

Validación multisitio de sistemas duales de drones para la agricultura de precisión en anacardo tropical

Multisite Validation of Dual-Drone Systems for
Precision Agriculture in Tropical Cashew



Corporación Unificada Nacional
de Educación Superior

VIGILADA MINEDUCACIÓN

www.cun.edu.co



COORDINACIÓN DE
PUBLICACIONES

Validación multisitio de sistemas duales de drones para la agricultura de precisión en anacardo tropical

Multisite Validation of Dual-Drone Systems for Precision Agriculture in Tropical Cashew

Jhony F. López

jhofeloto@neptura.tech

William Pérez

Cómo citar: López, J. y Pérez, W. (2025). Validación multisitio de sistemas duales de drones para la agricultura de precisión en anacardo tropical. *Negonotas Docentes*, (26), 51-65. <https://doi.org/10.52143/2346-1357.1120>

Resumen

La agricultura de precisión en cultivos leñosos tropicales enfrenta una brecha crítica: la ausencia de marcos operacionales validados a escala comercial y con reproducibilidad multisitio. Este estudio cierra esa brecha mediante la validación de un sistema dual de drones en 201,27 ha de anacardo en Vichada, Colombia. A lo largo de 254 misiones, el sistema demostró una mejora del 236 % en la eficiencia operacional respecto a la línea base, alcanzando una media de 6,68 ha h⁻¹ y picos de 11,35 ha h⁻¹. El protocolo exhibió una alta reproducibilidad (CV < 24 % en eficiencia horaria), lo que valida su robustez para operaciones comerciales. El análisis económico confirma que el modelo de Agricultura como Servicio (AaaS) es rentable, con una reducción de costos del 25,6 % y un retorno de la inversión (ROI) del 63,4 %. Este trabajo establece, por tanto, el primer marco operacional reproducible y económicamente viable para la agricultura de precisión a gran escala en este tipo de cultivos, ofreciendo una hoja de ruta validada para la adopción tecnológica.

Palabras clave: agricultura de precisión, anacardo tropical, aplicación de tasa variable, drones multi-espectrales, escalabilidad, NDRE, NDVI, reproducibilidad multi-sitio, validación operacional, viabilidad económica.

Abstract

Precision agriculture in tropical woody crops faces a critical gap: the lack of validated operational frameworks at commercial scale with multisite reproducibility. This study bridges that gap by validating a dual-drone system across 201.27 ha of cashew in Vichada, Colombia. Over 254 missions, the system demonstrated a 236 % improvement in operational efficiency compared to the baseline, achieving an average of 6.68 ha h⁻¹ and peaks of 11.35 ha h⁻¹. The protocol exhibited high reproducibility (CV < 24 % in hourly efficiency), validating its robustness for commercial operations. The economic analysis confirms that the Agriculture as a Service (AaaS) model is profitable, with a 25.6 % cost reduction and a 63.4 % return on investment (ROI). This work therefore establishes the first reproducible and economically viable operational framework for large-scale precision agriculture in this type of crops, providing a validated roadmap for technological adoption.

Keywords: AaaS, cashew, economic feasibility, large-scale, multisite reproducibility, NDRE, NDVI, operational validation, precision agriculture, variable rate application.



Introducción

La agricultura tropical se enfrenta a una encrucijada crítica: la necesidad de una intensificación sostenible choca frontalmente con los impactos del cambio climático, una amenaza que altera la fisiología y reduce la productividad de cultivos leñosos clave (DaMatta *et al.*, 2018; Pham *et al.*, 2019; İkinçi, 2025). Cultivos como el café y el cacao ya presentan una creciente vulnerabilidad al estrés hídrico y térmico, lo que subraya la urgencia de adoptar estrategias de resiliencia como la agroforestería (Salas-Macías *et al.*, 2024; Koutouleas *et al.*, 2022). Este escenario plantea desafíos análogos para el anacardo (*Anacardium occidentale* L.). En la Orinoquía colombiana, un polo emergente con más de 4000 ha, la presión de enfermedades exacerbada por la inestabilidad climática ya causa pérdidas de hasta un 40 % del rendimiento potencial (Food and Agriculture Organization of the United Nations 2025; Monteiro *et al.*, 2022).

En este contexto, ha surgido la agricultura de precisión (AP), una estrategia de gestión que utiliza tecnologías para optimizar el uso de insumos y mejorar la sostenibilidad (International Society of Precision Agriculture, 2019). Dentro de este paradigma, los sistemas basados en drones se han consolidado como una herramienta prometedora (Mhaned *et al.*, 2025; Satish *et al.*, 2025; Canicattì y Vallone, 2024); sin embargo, su adopción en el trópico se ve frenada por una doble brecha crítica: una desconexión entre el desarrollo tecnológico y su validación a escala comercial y, más importante aún, la falta de pruebas de reproducibilidad operacional en múltiples fincas.

Un análisis de la literatura revela un panorama claro: mientras el 67 % de los estudios se limita a parcelas experimentales (<10 ha), menos del 2 % logra demostrar esa reproducibilidad multisitio, el verdadero estándar de oro para la viabilidad

comercial (Guebsi *et al.*, 2024). Esta brecha refleja las barreras técnicas y económicas que dificultan la transición de la prueba de concepto a la implementación a gran escala (Vanitha y Selvaa, 2023).

Dicha desconexión es particularmente pronunciada en sistemas tropicales, donde las condiciones ambientales desafían tecnologías desarrolladas en climas templados (Singh *et al.*, 2024). Como resultado, el mercado de drones agrícolas, proyectado en 3,39 mil millones de dólares para 2032, sigue infrautilizado en América Latina. Un diagnóstico recurrente en la literatura atribuye esta lenta adopción a barreras socioeconómicas claras: los altos costos de inversión inicial, la escasez de habilidades técnicas locales y la deficiente infraestructura de conectividad en zonas rurales (Mena *et al.*, 2025; John *et al.*, 2023; Nagel, 2012; Guamán-Rivera, 2023). La ausencia de un protocolo validado, rentable y seguro agrava estas barreras preexistentes (Kwao, *et al.*, 2024; Prasad, *et al.*, 2025).

Para confrontar directamente esta desconexión, este estudio se diseñó con una pregunta fundamental: ¿El rendimiento operacional de un sistema dual de drones mantiene su consistencia, eficiencia y viabilidad económica cuando se escala a un entorno real de más de 200 hectáreas en múltiples plantaciones comerciales?

Para responderla, se formularon las siguientes hipótesis:

- **H1:** La eficiencia operacional multisitio mantiene una consistencia superior al 80 % en comparación con el sitio primario.
- **H2:** El protocolo demuestra una alta reproducibilidad, con un coeficiente de variación inferior al 30 % en las métricas operacionales clave.



