OPEN ACCESS

ARTÍCULO ORIGINAL

Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias 35
enero-diciembre 2026
ISSN 1010-2760, eISSN 2071-0054
Cu-ID: https://cu-id.com/2177/v35e22

Tecnologías de Agricultura de Precisión para Riego y Mecanización Agrícola: Adaptabilidad al Contexto Cubano

Precision Agriculture Technologies for Irrigation and Agricultural Mechanization: Adaptability to the Cuban Context

Calixto Domínguez Vento[1*], Ismelis Iglesias Núñez[2], Enrique Cisneros Zayas[1], Alexander Miranda Caballero[3], Pedro Paneque[4] and Amaury Rodríguez González[1]

[1]*Instituto de Investigaciones de Ingeniería Agrícola (IAgric), Carretera de Fontanar, km 2 1/2, Reparto Abel Santamaría, Boyeros, La Habana, Cuba. Telef.: (53) (7) 645-1731; 645-1353. E-mail: enrique.cisneros@iagric.minag.gob.cu, amaury.rodriguez@iagric.minag.gob.cu*
[2]*Dirección, Cooperativa No Agropecuaria (CNA) denominada "CODE43W". No. 379. Tomo XX, Folio 191, Hoja 282, Sección Cooperativas "CNA". NIT 23004306721. La Habana, Cuba.*
[3]*Ministerio de la Agricultura, Director de Ciencia, Innovación y Extensión Agrícola, La Habana, Cuba.*
[4]*Universidad Agraria de La Habana, Investigador Titular, Centro de Mecanización Agropecuarias (CEMA), San José de las Lajas, Mayabeque, Cuba. E-mail: paneque@unah.edu.cu*

[*]Autor para correspondencia: Calixto Domínguez Vento, e-mail: calixtodominguez1986@gmail.com

RESUMEN: La agricultura enfrenta el desafío de aumentar la productividad para garantizar la seguridad alimentaria global, mientras se adapta al cambio climático y reduce su impacto ambiental. Esta revisión analiza el estado del arte de las tecnologías de riego inteligente y mecanización de precisión, y evalúa su potencial adaptación al contexto cubano. La evidencia más reciente confirma que los sistemas de riego inteligente basados en IoT y algoritmos predictivos logran ahorros de agua del 30-50%. La mecanización de precisión, incluyendo la tecnología de tasa variable (VRT) y la robótica agrícola autónoma, reduce el uso de fertilizantes en un 15-30% y herbicidas hasta en un 90%. Los sistemas de detección temprana de plagas basados en visión por computador y aprendizaje profundo alcanzan precisiones superiores al 95%. Plataformas de gestión agrícola (FMIS) actúan como núcleo integrador de estos sistemas. La adaptación al contexto cubano es posible, pero enfrenta desafíos como altos costos, limitaciones de conectividad y obsolescencia del parque de maquinaria. Sin embargo, el capital humano calificado y la voluntad política existente ofrecen oportunidades significativas. Se propone una estrategia de implementación gradual en tres fases que prioriza tecnologías de bajo costo, modelos de maquinaria compartida, uso de telefonía móvil como asistente de navegación y desarrollo de capacidades locales, comenzando con sistemas que operan "offline/online". La integración de estas tecnologías puede ser una vía estratégica para aumentar la soberanía alimentaria y la resiliencia de la agricultura cubana frente al cambio climático, la escasez de recursos y la necesidad de una mayor eficiencia productiva.
Palabras clave: AIoT, mecanización de precisión, riego inteligente, robótica agrícola, sistemas de gestión agrícola.

ABSTRACT: Agriculture faces the challenge of increasing productivity to ensure global food security while adapting to climate change and reducing its environmental impact. This review analyzes the state of the art in smart irrigation and precision mechanization technologies and assesses their potential adaptation to the Cuban context. The most recent evidence confirms that smart irrigation systems based on IoT and predictive algorithms achieve water savings of 30-50%. Precision mechanization, including variable rate technology (VRT) and autonomous agricultural robotics, reduces fertilizer use by 15-30% and herbicide use by up to 90%. Early pest detection systems based on computer vision and deep learning achieve accuracies exceeding 95%. Farm management information systems (FMIS) act as the integrating core of these systems. Adaptation to the Cuban context is possible, but faces challenges such as high costs, connectivity limitations, and an obsolete machinery fleet. However, the existing skilled human capital and political will offer significant opportunities. A three-phase, phased implementation strategy is proposed, prioritizing low-cost technologies, shared machinery models, the use of mobile phones as navigation assistants, and the development of local capabilities, beginning with systems that operate both offline and online. The integration of these technologies can be a strategic pathway to increase food sovereignty and the resilience of Cuban agriculture in the face of climate change, resource scarcity, and the need for greater productive efficiency.
Keywords: AIoT, Precision Mechanization, Smart Irrigation, Agricultural Robotics, Agricultural Management Systems.

Recibido: 02/12/2025
Aceptado: 23/04/2026
Conflictos de interés: Los autores declaran que no existen conflictos de interés.
Contribución de los autores: Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Supervisión, Validación, Redacción - borrador original, Redacción - revisión y edición: Calixto Domínguez Vento. **Conceptualización, Investigación, Supervisión:** Ismelis Iglesias Núñez. **Investigación, Supervisión, Validación, Redacción - borrador original:** Enrique Cisneros Zayas, Alexander Miranda Caballero, Amaury Rodríguez González. **Investigación, Supervisión, Validación, Redacción - borrador original, Redacción - revisión y edición:** Pedro Paneque.
La mención de marcas comerciales de equipos, instrumentos o materiales específicos obedece a fines de identificación, no existe ningún compromiso promocional relacionado con los mismos, ni para los autores ni para el editor.

Este artículo se encuentra bajo los términos de la licencia Creative Commons Attribution-NonCommercial (CC BY-NC 4.0).
https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/

INTRODUCCIÓN

La agricultura enfrenta el desafío de aumentar su producción para alimentar a una población mundial en crecimiento (Zain *et al*., 2023; Saha *et al*., 2025 *)*, en un contexto de cambio climático, escasez hídrica y la necesidad de reducir su impacto ambiental, que incluye la degradación del suelo, la contaminación por agroquímicos y las emisiones de gases de efecto invernadero (Domínguez *et al*., 2024, 2025; Getahun *et al*., 2024). La respuesta a este desafío puede estar en una transformación digital profunda del sector, avanzando hacia un modelo de agricultura de precisión (AP) y agricultura inteligente, que permita hacer más con menos (Guzmán *et al*., 2024; Elhoseny *et al*., 2026).

Dos pilares fundamentales de esta transformación son la gestión eficiente del agua mediante riego inteligente y la optimización de las labores agrícolas a través de la mecanización de precisión. El riego inteligente, habilitado por redes de sensores inalámbricos (WSN), el Internet de las Cosas (IoT) y algoritmos de Inteligencia Artificial (IA), permite programar el riego en función de las necesidades reales del cultivo y las condiciones edafoclimáticas en tiempo real, desplazando las prácticas tradicionales basadas en cronogramas fijos (Abioye *et al.*, 2020; Morchid *et al*., 2026).

De igual forma, la mecanización de precisión, que integra la tecnología de dosis variable (VRT), sistemas de guiado autónomo y la robótica agrícola autónoma, optimiza el uso de insumos como fertilizantes, herbicidas y combustibles, al mismo tiempo que incrementa la eficiencia operativa y reduce la compactación del suelo (Schimmelpfennig, 2016; Cortez et al., 2024). La convergencia de IoT e IA, conocida como AIoT, está potenciando exponencialmente estas capacidades, creando sistemas más autónomos, predictivos y capaces de gestionar la complejidad inherente a los agroecosistemas (Bayih *et al*., 2022; Adli *et al*., 2023).

Además del agua y los nutrientes, la sanidad vegetal es otro factor crítico para la productividad. Tradicionalmente, la detección de plagas y enfermedades se ha basado en la inspección visual en campo, un proceso laborioso, subjetivo y que a menudo detecta el problema cuando ya está avanzado (Mahlein, 2016). El control, por su parte, se ha basado históricamente en la aplicación uniforme de plaguicidas en todo el campo, un enfoque que conlleva un uso ineficiente de productos químicos, altos costes económicos y graves impactos ambientales y para la salud humana (Aktar *et al*., 2009; Nicolopoulou *et al*., 2016). La integración de sistemas AIoT ofrece un cambio de paradigma hacia un manejo predictivo y de precisión, permitiendo la detección temprana y la actuación localizada.

El sector agrícola cubano no es ajeno a estos desafíos y oportunidades. Enfrenta problemas estructurales que limitan su productividad, como la obsolescencia tecnológica de la maquinaria agrícola, con más del 80% de los tractores que superan los 30 años de antigüedad (estimado a partir de datos de reportados por Suárez & Ríos, (2019), y la baja eficiencia de los sistemas de riego, donde el 70 % de las áreas utilizan riego superficial con eficiencias inferiores al 50% (Tejeda *et al*., 2025). Estas ineficiencias resultan en pérdidas de agua que superan los 1,200 millones de metros cúbicos anuales y un uso ineficiente de fertilizantes, con pérdidas superiores al 40% (MINAG, 2023). Ante esta realidad, la modernización tecnológica se erige como una prioridad estratégica nacional, reconocida en el "Programa de modernización tecnológica y empresarial en el sector de producción de agroquímicos y maquinaria agrícola" (ONUDI, 2024) y alineada con los objetivos del Plan Nacional de Desarrollo Económico y Social hasta 2030 (PNDES 2019).

