UNIVERSIDAD NACIONAL DE UCAYALI

FACULTAD DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INGENIERÍA CIVIL

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

MODELO BASADO EN UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA LA DETECCION DE FRUTOS DEL CAMU CAMU, PUCALLPA 2023.

Tesis para optar el título profesional de

INGENIERO DE SISTEMAS

RICHARD ESMITH GAVIRIA HUANIO

Pucallpa - Perú

2025

UNIVERSIDAD NACIONAL DE UCAYALI
FACULTAD DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INGENIERÍA CIVIL
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS
COMISIÓN DE GRADOS Y TÍTULOS

ACTA DE EVALUACIÓN DE SUSTENTACIÓN DE TESIS N° 38-2025

GRADUANDO : GAVIRIA HUANIO, Richard Esmith

TEMA : ***"MODELO BASADO EN UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA LA DETECCIÓN DE FRUTOS DEL CAMU CAMU, PUCALLPA 2023"***

ASESOR : **Mg. Euclides PANDURO PADILLA**

CRITERIOS	PUNTAJE			
	3	2	1	0
I- PRESENTACION				
* MOTIVACION		X		
* TONO DE VOZ		X		
* CALIDAD DE MATERIAL AUDIOVISUAL		X		
II- DESARROLLO DE CONTENIDO				
* SECUENCIA		X		
* DOMINIO DE VOZ			X	
* USO ADECUADO DEL MATERIAL			X	
* VALIDEZ DE LOS HALLAZGOS			X	
III- ABSOLUCION DE PREGUNTAS				
* RESPONDE A LAS PREGUNTAS FORMULADAS POR EL JURADO			X	
IV- APORTE CIENTIFICO Y TECNOLOGICO				
* AL DESARROLLO DE LA COMUNIDAD		X		
* A LA PROFESION		X		

EVALUACION

- EXCELENCIA — 26 A 30 PUNTOS
- UNANIMIDAD — 21 A 25 PUNTOS
- MAYORIA — 16 A 20 PUNTOS
- DESAPROBADO — 15 A MENOS

CALIFICACION FINAL:
PUNTAJE : **16 / 30**

CONCLUSIONES:
APROBADO POR : **MAYORIA**
DESAPROBADO POR :

JURADO EVALUADOR

Dr. Jorge Luis HILARIO RIVAS
PRESIDENTE

M.Sc. CLOTILDE RÍOS HIDALGO DE CERNA
MIEMBRO

Mg. Ronald Harold ULLOA GALVEZ
MIEMBRO

M.Sc. CLOTILDE RÍOS HIDALGO DE CERNA
SECRETARIA ACADÉMICA

PUCALLPA, 27 DE NOVIEMBRE DEL 2025

UNIVERSIDAD NACIONAL DE UCAYALI
FACULTAD DE INGENIERIA DE SISTEMAS E INGENIERIA CIVIL
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA DE SISTEMAS

COMISION DE GRADOS Y TITULOS

TESIS TITULADA:

"MODELO BASADO EN UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA LA DETECCIÓN DE FRUTOS DEL CAMU CAMU, PUCALLPA 2023"

ELABORADO POR:

Bach. GAVIRIA HUANIO, Richard Esmith

APROBADO POR:

Dr. Jorge Luis HILARIO RIVAS
Presidente

M.Sc. Clotilde RIOS HIDALGO DE CERNA
Miembro

Mg. Ronald Harold ULLOA GALVEZ
Miembro

Mg. Euclides PANDURO PADILLA
Asesor

UNIVERSIDAD NACIONAL DE UCAYALI

DIRECCIÓN DE PRODUCCIÓN INTELECTUAL

CONSTANCIA

ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

Nº V/513-2025.

La Dirección de Producción Intelectual de la Universidad Nacional de Ucayali, hace constar por la presente, que el trabajo académico de investigación, titulado:

"MODELO BASADO EN UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA LA DETECCION DE FRUTOS DEL CAMU CAMU, PUCALLPA 2023"

Autor(es)	:	**GAVIRIA HUANIO, RICHARD ESMITH**
Facultad	:	**INGENIERÍA DE SISTEMAS E INGENIERÍA CIVIL**
Escuela	:	**ING. DE SISTEMAS**
Asesor(a)	:	**M.Sc. PANDURO PADILLA, EUCLIDES**

Presenta un **porcentaje de similitud de 4%,** verificado en el Sistema Antiplagio COMPILATIO,

De acuerdo a los criterios de porcentaje establecidos en el articulo 9 de la DIRECTIVA DE USO DEL SISTEMA ANTIPLAGIO, el cual indica que todo trabajo de investigación no debe superar el 10%. **En tal sentido, se declara, que el presente trabajo de investigación presenta un porcentaje aceptable de similitud,** procediéndose a emitir la presente Constancia de Originalidad de Trabajo de Investigación (COTI) a solicitud del asesor.

En señal de conformidad se firma y sella el presente documento.

Fecha: 22/09/2025

Dr. JOSÉ MANUEL CÁRDENAS BERNAOLA
Director de Producción Intelectual

UNIVERSIDAD NACIONAL DE UCAYALI

DIRECCIÓN DE PRODUCCIÓN INTELECTUAL

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN

Repositorio de la Universidad Nacional de Ucayali

Yo, RICHARD ESMITH GAVIRIA HUANIO

Autor de la tesis titulada : MODELO BASADO EN UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA LA DETECCION DE FRUTOS DEL CAMU CAMU, PUCALLPA 2023.

