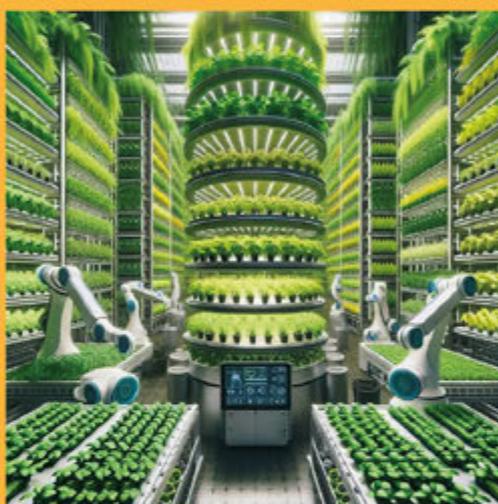


Ciencias e Ingeniería

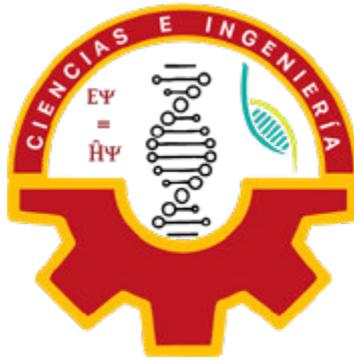
PARA CIUDADANOS

Revista de investigación científica



Lima - Perú

Ciencias e Ingeniería



Volumen I-N°1 Abril 2025

Consejo Editorial

Director

Dr. Francisco Javier Wong Cabanillas

Editor, diseño y traducción

Bach. Carlos Alberto Vega Vidal

Diagramador de texto y asistencia de diseño

Bach. Carlos Alberto Vega Vidal

Comité Científico

Dra. Elena Rafaela Benavides Rivera
Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
Lima-Perú

Dra. Ysabel Zevallos Parave
Universidad Nacional de Educación Enrique Guzmán y Valle.
Lima-Peru

Dr. Oscar Rafael Tinoco Gómez
Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
Lima-Perú

Garantía de la calidad de la naranja a través de herramientas basadas en Machine Learning en la detección temprana de enfermedades y plagas

Srta. Geraldine Yiu Condori Godinez
Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Correo electrónico: geraldine.condori@unmsm.edu.pe

Srta. Ibeth Fabiana Luna Tinco
Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Correo electrónico: ibeth.luna@unmsm.edu.pe

Resumen: En la agricultura, la calidad de las cosechas enfrenta desafíos significativos por enfermedades y plagas, que impactan la producción y generan pérdidas económicas. La detección temprana de estas amenazas es vital para la salud de las plantas y la seguridad alimentaria. Con el avance de las tecnologías, el uso de herramientas de captura de imágenes y Machine Learning ha revolucionado la identificación de síntomas en cultivos, como en las hojas del fruto de naranja. Estas innovaciones mejoran el diagnóstico y optimizan la toma de decisiones, permitiendo respuestas rápidas ante posibles amenazas. Las plagas causan pérdidas de rendimiento del 10% al 20% globalmente, y hasta el 50% en países en desarrollo, lo que representa un desafío económico considerable. Detectarlas antes de que afecten la cadena de suministro es crucial en un comercio globalizado. Este artículo analiza el impacto de Machine Learning y Deep Learning en la detección temprana de enfermedades y plagas en naranjas con el fin de evaluar el sistema de visión artificial más adecuado para su implementación en los huertos de naranja del Perú. El enfoque del estudio se centra en las regiones más relevantes, como Chanchamayo en Junín lo cual permite desarrollar un sistema más representativo y específico para las necesidades del país, asimismo, se determina que el uso de tecnologías avanzadas, como los sensores de imágenes hiperespectrales y el algoritmo YOLO, es clave para optimizar el proceso de monitoreo.

Palabras clave: Naranja/ Machine Learning/ Control de calidad/ Enfermedad en planta/ Análisis de imágenes.

Abstract: In agriculture, crop quality faces significant challenges from diseases and pests, which impact production and generate economic losses. Early detection of these threats is vital for plant health and food security. With the advancement of technologies, the use of image capture tools and Machine Learning has revolutionized the identification of symptoms in crops, such as in the leaves of orange fruit. These innovations improve diagnosis and optimize decision-making, allowing rapid responses to possible threats. Pests cause yield losses of 10% to 20% globally, and up to 50% in developing countries, representing a considerable economic challenge. Detecting them before they affect the supply chain is crucial in globalized trade. This article analyzes the impact of Machine Learning and Deep Learning on the early detection of diseases

and pests in oranges in order to evaluate the most suitable artificial vision system for implementation in orange orchards in Peru. The focus of the study is focused on the most relevant regions, such as Chanchamayo in Junín, which allows the development of a more representative and specific system for the needs of the country. Likewise, it is determined that the use of advanced technologies, such as hyperspectral image sensors and The YOLO algorithm is key to optimizing the monitoring process.

Keywords: Orange/ Machine Learning/ Quality control/ Disease in plants/ Image analysis.

Résumé: Dans le secteur agricole, la qualité des récoltes est confrontée à des défis importants dus aux maladies et aux ravageurs, qui ont un impact sur la production et génèrent des pertes économiques. La détection précoce de ces menaces est vitale pour la santé des végétaux et la sécurité alimentaire. Avec l'avancement des technologies, l'utilisation d'outils de capture d'images et d'apprentissage automatique a révolutionné l'identification des symptômes dans les cultures, comme dans les feuilles d'oranger. Ces innovations améliorent le diagnostic et optimisent la prise de décision, permettant des réponses rapides aux menaces potentielles. Les ravageurs provoquent des pertes de rendement de 10% à 20 % au niveau mondial, et jusqu'à 50 % dans les pays en développement, ce qui représente un défi économique considérable. Les détecter avant qu'ils n'affectent la chaîne d'approvisionnement est crucial dans le commerce mondialisé. Cet article analyse l'impact du Machine Learning et du Deep Learning sur la détection précoce des maladies et des ravageurs des oranges afin d'évaluer le système de vision artificielle le plus approprié pour une mise en œuvre dans les vergers d'orangers au Pérou. L'étude se concentre sur les régions les plus pertinentes, comme Chanchamayo à Junín, ce qui permet le développement d'un système plus représentatif et spécifique aux besoins du pays. De même, il est déterminé que l'utilisation de technologies avancées, telles que les capteurs d'images hyperspectraux et l'algorithme YOLO sont essentiels pour optimiser le processus de surveillance.

Mots clés: Orange/ Machine Learning/ Contrôle qualité/ Maladie chez les plantes/ Analyse d'images.

1. Introducción

La producción de naranjas en Perú enfrenta desafíos críticos debido a la constante amenaza de enfermedades y plagas que comprometen tanto la calidad de la fruta como la estabilidad económica del sector citrícola.

Problemas como el virus de la tristeza y la enfermedad Huanglongbing (HLB) han causado estragos en los cultivos, generando pérdidas millonarias y afectando gravemente a los productores locales. Sin un sistema eficaz de monitoreo, las consecuencias pueden ser devastadoras: disminución en la calidad, reducción de la producción y el colapso de mercados tanto nacionales como de exportación. Aunque la vigilancia fitosanitaria actual es valiosa, a menudo no es suficiente para detectar a tiempo estas amenazas, lo

que agrava la situación al aumentar los costos de producción y generar escasez, elevando los precios y afectando tanto al sector gastronómico como a los consumidores.

En este escenario, la integración de tecnologías avanzadas como las redes neuronales y la inteligencia artificial ofrecen una solución innovadora para mejorar la gestión de los cultivos de naranja. Estas tecnologías permiten una detección temprana y precisa de enfermedades mediante el análisis de imágenes y datos, facilitando decisiones informadas para optimizar el manejo de los cultivos. Además, el uso de visión por computadora y machine learning no solo aumenta la productividad, sino que también promueve la sostenibilidad al reducir el uso de pesticidas y optimizar los recursos agrícolas. La agricultura de precisión, que emplea sensores y datos para maximizar la eficiencia, ha ganado relevancia en este contexto, permitiendo minimizar el desperdicio de insumos y mejorar el rendimiento general. Sin embargo, la adopción de estas tecnologías enfrenta barreras significativas, como los altos costos iniciales y la infraestructura requerida, lo que limita su accesibilidad para pequeños y medianos agricultores, obstaculizando su implementación masiva en el país (Cheshkova, 2022) (Albahar, 2023).

En el Perú los principales métodos para el control y tratamiento de estas plagas son muchas veces técnicas tradicionales las cuales pueden ser muy tediosas y no tan efectivas como podría llegar a ser el uso de herramientas que aprovechen del desarrollo que viene teniendo el sector de inteligencia artificial. Si bien es cierto que hay una gran cantidad de estudios que realizan una revisión sobre casos aplicativos con respecto a la aplicación de sistemas visión artificial para la detección de enfermedades en plantas, estos están orientados a las necesidades de los cultivos de aquellos países donde se realizó. Hay una falta de material académico que analice su posible implementación para los huertos en el Perú por lo que se presenta la necesidad de realizar un estudio que examine este tipo de tecnologías y busque contextualizar al país.

Es así que el interés del artículo de revisión desarrollado es evaluar la mejor alternativa de acuerdo a las necesidad y condiciones del Perú para la implementación de un sistema de monitoreo tecnológico para la detección temprana de enfermedades y plagas en cultivos de naranja.

Los objetivos específicos del estudio son:

- Identificar los aspectos clave que el autor destaca sobre la interrelación entre el control de calidad de la naranja y la detección temprana de enfermedades en el fruto
- Examinar los sistemas de visión artificial que el autor menciona para la captura de imágenes y el entrenamiento de arquitecturas de aprendizaje automático o Deep Learning
- Evaluar la herramienta de Machine Learning o Deep Learning que el autor considera más efectiva para la detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja
- Analizar los principales desafíos o limitaciones que el autor identifica en el proceso de detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja

- Proponer recomendaciones basadas en las sugerencias del autor para abordar los desafíos identificados en la detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja.

El estudio de investigación presente se enfoca en realizar la revisión exhaustiva de 29 artículos seleccionados mediante un proceso arduo de acuerdo a los criterios y pautas establecidos. La estructura del artículo es la siguiente:

- Metodología, durante este apartado se detalla todo el proceso de revisión literaria que se realizó para la selección de los artículos evaluados.
- Resultados, se realiza un análisis descriptivo de los artículos así como la identificación de sus aportes principales y la evaluación de los principales ejes temáticos que se abordan en relación a la problemática del estudio.
- Discusiones, se desarrollan los objetivos específicos del estudio mediante una comparativa de ideas construidas por cada autor.
- Aportes, se busca responder la problemática general que guía al estudio mediante las conclusiones que se obtuvieron del aporte de cada autor.
- Conclusiones, ideas finales formuladas a partir de la revisión exhaustiva de cada autor en relación a los objetivos del estudio.
- Recomendaciones, propuestas que buscan responder a las principales limitaciones y áreas de mejora que se identificaron durante la revisión.

2. Metodología

Con el fin de lograr desarrollar una solución para el objetivo planteado se realizó una revisión sistemática de literatura que tomó como base el periodo tiempo de 2022 al 2024, cabe aclarar que todos los artículos incluidos del 2024 son considerados desde el 1 de enero hasta el 5 de octubre, para realizar un exhaustivo análisis del proceso de detección de enfermedades y plagas en la hoja y fruto de la naranja mediante la aplicación de técnicas basadas en Machine Learning. Alineados a las pautas establecidas por el método PRISMA, primeramente se realizó la construcción de la pregunta principal del estudio siguiendo el marco PICOC (problema, intervención, comparación, resultados, contexto) con el fin de encaminar en la dirección adecuada el seleccionamiento y posterior análisis de los documentos oportunos.

Gráfica N°1: Marco PICOC sobre Implementación de Herramientas basadas en Machine Learning para la Detección Temprana de Enfermedades y Plagas

P (Población)	Cultivos de naranja
I (Intervención)	Implementación de un sistema de monitoreo que emplee diferentes tecnologías basadas en Machine Learning para la detección temprana de enfermedades y plagas
C (Comparación)	Campos de naranja que manejan el control de enfermedades y plagas mediante el método tradicional
O (Resultados)	Efecto del uso de un sistema de monitoreo de enfermedades y plagas basados en ML en la calidad de los cultivos
C (Contexto)	Huertos de naranja en el Perú

Fuente: Elaboración propia

La interrogante principal que se desarrolló en el artículo fue: “¿Cómo afectará la implementación de un sistema de monitoreo que emplee diferentes tecnologías basadas en Machine Learning para la detección temprana de enfermedades y plagas en las hojas y el fruto de la naranja en comparación con los campos donde se aplican únicamente métodos tradicionales a la calidad de los cultivos en los huertos de naranja del Perú?”. A partir de esta pregunta surgieron diferentes palabras claves que ayudaron a filtrar una infinidad de artículos con el fin de obtener únicamente aquellos que ofrecieran un gran valor significativo para la investigación. De este modo se logró plantear la adecuada ecuación de búsqueda avanzada que a su vez hizo uso de diferentes elementos booleanos que permiten realizar una búsqueda más pertinente: (citrus fruit AND (neural network OR machine learning OR deep learning) AND quality AND optimization AND disease AND pest AND orange AND image analysis).

El buscador de artículos empleado durante la síntesis de evidencia disponible fue Google Scholar en el periodo de octubre de 2024. Durante la recopilación se aplicaron restricciones de tiempo (2022-2024), tipo de documento (artículos de revisión). Obteniendo un resultado de 455 documentos encontrados. Para la filtración y selección de se establecieron los siguientes criterios de selección:

Criterios de inclusión

CI. 1: Estudios que abarquen el control de calidad de la naranja.

CI. 2: Investigaciones sobre enfermedades y plagas que disminuyen la calidad de los frutos cítricos.

CI. 3: Publicaciones que implementen tecnologías de visión artificial que serán procesadas por un algoritmo basado en Machine Learning para la detección de objetos.

CI. 4: Publicaciones sobre métodos de Machine Learning implementados para la detección de objetos en la agricultura con el fin de mejorar la calidad de los frutos cítricos.

Criterios de exclusión

C.E. 1: Estudios publicados en idiomas distintos del español e inglés.