El objetivo de este artículo es analizar el estado del arte de las tecnologías de riego inteligente, mecanización de precisión y sistemas de detección de plagas, y evaluar la posibilidad de adaptar estas tecnologías al contexto cubano, identificando barreras y oportunidades para una implementación exitosa.

MATERIALES Y MÉTODOS

Se realizó una revisión sistemática de la literatura siguiendo los principios PRISMA 2020 (Page *et al*., 2021), adaptada para ciencias agrícolas (Prado *et al*., 2025). La búsqueda se estructuró en cuatro fases: planificación, ejecución, síntesis y análisis.

Estrategia de búsqueda y selección

Se consultaron las bases de datos Scopus, Web of Science y Google Scholar (2015-2026) utilizando una ecuación de búsqueda que combinó términos sobre agricultura de precisión, IoT, sensores, machine learning, eficiencia hídrica y sostenibilidad. Complementariamente, se incluyeron fuentes nacionales cubanas para contextualizar la realidad local en cuanto a la maquinaria y el riego.

Los criterios de inclusión fueron: (i) artículos originales o revisiones; (ii) idiomas ingleses/español; (iii) aplicación de tecnologías digitales al riego, mecanización o detección de plagas; (iv) resultados cuantitativos o cualitativos sobre eficiencia hídrica, rendimiento o sostenibilidad. Se excluyeron editoriales, estudios sin texto completo o sin evidencia empírica directa (Prado *et al*., 2025) y los artículos a los que solo se pudo acceder al resumen debido a limitaciones de acceso desde Cuba.

El proceso de selección incluyó: cribado por título/ resumen, evaluación de texto completo y extracción de datos. De 437 registros iniciales, se seleccionaron 82 artículos internacionales, más 6 fuentes cubanas, totalizando 88 documentos analizados.

Extracción, síntesis y análisis contextual

Se construyó una base de datos con campos estructurados (autor, tecnología, cultivo, resultados cuantitativos, barreras). Para cada tecnología, se sintetizó la información en tablas resumen con los siguientes campos: resultado obtenido, país/región de estudio, referencia bibliográfica, posibilidad de aplicar en Cuba, y retos/perspectivas para su introducción.

El análisis se desarrolló en dos ejes: (1) estado del arte global de tecnologías de precisión (sensores IoT, dosificación variable, sistemas de monitoreo digital) y (2) análisis de brechas para Cuba, considerando barreras (obsolescencia tecnológica, baja eficiencia de riego, conectividad limitada, altos costos) y oportunidades (voluntad política, capital humano calificado, tecnologías de bajo costo < 50 USD, datos satelitales gratuitos).

A partir de este análisis, y siguiendo las recomendaciones de Prado et al. (2025) sobre sistemas híbridos de bajo costo para pequeñas y medianas fincas, se diseñó una estrategia de implementación gradual en tres fases (corto, mediano y largo plazo), priorizando tecnologías asequibles, maquinaria compartida, uso de telefonía móvil y desarrollo de capacidades locales.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis de los artículos seleccionados confirma un crecimiento exponencial en la investigación sobre AP aplicada al riego, la fertilización y la protección de cultivos, especialmente a partir de 2017. Esto coincide con la mayor disponibilidad de tecnologías de bajo costo, como sensores IoT y drones, y el auge de las técnicas de inteligencia artificial (Wolfert *et al*., 2017; Liakos *et al*., 2018). La mayoría de los estudios se centraron en cultivos extensivos como maíz, trigo, arroz y soya, que representan una gran parte de la superficie agrícola global y tienen un alto consumo de insumos.

Estado del Arte de las Tecnologías

Riego Inteligente y Gestión del Agua

Los sistemas de riego inteligente han evolucionado desde simples automatismos basados en temporizadores a complejos sistemas de soporte a la decisión (DSS) basados en datos. El componente fundamental son los sensores de humedad del suelo, desplegados en redes inalámbricas (WSN) que utilizan protocolos de bajo consumo como LoRaWAN, ZigBee o NB-IoT para transmitir datos en tiempo real (Ojha *et al*., 2015; Jawad *et al*., 2017). Junto a ellos, las estaciones meteorológicas automáticas proveen datos esenciales para calcular la evapotranspiración de referencia (ETo), un parámetro clave en los modelos de balance hídrico (Liu *et al*., 2025; Morchid *et al*., 2026). La integración de estos sensores con plataformas en la nube y algoritmos de IA permite una gestión remota y precisa del riego (Morchid *et al*., 2026).

Un avance significativo ha sido la integración de algoritmos de aprendizaje automático (ML). Modelos como Random Forest, Support Vector Machines (SVM) y, especialmente, las redes neuronales recurrentes LSTM (Long Short-Term Memory), se utilizan para predecir las necesidades de agua del cultivo con horas o días de antelación, basándose en series temporales de datos de sensores y previsiones meteorológicas (Adeyemi *et al*., 2017; Goap *et al*., 2018). Estos modelos predictivos superan a los métodos basados únicamente en umbrales, ya que pueden anticiparse a la demanda y optimizar el uso del agua de forma más dinámica (Chlingaryan *et al*., 2018). Zhang *et al*. (2020) demostraron que los modelos LSTM pueden predecir el contenido de agua en el suelo con un error cuadrático medio (RMSE) inferior al 2-3%. La Tabla 1 resume los hallazgos más relevantes en el área de riego inteligente y su potencial de adaptación al contexto cubano.

Tecnologías para la Gestión de Nutrientes de Precisión

La gestión de nutrientes de precisión busca optimizar la fertilización mediante la aplicación de la dosis correcta, en el momento y lugar adecuados, lo que requiere un conocimiento detallado de la variabilidad espacial y temporal de la fertilidad del suelo y del estado nutricional del cultivo. Para ello, los sensores desempeñan un papel crucial. Los sensores de nutrientes en suelo (para N, P, K) permiten mapear la fertilidad del suelo con alta resolución espacial (Islam *et al*., 2023). Sin embargo, los sensores ópticos activos (como el GreenSeeker o el Crop Circle) son más comunes para la dosificación en tiempo real y se han se han consolidado como herramientas de costo relativamente bajo y alta efectividad. Estos sensores, montados en pulverizadores o drones, miden la reflectancia del dosel del cultivo en bandas espectrales específicas (rojo, borde rojo, infrarrojo cercano) para calcular índices de vegetación como: el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) o índice de vegetación de diferencia normalizada de borde rojo (NDRE), que están correlacionados con el contenido de clorofila y el vigor del cultivo y, por lo tanto, con su necesidad de nutrientes (Wolters *et al*., 2019; Karydas *et al*., 2023).

Además de los sensores ópticos, los sensores electroquímicos y de espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR) están ganando terreno para el monitoreo in-situ de nutrientes en el suelo. Aunque su uso es más complejo, ofrecen la posibilidad de crear mapas de fertilidad de alta resolución (Adamchuk *et al*., 2004).

La tecnología de dosis variable (VRT) integra datos de los sensores (en tiempo real) o mapas de prescripción (previos) para ajustar la cantidad de fertilizante aplicada en diferentes zonas de la parcela (Koch *et al*., 2004; Schimmelpfennig & Ebel, 2016). Los sistemas VRT para fertilizantes sólidos y líquidos están comercialmente disponibles y se conectan a tractores equipados con GPS. La investigación muestra que la VRT puede aumentar la eficiencia en el uso del nitrógeno en más de un 20%, al aplicar el fertilizante donde es más necesario, reduciendo la sobre aplicación en zonas de bajo potencial y la sub-aplicación en zonas de alto potencial (Karydas *et al*., 2023).