Sustentada el año 2025

Asesor(a): MSC. EUCLIDES PANDURO PADILLA

Facultad: INGENIERIA DE SISTEMAS E INGENIERIA CIVIL

Escuela Profesional: INGENIERIA DE SISTEMAS

Autorizo la publicación:

PARCIAL [ ] TOTAL [X]

De mi trabajo de investigación en el Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Ucayali (www.repositorio.unu.edu.pe), bajo los siguientes términos:

Primero: Otorgo a la Universidad Nacional de Ucayali licencia no exclusiva para reproducir, distribuir, comunicar, transformar (únicamente mediante su traducción a otros idiomas) y poner a disposición del público en general mi tesis (incluido el resumen) a través del Repositorio Institucional de la UNU, en formato digital sin modificar su contenido, en el Perú y en el extranjero; por el tiempo y las veces que considere necesario y libre de remuneraciones.

Segundo: Declaro que la tesis es una creación de mi autoría y exclusiva titularidad, por tanto me encuentro facultado a conceder la presente autorización, garantizando que la tesis no infringe derechos de autor de terceras personas, caso contrario, me hago único(a) responsable de investigaciones y observaciones futuras, de acuerdo a lo establecido en el estatuto de la Universidad Nacional de Ucayali, la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria y el Ministerio de Educación.

En señal de conformidad firmo la presente autorización.

Fecha: 18 / 12 / 2025

Email: Richargaviria@gmail.com Firma:

Teléfono: 968012719 DNI: 76021081

DEDICATORIA

A mi familia, por estar siempre a mi lado en los momentos más importantes. Gracias por su apoyo, cariño y por motivarme a seguir adelante cada día.

Dedico también este trabajo a quienes creen en el valor del conocimiento aplicado para mejorar nuestra región. Esta tesis representa no solo un logro académico, sino el resultado de muchas horas de esfuerzo, aprendizaje y dedicación, motivado por el deseo de aportar algo útil para la región.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por haberme acompañado a lo largo de este camino, dándome la fuerza, la claridad y la perseverancia necesarias para culminar esta etapa importante de mi vida.

A mi familia, gracias por su amor incondicional, por estar presentes en cada momento, y por ser mi mayor fuente de motivación. Este logro también es de ustedes.

A la Universidad Nacional de Ucayali, por abrirme las puertas del conocimiento y brindarme el espacio para crecer como persona y como profesional. A los docentes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas, gracias por compartir su sabiduría, su exigencia y su vocación por enseñar; cada uno dejó una huella valiosa en mi formación.

También agradezco a quienes creyeron en este proyecto y me alentaron a seguir adelante. Esta investigación refleja no solo un esfuerzo académico, sino un compromiso con el desarrollo de nuestra región y con la aplicación de la tecnología en beneficio del entorno que nos rodea.

RESUMEN

La investigación plantea el objetivo de determinar una forma precisa para detección de frutos de camu camu a través de una imagen, para esto se realizará el desarrollo de un modelo basado en una red neuronal convolucional. El camu camu (Myrciaria dubia) es un fruto amazónico reconocido por su alto contenido de vitamina C, se busca desarrollar una herramienta tecnológica avanzada para asistir a los productores agrícolas de camu camu en la detección de conteo de frutos, mejorando así su capacidad de planificación y optimización de la producción y comercialización del fruto en el mercado local. Los modelos de redes neuronales convolucionales, fueron entrenados, validados y evaluados con el conjunto de datos adquirido en diferentes parcelas dentro de la ciudad de Pucallpa. Como resultado, se implementó exitosamente un modelo basado en una red neuronal convolucional.

Palabras claves: Camu Camu, Red Neuronal Convolucional (CNN), Deep Learning.

ABSTRACT

This research aims to determine an accurate method for detecting camu camu fruits through images by developing a model based on a convolutional neural network. Camu camu (Myrciaria dubia) is an Amazonian fruit recognized for its high vitamin C content. The goal is to develop an advanced technological tool to assist camu camu producers in detecting and counting fruits, thereby improving their ability to plan, optimize production, and enhance commercialization in the local market. Convolutional neural network models were trained, validated, and evaluated using a dataset collected from various plots within the city of Pucallpa. As a result, a model based on a convolutional neural network was successfully implemented.

Keywords: Camu Camu, Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA vi

AGRADECIMIENTOS vii

RESUMEN viii

ABSTRACT ix

ÍNDICE GENERAL X

ÍNDICE DE TABLAS xii

ÍNDICE DE FIGURAS xiii

INTRODUCCIÓN xiv

CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 15

1.1. Antecedentes del problema 15

1.2. Formulación del problema 17

1.2.1. Problema general 17

1.2.2. Problemas específicos 17

1.3. Objetivos de la investigación 17

1.3.1. Objetivo general 17

1.3.2. Objetivos específicos 17

1.4. Justificación e Importancia 18

1.5. Hipótesis y/o sistema de hipótesis 19

1.5.1. Hipótesis general 19

1.5.2. Hipótesis específicas 19

1.6. Variables 19

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO 22

2.1. Antecedentes de la investigación 22

2.1.1. Antecedentes internacionales 22

2.1.2. Antecedentes nacionales 23
2.2. Bases teóricas 25
2.3. Definición de términos básicos 36
CAPÍTULO III: METOLOGÍA 38
3.1. Método de investigación.....38
3.2. Población y muestra.....40
3.3. Procedimientos de recolección de datos 40
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos 41
3.5. Tratamiento de datos 41
3.6. Validación por un experto.....42
CAPÍTULO IV: PRESENTACIÓN DE RESULTADOS.....43
4.1. Fase de formulación del modelo y diseño metodológico 43
4.2. Fase de Entrenamiento y Ajuste 49
4.3. Fase de Evaluación del desempeño del Modelo 52
4.4. Fase de validación por experto agrícola.....57
4.5. Prueba de hipótesis 60
4.6. Discusión de resultados 64
CONCLUSIONES.....66
RECOMENDACIONES 67
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 68
ANEXOS……..72