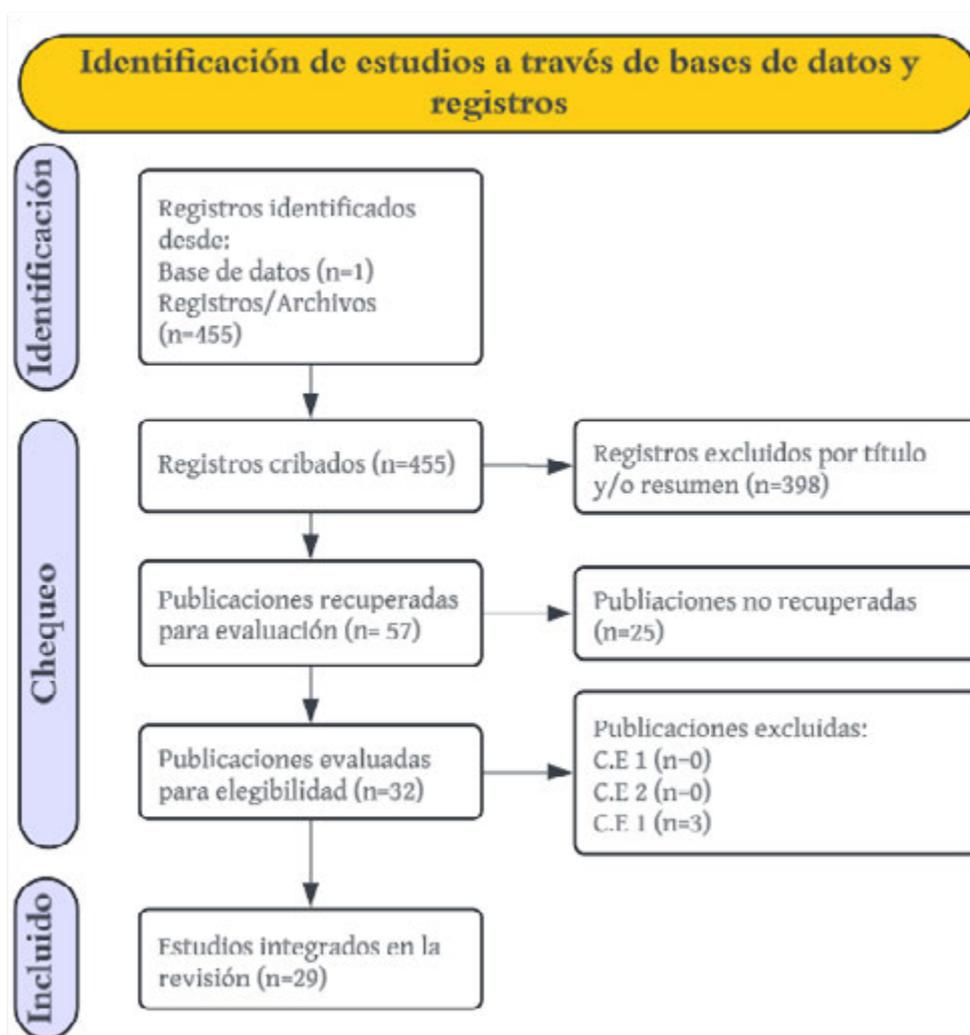
C.E. 2: Publicaciones que no especifiquen las técnicas de recolección de datos que serán procesados por una arquitectura de Machine Learning.

C.E. 3: Estudios que no evalúan su revisión en base a una aplicación real de los diferentes softwares y técnicas que implementan técnicas de Machine Learning para mejorar la calidad de la naranja.

Durante la primera etapa del filtro se descartaron un total de 398 publicaciones debido a que no presentaban cercanía con los criterios de inclusión o se alineaban a los criterios de exclusión. Mientras que durante la segunda fase se tuvieron que descartar 25 estudios debido al acceso limitado por los propios autores o factores externos.

En el siguiente filtro se descartaron 0 artículos debido a que ningún autor desarrolló la revisión en un idioma diferente al español e inglés o se realizó una previa traducción oficial del documento a estos mismos idiomas. Asimismo, se descartaron 0 artículos durante esta fase debido a que cada autor hizo mención a las diferentes técnicas de recolección de datos empleados en los diferentes casos de estudios evaluados por el documento. Finalmente se descartaron 3 registros que no desarrollaron en su extensión la evaluación de la implementación de las diferentes arquitecturas basadas en Machine Learning según los casos de estudios revisados. De este modo se obtuvieron 29 artículos para la posterior revisión sistemática de literatura.

Gráfico N°2: Flujograma PRISMA de la filtración y selección de estudios



Fuente: Elaboración propia

Durante la revisión se presentaron diferentes obstáculos que deben ser cuidadosamente evaluados puesto que impiden en cierto grado el adecuado análisis de los resultados. Estos obstáculos van desde el acceso restringido de diferentes documentos que impiden evaluar artículos que desarrollan importantes avances en el campo de la implementación de técnicas de Machine Learning en la agricultura de precisión, la selección limitada de artículos redactados en inglés y español, y el enfoque centralizado a la implementación de estas tecnologías para el control de calidad únicamente del fruto de la naranja. También es de importancia mencionar que se excluyeron aquellos artículos que realizaron un enfoque aplicativo debido al bajo número de estudios que no necesitaban de una suscripción para su acceso. Finalmente la revisión orientó su estudio en el periodo del 2022 al 2024 lo que impidió acceder a artículos que hubieran ampliado la perspectiva del estudio en cuanto al desarrollo de estas tecnologías en la agricultura.

3. Resultados

3.1. Análisis bibliométrico de los estudios realizados (Cuadro de aporte)

Cuadro N°1: Cuadro de aporte

[1]	Una revisión de las técnicas de análisis de imágenes hiperespectrales para la detección e identificación de enfermedades de las plantas	Esta revisión profundiza en la implementación del análisis hiperespectral haciendo énfasis en las principales limitaciones como la variabilidad de las condiciones y un perfil patogénico incierto del campo.	2022
[2]	Una revisión sistemática de técnicas de aprendizaje profundo para enfermedades de las plantas	Se presenta una descripción general de las diferentes tecnologías para la clasificación, detección y segmentación de enfermedades que son implementadas para la agricultura de precisión	2024
[3]	Detección y reconocimiento de frutas basado en aprendizaje profundo para la cosecha automática: descripción general y revisión	Se identifican algoritmos empleados para detección en una sola fase basados en regresión (YOLO-v8), y los algoritmos en dos fases basados en regiones candidatas (E-AlexNet)	2023
[4]	Una revisión exhaustiva de la literatura sobre las enfermedades de la hoja de naranja dulce	Se ofrece una nueva perspectiva mediante la descripción de técnicas como Transfer-learning y modelos híbridos para mejorar la precisión en cuanto a la detección de enfermedades en los frutos.	2023
[5]	Una encuesta sobre el aprendizaje profundo y su impacto en la agricultura: desafíos y oportunidades	Se describen diferentes limitantes en cuanto a la implementación de técnicas a base de ML para la detección de enfermedades en la agricultura; pero también mediante el análisis de semillas, malezas, humedad del suelo, agua de riego.	2023
[6]	Aprovechamiento del aprendizaje profundo para el análisis de enfermedades de las plantas: tendencias actuales, desafíos y perspectivas futuras	Se enfoca en especificar la taxonomía de las arquitecturas a base de Deep Learning que ayudan a la detección temprana de enfermedades en las plantas.	2024
[7]	Algoritmo de detección de objetos agrícolas con solo mirar una vez (YOLO): una revisión bibliométrica y sistemática de la literatura	El artículo detalla todo el proceso integral para la detección de enfermedades en plantas mediante la implementación y desarrollo del modelo YOLO .	2023
[8]	Detección y clasificación de enfermedades de las plantas: una revisión sistemática de la literatura	El autor propone una revisión de diferentes casos aplicativos de arquitecturas a base de ML en la agricultura resaltando el nivel de exactitud donde estudios lograron alcanzar valores del 100%.	2023

[9]	Métodos ópticos para la detección de patógenos y enfermedades de las plantas (revisión)	Se resalta el análisis de imágenes hiperspectrales y el uso de fluorescencia como principales métodos ópticos empleados para la detección de enfermedades en la agricultura.	2023
[10]	Una revisión sobre la teledetección de vehículos aéreos no tripulados: plataformas, sensores, métodos de procesamiento de datos y aplicaciones	Se desarrolla la implementación de vehículos aéreos no tripulados en la agricultura de precisión donde se especifica las diferentes plataformas como sensores que conforman al dron.	2023
[11]	Adquisición de imágenes, preprocesamiento y clasificación de enfermedades de los frutos cítricos: una revisión sistemática de la literatura	Empleo de métodos avanzados como SVM, ANN y CNN; imágenes hiperspectrales y robóticas para detección de enfermedades.	2023
[12]	Una revisión sistemática de las percepciones de enfermedades de los cítricos y la clasificación de frutas mediante visión artificial	Uso de cámaras de alta resolución y algoritmos como ResNet18 y YOLOv4 para detección optimizada de plagas y calidad.	2023
[13]	Aplicación de la tecnología de visión artificial en la producción de cítricos	Integración de IA e IoT para monitoreo continuo de calidad y técnicas como AlexNet y VGGNet para clasificación precisa.	2023
[14]	Una revisión sobre la detección y evaluación automatizadas de daños en la fruta mediante aprendizaje automático	Correlación de firmas espectrales con resistencia genética, mejorando la detección de enfermedades como la de Huanglongbing.	2024
[15]	Análisis de imágenes hiperespectrales y técnicas de aprendizaje automático para la detección e identificación de enfermedades en los cultivos: una revisión	Aplicación de CNN como DenseNet-16 e InceptionV3, logrando alta precisión (93.33%) en la clasificación de frutas.	2024
[16]	Avances recientes en la mitigación de pérdidas poscosecha y la gestión de la calidad de frutas y verduras mediante marcos de aprendizaje automático	Uso de espectroscopía y ML/DL para control de enfermedades, proponiendo un monitoreo integrado con técnicas ópticas.	2022
[17]	Tendencias y perspectivas de la tecnología de visión artificial para la detección de estrés y enfermedades en la agricultura de precisión	Precisión de hasta el 100% en algunos casos con ML/DL; integración de sistemas espectroscópicos para control efectivo.	2022
[18]	Sistema de visión artificial basado en imágenes convencionales para la evaluación no destructiva de atributos de calidad en frutas y hortalizas frescas y envasadas	Aplicación de ANN-PSO y MLP para predicción de pH en naranjas, con alta precisión ($R^2 = 0,95$) en tres variedades.	2022
[19]	Detección óptica de enfermedades de las hojas de los cítricos mediante herramientas espectroscópicas sin marcadores: una revisión	Aplicación de GLCM, LBP y HOG para identificación precisa basada en tono, textura y tamaño de las naranjas.	2024

[20]	Revolucionando la detección de enfermedades en los cultivos con aprendizaje profundo computacional : una revisión integral	Sugiere el uso de drones y sensores para un monitoreo en tiempo real, mejorando el control de calidad y prevención.	2024
[21]	Tecnologías avanzadas de biosensores para el seguimiento de la agricultura plagas y enfermedades: una revisión	Los autores evalúan las diferentes tecnologías basadas en la simulación de los sentidos del ser humano para la detección de enfermedades en los productos agrícolas, desarrollando las problemáticas y tendencias futuras.	2023
[22]	Papel del Internet de las cosas y las técnicas de aprendizaje profundo en Detección y clasificación de enfermedades de las plantas: una revisión centrada	Análisis de la implementación de herramientas de Aprendizaje Profundo y el Internet de las cosas para detección de enfermedades y plagas en productos agrícolas.	2023
[23]	Marco de conjunto ligero basado en redes neuronales convolucionales para multiclase Predicción de enfermedades de las plantas	Desarrolla la relación entre las tecnologías de la información (TIC) y la agricultura tradicional enfocándose en la aplicación de técnicas de Machine Learning.	2024
[24]	Avances recientes en microfluidos para la detección temprana de enfermedades en plantas Enfermedades en verduras, frutas y cereales causadas por bacterias, hongos, y virus	Se desarrolla el uso combinado de detección de enfermedades mediante microfluidos junto con Inteligencia Artificial y el Internet de las Cosas (IoT).	2024
[25]	El metaaprendizaje muestra un gran potencial en las enfermedades de las plantas reconocimiento bajo pocas muestras disponibles	Revisión exhaustiva de casos aplicativos del Metaaprendizaje para la detección de enfermedades y plagas en la agricultura.	2023
[26]	Investigación sobre inspección no destructiva de frutas basada en técnicas de espectroscopia: escenarios experimentales, ROI, número de muestras y número de características	Las técnicas NDT y modelos avanzados predicen la calidad interna de naranjas mediante imágenes hiperespectrales, asegurando sostenibilidad en la industria citrícola.	2024
[27]	La evolución de la quimiometría acoplada a la espectroscopia de infrarrojo cercano para la evaluación de la calidad de la fruta . II. El auge de las redes neuronales convolucionales	El uso de NIRS y CNN predice SSC y humedad en naranjas 'Newhall', optimizando la evaluación postcosecha de calidad.	2022
[28]	Una visión general de las más amenazadoras enfermedades que afectan a la citricultura a nivel mundial: Principales características, diagnóstico y estrategias de control actuales	Las imágenes hiperespectrales y el aprendizaje automático mejoran la detección de enfermedades cítricas, como el canker, optimizando el manejo en la citricultura.	2023
[29]	Virus que infectan árboles y hierbas que producen carnosas comestibles, frutas con un valor destacado en el mercado global: una perspectiva evolutiva	El uso de PCR multiplex, redes de sensores y SIG optimiza la detección y monitoreo de virus en naranjas, mejorando la gestión de enfermedades en tiempo real.	2022

Fuente: Elaboración propia

3.3. Análisis descriptivo

3.3.1. Deep Learning

El aprendizaje profundo (DL) ha ganado atención en el campo del aprendizaje automático (ML) por su capacidad para mejorar la precisión y eficiencia en la agricultura, especialmente en la clasificación y detección de enfermedades en frutas. Las redes neuronales convolucionales (CNN) se destacan en este ámbito, habiendo sido utilizadas desde 1995 para identificar patrones de enfermedades en cítricos, donde se observa que las redes neuronales artificiales (ANN) y las CNN son las más efectivas, superando otros métodos de ML en rendimiento (Dhiman et al., 2023; Palei et al., 2023; Singh et al., 2022).