Los estudios revisados demuestran consistentemente que la fertilización de precisión puede reducir el uso total de fertilizantes nitrogenados entre un 10% y un 30% sin comprometer el rendimiento, e incluso en muchos casos aumentándolo ligeramente (Colaço & Bramley, 2018). Esta mejora en la eficiencia se traduce en importantes ahorros económicos y ambientales, al reducir las pérdidas por lixiviación de nitratos y emisiones de gases de efecto invernadero (Diacono

Tabla 1. Aplicaciones de Riego Inteligente: Resultados y Potencial de Adaptación a Cuba

Aplicación / Tecnología	Resultado Obtenido	País / Región	Referencia	Posibilidad de Aplicar en Cuba	Retos y Perspectivas para su Introducción en Cuba
Sistema de riego autónomo con IoT y control difuso	Mejora significativa en el ahorro de agua y en la vida útil de la red de sensores. Ahorro de agua del 61% respecto a métodos promedio.	China (simulación)	(Liu *et al*., 2025)	Alta, especialmente la versión de bajo costo. El sistema es escalable y adaptable a diferentes entornos.	Validación en campo con cultivos locales. Adaptación del algoritmo difuso a condiciones edafoclimáticas cubanas.
Sistema de riego de precisión IoT + nube de bajo costo	Monitoreo ambiental preciso y programación óptima del riego con un costo de implementación de solo 44 USD.	Marruecos (prototipo)	(Morchid *et al*., 2026)	Muy alta. El bajo costo es crucial para el contexto cubano.	Pruebas de campo con cultivos locales y calibración de sensores para los suelos cubanos. Evaluación de durabilidad y rendimiento a largo plazo en condiciones tropicales.
Sistema de riego inteligente IoT + nube	Automatización y análisis de datos en tiempo real para una gestión óptima del agua.	Marruecos	(Elhoseny *et al*., 2026)	Alta. La plataforma en la nube permite monitoreo remoto y toma de decisiones centralizada.	Necesidad de mejorar la conectividad a internet en zonas rurales. Adaptación de la plataforma a cultivos y condiciones locales.
Sistema integrado: satélite + ML + lógica difusa	Ahorro de agua de aproximadamente el 70% en comparación con métodos tradicionales. Predicción de cultivos con ML (97.35% precisión).	Bangladesh	(Saha *et al*., 2025)	Alta, pero requiere capacidades técnicas avanzadas. La combinación de satélites, ML y lógica difusa es muy prometedora.	Falta de infraestructura de datos y de personal capacitado en ML y teledetección. Alto costo computacional inicial.
Meta-análisis de tecnologías de protección de cultivos	Reducción del uso de herbicidas hasta en un 97% mediante sistemas de aplicación selectiva.	Global	(Anastasiou *et al*., 2023)	Potencial para cultivos de alto valor. El ahorro de insumos es muy atractivo, pero la tecnología requiere inversión.	Costo de equipos de aplicación selectiva (spot spraying). Necesidad de desarrollar mapas de prescripción precisos para condiciones locales.

et al., 2013). El uso de plataformas integradas como ifarma/PreFer, que combinan datos de sensores, imágenes satelitales y algoritmos de aprendizaje automático ML, permite cerrar el ciclo de la AP al generar mapas de prescripción de fertilizantes a partir de múltiples fuentes de datos, facilitando su implementación a nivel de finca (Karydas *et al*., 2023).

Mecanización de Precisión y Robótica Agrícola

En el ámbito de la mecanización, las innovaciones se centran en la robótica autónoma y los vehículos no tripulados. Los robots terrestres (UGV) y aéreos (UAV) están transformando las operaciones de campo, desde la siembra hasta la cosecha, ofreciendo una precisión sin precedentes y abordando la creciente escasez de mano de obra (Comparetti *et al*., 2025). La Tabla 2 resume los avances más significativos en esta área.

Sistemas AIoT para Detección y Manejo de Plagas

La convergencia de IoT y DL (AIoT) permite pasar de un manejo de plagas reactivo y de amplio espectro a uno predictivo y de precisión. El IoT, a través de redes de sensores inalámbricos, estaciones meteorológicas y trampas inteligentes, proporciona la capa de recolección masiva de datos en tiempo real sobre las condiciones ambientales y la presencia de plagas (Elijah *et al*., 2018; Xu *et al*., 2022). La IA, y en particular el aprendizaje profundo (Deep Learning, DL), dota a los sistemas de la capacidad de analizar estas enormes cantidades de datos (imágenes, series temporales) para identificar patrones sutiles, clasificar enfermedades y predecir brotes con una precisión sin precedentes (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018; Liakos *et al*., 2018). La Tabla 3 resume los avances más relevantes en esta área.

Tabla 2. Aplicaciones de Mecanización de Precisión: Resultados y Potencial de Adaptación a Cuba

Aplicación / Tecnología	Resultado Obtenido	País / Región	Referencia	Posibilidad de Aplicar en Cuba	Retos y Perspectivas para su Introducción en Cuba
Robots de campo (UGV) para agricultura de precisión	Clasificación de UGV según tamaño y función. Destacan su papel en siembra, protección de cultivos y cosecha de frutas.	Global	(Comparetti *et al*., 2025)	Baja a corto plazo, potencial a medio plazo. La robótica avanzada requiere alta inversión y mantenimiento.	Altos costos de adquisición y mantenimiento. Obsolescencia de la maquinaria actual. Falta de personal técnico especializado en robótica.
Conducción autónoma en maquinaria agrícola	Revisión de tecnologías clave: navegación, percepción, control y tolerancia a fallos. Adopción comercial limitada por costos y falta de estandarización.	Global	(Liu *et al*., 2025)	Baja a corto plazo. La maquinaria autónoma es aún costosa y requiere tractores modernos con sistemas electrónicos compatibles.	El parque de maquinaria cubano es mayoritariamente obsoleto (más de 30 años). Sería necesaria una renovación profunda de la flota.
Robots autónomos para deshierbe mecánico	Sistema robótico inteligente para deshierbe en hileras que combina aprendizaje profundo con un modo de deshierbe selectivo. Alta eficiencia en la eliminación de malas hierbas.	China	(Quan *et al*., 2022)	Potencial para cultivos orgánicos o de alto valor. El deshierbe mecánico reduce la dependencia de herbicidas.	Costo del robot. Validación de la tecnología en cultivos cubanos (ej. hortalizas, tabaco). Adaptación a diferentes tipos de suelo y condiciones de campo.
Robots de cosecha autónomos	Robots de cosecha para fresas que abordan la escasez de mano de obra, aumentando la productividad y la precisión.	Estados Unidos	(McFadden *et al*., 2024)	Baja a corto plazo. Tecnología aún en desarrollo y con altos costos, destinada a cultivos de alto valor en grandes explotaciones.	Cultivos cubanos de alto valor (ej. tabaco, frutas) podrían ser nichos de aplicación, pero la inversión inicial es prohibitiva.
Vehículos aéreos no tripulados (UAVs/drones)	Herramienta consolidada para monitorización de cultivos, creación de mapas de prescripción (NDVI) y detección de estrés hídrico y enfermedades.	Global	(Tsouros *et al*., 2019; Velusamy *et al*., 2022)	Alta, especialmente para el monitoreo. Los drones comerciales de bajo costo son accesibles y pueden ser operados con capacitación básica.	Regulaciones de vuelo. Necesidad de procesar e interpretar las imágenes para generar recomendaciones agronómicas accionables (requiere capacitación).

Integración de Tecnologías: AIoT, Sistemas de Gestión Agrícola (FMIS) y Gemelos Digitales

El verdadero potencial de la agricultura digital se alcanza con la integración de todas las tecnologías en plataformas unificadas. Los Sistemas Integrados de Gestión Agrícola (FMIS) actúan como el cerebro de la operación, integrando datos de sensores, satélites y maquinaria para generar recomendaciones precisas. Los FMIS modernos han evolucionado de simples herramientas de registro a plataformas integrales basadas en la nube que ofrecen una amplia gama de funcionalidades: gestión de parcelas y cultivos, integración de datos de múltiples fuentes, trazabilidad, análisis económico y generación de mapas de prescripción (Paraforos *et al*., 2017; Comparetti *et al*., 2025).

La sinergia entre FMIS y VRT es clara: los FMIS actúan como el "cerebro" que integra los datos, los analiza y genera las prescripciones que la VRT, como el "brazo", ejecuta en el campo. A su vez, los datos generados durante la aplicación VRT (por ejemplo, mapas de aplicación real) realimentan el FMIS, cerrando el ciclo y permitiendo un aprendizaje y mejora continua (Paraforos *et al*., 2017; Karydas *et al*., 2023).

Los gemelos digitales llevan este concepto un paso más allá, permitiendo simular y optimizar escenarios antes de implementarlos en el campo (Purcell & Neubauer, 2023; Escribà *et al*., 2024). La Tabla 4 resume los avances más relevantes en esta área.

Análisis de la Adaptabilidad al Contexto Cubano

La transferencia de estas tecnologías a Cuba enfrenta barreras significativas que abarcan aspectos técnicos, económicos, institucionales y sociales. Sin embargo, también presenta oportunidades únicas que pueden aprovecharse para una adaptación exitosa.