- **H3:** La operación a escala permite superar la curva de aprendizaje, alcanzando una eficiencia media superior a 5 ha h⁻¹.
- **H4:** El sistema es económicamente viable bajo un modelo AaaS, con un ROI superior al 50 %.

La tesis central de este estudio argumenta que la validación operacional multisitio demuestra el potencial de los sistemas duales de drones para trascender la barrera de la viabilidad técnica. Sin embargo, se postula que ese potencial solo puede materializarse en un punto de inflexión socioeconómico si se abordan las barreras de adopción mediante modelos de negocio como la Agricultura como Servicio (AaaS), cuya viabilidad (ROI del 63,4 %) y escalabilidad se validan en este trabajo como una vía para la modernización y la inclusión digital en la agricultura tropical.

◉ Materiales y métodos

La investigación se implementó bajo un diseño fásico para validar, primero, la línea base del protocolo y, posteriormente, su escalabilidad en un entorno comercial real. La Fase I (Calibración) se llevó a cabo en la Hacienda Los Amores (65,12 ha) con el propósito de establecer las métricas operacionales iniciales. La Fase II (Validación multisitio) expandió el estudio a múltiples plantaciones en Puerto Carreño, Vichada, hasta alcanzar un área total combinada de 201,27 ha durante una campaña intensiva de 15 días. El sitio primario se ubicó en las coordenadas 5°19'12" N, 69°10'24" W, a 165 msnm.

Plataforma tecnológica: sistema dual de drones

Se empleó un sistema integrado conformado por dos plataformas aéreas complementarias: un dron de monitoreo de ala fija con capacidad VTOL (WingtraOne Gen II), equipado con un sensor multiespectral MicaSense RedEdge-P, y un dron de aplicación multirrotor con un tanque de 8 L, basado en las especificaciones del DJI Agras (Wingtra AG, 2024; MicaSense Inc., 2025; DJI, 2025).

Para garantizar la estandarización, todas las misiones siguieron los parámetros operacionales resumidos en la tabla 1.

Tabla 1. Resumen de parámetros operacionales clave del sistema dual de drones

Parámetro	Plataforma de monitoreo	Plataforma de aplicación
Tipo de dron	WingtraOne VTOL	Multirrotor de aspersión
Altitud de vuelo	120 m (AGL)	2 m–3 m (sobre el dosel)
Velocidad de vuelo	12 m s ⁻¹	3 m s ⁻¹ –5 m s ⁻¹
Solapamiento	75 % frontal / 70 % lateral	N/A
Ancho efectivo	N/A	5 m
Condiciones de viento	<12 m s ⁻¹	<8 m s ⁻¹

Fuente: Elaboración propia

Flujo de trabajo operacional y análisis de datos

El protocolo de campo se estructuró como un ciclo de inteligencia agronómica integrado, ejecutado en cuatro pasos para cada una de las 254 misiones: 1) adquisición de datos multiespectrales: se realizaron los vuelos de captura de información; 2) procesamiento y calibración radiométrica: las imágenes crudas (DN) se convirtieron en valores de reflectancia espectral absoluta. Este proceso riguroso, automatizado con las librerías *rasterio* y *numpy* en *Python*, utilizó datos de un panel de calibración y del sensor DLS2 para corregir las fluctuaciones de iluminación, asegurando la



validez científica de los datos (MicaSense Support Team, 2022; Xu *et al.*, 2021); 3) generación de mapas de prescripción: se calcularon los índices NDVI y NDRE con el fin de zonificar el cultivo, y 4) aplicación a tasa variable: se ejecutaron las misiones de aspersión basadas en los mapas obtenidos.

Para validar las hipótesis, se aplicó un análisis multifacético en *Python*, utilizando un conjunto de librerías de código abierto. La manipulación y el análisis de datos se realizaron con *Pandas* y *NumPy*. Los análisis estadísticos, como la correlación de Pearson, se calcularon con *SciPy*, y las visualizaciones –incluida la matriz de correlación y las series de tiempo– se generaron con *Matplotlib* y *Seaborn*.

Adicionalmente, con el fin de profundizar en los factores de optimización, cada vuelo fue clasificado en categorías de rendimiento (alta, media, baja) mediante los cuartiles de la distribución de los datos como umbrales objetivos, un enfoque que asegura la transparencia del proceso de clasificación.

Resultados

La campaña operacional a gran escala, que cubrió 201,27 ha a través de 254 vuelos de aplicación, generó un conjunto de datos robusto para validar el rendimiento, la reproducibilidad y la viabilidad del sistema en condiciones comerciales. Los hallazgos demuestran una clara curva de optimización y escalabilidad del protocolo.

Rendimiento operacional a escala: superando los benchmarks comerciales

Al escalar la operación, el sistema no solo mantuvo su rendimiento, sino que lo mejoró de forma significativa. La eficiencia operacional promedio consolidada alcanzó 6,68 ha h⁻¹, lo que representa un incremento del 236 % con respecto a la eficiencia registrada en la fase de calibración inicial. La tabla 2 detalla el conjunto completo de métricas operacionales que respaldan este hallazgo.

Tabla 2. Métricas operacionales completas de la expansión multisitio (n=254)

Métrica	Valor	IC 95 %	Previo	Cambio
Área total cubierta	201,27 ha	–	54,0 ha	+273 %
Vuelos totales	254	–	219	+16 %
Área media por vuelo	(0,792 ± 0,458) ha	[0,736, 0,849]	0,247 ha	+221 %
Duración media	(7,11 ± 1,91) m'in	[6,88, 7,35]	7,42 m'in	-4,2 %
Consumo de batería	(42,50 ± 1,51) %	[40,7, 44,4]	42,1 %	+0,9 %
Eficiencia operacional	6,68 ha h⁻¹	[6,35, 7,01]	1,99 ha h ⁻¹	+236 %
Productividad diaria máx.	37,65 ha/day	–	30,9 ha/day	+22 %
Tasa de aplicación	11,56 L ha ⁻¹	[11,12, 12,00]	6,83 L ha ⁻¹	+69 %

Fuente: Elaboración propia

Validación de la reproducibilidad y predictibilidad del protocolo

Más allá del rendimiento bruto, fue fundamental evaluar la consistencia del protocolo. La tabla 3 presenta las métricas de reproducibilidad, que muestran bajos coeficientes de variación (CV) en variables críticas como la tasa de aplicación (12,3 %) y la eficiencia horaria (23,1 %), lo que confirma la robustez del método.