El DL combina diversas técnicas, como LSTM y YOLO, enfatizando mejoras en la precisión mediante el aprendizaje por transferencia y la fusión de modelos. Sin embargo, su efectividad depende de contar con hardware de alta calidad para gestionar la complejidad de los modelos y la diversidad de datos (Peng et al, 2023). Las redes neuronales profundas (DNN) permiten un aprendizaje jerárquico automático, lo que las hace superiores a los enfoques tradicionales para tareas complejas y manejo de grandes conjuntos de datos no estructurados(Safari et. al, 2024).

Modelos como ResNet y YOLO se utilizan para la detección de objetos y segmentación de imágenes, logrando resultados sobresalientes, como un 99,92% de precisión en la clasificación de arándanos sanos y dañados, lo que resalta su capacidad para extraer características de manera implícita y mejorar la calidad, reduciendo el desperdicio alimentario (Singh et al., 2022).

El DL, al emplear ANN con múltiples capas, se aplica también en la clasificación de imágenes de cultivos y detección de malezas, extrayendo características abstractas y superando los métodos tradicionales en clasificación(García-Vera et. al, 2024). No obstante, su implementación demanda grandes volúmenes de datos etiquetados y recursos computacionales significativos, como GPU, lo que complica el análisis de imágenes hiperespectrales. A diferencia del ML, que requiere procesos de extracción de características, el DL utiliza capas múltiples y funciones no lineales para resolver problemas complejos, logrando precisiones de hasta 98,14% en la identificación del estrés hídrico en cultivos(Shin et. al, 2022). A pesar de sus altos costos y complejidad, el DL simplifica el diseño e implementación en sistemas de visión artificial, adaptándose a diferentes productos y características sin reestructurar el sistema(Palumbo et. al, 2023).

El DL ha demostrado un rendimiento superior en la detección de enfermedades en hojas, extrayendo patrones complejos de datos espectrales para mejorar la precisión en la clasificación. Sin embargo, enfrenta el desafío de requerir grandes conjuntos de datos etiquetados y la necesidad de optimización de modelos para su aplicación práctica en la agricultura, junto con la identificación de la necesidad de conjuntos de datos más amplios y la exploración de algoritmos emergentes en la investigación actual(Bharadwaj et. al, 2024) (Ngugi et. al, 2024).

3.3.2. Detección de objetos

En la detección de objetos en la agricultura, se han implementado enfoques innovadores que transforman la identificación y cuantificación de frutas y ramas. Un avance significativo es el uso de la red neuronal convolucional de máscara (mask R-CNN) junto con un método de fusión de segmentos de ramas, logrando una precisión del 88.15% en la detección de frutas y del 96.27% en ramas, evidenciando su eficacia en diversas condiciones (Dhiman et al. , 2023).

Las técnicas de visión por computadora, incluyendo redes neuronales convolucionales (CNN) y máquinas de soporte vectorial (SVM), han facilitado la identificación y clasificación de enfermedades en plantas, como el Huanglongbing en cítricos, con altos niveles de precisión. Estos sistemas automatizados mejoran la gestión de cultivos y la toma de decisiones en tiempo real (Palei et. al, 2023). Sin embargo, la detección de objetos en entornos agrícolas enfrenta desafíos únicos debido a interferencias impredecibles que complican la localización de la fruta objetivo. Para abordar estas complejidades, se utilizan métodos como la diferencia entre fotogramas y rectángulos delimitadores mínimos para identificar áreas de oscilación en imágenes segmentadas de naranjas. A pesar de los avances, el reconocimiento actual se limita a frutas en un único estado de movimiento, lo que sugiere que la investigación en este campo aún está en desarrollo (Peng et. al, 2023).

La detección de objetos es esencial para la automatización agrícola, especialmente en la identificación de frutas y daños. Los modelos de aprendizaje profundo, particularmente las arquitecturas de CNN, son considerados los más efectivos, logrando altas tasas de precisión en la clasificación y evaluación de la calidad de las frutas(Safari et. al, 2024).

En el contexto de imágenes hiperespectrales, se centra en identificar y clasificar enfermedades en cultivos y en la detección temprana de problemas de salud en plantas. Utilizando técnicas de aprendizaje automático y profundo, se puede alcanzar alta precisión en la identificación de enfermedades antes de que sean visibles, permitiendo tratamientos específicos y reduciendo el uso de pesticidas. No obstante, este enfoque enfrenta desafíos relacionados con el manejo del gran volumen de datos y la variabilidad de las condiciones en el campo, lo que requiere enfoques innovadores para mejorar la eficacia de la detección (García-Vera et. al, 2024).

Estos avances evidencian la evolución de las técnicas de detección de objetos en la agricultura, integrando tecnologías avanzadas para mejorar la precisión y eficiencia en el monitoreo y gestión de cultivos. En la industria alimentaria, la detección de objetos es fundamental para identificar y clasificar productos, así como detectar defectos y enfermedades en frutas y verduras. Los algoritmos de aprendizaje profundo optimizan esta tarea, facilitando el análisis de imágenes e integrando tecnologías como RFID e IoT para reducir el desperdicio alimentario(Singh et. al, 2022).

Se utilizan técnicas avanzadas, como CNN y segmentación de imágenes, para identificar defectos en cultivos, alcanzando hasta el 100% de precisión en la detección de plagas en frutas como naranjas y tomates (Shin et. al, 2022). La aplicación de SVM y redes neuronales también ha logrado hasta un 95% de exactitud en la detección de defectos, subrayando la importancia de un sistema de adquisición de imágenes bien diseñado para evaluar la calidad, incluso a través del empaque (Palumbo et. al, 2023). Además, la detección de objetos en imágenes hiperespectrales ha progresado gracias a algoritmos de aprendizaje automático y profundo, con la extracción de endmembers puros mejorando la precisión de detección hasta un 86% (Bharadwaj et. al, 2024). Las meta-arquitecturas de aprendizaje profundo, como el detector multibox de disparo único (SSD), permiten la localización y clasificación precisa de enfermedades en plantas a partir de imágenes, optimizando la gestión agrícola y mejorando la salud de los cultivos (Ngugi et. al, 2024).

3.3.3. Machine Learning

En el ámbito del machine learning (ML) aplicado a la detección y clasificación de enfermedades en frutas cítricas, las máquinas de soporte vectorial (SVM) se destacan como el método más utilizado, seguidas por K-nearest neighbors (KNN), árboles de decisión (DT), redes bayesianas (BN) y random forest (RF), que han mostrado un rendimiento significativo. En diversos estudios, las SVM han superado a las técnicas de aprendizaje profundo, evidenciando la versatilidad del aprendizaje automático en esta área (Dhiman et al. , 2023). Aunque el ML se aplica ampliamente para evaluar la calidad de los cultivos y detectar enfermedades a través de características como color, textura y forma de las hojas, su rendimiento se ve limitado por la falta de estrategias de selección y reducción de características (Palei et. al, 2023).

El enfoque tradicional de ML implica la captura de imágenes RGB y un preprocesamiento que elimina fondos complejos, lo que requiere la extracción manual de características, un proceso lento y subjetivo que puede resultar en baja precisión de reconocimiento. Algoritmos como regresión logística, SVM y árboles de decisión son comunes, pero su rendimiento está restringido por la calidad y cantidad de los conjuntos de datos disponibles, complicando la construcción de modelos efectivos para la automatización de tareas agrícolas (Peng et. al, 2023) (Safari et. al, 2024).

En el contexto de imágenes hiperespectrales, el ML es fundamental, ofreciendo técnicas como SVM, redes neuronales convolucionales (CNN) y regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR) para la clasificación y análisis de datos. Cada método presenta ventajas y desventajas: las SVM son robustas pero requieren ajustes significativos, mientras que las CNN son efectivas para aprender características pero demandan grandes conjuntos de datos y recursos computacionales. La selección adecuada de técnicas de ML es crucial para optimizar el rendimiento en aplicaciones agrícolas (García-Vera et. al, 2024).

El ML también es clave en la mitigación de pérdidas poscosecha y el control de calidad de alimentos, utilizando técnicas como regresión lineal, bosques aleatorios y percep-

trones multicapa. Aunque los modelos clásicos son efectivos, los enfoques de aprendizaje profundo generalmente superan su rendimiento en precisión y tasa de reconocimiento. La integración de datos espectrales y características de imagen mejora la identificación de productos y la detección de defectos, optimizando la gestión de la cadena de suministro alimentaria(Singh et. al, 2022).

A pesar de que el machine learning no ha sido la técnica más utilizada en la detección de enfermedades agrícolas, su utilidad se destaca especialmente cuando se combina con técnicas de visión artificial para detectar estrés y enfermedades en cultivos. Este enfoque optimiza la extracción y selección de características en sistemas de visión artificial, permitiendo la clasificación y regresión de productos alimenticios basados en datos de sensores, lo que simplifica el diseño de aplicaciones para el control de calidad (Shin et. al, 2022) (Palumbo et. al, 2023).

En la detección de enfermedades en hojas, el ML ha demostrado ser eficiente, utilizando SVM y algoritmos de muestreo ponderado adaptativo competitivo (CARS) para identificar hojas sanas e infectadas, aunque requieren calibración y optimización(Bharadwaj et. al, 2024). Finalmente, el ML ha sido fundamental en la detección y clasificación de enfermedades de cultivos, utilizando algoritmos como KNN y GLCM para mejorar la precisión en el diagnóstico. Aunque muchos estudios se centran en técnicas tradicionales, es necesario integrar enfoques de aprendizaje profundo para abordar limitaciones actuales, permitiendo a los agricultores acceder a información experta a bajo costo y contribuyendo a la agricultura de precisión(Ngugi et. al, 2024).

3.3.4. Análisis de imágenes

El análisis de imágenes es fundamental en la detección y clasificación de enfermedades en frutas cítricas, utilizando sistemas de adquisición hiperespectrales y técnicas de procesamiento digital para filtrar el ruido y mejorar la identificación de enfermedades. La extracción de características como color, tamaño (área y perímetro) y métricas matemáticas de textura y forma es esencial para aumentar la precisión en la clasificación (Dhiman et al. , 2023) .

El proceso implica técnicas de segmentación, como el umbral de Otsu y la agrupación k-means, que ayudan a identificar áreas afectadas en hojas y frutos. Enfoques avanzados, como la segmentación por watershed y el uso de imágenes hiperespectrales, permiten una evaluación más detallada de la salud de las plantas, contribuyendo a la automatización de la gestión agrícola(Palei et. al, 2023). La captura de imágenes mediante dispositivos móviles, acompañada de técnicas de preprocesamiento, optimiza la identificación de áreas afectadas y extrae características relevantes, aplicando clasificadores supervisados y no supervisados para mejorar la precisión en la detección de enfermedades(Peng et. al, 2023).

La segmentación se considera fundamental en horticultura, dividiendo imágenes en regiones de interés para diferenciar áreas sanas de enfermas. Las técnicas de mejora

de imagen, como la ecualización del histograma, optimizan la visibilidad y reducen el ruido, mejorando la detección de daños (Safari et. al, 2024).

El machine learning es crucial en el análisis de imágenes hiperespectrales, utilizando métodos como máquinas de vectores de soporte (SVM), redes neuronales convolucionales (CNN) y regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR). Cada técnica presenta ventajas y desventajas: las SVM son robustas pero requieren ajustes significativos, mientras que las CNN son efectivas para el aprendizaje de características pero necesitan grandes conjuntos de datos y recursos computacionales. La selección adecuada de técnicas es esencial para optimizar el rendimiento en aplicaciones agrícolas (García-Vera et. al, 2024).

El análisis de imágenes también es vital para evaluar la calidad de los alimentos, utilizando espectroscopia de infrarrojo cercano (NIR) y algoritmos de aprendizaje automático. La combinación de imágenes hiperespectrales y RGB mejora la detección de defectos y permite un control de calidad más eficiente en la cadena de suministro alimentaria, siendo más rápido y menos costoso que los métodos tradicionales (Singh et. al, 2022).

En el ámbito de la visión artificial, se utilizan técnicas de segmentación y análisis de textura para detectar enfermedades y defectos en cultivos. Las imágenes hiperespectrales, que capturan el espectro electromagnético completo, mejoran la identificación de problemas en las plantas, logrando tasas de éxito de hasta el 99,5% (Shin et. al, 2022). Esta técnica permite la detección de características como color, textura y defectos externos, proporcionando análisis estadísticos globales y específicos a nivel de píxel, lo que mejora la precisión y velocidad en la clasificación de productos (Palumbo et. al, 2023).

El preprocesamiento de imágenes hiperespectrales es crucial para la detección de enfermedades, utilizando normalización espectral y corrección de línea base para mejorar la calidad de los datos. La segmentación permite un análisis más eficiente, dividiendo las imágenes en segmentos basados en similitudes espaciales o espectrales (Bharadwaj et. al, 2024). Métodos como GLCM y LBP son fundamentales para extraer características de textura y color, optimizando el diagnóstico, mientras que el uso de sensores avanzados, como cámaras infrarrojas, aumenta la precisión del análisis y diagnóstico de enfermedades en plantas (Ngugi et. al, 2024).

3.3.5. Visión automática

La visión automática se ha vuelto esencial en la agricultura moderna, destacándose por su capacidad para detectar y clasificar enfermedades en frutas cítricas mediante cámaras, hardware de procesamiento y algoritmos de software. Esta tecnología combina técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático, mejorando la identificación de patrones relacionados con enfermedades y permitiendo una evaluación precisa y eficiente en diversos entornos (Dhiman et al. , 2023) (Palei et. al, 2023).

Este enfoque integra hardware, como cámaras y sistemas de procesamiento, con software de visualización, facilitando la evaluación de la calidad de los cultivos y la detección de plagas y enfermedades. A pesar de las limitaciones en entornos complejos, como la variación de iluminación, la visión automática muestra un gran potencial de desarrollo y se considera una tendencia insustituible en la agricultura moderna (Peng et. al, 2023) (Safari et. al, 2024).

La automatización mediante visión artificial es crucial para detectar y evaluar daños en frutas, abordando desafíos como la separación de características relevantes y la necesidad de grandes conjuntos de datos para mejorar la precisión. La integración de tecnologías avanzadas, como sensores y sistemas de IoT, optimiza la inspección automatizada, lo que resulta vital para mejorar la calidad de las frutas y reducir el desperdicio (Safari et. al, 2024).

