

Aplicaciones Recientes de Tecnologías Digitales en la Agricultura

Recent Applications of Digital Technologies in Agriculture

Aplicações Recentes de Tecnologias Digitais na Agricultura

Lizmarie Camacho ^{1(*)}, *José Simmonds* ², *Yaliska Moreno-González* ³, *Marco Vieto-Vega* ⁴,
Yarien Moreno ⁵, *Noriel Correa* ⁶, *Marciano Santamaría Lezcano* ⁷, *Fabiola Mabel Montero González* ⁸

Recibido: 26/06/2025

Aceptado: 25/08/2025

Resumen. - El sector agrícola enfrenta múltiples desafíos, además de su papel fundamental en el desarrollo económico y la reducción de la pobreza. Entre estos retos, destaca la necesidad de satisfacer la creciente demanda mundial de alimentos mientras se enfrenta a las adversidades del cambio climático, plagas, inundaciones, incendios forestales, conflictos políticos y guerras, entre otros factores. En este contexto, resulta imprescindible el desarrollo y la implementación de tecnologías adaptadas a las condiciones específicas de cada región para optimizar los distintos procesos agrícolas.

En este sentido, la incorporación de tecnologías digitales en la agricultura ha dado lugar al concepto de Agricultura 4.0, el cual, en los últimos años, ha facilitado la transición de los procesos agrícolas hacia el entorno digital. Esta revisión breve tiene como objetivo analizar y destacar las principales características de las tecnologías digitales aplicadas a la agricultura, así como algunas de sus aplicaciones reportadas en el período comprendido entre 2018 y 2024. Adicionalmente, se abordan los desafíos futuros para la mejora continua de los procesos agrícolas mediante el uso de tecnologías digitales.

Palabras clave: IoT, agricultura de precisión, agrotecnología, Aprendizaje Automático, Inteligencia Artificial.

¹ Estudiante. Facultad de Informática, Electrónica y Comunicación, Universidad de Panamá; Centro de Investigaciones en Tecnologías de la Información y Comunicación, Universidad de Panamá; Centro de Investigación con Técnicas Nucleares, Universidad de Panamá (Panamá), lizmarie.camacho@up.ac.pa, ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0006-5200-4961>

² Estudiante. Facultad de Informática, Electrónica y Comunicación, Universidad de Panamá; Centro de Investigaciones en Tecnologías de la Información y Comunicación, Universidad de Panamá; Centro de Investigación con Técnicas Nucleares, Universidad de Panamá (Panamá), jose.simmondsg@up.ac.pa, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-1406-2232>

³ Ingeniera en Producción Animal (MSc). Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad de Panamá (Panamá), milena2y@gmail.com, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-6643-7713>

⁴ Ingeniero en Sistemas y Computación. School of Mathematics and Statistics, Victoria University of Wellington (Nueva Zelanda), mv030790@gmail.com, ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0009-0752-0205>

⁵ Investigador. Facultad de Informática, Electrónica y Comunicación; Centro de Investigaciones en Tecnologías de la Información y Comunicación, Universidad de Panamá (Panamá); Centro de Investigación con Técnicas Nucleares; School of Optical and Electronic Information, Huazhong University of Science and Technology (China) yarien.moreno@up.ac.pa, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-6646-8162>

⁶ Investigador. Facultad de Ciencias Naturales, Exactas y Tecnología; Centro de Investigación con Técnicas Nucleares, Universidad de Panamá; Centro de Investigaciones en Tecnologías de la Información y Comunicación, Universidad de Panamá (Panamá). noriel.correa@up.ac.pa, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-9991-7868>

⁷ Profesor. Facultad de Ciencias Naturales, Exactas y Tecnología, Departamento de Física, Centro de Investigación con Técnicas Nucleares, Universidad de Panamá; Centro de Investigaciones en Tecnologías de la Información y Comunicación, Universidad de Panamá (Panamá), marciano.santamaría@up.ac.pa, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-7081-7273>

⁸ Profesor Especial I. Facultad de Informática, Electrónica y Comunicación, Departamento de Informática, Universidad de Panamá; Centro de Investigaciones en Tecnologías de la Información y Comunicación, Universidad de Panamá (Panamá), fabiola.monterog@up.ac.pa, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-4681-9471>

Memoria Investigaciones en Ingeniería, núm. 29 (2025). pp. 166-189
<https://doi.org/10.36561/ING.29.11>

ISSN 2301-1092 • ISSN (en línea) 2301-1106 – Universidad de Montevideo, Uruguay

Este es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos de una licencia de uso y distribución CC BY-NC 4.0. Para ver una copia de esta licencia visite <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>

Summary. - The agricultural sector faces multiple challenges, in addition to its fundamental role in economic development and poverty reduction. Among these challenges is the need to meet the growing global demand for food while facing the adversities of climate change, pests, floods, forest fires, political conflicts and wars, among other factors.

In this context, the development and implementation of technologies adapted to the specific conditions of each region is essential to optimize the different agricultural processes. In this sense, the incorporation of digital technologies in agriculture has given rise to the concept of Agriculture 4.0, which, in recent years, has facilitated the transition of agricultural processes towards the digital environment. This brief review aims to analyze and highlight the main characteristics of digital technologies applied to agriculture, as well as some of their applications reported in the period between 2018 and 2024. Additionally, future challenges for the continuous improvement of agricultural processes by digital technologies are addressed.

Keywords: IoT, precision agriculture, agrotechnology, Machine Learning, Artificial Intelligence.

Resumo. - O setor agrícola enfrenta múltiplos desafios, além de seu papel fundamental no desenvolvimento econômico e na redução da pobreza. Entre esses desafios, destaca-se a necessidade de atender à crescente demanda global por alimentos ao mesmo tempo que enfrenta adversidades como mudanças climáticas, pragas, inundações, incêndios florestais, conflitos políticos e guerras, entre outros fatores. Neste contexto, torna-se imprescindível o desenvolvimento e a implementação de tecnologias adaptadas às condições específicas de cada região para otimizar os diversos processos agrícolas.

Nesse sentido, a incorporação de tecnologias digitais na agricultura deu origem ao conceito de Agricultura 4.0, que nos últimos anos facilitou a transição dos processos agrícolas para o ambiente digital. Esta breve revisão tem como objetivo analisar e destacar as principais características das tecnologias digitais aplicadas à agricultura, bem como algumas das suas aplicações reportadas no período entre 2018 e 2024. Adicionalmente, abordam-se os desafios futuros para a melhoria contínua dos processos agrícolas através do uso de tecnologias digitais.

Palavras-chave: IoT; agricultura de precisão; agrotecnologia; aprendizado de máquina; inteligência artificial.

1. Introducción. - El sector agrícola desempeña un papel esencial a nivel global, ya que satisface las crecientes demandas alimentarias de la humanidad y contribuye significativamente al desarrollo económico y la reducción de la pobreza. En este contexto, mejorar la calidad de vida de las comunidades rurales, particularmente en los países en desarrollo, es fundamental para impulsar el progreso agrícola. Esto requiere la formulación constante de estrategias y políticas adecuadas que integren el desarrollo de tecnologías aplicadas a la agricultura, capaces de abordar las necesidades específicas de cada región. Entre estas tecnologías destacan herramientas como los sistemas de posicionamiento global, dispositivos de distribución de riego, técnicas avanzadas de captura y análisis de datos, redes de sensores, y el uso de drones, entre otras [1].

La aplicación de estas innovaciones tecnológicas trasciende áreas específicas de la agricultura y abarca diversas técnicas de cultivo. Por ejemplo, la hidroponía, que permite el cultivo de plantas mediante soluciones minerales sin necesidad de suelo agrícola [2], o la acuaponía, que integra el cultivo de peces con sistemas hidropónicos para la producción de plantas [3], la agricultura vertical representa una solución innovadora, al cultivar plantas en capas verticales, optimizando el espacio disponible y permitiendo la producción de cosechas durante todo el año en entornos urbanos o interiores. Estas prácticas no solo impulsan la sostenibilidad y la eficiencia, sino que también ofrecen soluciones concretas a los desafíos globales de la seguridad alimentaria.

La agricultura vertical constituye una innovación dentro de un enfoque más amplio conocido como agricultura urbana, definida como el proceso de aprovechar pequeñas áreas para la producción de cultivos, la cría de especies menores e incluso la obtención de productos medicinales [4]. Esta técnica ha sido implementada con éxito, particularmente en países con limitaciones de espacio físico, como Japón y Singapur, ya que ofrece una solución sostenible y eficiente para optimizar la producción agrícola y las diversas etapas de la cadena de suministro de alimentos [5], [6]. Además, al desarrollarse en un entorno controlado, la agricultura vertical minimiza el desperdicio de cultivos ocasionado por condiciones climáticas adversas o plagas imprevistas [7].

La relevancia de esta técnica radica en la integración de tecnologías avanzadas, como sistemas de automatización, almacenamiento de datos y monitoreo en tiempo real, que permiten la medición precisa de variables físicas clave para el cultivo, como temperatura ambiental, presión atmosférica y humedad relativa. Estas herramientas contribuyen significativamente al aumento de la productividad agrícola mediante la adopción de tecnologías emergentes, tales como la Automatización Industrial, Big Data, Computación en la Nube, Ciencia de Datos, Internet de las Cosas (IoT), Inteligencia Artificial (IA) y Aprendizaje Automático, entre otras [8].

Por otro lado, las agrotecnologías, también conocidas como Agricultura 4.0, representan implementaciones tecnológicas que ofrecen un amplio abanico de posibilidades para el desarrollo y seguimiento de proyectos de alto rendimiento en el sector agrícola. Entre las principales ventajas de estas tecnologías se encuentran la optimización del espacio destinado al cultivo, la toma de decisiones informadas basadas en el análisis de datos recolectados mediante redes soportadas por tecnología IoT, y el empleo de Inteligencia Artificial para monitorear el estado de los cultivos a través del análisis de imágenes. Asimismo, estas tecnologías permiten la categorización y predicción de las propiedades del suelo mediante técnicas avanzadas de aprendizaje automático, entre otros beneficios, lo cual permite la mejora constante de los distintos procesos agrícolas [9].

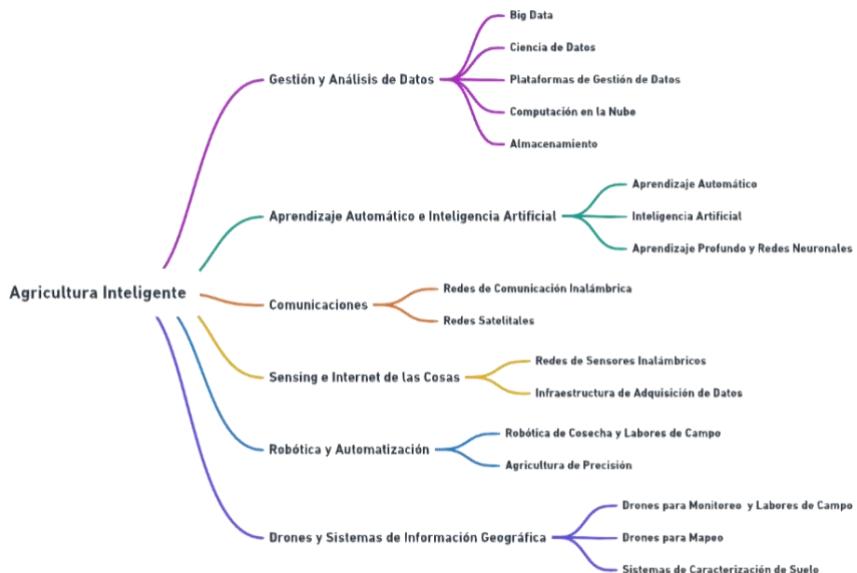


Figura I. Concepto de Agricultura Inteligente. Adaptada de [10].

