural network based automatic pest monitoring system using handheld mobile image analysis towards non-site-specific wild environment. *Computers and Electronics in Agriculture* 187: 106268. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106268>
- Yang C., Westbrook J.K., Suh C.P.C., Martin D.E., Hoffmann W.C., Lan Y., Bradley F.K., Goolsby J.A. (2014). An airborne multispectral imaging system based on two consumer-grade cameras for agricultural remote sensing. *Remote Sensing* 6(6): 5257-5278. <https://doi.org/10.3390/rs6065257>
- Yen A.L., Madge D.G., Berry N.A., Yen J.D.L. (2013). Evaluating the effectiveness of five sampling methods for detection of the tomato potato psyllid, *Bactericera cockerelli* (Šulc) (Hemiptera: Psylloidea: Triozidae). *Australian Journal of Entomology* 52(2): 168-174. <https://doi.org/10.1111/aen.12006>
- Yi Hang., Wen Desheng., Sandhu P.S. (2010). Proceedings 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, July 9-11, Chengdu, China. IEEE.
- Yu S., Liu X., Tan Q., Wang Z., Zhang B. (2024). Sensors, systems and algorithms of 3D reconstruction for smart agriculture and precision farming: A review. *Computers and Electronics in Agriculture* 224: 109229. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109229>
- Zamora-Izquierdo M.A., Santa J., Martínez J.A., Martínez V., Skarmeta A.F. (2019). Smart farming IoT platform based on edge and cloud computing. *Biosystems Engineering* 177: 4-17. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.10.014>
- Zhai Z., Martínez J.F., Beltran V., Martínez N.L. (2020). Decision support systems for agriculture 4.0: survey and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture* 170: 105256. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105256>
- Zhang W., Kato E., Bianchi F., Bhandary P., Gort G., van der Werf W. (2018). Farmers' perceptions of crop pest severity in Nigeria are associated with landscape, agronomic and socio-economic factors. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 259: 159-167. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2018.03.004>
- Zhong Y., Gao J., Lei Q., Zhou Y. (2018). A vision-based counting and recognition system for flying insects in intelligent agriculture. *Sensors* 18(5): 1489. <https://doi.org/10.3390/s18051489>

(Aceptado para publicación el 15 de octubre de 2025)