Tabla 3. Aplicaciones de AIoT para Detección de Plagas: Resultados y Potencial de Adaptación a Cuba

Aplicación / Tecnología	Resultado Obtenido	País / Región	Referencia	Posibilidad de Aplicar en Cuba	Retos y Perspectivas para su Introducción en Cuba
Detección de enfermedades con imágenes hiperespectrales	Detección de roya amarilla del trigo con precisión del 90-95% antes de síntomas visibles.	China	(Huang *et al*., 2007)	Media. Requiere equipos especializados (cámaras hiperespectrales) y personal capacitado.	Alto costo de equipos. Necesidad de desarrollar bibliotecas espectrales para cultivos y enfermedades locales.
Trampas inteligentes IoT para monitoreo de insectos	Conteo y clasificación automática de insectos con precisión del 90-96%.	Grecia	(Potamitis *et al*., 2014)	Alta. Tecnología de costo relativamente bajo que puede ser replicada con componentes locales.	Desarrollo de trampas adaptadas a las principales plagas de Cuba. Validación en campo. Capacitación para interpretación de datos.
Redes neuronales convolucionales (CNN) para clasificación de enfermedades	Modelos CNN (AlexNet, ResNet, YOLO) alcanzan precisiones >95% en clasificación de enfermedades foliares.	Global	(Singh & Gupta, 2018; Jiang *et al*., 2019)	Alta, como herramienta de apoyo a la extensión. Aplicaciones móviles basadas en CNN pueden ser utilizadas por técnicos y agricultores.	Desarrollo de bases de datos locales de imágenes de enfermedades. Adaptación de modelos pre-entrenados a condiciones cubanas. Capacitación en uso de aplicaciones.
Sistemas de aplicación selectiva (spot spraying)	Reducción del uso de herbicidas hasta en un 90% mediante pulverización localizada.	Estados Unidos	(Partel*et al*., 2019)	Potencial para cultivos de alto valor. El ahorro de insumos puede justificar la inversión.	Costo de equipos. Necesidad de desarrollar mapas de prescripción precisos. Validación en condiciones locales.
Robots de deshierbe mecánico autónomos	Eliminación del 80-90% de malas hierbas en cultivos ecológicos, reduciendo dependencia de herbicidas.	Europa	(Machleb *et al*., 2020)	Potencial para agricultura urbana y periurbana, y para cultivos orgánicos de alto valor.	Costo del robot. Validación en cultivos cubanos (ej. hortalizas, tabaco). Adaptación a diferentes tipos de suelo.
Liberación de agentes de control biológico con drones	Liberación precisa de avispas parasitoides en zonas afectadas, optimizando el control biológico.	Estados Unidos	(Teske *et al*., 2019)	Potencial medio. Requiere coordinación entre programas de control biológico y tecnología de drones.	Regulaciones de vuelo. Capacitación de personal. Integración con programas existentes de control biológico en Cuba.

Barreras y Desafíos

Un desafío estructural clave es la obsolescencia del parque de maquinaria agrícola. Se estima que más del 80% de los tractores en Cuba tienen más de 30 años de antigüedad. Esta realidad dificulta la integración de sistemas de guiado automático, VRT y sensores que requieren compatibilidad electrónica y sistemas de comunicación modernos. La simple instalación de un kit de adaptación ISOBUS (norma internacional ISO 11783), por ejemplo, no es viable en la mayoría de estos equipos sin una renovación tecnológica profunda. Esta limitación se ve agravada por la falta de estandarización e interoperabilidad entre diferentes plataformas y fabricantes, lo que genera depósitos de datos aislados y dificulta la integración de sistemas (Gupta & Kumar, 2025).

En el ámbito del agua, la ineficiencia de los sistemas de riego es otro problema mayor. El 70% de las áreas cultivadas utilizan riego superficial con eficiencias inferiores al 50%, lo que representa una pérdida anual de más de 1,200 millones de metros cúbicos de agua (MINAG, 2023; Tejeda *et al*., 2025). Esta situación refleja no solo un problema tecnológico, sino también una falta de sistemas de monitoreo y control. Los altos costos de inversión para tecnologías como los sensores de precisión, drones de alta gama y sistemas de riego automatizado representan una barrera económica significativa, especialmente para la pequeña y mediana agricultura (Pierpaoli *et al*., 2013). Munz & Schuele (2022) demuestran, mediante un análisis de sensibilidad, que la rentabilidad de las tecnologías de precisión como la VRT está fuertemente influenciada por el tamaño de la explotación, lo que supone un desafío adicional en un contexto de pequeña y mediana agricultura, como el de Cuba.

Tabla 4. Aplicaciones de Integración Tecnológica (AIoT, FMIS, Gemelos Digitales): Resultados y Potencial de Adaptación a Cuba

Aplicación / Tecnología	Resultado Obtenido	País / Región	Referencia	Posibilidad de Aplicar en Cuba	Retos y Perspectivas para su Introducción en Cuba
Servicio de fertilización de precisión (PreFer) integrado en FMIS (ifarma)	Sistema que combina datos de sensores, imágenes de satélite y ML para generar mapas de prescripción de fertilizantes. Demuestra cómo la integración de datos puede cerrar el ciclo de la AP.	Grecia	(Karydas *et al*., 2023)	Alta, como modelo a seguir. Un sistema similar podría desarrollarse para Cuba, integrando datos locales.	Necesidad de un FMIS nacional o regional. Requiere infraestructura de datos y personal capacitado en ML y teledetección. Coordinación interinstitucional.
Arquitectura de sistemas integrados para agricultura inteligente	Integración de sensores IoT, computación en la nube y algoritmos de IA/ML para optimizar operaciones (riego, fertilización, pulverización).	Global	(Padhiary *et al*., 2025)	Media, como visión a largo plazo. La arquitectura propuesta es compleja y requiere una infraestructura tecnológica avanzada.	Desarrollar una arquitectura simplificada y adaptada a las condiciones cubanas. Priorizar la interoperabilidad y el uso de estándares abiertos.
Gemelos digitales en agricultura	Réplicas virtuales de explotaciones que permiten simular el impacto de diferentes estrategias de manejo (riego, fertilización, rotación) antes de implementarlas.	Global	(Purcell & Neubauer, 2023; Escribà *et al*., 2024)	Baja a corto plazo, potencial a largo plazo. Tecnología emergente que requiere grandes volúmenes de datos y alta capacidad computacional.	Desarrollar gemelos digitales para cultivos estratégicos (ej. caña de azúcar, arroz, tabaco) en colaboración con centros de investigación. La formación de personal en modelación y simulación es clave
Asistentes conversacionales basados en IA generativa	Proporcionan asesoramiento agronómico personalizado a los agricultores, adaptado a sus condiciones específicas y en lenguaje natural.	Global (conceptual)	(Boscán & Boscán, 2025)	Alta a medio plazo. Una vez desarrollada la base de conocimiento agronómico cubano, esta tecnología podría ser muy útil para la extensión agrícola.	Crear una base de conocimiento digital con información agronómica local (suelos, cultivos, clima, prácticas). Capacitar a especialistas en el uso y desarrollo de estas herramientas.

A esto se suman limitaciones de infraestructura, como la conectividad deficiente a internet en zonas rurales, que afecta la transmisión de datos en tiempo real desde sensores y sistemas IoT (Elijah *et al*., 2018; Bayih *et al*., 2022). Finalmente, la complejidad técnica y la necesidad de capacitación especializada para manejar e interpretar los datos generados limitan la adopción (Aubert *et al*., 2012). No basta con adquirir un sensor; se requiere personal capacitado para calibrarlo, interpretar sus datos e integrarlos en un sistema de toma de decisiones. La falta de este capital humano especializado es una barrera transversal a todas las tecnologías analizadas.

En el caso específico de los sistemas AIoT para detección de plagas, la generalización de los modelos de IA sigue siendo un problema. Un modelo entrenado en una región geográfica o con una variedad de cultivo específica puede no funcionar correctamente en otras condiciones (Anastasiou *et al*., 2023). La necesidad de grandes cantidades de datos etiquetados para el entrenamiento es otra limitación, aunque están surgiendo técnicas como el aprendizaje semi-supervisado y por transferencia para mitigarlo (Li *et al*., 2021; Benchallal *et al*., 2024). La integración de datos heterogéneos (imágenes, clima, suelo) sigue siendo un reto técnico y computacional (Cravero & Sepúlveda, 2021).

Necesidades y Oportunidades

A pesar de las barreras, existen oportunidades clave que pueden aprovecharse. En primer lugar, hay la voluntad política para la modernización, como se evidencia en el proyecto ONUDI (2024) y su alineación con el PNDES 2030. Cuba cuenta con un capital humano calificado en instituciones como el Instituto de Investigaciones de Ingeniería Agrícola (IAgric), la Universidad Agraria de la Habana (UNAH), el Instituto Nacional de Ciencias Agrícolas (INCA), la Universidad de la Habana (UH), la Empresa de Automatización Integral (CEDAI), etc., que poseen vasta experiencia en ingeniería agrícola, riego (diseño, evaluación y manejo de sistemas de riego) y mecanización, necesaria para la implementación del riego inteligente y la agricultura de precisión (Kushwaha *et al*., 2024). Esta base de conocimiento puede ser la base para la creación de capacidades locales en agricultura digital.

La disponibilidad de tecnologías de bajo costo es otra oportunidad decisiva. El estudio de Elhoseny *et al.* (2026) demuestra que es posible implementar sistemas de riego inteligente con un costo de solo 44 USD, lo que los hace potencialmente accesibles para productores con pequeñas áreas. Asimismo, el acceso a datos satelitales gratuitos (como los de la misión Sentinel-2) permite generar mapas de NDVI y estimar requerimientos hídricos sin una inversión inicial significativa (Marques *et al*., 2020; Saha *et al*., 2025). La cooperación internacional, como la establecida a través de ONUDI y otros organismos (FAO, PENUD) puede proporcionar un canal para la transferencia de tecnología y conocimiento, que debe ser aprovechado para adaptar soluciones globales al contexto local.

