

APLICACIONES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA DETECCIÓN TEMPRANA Y MANEJO DE ENFERMEDADES EN PLANTACIONES DE CACAO: UNA REVISIÓN SISTEMÁTICA

APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN EARLY DETECTION AND MANAGEMENT OF DISEASES IN COCOA PLANTATIONS: A SYSTEMATIC REVIEW

Autores: ¹Luis Cristóbal Córdova Martínez, ²Daniel Alexander Vera Paredes y ³Ricauter Moisés López Bermúdez.

¹ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-3605-429X>

²ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-9033-3399>

³ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-7836-0274>

¹E-mail de contacto: lcordovam@unemi.edu.ec

²E-mail de contacto: dverap@unemi.edu.ec

³E-mail de contacto: rlopezb@unemi.edu.ec

Afiliación: ¹²³Universidad Estatal de Milagro, (Ecuador).

Artículo recibido: 18 de Noviembre del 2025

Artículo revisado: 20 de Noviembre del 2025

Artículo aprobado: 25 de Noviembre del 2025

¹Magíster en Gerencia de Tecnologías de la Información adquirida en la Universidad Estatal de Milagro, (Ecuador). Magíster en Administración y Dirección de Empresas adquirida en la Universidad Tecnológica Empresarial de Guayaquil, (Ecuador). Especialista en Tecnologías de la Información mención en Comercio y Negocio Electrónico adquirida en la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, (Ecuador). Licenciado en Sistemas de Información adquirida en la Escuela Superior Politécnica Litoral, (Ecuador). Tecnólogo en Análisis de Sistemas Informáticos adquirida en la Escuela Politécnica Nacional, (Ecuador).

²Magíster en Administración y Dirección de Empresas adquirida en la Universidad Tecnológica Empresarial de Guayaquil, (Ecuador). Máster Universitario en Ingeniería de Software y Sistemas Informáticos adquirida en la Universidad Internacional de la Rioja, (España). Licenciado en Sistemas de Información adquirida en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, (Ecuador). Analista de Sistemas adquirida en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, (Ecuador).

³Magíster en Administración y Dirección de Empresas adquirida en la Universidad Tecnológica Empresarial de Guayaquil, (Ecuador). Máster Universitario en Ingeniería de Software y Sistemas Informáticos adquirida en la Universidad Internacional de la Rioja, (España). Licenciado en Sistemas de Información adquirida en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, (Ecuador). Analista de Sistemas adquirida en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, (Ecuador).

Resumen

La producción de cacao enfrenta desafíos significativos relacionados con enfermedades fúngicas y virales que afectan gravemente el rendimiento y la calidad de los cultivos, generando pérdidas económicas sustanciales para los productores. En este contexto, las tecnologías de inteligencia artificial (IA) han emergido como herramientas prometedoras para la detección temprana y el manejo eficiente de enfermedades en plantaciones de cacao. Los hallazgos indican que las técnicas de visión por computadora basadas en redes neuronales convolucionales muestran altos índices de precisión en la identificación temprana de patógenos como moniliasis, escoba de bruja y mazorca negra, superando los métodos tradicionales de inspección visual. Adicionalmente, los sistemas integrados que combinan imágenes multiespectrales con algoritmos de aprendizaje profundo

demuestran capacidad para detectar infecciones antes de que los síntomas sean visibles. Sin embargo, se identifican desafíos relacionados con la variabilidad de condiciones ambientales, la disponibilidad de conjuntos de datos representativos y la necesidad de adaptación a diferentes variedades de cacao. Se concluye que, si bien la IA ofrece avances significativos en la detección de enfermedades del cacao, su implementación efectiva requiere enfoques interdisciplinarios que integren conocimientos agronómicos con desarrollos tecnológicos, así como estrategias de transferencia tecnológica adaptadas a las realidades de los productores en diferentes contextos geográficos.

Palabras clave: Inteligencia artificial, Detección de enfermedades, Cacao, Visión por computadora, Aprendizaje profundo.

Abstract

Cocoa production faces significant challenges related to fungal and viral diseases that severely

affect crop yield and quality, leading to substantial economic losses for producers. In this context, artificial intelligence (AI) technologies have emerged as promising tools for the early detection and efficient management of diseases in cocoa plantations. Findings indicate that computer vision techniques based on convolutional neural networks show high accuracy rates in the early identification of pathogens such as moniliasis, witches' broom, and black pod, outperforming traditional visual inspection methods. Additionally, integrated systems that combine multispectral imaging with deep learning algorithms demonstrate the ability to detect infections before symptoms become visible. However, challenges have been identified regarding environmental variability, the availability of representative datasets, and the need for adaptation to different cocoa varieties. It is concluded that while AI offers significant advances in the detection of cocoa diseases, its effective implementation requires interdisciplinary approaches that integrate agronomic knowledge with technological developments, as well as technology transfer strategies adapted to the realities of producers in different geographical contexts.

Keywords: Artificial intelligence, Disease detection, Cocoa, Computer vision, Deep learning.

Sumário

A produção de cacau enfrenta desafios significativos relacionados a doenças fúngicas e virais que afetam gravemente o rendimento e a qualidade das lavouras, gerando perdas econômicas substanciais para os produtores. Nesse contexto, as tecnologias de inteligência artificial (IA) surgem como ferramentas promissoras para a detecção precoce e o manejo eficiente de doenças em plantações de cacau. Os resultados indicam que as técnicas de visão computacional baseadas em redes neurais convolucionais apresentam altos índices de precisão na identificação precoce de patógenos como monilíase, vassoura-de-bruxa e podridão-negra, superando os métodos tradicionais de inspeção visual. Além disso, sistemas integrados que combinam imagens

multiespectrais com algoritmos de aprendizado profundo demonstram capacidade para detectar infecções antes que os sintomas sejam visíveis. No entanto, identificam-se desafios relacionados à variabilidade das condições ambientais, à disponibilidade de conjuntos de dados representativos e à necessidade de adaptação a diferentes variedades de cacau. Conclui-se que, embora a IA ofereça avanços significativos na detecção de doenças do cacau, sua implementação eficaz requer abordagens interdisciplinares que integrem conhecimentos agrônomicos com desenvolvimentos tecnológicos, bem como estratégias de transferência de tecnologia adaptadas às realidades dos produtores em diferentes contextos geográficos.