Tabla 3. Métricas de consistencia operacional y reproducibilidad del protocolo.

Métrica	CV (%)	Interpretación	Estado
Área por vuelo	57,8	Variabilidad moderada	✓ Aceptable
Duración del vuelo	26,8	Baja variabilidad	✓✓ Excelente
Consumo de batería	35,5	Baja variabilidad	✓✓ Excelente
Tasa de aplicación	12,3	Muy baja variabilidad	✓✓✓ Sobresaliente
Productividad diaria	68,2	Variabilidad moderada	✓ Aceptable
Eficiencia horaria	23,1	Baja variabilidad	✓✓ Excelente

Fuente: Elaboración propia

La predictibilidad del sistema, clave para la planificación logística, se evaluó mediante un análisis de correlaciones. Como se detalla en la tabla 4, se mantuvieron correlaciones fuertes y significativas entre las variables, como *Área y Duración* ($r = 0,957$). La figura 1 visualiza estas interdependencias, confirmando la existencia de economías de escala operacionales.

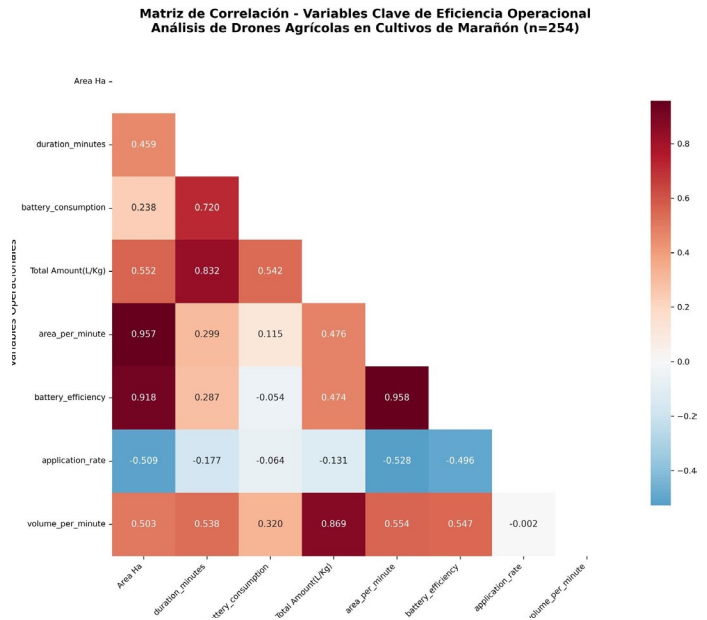
Tabla 4. Correlaciones operacionales clave en el conjunto de datos multisitio (n=254)

Par de Variables	r	p-valor	Tamaño del Efecto	Interpretación
Área – Duración	0,957	<0,001*	Muy Grande	Positiva fuerte
Área – Eficiencia de Batería	0,918	<0,001*	Muy Grande	Positiva fuerte
Volumen – Duración	0,869	<0,001*	Muy Grande	Positiva fuerte
Batería – Duración	0,720	<0,001*	Grande	Positiva moderada

* Nota: $p < 0,001$. Todas las correlaciones son significativas a $\alpha = 0,05$.

Fuente: Elaboración propia

Figura 1. Visualización de la matriz de correlación de Pearson. Esta figura resume gráficamente las relaciones detalladas en la tabla 4, destacando las interdependencias clave para la predictibilidad del sistema



Fuente: Elaboración propia

Patrones de optimización: curva de aprendizaje y eficiencia temporal

El análisis temporal de los datos reveló patrones de optimización cruciales para la planificación comercial. La tabla 5 detalla la evolución diaria de la productividad, que evidencia una clara curva de aprendizaje: la eficiencia escaló desde una fase de calibración ($3,63 \text{ ha h}^{-1}$) hasta una capacidad máxima de $11,35 \text{ ha h}^{-1}$. Esta trayectoria se visualiza en el Panel A de la figura 2.

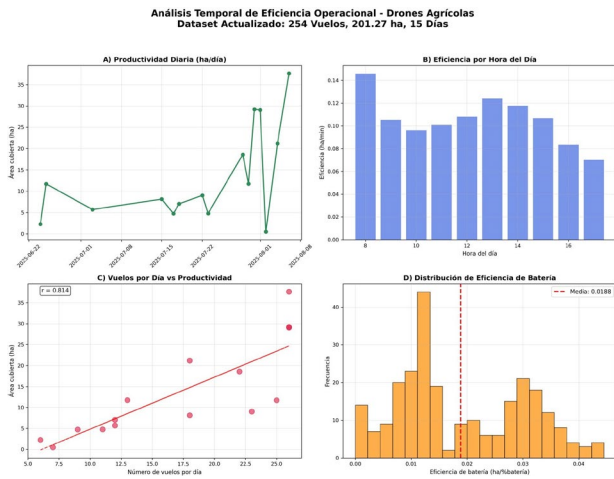


Tabla 5. Evolución de la productividad diaria y fases de la curva de aprendizaje

Fecha	Área (ha)	Vuelos	Eficiencia (ha/h)	Condiciones	Fase
2025-06-24	2,26	6	3,63	Iniciales	Calibración
2025-06-25	11,71	25	3,83	Buenas	Aceleración
2025-07-31	29,22	26	9,55	Óptimas	Optimización
2025-08-06	37,65	26	11,35	Óptimas	Capacidad máxima
Promedio campaña	13,42	16,9	6,68	Variabes	-

Fuente: Elaboración propia

Figura 2. Análisis temporal de la eficiencia operacional: A) Visualización de la curva de aprendizaje (datos de la tabla 5). B) Eficiencia por hora del día (datos de la Tabla 6). C) Correlación vuelos-productividad. D) Histograma de la eficiencia de batería



Fuente: Elaboración propia

Asimismo, el análisis de las 254 misiones por franja horaria (tabla 6) permitió identificar la ventana de 13:00 a 14:00 como la de máxima eficiencia. Finalmente, la tabla 7 muestra la distribución del rendimiento de los vuelos, indicando que el 75,2 % de las misiones se ejecutó con una eficiencia media o alta, lo que demuestra la madurez y fiabilidad del protocolo implementado.