En la Figura I se observa cómo el concepto de "Agricultura Inteligente" se integra dentro del marco de la Industria 4.0. Este enfoque aprovecha tecnologías emergentes como drones, análisis de datos, Internet de las Cosas (IoT), robótica, entre otras, para optimizar y aumentar la producción agrícola, contribuyendo así de manera eficiente y sostenible a la seguridad alimentaria. Asimismo, estas innovaciones no solo mejoran la productividad agrícola, sino que también generan nuevas oportunidades laborales y fomentan el desarrollo y la investigación en el sector [10].

Por otro lado, la Agricultura 4.0 no se limita únicamente a la producción agrícola directa, sino que también impacta sectores clave relacionados, como el energético, el meteorológico y el hídrico, que influyen directa e indirectamente en el crecimiento de los cultivos [11], [12]. Esto amplía significativamente las posibilidades para desarrollar e implementar aplicaciones basadas en tecnologías emergentes, con un impacto positivo en el crecimiento del sector agrícola. Sumado a ello, en los últimos años, se ha registrado un aumento considerable en la adopción de agrotecnologías a nivel mundial, con la ejecución de numerosos proyectos que han tenido un impacto directo e indirecto en la economía de diversos países [13], [14], [15]. En este contexto, el presente trabajo ofrece una revisión breve de las aplicaciones de tecnologías digitales orientadas a abordar los múltiples desafíos actuales en diversos sectores de la agricultura.

2. Metodología. - Esta investigación se basa en una revisión de alcance con síntesis narrativa sobre la contribución de las tecnologías digitales al desarrollo del sector agrícola. Se buscaron estudios publicados entre 2018 y 2024, en español e inglés, en Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ACM Digital Library, ScienceDirect, SpringerLink y Wiley Online Library; Google Scholar se empleó de forma complementaria para ampliar hallazgos/localizar DOI y ResearchGate no se usó como fuente primaria. Las búsquedas combinaron términos como Agricultura de Precisión, smart/precision agriculture, IoT, Wireless Sensor Network, Agrotechnology y Agriculture 4.0, entre otros. Se emplearon cadenas booleanas con operadores AND/OR y comillas; por ejemplo: ("precision agriculture" OR "smart agriculture" OR "Agricultura de Precisión") AND (IoT OR "wireless sensor network" OR WSN) AND ("machine learning" OR "computer vision" OR "edge computing"), aplicando en todas las bases el filtro temporal 2018–2025. La selección de estudios siguió un flujo de cuatro etapas: (i) identificación de registros, (ii) eliminación de duplicados, (iii) cribado por título y resumen, y (iv) evaluación del texto completo para determinar la inclusión final, registrando los conteos y motivos de exclusión. Criterios de inclusión: trabajos revisados por pares con aplicaciones agrícolas y métricas reportadas. Exclusión: preprints no revisados, literatura gris no verificable, reseñas sin datos, ámbitos no agrícolas y duplicados. La calidad y el riesgo de sesgo se valoraron con una lista de chequeo específica para este estudio. La extracción estandarizada recopiló año, país/región, cultivo/escenario, sensores/datos, tamaño de datos, modelo/goritmo, métricas, baseline, resultados y limitaciones. La síntesis agrupó hallazgos por dominio (riego,

sanidad vegetal, rendimiento, logística) y por tecnología, incluyendo una tabla transversal. Se respetaron licencias al adaptar figuras y se reconocieron limitaciones por sesgos de indexación/idioma y por la heterogeneidad de métricas.

A continuación, se presentan diversas aplicaciones de tecnologías digitales en la agricultura, con sus principales características y su impacto en el desarrollo del sector.

3. Aplicaciones recientes de tecnologías digitales en los procesos agrícolas

3.1. Aprendizaje Automático e Inteligencia Artificial. - Actualmente, la aplicación del Aprendizaje Automático en la agricultura ha experimentado un crecimiento constante, y el desarrollo de estas aplicaciones puede clasificarse en diversas áreas. Una de las clasificaciones más relevantes fue reportada en 2018 por Liakos et al., quienes identificaron cuatro grandes áreas de aplicación del Aprendizaje Automático en la agricultura: manejo de la cosecha, manejo del ganado, manejo del agua y manejo de la tierra [16].

No obstante, las aplicaciones del Aprendizaje Automático y la Inteligencia Artificial se extienden a otros subsectores. En esta sección, se presentan algunas aplicaciones recientes de estas tecnologías orientadas a la Agricultura 4.0. La Figura II ilustra algunas de las técnicas de Aprendizaje Automático (ML por sus siglas en inglés) empleadas para optimizar la agricultura, según lo reportado por [17]. En este estudio, se implementaron ocho modelos de ML en diferentes áreas. Entre ellos, las Redes Neuronales Artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) fueron las más utilizadas para la gestión de cultivos, mientras que las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM, por sus siglas en inglés) destacaron en la gestión del ganado. Además, se emplearon modelos de ML para optimizar el manejo del agua y del suelo, demostrando su versatilidad en el sector agrícola.

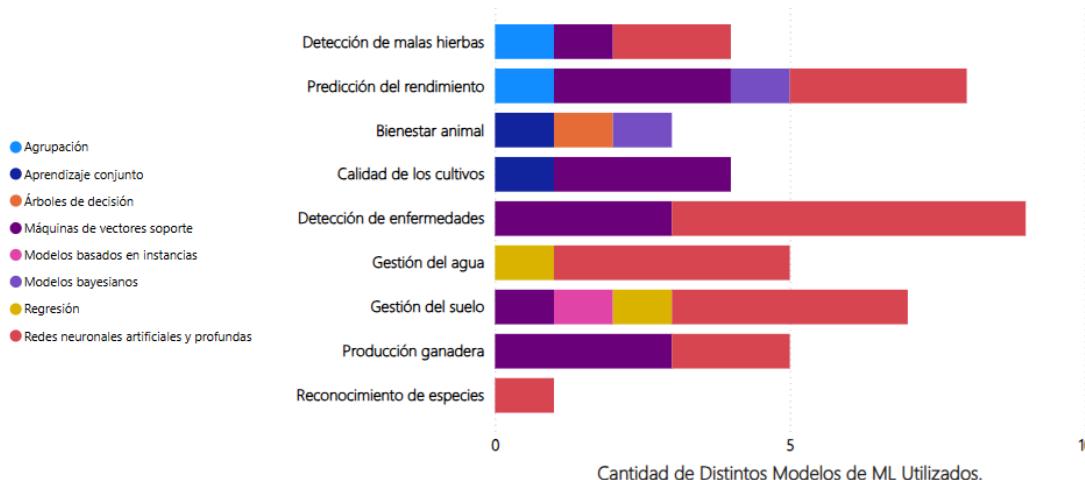


Figura II. Número total de modelos de ML según cada subcategoría, adaptado de [17].

Entre los trabajos destacados en el sector agrícola sobresale el reporte de [18], quienes utilizaron algoritmos basados en Aprendizaje Automático (Machine Learning, ML) para predecir el contenido de materia orgánica y el pH en campos de arroz. En este estudio se aplicaron técnicas como la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR, por sus siglas en inglés), la máquina de vectores de soporte por mínimos cuadrados (LS-SVM), la máquina de aprendizaje extremo (ELM) y el modelo de árboles de decisión Cubista, logrando resultados significativos en términos de precisión en las predicciones. De igual manera, se ha informado sobre el uso de técnicas de ML en el control de plagas en cultivos. Por ejemplo [19] utilizaron métodos basados en aprendizaje automático e imagenología para identificar enfermedades en hojas de plantas de té, consiguiendo mejoras considerables en la detección temprana y precisión diagnóstica. Ese mismo año, Muthoni et al. reportaron en [20] analizaron la variación espaciotemporal en los mapas de rendimiento de cultivos de maíz en países del sur de África, incluyendo Mozambique, Zambia, Malawi y Zimbabue. Este análisis permitió identificar zonas específicas con bajos rendimientos agrícolas, ofreciendo así información valiosa para implementar

estrategias focalizadas de manejo agrícola y mejorar la seguridad alimentaria en la región. De igual forma, en 2021, [21] desarrollaron un modelo de Aprendizaje Profundo para estimar el contenido de clorofila en hojas de tomate. Su trabajo incluyó la recopilación de datos y el diseño de una arquitectura de red neuronal, logrando resultados satisfactorios en su propuesta.

Un año más tarde, Herrera et al. propusieron un modelo basado en técnicas de Machine Learning (ML) para la predicción espacial de sequías en el departamento del Magdalena, Colombia. Este modelo empleó técnicas como Random Forest (RF), que utiliza múltiples árboles de decisión para mejorar la precisión de predicción, y árboles de decisión (Decision Tree Classifier, DTC), que clasifican los datos mediante reglas lógicas simples, facilitando así la identificación precisa de zonas susceptibles a sequías en la región [22].

De igual forma en 2023, Kong et al., reportaron en [23] un modelo predictivo para señales SAR en campos de remolacha azucarera en Noord-Brabant, Países Bajos. Utilizando variables biológicas de cultivo como el índice de área foliar, el peso de la parte superior de la planta y los niveles de humedad del suelo superficial y radicular, implementaron un modelo de Regresión de Bosque Aleatorio junto con un simulador de crecimiento agrícola. Este modelo permitió predecir las observaciones SAR en las bandas co-pol y cross-pol C de Sentinel-1 [23]. Ese mismo año, Ghatrehsamani et al. presentaron una revisión sobre herramientas tecnológicas y métodos basados en Inteligencia Artificial para la gestión de malas hierbas resistentes a herbicidas. Entre las técnicas analizadas se encuentran métodos basados en Aprendizaje Automático (Machine Learning), específicamente Aprendizaje Profundo (Deep Learning) mediante Redes Neuronales Convolucionales (CNN), además de técnicas de clasificación, mapeo e imagenología térmica[24]. Adicionalmente en 2023, Wei et al. propusieron un sistema innovador de monitoreo de seguridad para la producción agrícola, basado en redes de sensores, nube e Inteligencia Artificial. Este sistema superó a los métodos tradicionales en eficiencia, precisión y velocidad. El algoritmo DV-Hop mostró un mejor rendimiento, con una alta tasa de captura de datos, alcanzando un 99% en las pruebas más exigentes, y demostró una notable confiabilidad en la transferencia de datos, velocidad y latencia [25].