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Operacionalización de las variables.....21

Tabla 2. Estrategia de Recolección de Información.....40

Tabla 3. Distribución del conjunto de datos para detección de frutos.....45

Tabla 4. Parámetros técnicos y computacionales utilizados en el entrenamiento de YOLOv8m.....47

Tabla 5. Resultados del modelo entrenado con imágenes etiquetadas manualmente..54

Tabla 6. Comparación entre conteo del experto y conteo del modelo Yolov8m.....58

Tabla 7. Comparación de resultados del modelo YOLOv8m entrenado con cajas delimitadoras y con segmentación poligonal. 61

Tabla 8. Diccionario de Datos Ejemplos.....81

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Planta de Camu Camu 26

Figura 2. Representación esquemática de una red neuronal convolucional aplicada a imágenes de camu camu 31

Figura 3. Explicación de Conjunto de Datos 33

Figura 4. Grafica de matriz de confusión.....34

Figura 5. Imágenes en campo 44

Figura 6. Imágenes en laboratorio 44

Figura 7. Etiquetado dentro del Labelme 46

Figura 8. Estación de cómputo local 47

Figura 9. Arquitectura adaptada de YOLOv8 49

Figura 10. Entrenamiento del Modelo 50

Figura 11. Seguimiento del aprendizaje del modelo mediante la métrica mAP 51

Figura 12. Detección de frutos de Camu Camu en imagen (prueba 1) 52

Figura 13. Detección de frutos en imagen de prueba 2 (fondo complejo) 53

Figura 14. Detección de frutos en imagen de prueba 3 (luz natural indirecta).....53

Figura 15. Diagrama de bloques del proceso de detección.....55

Figura 16. Comparación del conteo entre el modelo YOLOv8m y el experto humano. 58

Figura 17. Concordancia entre el modelo y el experto (%) 59

Figura 18. Matriz de Confusión 63

INTRODUCCIÓN

En la actualidad el camu camu (Myrciaria dubia) es una fruta tropical reconocida por su altísimo contenido de ácido ascórbico. En Pucallpa, la agricultura de camu camu enfrenta desafíos significativos, especialmente en el conteo de frutos por parcela, que determina el valor de la cosecha para los agricultores.

Dentro el capítulo I, se establece el planteamiento del problema, con seis subtítulos que parten desde la descripción y fundamentación del problema, también la formulación del problema, los objetivos de la investigación, justificación, hipótesis y variables.

Asimismo, en el capítulo II, se fundamenta el marco teórico, a través de tres subtítulos que son establecidos por los antecedentes del problema, bases teóricas y definiciones de términos básicos.

Y con respecto, al capítulo III, se explica la metodología, que se basa en seis subtítulos, siendo el método de la investigación, la población y muestra, técnicas e instrumentos de recolección de datos, procesamiento para la recolección de datos, tratamiento de los datos y validación por un experto.

Además, en el capítulo IV, se realiza la propuesta de la investigación, que se basa en cuatro subtítulos, siendo la fase de formulación del modelo y diseño metodológico, fase de entrenamiento y ajuste, fase de evolución del desempeño del modelo y fase de validación por experto agrícola.

Por último, en el capítulo V, se explica la discusión de los resultados. En la parte final se tienen las conclusiones, sugerencias, referencias bibliográficas y anexos respectivos.

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Antecedentes del problema

A nivel mundial, la variedad de especies amazónicas ha atraído a los investigadores de la industria alimentaria (Sousa et al., 2021). Uno de los frutos que más destaca por sus compuestos nutricionales relevantes para la salud es el Camu Camu.

A nivel continental, como lo describe (Aguirre-Neira et al., 2020), el fruto del camu camu tienen características resaltantes para su comercialización, mejora y conservación, con buenos valores de masa en función a la cosecha.

A nivel nacional, como lo describe el (Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego, 2023), en el Perú existen dos tipos de camu camu. El arbustivo (Myrciaria dubia) que se encuentra en la selva tropical de la amazonia peruana, crece de manera abundante en las orillas del río, riachuelos, lagunas, en algunas zonas las inundables permanecen hasta cinco meses bajo el agua los frutos son de menor tamaño y el arbóreo (Myrciaria sp), lo encontramos generalmente en los pantanos, solamente la parte superior de su tallo queda sumergida en épocas de inundaciones generalmente los frutos son de mayor tamaño.

A nivel regional, el fruto del camu camu se distribuye ampliamente en los distritos de Manantay, Calleria, Yarinacocha y Masisea. (Sanchez, 2020). Como explica el autor se busca obtener el frutos y madurez requerida para su comercialización entre (70 a 75 días después de la defoliación), así optimizando el tiempo de cosecha y producción.

En la actualidad, los productores del camu camu, no tienen una estimación de producción postcosecha por planta. El ojo humano no puede detectar o realizar un

conteo automatizado de los frutos por planta, ya que existen diversos factores como el cansancio y el tiempo. El fruto del camu camu no puede estar almacenado mucho tiempo a espera de su comercialización, ello determina el margen de ganancia por producción en cada cosecha, al contar con un estimado de los frutos se puede planificar mejor las estrategias de ventas.

