

Procesamiento de imágenes para la detección de la madurez del fruto: una revisión sistemática

Image processing for fruit maturity detection: A systematic review

Richard Injante ^{1,a} , Gian Rios-Trigoso ^{1,b} , Segundo Ramírez-Shupingahua ^{1,a} , Katterine Tejada ^{1,b} 

Filiación institucional

¹ Universidad Nacional de San Martín, Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática. Tarapoto, Perú.

Grado académico

^a Docentes de Ingeniería de Sistemas e Informática.

^b Egresados de Ingeniería de Sistemas e Informática.

Recibido: 06-12-24

Aprobado: 10-02-25

Publicado: 20-02-25

RESUMEN

El presente estudio ofrece una revisión sistemática sobre la detección de la madurez en frutos mediante el uso de Inteligencia Artificial (IA). Para ello se seleccionaron 15 artículos originales de la base de datos Scopus durante el periodo 2019 y 2024. Se evaluaron múltiples aspectos incluyendo los frutos estudiados, las características físicas consideradas, los algoritmos de IA empleados, su precisión y los desafíos enfrentados. Se encontró que, aunque la manzana es el fruto más investigado, otros como la naranja, el tomate y la fresa también reciben atención significativa. La coloración y textura emergen como indicadores primordiales de madurez, respaldados por el uso común de algoritmos como CNN, SVM y ANN que muestran altos niveles de precisión. Sin embargo, persisten desafíos como la variabilidad en las características de los frutos y la falta de datos etiquetados de calidad. Además, se identifican preocupaciones éticas y sociales relacionadas con la automatización agrícola. Se destacan áreas clave para futuras investigaciones como la mitigación de la variabilidad en las características de los frutos, la mejora de la calidad de los datos y la comprensión del comportamiento de los modelos de IA.

Palabras clave: agricultura automatizada; agricultura inteligente; visión artificial; inteligencia artificial; análisis digital.

ABSTRACT

The present study offers a systematic review on maturity detection in fruits using Artificial Intelligence (AI). For this purpose, 15 original articles were selected from the Scopus database during the period 2019 and 2024. Multiple aspects were evaluated including the fruits studied, the physical characteristics considered, the AI algorithms employed, their accuracy and the challenges faced. It was found that, although apple is the most researched fruit, others such as orange, tomato and strawberry also receive significant attention. Coloration and texture emerge as primary indicators of maturity, supported by the common use of algorithms such as CNN, SVM and ANN that show high levels of accuracy. However, challenges such as variability in the characteristics of fruits and lack of labeled quality data persist. In addition, ethical and social concerns related to agricultural automation are identified. Key areas for future research are highlighted as mitigating variability in fruit characteristics, improving data quality and understanding the behavior of AI models.

Keywords: automated agriculture; smart agriculture; machine vision; artificial intelligence; digital analysis.

Citar como: Richard Injante, Gian Rios-Trigoso, Segundo Ramírez-Shupingahua, Katterine Tejada (2025). Procesamiento de imágenes para la detección de la madurez del fruto: una revisión sistemática. *Revista Peruana de Ingeniería, Arquitectura y Medio Ambiente*, 2(1), 27-36. <https://doi.org/10.37711/repiama.2025.2.1.3>



Introducción

La detección precisa de la madurez de los frutos es crucial para optimizar la calidad y sabor de los productos agrícolas, reducir desperdicios y mejorar la eficiencia de la cadena de suministro. Evaluar correctamente la madurez permite determinar el momento ideal de cosecha, asegurando que los frutos alcancen su máximo valor nutricional y organoléptico. Sumathi & Vinod (2022) señalan que la estimación de la madurez de los frutos es un proceso esencial que impacta la calidad de los frutos y su comercialización.

En la agricultura, la limitada vida útil de los productos debido al etileno, una fitohormona, es un problema grave. Esta sustancia acelera el proceso de maduración y deterioro, reduciendo la calidad y durabilidad de los productos (Hu et al., 2019). Además, la detección precisa de madurez en frutos es esencial para mejorar la productividad, requiriendo el uso de técnicas de aprendizaje automático y captura de imágenes desde varios ángulos (Sahu et al., 2022).