Un año más tarde, en un ámbito relacionado, pero centrado en la producción animal, Vieto y Moreno, presentaron una revisión del uso de distintas técnicas de Aprendizaje Automático aplicadas a la mejora de los distintos procesos relacionados con la ganadería. Entre las aplicaciones se encuentran la detección de anemia en cabras y ovejas, detección de enfermedades, y monitoreo de bienestar animal. La revisión comprende el uso de múltiples técnicas de Aprendizaje Automático como algoritmos K-means, Bosques Aleatorios, Modelos Bayesianos, Árboles de Decisión, entre otras [26]. En el contexto agrícola, en 2024, El-Kenawy et al. estudiaron modelos predictivos avanzados para estimar el rendimiento de cultivos de papa mediante algoritmos de aprendizaje automático como K-vecinos más cercanos (K-Nearest Neighbors, KNN), potenciación del gradiente (Gradient Boosting) y potenciación extrema del gradiente (Extreme Gradient Boosting, XGBoost), junto con modelos de aprendizaje profundo como redes neuronales de grafos (Graph Neural Networks, GNN), memoria a largo plazo (Long Short-Term Memory, LSTM) y unidades recurrentes cerradas (Gated Recurrent Units, GRU). El rendimiento de estos modelos se evaluó mediante métricas estadísticas como el error cuadrático medio (Mean Squared Error, MSE), raíz del error cuadrático medio (Root Mean Squared Error, RMSE) y error absoluto medio (Mean Absolute Error, MAE). Los resultados indicaron que las redes neuronales de grafos (GNN) mostraron el mejor desempeño, con un MSE de 0.02363 y un coeficiente de determinación (R^2) de 0.51719, seguidas por las LSTM y GRU. Este desempeño superior sugiere una capacidad significativa de las GNN para capturar patrones complejos en los datos agrícolas, destacando su potencial para mejorar la toma de decisiones y promover prácticas agrícolas más sostenibles en comparación con otros métodos evaluados [27].

En el mismo año, Wang et al. realizaron una revisión exhaustiva sobre la integración de la teledetección y el Aprendizaje Automático en la agricultura de precisión. El estudio destacó que, debido a sus características diversas, los distintos tipos de datos de teledetección tienen un impacto variado en la agricultura de precisión, siendo la teledetección hiperespectral la más utilizada, seguida por el uso de vehículos aéreos no tripulados (Unmanned Aerial Vehicles, UAVs), los cuales presentan un notable potencial en crecimiento. En cuanto a los algoritmos de Aprendizaje Automático, la Máquina de Vectores de Soporte (SVM, por sus siglas en inglés) fue la técnica más empleada, seguida

por el algoritmo de Bosque Aleatorio (Random Forest). Juntos, estos dos métodos representan el 38% de los más utilizados, contribuyendo significativamente al avance de la agricultura de precisión [28].

Estos trabajos evidencian cómo los avances en Aprendizaje Automático e Inteligencia Artificial están transformando los procesos agropecuarios desde diversos enfoques. La implementación de la "Agricultura Inteligente" (Figura I) integra estas tecnologías, permitiendo que, a través del monitoreo constante de los cultivos (Figura II), se generen soluciones basadas en áreas de Inteligencia Artificial, como el Aprendizaje Automático, haciendo posible que mediante los datos se logre optimizar tiempos de producción, mejorar la calidad de los cultivos, incrementando la eficiencia y precisión en la gestión agrícola, a través de soluciones tecnológicas para los desafíos actuales, como la seguridad alimentaria, la escasez de recursos y el cambio climático.

3.2. Uso de Vehículo aéreo no tripulado. - En los últimos años, el uso de drones en el sector agrícola ha experimentado un crecimiento significativo, impulsado por los avances tecnológicos en esta área. Estos dispositivos no tripulados ofrecen una opción económica y eficiente como herramienta de análisis de datos y robot móvil. Entre sus aplicaciones más frecuentes destacan la detección y control de plagas, la vigilancia y el monitoreo de cultivos. La Figura III muestra los resultados reportados por [29], en los que se detalla, en porcentaje, la implementación de vehículos no tripulados en la agricultura de precisión. Asimismo, la Figura III evidencia más de 50 años de investigación sobre el uso de drones en este sector, demostrando una trayectoria de desarrollo tecnológico y el crecimiento continuo de esta tecnología en los procesos agrícolas.

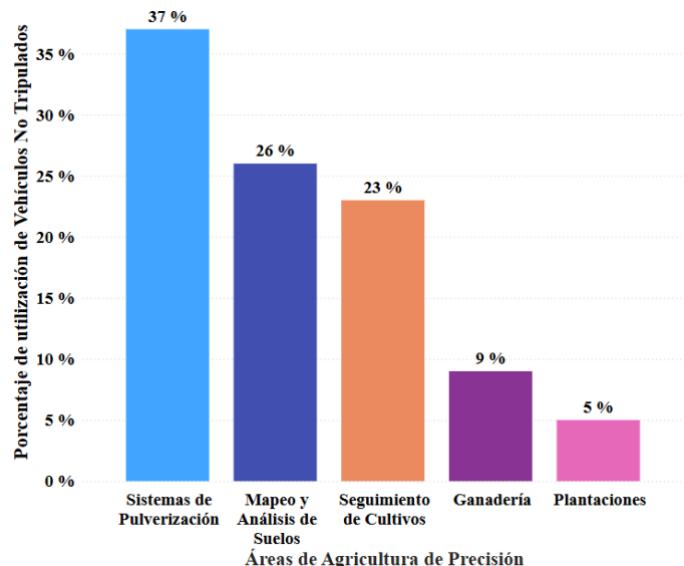


Figura III. Porcentaje de Vehículos no Tripulados en Distintas Áreas de la Agricultura de Precisión, adaptado de [29].

Entre los estudios destacados, podemos mencionar el realizado en 2018, por Dian Bah et al. quienes propusieron un método automático basado en Redes Neuronales Convolucionales con datos no supervisados para la detección de malezas mediante imágenes obtenidas por UAV. Los resultados, comparables al etiquetado supervisado tradicional, mostraron diferencias de precisión del 1.5% en campos de espinacas y del 6% en campos de judías [30]. Un año más tarde, en 2019, Yeom et al. analizaron en [31], los efectos de la labranza sobre la salud de las plantas mediante índices de vegetación calculados a partir de imágenes de drones de alta resolución, encontrando consistentemente índices más altos en campos de labranza cero.

En un desarrollo paralelo, en 2020, Kasper et al. publicaron en [32] un método para cartografiar el estado de las copas de macadamia utilizando imágenes multiespectrales capturadas por UAV y satélites WorldView-3, logrando una precisión de clasificación superior al 98.5%. Ese mismo año, Meng et al. investigaron cómo los parámetros operativos

de UAV influían en la distribución de gotas en árboles frutales, optimizando rutas de vuelo y frecuencia de pulverización para durazneros con diferentes configuraciones [33].

Más adelante, en 2021, Parthasarathy et al. revisaron técnicas avanzadas de vigilancia y gestión de plagas mediante UAV, destacando la integración de tecnologías aéreas, satelitales y de teledetección para la detección temprana de enfermedades en cultivos [34]. Poco después, en 2022, Vélez et al. emplearon drones Phantom 4 y cámaras RGB para crear una base de datos confiable de agricultura de precisión en cultivos de pistacho, utilizando mapeo de ortomosaicos y rutas de vuelo optimizadas [35].

Luego, en 2023, Singh y Sharma desarrollaron un sistema que combina dispositivos IoT y drones multirrotor para vigilancia y fumigación, optimizando rutas de vuelo y mejorando la eficiencia de redes de sensores integradas [36]. Además, ese mismo año, Chin et al. llevaron a cabo una revisión sistemática sobre el uso de drones para la detección de enfermedades en plantas. Identificaron que el tizón es la enfermedad más comúnmente estudiada, el hongo el patógeno más relevante, y las imágenes en color infrarrojo (CIR) las más utilizadas para tareas de clasificación en Aprendizaje Automático [37].

Posteriormente en 2024, García-Gil et al. propusieron un método eficiente en términos de energía para el despliegue y migración de microservicios en redes de UAV, utilizando un modelo de Programación Lineal Entera Mixta (MILP). Este enfoque optimiza la duración de las baterías distribuyendo equitativamente la carga de trabajo entre los UAV, lo que maximiza el tiempo de vuelo y minimiza el consumo de batería. Al descomponer las aplicaciones IoT en microservicios, cada UAV es capaz de gestionar servicios específicos, superando las limitadas capacidades computacionales y de batería. El modelo MILP también facilita la migración de microservicios para reducir el consumo energético, extendiendo así la vida útil del servicio. Este enfoque aprovecha las redes de UAV para ofrecer soluciones efectivas en aplicaciones como la gestión ganadera [38]. Ese mismo año, Guebsi et al. y Hawashin et al. realizaron revisiones significativas sobre el uso de tecnologías avanzadas en los sistemas UAV y su impacto en sectores como la agricultura de precisión. Guebsi et al. abordaron los avances en plataformas aéreas, sensores multiespectrales e hiperespectrales, y sistemas de navegación, destacando aplicaciones clave como el monitoreo de cultivos y la siembra asistida por drones. Además, subrayaron los desafíos regulatorios, tecnológicos y económicos, resaltando la necesidad de estandarizar las regulaciones para vuelos BVLOS (Beyond Visual Line Of Sight) y mejorar el acceso económico para los pequeños agricultores, al tiempo que proponían oportunidades de investigación futura, como el uso de enjambres de drones. Por su parte, Hawashin et al. exploraron el potencial de la tecnología Blockchain en los sistemas UAV, destacando su capacidad para mejorar la trazabilidad de los datos en las cadenas de suministro y optimizar la gestión de las operaciones de vuelo, lo que mejora la eficiencia operativa y la integridad de los datos. También subrayaron cómo Blockchain puede potenciar la transparencia, el control de acceso y el rendimiento de los sistemas UAV, identificando retos como la descentralización y proponiendo áreas para futuras investigaciones. Ambas revisiones resaltan el impacto transformador de estas tecnologías y las oportunidades de investigación para avanzar en la sostenibilidad y eficiencia de las operaciones en agricultura de precisión [39], [40].

Estos estudios destacan el papel transformador de los drones y las tecnologías emergentes en la agricultura y ganadería, posicionándolos como herramientas esenciales para enfrentar desafíos críticos como la sostenibilidad, la eficiencia y la seguridad alimentaria a nivel global. Su implementación reduce costos operativos, optimiza el uso de recursos naturales, como agua y fertilizantes, y adicionalmente minimiza el impacto ambiental al reducir el uso de agroquímicos. Además, estas tecnologías permiten un monitoreo en tiempo real, favorecen la detección temprana de plagas y enfermedades, y mejoran la toma de decisiones informadas, lo que se traduce en un mayor control sobre los cultivos y una gestión más eficiente de los procesos agrícolas.