La combinación de visión automática con imágenes hiperespectrales permite una mayor automatización en la detección y análisis de cultivos. Esta tecnología utiliza algoritmos de inteligencia artificial para procesar grandes volúmenes de datos espectrales, mejorando la precisión y eficiencia en la toma de decisiones agrícolas. La integración con técnicas de aprendizaje profundo puede revolucionar la gestión de cultivos, facilitando un monitoreo efectivo y respuestas rápidas ante problemas de salud en las plantas (García-Vera et. al, 2024).

Estos avances resaltan el creciente papel de la visión automática en la agricultura de precisión, optimizando procesos en la industria agrícola. Además, en la industria alimentaria, mejora la inspección y clasificación de productos, reduciendo el desperdicio y optimizando la seguridad alimentaria, al combinarse con inteligencia artificial y aprendizaje profundo para un monitoreo eficiente a lo largo de la cadena de suministro (Singh et. al, 2022).

La visión automática también es fundamental en la automatización agrícola, facilitando la detección de enfermedades, estrés y malezas, lo que mejora la productividad y calidad de los cultivos. Al integrarse con técnicas de aprendizaje automático, se optimiza la gestión agrícola y se reduce la necesidad de mano de obra (Shin et. al, 2022).

Los sistemas de visión automática (CVS) utilizan cámaras de alta resolución y algoritmos avanzados para evaluar la calidad de los productos en tiempo real, logrando alta precisión en la detección de defectos y clasificación según la madurez. Esta tecnología permite análisis no invasivos y en tiempo real, mejorando la clasificación y el monitoreo de cultivos mediante imágenes hiperespectrales (Palumbo et. al, 2023) (Bharadwaj et. al, 2024).

Impulsada por técnicas de aprendizaje profundo, la visión automática ha transformado la detección de enfermedades en cultivos, utilizando redes neuronales convolucionales (CNN) para mejorar la identificación de síntomas y ofrecer herramientas valiosas para la gestión proactiva de la salud de los cultivos (Ngugi et. al, 2024).

3.3.6. Detección de frutas

La detección de frutas conlleva todo un proceso aplicado extensamente en la agricultura con el fin de generar mejoras en diferentes áreas donde se presentan limitaciones como el control de calidad y la producción mediante la detección de enfermedades que ayuda a tomar las medidas adecuadas, así previniendo su desarrollo en todo el huerto; asimismo ayuda a detectar el daño celular en los cultivos que sin un control preciso genera diferentes defectos en la fruta, lo cual disminuye su precio en el mercado (Emon et al., 2023).

3.3.7. Visión computarizada

La visión por computadora se puede entender como un conjunto de tecnologías que tienen la habilidad de interpretar el mundo mediante la visión; empleado en diferentes actividades como monitoreo, seguimiento, aplicación de sensores, entre otras. Estas herramientas abarcan todo un proceso integrado por la adquisición de imágenes, mediante diferentes dispositivos como cámaras RGB, cámaras térmicas y cámaras hiperespectrales. Luego de este proceso continúa la segmentación y extracción de características que permiten una mayor precisión durante la detección de objetos donde se emplean dispositivos como U-Net y SIFT. Posterior a esto, se sigue con la clasificación y reconocimiento de objetos donde destaca el uso del algoritmo YOLO el cual viene renovándose constantemente con el fin de obtener cada vez una versión más eficiente (Xiao et al., 2023) (Badgujar et al., 2024).

3.3.8. Detección de enfermedades de plantas

La detección de enfermedades en las plantas representa un proceso de gran importancia en la agricultura permitiendo prevenir pérdidas económicas significativas como comprometer la salud del público. Todo este proceso ha venido desarrollándose a la par de los avances de la tecnología, es por ello que cada vez la inteligencia artificial va tomando un rol principal. Esto se puede observar en su efecto sobre la calidad de los huertos, hace un par de años la detección de enfermedades se realizaba principalmente de dos maneras: El método manual, proceso por el cual muchas veces se incurrió en errores producto de la subjetividad como el sobreesfuerzo del analista, asimismo el manejo manual de los cultivos daba lugar a daños, magulladuras, entre otros defectos que disminuían la calidad del producto agrícola; análisis de laboratorio, este proceso a pesar de ser más preciso no representaba una opción viable para los agricultores por necesitar un costo demasiado alto en comparación con las ganancias (Cheshkova, 2022) (Gudkov, 2023).

Es así que con las herramientas de inteligencia artificial se abrió una puerta a las posibilidades de realizar este procedimiento lo menos invasivo posible. Técnicas como el procesamiento de imágenes que mejoran la calidad de imagen para la detección temprana de diferentes enfermedades y otros algoritmos basados en deep learning que se siguen desarrollando permiten optimizar la detección y obtener altos porcentajes de exactitud (Nabil et al., 2024) (Ramanjot et al., 2023).

3.3.9. Enfermedades de plantas

Las infecciones en las plantas y su proliferación tienen graves efectos sobre la economía del mundo, debido a sus efectos crecientes sobre la productividad de las tierras agrícolas; por lo que no es necesario explicar su acogida en diferentes proyectos de investigación. Mediante estas publicaciones se ha dado paso a la identificación del comportamiento de aquel microorganismo que afecta a una planta y sus efectos que no son identificables a la vista. Por todo ello resalta la aplicación de técnicas específicas, que puedan realizar esta discriminación adecuada entre los diferentes efectos sobre los cultivos por parte de estos patógenos, como la aplicación de métodos ópticos, los cuales hacen uso del reflejo de la luz o algunos incluso mediante el uso de láseres como la espectroscopia Raman sobre la hoja del fruto, lo cual genera un espectro diferente que posibilita su detección temprana así como el nivel de impacto sobre esta para su tratamiento adecuado (Cheshkova, 2022) (Gudkov et al., 2023).

Con el aumento de la población, la agricultura va tomando mayor relevancia en relación a su papel como una de las principales fuentes suministradoras de alimento; por ello el desarrollo de diferentes afecciones en las producciones agrícolas causa cada vez más una mayor preocupación. Como parte de la solución a esta problemática, diferentes estudios desarrollan nuevas alternativas para combatir con el declive de los huertos; es así que cada vez se buscan opciones que superen las técnicas tradicionales basadas en deep learning por una vía de mayor rendimiento y practicidad como lo viene a ser el Meta-Learning algoritmo con la capacidad de trabajar a los mismos niveles de precisión, en cuanto a la detección temprana de estas patologías sin necesitar de la gran cantidad de recursos (Wu et al., 2023).

3.3.10. Clasificación

El proceso de clasificación forma parte de diferentes tareas que pueden realizar los algoritmos basados en Deep Learning como Machine Learning, la principal orientación y la enfocada al objetivo de estudio de la revisión, es la clasificación de enfermedades en las plantas. Esta actividad es parte del proceso final para la detección de estas infecciones; por lo que el algoritmo no puede detectar ninguna patología sin antes no haberse realizado la diferenciación entre las diversas enfermedades que se vienen desarrollando en el huerto de estudio. Para el proceso de clasificación destacan las arquitecturas basadas en deep learning con altos porcentajes de precisión, como las redes neuronales convolucionales, la cual se encarga de la extracción de datos o también denominado el proceso de convolución mediante su tecnología de kernels, que funcionan como filtros; los cuales debieron haber sido entrenados previamente para la formulación de aspectos característicos de la información provista, que van desde textura, bordes, colores, entre otros (Pacal et al., 2024).

4. Discusión

¿Cuáles son los aspectos clave que destaca el autor sobre la interrelación entre el control de calidad de la naranja y la detección temprana de enfermedades en el fruto?

Durante la revisión exhaustiva que se realizó en el estudio, se identificó que la mayoría de autores señalan una relación significativa entre la detección de enfermedades y plagas en el fruto de la naranja con una alta calidad. El proceso de detección sugiere la necesidad de actuar con la mayor premura, permitiendo poder definir diferentes tácticas de tratamiento y mejorar el rendimiento del control de huertos, con el fin de atacar la problemática; antes de que sea tarde y afecte enteramente al cultivo y se produzcan altas pérdidas económicas (He et al., 2023). Un 75% de los granjeros emplean técnicas tradicionales de agricultura, las cuales muchas veces no son las que amerita un agricultor, debido a que no tienen la capacidad de ofrecer un control adecuado para las diferentes condiciones del ambiente. Por ello su empleo, puede ocasionar el uso desregularizado de plaguicidas y fertilizantes, produciendo así una cantidad preocupante de químicos en los cultivos que a su vez afecta la calidad del producto y el rendimiento de los huertos (Singh et al., 2022).

Zhao et al. (2024) mencionan que según las estadísticas de Organización Mundial de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) debido a la gran crecida que está teniendo la población, la demanda de alimentos agrícolas se incrementará de gran manera, por lo que se requerirá un aumento del 60 al 110% en la producción de alimentos. Es así que la agricultura tendrá un papel fundamental en el desarrollo de la vida de las futuras generaciones; por lo que es importante enfocarse en la principal problemática que acarrea a dicho sector, el desarrollo de enfermedades y plagas, este impacto negativo sobre la seguridad alimentaria según la FAO puede generar pérdidas económicas anuales de hasta 220 mil millones de dólares y afectar a 800 millones de personas; por lo que se hace notoria la importancia de promover el empleo de diferentes técnicas que hagan posible la detección de estos patógenos de manera rápida. El problema de escasez de alimentos viene preocupando a la población cada vez más, su interrelación con la aparición de enfermedades o plagas precisa tomar la mayor atención a buscar medidas modernas que permitan el control eficaz de sanidad (Wu et al., 2023).

Según la FAO, estas afecciones sobre los productos agrícolas ocasionan pérdidas del 20 a 40 % de la producción global, por lo que es vital su identificación; que se puede visualizar primeramente desarrollándose en la parte inferior de la planta del fruto, para luego expandirse por todo este e incluso sino se toman las medidas necesarias se logra afectar el cultivo entero (Pacal et al., 2024).

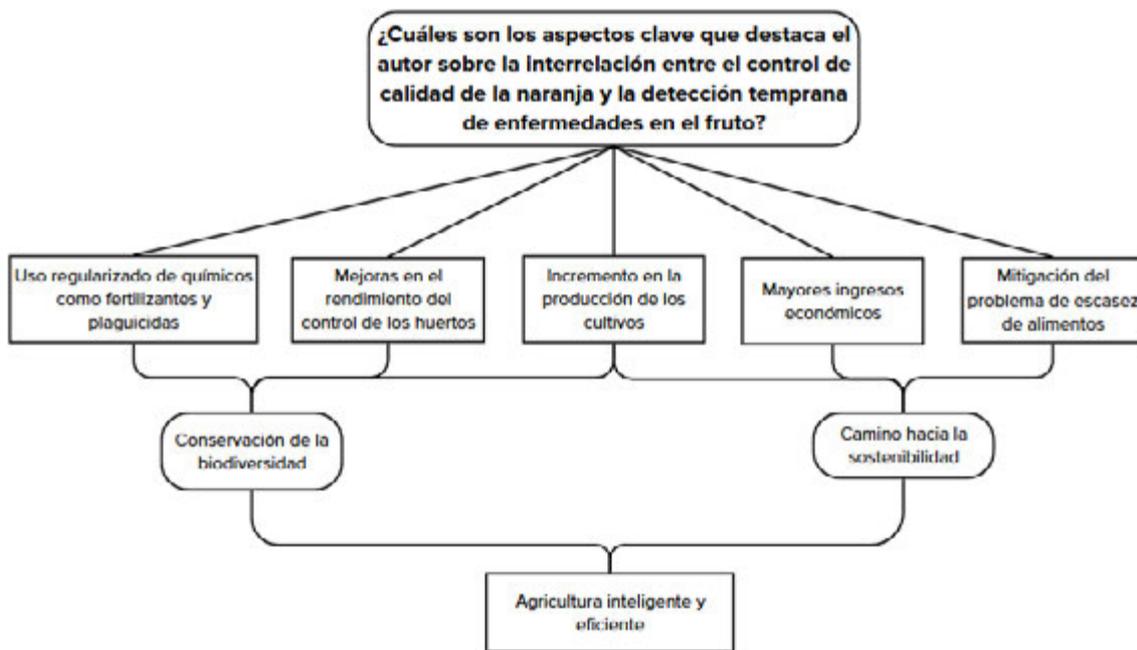
Huanglongbing, es una enfermedad bastante destructiva que se presenta en cítricos, la cual puede ocasionar desde la degradación de la calidad del fruto y disminución del rendimiento de los cultivos hasta la muerte por completo del huerto; por lo cual se declara que es clave su identificación a tiempo, de modo que, no se produzcan las

reducciones en calidad y cantidad; y así lograr mejorar la productividad mediante la aplicación de diferentes modelos (Emon et al., 2023).

Mohyuddin et al. (2024) sostiene que el cuidado correcto de los cultivos permite la conservación de la biodiversidad en el planeta y sirve como un camino hacia la sostenibilidad; el desarrollo de las técnicas de aprendizaje profundo con una aplicación en el mundo real permiten generar un panorama adecuado para la educación con respecto al cuidado de la salud de los campos. Se resalta en el texto, el papel de las hojas de los frutos como elemento imprescindible; no solo para la fotosíntesis, sino también para la detección del desarrollo de diferentes enfermedades de manera temprana; así permitiendo que no se comprometa la salud del cultivo en su totalidad.

Albahar (2023) y Ramanjot et al. (2023) remarcan el papel que jugó la agricultura como motor para la globalización; y con el incremento de consumidores en el mercado, se produjo una crecida en el factor laboral debido a la necesidad de aumentar la producción. Para mejorar esta situación se han venido desarrollando diferentes tecnologías que tiene como fin mejorar el proceso cosecha, dando paso a una agricultura inteligente y eficiente. Este sector comenzó a percibir mayores demandas; sin embargo, ha venido sufriendo de un gran número de retos y desafíos, como las malas prácticas y las diferentes condiciones ambientales, como la humedad que sufren de abruptos cambios; lo cual conduce a una disrupción en la planta, generando así la aparición de plagas sanitarias que vienen a afectar la calidad y productividad.

Gráfico N°4: Síntesis de la pregunta específica 1



Fuente: Elaboración propia

¿Qué sistemas de visión artificial menciona el autor para la captura de imágenes y el entrenamiento de arquitecturas de aprendizaje automático o Deep Learning?