El proyecto tiene como finalidad brindar soporte a los productores agrícolas de camu camu de la región, en la detección automática y el conteo de frutos por planta, mediante la implementación de inteligencia artificial para optimizar el aprovechamiento de los recursos naturales de este fruto nativo de la selva. El aprovechamiento del fruto está creciendo por su importancia como alimento y su relevancia económica tanto a nivel mundial, nacional y regional.

En este contexto, el uso de tecnologías y modelos de entrenamiento basados en redes neuronales convolucionales (CNN) y aprendizaje profundo desempeña un papel innovador para el desarrollo agrario en la ciudad de Pucallpa, con el objetivo de optimizar la producción de camu camu. La creciente demanda de este fruto crea una necesidad constante de innovar tecnológicamente, facilitando no solo el conteo y análisis de los frutos, sino también extendiéndose a la optimización de procesos de cosecha, mejorando los tiempos y la calidad del producto. Por lo tanto, las CNN y el aprendizaje profundo se están utilizando cada vez más para el desarrollo de servicios tecnológicos, ofreciendo la automatización de procesos en diversos sectores, lo que puede transformar significativamente la eficiencia y productividad agraria en Pucallpa y otras regiones.

Sin embargo, muchos empresarios del rubro agrícola dependen de métodos tradicionales para el desarrollo de sus operaciones. Esto permite dar un paso significativo e innovador, especialmente cuando los procesos de automatización a través de redes neuronales (CNN) y de aprendizaje profundo optimizan tiempo y

costos.

La ciudad de Pucallpa, en pleno crecimiento y con pequeñas industrias, enfrenta un desafío significativo en la incorporación de nuevas tecnologías en el sector agrario. Muchos empresarios del rubro agrícola aún dependen de métodos tradicionales para sus operaciones, lo que ralentiza la adopción de innovaciones tecnológicas. En este contexto, la demanda de frutos de camu camu y la necesidad de optimizar su producción crean una oportunidad y necesidad urgente de implementar tecnologías avanzadas.

1.2. Formulación del problema

1.2.1. Problema general

- ¿De qué manera un modelo de red neuronal convolucional detecta los frutos del camu camu?

1.2.2. Problemas específicos

- ¿De qué manera puede reconocer en la base de datos la localización de los frutos del camu camu?
- ¿De qué manera se puede conocer la cantidad de frutos del camu camu detectados por el modelo CNN?

1.3. Objetivos de la investigación

1.3.1. Objetivo general

- Diseñar, entrenar y validar un modelo de red neuronal convolucional para la detección automática de los frutos del camu camu.

1.3.2. Objetivos específicos

- Construir la base de datos etiquetando la región de interés de los frutos del camu camu y entrenar el modelo de red neuronal convolucional.
- Evaluar y validar el rendimiento del modelo de red neuronal convolucional

mediante métricas cuantitativas de precisión (Precision, Recall, F1-score, mAP@0.5) y su concordancia con el conteo manual realizado por un experto.

1.4. Justificación e Importancia

1.4.1. Justificación

Esta investigación tiene el propósito de potenciar el uso de las redes neuronales convolucionales para la detección del fruto del camu camu a partir de imágenes tomadas en condiciones reales del campo o en un ambiente controlado sin preocuparse por una iluminación especifica o tipo de resolución de imagen.

Siguiendo los lineamientos de investigación científica, a partir de la observación experimental, formulación del problema, objetivos e hipótesis, defiendo los parámetros necesarios para lograr la detección de los frutos del camu camu.

1.4.2. Importancia

La aplicación de redes neuronales convolucionales (CNN) en la agricultura, específicamente en la producción de camu camu en la ciudad de Pucallpa, representa una innovación significativa con múltiples beneficios y relevancia, tiene el potencial de transformar significativamente la agricultura local, permitiendo un conteo y clasificación más preciso y rápido de los frutos de camu camu, lo cual es esencial para la gestión de inventarios y la planificación de cosechas. Esto reduce los errores humanos y mejora la eficiencia operativa (mejorando la eficiencia), reducir significativamente los costos laborales y aumentar la productividad (reduciendo costos), posicionando a la ciudad de Pucallpa como un referente en el uso de tecnologías de vanguardia en el sector agrario (promoviendo la sostenibilidad

y fomentando el desarrollo tecnológico y económico).

1.5. Hipótesis y/o sistema de hipótesis

1.5.1. Hipótesis general

- Implementar un modelo de red neuronal convolucional mejora significativamente la detección de los frutos del camu camu, alcanzando métricas de precisión superiores al 90% en el conjunto de prueba.

1.5.2. Hipótesis específicas

- El etiquetado correcto de las regiones de interés y el entrenamiento del modelo de red neuronal convolucional permiten reconocer con alta precisión la localización de los frutos del camu camu.
- Las predicciones del modelo de red neuronal convolucional presentan una concordancia ≥ 90 % con el conteo manual del experto.

1.6. Variables

1.6.1. Variable independiente

- **Modelo Basado en una Red Neuronal Convolucional**

Siguiendo la metodología propuesta por Hasan, A. S. M. M., Sohel, F., Diepeveen, D., Laga, H., & Jones, M. G. K. (2021), menciona que el uso de las CNN para automatizar los procesos agrícolas, mejorar la eficiencia y la precisión y posicionar al sector a la vanguardia de la tecnología. Este estudio destaca el potencial transformador de estos modelos para mejorar la precisión y la eficiencia de las operaciones agrícolas.