3.3 Big Data. - El Big Data en la agricultura abarca la gestión de datos estructurados, semiestructurados y no estructurados, provenientes de diversas fuentes como repositorios, hojas de cálculo, imágenes satelitales, videos y encuestas. Su objetivo principal es mejorar los procesos agrícolas mediante la toma de decisiones informadas, optimizando el crecimiento de los cultivos, reduciendo costos y fomentando cadenas de suministro sostenibles

respaldadas por tecnologías digitales y análisis de datos [41]. En este contexto, múltiples organizaciones como CGIAR y el Instituto Internacional de Investigación sobre Políticas Alimentarias (IFPRI) han procesado grandes volúmenes de datos para desarrollar plataformas de Big Data destinadas a mejorar la investigación agrícola a nivel internacional [42]. De igual forma, la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) implementó, durante la pandemia de COVID-19, una herramienta para recopilar información en tiempo real sobre agricultura y cadenas de suministro, facilitando la adopción de medidas específicas en cada país [43]. Estos esfuerzos han impulsado el aumento de aplicaciones relacionadas con la integración del Big Data en los procesos agrícolas.

Entre las aplicaciones destacadas, se encuentra la reportada por Zhang y Liu en 2019, quienes desarrollaron un sistema basado en Internet de las Cosas (IoT) para la adquisición de datos agrícolas, utilizando sensores, imágenes y datos meteorológicos transmitidos mediante GPRS y redes 3G. Su modelo mostró una precisión superior al 99% en la predicción de datos agrícolas [44]. Un año después, [45] exploraron el uso de Big Data y Aprendizaje Profundo para la detección de enfermedades en cultivos, logrando una precisión del 72% en la identificación de hojas infectadas, destacando la importancia de la detección temprana en la Agricultura Inteligente. Por otra parte, en 2021, Lokhande et al. demostraron cómo el Análisis de Datos y la Minería de Datos pueden mejorar la producción de cultivos en India, utilizando técnicas de preprocesamiento, Árboles de Decisión y Regresiones Lineales para obtener predicciones de rendimiento agrícola con resultados satisfactorios. Los resultados mostraron un coeficiente de determinación (R^2) de 0.658, indicando que el modelo explicó aproximadamente el 66% de la variabilidad en la producción del cultivo. Además, el estudio sugirió que la precisión de las predicciones podría aumentar aún más al incrementar la cantidad y variedad de los datos analizados, subrayando así el potencial del Big Data para mejorar significativamente las decisiones agrícolas y aumentar la productividad [46]. Posteriormente, en 2022, Li et al. analizaron cómo el Big Data puede transformar la toma de decisiones organizacionales, mostrando mejoras significativas en la calidad de las decisiones gracias a las capacidades avanzadas de análisis de datos [47]. En el contexto agrícola, esta capacidad analítica permite gestionar grandes volúmenes de información provenientes de diversas fuentes, tales como sensores, imágenes satelitales y registros históricos, facilitando decisiones más informadas sobre el manejo eficiente de recursos, optimización de cosechas, prevención de enfermedades y plagas, así como la planificación estratégica del cultivo. En la misma línea, Ouafiq et al. propusieron SFOBA, una arquitectura de Big Data orientada a la Agricultura Inteligente, que combina IoT y sistemas basados en conocimiento para garantizar la resiliencia a largo plazo, monitorear la calidad de los datos y transformar requisitos comerciales en soluciones analíticas significativas [48]. Un año más tarde en 2023, Ngo et al. propusieron los Registros Electrónicos Agrícolas (EAR), un sistema que integra datos agrícolas mediante tecnologías como Elasticsearch y Hive, ofreciendo recomendaciones precisas para la gestión de fertilizantes en diversos entornos [49]. Ese mismo año, Wu et al. presentaron un estudio sobre la integración de operaciones de maquinaria agrícola con Big Data, promoviendo decisiones más científicas y eficientes en la gestión de maquinaria para modernizar la producción agrícola [50]. Luego en 2024, Rana et al. emplearon Apache Spark para predecir los precios de la espinaca en Pakistán durante el periodo de 2007 a 2022, evaluando diversos modelos como ARIMA, Random Forest y LSTM. El modelo LSTM destacó por su capacidad para identificar patrones temporales complejos con alta precisión, superando a los demás modelos evaluados. El estudio resalta que la integración de fuentes de datos adicionales, como información climática y análisis de sentimientos del mercado, podría optimizar la precisión de las predicciones y ofrecer una visión más completa de los factores que influyen en los precios agrícolas [51]. Por otro lado, Stephen et al. analizaron cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Convolucionales preentrenadas para el monitoreo de la salud de las plantas de algodón: ResNet18, GoogLeNet, InceptionV3 y MobileNetV3 Large. En donde el modelo MobileNetV3 Large obtuvo el mejor desempeño, con una exactitud del 93.9%, una especificidad del 96.12% y una precisión del 97.48%, utilizando imágenes en tiempo real obtenidas a través de una aplicación Android en áreas agrícolas de la India, logrando clasificar 11 regiones de la planta de algodón y ofrecer información sobre la cosecha y el rendimiento [52]. Del mismo modo, en 2024, Giannakopoulos et al. realizaron la relación entre los índices agroeconómicos y la analítica de marketing digital en empresas agrícolas, utilizando análisis de regresión, correlación y modelos de redes neuronales, demostrando una relación entre dichos índices y distintas métricas de marketing digital [53].

En conjunto, estos estudios reflejan una tendencia emergente hacia la aplicación del Big Data en la agricultura, con un impacto significativo en la toma de decisiones, la optimización de la gestión de datos y la modernización de la

producción. Adicionalmente los estudios resaltan la importancia del análisis de Big Data junto con la integración de diversas tecnologías para enfrentar los retos del sector agrícola y fomentar su desarrollo sostenible.

3.4 Cloud Computing y Cloud Storage. - La computación en la nube, definida como el almacenamiento y acceso a datos y programas a través de Internet, se ha convertido en un componente clave para la modernización de la agricultura. Este modelo permite a los usuarios acceder a archivos y aplicaciones desde cualquier dispositivo conectado a Internet, proporcionando flexibilidad y conveniencia [54]. En el ámbito agrícola, el modelo Cloud-Fog-Edge ha sido propuesto como una arquitectura integrada para la Agricultura Inteligente. Este enfoque utiliza la capa Cloud para almacenar y analizar datos a gran escala, cargar algoritmos en nodos Fog y realizar copias de seguridad. La capa Fog, instalada localmente, procesa datos en tiempo real para tomar decisiones inmediatas, mientras que la capa Edge recolecta y transfiere datos a las capas superiores. Aunque estas tecnologías presentan ventajas significativas, también enfrentan desafíos en su implementación y desarrollo futuro [55].

Entre las aplicaciones más relevantes de la computación en la nube a la agricultura, en 2019 Li et al. desarrollaron un sistema de monitoreo basado en IoT con un esquema de almacenamiento híbrido que integra bases de datos NoSQL, DynamoDB, Oracle y Amazon S3. Este sistema mejoró el rendimiento y la escalabilidad en la gestión de datos agrícolas [56]. Ese mismo año, otro estudio de Li et al. exploró el uso de robots móviles para monitorear invernaderos, utilizando computación en la nube para calcular rutas de movimiento optimizadas [57]. Posteriormente, en 2020, Paludo et al. implementaron el algoritmo Simple Non-Iterative Clustering (SNIC) y un modelo de aprendizaje supervisado Naive Bayes para mapear cultivos de maíz y soya en Brasil. El sistema propuesto basado en la nube logró altos niveles de precisión en la identificación de áreas cultivadas [58]. Adicionalmente, Hsu et al. reportaron el uso de Cloud Fog Computing para analizar datos de grandes extensiones agrícolas, optimizando la supervisión de cultivos y el manejo de plagas en áreas con recursos limitados de red [59].

Un año más tarde, Phasinam et al. diseñaron un sistema de riego inteligente basado en IoT, con análisis de datos en la nube para proporcionar a los agricultores información precisa sobre la humedad del suelo y el ambiente [60]. De igual forma, en 2021, Idoje et al. presentaron una visión general de las tecnologías utilizadas en la Agricultura 4.0 (A4.0), incluyendo aplicaciones en la producción de cultivos y animales, así como en la gestión postcosecha [61]. Por otro lado, Islam et al. exploraron casos de uso de IoT y UAVs en la Agricultura Inteligente, destacando sus ventajas en la supervisión y manejo de cultivos [62]. Luego, en 2022, Kheir et al. reportaron un sistema basado en la nube para optimizar estrategias de fertilización y manejo del suelo, utilizando algoritmos de reconocimiento de patrones en una base de conocimiento [63].

Posteriormente, en 2023, se presentaron varias aplicaciones como:

- Utilización de imágenes multiespectrales procesadas en Google Earth Engine para predecir propiedades del suelo en el Valle del Mantaro, Perú, logrando modelos adaptativos de monitoreo de suelos [64].
- Calibración de un sistema inteligente para medir evapotranspiración de referencia (ET₀) y controlar riego mediante IoT, demostrando alta precisión en sus mediciones [65].
- Desarrollo de una red de sensores inalámbricos basada en IoT y LoRa (Long Range, tecnología inalámbrica de largo alcance y bajo consumo energético) integrados con controladores lógicos programables (PLC) para gestionar múltiples procesos agrícolas con bajo costo y consumo energético [66].

Seguidamente en 2024, se desarrollaron diversos sistemas innovadores, tal es el caso de Morchid et al. e Ivanochko et al. quienes presentaron soluciones de Agricultura Inteligente que utilizan IoT y computación en la nube para potenciar la sostenibilidad y eficiencia en el sector agrícola. El sistema propuesto por Morchid et al. se centra en un riego inteligente que optimiza el consumo de agua mediante sensores y monitoreo en tiempo real, complementado con alertas por correo electrónico para facilitar la gestión del recurso hídrico [67]. Por otro lado, Ivanochko et al. desarrollaron una aplicación para Android que permite a los agricultores supervisar las condiciones de sus cultivos y ganado, enfocándose especialmente en el control de la humedad [68]. Adicionalmente ese mismo año Lee et al. reportaron un modelo de

clasificación de imágenes utilizando Redes Neuronales para Agricultura Inteligente, optimizado para dispositivos de computación en la nube, logrando predecir el estado de salud de las plantas, mejorando la eficiencia y reduciendo costos al utilizar Fog-computing [69].

Estos estudios reflejan cómo la computación en la nube y sus tecnologías asociadas están transformando la agricultura por medio de la optimización de procesos agrícolas, la mejora en la toma de decisiones basada en datos, y el incremento de la eficiencia en la gestión de recursos. A través de soluciones innovadoras como el almacenamiento y análisis de datos en tiempo real, la integración de IoT, la implementación de modelos predictivos y el monitoreo remoto.

3.5 Redes de Sensores Inalámbricos (WSN). - Las Redes de Sensores Inalámbricos (WSN, por sus siglas en inglés) han ganado popularidad como herramientas esenciales para la monitorización y recopilación de datos en lugares remotos o de difícil acceso. Estas redes están compuestas por nodos sensores que se comunican de manera inalámbrica para recolectar información del entorno y transmitirla de manera eficiente para evaluar su desempeño y efectividad, los investigadores recurren a herramientas y simuladores específicos, que facilitan el análisis y optimización de las WSN en diversas aplicaciones [70].