Las aplicaciones de visión artificial dentro del campo de la agricultura han sido fundamentales para desarrollar la automatización; y de este modo mejorar tanto el rendimiento de los campos como la calidad de los productos agrícolas. Shi et al. resume diferentes casos aplicativos de diferentes autores, donde destaca el uso combinado de algoritmos de transformación de iluminación y relación de imagen; basado en visión por computadora, para evaluar la discriminación entre naranjas en un buen estado y aquellas que presenten alguna patología que afecte su calidad, obteniéndose una tasa de detección del modelo de 98,9%. Asimismo, se mencionó el caso de prueba para naranjas y mandarinas donde se empleó el algoritmo de segmentación de regiones orientadas, basado en visión artificial para determinar la detección de la mosca mediterránea y mosca negra; las cuales generan defectos como la formación de moho, moho verde, antracnosis, entre otros; obteniéndose una precisión del 100% (Shin et al., 2022).

Palumbo et al. (2023) marcan el uso de sistemas CVS-CI (visión por computadora e inteligencia computacional), donde se combinan las técnicas que imitan la capacidad visual del ser humano con diferentes algoritmos de visión artificial que procesan y analizan; y esta data para el entrenamiento de alguna arquitectura basada en inteligencia artificial.

García-Vera et al. (2024) realizan una revisión sobre la combinación de herramientas de inteligencia artificial y el análisis de imágenes hiperespectrales, para la detección de enfermedades que se vengán desarrollando en las plantas. Las imágenes hiperespectrales son captadas por instrumentos denominados cámaras hiperespectrales; las cuales tienen la capacidad de capturar imágenes de una gran calidad gracias a sensores capaces de recoger 200 bandas espectrales, a diferencia de las cámaras multiespectrales que presentan de 3 a 20 bandas no contiguas; esta gran diferencia explica su capacidad para detectar una mayor cantidad de caracteres químicos y biológicos, lo cual permite extender el análisis a bandas más estrechas.

Las infecciones que se desarrollan en el fruto, alteran sus condiciones fisiológicas como su reflectancia espectral, lo que genera un espectro único, el cual permite detectar qué patología está afectando al cultivo. Asimismo, existen otros factores que pueden alterar a la planta, como las condiciones ambientales, producto de diferentes factores como las sequías, deficiencias de nutrientes, entre otros pueden generar estrés abiótico en la planta. Según el autor, se revisaron diferentes artículos que implementaron las imágenes hiperespectrales mediante el apoyo de otras técnicas; como el uso de plataformas aéreas, que permiten hacer más efectivo el proceso de monitoreo de los cultivos o el uso de robots, que suplían el funcionamiento de un operador real para capturar las imágenes.

Las ventajas del uso de imágenes hiperespectrales, se centra en su capacidad de detección de un amplio espectro; lo que permite observar detalles sutiles en la planta, detección de longitud de ondas relacionadas con la formación de alguna afección en la

planta; distinción entre diferentes condiciones como el tipo de suelo, tipo de enfermedad, especie del cultivo, entre otros; predicción del rendimiento del cultivo mediante la formación de firmas espectrales en relación a la biomasa, clorofila, entre otros; detección de factores ocasionantes de estrés en el cultivo.

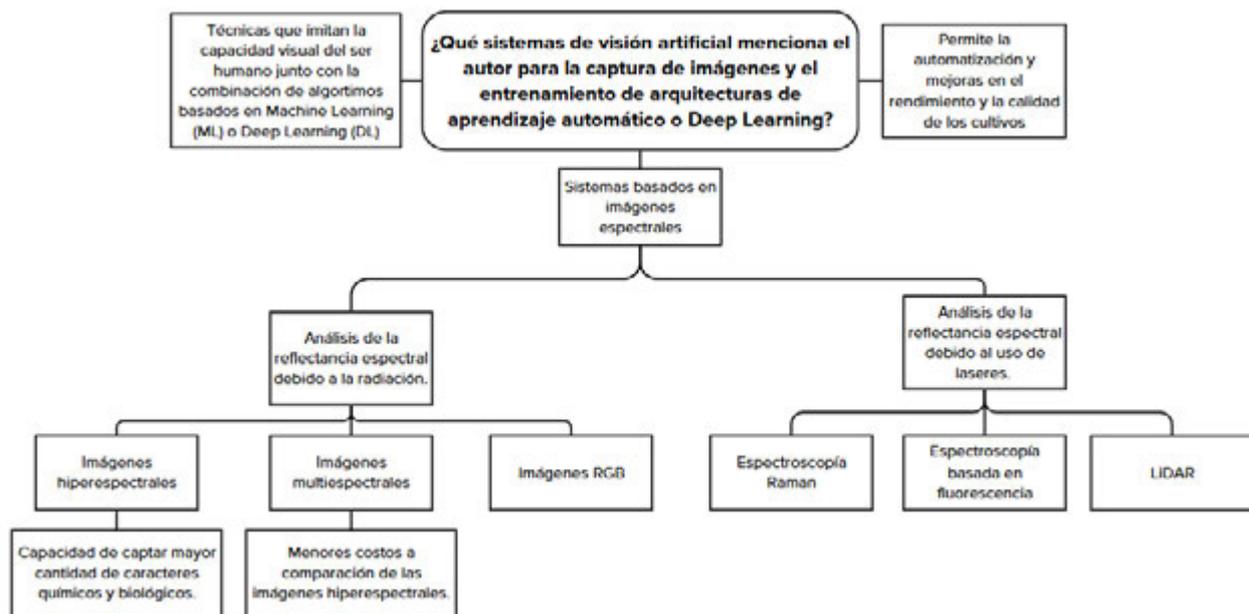
El uso de estas técnicas permite optimizar la producción, obteniendo el momento idóneo para realizar la cosecha y así lograr reducir los costos e incrementar las ganancias; mediante la detección de plagas, la reducción de químicos como fertilizantes y plaguicidas, un adecuado manejo del suelo, monitoreo de enfermedades, control de factores causantes de estrés (Cheshkova, 2022).

He et al. (2023) presentan una revisión de diferentes técnicas de biosensores empleadas para la detección de enfermedades y plagas. Estos biosensores tienen la capacidad de transducir las variables biológicas o las condiciones ambientales en señales eléctricas.

Estos biosensores basados en técnicas de imagen donde incluyen a las imágenes RGB, sensores multiespectrales e hiperespectrales, sensores térmicos y fluorescentes; se han convertido en una vía alternativa no invasiva para la detección de enfermedades en los cultivos. Durante el estudio, se recalcó el empleo de estas técnicas para el monitoreo de los insectos que suelen producir y extender las diferentes patologías; mediante la captura de imágenes de estos mismos atrapados por medio de una trampa de feromonas o una trampa pegajosa, donde estos sensores permiten su monitoreo a tiempo real; lo que a su vez, hace posible que los agricultores puedan realizar el tratamiento adecuado contra las plagas de estos insectos. Las imágenes permiten capturar diferentes aspectos de la morfología del insecto, permitiendo así su discriminación; sin embargo, se menciona que la principal limitante, vendría a ser la cantidad de data necesaria provista por parte de entomólogos, para el entrenamiento de las herramientas basadas en deep learning o machine learning.

La enfermedad de Huanglongbing es una amenaza creciente para la industria de los cítricos, ocasionado un impacto negativo sobre la producción; el cual es progresivo si no se toman las medidas necesarias, por lo que se ha venido tomando mayores acciones para su tratamiento.

Diferentes métodos que combinan algoritmos basados en machine learning y técnicas de visión artificial, las cuales son fundamentales para todo este proceso, han permitido monitorear la formación de estas afecciones en la agricultura. La mayoría de sistemas de visión artificial están basados en el empleo de imágenes espectrales; las cuales realizan un análisis de los diferentes espectros obtenidos de las plantas de las hojas, los cuales pueden emplear tanto la radiación solar o el uso de láseres; como por ejemplo la espectroscopia de Raman, espectroscopia basada en fluorescencia, LiDAR, entre otros (Emon et al., 2023).

Gráfico N°5: Síntesis de la pregunta específica 2

Fuente: Elaboración propia

¿Cuál herramienta de Machine Learning o Deep Learning considera el autor como la más efectiva para la detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja?

La implementación de herramientas basadas en Machine Learning, particularmente redes neuronales convolucionales (CNN), ha emergido como una de las soluciones más eficaces para la detección temprana de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja. Estas redes, debido a su capacidad para extraer características relevantes de las imágenes de los cultivos, mejoran significativamente la precisión en la identificación de patrones relacionados con diversas patologías (Rodríguez-Verástegui et al., 2022). Además, las CNN son robustas frente a variaciones en las imágenes, como cambios en la iluminación y el ángulo de captura, lo que las hace especialmente adecuadas para su aplicación en el campo (Anderson, 2022).

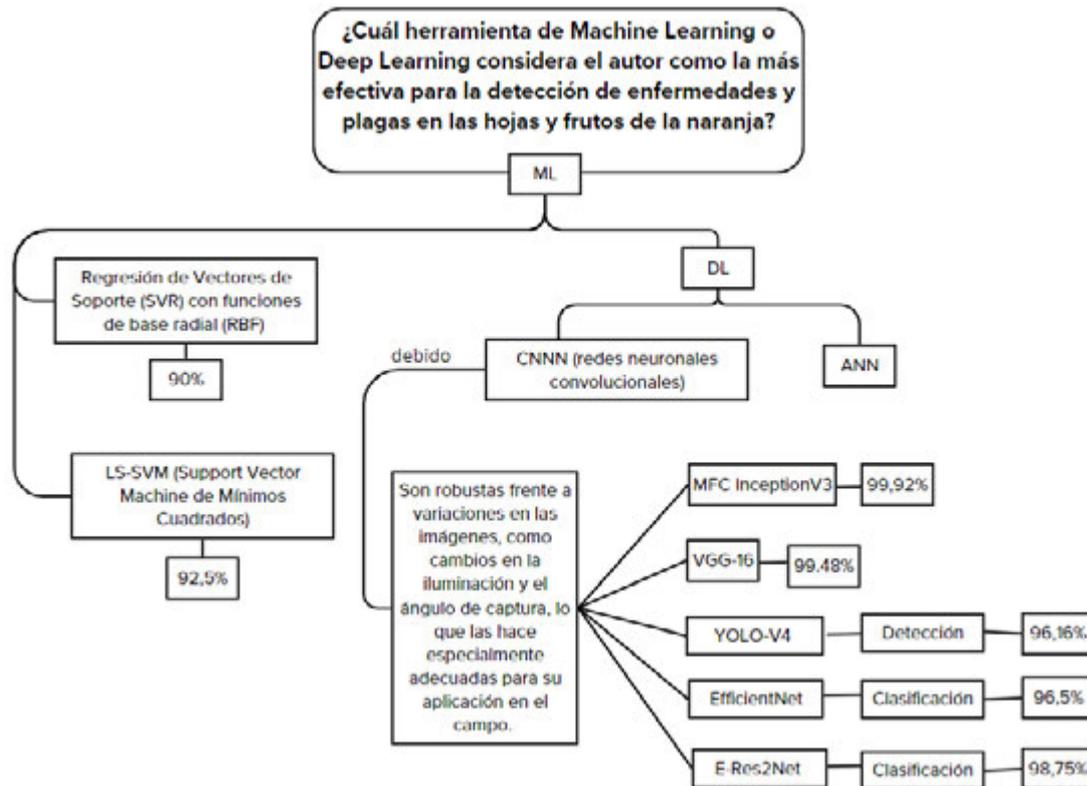
De acuerdo con diversas investigaciones, las redes neuronales artificiales (ANN) y las redes neuronales convolucionales (CNN) son las más utilizadas para la detección de enfermedades en naranjas, con un total de 15 estudios que han utilizado ANN y 11 estudios que han empleado CNN (Dhiman et al., 2023). Estas técnicas permiten una clasificación precisa y la extracción automática de características, lo que facilita la identificación temprana de problemas en los cultivos (García-Vera et al., 2024). Entre los modelos de Deep Learning más destacados, se encuentra el VGG-16, que ha logrado una precisión del 99.48% en la detección y clasificación de enfermedades (Palei et al., 2023).

Otro modelo eficiente es el MFC InceptionV3 basado en MNet, que ha alcanzado una precisión de 99,92% en la detección de enfermedades y plagas (Singh et. al, 2022). Modelos como YOLO-V4 y EfficientNet, optimizados para detección y clasificación, han demostrado alta efectividad en el reconocimiento de frutas defectuosas y patologías, superando a métodos tradicionales en precisión y estabilidad. YOLO-V4, al integrar el mecanismo de atención CBAM y utilizar la función de pérdida DIoU, alcanza un 96,16% de precisión en la detección de enfermedades en cítricos. Mientras tanto, EfficientNet, utilizado para clasificación, logra una precisión media del 96,52%. Sin embargo, la precisión en exteriores es inferior a la obtenida en laboratorio, con tasas de reconocimiento que oscilan entre 89% y 99,2%. También el E-Res2Net es un algoritmo mejorado basado en el modelo Res2Net, que incorpora un módulo de atención SE (Squeeze-and-Excitation) para optimizar la extracción de características. Este modelo ha demostrado una alta precisión del 98,75% en la clasificación de ocho enfermedades de los cítricos, superando al Res2Net-50. E-Res2Net es especialmente efectivo para abordar el problema de las pequeñas muestras, mejorando la robustez y la capacidad de generalización en la identificación de enfermedades (Peng et. al, 2023).

Por otro lado, diversos estudios han resaltado el uso de técnicas adicionales, como la regresión de vectores de soporte (SVR) con funciones de base radial (RBF), las cuales han superado a otros enfoques en términos de eficacia para la detección de plagas, logrando una precisión superior al 90% en la clasificación de enfermedades de las hojas; mientras que el sistema de visión artificial desarrollado por Bauch y Rath clasificó con éxito moscas blancas (Shin et. al, 2022). Asimismo, el LS-SVM (Support Vector Machine de Mínimos Cuadrados) ha demostrado ser muy eficaz en la detección de enfermedades en hojas de naranja, alcanzando precisiones del 100% en entrenamiento y 92,5% en prueba (Bharadwaj et. al, 2024).