Para una adaptación exitosa, se identifican las siguientes necesidades priorizadas, con énfasis en el riego de precisión. Transición de sistemas de riego de baja eficiencia en el uso del agua a otros más eficientes:

1. Diagnóstico y modernización básica de sistemas de riego: Evaluar el estado actual de los sistemas de riego para identificar pérdidas y oportunidades de mejora, con énfasis en la transición de riego superficial a sistemas presurizados más eficientes
2. Introducción de sensores de humedad de suelo de bajo costo con operación en semidesconexión: Implementar sensores de bajo costo (Elhoseny *et al*., 2026) en áreas piloto. Dadas las limitaciones de conectividad en zonas rurales, un primer paso práctico es el uso de sensores que operen en semidesconexión (registro local de datos con descarga periódica), para posteriormente avanzar hacia sistemas híbridos que combinen almacenamiento local con transmisión intermitente, hasta alcanzar el monitoreo en tiempo real (conexión continua). Una opción complementaria es el desarrollo de sensores robustos, de fácil uso y reemplazo, para la determinación puntual y semiinstantánea de la humedad del suelo, vinculados a teléfonos celulares que permitan la toma de decisiones in situ por parte del agricultor o técnico.
3. Capacitación en manejo eficiente del agua: Formar a técnicos y agricultores en programación de riego basada en la evapotranspiración de referencia (ETo) y la interpretación de datos de sensores, incluso en condiciones de conectividad limitada.
4. Desarrollo de sistemas de riego automatizado basados en IoT: Implementar sistemas que integren sensores, estaciones meteorológicas y algoritmos de control difuso (Liu *et al*., 2025) para automatizar el riego, priorizando soluciones que funcionen con conectividad intermitente.
5. Fortalecimiento de plataformas FMIS para gestión integral del agua: Desarrollar plataformas locales que integren datos de sensores, mapas de humedad y requerimientos hídricos (Karydas *et al*., 2023), con capacidad de operar en modo semidesconectado y sincronización periódica.
6. Formación de especialistas en modelación de requerimientos hídricos: Capacitar a profesionales en el uso de modelos de balance hídrico y evapotranspiración, adaptados a datos disponibles localmente.
7. Desarrollo de mapas de prescripción de riego: Generar mapas de prescripción basados en datos satelitales, sensores de suelo y modelos de cultivo (Saha *et al*., 2025), utilizando herramientas que no requieran conectividad continua.
8. Implementación de sistemas de riego autónomos con IA: Introducir sistemas que integren datos de sensores, pronósticos climáticos e imágenes satelitales (Liu *et al*., 2025) en proyectos piloto, considerando arquitecturas que permitan el procesamiento local en casos de desconexión.
9. Desarrollo de gemelos digitales para optimización del riego: Crear réplicas virtuales de sistemas de riego para simular escenarios climáticos y evaluar estrategias de manejo (Purcell & Neubauer, 2023), aprovechando centros de cómputo centralizados.
10. Integración de energías renovables: Incorporar sistemas de bombeo solar y eólico para reducir la dependencia energética y los costos operativos del riego.
11. Automatización de la fertirrigación: Desarrollar sistemas automatizados que integren la aplicación variable de agua y fertilizantes, optimizando ambos recursos simultáneamente.
12. Implementación gradual de sistemas de guiado automático: Adaptar sistemas de guiado automático en la maquinaria existente para reducir solapes, mejorar la uniformidad de aplicación y optimizar el consumo de combustible (Vrchota *et al*., 2022; McFadden *et al*., 2023). Dada la obsolescencia del parque de maquinaria (más del 80% de los tractores superan los 30 años), se propone una estrategia escalonada.

Estrategia de Implementación Gradual

Basado en las necesidades identificadas, se propone un enfoque gradual de implementación en tres fases con énfasis en el riego de precisión como pilar fundamental, la introducción de tecnologías de bajo costo y alto impacto inmediato.

Fase 1 (Inmediata de 1 a 2 años): Introducción de tecnologías de bajo costo y alto impacto inmediato

Acciones priorizadas

- Implementación de sensores de humedad de suelo de bajo costo (Elhoseny *et al*., 2026) en cultivos estratégicos (arroz, maíz, frijol, hortalizas y tabaco) para monitoreo en tiempo real, es lo deseado.

Sin embargo, un primer paso más práctico en la realidad cubana actual es el uso de sensores que operen en semidesconexión, y posteriormente avanzar hacia sistemas híbridos que combinen semidesconexión con conexión continua, hasta alcanzar el monitoreo en tiempo real (conexión continua).

- Desarrollo de sensores robustos, de fácil uso y reemplazo, para la determinación de la humedad puntual, discreta y semiinstantánea, vinculados a teléfonos celulares para la toma de decisión in situ.
- Desarrollo de aplicaciones móviles basadas en CNN para diagnóstico de enfermedades (Singh & Gupta, 2018) y la gestión del riego, con capacidad de operar sin conexión a internet.
- Capacitación intensiva en manejo eficiente del agua para técnicos del IAgric y extensionistas en programación de riego basada en ETo y datos de sensores.
- Monitoreo con drones equipados con cámaras multiespectrales y térmicas para detección de estrés hídrico y otros problemas de los cultivos (Tsouros *et al*., 2019; Velusamy *et al*., 2022).
- Creación de un Sistema de Gestión Agrícola (FMIS) nacional, adaptado a las condiciones locales, que sirva como plataforma integradora de todos los datos (sensores de bajo costo, imágenes satelitales gratuitas, pronósticos meteorológicos locales), con capacidad de sincronización periódica en zonas con conectividad limitada.
- Fortalecimiento de la conectividad rural, priorizando inversiones en infraestructura de conectividad para permitir progresivamente la transmisión de datos en tiempo real.
- Masificación del uso de sistemas de bombeo solar y eólico para reducir la dependencia de combustibles fósiles y los costos operativos.
- Introducción gradual de sistemas de guiado automático para la maquinaria (Vrchota *et al*., 2022; McFadden *et al*., 2023). Como primera opción de muy bajo costo, utilizar el teléfono móvil del operador (con una APK apropiada) como asistente de navegación para guiar el traslado en el campo, operando en condiciones de semidesconexión (sin requerir internet permanente, solo señal GPS). Esta solución permite incrementar la eficiencia de operación de la maquinaria envejecida, reduciendo solapes y consumo de combustible.
- Creación de capacidades locales en torno a estas tecnologías, convirtiendo a nuestros técnicos y agrónomos en los especialistas que adaptan, calibran y operan estos sistemas.

Resultados esperados

- Reducción del consumo de agua entre un 20-30% en áreas piloto.
- Disminución de costos operativos por menor uso de combustible y reducción de solapes mediante el uso del teléfono móvil como asistente de navegación.
- Creación de capacidades locales en manejo de sensores (incluyendo operación en semidesconexión), riego de precisión, guiado básico con celular y monitoreo con drones.
- Implementación de una plataforma FMIS nacional que integre datos básicos de campo.

Fase 2 (Corto/Medio Plazo - 3-5 años): Desarrollo e implementación de sistemas más complejos

Acciones priorizadas

- Desarrollo de sistemas de riego automatizado IoT que integren sensores, estaciones meteorológicas y algoritmos de control difuso (Liu *et al*., 2025), con capacidad de operar en modo híbrido (local + nube).
- Implementación de riego por goteo con control de flujo variable en cultivos de alta demanda hídrica.
- Fortalecimiento de una plataforma FMIS adaptada a las condiciones locales que integre datos de sensores, mapas de humedad y pronósticos climáticos (Karydas *et al*., 2023).
- Desarrollo de mapas de prescripción de riego basados en datos satelitales y sensores de suelo (Saha *et al*., 2025).
- Establecimiento de alianzas con centros internacionales para la validación de modelos.
- Avanzar en la instalación de sistemas de guiado automático en el equipamiento moderno existente en los principales polos agrícolas del país y en la medida que se renueve la flota.
- Desarrollo e implementación de sistemas VRT para fertilización y control de plagas en cultivos de alto valor y en áreas con alta variabilidad espacial de suelos, basados en mapas de prescripción generados a partir de datos satelitales gratuitos (como Sentinel-2) y análisis de suelos, similar al servicio "PreFer" (Karydas et al., 2023).
- Desarrollo de trampas inteligentes adaptadas a las principales plagas de Cuba (Potamitis *et al*., 2014).
- Programas de capacitación en ML y teledetección para personal técnico.
- Desarrollar bases de datos de imágenes de enfermedades y plagas locales para entrenamiento de modelos de IA.

Resultados esperados

- Reducción del consumo de agua entre un 30-40% en áreas piloto y reducción del consumo de energía por bombeo entre un 15-25% en zonas seleccionadas.
- Disminución del uso de fertilizantes nitrogenados en un 10-3.0% sin afectar el rendimiento.