La Tabla I presenta un resumen de las principales aplicaciones de las Redes de Sensores Inalámbricos en la agricultura durante los últimos cinco años, evidenciando su impacto en áreas clave del sector.

Año	Resumen	Ref.
2019	Desarrollaron un sistema de alimentación inteligente para cerdos utilizando sensores y tecnología de decisión que permite identificar y alimentar a cada cerdo de manera precisa y remota.	[71]
2019	Investigaron la maximización de la vida útil de redes WSN mediante la captación de energía solar.	
2019	La simulación mostró que la vida útil de la red se extendió significativamente, de 5,75 días a 115,75 días, con un ciclo de trabajo del 25% o más.	[72]
2020	Resaltaron la importancia de la agricultura en Afganistán y propusieron el uso de técnicas de Agricultura Inteligente basadas en IoT para mejorar la eficiencia y gestión agrícola.	[73]
2020	Utilizaron sensores inalámbricos en invernaderos con la tecnología LoRaWan para transmitir datos a largas distancias con bajo consumo de energía, destacando la importancia de la temperatura y humedad para mediciones precisas.	[74]
2021	Implementaron un sistema de agricultura inteligente para el monitoreo de campos de maíz utilizando IoT, sensores y drones, eliminando la necesidad de comunicación a larga distancia entre sensores.	[75]
2021	Presentaron un sistema de monitoreo climático basado en IoT con sensores de temperatura, humedad y niveles de gas, conectados a una placa Arduino, demostrando su efectividad en el monitoreo de varios parámetros del aire.	[76]
2022	Revisaron estudios y tecnologías relacionadas con la agricultura de precisión, destacando sus beneficios en la mejora del rendimiento de cultivos, la eficiencia de recursos y la toma de decisiones en agricultura.	[77]
2023	Crearon una red de redes de sensores inalámbricos (WSN) y dispositivos de bajo costo como el ESP8266 y Arduino para la monitorización continua de la salud de las vacas lecheras, permitiendo a los ganaderos rastrear de manera remota los signos vitales a través de aplicaciones móviles.	[78]
2023	Implementaron un protocolo de autenticación de tres factores para redes inalámbricas en campos agrícolas, mejorando la seguridad y privacidad mediante técnicas fotográficas.	[79]
2023	Diseñaron una red de sensores inalámbricos para invernaderos basada en el protocolo Zigbee mejorado (EMP-ZBR), que mostró menor latencia, alta tasa de entrega de paquetes y baja sobrecarga de control, mejorando el rendimiento del sistema de monitoreo agrícola.	[80]

2024	Reportaron un protocolo de enrutamiento seguro y optimizado para redes WSN en agricultura inteligente, integrando Blockchain y utilizando Mapas Cognitivos Difusos Distribuidos (DFCM) para la selección de Cabezas de Clúster (CHs), con el fin de equilibrar el consumo energético de la red. [81]
2024	Señalaron algunos de los principales desafíos actuales de las redes WSN en la agricultura, proponiendo soluciones innovadoras para optimizar la eficiencia energética y mejorar el rendimiento de estos sistemas, utilizando técnicas como la recolección de energía y protocolos inalámbricos. [82]
2024	Introdujeron un sistema para clasificar comportamientos en ganado usando Redes de Sensores Inalámbricos (WSN), con configuraciones óptima y restringida, mejorando el rendimiento en un 9% y 6% respectivamente y alcanzó una precisión superior al 70% en distintas actividades como caminar, pastar y descansar, destacándose por sus innovaciones en configuraciones y ahorro energético. [83]

Tabla I. Aplicaciones de redes de sensores inalámbricos en la agricultura.

Como se muestra en la Tabla I, las Redes de Sensores Inalámbricos han experimentado un crecimiento significativo en términos de velocidad y cobertura. Este avance resalta la importancia de continuar investigando y desarrollando esta tecnología para asegurar que, en el futuro, las redes sean más eficientes y puedan cubrir las demandas cada vez mayores de los usuarios. Asimismo, es crucial garantizar su adaptabilidad a distintos entornos y desafíos, mejorando tanto su rendimiento como su eficiencia energética. Además, al combinar las redes de sensores inalámbricos con tecnologías emergentes, como el Internet de las Cosas (IoT), la Inteligencia Artificial y el Blockchain, permitirá ampliar sus aplicaciones. Esta sinergia puede contribuir al desarrollo de una agricultura más sostenible y a una gestión más eficiente de los recursos naturales.

3.6 IoT. - La incorporación de tecnologías digitales en los sistemas de producción agrícola ha impulsado significativamente el desarrollo del sector, facilitando la creación de cadenas digitales y alimentarias más funcionales y eficientes. Estas herramientas no solo simplifican el acceso y la distribución de información, sino que también promueven la investigación, el desarrollo, la innovación y la transferencia tecnológica en el ámbito agrícola. Al aprovechar estas tecnologías, los agricultores pueden obtener datos en tiempo real, mejorar la gestión de sus recursos, optimizar las prácticas de cultivo y aumentar la productividad, lo que contribuye al desarrollo sostenible de la agricultura y a fortalecer la seguridad alimentaria [84].



Figura IV. Arquitectura de sistema de agricultura inteligente. Adaptada de [78], [85].

Tal como se muestra en la Figura IV, la arquitectura de los sistemas basados en IoT está conformada por varias secciones fundamentales. En primer lugar, la capa de adquisición de datos utiliza redes de sensores y actuadores para capturar información directamente del entorno físico. Posteriormente, la capa de computación en la niebla se encarga del procesamiento inicial y la organización local de estos datos, preparando la información para un análisis más profundo. Además, la puerta de enlace de comunicaciones facilita la transferencia eficiente de los datos entre los dispositivos y la infraestructura en la nube, empleando distintos medios de comunicación como satélites, fibra óptica y microondas. Finalmente, la capa de computación en la nube ofrece servicios avanzados de almacenamiento, análisis detallado y visualización mediante aplicaciones web. Finalmente, la sección de almacenamiento y computación en la nube permite guardar los datos recopilados y procesarlos para facilitar su acceso y análisis en el futuro. Esta arquitectura posibilita una gestión eficiente y optimizada de la información, facilitando la toma de decisiones en tiempo real e impulsando la productividad en aplicaciones agrícolas, motivo por el cual los sistemas IoT han experimentado una adopción creciente en el sector agrícola, como lo destacan diversos autores [86], [87]. En ese sentido, la Tabla II presenta un resumen de las aplicaciones de IoT recientemente desarrolladas en la agricultura.

Año	Resumen	Ref.
2018	Presentaron una plataforma para gestionar información sobre cultivos agrícolas recopilada mediante UAV multirrotor, utilizando el framework Django para recoger información de los cultivos y la posición de los UAV en tiempo real.	[88]
2019	Propusieron el uso de programadores de riego automatizados de bajo costo con Arduino, basados en mediciones del aire y el sustrato para asegurar el crecimiento óptimo de las plantas y el uso eficiente del agua.	[89]
2020	Investigaron los protocolos de mensajería IoT más utilizados en aplicaciones de agricultura inteligente, identificando y evaluando siete protocolos (MQTT, CoAP, XMPP, AMQP, DDS, REST-HTTP y WebSocket) según sus indicadores de rendimiento.	[90]
2021	Plantearon un sistema basado en IoT para la agricultura urbana que determina la necesidad de riego según la condición del terreno y parámetros como temperatura y humedad, permitiendo el monitoreo y control remoto.	[91]
2021	Implementaron un sistema de acuaponía adaptable mediante la integración de tecnologías digitales y Aprendizaje Automático, presentando resultados empíricos sobre la eficacia de enfoques basados en datos para la toma de decisiones.	[92]
2022	Reportaron una estrategia innovadora de optimización con tecnología Blockchain para invernaderos, que incluye predicción, optimización y control. Usaron el algoritmo de filtro de Kalman para anticipar datos de los sensores del invernadero durante la fase de predicción.	[93]
2022	Propusieron un sistema de predicción de plagas basado en lógica difusa que puede predecir y prevenir plagas potenciales, determinando la relación entre temperatura, humedad, precipitaciones y la reproducción de plagas en cultivos de arroz y mijo.	[94]
2022	Diseñaron una WSN con nodos de sensores de bajo costo y consumo energético, alimentados por paneles fotovoltaicos, capaces de recolectar datos sobre condiciones ambientales y parámetros del suelo.	[95]

2023	Propusieron el uso de Inteligencia Artificial (IA) e Internet de las Cosas (IoT) para analizar y comprender áreas de la vida contemporánea, especialmente en la cría de ganado, con el objetivo de mejorar la comprensión del comportamiento animal, gestionar enfermedades y optimizar las decisiones económicas de los agricultores.	[96]
2023	Estudiaron el uso de energía solar para desarrollar un sistema de bombas de agua para el riego agrícola, utilizando un sensor de flujo de agua controlado por NodeMCU ESP8266 y mostrando los datos en la aplicación Blynk.	[97]
2023	Desarrollaron un sistema inteligente de monitoreo forestal basado en IoT que previene accidentes al identificar cambios ambientales y reducir riesgos con una alta precisión 99.2%. Además, el sistema muestra un gran potencial para mejorar la seguridad contra incendios en otros contextos, como industrias y parques.	[98]
2024	Presentaron una plataforma de detección de plagas basada en IoT que integra una trampa inteligente para insectos y un clasificador CNN, alcanzando una precisión del 97.5% y un recall del 98.92%, superando a otros modelos de ML y Aprendizaje Profundo (DL) empleados en la clasificación de plagas y el monitoreo agrícola.	[99]
2024	Reportaron un sistema IoT impulsado por Raspberry Pi, que automatiza la supervisión y gestión del riego, la temperatura, la humedad y la iluminación, mediante una aplicación móvil, validando su eficacia en el desarrollo de plantas, destacando su potencial en la agricultura actual.	[100]

Tabla II. Aplicaciones recientes del Internet de las Cosas (IoT) en la agricultura.

Como se observa en la Tabla II, estas aplicaciones basadas en diversas tecnologías digitales han logrado responder eficazmente a las distintas demandas del sector agrícola. Su implementación ha facilitado tanto la adquisición de datos para su posterior análisis como el desarrollo de sistemas automatizados para procesos clave, como la gestión del riego, el monitoreo de cultivos y la detección temprana de plagas. Además, estas innovaciones promueven una agricultura más sostenible al reducir el desperdicio de recursos y aumentar la productividad. Adicionalmente la expansión de sistemas basados en el Internet de las Cosas (IoT) ha evidenciado la necesidad de seguir integrando nuevos dispositivos y tecnologías, ya que todo está interconectado y funciona en sinergia. Esta interconexión permite una mayor eficiencia y precisión en la toma de decisiones, lo que se traduce en una optimización de los recursos y una mejora continua en los procesos agrícolas.