1.6.2. Variable dependiente

- **Detección De Frutos Del Camu Camu**

Siguiendo la metodología propuesta por Sa, I., Ge, Z., Dayoub, F., Upcroft, B., Perez, T., & McCool, C. (2016), resalta que desarrollar un sistema

de detección de frutas preciso, rápido y confiable, es crucial para la robótica agrícola autónoma, mejorando la estimación del rendimiento de la fruta y la cosecha automatizada. Al adaptar el modelo CNN basado en regiones más rápidas (Faster R-CNN) a través del aprendizaje por transferencia, la investigación aprovecha las imágenes de las modalidades RGB (color) e infrarrojas cercanas (NIR). Además, este enfoque acelera la implementación de nuevas frutas, lo que requiere significativamente menos tiempo para la anotación del cuadro delimitador en comparación con la anotación a nivel de píxel.

1.6.3. Operacionalización de las Variables

Variable 1: Modelo Basado en la Red Neuronal Convolucional

- ✓ Dimensión I: Variables de Detección.
- ✓ Dimensión II: Herramientas.

Variable 2: Detección De Frutos Del Camu Camu

- ✓ Dimensión I: Iluminación.
- ✓ Dimensión II: Características del Fruto.

Tabla 1

Operacionalización de las variables

VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	MEDICION
MODELO BASADO EN LA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL	Desempeño Exactitud Confiabilidad	• Precision • Acurracy. • mAP@0.5 • F1-score • Tasa de error	• Ordinal
DETECCIÓN DE FRUTOS DEL CAMU CAMU	Sensibilidad del modelo Calidad visual de la detección Criterios visuales del experto (color, forma y madurez del fruto)	• Porcentaje de detección efectiva • Concordancia con el conteo manual del experto • Validación visual del experto agrícola	• Ordinal

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de la investigación

2.1.1. Antecedentes internacionales

Xiao, F., Wang, H., Xu, Y., & Zhang, R. (2023). Presentan un análisis de los avances recientes en la detección y reconocimiento de frutas mediante técnicas de aprendizaje profundo. Su objetivo fue evaluar el desempeño de diferentes arquitecturas de redes neuronales convolucionales, con énfasis en modelos YOLO, Faster R-CNN y SSD, aplicados a la automatización de la cosecha agrícola. Los autores concluyen que los modelos basados en aprendizaje profundo, especialmente las versiones más recientes de YOLO (v5, v7 y v8), alcanzan niveles de precisión entre el 84 % y el 98 %, aunque aún enfrentan desafíos como la oclusión de frutos, las variaciones de iluminación y la detección de objetos pequeños. Señalan además la importancia de adaptar los modelos a las particularidades de cada cultivo para mejorar la eficiencia del proceso de recolección.

Neto, J. C., Ternes, S., Sampaio De Souza, K. X., Yano, I. H., & Queiros, L. R. (2022). Desarrollan un estudio sobre el uso de redes neuronales convolucionales para la detección de naranjas verdes en campo. El objetivo del artículo fue describir el proceso de entrenamiento de un modelo de aprendizaje profundo orientado a la detección y conteo de frutos a partir de imágenes capturadas en condiciones reales. Los autores concluyen que sus resultados alcanzaron índices superiores al 90 % en precisión y exactitud durante la detección. Asimismo, destacan que las redes neuronales y el aprendizaje profundo presentan un alto potencial para la identificación de

frutos verdes, recomendando aumentar el número de imágenes del dataset para mejorar la robustez del modelo.

Chen, S., Xiong, J., Jiao, J., Xie, Z., Huo, Z., & Hu, W. (2022). Desarrollan un método que combina redes neuronales convolucionales y mapas de saliencia visual para la detección de la madurez de frutos cítricos en entornos naturales. El objetivo del estudio fue diseñar un sistema capaz de mejorar la precisión de identificación de niveles de madurez, considerando las variaciones presentes en el entorno. Los autores concluyen que la integración de CNN con mapas de saliencia incrementa la precisión de detección, aunque persisten desafíos como la iluminación variable y la oclusión causada por hojas y ramas.

Mishra, O., Parashar, D., Harikrishanan, Gaikwad, A., Gagare, A., Darade, S., Bhalla, S., & Pandey, G. (2023). Desarrollaron un sistema avanzado para la detección y clasificación de la calidad de frutas empleando redes neuronales convolucionales combinado con análisis de forma, tamaño, color y textura. El objetivo del estudio fue superar las limitaciones presentes en los métodos tradicionales de clasificación mediante la integración de técnicas de aprendizaje profundo y preprocesamiento. Los autores describen un flujo de procesamiento que inicia con la selección de imágenes, continúa con una etapa de rectificación y extracción de propiedades, y culmina con la clasificación. Concluyen que la combinación de análisis clásicos con CNN mejora la precisión y exactitud del reconocimiento de calidad en frutas.

2.1.2. Antecedentes nacionales

Taquila-Velásquez, J., Vela-Guerra, A., Portillo-Mendoza, P., & Sotomayor-Beltran, C. (2024). Desarrollaron una tesis orientada al diseño e implementación de un modelo de red neuronal convolucional para detectar y

clasificar el nivel de calidad de la *Physalis peruviana* (baya dorada peruana) a partir de imágenes digitales. El objetivo fue contribuir a la mejora de los procesos de selección y comercialización agrícola mediante el uso de técnicas de aprendizaje profundo. Los autores concluyen que el modelo alcanzó una precisión superior al 90 %, demostrando la efectividad de las CNN en tareas de clasificación de calidad de frutos. Además, resaltan la posibilidad de adaptar este tipo de tecnologías a otros cultivos peruanos para optimizar la evaluación de madurez y calidad en condiciones reales.