En particular, la madurez de los frutos debe determinarse con precisión y de manera no destructiva para garantizar la calidad y satisfacción tanto de productores como de consumidores (Gupta et al., 2021). Aunque se reconoce la importancia de evaluar la madurez de las frutas de manera no destructiva, la variedad de métodos disponibles puede generar confusión sobre cuál es el más efectivo (Rani et al., 2023). Por otro lado, el injerto en productos como la sandía plantea interrogantes sobre cómo afecta la calidad y valor nutritivo de los frutos, incluyendo aspectos como sabor y textura. Finalmente, la clasificación y detección precisa de la madurez de los racimos frescos de frutas de palma aceitera es vital para la sostenibilidad de la producción de aceite de palma, motivando el desarrollo de diversas técnicas para abordar este desafío. Por último, se destaca la importancia de la clasificación y detección precisa de la madurez de los racimos frescos de frutas. Este proceso es crucial para la eficiencia y sostenibilidad de la producción, y se están desarrollando diversas técnicas para lograrlo de manera eficiente (Lai et al., 2023).

El estudio sobre la detección y regulación de las concentraciones de etileno para extender la vida útil de las frutas revela la importancia de abordar esta fitohormona para mantener la calidad de los productos (Hu et al., 2019). Por otro lado, en la agricultura, el uso de técnicas de aprendizaje automático para la detección de enfermedades en cultivos de plátano ha sido revisado, resaltando la necesidad de investigaciones futuras para mejorar la salud de los cultivos (Sahu et al., 2022). En cuanto a los cítricos, se han explorado diversas tecnologías no destructivas, como la espectroscopía NIR y Raman, para evaluar su madurez de manera rápida y precisa (Gupta et al., 2021). Sin embargo, la evaluación no destructiva de la madurez de las frutas enfrenta desafíos, ya que no existe un método universalmente aplicable (Rani et al., 2023).

En el caso de los frutos de sandía, se han examinado los efectos del injerto en su calidad, identificando la importancia de seleccionar adecuadamente el portainjerto para optimizar la calidad de los frutos (Devi et al., 2020). En la producción de aceite de palma, las técnicas de visión por computadora y aprendizaje automático se han destacado como herramientas prometedoras para clasificar la madurez de los racimos de frutas, lo que podría mejorar la eficiencia y la calidad del producto final (Lai et al., 2023).

El objetivo de este artículo de revisión es examinar el uso de la IA en la detección de la madurez de los frutos, proporcionando una visión integral de los avances y aplicaciones en este campo. Se busca identificar y analizar los algoritmos utilizados, evaluar la precisión obtenida por estos modelos y determinar los tipos de frutos más estudiados. Además, se explorarán las características físicas de los frutos que son consideradas en los modelos de IA, como color, textura y firmeza. El artículo también aborda los desafíos y limitaciones que enfrentan estos modelos en la práctica, tales como la variabilidad en las condiciones de cultivo y la necesidad de grandes cantidades de datos de entrenamiento.

Métodos

Se realizó una revisión sistemática exploratoria con el objetivo principal de analizar y sintetizar la literatura académica en un área específica del conocimiento (Codina, 2021). Esta revisión permite obtener una comprensión

completa y rigurosa del estado actual del conocimiento al evaluar críticamente los resultados de estudios previos (Munn et al., 2018). Así, se considera una herramienta esencial en la investigación científica para identificar vacíos en el conocimiento y establecer una base sólida para futuras decisiones informadas.

El método seguido se basó en las fases propuestas por Kitchenham & Charters (2007): planificación, realización de la revisión y redacción del informe. Este enfoque tiene como objetivo definir las preguntas de investigación, establecer los términos clave y sus sinónimos para la búsqueda bibliográfica, seleccionar las bases de datos relevantes y establecer criterios para incluir o excluir estudios pertinentes. Una vez encontrado el material relevante, se examina minuciosamente para extraer información importante y finalmente se presentan los hallazgos (García-Alba et al., 2022). A partir de esta explicación, se describen a continuación las fases llevadas a cabo durante esta revisión.

Preguntas de investigación

Para responder el objetivo propuesto, se trazaron las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Cuáles son los frutos que más se estudian?
- ¿Cuáles son las características físicas para detectar la madurez de los frutos?
- ¿Cuáles son los algoritmos de inteligencia artificial más utilizados para detectar la madurez de frutos?
- ¿Cuál es la precisión de los algoritmos de inteligencia artificial?
- ¿Qué desafíos enfrentan los modelos de inteligencia artificial en la evaluación de la madurez de los frutos y cómo se están abordando?

Estrategia de búsqueda

Se utilizó el término clave «madurez de la fruta», traducido al inglés como «fruit ripeness». Además, se empleó el conector «OR» para incluir el término similar «fruit maturity». Definida la cadena de búsqueda como «fruit ripeness» OR «fruit maturity», se seleccionaron tres bases de datos: Scopus, IEEE Xplore y ACM, debido a su amplia cobertura internacional y regional, la facilidad para aplicar filtros de búsqueda avanzada y la calidad académica de sus contribuciones.