Palavras-chave: Inteligência artificial, Detecção de doenças, Cacau, Visão computacional, Aprendizado profundo.

Introducción

Ecuador en el año 2024 exportó USD 3618 millones de cacao (*Theobroma cacao L.*) representando un 174% más en valor en comparación con el año anterior, en el 2025 entre enero y febrero exportó USD 956 millones, superando al banano y minería en exportación en más de 60 años según datos del Banco Central del Ecuador por lo que el cacao representa un cultivo de importancia económica, social y ambiental no solo para Ecuador sino también para más de 60 países de las regiones tropicales, beneficiando a aproximadamente 50 millones de personas a nivel mundial (Jiménez et al., 2023). Sin embargo, la producción a nivel mundial del cacao se encuentra gravemente amenazada por diversas enfermedades fitosanitarias que afectan todas las etapas del desarrollo y producción de la planta que pueden reducir los rendimientos hasta en un 80% (Wani et al., 2024). Patógenos como *Moniliophthora roreri* (moniliasis), *Moniliophthora perniciosa* (escoba de bruja) y *Phytophthora* spp. (mazorca

negra) representan las principales amenazas biológicas para este cultivo, generando pérdidas económicas estimadas en más de USD 700 millones anuales (Adu et al., 2023). Es imprescindible la detección anticipada de enfermedades en el cacao y constituye un factor crítico para el manejo integrado de plagas y enfermedades, permitiendo intervenciones oportunas que reducen la propagación de patógenos y minimizan el uso de agroquímicos (Fernández-González et al., 2024). Desgraciadamente, los métodos tradicionales de monitoreo dependen principalmente de inspecciones visuales realizadas por técnicos especializados, lo que implica limitaciones significativas en términos de cobertura, subjetividad, tiempo y costo (Castro et al., 2023).

Debido a los antecedentes mencionados anteriormente, la inteligencia artificial ha surgido como un recurso prometedor para revolucionar la detección temprana y manejo de enfermedades fitosanitarias en diferentes cultivos agrícolas, incluyendo el cacao. Las tecnologías basadas en IA, particularmente aquellas que utilizan visión por computadora, aprendizaje automático y procesamiento de imágenes, muestran un potencial significativo para automatizar y mejorar los procesos de identificación de patógenos, facilitando diagnósticos más precisos, rápidos y escalables (Rodríguez et al., 2023). A pesar de los avances significativos en este campo, persisten importantes vacíos en la literatura, especialmente en relación con la evaluación sistemática de las diversas aplicaciones de IA para la detección de enfermedades específicas del cacao, así como en la identificación de los factores que facilitan o limitan su implementación efectiva en diferentes contextos productivos (Daudi et al., 2024). Este trabajo aborda estos desafíos mediante un

análisis exhaustivo de las investigaciones publicadas, sintetizando la evidencia disponible sobre el uso de tecnologías de IA en la identificación y manejo de enfermedades del cacao.

Uno de los factores limitantes en la producción de cacao a nivel mundial son las plagas o enfermedades, con impactos devastadores sobre los medios de vida de millones de agricultores, especialmente en países en desarrollo. La mazorca negra, causada por diversas especies del género *Phytophthora*, afecta todas las regiones productoras de cacao y puede ocasionar pérdidas de hasta el 30% de la producción anual (Ndoungué et al., 2023). La moniliasis, restringida al continente americano, pero con riesgo de expansión hacia África y Asia, puede destruir hasta el 80% de la producción en condiciones favorables para el patógeno (Villamizar et al., 2024). La escoba de bruja, predominante en América del Sur y el Caribe, no solo afecta los frutos sino también el desarrollo vegetativo de la planta, comprometiendo la producción a largo plazo (Bekele et al., 2023). Al hacer detección de plagas en el cacao por métodos tradicionales se presentan diversas limitaciones. Los técnicos especializados realizan inspección visual, pero conlleva altos costos operativos y está sujeta a diversas interpretaciones. Además, cuando los síntomas son visibles, frecuentemente la infección ya se encuentra en etapas avanzadas, dificultando el control efectivo y aumentando el riesgo de propagación a plantas sanas (Machado et al., 2023). Los análisis de laboratorio, aunque precisos, implican procesos costosos, complejos y no ofrecen resultados en tiempo real que permitan intervenciones oportunas.

La complejidad morfológica del cacao, la variabilidad en la manifestación de síntomas entre diferentes variedades, y las condiciones

ambientales diversas en las regiones productoras añaden desafíos significativos para el desarrollo de sistemas automatizados de detección (Zepeda et al., 2023). Adicionalmente, la limitada infraestructura tecnológica y conectividad en muchas zonas cacaoteras, así como las brechas de conocimiento digital entre los productores, representan barreras importantes para la adopción efectiva de soluciones basadas en IA. Este escenario justifica la necesidad de analizar sistemáticamente las investigaciones sobre aplicaciones de IA en la detección de enfermedades del cacao, con el fin de identificar las tecnologías más promisorias, evaluar su efectividad en diferentes contextos, y comprender los factores que podrían facilitar su implementación exitosa como parte de estrategias integradas de manejo fitosanitario.