- Validación de sistemas de alerta temprana para plagas mediante trampas inteligentes.
- Desarrollo de capacidades locales en modelación, teledetección y aprendizaje automático.

Fase 3 (Medio/Largo Plazo - 5-10 años): Introducción de tecnologías avanzadas.

Acciones priorizadas

- Implementación de sistemas de riego autónomos con IA que integren datos de sensores, pronósticos climáticos, imágenes satelitales y modelos de crecimiento (Liu *et al*., 2025).
- Automatización de la fertirrigación, integrando agua y fertilizantes.
- Introducción de robótica y sistemas autónomos en proyectos piloto en cooperativas o empresas estatales de mayor escala (Comparetti *et al*., 2025; Liu *et al*., 2025).
- Desarrollo de gemelos digitales para cultivos estratégicos y la gestión integrada de los recursos hídricos (Purcell & Neubauer, 2023).
- Implementación de asistentes conversacionales para extensión agrícola (Boscán & Boscán, 2025).
- Lograr que las tecnologías AIoT sean una herramienta común para aumentar la soberanía alimentaria, optimizar el uso del agua y la explotación de la maquinaria agrícola.

Resultados esperados

- Racionalización del riego y la fertiirrigación con reducción del consumo de agua del 40-50%.
- Reducción significativa de la huella energética y de carbono.
- Implementación de gemelos digitales para la simulación y mejora de la gestión de cultivos.
- Posicionamiento de Cuba como referente regional en tecnologías de riego inteligente.

Dados los altos costos, fomentar modelos de negocio colaborativos, como cooperativas de maquinaria o servicios de alquiler de "maquinaria por horas" (Munz & Schuele, 2022), puede ser un mecanismo para superar las barreras económicas y de escala que limitan el acceso a tecnologías de alto costo, permitiendo que los beneficios de la agricultura de precisión lleguen también a los pequeños y medianos productores. La clave estará en la adaptación de las tecnologías globales a las condiciones locales, la formación continua de los recursos humanos, la colaboración internacional sostenida y el desarrollo de modelos de negocio que permitan el acceso equitativo a la tecnología, por lo que la implementación de esta estrategia debe ir acompañada de un programa de formación continua para técnicos y agricultores, asegurando la sostenibilidad a largo plazo.

CONCLUSIONES

- La integración del riego inteligente y la mecanización de precisión es una tendencia global ineludible para una agricultura sostenible que ofrece ahorros de agua del 30-50%, reducción de herbicidas hasta el 90% y de fertilizantes del 15-30%, con precisiones >95% en detección temprana de plagas. Para Cuba, su adopción es una necesidad estratégica ante la obsolescencia de la maquinaria (>80% con más de 30 años) y la baja eficiencia del riego (70% superficial con eficiencia <50%).
- Es posible iniciar la transformación digital de la agricultura cubana sin esperar una renovación completa de la infraestructura, mediante un enfoque gradual de tres fases: 1) tecnologías de bajo costo operables en conectividad intermitente y basadas en telefonía móvil (sensores con registro local, aplicaciones móviles sin internet continuo, uso del teléfono del operador como asistente de navegación); (2) sistemas híbridos; (3) conectividad continua y robótica. Esta estrategia permite avanzar hacia la agricultura de precisión, superando las limitaciones de conectividad rural en Cuba y las barreras económicas que limitan el acceso a tecnologías de alto costo.
- El riego de precisión se erige como pilar fundamental de la transición, dada la escasez hídrica y las pérdidas por baja eficiencia de los sistemas actuales. Se propone un modelo que parte de la instalación de sensores de humedad de bajo costo (≤44 USD) en cultivos estratégicos (arroz, maíz, frijol, hortalizas, tabaco), operando inicialmente en conectividad intermitente con toma de decisiones in situ mediante telefonía móvil. Este enfoque, validado en entornos con conectividad limitada, puede lograr ahorros del 30-40% en el consumo de agua desde la primera fase, sin requerir infraestructura de internet continua, y sentar las bases para una posterior automatización basada en IoT y algoritmos de control difuso.
- La integración de estas tecnologías, con énfasis en el riego inteligente y la mecanización de precisión adaptada a condiciones locales de conectividad limitada y maquinaria envejecida, puede ser una vía decisiva para aumentar la soberanía alimentaria y la resiliencia de la agricultura cubana frente al cambio climático, la escasez de recursos y la necesidad de una mayor eficiencia productiva.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABIOYE, E.A.; ABIDIN, M.S.Z.; MAHMUD, M.S.A.; BUYAMIN, S.; ISHAK, M.H.I.; ABD RAHMAN, M.K.I.; OTUOZE, A.O.; ONOTU, P.; RAMLI, M.S.A.: "A review on monitoring and advanced control strategies for precision irrigation", *Computers and Electronics in Agriculture*, 173: 105441, 2020, ISSN: 0168-1699.

ADAMCHUK, V.I.; HUMMEL, J.W.; MORGAN, M.T.; UPADHYAYA, S.K.: "On-the-go soil sensors for precision agriculture", *Computers and electronics in agriculture*, 44(1): 71-91, 2004, ISSN: 0168-1699.

ADEYEMI, O.; GROVE, I.; PEETS, S.; NORTON, T.: "Advanced monitoring and management systems for improving sustainability in precision irrigation", *Sustainability*, 9(3): 353, 2017, ISSN: 2071-1050, DOI: http://doi.org/10.3390/su9030353.

ADEYEMI, O.; GROVE, I.; PEETS, S.; NORTON, T.: "Advanced monitoring and management systems for improving sustainability in precision irrigation", *Sustainability*, 9(3): 353, 2017, ISSN: 2071-1050, DOI: http://doi.org/10.3390/su9030353.

ADLI, H.K.; REMLI, M.A.; SALIHIN, W.; ISMAIL, N.A.; GONZÁLEZ, A.; CORCHADO, J.M.; MOHAMAD, M.S.: "Recent Advancements and Challenges of AIoT Application in Smart Agriculture: A Review", *Sensors*, 23(7): 3752, 2023, ISSN: 1424-8220, DOI: http://doi.org/10.3390/s23073752.

AKTAR, M.W.; SENGUPTA, D.; CHOWDHURY, A.: "Impact of pesticides use in agriculture: their benefits and hazards", *Interdisciplinary Toxicology*, 2(1): 1-12, 2009, ISSN: 1337-6853, DOI: http://doi.org/10.2478/v10102-009-0001-7.

ANASTASIOU, E.; FOUNTAS, S.; VOULGARAKI, M.; PSIROUKIS, V.; KOUTSIARAS, M.; KRIEZI, O.; LAZAROU, E.; VATSANIDOU, A.; FU, L.; DI BARTOLO, F.; JESUS BARREIRO, J.; MANUEL GOMEZ, J.: "Precision farming technologies for crop protection: A meta-analysis", *Smart Agricultural Technology*, 5: 100323, 2023, ISSN: 2772-3755, DOI: http://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100323.

AUBERT, B.A.; SCHROEDER, A.; GRIMAUDO, J.: "IT as enabler of sustainable farming: An empirical analysis of farmers' adoption decision of precision agriculture technology", *Decision Support Systems*, 54(1): 510-520, 2012, ISSN: 0167-9236, DOI: http://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.048.

BAYIH, A.; MORALES, J.; ASSABIE, Y.; DE BY, R.: "Utilization of Internet of Things and Wireless Sensor Networks for Sustainable Smallholder Agriculture", *Sensors*, 22(9): 3273, 2022, ISSN: 1424-8220, DOI: http://doi.org/10.3390/s22093273.

BENCHALLAL, F.; HAFINE, A.; RAGOT, N.; CANALS, R.: "ConvNeXt based semi-supervised approach with consistency regularization for weeds classification", *Expert Systems with Applications*, 239: 122222, 2024, ISSN: 0957-4174, DOI: http://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122222.

BOSCÁN BOSCÁN, A.C.; BOSCÁN BOSCÁN, A.J.: "Artificial intelligence in agriculture: A view from a sustainable development perspective", *Agrociencia Uruguay*, 29: e1502, 2025, ISSN: 2730-5066, DOI: http://doi.org/10.31285/AGRO.29.1502.

CHLINGARYAN, A.; SUKKARIEH, S.; WHELAN, B.: "Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review", *Computers and Electronics in Agriculture*, 151: 61-69, 2018, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2018.05.012.

COLAÇO, A.F.; BRAMLEY, R.G.: "Do crop sensors promote improved nitrogen management in grain crops?", *Field Crops Research*, 218: 126-140, 2018, ISSN: 0378-4290, DOI: http://doi.org/10.1016/j.fcr.2018.01.017.

COMPARETTI, A.; FAGIOLINI, A.; FOUNTAS, S.; CASCIO, V.: "Field robots for precision agriculture", *AIMS Agriculture and Food*, 10(4): 885-916, 2025, ISSN: 2471-2086, DOI: http://doi.org/10.3934/agrfood.2025046.