Tabla 6. Análisis de productividad por hora del día (n=254 vuelos)

Hora	Vuelos	Área (ha)	Área/Vuelo	Efic. Batería	Ventana
8:00	1	1,16	1,16	0,0276	✓ Mañana
9:00	19	14,27	0,75	0,0190	✓ Mañana
10:00	44	31,48	0,72	0,0169	✓ Mañana
11:00	41	31,06	0,76	0,0179	✓ Mediodía
12:00	31	24,51	0,79	0,0181	✓ Mediodía
13:00	35	31,65	0,90	0,0218	✓✓ Pico
14:00	33	29,41	0,89	0,0218	✓✓ Pico
15:00	36	29,11	0,81	0,0189	✓ Tarde
16:00	13	8,06	0,62	0,0142	× Decreciente

Fuente: Elaboración propia

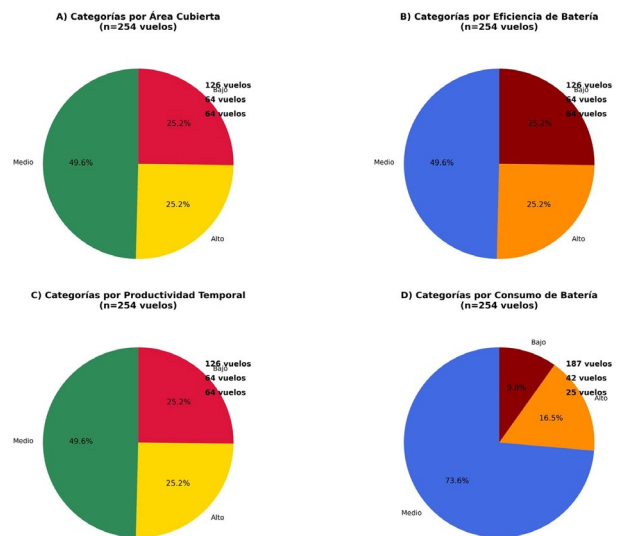
Tabla 7. Distribución de las categorías de rendimiento de vuelo (n=254)

Categoría	Vuelos	Porcentaje	Características
Alta eficiencia	65	25,6 %	Área >1.0 ha, Efic. Batería >0.025
Media eficiencia	126	49,6 %	Área 0.5-1.0 ha, Efic. Batería 0.015-0.025
Baja eficiencia	63	24,8 %	Área <0.5 ha, Efic. Batería <0.015

Fuente: Elaboración propia

Figura 3. Visualización de la distribución de categorías de rendimiento (datos de la Tabla 7). Los gráficos muestran la clasificación de los 254 vuelos según el área cubierta, la eficiencia de batería, la productividad temporal y el consumo energético

Distribución de Categorías de Rendimiento - Análisis de Drones Agrícolas
Dataset Actualizado: Cultivos de Marañón



Fuente: Elaboración propia

Viabilidad económica: análisis comparativo a escala

Para validar la viabilidad económica del sistema (H4), se realizó un análisis comparativo frente al manejo con bomba de espalda, el método de referencia en la región. La literatura técnica establece que la eficiencia de este método manual oscila entre 0,16 y 0,27 hectáreas por hora (Godhani *et al.*, 2025; Zhou *et al.*, 2023), lo que representa una productividad 21,3 veces menor que la de un sistema UAV (Zhou *et al.*, 2023). Esta baja eficiencia, sumada a los altos volúmenes de agua requeridos (300–450 L ha⁻¹) (Hussain *et al.*, 2022), define una línea base de costos elevados y logística compleja.

El desglose detallado de los supuestos y cálculos para ambos escenarios se presenta en el Apéndice A. La tabla 8 resume los resultados de este análisis para las 201,27 ha del estudio.

Tabla 8. Análisis económico comparativo a escala de la validación multisitio (201,27 ha)

Parámetro	Tradicional	Sistema dron	Impacto
Costo Directo Total	39 248 USD	29 184 USD	-25.6 %
• Costo operacional	195 USD/ha	145 USD/ha	-25.6 %
• Aplicación	75 USD/ha	12 USD/ha	-84.0 %
• Logística/Insumos	120 USD/ha	70 USD/ha	-41.7 %
Ahorro neto directo	–	10 064 USD	Significativo
Beneficios adicionales:			
• Reducción daño cultivos	–	4026 USD	+2.0 %
• Mejor eficacia aplicación	–	3018 USD	+1.5 %
• Flexibilidad operativa	–	1409 USD	Ventana
Total beneficios adicionales	–	8453 USD	–
Beneficio económico total	–	18 517 USD	+47.2 %
ROI sobre inversión dron	–	63.4 %	Alto

Fuente: Elaboración propia

El análisis cuantitativo demuestra un ahorro neto directo del 25,6 % en el costo operacional por hectárea, validando la hipótesis de viabilidad económica (H4). El principal motor de este ahorro es la reducción drástica del 84 % en el costo de aplicación y la disminución del 41,7 % en los

costos de logística e insumos, resultado de la mayor eficiencia y del menor volumen de agua requerido por el sistema de drones.

Al incluir los beneficios adicionales cuantificables, el modelo AaaS no solo resulta más económico en sus costos directos, sino que también genera un retorno de la inversión (ROI) del 63,4 %, confirmando un caso de negocio sólido y sostenible.

Discusión

Los resultados de esta validación a escala superan la simple mejora incremental y establecen un nuevo paradigma en la agricultura de precisión para cultivos leñosos tropicales. La eficiencia operacional media de 6,68 ha h⁻¹ – con picos de 11,35 ha h⁻¹ –, junto con la confirmación de la reproducibilidad del protocolo en más de 200 hectáreas, ofrece una respuesta empírica a las brechas más críticas identificadas en la literatura. Las implicaciones de estos hallazgos se extienden a cuatro dimensiones que se abordan a continuación: la resiliencia operacional, la inteligencia agronómica, el modelo de adopción y las innovaciones de la intervención.

Un nuevo paradigma de resiliencia epidemiológica y reproducibilidad

Los hallazgos revelan un salto cualitativo en la capacidad de respuesta, una ventaja que trasciende la logística para convertirse en una herramienta estratégica a nivel epidemiológico. La eficiencia operacional validada de 6,68 ha h⁻¹ permite tratar una plantación de 50 hectáreas en menos de ocho horas, un tiempo de intervención que se alinea con la ventana crítica del ciclo de vida de patógenos como *Colletotrichum gloeosporioides*. La literatura



científica confirma que la germinación e infección de las esporas de este hongo puede ocurrir en tan solo 12 a 14 horas bajo condiciones tropicales, con ciclos secundarios de reinfección completados en pocos días (Dinh *et al.*, 2003; Rodríguez-López *et al.*, 2013).

Esta sincronía entre la velocidad de intervención y la biología del patógeno constituye la verdadera clave. La literatura fitopatológica es concluyente: la eficacia del control de la antracnosis depende directamente de la rapidez de la aplicación. Un retraso de apenas 24 a 48 horas puede reducir la eficacia del tratamiento hasta en un 30 %, mientras que las aplicaciones oportunas durante la floración pueden incrementar el rendimiento hasta en un 29 % (Gao *et al.*, 2020; Acharya *et al.*, 2019; Ahn y Yun, 2009).