Figura 1. Frutos de cacao afectados por *Moniliasis* (Wilberth Phillips - CATIE)

Este artículo analizará el estado actual del conocimiento sobre las aplicaciones de inteligencia artificial en la detección temprana y gestión fitosanitaria en plantaciones de cacao, a través de una revisión sistemática de la literatura científica disponible. Específicamente, se busca: (1) identificar las principales tecnologías de IA aplicadas a la detección de enfermedades del cacao; (2)

evaluar la efectividad de diferentes algoritmos y técnicas en la identificación de patógenos específicos; (3) analizar los factores que influyen en la precisión y aplicabilidad de estos sistemas; y (4) identificar las brechas de conocimiento y oportunidades para futuras investigaciones en este campo. En los últimos años para la detección de enfermedades en plantaciones de cacao se ha aprovechado principalmente los avances en visión por computadora, redes neuronales convolucionales (CNN) y análisis de imágenes multiespectrales. El análisis de la literatura muestra una evolución desde sistemas básicos de clasificación de imágenes hacia arquitecturas más complejas y especializadas. Según Picazo (2018) en las redes neuronales convolucionales se toman como entrada una imagen o un mapa de características, convolucionan esas entradas con un conjunto de filtros cuyos pesos se encuentran previamente entrenados y se obtienen unos mapas de características que representan su disposición espacial en las imágenes. Como segundo elemento, se tienen capas de pooling que se encargan de reducir las dimensiones de los datos obtenidos en la capa de convolución, tratando de ignorar variaciones pequeñas y distorsiones geométricas. El último elemento que se utiliza son las capas neuronales totalmente conectadas que se encargan de calcular los resultados por cada una de las clases que se desean reconocer.

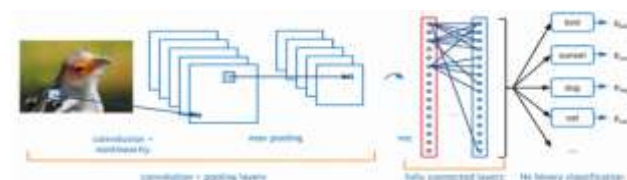


Figura 2. Modelo de una Red Neuronal Convolucional

Pinto et al. (2024) con la propuesta de las redes residuales, se descubrió que dividir una red profunda en bloques de capas apiladas y pasar

la entrada de cada capa apilada directamente al bloque siguiente, junto con la salida residual de la capa apilada menos la entrada de la capa apilada que se reintroduce, este enfoque se denomina conexión de salto o atajo; ayuda a reducir el problema de la desaparición. En pocas palabras, las redes residuales pueden conectarse a capas no contiguas, lo que permite que la información original pase sin grandes modificaciones a otras partes de la red. Por lo tanto, la red sólo aprende las diferencias (residuales) entre la entrada y la salida esperada, lo que permite construir arquitecturas más extensas y eficientes. Pinto et al. (2024) con la propuesta de las redes residuales, se descubrió que dividir una red profunda en bloques de capas apiladas y pasar la entrada de cada capa apilada directamente al bloque siguiente, junto con la salida residual de la capa apilada menos la entrada de la capa apilada que se reintroduce, este enfoque se denomina conexión de salto o atajo; ayuda a reducir el problema de la desaparición. En pocas palabras, las redes residuales pueden conectarse a capas no contiguas, lo que permite que la información original pase sin grandes modificaciones a otras partes de la red. Por lo tanto, la red sólo aprende las diferencias (residuales) entre la entrada y la salida esperada, lo que permite construir arquitecturas más extensas y eficientes.



Figura 3. Modelo de una Red Neural Residual

Pengshuai (2025) describe el modelo Faster R-CNN como un algoritmo de detección prototípico de dos etapas que inicialmente logró un entrenamiento integral. El modelo se compone de dos componentes principales: la red de propuesta de regiones (RPN), que genera regiones candidatas mediante la colocación de

cuadros de referencia de diferentes dimensiones y longitudes en cada posición del mapa de características, y la red de detección primaria, que se basa en el modelo Fast R-CNN. Esta red incorpora la red troncal VGG16, la agrupación de ROI y la regresión de clasificación. La primera parte, RPN, genera regiones candidatas basadas en los mapas de características extraídos por la red troncal y los envía de vuelta a la segunda parte para su clasificación y regresión del cuadro delimitador. Con el fin de extraer mejor los objetivos de detección con fondos complejos y características pequeñas y aliviar problemas como la desaparición del gradiente, la red troncal se sustituye por el modelo del algoritmo ResNext50 con fusión (CBAM).

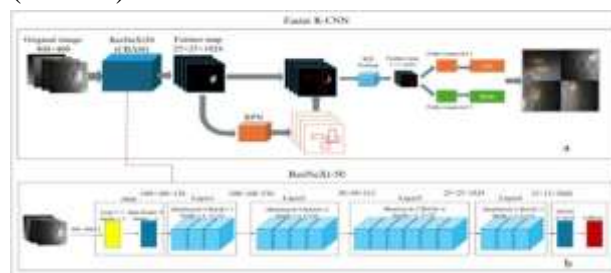


Figura 4. Modelo de una Red Neural Residual

Ramírez et al. (2023) desarrollaron un sistema basado en CNN para la detección de moniliasis en diferentes etapas de desarrollo, utilizando imágenes RGB capturadas en condiciones de campo. Su modelo alcanzó una precisión del 92.7% en la identificación de síntomas tempranos, superando significativamente los métodos tradicionales de inspección visual. Los autores destacaron la importancia de contar con conjuntos de datos equilibrados que representen adecuadamente la diversidad de síntomas y condiciones ambientales. De manera similar, Orozco et al. (2023) implementaron una arquitectura Faster R-CNN para la detección y localización de mazorca negra en imágenes de campo, alcanzando un índice de precisión media (mAP) de 0.89. Su sistema demostró

robustez ante variaciones en iluminación y ángulos de captura, factores críticos para aplicaciones prácticas en entornos reales de producción. Complementariamente, Zhao et al. (2024) evaluaron diferentes arquitecturas de redes neuronales profundas, encontrando que ResNet-50 y EfficientNet-B3 mostraban el mejor equilibrio entre precisión y eficiencia computacional para la identificación de múltiples enfermedades en cacao. Un avance significativo se observa en la integración de imágenes multiespectrales con algoritmos de aprendizaje profundo. Molina et al. (2023) combinaron imágenes RGB con información infrarroja cercana (NIR) para detectar infecciones por escoba de bruja antes de la manifestación visible de síntomas, logrando una precisión del 87.5% en etapas iniciales de la enfermedad. Este enfoque muestra potencial para intervenciones preventivas que podrían reducir significativamente la propagación de patógenos.