A pesar de estos avances, la detección de enfermedades y plagas en naranjas enfrenta varios desafíos, como la distribución irregular de los patógenos en el hospedador, lo que puede generar falsos negativos (Rodríguez-Verástegui et. al, 2022). Además, técnicas convencionales como la PCR, aunque precisas, son costosas y requieren tiempo para la preparación de muestras, lo que limita su aplicabilidad a gran escala en los cultivos (Rodríguez-Verástegui et. al, 2022).

El uso de técnicas de Deep Learning, en particular las CNN, junto con otras herramientas avanzadas de Machine Learning, ofrece un gran potencial para mejorar la detección temprana de enfermedades y plagas en las naranjas, optimizando la calidad del fruto y facilitando un monitoreo más eficiente en la agricultura.

Gráfico N°6: Síntesis de la pregunta específica 3

Fuente: Elaboración propia

¿Cuáles son los principales desafíos o limitaciones que identifica el autor en el proceso de detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja?

Los principales desafíos identificados en el proceso de detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja incluyen varias limitaciones tanto tecnológicas como prácticas. En primer lugar, la variabilidad de los datos es un obstáculo significativo, ya que las condiciones ambientales y las diferencias en las imágenes de los síntomas dificultan la generalización de los modelos de detección. Las condiciones de cultivo y la variabilidad en la iluminación afectan la precisión de los modelos, complicando el proceso de identificación y clasificación precisa de enfermedades y plagas (Dhiman et al., 2023) (Palei et. al, 2023)

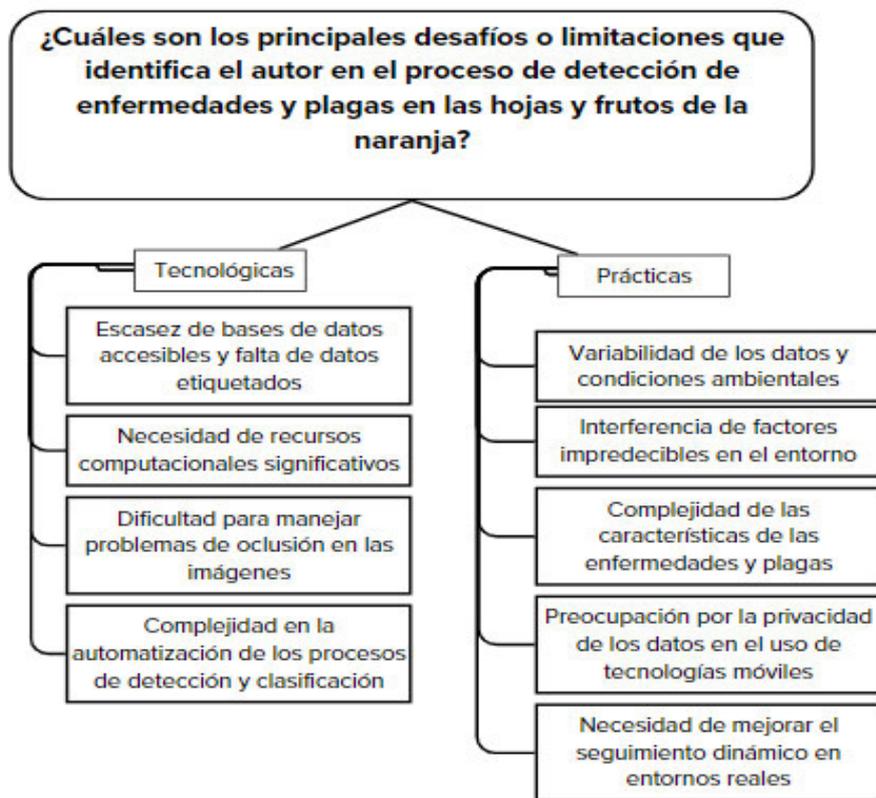
. Además, la escasez de bases de datos accesibles y la falta de datos etiquetados, que son fundamentales para entrenar modelos de aprendizaje profundo, representan un desafío adicional (Palei et. al, 2023).

Otro desafío importante es la interferencia de factores impredecibles en el entorno, como la variabilidad en la distribución de la luz, lo que afecta la calidad de las imágenes y puede reducir la efectividad de los sistemas de visión artificial. La complejidad de las características de las enfermedades y plagas también presenta dificultades en la identificación, ya que los defectos superficiales y las características similares de diversas afecciones dificultan una clasificación exacta (Shin et. al, 2022) (Palumbo et. al, 2023).

Además, la necesidad de recursos computacionales significativos para procesar y analizar imágenes hiperespectrales, así como la gran cantidad de datos agrícolas que requieren anotación, puede ser costosa y laboriosa. Esto incluye la dificultad de manejar problemas de oclusión en las imágenes y la automatización de los procesos de detección y clasificación. También se destaca la preocupación por la privacidad de los datos en el uso de tecnologías móviles y la necesidad de mejorar el seguimiento dinámico en entornos reales para aumentar la precisión del reconocimiento (Peng et. al, 2023) (Safari et. al, 2024).

Por último, la variabilidad de las condiciones ambientales y las diferencias en la calidad de los cultivos, complican aún más el proceso de detección y clasificación precisa, lo que subraya la importancia de obtener datos de alta calidad y diversidad para garantizar la efectividad de los modelos de aprendizaje automático (García-Vera et. al, 2024) (Ngugi et. al, 2024).

Gráfico N°7: Síntesis de la pregunta específica 4



Fuente: Elaboración propia

¿Qué recomendaciones propone el autor para abordar los desafíos identificados en la detección de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja?

En primer lugar, se sugiere la implementación de sistemas automáticos de análisis de imágenes, utilizando longitudes de onda específicas para mejorar la detección de enfermedades en cítricos. Además, el uso de visión artificial avanzada, que incorpora técnicas como segmentación y análisis multiespectral y la aplicación de algoritmos de aprendizaje profundo, se considera crucial para aumentar la precisión en la identificación de defectos en los frutos y hojas. Estas tecnologías permitirían una detección más eficiente y precisa de las enfermedades y plagas, optimizando el proceso de monitoreo de los cultivos (Dhiman et al. , 2023) (Shin et. al, 2022) (Palumbo et. al, 2023).

Los autores también recomiendan la recolección de muestras de frutas provenientes de diferentes regiones para obtener datos más representativos y precisos. Además, se sugiere ampliar los conjuntos de datos mediante técnicas de aumento de datos, lo que mejoraría el rendimiento de los modelos de aprendizaje automático, como las redes neuronales convolucionales (CNN), y fortalecería la capacidad de los sistemas para reconocer patrones y predecir la presencia de enfermedades en diversas condiciones (Dhiman et al. , 2023) (Ngugi et. al, 2024).

En cuanto al procesamiento de imágenes, el autor propone el desarrollo de hardware más eficiente y la implementación de algoritmos paralelos para mejorar la estabilidad y precisión en la detección de enfermedades y plagas. Se destaca la necesidad de adaptar los robots agrícolas a las condiciones reales del campo, lo cual es esencial para minimizar los errores de localización y mejorar la efectividad de las intervenciones (Peng et. al, 2023) (Palumbo et. al, 2023).

Otra recomendación importante es el uso de sistemas de Internet de las Cosas (IoT) y vehículos aéreos no tripulados (drones) para monitorear parámetros ambientales y realizar detección automatizada de daños. La fusión de múltiples sensores, junto con el uso de teléfonos móviles, facilita la detección de problemas como la oclusión y permitiría un análisis de imágenes más preciso, incluso en condiciones complejas del terreno agrícola (Safari et. al, 2024) (Shin et. al, 2022).

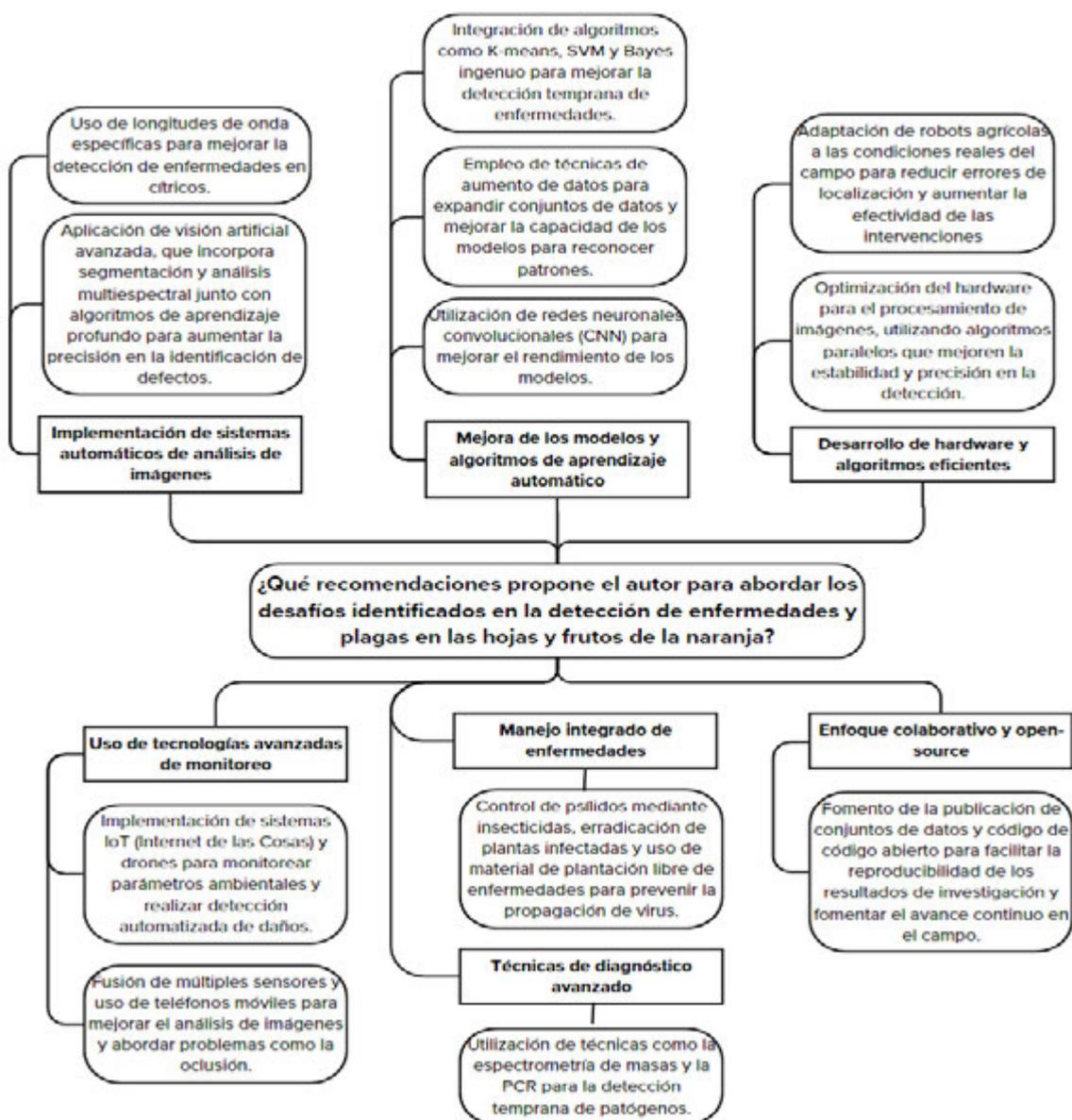
El autor también aboga por la integración de algoritmos de inteligencia artificial y aprendizaje automático, como K-means, SVM y Bayes ingenuo, para mejorar la detección temprana de enfermedades. Estos algoritmos podrían analizar grandes volúmenes de datos y permitir el desarrollo de modelos de pronóstico más precisos que tomen en cuenta la variabilidad ambiental y el crecimiento dinámico de los árboles frutales, lo que ayudaría a prevenir la propagación de enfermedades (García-Vera et. al, 2024) (Singh et. al, 2022).

En el ámbito del diagnóstico avanzado, se recomienda utilizar técnicas como la espectrometría de masas y la PCR para la detección temprana de patógenos. Además, el autor sugiere implementar un sistema de manejo integrado que incluya el control de psílidos mediante la aplicación de insecticidas, la erradicación de plantas infectadas y

el uso de material de plantación libre de enfermedades para prevenir la propagación de virus (Barbieri et. al, 2023) (Rodríguez-Verástegui et. al, 2022).

Por último, el autor enfatiza la importancia de adoptar un enfoque holístico que combine diversas tecnologías avanzadas y técnicas de manejo adecuado de enfermedades. También, se subraya la necesidad de publicar conjuntos de datos y código de código abierto; lo cual fomentaría la reproducibilidad de los resultados de investigación y facilitaría el avance continuo en este campo, permitiendo que más investigadores y agricultores se beneficien de los desarrollos en la detección de enfermedades y plagas (Anderson y Walsh, 2022).

Gráfico N°8: Síntesis de la pregunta específica 5



Fuente: Elaboración propia

Determinar el sistema de monitoreo adecuado para la detección temprana de enfermedades y plagas, que se desarrollen en los cultivos de naranja bajo el panorama del Perú como país agricultor, es todo un proceso complejo debido a la diversidad de plagas que se desarrollan en el país como la mosca de la fruta, pulgones, minador, arañita roja, entre otros; la diversidad de enfermedades que afectan la calidad del fruto como la gomosis y alternaria; plagas cuarentenarias que si bien pueden aún no haber llegado al país o su extensión en él sea pequeña representan una gran amenaza y finalmente, la variedad de las condiciones ambientales, las cuales condicionan el tipo de tecnología que puede ser empleada debido a la relación entre la infraestructura tecnológica y la accesibilidad de una zona.

Todos estos motivos dificultan el proceso de determinar un sistema único de monitoreo para la detección temprana de estas afecciones en la naranja para todo el Perú; por lo que para mayor simplicidad del estudio, se decidió centrar el foco en las zonas agrícolas más significativas para el país, en relación a la producción agrícola del fruto de la naranja y el desarrollo de enfermedades y plagas que tienen un mayor impacto negativo sobre los cultivos; con el fin de proponer un sistema de monitoreo lo más representativo posible según las necesidades principales del Perú.

De acuerdo con el gobierno del Perú, la región del país con el mayor porcentaje de producción de naranjas en el año 2022 fue Junín con un 51% de las exportaciones totales. Asimismo, la corporación peruana Equipo de Selva Industrial S.A. declara en su boletín informativo de la naranja, para el periodo de junio 2024, que esta región representa el 50% de las áreas productoras de naranja en todo el país y que su volumen de producción representó el 65% de lo producido a nivel nacional. En el boletín se resalta que la variedad de naranja más producida es Valencia (*Citrus Sinensis*), cuya producción equivale al 98% del total y que la zona más productora de la región es Chanchamayo.