El proceso de selección de artículos comenzó aplicando la cadena de búsqueda utilizando las herramientas de búsqueda avanzada de cada base de datos. Se consideraron los campos de título para la primera clasificación. Luego, se aplicaron filtros manuales teniendo en cuenta criterios como años de cobertura, idioma, fuente y tipo de documento para la segunda clasificación. Posteriormente, se organizaron los metadatos en Excel y se eliminaron los duplicados usando Scopus como referencia para la tercera clasificación. A partir de la lectura de los títulos y resúmenes, se filtraron los artículos enfocados en la detección de la madures en frutos usando inteligencia artificial para la cuarta clasificación. Finalmente, se realizó la descarga de los artículos según su disponibilidad en línea, constituyendo la quinta clasificación.

Tabla 1
Cantidad de artículos obtenidos en cada etapa del proceso

Base de datos	Clasificación				
	Fase 1	Fase 2	Fase 3	Fase 4	Fase 5
Scopus	130	32	21	21	14
IEEE Xplore	22	17	10	10	3
ACM	3	3	3	3	0
Total	182	52	34	34	17

Fuente: Elaboración propia.

Criterios de inclusión y exclusión

Establecer criterios de inclusión y exclusión es crucial para asegurar la objetividad y reproducibilidad de la revisión. Estos criterios garantizan que los artículos seleccionados sean pertinentes a las preguntas de investigación y cumplan con los estándares de calidad (Kitchenham & Charters, 2007). Por lo tanto, se definieron los siguientes criterios de inclusión:

- Publicados entre el año 2020 y abril 2024.
- Idioma español e inglés.
- Artículos de investigación (originales o empíricos) y conferencias.
- Enfocados a la detección de madurez en frutos.

En cuanto a los criterios de exclusión se establecieron los siguientes:

- Artículos de revisión u otros tipos de fuentes secundarias.
- Publicaciones duplicadas.

Extracción de datos

Entre la información recopilada de los 17 artículos seleccionados, se incluyen los siguientes aspectos: código, título, autor y base de datos.

Resultados

Después de completar la selección de los artículos relevantes y realizar una revisión exhaustiva de cada uno de ellos, se procedió a responder las preguntas de investigación formuladas:

P1: ¿Cuáles son los frutos que más se estudian?

Según la tabla 2, los frutos con mayor cantidad de estudios son la manzana 8, la naranja, el tomate y la fresa 4 menciones cada uno, seguidos por la banana, la pera y el mango 3 menciones cada uno. Otros frutos como el durazno, el aguacate, la piña, el manglar, la papaya y la uva tienen solo un estudio cada uno.

Tabla 2
Frutos más estudiados

Respuesta	Artículos	Cantidad
Manzana	(Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Rani et al., 2023), (Lai et al., 2023), (Hyun Cho et al., 2021), (Olisah et al., 2024), (Xiao et al., 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	8
Durazno	(Xiao et al., 2023)	1
Banana	(Sahu et al., 2022), (Rani et al., 2023), (Zhong et al., 2018)	3
Naranja	(Rani et al., 2023), (Zhong et al., 2018), (Hyun Cho et al., 2021), (Ljubobratovic et al., 2020)	4
Tomate	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Hyun Cho et al., 2021), (Ljubobratovic et al., 2020)	4
Peras	(Lai et al., 2023), (Olisah et al., 2024), (Xiao et al., 2023)	3
Aguacate	(Sahu et al., 2022)	1
Piñas	(Olisah et al., 2024)	1
manglar	(Gupta et al., 2021)	1
Mangos	(Gupta et al., 2021) (Hyun Cho et al., 2021), (Ljubobratovic et al., 2020)	3
Papaya	(Zhong et al., 2018)	1
Uva	(Sahu et al., 2022)	1
Fresa	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Olisah et al., 2024), (Zhang, 2023)	4

Fuente: Elaboración propia.

La manzana es el fruto más estudiado, con 8 menciones, lo que sugiere su importancia tanto económica como nutricional. Este fruto es ampliamente disponible y consumido globalmente, lo cual podría explicar el mayor interés de la investigación científica en sus beneficios para la salud.

Los naranjas, tomates y fresas también destacan con 4 estudios cada uno. Las naranjas son ricas en vitamina C y antioxidantes, lo que justifica su interés. El tomate, además de ser utilizado como fruta y verdura, es conocido por su contenido de licopeno, un potente antioxidante. Las fresas son populares por su sabor y su alto contenido de antioxidantes.