La capacidad del sistema para ejecutar un ciclo completo de diagnóstico y aplicación en menos de 48 horas no representa solo una mejora de eficiencia, sino el cumplimiento de un requisito epidemiológico esencial para romper el ciclo de la enfermedad y proteger el rendimiento (Conner *et al.*, 2004; Jeon *et al.*, 2015).

Esta capacidad táctica se sustenta en la validación de la reproducibilidad multisitio. La consistencia de las métricas ($CV < 24\%$ en eficiencia horaria) demuestra que esta respuesta epidemiológica no es un caso aislado, sino un resultado robusto y escalable, lo que valida el protocolo como una herramienta fiable para la agricultura comercial a gran escala.

La ventaja táctica de la alta resolución espaciotemporal

Para la gestión agronómica a escala de finca, los drones ofrecen una clara superioridad táctica frente a la teledetección satelital. Diversas revisiones sistemáticas confirman esta ventaja,

destacando que la capacidad de los UAV para capturar datos de alta resolución bajo demanda –y operar incluso con cobertura nubosa– resuelve las dos principales limitaciones de las imágenes satelitales en el trópico (Ecke *et al.*, 2022; Dash *et al.*, 2018; Guimarães *et al.*, 2020).

Esta flexibilidad permite pasar de una gestión meramente proactiva a una estrategia predictiva, en la que se detectan anomalías fisiológicas semanas antes de que sean visibles (Alemán-Montes *et al.*, 2022; Barbedo, 2019) y, por tanto, antes de que comprometan el rendimiento. Aunque los satélites mantienen su valor para el monitoreo a macroescala, la literatura más reciente evidencia que el enfoque más sólido es la sinergia de datos: combinar la visión estratégica del satélite con la precisión táctica del dron (Alvarez-Vanhard *et al.*, 2021; Sagan *et al.*, 2019).

La curva de aprendizaje como factor crítico para la escalabilidad

La cuantificación empírica de la curva de aprendizaje constituye una de las contribuciones centrales de este estudio. La mejora del 236 % en la eficiencia operacional demuestra que la madurez operativa –y no solo la tecnología en sí– es el verdadero determinante de la viabilidad económica.

Este proceso de maduración, tal como lo describe la literatura sobre factores humanos, posee dos componentes principales: el desarrollo de las habilidades del operador y la optimización del protocolo de campo (Yılmaz, 2024; Alharasees *et al.*, 2023; Zhao, 2024). De ello se deriva una conclusión crítica para la evaluación de tecnologías emergentes: los análisis de costo-beneficio basados exclusivamente en fases piloto resultan inherentemente conservadores, ya que subestiman el potencial a largo plazo al no captar



las ganancias de eficiencia que surgen de un equipo experimentado y de un flujo de trabajo optimizado (Nicolau *et al.*, 2025; Sreeram y Nof, 2021; Rishikesavan *et al.*, 2024).

El AaaS como catalizador socioeconómico: implicaciones para el agricultor y la política pública

La viabilidad económica del modelo de Agricultura como Servicio (AaaS) queda validada empíricamente por los datos de este estudio. El ROI del 63,4 % y la reducción de costos del 25,6 % demuestran que el AaaS es la respuesta directa al prohibitivo costo-barrera de la inversión inicial.

Al funcionar como un “Uber para tractores”, este modelo no solo democratiza el acceso a la tecnología, sino que también resuelve la brecha de habilidades al incluir la pericia técnica como parte del servicio, consolidándose como el principal vehículo para la adopción tecnológica en economías en desarrollo (Daum *et al.*, 2021; Banik y Vn, 2024; Costa *et al.*, 2022; Njoroge *et al.*, 2025).

No obstante, la materialización de este potencial depende de la existencia de un ecosistema de apoyo. El éxito del AaaS está condicionado por la superación de barreras del mundo real que abarcan desde la infraestructura de conectividad y la alfabetización digital hasta la logística de insumos y la construcción de confianza con los productores (Arcadia *et al.*, 2024; Kamilaris *et al.*, 2017).

En este punto, los hallazgos trascienden el ámbito técnico y se convierten en una base empírica para la política agrícola. Un ROI positivo justifica la inversión pública en conectividad rural, en marcos regulatorios ágiles y en la modernización de los programas de extensión agrícola (Mena *et al.*, 2025). En última instancia, el AaaS se proyecta no solo como un modelo

de negocio, sino también como un instrumento de política para la modernización y la inclusión digital del sector.

Conclusiones

Este estudio cierra una brecha crítica en la agricultura de precisión al establecer y validar el primer marco operacional reproducible para sistemas duales de drones en cultivos leñosos tropicales a escala comercial. La investigación responde afirmativamente a la pregunta central sobre la escalabilidad del sistema, confirmando empíricamente las cuatro hipótesis planteadas.

Los resultados demuestran que el sistema no solo es escalable, sino que también supera la curva de aprendizaje al alcanzar una eficiencia media de 6,68 ha h⁻¹ (H1 y H3). La robustez del protocolo quedó confirmada por su alta reproducibilidad, evidenciada en la baja variabilidad de las métricas clave (CV < 24 % en eficiencia horaria), lo que cumple con los criterios de la hipótesis H2.

Desde la perspectiva económica, el análisis de campo valida el modelo AaaS, con un retorno de la inversión (ROI) del 63,4 % y una reducción de costos del 25,6 %, confirmando la hipótesis H4 y posicionando al sistema como un catalizador socioeconómico viable.

Adicionalmente, el estudio establece la ventaja táctica de los UAV para una gestión predictiva en el trópico, al superar las limitaciones de otras tecnologías de teledetección.



Limitaciones y futuras investigaciones

La principal limitación de este trabajo radica en su naturaleza monoestacional, aspecto que requiere una discusión crítica sobre sus implicaciones para la generalización de los resultados. Aunque la campaña fue intensiva, se desarrolló bajo las condiciones agroclimáticas de un solo año. Este hecho es especialmente relevante en el trópico, donde fenómenos de variabilidad climática interanual, como la Oscilación del Sur-El Niño (ENSO), pueden alterar drásticamente la presión epidemiológica.

Estas variaciones climáticas podrían influir en los hallazgos de tres maneras:

1. Operacionalmente, al reducir las ventanas de vuelo disponibles por el aumento de las lluvias, lo que afectaría los *benchmarks* de eficiencia.
2. Agronómicamente, al modificar la densidad del dosel foliar y la humedad, lo que podría alterar la calibración de los sensores multiespectrales (Barocco *et al.*, 2024).
3. Fitosanitariamente, al cambiar la presión de enfermedades.