4. Conclusiones. - Este estudio, fundamentado en una revisión breve de investigaciones científicas recientes, examina el impacto de las distintas tecnologías digitales como el Internet de las Cosas, Big Data, la Computación en la Nube, la Inteligencia Artificial, los drones y el Aprendizaje Automático, en los múltiples procesos de la agricultura moderna, incluyendo el mapeo digital de suelos, la detección temprana de enfermedades en cultivos, la optimización del riego, la planificación agrícola y la gestión eficiente de recursos. La revisión resalta como estos avances han sido fundamentales para generar un modelo agrícola más eficiente y sostenible, capaz de abordar la serie de desafíos globales existentes como el cambio climático, la seguridad alimentaria y el aumento de la demanda de alimentos.

Del mismo modo, la revisión destaca, mediante el reporte de distintas aplicaciones, el rol crucial de la Inteligencia Artificial y el Aprendizaje Automático en la optimización de recursos críticos, como cultivos, ganado, agua y suelos, a través de modelos avanzados como Redes Neuronales y Máquinas de Soporte Vectorial. Así mismo, la incorporación de drones y tecnologías de percepción remota ha mejorado significativamente la precisión en el monitoreo y la rápida detección de situaciones para la temprana toma de decisiones, particularmente en extensas áreas agrícolas. Por su parte,

las redes de sensores inalámbricos y el IoT han optimizado la recopilación y uso eficiente de datos agrícolas, mientras que la integración de Big Data y la Computación en la Nube ha robustecido los procesos de toma de decisiones basados en el análisis de datos. Sin embargo, este informe está limitado por la ventana temporal 2018-2024, el lenguaje e indexación de las posibles partes y la heterogeneidad de las mediciones que evitan el metaanálisis comparable; Además, la aprobación a corto plazo se domina brevemente y hay poca repetición abierta. Estos siguen siendo desafíos con escalabilidad, compatibilidad y disponibilidad, lo que enfatiza la necesidad de una investigación continua, marcos legislativos claros y programas de capacitación de adopción. En el futuro, es aconsejable estandarizar las mediciones y las líneas base, publicar datos y código y validar en una escala. También debe estudiar Edge/TinyML, aprendizaje federal, fusión multimodal y gestión de datos/datos ciberneticos. La evaluación, la sostenibilidad (accidente cerebrovascular) y la aceptación socioeconómica de los beneficios de costos serán la clave para facilitar la implementación real. A pesar de las restricciones, el equilibrio es positivo: el impacto económico y operativo observado muestra que el éxito a largo plazo depende de la cooperación efectiva entre los participantes públicos, privados y académicos para consolidar el modelo agrícola flexible y prepararse para desafíos futuros.

References

- [1] J. Paneque-Gálvez, M. K. McCall, B. M. Napoletano, S. A. Wich, y L. P. Koh, “Small drones for community-based forest monitoring: An assessment of their feasibility and potential in tropical areas”, *Forests*, vol. 5, núm. 6, pp. 1481–1507, 2014, doi: 10.3390/F5061481.
- [2] Aema, “TECNICAS HIDROPONICAS - AEMA Hispanica”. Consultado: el 12 de julio de 2022. [En línea]. Disponible en: <https://aemahispanica.com/actualidad/tecnicas-hidroponicas/>
- [3] C. Saavedra-Gualtero, A. Cárdenas-Forero, y F. Freyle-Corro, “Implementación de un sistema de acuaponía sustentable modular. DImplementation of a modular sustainable aquaponics system”.
- [4] T. Van Gerrewey, N. Boon, y D. Geelen, “Vertical Farming: The Only Way Is Up?”, *Agronomy*, vol. 12, núm. 1, p. 2, dic. 2021, doi: 10.3390/agronomy12010002.
- [5] Olabimpe Banke Akintuyi, “Vertical farming in urban environments: A review of architectural integration and food security”, *Open Access Research Journal of Biology and Pharmacy*, vol. 10, núm. 2, pp. 114–126, abr. 2024, doi: 10.53022/oarjbp.2024.10.2.0017.
- [6] M. H. M. Saad, N. M. Hamdan, y M. R. Sarker, “State of the Art of Urban Smart Vertical Farming Automation System: Advanced Topologies, Issues and Recommendations”, *Electronics (Basel)*, vol. 10, núm. 12, p. 1422, jun. 2021, doi: 10.3390/electronics10121422.
- [7] S. Oh y C. Lu, “Vertical farming - smart urban agriculture for enhancing resilience and sustainability in food security”, *J Hortic Sci Biotechnol*, vol. 98, núm. 2, pp. 133–140, mar. 2023, doi: 10.1080/14620316.2022.2141666.
- [8] N. Elbeheiry y R. S. Balog, “Technologies Driving the Shift to Smart Farming: A Review”, *IEEE Sens J*, vol. 23, núm. 3, pp. 1752–1769, feb. 2023, doi: 10.1109/JSEN.2022.3225183.
- [9] G. Mohyuddin, M. A. Khan, A. Haseeb, S. Mahpara, M. Waseem, y A. M. Saleh, “Evaluation of Machine Learning approaches for precision Farming in Smart Agriculture System - A comprehensive Review”, *IEEE Access*, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3390581.
- [10] R. Abbasi, P. Martinez, y R. Ahmad, “The digitization of agricultural industry – a systematic literature review on agriculture 4.0”, 2022. doi: 10.1016/j.atech.2022.100042.
- [11] C. Yang, X. Ji, C. Cheng, S. Liao, B. Obuobi, y Y. Zhang, “Digital economy empowers sustainable agriculture: Implications for farmers’ adoption of ecological agricultural technologies”, *Ecol Indic*, vol. 159, p. 111723, feb. 2024, doi: 10.1016/J.ECOLIND.2024.111723.
- [12] B. Petrović, R. Bumbálek, T. Zoubek, R. Kuneš, L. Smutný, y P. Bartoš, “Application of precision agriculture technologies in Central Europe-review”, *J Agric Food Res*, vol. 15, p. 101048, mar. 2024, doi: 10.1016/J.JAFR.2024.101048.
- [13] R. Zulfikhar, A. Z. A. Alaydrus, S. Sutiharni, A. Nanjar, y H. Hartati, “Utilization of Smart Agricultural Technology to Improve Resource Efficiency in Agro-industry”, *West Science Agro*, vol. 2, núm. 01, pp. 28–34, feb. 2024, doi: 10.58812/WSA.V2I01.656.

- [14] P. Chetri, U. Sharma, y P. Vigneswara Ilavarasan, “Weather information, farm-level climate adaptation and farmers’ adaptive capacity: Examining the role of information and communication technologies”, *Environ Sci Policy*, vol. 151, p. 103630, ene. 2024, doi: 10.1016/J.ENVSCI.2023.103630.
- [15] I. A. Lakhia et al., “A Review of Precision Irrigation Water-Saving Technology under Changing Climate for Enhancing Water Use Efficiency, Crop Yield, and Environmental Footprints”, *Agriculture* 2024, Vol. 14, Page 1141, vol. 14, núm. 7, p. 1141, jul. 2024, doi: 10.3390/AGRICULTURE14071141.
- [16] K. G. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson, y D. Bochtis, “Machine learning in agriculture: A review”, *Sensors* (Switzerland), vol. 18, núm. 8, ago. 2018, doi: 10.3390/S18082674.
- [17] A. Cravero, S. Pardo, S. Sepúlveda, y L. Muñoz, “Challenges to Use Machine Learning in Agricultural Big Data: A Systematic Literature Review”, *Agronomy*, vol. 12, núm. 3, p. 748, mar. 2022, doi: 10.3390/agronomy12030748.
- [18] M. Yang, D. Xu, S. Chen, H. Li, y Z. Shi, “Evaluation of machine learning approaches to predict soil organic matter and pH using vis-NIR spectra”, *Sensors* (Switzerland), vol. 19, núm. 2, ene. 2019, doi: 10.3390/S19020263.
- [19] G. Yashodha y D. Shalini, “An integrated approach for predicting and broadcasting tea leaf disease at early stage using IoT with machine learning – A review”, *Mater Today Proc*, vol. 37, núm. Part 2, pp. 484–488, ene. 2021, doi: 10.1016/J.MATPR.2020.05.458.
- [20] F. Muthoni, C. Thierfelder, B. Mudereri, J. Manda, M. Bekunda, y I. Hoeschle-Zeledon, “Machine learning model accurately predict maize grain yields in conservation agriculture systems in Southern Africa”, 2021 9th International Conference on Agro-Geoinformatics, *Agro-Geoinformatics 2021*, jul. 2021, doi: 10.1109/AGRO-GEOINFORMATICS50104.2021.9530335.
- [21] M. I. Khoshrou, P. Zarafshan, M. Dehghani, G. Chegini, A. Arabhosseini, y B. Zakeri, “Deep Learning Prediction of Chlorophyll Content in Tomato Leaves”, 9th RSI International Conference on Robotics and Mechatronics, *ICRoM 2021*, pp. 580–585, 2021, doi: 10.1109/ICROM54204.2021.9663468.
- [22] D. M. Herrera Posada y E. Aristizábal, “Modelo de inteligencia artificial y aprendizaje automático para la predicción espacial y temporal de eventos de sequía en el departamento del Magdalena, Colombia.”, *Inge CuC*, vol. 18, núm. 2, pp. 249–265, nov. 2022, doi: 10.17981/ingecuc.18.2.2022.20.
- [23] F. Kong, “MODELING SENTINEL-1 OBSERVABLES FOR SUGARBEET FIELDS USING MACHINE LEARNING A STUDY ABOUT SAR ASSIMILATION TECHNIQUE”.
- [24] S. Ghatrehsamani et al., “Artificial Intelligence Tools and Techniques to Combat Herbicide Resistant Weeds—A Review”, *Sustainability* 2023, Vol. 15, Page 1843, vol. 15, núm. 3, p. 1843, ene. 2023, doi: 10.3390/SU15031843.
- [25] Y. Wei, C. Han, y Z. Yu, “An environment safety monitoring system for agricultural production based on artificial intelligence, cloud computing and big data networks”, *Journal of Cloud Computing*, vol. 12, núm. 1, pp. 1–17, dic. 2023, doi: 10.1186/s13677-023-00463-1.
- [26] M. Vieto-Vega, “Machine Learning en la detección y predicción de enfermedades del ganado”, *Memoria Investigaciones en Ingeniería*, núm. 27, pp. 46–59, dic. 2024, doi: 10.36561/ING.27.4.
- [27] E.-S. M. El-Kenawy, A. A. Alhussan, N. Khodadadi, S. Mirjalili, y M. M. Eid, “Predicting Potato Crop Yield with Machine Learning and Deep Learning for Sustainable Agriculture”, *Potato Res*, jul. 2024, doi: 10.1007/s11540-024-09753-w.