Las bananas, peras y mangos, con 3 estudios cada uno, también reciben considerable atención. La banana es conocida por su alto contenido de potasio y su consumo masivo. Las peras son valoradas por su contenido de fibra y vitaminas, mientras que los mangos son apreciados por su perfil nutricional y su sabor.

Frutos como el durazno, aguacate, piña, manglar, papaya y uva son menos estudiados, cada uno con solo una mención. Esto puede deberse a varios factores, como su menor importancia económica o ya tener suficiente información disponible sobre ellos.

P2: ¿Cuáles son las características físicas para detectar la madurez de los frutos?

La tabla 3 presenta una lista de características físicas y otros atributos sensoriales utilizados para detectar la madurez de los frutos, junto con la frecuencia que podría representar la importancia o la cantidad de estudios que han abordado cada característica.

Tabla 3
Características físicas de frutos maduros

Repuestas	Artículos	Cantidad
Masa	(Xiao et al., 2023)	1
volumen	(Xiao et al., 2023)	1
impedancia	(Xiao et al., 2023)	1
peso	(Ljubobratovic et al., 2020)	1
Aroma	(Ljubobratovic et al., 2020)	1
Color	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Rani et al., 2023), (Lai et al., 2023), (Hyun Cho et al., 2021), (Olisah et al., 2024), (Zhang, 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	8
Olor	(Zhong et al., 2018)	1
Textura	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Rani et al., 2023), (Zhong et al., 2018), (Lai et al., 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	7
Contenido de azúcar	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022)	2
Firmeza	(Hu et al., 2019), (Rani et al., 2023), (Xiao et al., 2023)	3
Contenido de agua	(Sahu et al., 2022)	1
Tamaño	(Lai et al., 2023), (Hyun Cho et al., 2021), (Zhang, 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	4
suavidad de la piel	(Chmaj et al., 2021)	1
apariencia visual	(Chmaj et al., 2021)	1
localización y clasificación	(Chmaj et al., 2021)	1
Forma	(Zhong et al., 2018), (Lai et al., 2023), (Olisah et al., 2024), (Xiao et al., 2023), (Zhang, 2023)	5
Acidez	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Xiao et al., 2023)	3

Fuente: Elaboración propia.

La madurez de los frutos es crucial tanto para los agricultores como para los consumidores y se evalúa mediante diversas características físicas y sensoriales. Según la tabla, el color y la textura son los indicadores más importantes, 8 y 7 menciones respectivamente. Estos cambios son visibles y palpables, lo que los hace prácticos para la evaluación diaria. Además, el tamaño y la firmeza, 4 y 3 menciones respectivamente, son esenciales para determinar la madurez. El contenido de azúcar y la acidez, 2 y 3 menciones respectivamente, son indicadores internos significativos. Aunque otras características como aroma, peso, volumen y forma se mencionan una vez, también son relevantes.

El color es el indicador más mencionado, con 8 menciones, lo que sugiere su importancia tanto económica como práctica en la evaluación de la madurez. Este indicador es ampliamente visible y fácilmente evaluable, lo cual podría explicar el mayor interés de la investigación científica en su uso.

La textura, con 7 menciones, es otro indicador clave debido a su relevancia sensorial y su facilidad de evaluación mediante el tacto. El tamaño, mencionado 4 veces, es también un indicador visible que permite a los agricultores y consumidores juzgar la madurez con facilidad. La firmeza, con 3 menciones, ofrece una evaluación física más precisa del estado del fruto.

El contenido de azúcar y la acidez, 2 y 3 menciones respectivamente, son indicadores internos que proporcionan una evaluación más detallada del estado del fruto. Estas características son más difíciles de evaluar visualmente, pero son cruciales para determinar el sabor y la calidad del fruto.

Aunque otras características como aroma, peso, volumen y forma se mencionan solo una vez, también son relevantes para una evaluación completa de la madurez. La interpretación revela que, mientras el color y la textura son fácilmente perceptibles, el contenido de azúcar y la firmeza ofrecen una evaluación más precisa del estado interno del fruto. Integrar métodos que evalúen estas características internas puede mejorar la precisión en la detección de la madurez. La impedancia eléctrica se presenta como una técnica prometedora para medir la composición interna sin dañar el fruto.

P3: ¿Cuáles son los algoritmos de inteligencia artificial más utilizados para detectar la madurez de frutos?