Por lo tanto, existe el riesgo de que los *benchmarks* de eficiencia aquí establecidos representen un escenario optimista, mientras que la presión real de enfermedades y, en consecuencia, el impacto económico de la intervención podrían ser mayores en años con condiciones climáticas más adversas. Los parámetros obtenidos en este estudio, aunque robustos para la temporada observada, no deben generalizarse como promedio anual sin una validación adicional.

Las investigaciones futuras deben centrarse en estudios longitudinales multianuales que evalúen esta robustez y permitan desarrollar modelos

operacionales ajustados por estacionalidad. Además, el presente trabajo sienta las bases para el desarrollo de modelos de aprendizaje automático destinados a la clasificación automatizada del estrés y para la replicación de esta metodología en otros cultivos leñosos tropicales estratégicos.

Apéndice A. Desglose del análisis económico

Para garantizar la transparencia y la reproducibilidad, a continuación, se detallan los supuestos y cálculos utilizados para construir la tabla 8.

Costos tradicionales (manual)

Costo operacional total: 195 USD/ha

Costo de aplicación

Costo de aplicación: 75 USD/ha. Este valor se basa en los *benchmarks* de productividad para la aplicación con bomba de espalda en cultivos tropicales:

- Productividad laboral: 0,16-0,27 ha/h, lo que equivale a 1,3-2,2 ha por jornada de 8 horas [29, 30].
- Tiempo por hectárea: se estima un requerimiento de 11,62 horas efectivas para cubrir una hectárea [29].
- Costo de mano de obra: asumiendo un costo de jornal regional, se obtiene el valor estimado por hectárea.



Costo de logística e insumos

Costo de logística e insumos: (120 USD/ha).
Este componente incluye:

- Transporte de agua: basado en un requerimiento de 300-450 L/ha [31], un factor crítico en zonas con fuentes de agua distantes, como Vichada.
- Logística de personal y equipos: movilización de brigadas de trabajo en grandes extensiones con infraestructura limitada.
- Supervisión y control de calidad: costos indirectos asociados con la gestión de equipos de trabajo manual.

Costos del sistema de drones

Costo operacional total: 145 USD/ha

Costo de operación del dron

Costó de operación del dron 12 USD/ha. Corresponde al costo del servicio de aplicación AaaS, coherente con las tarifas de mercado en Latinoamérica (10-15 USD/ha).

Costo de logística e insumos

Costo de logística e insumos: 118 USD/ha. Aunque el costo de los agroquímicos se asume igual, este valor se reduce significativamente gracias a:

- Reducción drástica del volumen de agua: el sistema de drones opera con 15-30 L/

ha, lo que disminuye considerablemente los costos de transporte de agua.

- Optimización del personal: se requiere menos personal en campo, lo que simplifica la logística.

Cálculo del retorno de la inversión (ROI)

El ROI se calcula como la relación entre el beneficio total y el costo total de la inversión en el servicio de drones para las 201,27 hectáreas:

$$ROI = \frac{\text{Beneficio económico total}}{\text{Costo directo total del sistema dron}} \times 100$$
$$ROI = \frac{18517 \text{ USD}}{29184 \text{ USD}} \times 100 = 63,4 \%$$

Agradecimientos

Los autores agradecen la invaluable colaboración de la administración y el personal de la Hacienda Los Amores, así como de las fincas piloto participantes. Se otorga un reconocimiento especial al equipo técnico de campo, cuya pericia permitió operar los sistemas bajo las desafiantes condiciones tropicales del estudio.

Financiamiento

Esta investigación fue financiada por el Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación de Colombia (Minciencias) a través del Sistema General de Regalías (SGR), proyecto BPIN 2022000100061: “Fortalecimiento de capacidades, conocimientos y herramientas en CTel para el aprovechamiento de los residuos orgánicos del cultivo de marañón en el Departamento de Vichada”.



El apoyo colaborativo fue proporcionado por la Corporación Innprende, la Corporación Unificada Nacional de Educación Superior (CUN), ICONTEC, Guada Holdings, Mertz Perú y AGAF.

Referencias

- Acharya, B., O'Quinn, T. N., Everman, W. J. y Mehl, H. L. (2019). Effectiveness of fungicides and their application timing for the management of sorghum foliar anthracnose in the Mid-Atlantic United States. *Plant Disease*, 103(11), 2804–2811. <https://doi.org/10.1094/PDIS-10-18-1867-RE>
- Ahn, M. I. y Yun, S. C. (2009). Epidemiological investigations to optimize the management of pepper anthracnose. *Plant Pathology Journal*, 25(3), 213–219. <https://doi.org/10.5423/PPJ.2009.25.3.213>
- Alharasees, O., Adali, O. H. y Kale, U. (2023). Human factors in the age of autonomous UAVs: Impact of artificial intelligence on operator performance and safety. En *2023 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)* (pp. 344–351). <https://doi.org/10.1109/ICUAS57906.2023.10156037>
- Alemán-Montes, B., Henríquez-Henríquez, C., Largaespada-Zapata, K. y Ramírez-Rodríguez, T. (2022). Evaluación de flecha seca en palma aceitera (*Elaeis guineensis* Jacq.) mediante imágenes multiespectrales obtenidas con VANT. *Agronomía Mesoamericana*, 33(2), 47557. <https://doi.org/10.15517/am.v33i2.47557>
- Alvarez-Vanhard, E., Corpetti, T. y Houet, T. (2021). UAV y satellite synergies for optical remote sensing applications: A literature review. *Science of Remote Sensing*, 4, 100019. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100019>
- Arcadía, É. A., Marceléño, S. M. L. y Flores, F. (2024). Agricultura de precisión en la producción de caña de azúcar: Diagnóstico para revisar las relaciones entre prácticas agrícolas tradicionales y la adopción de tecnologías. En E. I. Mariscal, M. E. Becerra, R. Gómez y L. C. Barrón (coords.), *Desafíos en el contexto empresarial: sostenibilidad, innovación y competitividad* (pp. 35–47). Universidad Autónoma de Nayarit. <https://doi.org/10.52501/cc.250.02>
- Banik, T. y Vn, N. (2024). Farming in the digital age: Unleashing the power of farming as a service (FaaS). *International Journal of Agriculture Extension and Social Development*, 7(5), 99–102. <https://doi.org/10.33545/26180723.2024.v7.i5b.601>
- Barbedo, J. G. A. (2019). A review on the use of unmanned aerial vehicles and imaging sensors for monitoring and assessing plant stresses. *Drones*, 3(2), 40. <https://doi.org/10.3390/DRONES3020040>
- Barocco, R. L., Clohessy, J. W., O'Brien, G. K., Dufault, N. S., Anco, D. J. y Small, I. M. (2024). Sensor-based quantification of peanut disease defoliation using an unmanned aircraft system and multispectral imagery. *Plant Disease*, 108(2), 416–425. <https://doi.org/10.1094/PDIS-05-23-0847-RE>
- Canicattì, M. y Vallone, M. (2024). Drones in vegetable crops: A systematic literature review. *Smart Agricultural Technology*, 7, 100396. <https://doi.org/10.1016/j.jatech.2024.100396>
- Conner, R. L., McAndrew, D. W., Kiehn, F. A., Chapman, S. R. y Froese, N. T. (2004). Effect of foliar fungicide application timing on the control of bean anthracnose in the navy bean 'Navigator'. *Canadian Journal of Plant Pathology*, 26(3), 299–303. <https://doi.org/10.1080/07060660409507147>
- Costa, R., Almeida, C. y Laurindo, F. (2022). Precision farming-as-a-service: Fundamental concepts, trends and challenges. A new business model into agricultural segment. En *19th International Conference on Information Systems and Technology Management*. <https://doi.org/10.5748/19contecsi/pse/agb/7067>
- DaMatta, F. M., Avila, R. T., Cardoso, A. A., Martins, S. C. V. y Ramalho, J. C. (2018). Physiological and agronomic performance of the coffee crop in the context of climate change and global warming: A review. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 66(21), 5264–5274. <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.7b04537>