Villanueva (2021). Desarrolló una tesis orientada a la creación de un sistema inteligente basado en redes neuronales para identificar melanoma a partir del análisis de imágenes de lesiones cutáneas y datos clínicos del paciente. El objetivo principal fue diseñar una herramienta capaz de automatizar el proceso de detección del cáncer de piel mediante técnicas avanzadas de visión por computadora. El autor demostró que el uso de redes neuronales convolucionales permite procesar grandes volúmenes de datos de manera eficiente y precisa, validando la confiabilidad del modelo para la detección del melanoma y resaltando el potencial de las CNN para aplicaciones en salud, seguridad, educación y otros sectores.

Caballero (2025). Desarrolló una tesis centrada en la creación de un modelo de visión artificial basado en redes neuronales convolucionales para clasificar frutos de aguaymanto (*Physalis peruviana*) en tres niveles de madurez en condiciones propias del campo amazónico peruano. El objetivo fue diseñar un sistema capaz de identificar automáticamente el estado de madurez de los frutos a partir de imágenes, contribuyendo a la mejora de procesos de selección agrícola. El autor concluye que el modelo CNN implementado alcanzó una alta precisión en la clasificación, validando su

eficacia y potencial para automatizar procedimientos dentro de la agroindustria amazónica.

Gonzales & Neyra (2022). Desarrollaron una tesis enfocada en la implementación de una red neuronal convolucional para la detección y conteo de vehículos en una sección del estacionamiento de la Universidad Ricardo Palma. El objetivo consistió en aplicar técnicas de aprendizaje profundo para automatizar el reconocimiento y enumeración de automóviles a partir de imágenes. Los autores concluyeron que la implementación de YOLOv5 y Faster R-CNN, utilizando estrategias de *transfer learning* como congelamiento de capas y *fine tuning*, permitió obtener resultados eficientes. YOLOv5 fue seleccionada como la red principal debido a su bajo error promedio (5.33%), mientras que la tasa de falsos positivos permaneció en rangos manejables (35% y 55% según los umbrales evaluados). Se demuestra así que el conteo de objetos en imágenes puede realizarse de forma automatizada mediante redes neuronales convolucionales.

En este contexto, se demuestra que existen investigaciones relacionadas al sector agrario a nivel nacional que cumplen con los objetivos planteados.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. El camu camu (Myrciaria dubia)

Londoño Hernández, L., Montalvo Rodriguez, C., Arroyave Sierra, O. J., & Garcia Gonzalez, E. (2022). Describe a el camu camu (Myrciaria dubia) como más que un cultivo; sino también como una fuente vital de nutrición y un pilar económico. Este fruto amazónico es reconocido por su altísimo contenido de vitamina C, con niveles que pueden llegar a ser hasta 60 veces superiores a los de una naranja. Este aporte de vitamina C no solo fortalece

el sistema inmunológico, sino que también ayuda a prevenir enfermedades como el escorbuto y mejora la salud de la piel y las articulaciones. En la Figura 1, se visualiza uno de los plantones, dentro del Jardín de Clonación de Camu Camu, de la Universidad Nacional de Ucayali.

Figura 1

Planta de Camu Camu



Fuente: Elaboración propia

Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (2023), sostiene que el camu camu tiene propiedades antioxidantes gracias a su riqueza en flavonoides y antocianinas, que protegen las células contra el daño oxidativo, reduciendo el riesgo de enfermedades crónicas como la diabetes y las enfermedades cardíacas. Se valora no solo por sus beneficios nutricionales, sino también por su uso en la medicina tradicional para tratar afecciones respiratorias, digestivas e inflamatorias.

Reátegui A., Velasco M., Neto, J. C., Ternes, S., Sampaio De Souza, K. X., Yano, I. H., Queiros, L. R., Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego, Sanchez, E., Christmann, G. H. G., Montenegro, F. J. C., Grando, R. B.,

Guerra, R. da S., Gené-Mola, J., Vilaplana, V., Rosell-Polo, J. R., Morros, J.-R., Ruiz-Hidalgo, J., Gregorio, E., Moraes, F. S. (2018). Define a el camu camu como un cultivo estratégico para los agricultores de la región. La creciente demanda de productos naturales y suplementos en los mercados internacionales ha incrementado su valor, lo que promueve la inversión en técnicas agrícolas sostenibles y en tecnología de procesamiento. Esto no solo mejora la calidad de vida de los agricultores, sino que también impulsa el desarrollo económico. La producción y comercialización del camu camu están, por lo tanto, intrínsecamente ligadas a la prosperidad de la región, ofreciendo oportunidades para el crecimiento económico y la mejora de la salud pública.

2.2.2. Redes neuronales

Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, A. C. (2017), las redes neuronales se describen como modelos computacionales que están inspirados en la estructura y el funcionamiento del cerebro humano. Una red neuronal consiste en múltiples capas de neuronas artificiales, donde cada neurona recibe señales, las procesa mediante una función de activación, y transmite el resultado a las neuronas de la siguiente capa. El proceso básico se basa en ajustar los pesos de las conexiones entre neuronas a través de un aprendizaje supervisado, en el que la red aprende a reconocer patrones a partir de ejemplos etiquetados. Este proceso de ajuste se realiza utilizando algoritmos como el descenso de gradiente para minimizar el error en las predicciones de la red. A medida que se entrena, la red mejora en tareas como el reconocimiento de imágenes o la clasificación de datos.