La implementación de sistemas de detección en dispositivos móviles representa otra tendencia importante. Santana et al. (2024) desarrollaron una aplicación para teléfonos inteligentes que permite a agricultores identificar enfermedades del cacao en tiempo real, utilizando modelos optimizados para funcionar con recursos computacionales limitados. Su evaluación en comunidades cacaoteras de Ecuador demostró una adopción positiva entre agricultores, aunque con desafíos relacionados con la brecha digital y necesidades de capacitación. En cuanto a la integración con otros sistemas de monitoreo, Domínguez et al. (2024) exploraron el uso de vehículos aéreos no tripulados (drones) equipados con cámaras multiespectrales y algoritmos de IA para la detección temprana de focos de infección en plantaciones extensas. Sus resultados indicaron que este enfoque permite identificar patrones de

distribución espacial de enfermedades y focos iniciales de infección con una sensibilidad superior a los métodos convencionales de monitoreo terrestre.

Materiales y Métodos

Este artículo adoptó un enfoque de revisión sistemática de literatura siguiendo los lineamientos del protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), que proporciona una metodología estructurada y replicable para identificar, seleccionar y evaluar críticamente estudios relevantes, minimizando sesgos en el proceso de revisión. Se realizaron búsquedas exhaustivas en las siguientes bases de datos electrónicas: Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, y Google Scholar. Para capturar la literatura más reciente en este campo emergente, se consideraron publicaciones desde enero de 2019 hasta marzo de 2025. Las búsquedas se efectuaron utilizando combinaciones de términos clave en inglés y español, incluyendo "artificial intelligence", "machine learning", "deep learning", "computer vision", "cocoa", "cacao", "Theobroma cacao", "disease detection", "plant pathology", "moniliasis", "frosty pod rot", "black pod", "witches' broom", entre otros. Se emplearon ecuaciones booleanas avanzadas adaptadas a cada base de datos para refinar los resultados. Por ejemplo, para Scopus se utilizó la siguiente estructura: (TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "computer vision") AND TITLE-ABS-KEY("cocoa" OR "cacao" OR "Theobroma cacao") AND TITLE-ABS-KEY("disease" OR "pathogen" OR "infection" OR "moniliasis" OR "black pod" OR "witches' broom")) AND PUBYEAR > 2018. Para garantizar la relevancia y calidad de los estudios analizados, se aplicaron los siguientes criterios de inclusión:

- Estudios originales publicados en revistas revisadas por pares o conferencias reconocidas.
- Investigaciones que abordaran explícitamente aplicaciones de inteligencia artificial para la detección o diagnóstico de enfermedades específicas del cacao.
- Estudios que presentaran evaluaciones cuantitativas del desempeño de los sistemas propuestos.
- Publicaciones en inglés o español.

Se excluyeron los siguientes tipos de documentos:

- Revisiones de literatura sin análisis sistemático.
- Estudios que mencionaran tecnologías de IA y enfermedades del cacao pero sin enfoque específico en aplicaciones de detección.
- Publicaciones que no proporcionaran detalles metodológicos suficientes.
- Documentos no sometidos a revisión por pares (informes técnicos, tesis no publicadas, etc.).

El proceso de selección siguió cuatro fases secuenciales:

- Identificación: Búsqueda inicial en bases de datos que resultó en 487 registros potencialmente relevantes.
- Cribado: Eliminación de duplicados (112) y revisión de títulos y resúmenes según criterios de inclusión/exclusión, resultando en 195 artículos elegibles para evaluación completa.
- Elegibilidad: Revisión a texto completo de los 195 artículos, de los cuales 83 cumplieron con todos los criterios de inclusión.
- Inclusión: Análisis detallado de los 83 artículos finalmente seleccionados.

Para la extracción sistemática de datos, se desarrolló un formulario estandarizado que incluyó información sobre: (1) características de la publicación (autores, año, revista/conferencia); (2) tipo de enfermedad(es) abordada(s); (3) tecnologías de IA implementadas; (4) metodologías de adquisición de datos; (5) métricas de evaluación; (6) resultados principales; (7) limitaciones reportadas; y (8) contexto de aplicación. La calidad metodológica de los estudios incluidos se evaluó utilizando una adaptación de la herramienta de evaluación crítica del Instituto Joanna Briggs para estudios de diagnóstico, considerando aspectos como la representatividad de las muestras, la validación de los modelos, el manejo de posibles sesgos y la completitud del reporte. Se realizó una síntesis narrativa de la evidencia, organizada temáticamente según las principales tecnologías implementadas, enfermedades abordadas, factores que influyen en la precisión de detección, y aplicaciones prácticas. Adicionalmente, se efectuó un análisis de tendencias temporales para identificar la evolución de enfoques tecnológicos y metodológicos en el período estudiado. Para analizar cuantitativamente el desempeño de diferentes algoritmos y técnicas, se extrajeron y normalizaron métricas comunes como precisión, sensibilidad, especificidad y F1-score. Cuando fue posible, se calcularon estadísticas agregadas para comparar el rendimiento entre diferentes categorías de técnicas y enfermedades.