La pregunta se enfoca en identificar y listar los algoritmos de inteligencia artificial más comúnmente empleados en la detección de la madurez de frutos. Permite conocer cuáles técnicas de IA son preferidas y utilizadas en la práctica para este propósito específico en el campo de la agricultura y tecnología alimentaria.

Tabla 4
IA más utilizadas para la detección

Respuestas	Artículos	Cantidad
Naive Bayes	(Sahu et al., 2022)	1
YOLOV8	(Lai et al., 2023), (Sumathi & Vinod, 2022), (Xiao et al., 2023)	3
K-Means Clustering	(Gupta et al., 2021)	1
Support Vector Machines (SVM)	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Rani et al., 2023), (Olisah et al., 2024), (Ljubobratovic et al., 2020)	6
LSTM	(Hu et al., 2019), (Zhong et al., 2018)	2
Swin Transformer	(Xiao et al., 2023)	1
VIT (transformador de imágenes)	(Xiao et al., 2023)	1
SOFTMAX	(Zhang, 2023)	1
KMEANS	(Zhang, 2023)	1
WMRD	(Rani et al., 2023)	1
CNN	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Rani et al., 2023), (Zhong et al., 2018), (Lai et al., 2023), (Hyun Cho et al., 2021), (Olisah et al., 2024), (Sumathi & Vinod, 2022), (Zhang, 2023)	10
ANN	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Ljubobratovic et al., 2020)	4
MLP	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Xiao et al., 2023)	3

Fuente: Elaboración propia.

Según la tabla 4, los algoritmos de inteligencia artificial más utilizados para la detección de la madurez de frutos son CNN con 10 menciones, SVM con 6 menciones, y ANN con 4 menciones. YOLOv8 y MLP son mencionados 3 veces cada uno, seguidos por LSTM con 2 menciones. Otros algoritmos, como Naive Bayes, K-Means Clustering, Swin Transformer, ViT, SoftMax, Kmeans, WMRD, y SSD, tienen una sola mención cada uno.

CNN es el algoritmo más utilizado, sugiriendo su eficacia en la detección de la madurez de frutos mediante el procesamiento de imágenes. Este algoritmo es capaz de reconocer y clasificar características visuales complejas, lo que lo hace ideal para esta tarea.

SVM y ANN también son algoritmos destacados. SVM es especialmente útil para tareas de clasificación y regresión, reflejando su utilidad en la identificación de la madurez de los frutos. ANN, por su parte, sobresale en la identificación de patrones complejos, lo que refuerza su relevancia en este campo.

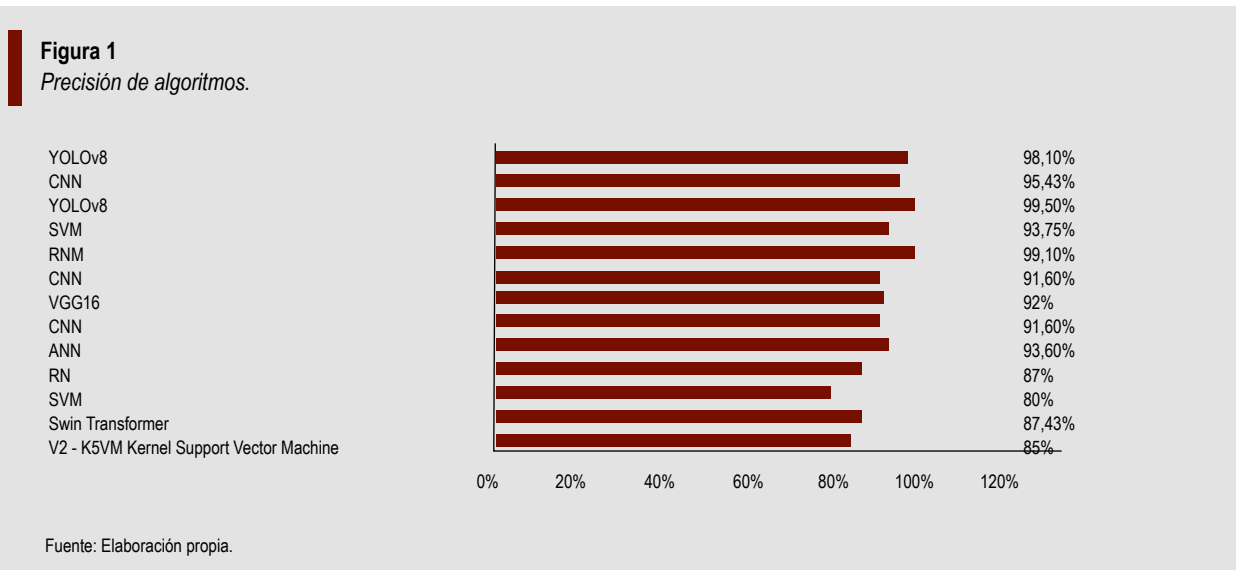
YOLOv8, mencionado en varios estudios, demuestra la importancia de la detección de objetos en imágenes para determinar la madurez de los frutos. MLP, una forma de red neuronal, también se utiliza debido a su capacidad para aprender de datos estructurados.