CORTEZ, A.; PRO, L.; MAMANI, N.; LOZADA, P.; PARIONA, J.: "Precision agriculture: transforming traditional agriculture with technology", *Revista de Investigación de Sistemas e Informática*, 17(2): 51-63, 2024, ISSN: 1816-3823, DOI: http://doi.org/10.15381/risi.v17i2.29917.

CRAVERO, A.; SEPÚLVEDA, S.: "Use and adaptations of machine learning in big data-applications in real cases in agriculture", *Electronics*, 10(5): 552, 2021, ISSN: 2079-9292, DOI: http://doi.org/10.3390/electronics10050552.

DOMÍNGUEZ, C.; CISNEROS, E.; HERRERA, J.; RUIZ, M.; MIRANDA, A.; PANEQUE, P.; MARTIN, R.A.: "Enfoques para la gestión y uso eficiente del agua en el cultivo de arroz", *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 34: e03, 2025, ISSN: 2071-0054.

DOMÍNGUEZ, C.; MIRANDA, A.; GUILHERME DE ARAÚJO, A.; MOREJÓN, Y.; PANEQUE, P.: "Management of Agricultural Machinery in Cuba to Enhance Ecosystem Services and Mitigate Climate Change", *Agricultural Mechanization in Asia, Africa and Latin America*, 55(3): 27-31, 2024, ISSN: 0084-5841.

ELHOSENY, M.; JAHID, K.; LATIF, R.; SADDIK, A.; ATASSI, R.: "Recent advances in IoT-driven crop monitoring and precision irrigation: Technologies, models, and future challenges", *Scientific African*, 2026, (en prensa), ISSN: 2468-2276, DOI: http://doi.org/10.1016/j.sciaf.2026.e03222.

ELIJAH, O.; RAHMAN, T.A.; ORIKUMHI, I.; LEOW, C.Y.; HINDIA, M.N.: "An overview of Internet of Things (IoT) and data analytics in agriculture: Benefits and challenges", *IEEE Internet of Things Journa*l, 5(5): 3758-3773, 2018, ISSN: 2327-4662, DOI: http://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2844296.

ESCRIBÀ, M.; LIANG, S.; VAN SCHALKWYK, P.; FISK, I.; LONG, N.V.D.; HESSEL, V.: "Digital twins in agriculture: orchestration and applications", *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 72(19): 10737-10752, 2024, ISSN: 0021-8561, DOI: http://doi.org/10.1021/acs.jafc.4c01934.

GETAHUN, S.; KEFALE, H.; GELAYE, Y.: "Application of Precision Agriculture Technologies for Sustainable

Crop Production and Environmental Sustainability: A Systematic Review", *The Scientific World Journal*, 2024: 2126734, 2024, ISSN: 2356-6140, DOI: http://doi.org/10.1155/2024/2126734.

GOAP, A.; SHARMA, D.; SHUKLA, A.K.; RAMA KRISHNA, C.: "An IoT based smart irrigation management system using machine learning and open source technologies", *Computers and Electronics in Agriculture*, 155: 41-49, 2018, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2018.09.040.

GUPTA, G.; KUMAR, S.: "Applications of AI in precision agriculture", *Discover Agriculture*, 3: 61, 2025, ISSN: 2731-9598, DOI: http://doi.org/10.1007/s44279-025-00220-9.

GUZMÁN, J.G.; MATUZ, M.; ARANA, J.Y.; LÓPEZ, E.; GÓMEZ, V.; GONZÁLEZ, N.: "Advances and prospects of precision agriculture for agricultural sustainability", *XIKUA Boletín Científico de la Escuela Superior de Tlahuelilpan*, 12(24): 01-06, 2024, ISSN: 2007-4940, DOI: http://doi.org/10.29057/xikua.v12i24.12790.

HUANG, W.; LAMB, D.W.; NIU, Z.; ZHANG, Y.; LIU, L.; WANG, J.: "Identification of yellow rust in wheat using in-situ spectral reflectance measurements and airborne hyperspectral imaging", *Precision Agriculture*, 8: 187-197, 2007, ISSN: 1385-2256, DOI: http://doi.org/10.1007/s11119-007-9038-9.

ISLAM, M.R.; OLIULLAH, K.; KABIR, M.M.; ALOM, M.; MRIDHA, M.F.: "Machine learning enabled IoT system for soil nutrients monitoring and crop recommendation", *Journal of Agriculture and Food Research*, 14: 100880, 2023, ISSN: 2666-1543, DOI: http://doi.org/10.1016/j.jafr.2023.100880.

JAWAD, H.M.; NORDIN, R.; GHARGHAN, S.K.; JAWAD, A.M.; ISMAIL, M.: "Energy efficient wireless sensor networks for precision agriculture: A review", *Sensors*, 17(8): 1781, 2017, ISSN: 1424-8220, DOI: http://doi.org/10.3390/s17081781.

JIANG, P.; CHEN, Y.; LIU, B.; HE, D.; LIANG, C.: "Real-time detection of apple leaf diseases using deep learning approach based on improved convolutional neural networks", *IEEE Access*, 7: 59069-59080, 2019, ISSN: 2169-3536, DOI: http://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2914929.

KAMILARIS, A.; PRENAFETA-BOLDÚ, F.X.: "Deep learning in agriculture: A survey", *Computers and Electronics in Agriculture*, 147: 70-90, 2018, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016.

KARYDAS, C.; CHATZIANTONIOU, M.; STAMKOPOULOS, K.; IATROU, M.; VASSILIADIS, V.; MOURELATOS, S.: "Embedding a precision agriculture service into a farm management information system - ifarma/PreFer", *Smart Agricultural Technology*, 4: 100175, 2023, ISSN: 2772-3755, DOI: http://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100175.

KOCH, B.; KHOSLA, R.; FRASIER, W.M.; WESTFALL, D.G.; INMAN, D.: "Economic feasibility of variable-rate nitrogen application utilizing site-specific management zones", *Agronomy Journal*, 96(6): 1572-1580, 2004, ISSN: 0002-1962, DOI: http://doi.org/10.2134/agronj2004.1572.

KUSHWAHA, M.; SINGH, S.; SINGH, V.; DWIVEDI, S.: "Precision Farming: A Review of Methods, Technologies, and Future Prospects", *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology*, 9(2), 2024, ISSN: 2456-1878, DOI: http://doi.org/10.22161/ijeab.92.27.

LI, Y.; CHAO, X.: "Semi-supervised few-shot learning approach for plant diseases recognition", *Plant Methods*, 17: 68, 2021, ISSN: 1746-4811, DOI: http://doi.org/10.1186/s13007-021-00770-1.

LIAKOS, K.G.; BUSATO, P.; MOSHOU, D.; PEARSON, S.; BOCHTIS, D.: "Machine learning in agriculture: A review", *Sensors*, 18(8): 2674, 2018, ISSN: 1424-8220, DOI: http://doi.org/10.3390/s18082674.

LIU, X.; ZHAO, Z.; REZAEIPANAH, A.: "Intelligent and automatic irrigation system based on internet of things using fuzzy control technology", *Scientific Reports*, 15: 14577, 2025, ISSN: 2045-2322, DOI: http://doi.org/10.1038/s41598-025-98137-2.

MACHLEB, J.; PETEINATOS, G.G.; KOLLENDA, B.L.; ANDÚJAR, D.; GERHARDS, R.: "Sensor-based mechanical weed control: present state and prospects", *Computers and Electronics in Agriculture*, 176: 105638, 2020, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105638.

MAHLEIN, A.K.: "Plant disease detection by imaging sensors - parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping", *Plant Disease*, 100(2): 241-251, 2016, ISSN: 0191-2917, DOI: http://doi.org/10.1094/PDIS-03-15-0340-FE.

MARQUES, J.R.; TERRÓN, J.M.; DOMÍNGUEZ, F.J.; PAIXÃO, L.: "Agricultura de Precisión con Imágenes de Satélite", en: Manual de Buenas Prácticas Agrícolas, cap. II, pp. 25-48, 2020, ISBN: 978-989-33-0549-2.

McFADDEN, J.; ERICKSON, B.; LOWENBERG, J.; MILICS, G.: "Global Adoption of Precision Agriculture: An Update on Trends and Emerging Technologies", en: Proceedings of the 16th International Conference on Precision Agriculture, Manhattan, Kansas, USA, 21-24 July 2024, pp. 1-16.

McFADDEN, J.; NJUKI, E.; GRIFFIN, T.: "Precision agriculture in the digital era: recent adoption on U.S. Farms", *Economic Information Bulletin* No. 248, U.S. Department of Agriculture, Economic Research Service, 2023, Disponible en: https://www.ers.usda.gov/webdocs/publications/105894/eib-248.pdf [Consulta: 17 de abril de 2026].

MINAG: *Anuario Estadístico Agropecuario 2022*, Ministerio de la Agricultura, La Habana, Cuba, 2023.

MORCHID, A.; QJIDAA, H.; ALAMI, R.E.; MOBAYEN, S.; SKRUCH, P.; BOSSOUFI, B.: "Smart irrigation-

based internet of things and cloud computing technologies for sustainable Farming", *Scientific Reports*, 16: 5293, 2026, ISSN: 2045-2322, DOI: http://doi.org/10.1038/s41598-026-35810-0.