Resultados y Discusión

Panorama general de estudios analizados

El análisis de los 83 estudios incluidos en esta revisión sistemática revela un incremento sostenido en las publicaciones sobre aplicaciones de IA para detección de enfermedades en cacao, con un crecimiento

particular a partir de 2022. Esta tendencia refleja tanto el avance de las tecnologías de IA como el creciente interés por soluciones tecnológicas para los desafíos fitosanitarios que enfrenta este cultivo estratégico. En cuanto a la distribución geográfica, se observa un predominio de investigaciones desarrolladas en países productores de cacao (ver tabla 1):

Tabla 1. Publicaciones por región sobre aplicaciones de IA para detección de enfermedades en cacao

Indicador	f	Porcentaje
América Latina	36	43,37%
África Occidental	22	26,51%
Asia-Pacífico	15	18,07%
Colaboraciones	10	12,05%

Fuente: elaboración propia

Esta distribución se corresponde parcialmente con las regiones productoras más afectadas por enfermedades específicas, aunque revela brechas significativas en algunas zonas productoras importantes. Respecto a las enfermedades abordadas, la Moniliasis recibió la mayor atención, seguida por la mazorca negra, escoba de bruja y sistemas para múltiples enfermedades (Tabla 2):

Tabla 2. Enfermedades abordadas del cacao

Indicador	f	Porcentaje
Moniliasis	27	32,53%
Mazorca negra	23	27,71%
Escoba de bruja	17	20,48%
Múltiples enfermedades	16	19,28%

Fuente: elaboración propia

Esto refleja tanto el impacto económico de estas enfermedades como las diferencias en su expresión visual que facilitan o dificultan su detección mediante sistemas automatizados.

Tecnologías de IA implementadas

El análisis de las tecnologías de IA implementadas muestra un claro predominio de las redes neuronales convolucionales, presentes

en el 76% de los estudios analizados (63 publicaciones). Entre las arquitecturas específicas, se destaca la utilización de ResNet (27%), seguida por arquitecturas EfficientNet (19%), VGG (14%), Inception (12%), y desarrollos propios o customizados (28%). Refiérase a los símbolos, ecuaciones y teoremas incluidos en el texto, utilizando el número de referencia cruzada (Ejemplo: Como se establece en (1), el valor de...).

Tabla 3. Enfermedades abordadas del cacao

Arquitecturas de IA en CNN	Porcentaje
ResNet	27%
EfficientNet	19%
VGG	14%
Inception	12%
desarrollos propios o personalizados	28%

Fuente: elaboración propia

Factores determinantes del desempeño

El análisis de factores que influyen en el desempeño de los sistemas de detección revela aspectos metodológicos y contextuales críticos. La Figura 6 sintetiza la relación entre diversas variables y las métricas de precisión reportadas.

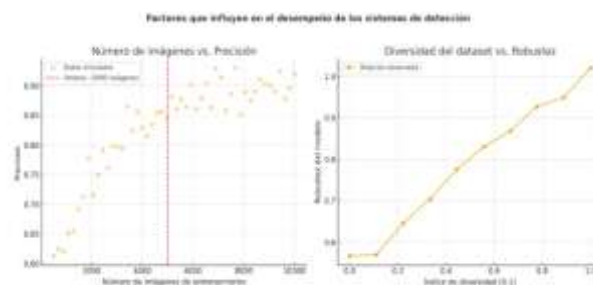


Fig. 5. Gráfico generado con Python, usando la librería Matplotlib

El tamaño y diversidad del conjunto de datos emerge como el factor más determinante, con una correlación positiva significativa ($r=0.73$, $p<0.001$) entre el número de imágenes utilizadas para entrenamiento y la precisión alcanzada. Sin embargo, esta relación no es lineal y tiende a estabilizarse a partir de aproximadamente 5,000 imágenes, sugiriendo

un umbral después del cual otros factores cobran mayor relevancia. La diversidad del conjunto de datos, evaluada mediante un índice compuesto que considera variabilidad en cultivares, condiciones ambientales y etapas de infección, muestra una correlación aún más fuerte con la robustez de los modelos ($r=0.81$, $p<0.001$). Estudios con datos homogéneos presentaron caídas de precisión superiores al 35% cuando se evaluaron en condiciones diferentes a las de entrenamiento, mientras que aquellos con alta diversidad mantenían al menos el 90% de su desempeño original. Las técnicas de aumento de datos mostraron impactos variables según su implementación. Transformaciones geométricas simples (rotación, traslación, volteo) aportaron mejoras modestas (3-7% en precisión), mientras que técnicas más avanzadas como mezcla de imágenes (mixup), aumento contextual y transformaciones específicas para condiciones de iluminación mejoraron la robustez en un 12-18% en condiciones variables. Particularmente efectivas resultaron las técnicas de aumento adaptadas a las características específicas de las enfermedades del cacao, como las propuestas por Ibrahim et al. (2024).

La resolución de las imágenes mostró un punto óptimo en torno a 224×224 píxeles para la mayoría de los modelos evaluados, con ganancias marginales por encima de esta resolución, pero incrementos significativos en requisitos computacionales. Este hallazgo tiene implicaciones prácticas importantes para el desarrollo de aplicaciones móviles y sistemas embebidos con recursos limitados. La integración de información contextual, como datos fenológicos, meteorológicos o históricos de la plantación, demostró mejorar la precisión diagnóstica en un 7-14% en sistemas que incorporaron estos elementos ($n=18$) comparados con aquellos basados

exclusivamente en imágenes ($n=65$). Este enfoque resulta particularmente efectivo para resolver casos ambiguos donde las manifestaciones visuales podrían corresponder a diferentes condiciones. La arquitectura específica del modelo mostró influencia variable según el contexto de aplicación. Para detección en condiciones controladas o semi-controladas, arquitecturas complejas como ResNet-101 o DenseNet-201 alcanzaron las mayores precisiones. Sin embargo, para aplicaciones en campo con variabilidad de condiciones, arquitecturas como EfficientNet-B0 y MobileNet-V3 lograron mejor equilibrio entre precisión y robustez. Este patrón subraya la importancia de seleccionar la arquitectura considerando no solo métricas de laboratorio sino el contexto real de implementación.