Si bien las principales plagas que afectan la zona de Chanchamayo son el minador de hojas (*Phyllocnistis citrella* Station), el ácaro del tostado (*Phyllocoptruta Oleivora*), la mosca blanca (*Dialeurodes citri*), la mosca de la fruta (*Anastrepha fraterculus*), los pulgones (*Aphis spiraecola*, *A. gossypii* y *A.*) y en cuanto a las enfermedades, la gomosis (*Phytophthora*); el papel de la plaga cuarentenaria del Huanglongbin o también, denominado en Perú como el Dragón Amarillo, es una gran amenaza para los huertos de naranja en Chanchamayo; debido a que es capaz de destruir todo un campo de cultivo, lo cual sería un golpe grande para las exportaciones del país y la gran cantidad de ingresos que se suelen percibir por región. En cualquier momento las acciones de vigilancia fitosanitarias propuestas por el gobierno pueden dejar de ser suficientes para su control; incluso diferentes componentes abióticos como ramas, hojas, entre otros al ser introducidas al país pueden generar la extensión generalizada de esta plaga u otras más.

Todas estas complicaciones llevan a que el país busque resguardar la salud fitosanitaria de los cultivos; por lo que el mismo Senasa recomienda el constante monitoreo para detectar algún síntoma relacionado a la patología o incluso la detección de organismo vector, *Diaphorina citri*. Por lo que constituir un sistema de vigilancia integral que

conforme un sistema de visión artificial, en reemplazo al monitoreo manual que suelen realizar los agricultores; permite optimizar todo este procedimiento laborioso de detección temprana y así ayudar a constituir una solución más eficiente y adecuada para el cuidado de los huertos de naranja.

La estructura de este sistema suele trabajar con diferentes técnicas, que integran sensores de una gran capacidad, para la detección de los efectos no visibles que se van desarrollando en el fruto. Estas técnicas van desde imágenes RGB, imágenes espectrales e hiperespectrales, imágenes infrarrojas térmicas, imágenes de fluorescencia, entre otros. Especialmente, las imágenes hiperespectrales tienen varias ventajas sobre estos; debido a que tienen la capacidad de detectar más caracteres en comparación de los métodos tradicionales de imagen.

Sin embargo, optar por este tipo de análisis, requiere de la compra de estos sensores como de herramientas de cámara para la adquisición de datos, por lo que se suele ver la necesidad de incrementar la inversión que cubra los costos del proceso. Asimismo, gracias a las diferentes condiciones bajo las que se encuentran los campos de cultivos de naranja en Chanchamayo; es difícil que el análisis de imágenes hiperespectrales sea de gran precisión, para la detección específica de algún signo o indicio de Huanglongbing. Este problema se podría solucionar con un mayor estudio de los factores ambientales y condiciones ambientales determinadas sobre la enfermedad, pero esto requeriría de una mayor inversión.

Durante la revisión se pudo evaluar diferentes casos aplicativos para la detección del Huanglongbing en el fruto de naranja, donde se implementaron diferentes técnicas y algoritmos que permitieron poder formular un panorama general sobre su efectividad.

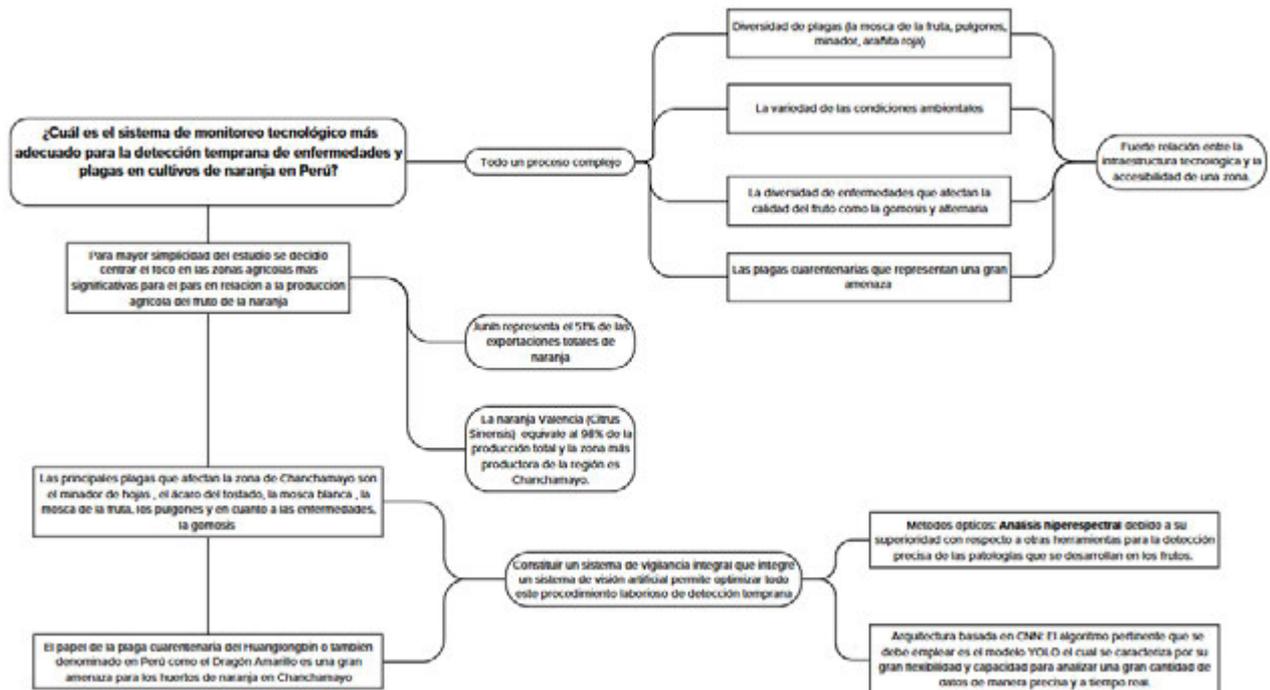
El algoritmo YOLO, es el que se escogió para formar parte del sistema de detección temprana de Huanglongbing para los cultivos de Chanchamayo, debido al constante proceso de mejoras en el modelo, obteniendo valores increíbles en términos de precisión velocidad y tamaño de red.

Los algoritmos YOLOv4, YOLOv5, YOLOv7 han sido desarrollados para enfocarse en la detección de enfermedades de cítricos. En la revisión elaborada por Emon et al. (2023) se registró el caso aplicativo, donde un modelo YOLOv4 aplicado para la detección del Dragón Amarillo mostró un mAP de 95.4%; el cual es una métrica que sirve para poder evaluar el rendimiento de modelo combinando la evaluación de la precisión y sensibilidad.

Bajo el contexto de las condiciones ambientales que presentan los diferentes cultivos de naranja en el Perú, el estudio presente se enfocó en determinar las zonas de mayor significancia; en cuanto a la producción total del país, por lo que se examinó los diferentes factores que condicionan el tipo de sistema que se debería desarrollar. Es así que el enfoque se basó en evaluar las técnicas que se acomodan a la situación específica de la región de Chanchamayo, Junín, debido a su papel principal en la producción de naranjas Valencia, la variedad más producida.

En tanto, así determinó que el tipo de sistema de visión artificial debería optar como métodos ópticos, el análisis hiperespectral, debido a su superioridad con respecto a otras herramientas para la detección precisa de las patologías que se desarrollan en los frutos; asimismo se concluyó que el algoritmo pertinente que se debe emplear es el modelo YOLO, el cual se caracteriza por su gran flexibilidad y capacidad para analizar una gran cantidad de datos de manera precisa y a tiempo real.

Gráfico N°9: Síntesis de la pregunta general



Fuente: Elaboración propia

5.Agradecimientos

Se agradece al ingeniero Roca Becerra por su constante apoyo para el avance de este artículo de investigación, a la facultad de Ingeniería Industrial de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos por formar a sus estudiantes con los conocimientos y habilidades necesarias para enfrentar retos como el desarrollo del presente estudio.

6. Conclusiones

La implementación de un sistema de monitoreo adecuado para la detección temprana de enfermedades y plagas en los cultivos de naranja en Perú; es un desafío complejo debido a la diversidad de plagas, enfermedades y condiciones ambientales que afectan la producción. Sin embargo, enfocarse en las regiones más relevantes, como Chanchamayo en Junín, permite desarrollar un sistema más representativo y específico para las necesidades del país. El uso de tecnologías avanzadas, como los sensores de imágenes hiperespectrales y el algoritmo YOLO, es clave para optimizar el proceso de monitoreo. A pesar de los altos costos asociados, este enfoque permite una detección más precisa y eficiente, contribuyendo a la protección de los cultivos y la sostenibilidad de la industria naranja en el país.

Con base en los hallazgos, se concluye que la detección temprana de enfermedades es crucial para mantener la calidad de los frutos y evitar pérdidas significativas en los cultivos. La aplicación de técnicas de control y detección oportunas permite reducir el uso excesivo de pesticidas, minimizar el impacto de enfermedades en los cultivos y mejorar la sostenibilidad agrícola. Además, con el crecimiento de la demanda alimentaria, es indispensable implementar métodos eficaces de detección para asegurar la producción y calidad de los productos agrícolas a largo plazo, ayudando así a garantizar la seguridad alimentaria y la estabilidad económica.

Las tecnologías de visión artificial han demostrado ser una herramienta poderosa en la agricultura moderna, permitiendo la automatización de la detección de enfermedades en los frutos y mejorando significativamente la precisión y rapidez de estos procesos. Los métodos de captura de imágenes, como las cámaras hiperespectrales y sistemas de visión por computadora combinados con algoritmos avanzados, han optimizado la discriminación entre frutos saludables y afectados. La capacidad de estos sistemas para analizar patrones espectrales únicos en frutas y plantas; representa un gran avance en el monitoreo y control de plagas, lo que permite una intervención temprana y reduce los costos de producción al evitar el uso excesivo de químicos.

Entre las herramientas de Machine Learning, las redes neuronales convolucionales (CNN) destacan como las más efectivas para la detección temprana de enfermedades y plagas en los cultivos de naranjas, con modelos como VGG-16 y MFC InceptionV3 logrando precisiones superiores al 99%. Estas redes, junto a técnicas como YOLO-V4 y EfficientNet, se han adaptado al reconocimiento de frutos y condiciones de campo, superando a métodos tradicionales en términos de precisión y adaptabilidad. El uso de modelos avanzados ha permitido una identificación más confiable de patologías, facilitando a los agricultores una gestión proactiva y más sustentable de los cultivos.

La detección temprana de enfermedades y plagas en las hojas y frutos de la naranja enfrenta desafíos significativos, como la variabilidad de síntomas y limitaciones tecnológicas. El estudio resalta la necesidad de mejorar los algoritmos de inteligencia artificial y desarrollar sistemas accesibles y adaptables a condiciones locales. Capacitar a los agri-

cultores en el uso de estas tecnologías podría revolucionar la precisión y efectividad del monitoreo en campo, contribuyendo a la sostenibilidad de los cultivos de naranja.

Para mejorar la detección de enfermedades y plagas en naranjas, se recomienda implementar tecnologías avanzadas; como análisis de imágenes automáticos, visión artificial e inteligencia artificial. Además, se debe optimizar el uso de hardware eficiente, ampliar conjuntos de datos y utilizar sensores IoT y vehículos no tripulados para un monitoreo preciso. La colaboración entre científicos y agricultores, junto con la publicación de datos abiertos, facilitará el progreso y mejorará la gestión agrícola sostenible.

7. Recomendaciones

Explorar la viabilidad y escalabilidad de diferentes sistemas de monitoreo en diversas regiones de Perú, evaluando factores como el costo, la accesibilidad de la tecnología y la capacidad de adaptación a las condiciones locales.

Estudiar la implementación masiva de tecnologías, como visión artificial y sensores IoT en diferentes climas y su impacto en la sostenibilidad de la producción agrícola.

Se recomienda realizar estudios de caso comparativos para evaluar cómo la detección temprana mejora la calidad del fruto y reduce pérdidas, estableciendo una relación con el control de calidad. También es importante investigar la percepción de los agricultores sobre la detección temprana y su disposición a adoptar nuevas tecnologías, para diseñar estrategias de sensibilización y capacitación más efectivas.

Se recomienda evaluar el desempeño de diferentes sistemas de visión artificial en condiciones reales de cultivo, considerando factores como la iluminación, el movimiento y la variabilidad de los frutos. Además, es importante comparar las técnicas de captura de imágenes, como las cámaras hiperespectrales frente a las cámaras convencionales, en términos de precisión, costo y eficiencia para la detección de enfermedades y plagas en los cultivos de naranja.

Se recomienda investigar la efectividad de distintos algoritmos de Deep Learning, como CNN, YOLO y EfficientNet, en la identificación temprana de enfermedades en diversos cultivos de naranja, comparando su rendimiento en términos de precisión, rapidez y capacidad de adaptación a diferentes condiciones climáticas. Además, es fundamental realizar pruebas de validación cruzada utilizando diferentes conjuntos de datos para asegurar la robustez y fiabilidad del modelo propuesto.

Se recomienda abordar las limitaciones tecnológicas mediante la creación de protocolos de calibración y mantenimiento de equipos, especialmente en áreas rurales donde el acceso a servicios técnicos es limitado. Además, sería valioso explorar la posibilidad de utilizar modelos híbridos que combinen tecnologías tradicionales con métodos de inteligencia artificial, teniendo en cuenta las restricciones de costos y la accesibilidad en el país.

Se recomienda desarrollar un plan de formación y capacitación para los agricultores en el uso de tecnologías avanzadas, garantizando la efectividad de su implementación en el campo. Además, se debe fomentar la colaboración público-privada para facilitar el acceso a tecnologías y financiamiento, así como explorar incentivos que promuevan la adopción masiva de estos sistemas de monitoreo por parte de los agricultores.