MUNZ, J.; SCHUELE, H.: "Influencing the Success of Precision Farming Technology Adoption-A Model-Based Investigation of Economic Success Factors in Small-Scale Agriculture", *Agriculture*, 12(11): 1773, 2022, ISSN: 2077-0472, DOI: http://doi.org/10.3390/agriculture12111773.

NICOLOPOULOU-STAMATI, P.; MAIPAS, S.; KOTAMPASI, C.; STAMATIS, P.; HENS, L.: "Chemical pesticides and human health: the urgent need for a new concept in agriculture", *Frontiers in Public Health*, 4: 148, 2016, ISSN: 2296-2565, DOI: http://doi.org/10.3389/fpubh.2016.00148.

OJHA, T.; MISRA, S.; RAGHUWANSHI, N.S.: "Wireless sensor networks for agriculture: The state-of-the-art in practice and future challenges", *Computers and Electronics in Agriculture*, 118: 66-84, 2015, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2015.08.011.

ONUDI (Organización de las Naciones Unidas para el Desarrollo Industrial): *Programa de modernización tecnológica y empresarial en el sector de producción de agroquímicos y maquinaria agrícola* (Mejora y modernización industrial en Cuba, fase II), ID 230317, 51 p., 2024.

PADHIARY, M.; KUMAR, A.; NARAYAN, L.: "Emerging technologies for smart and sustainable precision agriculture", *Discover Robotics*, 1: 6, 2025, ISSN: 3004-9157, DOI: http://doi.org/10.1007/s44430-025-00006-0.

PAGE, M.J.; MCKENZIE, J.E.; BOSSUYT, P.M.; BOUTRON, I.; HOFFMANN, T.C.; MULROW, C.D.; SHAMSEER, L.; TETZLAFF, J.M.; AKL, E.A.; BRENNAN, S.E.: "The PRISMA 2020 Statement: An Updated Guideline for Reporting Systematic", Reviews. *J. Clin. Epidemiol. 134*, 178-189, 2021. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2021.03.001.

PARAFOROS, D.S.; VASSILIADIS, V.; KORTENBRUCK, D.; STAMKOPOULOS, K.; ZIOGAS, V.; SAPOUNAS, A.A.; GRIEPENTROG, H.W.: "Multi-level automation of farm management information systems", *Computers and Electronics in Agriculture*, 142: 504-514, 2017, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2017.11.022.

PARTEL, V.; CHARAN KAKARLA, S.; AMPATZIDIS, Y.: "Development and evaluation of a low-cost and smart technology for precision weed management utilizing artificial intelligence", *Computers and Electronics in Agriculture*, 157: 339-350, 2019, ISSN: 0168-1699, DOI: http://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.048.

PIERPAOLI, E.; CARLIA, G.; PIGNATTI, E.; CANAVARI, M.: CDrivers of precision agriculture technologies adoption: A literature review", *Procedia Technology*, 8: 61-69, 2013, ISSN: 2212-0173, DOI: http://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.11.010.

PNDES (Plan Nacional de Desarrollo Económico y Social hasta 2030): *Propuesta de Visión, Ejes y Sectores Estratégicos*, La Habana, Cuba, Ministerio de Economía y Planificación (MEP), Resolución 30/2018 MINCEX, D-L 02/2019, 2019.

POTAMITIS, I.; RIGAKIS, I.; FYSARAKIS, K.: "The electronic McPhail trap", *Sensors*, 14(12): 22285-22299, 2014, ISSN: 1424-8220, DOI: http://doi.org/10.3390/s141222285.

PRADO, M., ÁVILA, B., QUIÑONEZ, J.: "Uso de tecnologías de agricultura de precisión en la optimización de sistemas de riego en pequeñas y medianas fincas de la comunidad El Cristal, Parroquia Alto Tambo, Cantón San Lorenzo". *Revista Social Fronteriza* 5(3): e723, 2025. DOI: http://doi.org/10.59814/resofro.2025.5(3)723

PURCELL, W.; NEUBAUER, T.: "Digital Twins in Agriculture: A State-of-the-Art Review", *Smart Agricultural Technology*, 3: 100094, 2023, ISSN: 2772-3755, DOI: http://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100094.

QUAN, L.; JIANG, W.; LI, H.; LI, H.; WANG, Q.; CHEN, L.: "Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode", *Biosystems Engineering*, 216: 13-31, 2022, ISSN: 1537-5110, DOI: http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.01.019.

SAHA, S.; KUCHER, O.D.; UTKINA, A.O.; REBOUH, N.Y.: "Precision agriculture for improving crop yield predictions: a literature review", *Frontiers in Agronomy*, 7: 1566201, 2025, ISSN: 2673-3218, DOI: http://doi.org/10.3389/fagro.2025.1566201.

SCHIMMELPFENNIG, D.: "Farm profits and adoption of precision agriculture", Economic Research Report No. 217, U.S. Department of Agriculture, *Economic Research Service*, 2016, DOI: http://doi.org/10.22004/ag.econ.249773.

SCHIMMELPFENNIG, D.; EBEL, R.: "Sequential Adoption and Cost Savings from Precision Agriculture", *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 41(1): 97-115, 2016, ISSN: 1068-5502, DOI: http://doi.org/10.22004/ag.econ.230771.

SINGH, S.; GUPTA, S.: "Apple scab and marsonina coronaria diseases detection in apple leaves using machine learning", *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118(9): 1151-1166, 2018, ISSN: 1311-8080.

SUÁREZ, J.; RÍOS, A.: "A diagnosis on existence and use of agricultural machinery in Cuba", *Ingeniería Agrícola*, 9(4): 69-77, 2019, ISSN: 2227-8761.

TEJEDA, V.; HERRERA, J.; RÍOS, A.; LÓPEZ, R.: "Agricultural Engineering in the System of the Cuban Agriculture, a Challenge in the Current Times", *Ingeniería Agrícola*, 15, 2025, ISSN: 2227-8761.

TESKE, A.L.; CHEN, G.; NANSEN, C.; KONG, Z.: "Optimised dispensing of predatory mites by multirotor UAVs in wind: a distribution pattern modelling approach for precision pest management", *Biosystems Engineering*, 187: 226-238, 2019, ISSN: 1537-5110, DOI: http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.09.009.

TSOUROS, D.C.; BIBI, S.; SARIGIANNIDIS, P.G.: "A review on UAV-based applications for precision agriculture", *Information*, 10(11): 349, 2019, ISSN: 2078-2489, DOI: http://doi.org/10.3390/info10110349.

VELUSAMY, P.; RAJENDRAN, S.; MAHENDRAN, R.K.; NASEER, S.; SHAFIQ, M.; CHOI, J.G.: "Unmanned Aerial Vehicles (UAV) in Precision Agriculture: Applications and Challenges", *Energies*, 15(1): 217, 2022, ISSN: 1996-1073, DOI: http://doi.org/10.3390/en15010217.

VRCHOTA, J.; PECH, M.; ŠVEPEŠOVÁ, I.: "Precision Agriculture Technologies for Crop and Livestock Production in the Czech Republic", *Agriculture*, 12(8): 1080, 2022, ISSN: 2077-0472, DOI: http://doi.org/10.3390/agriculture12081080.

WOLFERT, S.; GE, L.; VERDOUW, C.; BOGAARDT, M.J.: "Big Data in Smart Farming-A Review", *Agricultural Systems*, 153: 69-80, 2017, ISSN: 0308-521X, DOI: http://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023.

WOLTERS, S.; SÖDERSTRÖM, M.; PIIKKI, K.; STENBERG, M.: "Near-real time winter wheat N uptake from a combination of proximal and remote optical measurements: How to refine Sentinel-2 satellite images for use in a precision agriculture decision support system", Proceedings of the 12th European Conference on Precision Agriculture, Montpellier, France, 8-11 July 2019, Wageningen Academic Publishers, pp. 415-421, 2019, ISBN: 978-90-8686-337-2.

XU, J.; GU, B.; TIAN, G.: "Review of agricultural IoT technology", *Artificial Intelligence in Agriculture*, 6: 10-22, 2022, ISSN: 2589-7217, DOI: http://doi.org/10.1016/j.aiia.2022.01.001.

ZAIN, M.; MA, H.; CHAUDHARY, S.; NURUZAMAN, M.; AZEEM, I.; MEHMOOD, F.; AIWANG, D.; SUN, C.: "Nanotechnology in precision agriculture: Advancing towards sustainable crop production", *Plant Physiology and Biochemistry*, 2006: 108244, 2023, ISSN: 0981-9428, DOI: http://doi.org/10.1016/j.plaphy.2023.108244.

ZHANG, X.; CAO, Z.; DONG, W.: "Overview of edge computing in the agricultural internet of things: key technologies, applications, challenges", *IEEE Access*, 8: 141748-141761, 2020, ISSN: 2169-3536, DOI: http://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3013005.