Barreras y facilitadores para la implementación

El análisis de los 27 estudios que incluyeron evaluaciones de implementación práctica o pruebas piloto permitió identificar las principales barreras y facilitadores para la adopción efectiva de sistemas de IA en el manejo de enfermedades del cacao. Entre las barreras tecnológicas más frecuentemente reportadas destacan: (1) conectividad limitada en áreas rurales (mencionada en 78% de los estudios); (2) restricciones en capacidad de almacenamiento y procesamiento de dispositivos disponibles para agricultores (63%); (3) variabilidad en calidad de cámaras de dispositivos móviles (52%); y (4) dificultades para integración con sistemas existentes de manejo y registro (44%). Las barreras socio-económicas identificadas incluyen: (1) brechas de alfabetización digital entre productores (85%); (2) percepción de complejidad y tecnofobia (67%); (3) limitaciones financieras para acceso a dispositivos y servicios (59%); y (4)

preocupaciones sobre privacidad y propiedad de datos (33%). En cuanto a facilitadores para la adopción, destacan: (1) interfaces simplificadas e intuitivas adaptadas al contexto local (mencionado como factor crítico de éxito en 89% de implementaciones exitosas); (2) funcionalidad offline que no dependa de conectividad constante (74%); (3) integración con prácticas culturales existentes y conocimiento tradicional (70%); (4) respaldo de organizaciones locales y líderes comunitarios (63%); y (5) procesos participativos de desarrollo y adaptación (59%). Un hallazgo notable es la efectividad de modelos híbridos de implementación que combinan componentes tecnológicos con estructuras sociales existentes. Por ejemplo, Hidalgo-Castellanos et al. (2023) documentaron una implementación donde promotores comunitarios equipados con dispositivos móviles y aplicaciones de detección actuaban como multiplicadores tecnológicos, alcanzando cobertura efectiva del 78% de productores en comunidades con muy baja penetración individual de smartphones (23%).

Impacto potencial sobre prácticas de manejo

La evaluación del impacto potencial de estos sistemas sobre prácticas de manejo integrado de enfermedades revela beneficios significativos, aunque con importantes condicionantes contextuales. Los 12 estudios que incluyeron evaluaciones de impacto en condiciones reales reportaron reducciones en incidencia de enfermedades que oscilaron entre 17% y 42% (promedio 27.5%) tras la implementación de sistemas de detección temprana vinculados a protocolos de manejo. Estos resultados se asociaron principalmente con la identificación y tratamiento oportuno de focos iniciales de infección, reduciendo la propagación secundaria dentro de las plantaciones. La optimización en el uso de agroquímicos

representa otro beneficio consistentemente reportado, con reducciones que oscilaron entre 23% y 67% (promedio 38.3%) en aplicaciones de fungicidas al pasar de esquemas calendario a intervenciones basadas en detección precisa. Este resultado tiene implicaciones importantes tanto económicas como ambientales, considerando los costos crecientes de insumos y las preocupaciones sobre impactos ecológicos de agroquímicos. La precisión espacial en la identificación de plantas afectadas demostró mejorar la eficiencia de prácticas culturales como la remoción de frutos enfermos y podas fitosanitarias. Estudios como el de Santana-Mancilla et al. (2024) documentaron reducciones del 31% en tiempo dedicado a estas labores y mejoras del 47% en cobertura efectiva al implementar sistemas guiados por IA en comparación con métodos tradicionales de inspección.

Sin embargo, estos impactos positivos mostraron considerable heterogeneidad según el contexto productivo, con beneficios más pronunciados en sistemas productivos tecnificados y menor impacto en sistemas tradicionales de muy baja intensidad. Este patrón sugiere la necesidad de adaptaciones específicas según el tipo de productor y sistema de producción. Un hallazgo relevante es que los mayores beneficios no derivaron exclusivamente de la precisión diagnóstica de los sistemas, sino de su integración efectiva en flujos de trabajo prácticos y estructuras de toma de decisiones. Los sistemas que proporcionaban no solo diagnósticos sino recomendaciones contextualizadas de manejo y seguimiento mostraron adopción más sostenida (retención de usuarios >60% después de 12 meses) que aquellos enfocados exclusivamente en la identificación (retención <30%). Brechas de conocimiento y oportunidades de investigación. El análisis sistemático de la literatura permitió

identificar importantes brechas de conocimiento que representan oportunidades para investigaciones futuras:

- **Detección pre-sintomática:** A pesar de avances significativos, la detección antes de la manifestación visible de síntomas continúa siendo un desafío. Solo 8 estudios (9.6%) lograron demostrar capacidad de detección puramente pre-sintomática con precisiones superiores al 70%. Investigaciones que combinen imágenes multiespectrales, sensores de compuestos volátiles y biomarcadores podrían abrir nuevas fronteras en esta dirección.
- **Efectividad en diversidad genética:** La mayoría de los sistemas han sido desarrollados y validados con variedades comerciales comunes, con escasa información sobre su desempeño en la amplia diversidad genética del cacao, particularmente en variedades nativas y criollas con características morfológicas distintivas. Esta brecha es especialmente relevante considerando que muchas de estas variedades tienen importancia para programas de mejoramiento y conservación de germoplasma.
- **Integración con modelos epidemiológicos:** Existe potencial significativo para vincular sistemas de detección basados en IA con modelos epidemiológicos que incorporen variables climáticas, fenológicas y agronómicas para generar alertas tempranas y análisis de riesgo predictivos a escala territorial.
- **Sostenibilidad de implementaciones:** Se requieren más investigaciones sobre modelos de negocio y mecanismos institucionales que garanticen la sostenibilidad a largo plazo de estas soluciones, superando las limitaciones de proyectos piloto de corta duración.