- [28] J. Wang, Y. Wang, G. Li, y Z. Qi, “Integration of Remote Sensing and Machine Learning for Precision Agriculture: A Comprehensive Perspective on Applications”, *Agronomy*, vol. 14, núm. 9, p. 1975, sep. 2024, doi: 10.3390/agronomy14091975.
- [29] M. H. M. Ghazali, A. Azmin, y W. Rahiman, “Drone Implementation in Precision Agriculture – A Survey”, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 12, núm. 4, pp. 67–77, abr. 2022, doi: 10.46338/IJETAE0422_10.
- [30] M. Dian Bah, A. Hafiane, y R. Canals, “Deep Learning with Unsupervised Data Labeling for Weed Detection in Line Crops in UAV Images”, *Remote Sensing* 2018, Vol. 10, Page 1690, vol. 10, núm. 11, p. 1690, oct. 2018, doi: 10.3390/RS10111690.
- [31] J. Yeom et al., “Comparison of Vegetation Indices Derived from UAV Data for Differentiation of Tillage Effects in Agriculture”, *Remote Sensing* 2019, Vol. 11, Page 1548, vol. 11, núm. 13, p. 1548, jun. 2019, doi: 10.3390/RS11131548.
- [32] K. Johansen et al., “Mapping the condition of macadamia tree crops using multi-spectral UAV and WorldView-3 imagery”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 165, pp. 28–40, jul. 2020, doi: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2020.04.017.
- [33] Y. Meng, J. Su, J. Song, W.-H. Chen, y Y. Lan, “Experimental evaluation of UAV spraying for peach trees of different shapes: effects of operational parameters on droplet distribution”.
- [34] F. Al-Turjman y H. Altiparmak, “Smart agriculture framework using UAVs in the Internet of Things era”, *Drones in Smart-Cities: Security and Performance*, pp. 107–122, ene. 2020, doi: 10.1016/B978-0-12-819972-5.00007-0.
- [35] S. Vélez, R. Vacas, H. Martín, D. Ruano-Rosa, y S. Álvarez, “High-Resolution UAV RGB Imagery Dataset for Precision Agriculture and 3D Photogrammetric Reconstruction Captured over a Pistachio Orchard (*Pistacia vera L.*) in Spain”, *Data* (Basel), vol. 7, núm. 11, nov. 2022, doi: 10.3390/DATA7110157.
- [36] P. K. Singh y A. Sharma, “An intelligent WSN-UAV-based IoT framework for precision agriculture application”, *Computers and Electrical Engineering*, vol. 100, p. 107912, may 2022, doi: 10.1016/J.COMPELECENG.2022.107912.
- [37] R. Chin, C. Catal, y A. Kassahun, “Plant disease detection using drones in precision agriculture”, *Precis Agric*, vol. 24, núm. 5, pp. 1663–1682, oct. 2023, doi: 10.1007/S11119-023-10014-Y.
- [38] S. García-Gil, D. Ramos-Ramos, J. Berrocal, J. M. Murillo, y J. Galán-Jiménez, “Microservices migration: A pathway to improved energy efficiency in UAV networks”, *Internet of Things*, vol. 30, p. 101463, mar. 2025, doi: 10.1016/j.iot.2024.101463.
- [39] R. Guebsi, S. Mami, y K. Chokmani, “Drones in Precision Agriculture: A Comprehensive Review of Applications, Technologies, and Challenges”, *Drones*, vol. 8, núm. 11, p. 686, nov. 2024, doi: 10.3390/drones8110686.
- [40] D. Hawashin et al., “Blockchain applications in UAV industry: Review, opportunities, and challenges”, *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 230, p. 103932, oct. 2024, doi: 10.1016/j.jnca.2024.103932.
- [41] S. S. Kamble, A. Gunasekaran, y S. A. Gawankar, “Achieving sustainable performance in a data-driven agriculture supply chain: A review for research and applications”, 2020. doi: 10.1016/j.ijpe.2019.05.022.

- [42] I. C. for T. Agriculture, I. F. P. R. Institute, y C. P. for B. D. in Agriculture, “CGIAR Big Data Coordination Platform Full Proposal”, 2016, Consultado: el 28 de agosto de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://cgspace.cgiar.org/handle/10947/4303>
- [43] “FAO’s Big Data tool on food chains under the COVID-19 pandemic | UN-SPIDER Knowledge Portal”. Consultado: el 15 de marzo de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://un-spider.org/links-and-resources/covid-19/fao%20%80%99s-big-data-tool-food-chains-under-covid-19-pandemic>
- [44] C. Zhang y Z. Liu, “Application of big data technology in agricultural Internet of Things”, *Int J Distrib Sens Netw*, vol. 15, núm. 10, oct. 2019, doi: 10.1177/1550147719881610.
- [45] A. H. Basori, A. B. F. Mansur, y H. Y. Riskiawan, “SMARF: Smart Farming Framework Based on Big Data, IoT and Deep Learning Model for Plant Disease Detection and Prevention”, *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1174 CCIS, pp. 44–56, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-38752-5_4.
- [46] S. A. Lokhande, “Effective use of big data in precision agriculture”, 2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics, ESCI 2021, pp. 312–316, mar. 2021, doi: 10.1109/ESCI50559.2021.9396813.
- [47] L. Li, J. Lin, Y. Ouyang, y X. (Robert) Luo, “Evaluating the impact of big data analytics usage on the decision-making quality of organizations”, *Technol Forecast Soc Change*, vol. 175, p. 121355, feb. 2022, doi: 10.1016/J.TECHFORE.2021.121355.
- [48] E. M. Ouafiq, R. Saadane, y A. Chehri, “Data Management and Integration of Low Power Consumption Embedded Devices IoT for Transforming Smart Agriculture into Actionable Knowledge”, *Agriculture* 2022, Vol. 12, Page 329, vol. 12, núm. 3, p. 329, feb. 2022, doi: 10.3390/AGRICULTURE12030329.
- [49] V. M. Ngo, T. V. T. Duong, T. B. T. Nguyen, C. N. Dang, y O. Conlan, “A big data smart agricultural system: recommending optimum fertilisers for crops”, *International Journal of Information Technology (Singapore)*, vol. 15, núm. 1, pp. 249–265, ene. 2023, doi: 10.1007/S41870-022-01150-1.
- [50] C. Wu et al., “China’s agricultural machinery operation big data system”, *Comput Electron Agric*, vol. 205, p. 107594, feb. 2023, doi: 10.1016/J.COMPAG.2022.107594.
- [51] H. Rana, M. U. Farooq, A. K. Kazi, M. A. Baig, y M. A. Akhtar, “Prediction of Agricultural Commodity Prices using Big Data Framework”, *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 14, núm. 1, pp. 12652–12658, feb. 2024, doi: 10.48084/ETASR.6468.
- [52] A. Stephen, P. Arumugam, y C. Arumugam, “An efficient deep learning with a big data-based cotton plant monitoring system”, *International Journal of Information Technology*, vol. 16, núm. 1, pp. 145–151, ene. 2024, doi: 10.1007/s41870-023-01536-9.
- [53] N. T. Giannakopoulos, M. C. Terzi, D. P. Sakas, N. Kanellos, K. S. Toudas, y S. P. Migkos, “Agroeconomic Indexes and Big Data: Digital Marketing Analytics Implications for Enhanced Decision Making with Artificial Intelligence-Based Modeling”, *Information*, vol. 15, núm. 2, p. 67, ene. 2024, doi: 10.3390/info15020067.
- [54] L. Abualigah y M. Alkhrabsheh, “Amended hybrid multi-verse optimizer with genetic algorithm for solving task scheduling problem in cloud computing”, *J Supercomput*, vol. 78, núm. 1, pp. 740–765, ene. 2022, doi: 10.1007/s11227-021-03915-0.

- [55] Y. Kalyani y R. Collier, “A Systematic Survey on the Role of Cloud, Fog, and Edge Computing Combination in Smart Agriculture.”, Sensors (Basel), vol. 21, núm. 17, sep. 2021, doi: 10.3390/s21175922.
- [56] X. Li, Z. Ma, X. Chu, y Y. Liu, “A Cloud-Assisted Region Monitoring Strategy of Mobile Robot in Smart Greenhouse”, 2019, doi: 10.1155/2019/5846232.
- [57] X. Li, Z. Ma, X. Chu, y Y. Liu, “A Cloud-Assisted Region Monitoring Strategy of Mobile Robot in Smart Greenhouse”, Mobile Information Systems, vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/5846232.
- [58] A. Paludo, W. R. Becker, J. Richetti, L. C. D. A. Silva, y J. A. Johann, “Mapping summer soybean and corn with remote sensing on Google Earth Engine cloud computing in Parana state – Brazil”, vol. 13, núm. 12, pp. 1624–1636, 2020, doi: 10.1080/17538947.2020.1772893.
- [59] T. C. Hsu, H. Yang, Y. C. Chung, y C. H. Hsu, “A Creative IoT agriculture platform for cloud fog computing”, Sustainable Computing: Informatics and Systems, vol. 28, p. 100285, dic. 2020, doi: 10.1016/J.SUSCOM.2018.10.006.
- [60] K. Phasinam et al., “Application of IoT and Cloud Computing in Automation of Agriculture Irrigation”, J Food Qual, vol. 2022, pp. 1–8, ene. 2022, doi: 10.1155/2022/8285969.
- [61] G. Idoje, T. Dagiuklas, y M. Iqbal, “Survey for smart farming technologies: Challenges and issues”, Computers & Electrical Engineering, vol. 92, p. 107104, jun. 2021, doi: 10.1016/J.COMPELECENG.2021.107104.
- [62] N. Islam, M. M. Rashid, F. Pasandideh, B. Ray, S. Moore, y R. Kadel, “A Review of Applications and Communication Technologies for Internet of Things (IoT) and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Based Sustainable Smart Farming”, Sustainability 2021, Vol. 13, Page 1821, vol. 13, núm. 4, p. 1821, feb. 2021, doi: 10.3390/SU13041821.
- [63] A. M. S. Kheir, K. A. Ammar, A. Amer, M. G. M. Ali, Z. Ding, y A. Elnashar, “Machine learning-based cloud computing improved wheat yield simulation in arid regions”, Comput Electron Agric, vol. 203, p. 107457, dic. 2022, doi: 10.1016/J.COMPAG.2022.107457.
- [64] S. Pizarro et al., “Implementing Cloud Computing for the Digital Mapping of Agricultural Soil Properties from High Resolution UAV Multispectral Imagery”, Remote Sensing 2023, Vol. 15, Page 3203, vol. 15, núm. 12, p. 3203, jun. 2023, doi: 10.3390/RS15123203.
- [65] A. A. Junior, T. J. A. da Silva, y S. P. Andrade, “Smart IoT lysimetry system by weighing with automatic cloud data storage”, Smart Agricultural Technology, vol. 4, p. 100177, ago. 2023, doi: 10.1016/J.ATECH.2023.100177.
- [66] M. Saban et al., “A Smart Agricultural System Based on PLC and a Cloud Computing Web Application Using LoRa and LoRaWan”, Sensors 2023, Vol. 23, Page 2725, vol. 23, núm. 5, p. 2725, mar. 2023, doi: 10.3390/S23052725.
- [67] A. Morchid, R. Jebabra, H. M. Khalid, R. El Alami, H. Qjidaa, y M. Ouazzani Jamil, “IoT-based smart irrigation management system to enhance agricultural water security using embedded systems, telemetry data, and cloud computing”, Results in Engineering, vol. 23, p. 102829, sep. 2024, doi: 10.1016/J.RINENG.2024.102829.
- [68] I. Ivanochko, M. J. Greguš, y O. Melnyk, “Smart Farming System Based on Cloud Computing Technologies”, Procedia Comput Sci, vol. 238, pp. 857–862, ene. 2024, doi: 10.1016/J.PROCS.2024.06.103.