- Dash, J. P., Pearse, G. D. y Watt, M. S. (2018). UAV multispectral imagery can complement satellite data for monitoring forest health. *Remote Sensing*, 10(8), 1216. <https://doi.org/10.3390/RS10081216>
- Daum, T., Villalba, R., Anidi, O., Mayienga, S. M., Gupta, S. y Birner, R. (2021). Uber for tractors? Opportunities and challenges of digital tools for tractor hire in India and Nigeria. *World Development*, 144, 105480. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105480>
- Dinh, S. Q., Chongwungse, J., Pongam, P. y Sangchote, S. (2003). Fruit infection by *Colletotrichum gloeosporioides* and anthracnose resistance of some mango cultivars in Thailand. *Australasian Plant Pathology*, 32, 533–538. <https://doi.org/10.1071/AP03053>
- DJI. (2025). *Agras T10 - Specifications*. <https://www.dji.com/global/t10/specs>
- Ecke, S., Dempewolf, J., Frey, J., Schwaller, A., Endres, E., Klemmt, H.-J., Tiede, D. y Seifert, T. (2022). UAV-based forest health monitoring: A systematic review. *Remote Sensing*, 14(13), 3205. <https://doi.org/10.3390/rs14133205>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2025). *FAOSTAT: Crops and livestock products statistics*. <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>
- Gao, Y., Li, X., He, L., Li, B., Mu, W. y Liu, F. (2020). Effect of application rate and timing on residual efficacy of pyraclostrobin in the control of pepper anthracnose. *Plant Disease*, 104(3), 958–966. <https://doi.org/10.1094/PDIS-03-19-0435-RE>
- Godhani, R. S., Gupta, P., Salunkhe, R. C., Dabhi, K. L., Rangpara, D., Seth, N., Shukla, K., Yoganandi, Y. y Thakor, D. I. (2025). Engineering a sustainable battery powered shielded sprayer on vegetable crops for precision agriculture. *Journal of Experimental Agriculture International*, 47(6), 373–380. <https://doi.org/10.9734/jeai/2025/v47i63497>
- Guamán-Rivera, S. A. (2023). Aplicación de tecnologías en la agricultura de precisión mediante evidencia de fuentes científicas. *Horizon Nexus Journal*, 1(2), 1-13. <https://doi.org/10.70881/hnj/v1/n2/14>
- Guebsi, R., Mami, S. y Chokmani, K. (2024). Drones in precision agriculture: A comprehensive review of applications, technologies, and challenges. *Drones*, 8(11), 686. <https://doi.org/10.3390/drones8110686>
- Guimarães, N., Pádua, L., Marques, P., Silva, N., Peres, E. y Sousa, J. J. (2020). Forestry Remote Sensing from Unmanned Aerial Vehicles: A Review Focusing on the Data, Processing and Potentialities. *Remote Sensing*, 12(6), 1046. <https://doi.org/10.3390/rs12061046>
- Hussain, M., Wang, Z., Huang, G., Mo, Y., Kaousar, R., Duan, L. y Tan, W. (2022). Comparison of droplet deposition, 28-homobrassinolide dosage efficacy and working efficiency of the unmanned aerial vehicle and knapsack manual sprayer in the maize field. *Agronomy*, 12(2), 385. <https://doi.org/10.3390/agronomy12020385>
- International Society of Precision Agriculture. (2019). *Precision agriculture de inition*. <https://www.ispag.org/resources/definition>
- İkinci, A. (2025). The impact of global warming on fruit crops and mitigation strategies: A comprehensive review. *Agronomía Colombiana*, 43(2), e118860. <https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v43n2.118860>
- Jeon, C. W., Kwon, Y., Lee, J. H. y Kwak, Y.-S. (2015). Improvement and effectiveness for chemical control protocol of sweet persimmon anthracnose disease. *The Korean Journal of Pesticide Science*, 19(3), 312–318. <https://doi.org/10.7585/KJPS.2015.19.3.312>
- John, D., Hussin, N., Shahibi, M. S., Ahmad, M., Hashim, H. y Ametefe, D. S. (2023). A systematic review on the factors governing precision agriculture adoption among small-scale farmers. *Outlook on Agriculture*, 52(4), 469–485. <https://doi.org/10.1177/00307270231205640>
- Kamilaris, A., Kartakoullis, A. y Prenafeta-Boldú, F. X. (2017). A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 23–37. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.037>
- Koutouleas, A., Sarzynski, T., Bordeaux, M., Bosselmann, A. S., Campa, C., Etienne, H., Turreira-García, N., Rigal, C., Vaast, P., Ramalho, J. C., Marraccini, P. y Ræbild, A. (2022). *Shaded-coffee: A nature-based strategy for coffee production under climate change? A review*. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 6. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2022.877476>