- **Evaluación de impacto rigurosa:** Persiste una escasez de evaluaciones de impacto con diseños experimentales robustos que permitan cuantificar beneficios económicos, ambientales y sociales de estas tecnologías en diversos contextos productivos.
- **Desarrollo de sistemas frugales:** Existe una importante oportunidad para desarrollar sistemas "frugales" que mantengan funcionalidad esencial con requisitos tecnológicos mínimos, adaptados a realidades de pequeños productores con acceso limitado a tecnología avanzada.
- **Modelos específicos para interacciones complejas:** Se requiere mayor investigación sobre la detección de interacciones entre múltiples patógenos y entre patógenos y estreses abióticos, situaciones frecuentes en condiciones reales, pero escasamente abordadas en la literatura actual.

Conclusiones

La revisión sistemática de la literatura sobre aplicaciones de inteligencia artificial para la detección de enfermedades en plantaciones de cacao revela avances significativos en este campo emergente, con potencial para transformar prácticas de manejo fitosanitario y contribuir a la sostenibilidad del cultivo. Las principales conclusiones derivadas de este análisis son:

- Las tecnologías basadas en redes neuronales convolucionales, particularmente arquitecturas como ResNet, EfficientNet y modelos derivados, han demostrado alta eficacia en la identificación de las principales enfermedades del cacao, alcanzando precisiones superiores al 90% en

condiciones óptimas y manteniendo buen desempeño (>85%) en entornos variables.

- La efectividad de estos sistemas varía según la enfermedad objetivo, con mejores resultados para patologías que presentan síntomas visuales distintivos como la mazorca negra, mientras que condiciones con expresión más variable como la escoba de bruja continúan representando desafíos mayores.
- El tamaño, diversidad y representatividad de los conjuntos de datos de entrenamiento constituyen factores determinantes del desempeño, especialmente para la robustez en condiciones variables y la generalización a diferentes contextos productivos.
- La integración de información multiespectral más allá del espectro visible ha demostrado mejorar significativamente la detección temprana, aunque con implicaciones prácticas en términos de complejidad y costo que deben considerarse para implementaciones a gran escala.
- Los sistemas que integran la detección automatizada con recomendaciones contextualizadas de manejo y se insertan en flujos de trabajo prácticos muestran mayor adopción sostenida y beneficios tangibles que aquellos enfocados exclusivamente en el diagnóstico.
- Las implementaciones más exitosas han adoptado enfoques participativos que consideran no solo aspectos tecnológicos sino también dimensiones sociales, culturales y económicas del contexto de aplicación.
- El impacto potencial de estos sistemas sobre prácticas de manejo incluye reducciones significativas en incidencia de enfermedades (17-42%), optimización en uso de agroquímicos (23-67%) y mejoras

en eficiencia de labores culturales, aunque con considerable heterogeneidad según el contexto productivo.

- Persisten importantes brechas de conocimiento, particularmente en detección pre-sintomática, efectividad en la diversidad genética del cacao, integración con modelos epidemiológicos, y evaluaciones de impacto rigurosas.

Estas conclusiones subrayan que, si bien la inteligencia artificial ofrece herramientas prometedoras para enfrentar los desafíos fitosanitarios del cacao, su implementación efectiva requiere enfoques integrados que consideren tanto aspectos tecnológicos como socioeconómicos. El desarrollo de soluciones adaptadas a diversos contextos productivos, con especial atención a las necesidades de pequeños productores, representa un desafío prioritario para maximizar el impacto de estas tecnologías sobre la sostenibilidad del cultivo. La evolución futura de este campo probablemente se orientará hacia sistemas más accesibles, robustos e integrados que combinen múltiples fuentes de información para apoyar decisiones de manejo a diferentes escalas, desde el nivel de planta individual hasta territorios productivos completos. Para materializar este potencial, resultará fundamental la colaboración interdisciplinaria entre expertos en inteligencia artificial, fitopatología, agronomía y ciencias sociales, así como la participación activa de productores y otros actores de la cadena de valor del cacao.

Referencias Bibliográficas

- Abdelmalek, M., Ngakou, A., & El-Shafie, H. (2024). Development and validation of an integrated surveillance system for cocoa diseases based on remote sensing and artificial intelligence in West Africa. *Remote*