Gené-Mola et al. (2019) destaca que las redes neuronales profundas, o deep learning, utilizan múltiples capas ocultas, lo que permite a la red

aprender representaciones más abstractas y complejas de los datos. Esto ha llevado a avances significativos en áreas como el procesamiento del lenguaje natural, la visión por computadora, y los sistemas de recomendación. Este enfoque ha permitido resolver problemas que antes eran inabordables con técnicas de aprendizaje automático más tradicionales, haciendo de las redes neuronales una herramienta fundamental en la inteligencia artificial moderna. En ocasiones, los fallos y falsos positivos en redes neuronales pueden ocurrir por diversas razones, como datos inadecuados o modelos mal entrenados. Para reducir estos problemas, es fundamental diseñar redes robustas, usar técnicas de validación, y ajustar los parámetros del modelo. En aplicaciones críticas, es importante minimizar los riesgos asociados con estos errores para asegurar la precisión y confiabilidad del sistema en el mundo real.

Para finalizar, la prioridad del uso es la capacidad para aprender y generalizar patrones complejos a partir de datos, replicando la forma en que el cerebro humano procesa información. Las redes neuronales profundas se han consolidado como herramientas clave en la ciencia de datos, especialmente en tareas de reconocimiento, predicción y clasificación sobre grandes volúmenes de información no estructurada. Su capacidad de aprendizaje permite mejorar significativamente la precisión y eficiencia en aplicaciones prácticas como la visión por computadora, la traducción automática y la detección de fraudes.

2.2.3. Capas de una red neuronal artificial

Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, A. C. (2017), las redes neuronales están compuestas por neuronas conectadas en capas, que procesan información de manera similar a las neuronas del cerebro humano. Incluyen capas de entrada, capas ocultas que realizan cálculos complejos, y una capa

de salida para generar resultados. Los pesos y sesgos son ajustables y determinan cómo se procesa la información. Las funciones de activación permiten manejar relaciones no lineales, y el entrenamiento de la red ajusta los pesos para mejorar la precisión. Estas estructuras son esenciales en aplicaciones de ciencia de datos como reconocimiento de patrones y predicciones.

2.2.4. Redes neuronales convolucionales

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). En esta investigación se define a las Redes Neuronales Convolucionales (CNNs) como tipo de red neuronal que aprende de manera automática y adaptativa con jerarquías espaciales de características en datos visuales. Estas redes están estructuradas en múltiples capas de procesamiento que permiten extraer y representar características a diferentes niveles de abstracción. Las primeras capas capturan características de bajo nivel, como bordes y texturas, mientras que las capas más profundas aprenden representaciones más complejas, como formas y objetos. Este enfoque ha demostrado ser particularmente efectivo en tareas de reconocimiento de patrones basadas en imágenes, superando significativamente los métodos anteriores o tradicionales como el ImageNet.

Mejoro el análisis del campo de las redes neuronales convolucionales (CNN) y su impacto en la eficiencia del entrenamiento y la precisión en el reconocimiento de imágenes. Se destacarán las mejoras en la activación neuronal, la normalización, la regularización, el aumento de datos y el uso de hardware especializado para el procesamiento de grandes volúmenes de información, marcando punto de inflexión en el desarrollo de las redes neuronales convolucionales, demostrando que un diseño más profundo y

optimizado puede mejorar drásticamente la precisión en la clasificación de imágenes. Su implementación de ReLU, LRN, dropout, aumento de datos y el uso de GPU establecieron un nuevo estándar en el aprendizaje profundo, influyendo en generaciones posteriores de modelos avanzados como VGG, ResNet e Inception.

2.2.5. Arquitectura de la red neuronal artificial convolucional

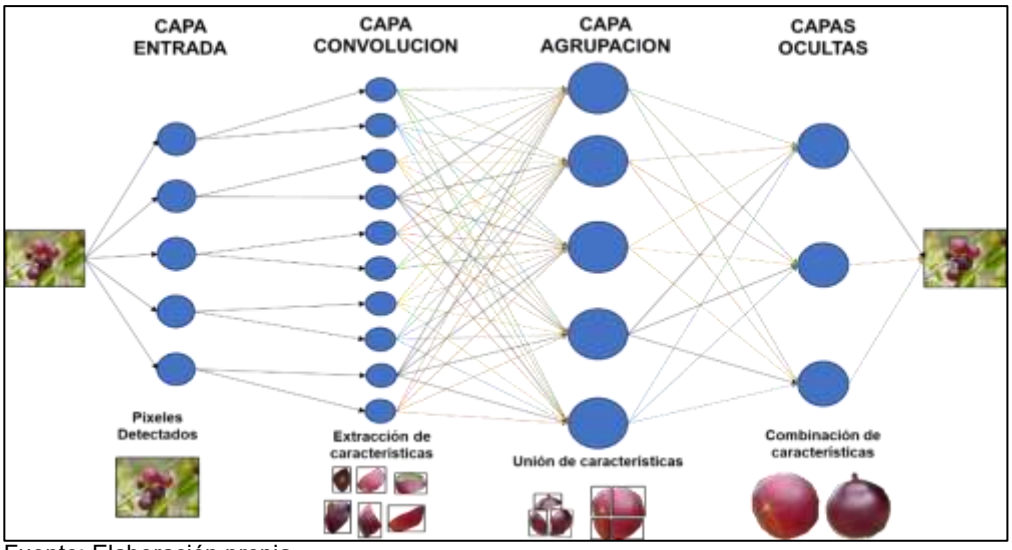
La arquitectura de una red neuronal artificial convolucional se define como la estructura de una red que aprende a partir de datos. Según MathWorks (2022), una red neuronal convolucional (CNN) es una arquitectura de red para deep learning que aprende directamente a partir de datos. Son particularmente útiles para identificar patrones en imágenes con el fin de reconocer objetos, clases y categorías:

- Capa de entrada: Recibe la imagen que va a procesarse. Solo define el tamaño y colores (por ejemplo, 28x28 píxeles en blanco y negro).
- Capa convolucional: Busca patrones en la imagen, como bordes o formas, usando filtros. Es como si la red "mirara" la imagen con lupas que detectan detalles específicos.
- Capa de agrupación (pooling): Reduce el tamaño de la imagen manteniendo lo importante. Hace el modelo más rápido y evita que se sobreentrene.
- Capa completamente conectada: Une toda la información aprendida para tomar decisiones.
- Capa softmax (salida): Da la respuesta final en forma de probabilidades (por ejemplo, 80% perro, 15% gato, 5% otro).