LSTM, aunque menos mencionado, indica que la secuenciación de datos temporales es útil en algunos contextos, probablemente para predecir la madurez basándose en datos históricos.

Algoritmos como Naive Bayes, K-Means Clustering, Swin Transformer, ViT, SoftMax, Kmeans, WMRD, y SSD tienen menciones únicas. Esto sugiere que, aunque son menos comunes, se consideran relevantes en contextos específicos para la detección de la madurez de frutos. La ausencia de menciones para Random Forest podría indicar que los métodos basados en árboles no son tan eficaces o populares para esta tarea.

P4: ¿Cuál es la precisión de los algoritmos de inteligencia artificial?

Se refiere a evaluar cuán exactos y confiables son los algoritmos de inteligencia artificial en términos de su capacidad para realizar predicciones o clasificaciones correctas.



Según la figura 1, los algoritmos de redes neuronales profundas y YOLO demostraron ser los más precisos. Los modelos YOLOv8, utilizados en dos artículos, destacaron con una precisión del 99,5 % en A6 y del 98,1 % en A9. La RNN también sobresalió con una precisión del 99,1 % en A3. Otros algoritmos como ANN, con una precisión del 93,6 % en A2, CNN, con un 91,6 % en A5 y A12, y un 96,43 % en A8, y VGG16, con un 92 % en A7, mostraron alta precisión en un total de cinco artículos.

La precisión superior de los modelos YOLOv8 y RNN resalta su capacidad excepcional para aplicaciones que requieren alta precisión. YOLOv8, con precisiones de 99,5 % y 98,1 %, demuestra su efectividad en la detección y reconocimiento de patrones complejos. La RNN, con una precisión del 99,1 %, subraya su eficiencia en el procesamiento de secuencias de datos y su aplicabilidad en tareas que requieren análisis temporal.

Por otro lado, los métodos tradicionales como SVM y KSVM mostraron menor precisión comparativamente. SVM obtuvo un 80 % en A13 y un 93,75 % en A4, mientras que KSVM alcanzó un 85 % en A1. Estos resultados destacan la capacidad superior de las redes neuronales profundas para captar características complejas en los datos, haciéndolas preferibles para aplicaciones que requieren alta precisión.

En resumen, los algoritmos de redes neuronales profundas y YOLOv8 son los más precisos según los artículos mencionados, con YOLOv8 y RNN mostrando rendimientos excepcionales, seguidos por ANN, CNN y VGG16. Los métodos tradicionales como SVM y KSVM, aunque útiles, presentan una menor precisión en comparación.

P5: ¿Qué desafíos enfrentan los modelos de inteligencia artificial en la evaluación de la madurez de los frutos y cómo se están abordando?

Esta pregunta se refiere a los obstáculos y dificultades que los modelos de inteligencia artificial (IA) encuentran al evaluar la madurez de los frutos. Además, indaga sobre las estrategias y métodos que se están implementando para superar estos desafíos.

Tabla 5
Modelos de Inteligencia artificial

Respuestas	Artículos	Cantidad
Variabilidad en la apariencia y características de los frutos	(Hu et al., 2019), (Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Zhong et al., 2018), (Lai et al., 2023)	5
Cambios en la textura y color de los frutos durante el almacenamiento	(Sahu et al., 2022), (Rani et al., 2023), (Zhong et al., 2018), (Olisah et al., 2024)	4
Dificultad para establecer estándares de madurez universalmente aplicables	(Sahu et al., 2022), (Gupta et al., 2021), (Rani et al., 2023), (Hyun Cho et al., 2021), (Xiao et al., 2023), (Chmaj et al., 2021)	6
Necesidad de datos etiquetados y de alta calidad	(Hyun Cho et al., 2021)	1
Investigación continua para mejorar la precisión y sensibilidad de los modelos de predicción de madurez de frutas.	(Xiao et al., 2023), (Zhang, 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	3
Implementación de técnicas como algoritmos de agrupamiento, coincidencia de histogramas y segmentación basada en parámetros para determinar la madurez de los frutos.	(Ljubobratovic et al., 2020)	1
Necesidad de métodos explicativos para comprender el comportamiento del modelo.	(Xiao et al., 2023), (Chmaj et al., 2021), (Zhang, 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	4
Desafíos éticos y sociales relacionados con la automatización en la agricultura	(Sahu et al., 2022), (Zhong et al., 2018), (Olisah et al., 2024), (Chmaj et al., 2021), (Zhang, 2023), (Ljubobratovic et al., 2020)	6

Fuente: Elaboración propia.