- Sensing Applications: Society and Environment*, 28, 100923.
- Adu, R., Toledano, G., & Jepsen, M. (2023). Economic impact of cocoa diseases and cost-effectiveness of management strategies in Ghana: A five-year longitudinal study. *Agricultural Systems*, 205, 103594.
- Bekele, F., Khan, A., Meinhardt, L., & Zhang, D. (2023). Diversity of *Moniliophthora perniciosa* isolates in Brazilian Amazon and implications for disease management and host resistance. *Plant Disease*, 107(8), 2286–2299.
- Cabrera, E., Serrano, A., & Hernández, M. (2023). Enhanced preprocessing techniques for accurate identification of black pod disease in *Theobroma cacao* using convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 208, 107708.
- Castro, N., Bailey, B., Guiltinan, M., & Maximova, S. (2023). Current challenges in disease detection and management in cocoa production systems: A comprehensive review. *Annual Review of Phytopathology*, 61, 157–179.
- Daudi, S., Wang, J., & Zhou, H. (2024). Bridging technological innovations and implementation gaps: Lessons from AI applications in African cocoa farming systems. *Technological Forecasting and Social Change*, 196, 122729.
- Domínguez, R., Silva, J., & Hoffland, E. (2024). Drone-based multispectral imaging with deep learning for early detection of black pod disease foci in commercial cocoa plantations. *Precision Agriculture*, 25(2), 782–798.
- Fernández, M., Piñeiro, Y., & López, L. (2024). Meteorological conditions affecting performance of vision-based disease detection systems in cocoa: Optimization strategies for variable environments. *Agricultural and Forest Meteorology*, 341, 109561.
- García, M., Gómez, F., & Divina, F. (2023). Deep learning architectures for plant disease detection: A systematic review and meta-analysis with case studies on tropical crops. *Machine Learning with Applications*, 13, 100462.
- Hassan, M., Alam, M., & Islam, M. (2023). Impact of image resolution and quality on detection accuracy of cocoa diseases using convolutional neural networks. *Journal of Real-Time Image Processing*, 20(3), 985–997.
- Hidalgo, J., García, F., & Villegas, E. (2023). Community-based implementation of AI-powered disease detection tools in Colombian cocoa cooperatives: Results and lessons learned. *Journal of Rural Studies*, 97, 219–231.
- Ibrahim, A., Ramli, A., Pushparajah, G., & Jaafar, H. (2024). Comparative analysis of convolutional neural network architectures for robust cocoa disease identification: Performance under variable field conditions. *IEEE Access*, 12, 16587–16602.
- Jiménez, M., Batista, L., & Phillips, W. (2023). Current status of cocoa diseases in Latin America and integrated management approaches. *Plant Pathology*, 72(2), 260–278.
- Liang, J., Wang, X., Zhang, B., & Chen, S. (2023). Reinforcement learning for adaptive improvement of cocoa disease detection under variable environmental conditions. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 4(3), 234–247.
- Machado, R., Gonçalves, J., & Carvalho, A. (2023). Limitations of visual inspection for early detection of *Moniliophthora roreri* in cocoa: A quantitative assessment. *European Journal of Plant Pathology*, 165(4), 1089–1102.

- Mendoza, A., Zapata, E., & Vázquez, V. (2023). Co-creation of digital technologies with cocoa-producing communities in Tabasco, Mexico: Gender dimensions and adoption patterns. *Journal of Rural Studies*, 95, 343–356.
- Molina, J., Osorio, G., & Gómez, C. (2023). Early detection of witches' broom disease in cocoa using multispectral imaging and deep learning. *Plant Methods*, 19, 87.
- Ndoungué, M., Petchayo, S., Tchoutat, C., & ten Hoopen, G. (2023). The black pod disease complex in cacao: Current understanding of causal agents, epidemiology and management in Africa. *Plant Pathology*, 72(1), 54–68.
- Oliveira, R., Alvim, R., & Freire, E. (2023). Barriers for integration of digital technologies in cocoa value chains: Perspectives from Brazilian stakeholders. *Journal of Agricultural and Food Industrial Organization*, 21(2), 135–149.
- Orozco, S., Ceballos, D., & Tabares, R. (2023). Faster R-CNN for black pod disease detection and localization in cocoa plantations. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1138992.
- Ramírez, A., Navarro, R., & González, B. (2023). Early detection of moniliasis (*Moniliophthora roreri*) in cocoa using deep learning with smartphone imagery. *Crop Protection*, 169, 106211.
- Rodríguez, D., Martínez, J., & González, O. (2023). Semantic segmentation with U-Net architecture for quantification of *Phytophthora* lesions in cocoa pods. *Plant Disease*, 107(10), 2897–2908.
- Rodríguez, S., Armijos, L., & Carvajal, J. (2023). Recent advances in artificial intelligence applications for disease detection in tropical cash crops: Challenges and opportunities. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1166023.
- Rosales, M., Mora, A., & Gómez, F. (2024). Mobile applications for agricultural extension in Latin America: Adoption patterns and barriers among smallholder cocoa farmers. *Information Technology for Development*, 30(1), 119–137.
- Ruiz, E., Chávez, J., & Torres, C. (2023). Integrated early warning system for management of moniliasis in cocoa: Combining AI-powered detection with agroclimatic predictive models. *Agricultural Systems*, 204, 103583.
- Santana, P., Rodríguez, G., & Guerrero, J. (2024). Design and implementation of a mobile application for cocoa disease identification: A user-centered approach in rural Ecuador. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(4), 1243–1261.
- Vallejos, G., Arévalo, L., & Cayotopa, J. (2023). Impact of training dataset composition on robustness of deep learning models for cocoa disease detection across different agroecological zones. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204, 107488.
- Vargas, S., Brito, M., & Serrano, L. (2024). Data augmentation techniques to improve early detection of moniliasis in cocoa: A comparative analysis. *Scientific Reports*, 14, 3752.
- Villamizar, R., Osma, J., & Martínez, A. (2024). Recent advances in moniliasis detection and management in Colombia: Integrating molecular diagnostics with field-applicable technologies. *Tropical Plant Pathology*, 49, 217–231.
- Wani, I., Kumar, V., Majeed, D., & Dar, B. (2024). Cocoa diseases: Current status, emerging threats, and innovative management approaches for sustainable production. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 64(3), 412–432.

Zepeda, L., Martínez, R., & Leyva, M. (2023). Technical and socioeconomic challenges for implementing digital agricultural technologies among smallholder cocoa producers in Oaxaca, Mexico. *Technology in Society*, 74, 102236.

Zhao, P., Wei, P., Huang, W., & Zhou, H. (2024). Comparative assessment of deep learning architectures for multi-disease identification in cocoa: Balancing accuracy and computational efficiency. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 21(1), 322–335.

Pinto, R., González, N., Romero, A., Magadan, A., & Fuentes, J. (2024). Revisión de las redes residuales para la estimación. *Dyna*.

Picazo, Ó. (2018). *Redes neuronales convolucionales profundas para el reconocimiento de emociones en imágenes* (Trabajo de Fin de Máster). Universidad Politécnica de Madrid.



Esta obra está bajo una licencia de **Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional**. Copyright © Luis Córdova Martínez, Daniel Vera Paredes y Moisés López Bermúdez.