8. Literatura citada

- ALBAHAR, M. (2023). A SURVEY ON DEEP LEARNING AND ITS IMPACT ON AGRICULTURE: CHALLENGES AND OPPORTUNITIES. *AGRICULTURE*, 13(3), 540. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/AGRICULTURE13030540](https://doi.org/10.3390/AGRICULTURE13030540)(ALBAHAR, 2023)
- ANDERSON, N. T., & WALSH, K. B. (2022). REVIEW: THE EVOLUTION OF CHEMOMETRICS COUPLED WITH NEAR INFRARED SPECTROSCOPY FOR FRUIT QUALITY EVALUATION. *JOURNAL OF NEAR INFRARED SPECTROSCOPY*, 30(1), 3-17. [HTTPS://DOI.ORG/10.1177/09670335211057235](https://doi.org/10.1177/09670335211057235)
- BADGUJAR, C. M., POULOSE, A., & GAN, H. (2024). AGRICULTURAL OBJECT DETECTION WITH YOU LOOK ONLY ONCE (YOLO) ALGORITHM: A BIBLIOMETRIC AND SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. *ARXIV (CORNELL UNIVERSITY)*. [HTTPS://DOI.ORG/10.48550/ARXIV.2401.10379](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.10379)
- BARBIERI, H. B., FERNANDES, L. S., DE MORAES PONTES, J. G., PEREIRA, A. K., & FILL, T. P. (2023). AN OVERVIEW OF THE MOST THREATING DISEASES THAT AFFECT WORLDWIDE CITRUCULTURE: MAIN FEATURES, DIAGNOSE, AND CURRENT CONTROL STRATEGIES. *FRONTIERS IN NATURAL PRODUCTS*, 2. [HTTPS://DOI.ORG/10.3389/FNTPR.2023.1045364](https://doi.org/10.3389/FNTPR.2023.1045364)
- BHARADWAJ, S., MIDHA, A., SHARMA, S., SIDHU, G. S., & KUMAR, R. (2024). OPTICAL SCREENING OF CITRUS LEAF DISEASES USING LABEL-FREE SPECTROSCOPIC TOOLS: A REVIEW. *ARXIV (CORNELL UNIVERSITY)*. [HTTPS://DOI.ORG/10.48550/ARXIV.2403.04820](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2403.04820)
- CHESHKOVA, A. F. (2022). A REVIEW OF HYPERSPECTRAL IMAGE ANALYSIS TECHNIQUES FOR PLANT DISEASE DETECTION AND IDENTIFICATION. *VAVILOV JOURNAL OF GENETICS AND BREEDING*, 26(2), 202-213. [HTTPS://DOI.ORG/10.18699/VJGB-22-25](https://doi.org/10.18699/VJGB-22-25)
- DHAKA, V. S., KUNDU, N., RANI, G., ZUMPARO, E., & VOCATURO, E. (2023). ROLE OF INTERNET OF THINGS AND DEEP LEARNING TECHNIQUES IN PLANT DISEASE DETECTION AND CLASSIFICATION: A FOCUSED REVIEW. *SENSORS*, 23(18), 7877. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/s23187877](https://doi.org/10.3390/s23187877)
- DHIMAN, P., KAUR, A., BALASARASWATHI, V. R., GULZAR, Y., ALWAN, A. A., & HAMID, Y. (2023). IMAGE ACQUISITION, PREPROCESSING AND CLASSIFICATION OF CITRUS FRUIT DISEASES: A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. *SUSTAINABILITY*, 15(12), 9643. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/su15129643](https://doi.org/10.3390/su15129643)
- EMON, Y. R., RABBANI, M. G., AHAD, D. M. T., & AHMED, F. (2023). A COMPREHENSIVE LITERATURE REVIEW ON SWEET ORANGE LEAF DISEASES. *ARXIV (CORNELL UNIVERSITY)*. [HTTPS://DOI.ORG/10.48550/ARXIV.2312.01756](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2312.01756)

- GARCÍA-VERA, Y. E., POLOCHÈ-ARANGO, A., MENDIVELSO-FAJARDO, C. A., & GUTIÉRREZ-BERNAL, F. J. (2024). HYPERSPECTRAL IMAGE ANALYSIS AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR CROP DISEASE DETECTION AND IDENTIFICATION: A REVIEW. *SUSTAINABILITY*, 16(14), 6064. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/SU16146064](https://doi.org/10.3390/su16146064)
- GUDKOV, S. V., MATVEEVA, T. A., SARIMOV, R. M., SIMAKIN, A. V., STEPANOVA, E. V., MOSKOVSKIY, M. N., DOROKHOV, A. S., & IZMAILOV, A. Y. (2023). OPTICAL METHODS FOR THE DETECTION OF PLANT PATHOGENS AND DISEASES (REVIEW). *AGRIENGINEERING*, 5(4), 1789-1812. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/AGRIENGINEERING5040110](https://doi.org/10.3390/agriengineering5040110)
- HE, J., CHEN, K., PAN, X., ZHAI, J., & LIN, X. (2023). ADVANCED BIOSENSING TECHNOLOGIES FOR MONITORING OF AGRICULTURE PESTS AND DISEASES: A REVIEW. *JOURNAL OF SEMICONDUCTORS*, 44(2), 023104. [HTTPS://DOI.ORG/10.1088/1674-4926/44/2/023104](https://doi.org/10.1088/1674-4926/44/2/023104)
- MOHYUDDIN, G., KHAN, M. A., HASEEB, A., MAHPARA, S., WASEEM, M., & SALEH, A. M. (2024). EVALUATION OF MACHINE LEARNING APPROACHES FOR PRECISION FARMING IN SMART AGRICULTURE SYSTEM - A COMPREHENSIVE REVIEW. *IEEE ACCESS*, 12, 60155-60184. [HTTPS://DOI.ORG/10.1109/ACCESS.2024.3390581](https://doi.org/10.1109/access.2024.3390581)
- NABIL, H. R., MAMUN, R., NASIR, T., NETU, K. N. S., BHOWMIK, A., & KARMAKER, D. (2024). HARNESSING DEEP LEARNING FOR PLANT DISEASE ANALYSIS: CURRENT TRENDS, CHALLENGES, AND FUTURE PROSPECTS. *HELIYON*. [HTTPS://DOI.ORG/10.2139/SSRN.4973274](https://doi.org/10.2139/ssrn.4973274)
- NGUGI, H. N., EZUGWU, A. E., AKINYELU, A. A., & ABUALIGAH, L. (2024). REVOLUTIONIZING CROP DISEASE DETECTION WITH COMPUTATIONAL DEEP LEARNING: A COMPREHENSIVE REVIEW. *ENVIRONMENTAL MONITORING AND ASSESSMENT*, 196(3). [HTTPS://DOI.ORG/10.1007/S10661-024-12454-Z](https://doi.org/10.1007/s10661-024-12454-z)
- PACAL, I., KUNDURACIOGLU, I., ALMA, M. H., DEVECI, M., KADRY, S., NEDOMA, J., SLANY, V., & MARTINEK, R. (2024). A SYSTEMATIC REVIEW OF DEEP LEARNING TECHNIQUES FOR PLANT DISEASES. *ARTIFICIAL INTELLIGENCE REVIEW*, 57(11). [HTTPS://DOI.ORG/10.1007/S10462-024-10944-7](https://doi.org/10.1007/s10462-024-10944-7)
- PALEI, S., BEHERA, S. K., & SETHY, P. K. (2023). A SYSTEMATIC REVIEW OF CITRUS DISEASE PERCEPTIONS AND FRUIT GRADING USING MACHINE VISION. *PROCEDIA COMPUTER SCIENCE*, 218, 2504-2519. [HTTPS://DOI.ORG/10.1016/J.PROCS.2023.01.225](https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.225)
- PENG, K., MA, W., LU, J., TIAN, Z., & YANG, Z. (2023). APPLICATION OF MACHINE VISION TECHNOLOGY IN CITRUS PRODUCTION. *APPLIED SCIENCES*, 13(16), 9334. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/APP13169334](https://doi.org/10.3390/app13169334)(PENG ET. AL, 2023)
- PALUMBO, M., CEFOLA, M., PACE, B., ATTOLICO, G., & COLELLI, G. (2023). COMPUTER VISION SYSTEM BASED ON CONVENTIONAL IMAGING FOR NON-DESTRUCTIVELY EVALUATING QUALITY ATTRIBUTES IN FRESH AND PACKAGED FRUIT AND VEGETABLES. *POSTHARVEST BIOLOGY AND TECHNOLOGY*, 200, 112332. [HTTPS://DOI.ORG/10.1016/J.POSTHARVBIO.2023.112332](https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2023.112332)

- RAMANJOT, N., MITTAL, U., WADHAWAN, A., SINGLA, J., JHANJHI, N., GHONIEM, R. M., RAY, S. K., & ABDELMABOUD, A. (2023). PLANT DISEASE DETECTION AND CLASSIFICATION: A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. *SENSORS*, 23(10), 4769. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/S23104769](https://doi.org/10.3390/s23104769)
- RODRÍGUEZ-VERÁSTEGUI, L. L., RAMÍREZ-ZAVALA, C. Y., CAPILLA-HERNÁNDEZ, M. F., & GREGORIO-JORGE, J. (2022). VIRUSES INFECTING TREES AND HERBS THAT PRODUCE EDIBLE FLESHY FRUITS WITH A PROMINENT VALUE IN THE GLOBAL MARKET: AN EVOLUTIONARY PERSPECTIVE. *PLANTS*, 11(2), 203. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/PLANTS11020203](https://doi.org/10.3390/plants11020203)
- SAFARI, Y., NAKATUMBA-NABENDE, J., NAKASI, R., & NAKIBUULE, R. (2024). A REVIEW ON AUTOMATED DETECTION AND ASSESSMENT OF FRUIT DAMAGE USING MACHINE LEARNING. *IEEE ACCESS*, 12, 21358-21381. [HTTPS://DOI.ORG/10.1109/ACCESS.2024.3362230](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3362230)
- SINGH, A., VAIDYA, G., JAGOTA, V., DARKO, D. A., AGARWAL, R. K., DEBNATH, S., & POTRICH, E. (2022). RECENT ADVANCEMENT IN POSTHARVEST LOSS MITIGATION AND QUALITY MANAGEMENT OF FRUITS AND VEGETABLES USING MACHINE LEARNING FRAMEWORKS. *JOURNAL OF FOOD QUALITY*, 2022, 1-9. [HTTPS://DOI.ORG/10.1155/2022/6447282](https://doi.org/10.1155/2022/6447282)
- SHIN, J., MAHMUD, M. S., REHMAN, T. U., RAVICHANDRAN, P., HEUNG, B., & CHANG, Y. K. (2022). TRENDS AND PROSPECT OF MACHINE VISION TECHNOLOGY FOR STRESSES AND DISEASES DETECTION IN PRECISION AGRICULTURE. *AGRIENGINEERING*, 5(1), 20-39. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/AGRIENGINEERING5010003](https://doi.org/10.3390/AGRIENGINEERING5010003)
- WANG, Q., LU, J., WANG, Y., & GAO, J. (2024). RESEARCH ON NONDESTRUCTIVE INSPECTION OF FRUITS BASED ON SPECTROSCOPY TECHNIQUES: EXPERIMENTAL SCENARIOS, ROI, NUMBER OF SAMPLES, AND NUMBER OF FEATURES. *AGRICULTURE*, 14(7), 977. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/AGRICULTURE14070977](https://doi.org/10.3390/AGRICULTURE14070977)
- WU, X., DENG, H., WANG, Q., LEI, L., GAO, Y., & HAO, G. (2023). META LEARNING SHOWS GREAT POTENTIAL IN PLANT DISEASE RECOGNITION UNDER FEW AVAILABLE SAMPLES. *THE PLANT JOURNAL*, 114(4), 767-782. [HTTPS://DOI.ORG/10.1111/TPJ.16176](https://doi.org/10.1111/TPJ.16176)
- XIAO, F., WANG, H., XU, Y., & ZHANG, R. (2023). FRUIT DETECTION AND RECOGNITION BASED ON DEEP LEARNING FOR AUTOMATIC HARVESTING: AN OVERVIEW AND REVIEW. *AGRONOMY*, 13(6), 1625. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/AGRONOMY13061625](https://doi.org/10.3390/AGRONOMY13061625)
- ZHAO, X., ZHAI, L., CHEN, J., ZHOU, Y., GAO, J., XU, W., LI, X., LIU, K., ZHONG, T., XIAO, Y., & YU, X. (2024). RECENT ADVANCES IN MICROFLUIDICS FOR THE EARLY DETECTION OF PLANT DISEASES IN VEGETABLES, FRUITS, AND GRAINS CAUSED BY BACTERIA, FUNGI, AND VIRUSES. *JOURNAL OF AGRICULTURAL AND FOOD CHEMISTRY*, 72(28), 15401-15415. [HTTPS://DOI.ORG/10.1021/ACS.JAFC.4C00454](https://doi.org/10.1021/ACS.JAFC.4C00454)
- ZHANG, Z., & ZHU, L. (2023). A REVIEW ON UNMANNED AERIAL VEHICLE REMOTE SENSING: PLATFORMS, SENSORS, DATA PROCESSING METHODS, AND APPLICATIONS. *DRONES*, 7(6), 398. [HTTPS://DOI.ORG/10.3390/DRONES7060398](https://doi.org/10.3390/DRONES7060398)

ÍNDICE DE IMÁGENES



De izquierda a derecha

1. <https://www.kevinbriggsphotography.net/https://lavozdeperu.com/peru-en-top-ten-mundial-de-productores-de-cafe-arabica/>
2. <https://www.instagram.com/p/C8yykpGoSVo/?epik=djoyJnU9ZmM-2MHExQ1NVb3RjMFhWbUg3U1RCZIBDeFUyVTRCSTImcDowJm49eX-ZaTUd3YllmaoVGYmUzcGM3RGg1QSZoPUFBQUFBR2dQbElJ>
3. <https://agraria.pe/noticias/la-naranja-es-el-cultivo-sensacion-en-tacna-32207>
4. <https://larepublica.pe/tag/anchoveta>
5. <https://residuosexpo.com/2025/conferencias/>
6. <https://andina.pe/agencia/noticia-en-region-junin-existe-una-poblacion-mas-88000-alpacas-517221.aspx>

Ciencias e Ingeniería



<https://ctscafe.pe/index.php/cienciaingenieria>
Volumen I- N° 1 Abril 2025

Contáctenos en nuestro correo electrónico
cienciaseingenierias@ctscafe.pe

Página Web:
<https://ctscafe.pe/index.php/cienciaingenieria>