Según la tabla 5, las principales preocupaciones se centran en la variabilidad de las características de los frutos y la dificultad para establecer estándares universales de madurez, con una alta cantidad de menciones en seis y cinco artículos respectivamente. Esto resalta la complejidad y diversidad de los frutos, lo que complica la creación de criterios uniformes para determinar su madurez. Además, se subraya la necesidad de mejorar la precisión de los modelos de predicción, un aspecto abordado en tres artículos. Esto indica una atención considerable en perfeccionar las herramientas predictivas para lograr resultados más fiables y consistentes.

La calidad de los datos y la comprensión de los modelos emergen también como desafíos críticos, mencionados en uno y cuatro artículos respectivamente. La necesidad de datos de alta calidad es esencial para la construcción de modelos robustos y precisos, mientras que la comprensión profunda de estos modelos es crucial para su correcta aplicación y optimización. Por último, los aspectos éticos y sociales relacionados con la automatización en la agricultura son igualmente destacados en seis artículos. Esto refleja una preocupación creciente por las implicaciones morales y sociales que conlleva la implementación de tecnologías avanzadas en este sector.

Conclusiones

La detección precisa de la madurez de los frutos es esencial para mejorar la calidad y sabor de los productos agrícolas, reducir desperdicios y optimizar la eficiencia de la cadena de suministro. Este artículo de revisión ha analizado exhaustivamente la literatura científica en este campo, abordando preguntas clave relacionadas con

los frutos estudiados, las características físicas consideradas, los algoritmos de inteligencia artificial utilizados, su precisión y los desafíos enfrentados por estos modelos.

Se encontró que la manzana es el fruto más estudiado, seguido por la naranja, el tomate y la fresa, destacando la importancia económica y nutricional de estos productos. La coloración y textura son características predominantes para evaluar la madurez, mientras que algoritmos como CNN, SVM y ANN son comúnmente empleados, mostrando altos niveles de precisión, especialmente en redes neuronales profundas.

Sin embargo, persisten desafíos como la variabilidad en las características de los frutos, la falta de estándares universales de madurez y la necesidad de datos de alta calidad. Además, se señalan preocupaciones éticas y sociales relacionadas con la automatización en la agricultura. Estos hallazgos subrayan la importancia de abordar estos desafíos de manera integral en futuras investigaciones y desarrollos tecnológicos para avanzar en la detección precisa de la madurez de los frutos y mejorar la eficiencia y sostenibilidad en la producción agrícola.

Limitaciones y futuras investigaciones

A pesar de los avances significativos en la detección de la madurez de los frutos mediante el uso de inteligencia artificial, este estudio también identifica varias limitaciones y áreas para futuras investigaciones. Una limitación clave es la variabilidad en las características de los frutos, lo que dificulta la creación de estándares universales de madurez y afecta la precisión de los modelos. Además, la calidad y cantidad de datos etiquetados disponibles pueden ser insuficientes para entrenar modelos de manera efectiva, lo que destaca la necesidad de mejorar la recopilación y etiquetado de datos.

Otra limitación es la falta de comprensión completa del comportamiento de los modelos de inteligencia artificial, lo que puede dificultar su interpretación y confianza en los resultados. Además, se observa que los desafíos éticos y sociales relacionados con la automatización en la agricultura necesitan una consideración más profunda y una integración en el desarrollo de estos sistemas.

Para abordar estas limitaciones, se requiere investigación adicional en varias áreas. Por ejemplo, se necesitan estudios que investiguen métodos para mitigar la variabilidad en las características de los frutos y desarrollar técnicas para la recopilación y etiquetado eficiente de datos. Además, se deben explorar enfoques para mejorar la interpretabilidad de los modelos de inteligencia artificial y desarrollar métodos explicativos para comprender su comportamiento.

Además, se requiere una mayor atención a los aspectos éticos y sociales de la automatización en la agricultura, incluida la equidad en el acceso y uso de la tecnología, así como el impacto en los trabajadores agrícolas y las comunidades rurales. En resumen, futuras investigaciones deben abordar estas limitaciones para avanzar en la detección precisa de la madurez de los frutos y garantizar su aplicación efectiva y ética en la agricultura.