- Kwao, P. L., Owusu, G. M., Okyere, J., Agbenya, J. K., Laryea, I. L. N. y Armah, S. K. (2024). Agricultural drones in Africa: Exploring adoption, applications, and barriers. *International Journal for Multidisciplinary Research*, 6(6). <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2024.v06i06.28326>
- Mena, E., Galeana, G., Estrada, M., Alonso, E. P. y Flores, D. A. (2025). Tecnologías innovadoras en la agricultura de precisión. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(2), 5660-5666. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i2.17319
- Mhaned, A., Salma, M., Haji, M. E. y Benhra, J. (2025). Smart agriculture based on artificial intelligence and drones: A systematic review. En M. Syafrudin, N. Fitriyani y M. Anshari (eds.), *Artificial Intelligence and Data Science for Sustainability: Applications and Methods* (pp. 213-266). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-6829-9.ch008>
- MicaSense Inc. (2025). *MicaSense RedEdge-P camera technical specifications*. <https://support.micasense.com/hc/en-us/articles/4410824602903-RedEdge-P-Integration-Guide>
- MicaSense Support Team. (2022). *Best practices: Collecting data with MicaSense sensors*. <https://support.micasense.com/hc/en-us/articles/224893167>
- Monteiro, F., Romeiras, M., Bernabé, J., Catarino, S., Batista, D. y Sebastiana, M. (2022). Disease-causing agents in cashew: A review in a tropical cash crop context. *Agronomy*, 12(10), 2553. <https://doi.org/10.3390/agronomy12102553>
- Nagel, J. (2012). *Principales barreras para la adopción de las TIC en la agricultura y en las áreas rurales*. Cepal. <https://www.cepal.org/es/publicaciones/4011-principales-barreras-la-adopcion-tic-la-agricultura-areas-rurales>
- Nicolau, A., Tăbîrcă, A. I., Tănase, L. C. y Radu, V. (2025). Integrating drone-based decision support systems in precision farming: An econometric simulation of management efficiency and cost-benefit analysis. *Romanian Agricultural Research*, 42, 1005-1016. <https://doi.org/10.59665/rar4285>
- Njoroge, S., Mugi-Ngenga, E., Limo, B. y Fakoya, O. E. (2025). Precision agriculture in Africa: Challenges and opportunities. *Growing Africa*, 4(1), 2-5. <https://doi.org/10.55693/ga41.mbuf4046>
- Pham, Y., Reardon-Smith, K., Mushtaq, S. y Cockfield, G. (2019). The impact of climate change and variability on coffee production: A systematic review. *Climatic Change*, 16, 609-630. <https://doi.org/10.1007/s10584-019-02538-y>
- Prasad, K., Venkatesa, P. N. B., Rohini, A., Kalpana, M., Parameswari, E. y Kowsalya, S. (2025). Exploring the impact of drone technology on agricultural practices: A bibliometric review. *Plant Science Today*, 12(sp1). <https://doi.org/10.14719/pst.10165>
- Rishikesavan, S., Kannan, P., Pazhanivelan, S., Kumaraperumal, R., Sritharan, N., Muthumanickam, D., Firnass, M. M. R. A., Baskaran, V. y Teja, V. S. (2024). Prospects and challenges of drone technology in sustainable agriculture. *Plant Science Today*, 11(sp4). <https://doi.org/10.14719/pst.5761>
- Rodríguez-López, E. S., Cárdenas-Soriano, E., Hernández-Delgado, S., Gutiérrez-Díez, A. y Mayek-Pérez, N. (2013). Análisis de la infección de *Colletotrichum gloeosporioides* (Penz.) Penz. y Sacc. de frutos de aguacatero. *Revista Brasileira de Fruticultura*, 35(3), 747-756. <https://doi.org/10.1590/S0100-29452013000300029>
- Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Maimaitiyiming, M., Erkbol, H., Hartling, S., Peterson, K. T., Peterson, J., Burken, J. y Fritschi, F. (2019). UAV/satellite multiscale data fusion for crop monitoring and early stress detection. En *ISPRS Geospatial Week 2019* (Vol. XLII-2/W13, pp. 715-722). International Society of Photogrammetry and Remote Sensing. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-715-2019>
- Salas-Macías, C. A., Sánchez-Mora, F., Montes Escobar, K., de la Hoz-M, J., Limongi-Andrade, R., Mora-Yela, R. V. y Garcés-Fiallos, F. R. (2024). Resilience of cacao-based agroforestry systems to climate change. En L. García, N. Maddela, F. Zambrano y C. Aguilar (eds.), *Sustainable Cacao Cultivation in Latin America* (pp. 115-134). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003381761-8>
- Satish, S., Shirwal, S., Abishek, A. G., Maheshwari y Murali, M. (2025). Application of drones in precision agriculture: A review on benefits and challenges. *Journal of Experimental Agriculture International*, 47(7), 516-531. <https://doi.org/10.9734/jeai/2025/v47i73591>
- Singh, E., Pratap, A. y Kumar, A. (2024). Smart agriculture drone for crop spraying using image-processing and machine learning techniques: experimental validation. *IoT*, 5(2), 348-367. <https://doi.org/10.3390/iot5020013>



- Sreeram, M. y Nof, S. Y. (2021). Human-in-the-loop: Role in cyber-physical agricultural systems. *International Journal of Computers Communications & Control*, 16(2). <https://doi.org/10.15837/IJCCC.2021.2.4166>
- Vanitha, N. y Selvaa, S. K. R. (2023). Analysis of drone applications in precision agriculture. En G. Karthick (ed.), *Contemporary Developments in Agricultural Cyber-Physical Systems* (pp. 240-253). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-7879-0.ch013>
- Wingtra AG. (2024). *WingtraOne GEN II technical specifications*. <https://wingtra.com/mapping-drone-wingtraone/technical-specifications/>
- Xu, K., Gong, Y., Fang, S., Wang, K., Lin, Z. y Wang, F. (2021). Radiometric calibration of UAV-based multispectral imagery: A critical review for quantitative analysis. *Remote Sensing*, 11(11), 1291. <https://doi.org/10.3390/rs11111291>
- Yilmaz, A. A. (2024). Enhancing UAV crew performance and safety: A technology and innovation management perspective. *Sosyal Mucit Academic Review*, 5(2), 130-153. <https://doi.org/10.54733/smar.1512893>
- Zhao, J. (2024). Drone technology for precision agriculture: Advancements and optimization strategies. *Highlights in Science Engineering and Technology*, 111, 185-191. <https://doi.org/10.54097/h70j2c34>
- Zhou, Q., Zhang, S., Xue, X., Cai, C. y Wang, B. (2023). Performance evaluation of UAVs in wheat disease control. *Agronomy*, 13(8), 2131. <https://doi.org/10.3390/agronomy13082131>