[69] S. Lee et al., “Image Processing for Smart Agriculture Applications Using Cloud-Fog Computing”, Sensors 2024, Vol. 24, Page 5965, vol. 24, núm. 18, p. 5965, sep. 2024, doi: 10.3390/S24185965.

[70] P. Alvarado-Medellin et al., “Sistema dinámico para el monitoreo y control de redes inalámbricas de sensores que operan bajo el protocolo de comunicación ZigBee”, Ingeniería, investigación y tecnología, vol. 20, núm. 1, pp. 0–0, ene. 2019, doi: 10.22201/fi.25940732e.2019.20n1.003

[71] W. Ma, J. Fan, C. Zhao, y H. Wu, “The realization of pig intelligent feeding equipment and network service platform”, IFIP Adv Inf Commun Technol, vol. 546, pp. 473–484, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-06179-1_47.

[72] H. Sharma, A. Haque, y Z. A. Jaffery, “Maximization of wireless sensor network lifetime using solar energy harvesting for smart agriculture monitoring”, Ad Hoc Networks, vol. 94, p. 101966, nov. 2019, doi: 10.1016/J.ADHOC.2019.101966.

[73] B. Sharma, N. Kumar, M. W. Rasooli, y B. Bhushan, “Applicability Of Wireless Sensor Networks & IoT In Saffron & Wheat Crops: A Smart Agriculture Perspective”, Article in International Journal of Scientific & Technology Research, vol. 9, p. 2, 2020, Consultado: el 17 de febrero de 2024. [En línea]. Disponible en: www.ijstr.org

[74] R. K. Singh, M. Aernouts, M. De Meyer, M. Weyn, y R. Berkvens, “Leveraging LoRaWAN Technology for Precision Agriculture in Greenhouses”, Sensors 2020, Vol. 20, Page 1827, vol. 20, núm. 7, p. 1827, mar. 2020, doi: 10.3390/S20071827.

[75] M. Cicioğlu y A. Çalhan, “Smart agriculture with internet of things in cornfields”, Computers & Electrical Engineering, vol. 90, p. 106982, mar. 2021, doi: 10.1016/J.COMPELECENG.2021.106982.

[76] J. Mabrouki, M. Azrour, D. Dhiba, Y. Farhaoui, y S. El Hajjaji, “IoT-based data logger for weather monitoring using arduino-based wireless sensor networks with remote graphical application and alerts”, Big Data Mining and Analytics, vol. 4, núm. 1, pp. 25–32, mar. 2021, doi: 10.26599/BDMA.2020.9020018.

[77] A. Z. Bayih, J. Morales, Y. Assabie, y R. A. de By, “Utilization of Internet of Things and Wireless Sensor Networks for Sustainable Smallholder Agriculture”, Sensors 2022, Vol. 22, Page 3273, vol. 22, núm. 9, p. 3273, abr. 2022, doi: 10.3390/S22093273.

[78] J. G. Rajendran, M. Alagarsamy, V. Seva, P. M. Dinesh, B. Rajangam, y K. Suriyan, “IoT based tracking cattle healthmonitoring system using wireless sensors”, Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, vol. 12, núm. 5, pp. 3086–3094, oct. 2023, doi: 10.11591/eei.v12i5.4610.

[79] M. Noor Fatima, P. Basin, with the King Abdullah, K. Mahmood, T. Roc, y M. Faizan Ayub, “Privacy-Preserving Three-Factor Authentication Protocol for Wireless Sensor Networks Deployed in Agricultural Field”, 2023, doi: 10.1145/3607142.

[80] R. Tang, N. K. Aridas, y M. S. Abu Talip, “Design of Wireless Sensor Network for Agricultural Greenhouse Based on Improved Zigbee Protocol”, Agriculture 2023, Vol. 13, Page 1518, vol. 13, núm. 8, p. 1518, jul. 2023, doi: 10.3390/AGRICULTURE13081518.

[81] A. K. Rao, K. K. Nagwanshi, y M. K. Shukla, “An optimized secure cluster-based routing protocol for IoT-based WSN structures in smart agriculture with blockchain-based integrity checking”, Peer Peer Netw Appl, vol. 17, núm. 5, pp. 3159–3181, sep. 2024, doi: 10.1007/s12083-024-01748-1.

- [82] K. Aggarwal, G. Sreenivasula Reddy, R. Makala, T. Srihari, N. Sharma, y C. Singh, “Studies on energy efficient techniques for agricultural monitoring by wireless sensor networks”, *Computers and Electrical Engineering*, vol. 113, p. 109052, ene. 2024, doi: 10.1016/j.compeleceng.2023.109052.
- [83] J. Navarro, R. R. Fernández, V. Aceña, A. Fernández-Isabel, C. Lancho, y I. M. de Diego, “Real-time classification of cattle behavior using Wireless Sensor Networks”, *Internet of Things*, vol. 25, p. 101008, abr. 2024, doi: 10.1016/J.IOT.2023.101008.
- [84] J. Xu, B. Gu, y G. Tian, “Review of agricultural IoT technology”, *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 6, pp. 10–22, 2022, doi: 10.1016/j.aiia.2022.01.001.
- [85] M. S. Farooq, S. Riaz, A. Abid, K. Abid, y M. A. Naeem, “A Survey on the Role of IoT in Agriculture for the Implementation of Smart Farming”, *IEEE Access*, vol. 7, pp. 156237–156271, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2949703.
- [86] J. Xu, B. Gu, y G. Tian, “Review of agricultural IoT technology”, *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 6, pp. 10–22, ene. 2022, doi: 10.1016/J.AIJA.2022.01.001.
- [87] A. K. Vishwakarma, S. Chaurasia, K. Kumar, Y. N. Singh, y R. Chaurasia, “Internet of things technology, research, and challenges: a survey”, *Multimed Tools Appl*, may 2024, doi: 10.1007/s11042-024-19278-6.
- [88] M. E. E. Alahi, N. Pereira-Ishak, S. C. Mukhopadhyay, y L. Burkitt, “An Internet-of-Things Enabled Smart Sensing System for Nitrate Monitoring”, *IEEE Internet Things J*, vol. 5, núm. 6, pp. 4409–4417, dic. 2018, doi: 10.1109/JIOT.2018.2809669.
- [89] Y. A. Rivas-Sánchez, M. F. Moreno-Pérez, y J. Roldán-Cañas, “Environment Control with Low-Cost Microcontrollers and Microprocessors: Application for Green Walls”, *Sustainability* 2019, Vol. 11, Page 782, vol. 11, núm. 3, p. 782, feb. 2019, doi: 10.3390/SU11030782.
- [90] D. Glaroudis, A. Iossifides, y P. Chatzimisios, “Survey, comparison and research challenges of IoT application protocols for smart farming”, *Computer Networks*, vol. 168, p. 107037, feb. 2020, doi: 10.1016/J.COMNET.2019.107037.
- [91] A. K. Podder et al., “IoT based smart agrotech system for verification of Urban farming parameters”, *Microprocess Microsyst*, vol. 82, p. 104025, abr. 2021, doi: 10.1016/J.MICPRO.2021.104025.
- [92] A. Ghandar, A. Ahmed, S. Zulfiqar, Z. Hua, M. Hanai, y G. Theodoropoulos, “A decision support system for urban agriculture using digital twin: A case study with aquaponics”, *IEEE Access*, vol. 9, pp. 35691–35708, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3061722.
- [93] F. Jamil, M. Ibrahim, I. Ullah, S. Kim, H. K. Kahng, y D. H. Kim, “Optimal smart contract for autonomous greenhouse environment based on IoT blockchain network in agriculture”, *Comput Electron Agric*, vol. 192, p. 106573, ene. 2022, doi: 10.1016/J.COMPAG.2021.106573.
- [94] R. P. Sharma, D. Ramesh, P. Pal, S. Tripathi, y C. Kumar, “IoT-Enabled IEEE 802.15.4 WSN Monitoring Infrastructure-Driven Fuzzy-Logic-Based Crop Pest Prediction”, *IEEE Internet Things J*, vol. 9, núm. 4, pp. 3037–3045, feb. 2022, doi: 10.1109/JIOT.2021.3094198.
- [95] G. Patrizi, A. Bartolini, L. Ciani, V. Gallo, P. Sommella, y M. Carratu, “A Virtual Soil Moisture Sensor for Smart Farming Using Deep Learning”, *IEEE Trans Instrum Meas*, vol. 71, 2022, doi: 10.1109/TIM.2022.3196446.

- [96] S. Mishra y S. K. Sharma, “Advanced contribution of IoT in agricultural production for the development of smart livestock environments”, *Internet of Things*, vol. 22, p. 100724, jul. 2023, doi: 10.1016/J.IOT.2023.100724.
- [97] W. L. Prasetya, A. Ma’arif, H. M. Marhoon, R. Alayi, y A.-N. Sharkawy, “Monitoring of Water Flow on Solar-Powered Pump for IoT-Based Agriculture”, *Journal of Science in Agrotechnology*, vol. 1, núm. 1, pp. 23–35, may 2023, doi: 10.21107/JSA.V1I1.6.
- [98] M. Krishnamoorthy, Md. Asif, P. P. Kumar, R. S. S. Nuvvula, B. Khan, y I. Colak, “A Design and Development of the Smart Forest Alert Monitoring System Using IoT”, *J Sens*, vol. 2023, núm. 1, ene. 2023, doi: 10.1155/2023/8063524.
- [99] S. Ahmed et al., “IoT based intelligent pest management system for precision agriculture”, *Sci Rep*, vol. 14, núm. 1, p. 31917, dic. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-83012-3.
- [100] G. Krishnan et al., “A Raspberry Pi-Powered IoT Smart Farming System for Efficient Water Irrigation and Crop Monitoring”, *Malaysian Journal of Science and Advanced Technology*, vol. 4, núm. 2, pp. 149–158, mar. 2024, doi: 10.56532/MJSAT.V4I2.295.

Nota contribución de los autores:

1. Concepción y diseño del estudio
2. Adquisición de datos
3. Análisis de datos
4. Discusión de los resultados
5. Redacción del manuscrito
6. Aprobación de la versión final del manuscrito

LC ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

JS ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

YMG ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

MVV ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

YM ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

NC ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

MSL ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

FMMG ha contribuido en: 1, 2, 3 4, 5 y 6.

Acceptance Note: This article was approved by the journal editors Dr. Rafael Sotelo and Mag. Ing. Fernando A. Hernández Gobertti.