Referencias

- Chmaj, G., Sharma, S., & Selvaraj, H. (2021). *Automated Agronomy: Evaluation of Fruits Ripeness Using Machine Learning Approach* (pp. 183–191). https://doi.org/10.1007/978-3-030-65796-3_17
- Gupta, A. K., Medhi, M., Chakraborty, S., Yumnam, M., & Mishra, P. (2021). Development of rapid and non-destructive technique for the determination of maturity indices of pomelo fruit (*Citrus grandis*). *Journal of Food Measurement and Characterization*, 15(2), 1463–1474. <https://doi.org/10.1007/s11694-020-00734-4>
- Hu, B., Sun, D.-W., Pu, H., & Wei, Q. (2019). Recent advances in detecting and regulating ethylene concentrations for shelf-life extension and maturity control of fruit: A review. *Trends in Food Science & Technology*, 91, 66–82. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2019.06.010>
- Hyun Cho, W., Kyoong Kim, S., Hwan Na, M., & Seop Na, I. (2021). Fruit Ripeness Prediction Based on DNN Feature Induction from Sparse Dataset. *Computers, Materials & Continua*, 69(3), 4003–4024. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.018758>
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering. *Keele University y University of Durham*. https://legacyfileshare.elsevier.com/promis_misc/525444systematicreviewsguide.pdf

- Lai, J. W., Ramli, H. R., Ismail, L. I., & Wan Hasan, W. Z. (2023). Oil Palm Fresh Fruit Bunch Ripeness Detection Methods: A Systematic Review. *Agriculture*, *13*(1), 156. <https://doi.org/10.3390/agriculture13010156>
- Ljubobratovic, D., Guoxiang, Z., Brkic Bakaric, M., Jemric, T., & Matetic, M. (2020). *Predicting Peach Fruit Ripeness Using Explainable Machine Learning* (pp. 0717–0723). <https://doi.org/10.2507/31st.daaam.proceedings.099>
- Olisah, C. C., Trehwella, B., Li, B., Smith, M. L., Winstone, B., Whitfield, E. C., Fernández, F. F., & Duncalfe, H. (2024). Convolutional neural network ensemble learning for hyperspectral imaging-based blackberry fruit ripeness detection in uncontrolled farm environment. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *132*, 107945. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107945>
- Rani, N., Bamel, J. S., Garg, S., Shukla, A., Pathak, S. K., Singh, R. N., Singh, N., Gahlot, S., & Bamel, K. (2023). Linear mathematical models for yield estimation of baby corn (*Zea mays* L.). *Plant Science Today*. <https://doi.org/10.14719/pst.2618>
- Sahu, P., Singh, A. P., Chug, A., & Singh, D. (2022). A Systematic Literature Review of Machine Learning Techniques Deployed in Agriculture: A Case Study of Banana Crop. *IEEE Access*, *10*, 87333–87360. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3199926>
- Sumathi, K., & Vinod, V. (2022). Classification of fruits ripeness using CNN with multivariate analysis by SGD. *Neural Network World*, *32*(6), 319–332. <https://doi.org/10.14311/NNW.2022.32.019>
- Xiao, B., Nguyen, M., & Yan, W. Q. (2023). Fruit ripeness identification using YOLOv8 model. *Multimedia Tools and Applications*, *83*(9), 28039–28056. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16570-9>
- Zhang, W. (2023). A Fruit Ripeness Detection Method using Adapted Deep Learning-based Approach. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *14*(9). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.01409121>
- Zhong, Y., Chen, C., Nawaz, M. A., Jiao, Y., Zheng, Z., Shi, X., Xie, W., Yu, Y., Guo, J., Zhu, S., Xie, M., Kong, Q., Cheng, F., Bie, Z., & Huang, Y. (2018). Using rootstock to increase watermelon fruit yield and quality at low potassium supply: A comprehensive analysis from agronomic, physiological and transcriptional perspective. *Scientia Horticulturae*, *241*, 144–151. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2018.06.091>

Contribución de los autores

Conceptualización, Análisis formal, Investigación, Metodología, Administración del proyecto, Supervisión, Validación, Redacción - borrador original y Redacción: Todos los autores

Fuentes de financiamiento

Los autores no recibieron financiación para el desarrollo de la presente investigación.

Conflictos de interés

Los autores declaran no tener conflictos de interés.

Correspondencia:

Richard Injante
E-mail: richard@unsm.edu.pe