Se puede ver en la Figura 2 una representación de la arquitectura, de una red neuronal convolucional.

Figura 2

Representación esquemática de una red neuronal convolucional aplicada a imágenes de camu camu



Fuente: Elaboración propia

2.2.6. Estrategias para la detección de objetos

Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, C. A. (2016), explican que la detección de objetos en redes neuronales convolucionales es una técnica de visión por computadora que no solo reconoce qué objetos están presentes en una imagen, sino que también determina su ubicación exacta mediante cuadros delimitadores. A diferencia del reconocimiento simple, que identifica categorías generales, la detección permite identificar múltiples objetos específicos dentro de una misma imagen, lo que es esencial para tareas como el conteo, seguimiento y análisis en entornos complejos.

Según Santos & Papa (2022), los modelos de detección de objetos basados en redes neuronales convolucionales requieren un ajuste preciso de su complejidad para equilibrar la precisión con la capacidad de generalización. Los detectores con arquitecturas más profundas y numerosos parámetros

pueden capturar patrones visuales complejos, mejorando su rendimiento en el conjunto de entrenamiento, pero al mismo tiempo elevan el riesgo de sobreajuste, lo que se traduce en un bajo desempeño frente a nuevas imágenes.

Para mitigar este problema, es fundamental dividir el conjunto de datos en entrenamiento, validación y prueba, aplicar técnicas de aumento de datos y regularización, y monitorear el rendimiento durante el entrenamiento. Estas acciones ayudan a garantizar que el modelo aprenda características robustas, evitando que dependa exclusivamente de los datos vistos.

Asimismo, en esta sección se abordan las métricas de evaluación, las cuales resultan fundamentales para analizar el rendimiento de un modelo una vez que ha sido entrenado. Estas métricas permiten medir qué tan bien realiza sus predicciones, ofreciendo una base objetiva para validar su precisión y eficacia en escenarios reales.

2.2.7. Conjuntos de datos

- **Entrenamiento**

Según Brownlee (2021), el conjunto de datos de entrenamiento es aquel que se utiliza para ajustar internamente los parámetros del modelo, como los pesos y sesgos en el caso de una red neuronal. A través de múltiples iteraciones, el modelo analiza estas muestras para aprender patrones, estructuras y relaciones relevantes. Es fundamental que este conjunto sea representativo del problema a resolver, ya que constituye la base del conocimiento que el modelo aplicará en nuevos datos.

- **Validación**

De acuerdo con Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, C. A. (2016), el conjunto de validación cumple una función crítica en el monitoreo del

rendimiento del modelo durante el entrenamiento. Este subconjunto no se utiliza para ajustar los parámetros del modelo, sino para afinar los hiper parámetros y prevenir el sobreajuste. Si el modelo muestra un buen desempeño en el conjunto de entrenamiento, pero bajo rendimiento en el de validación, es señal de que ha memorizado los datos sin haber aprendido a generalizar.

- **Prueba**

Según Géron (2019), el conjunto de prueba sirve para realizar una evaluación final e imparcial del rendimiento del modelo. Este conjunto contiene datos completamente nuevos para el algoritmo y permite estimar cómo se comportará en condiciones reales. Las métricas calculadas a partir de este conjunto, como precisión, recall y F1-score, brindan evidencia sólida sobre la capacidad predictiva del modelo entrenado.

Figura 3

Explicación de Conjunto de Datos



Fuente: Elaboración propia

2.2.8. Métricas de evaluación

- **Matriz de Confusión**

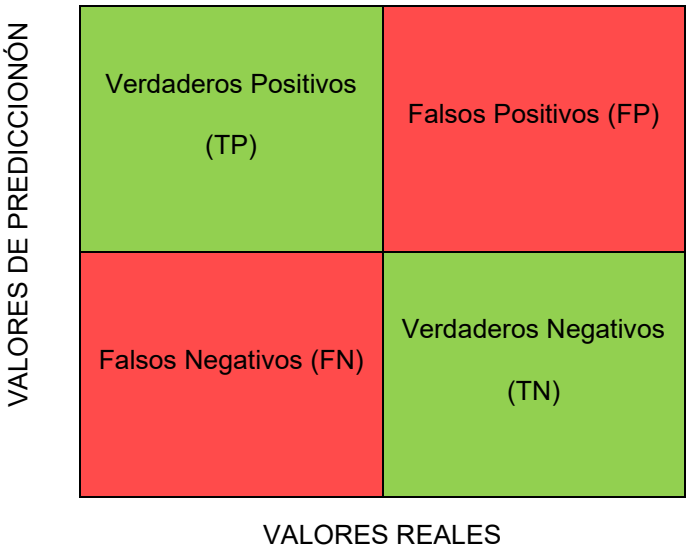
Según Powers (2007), la matriz de confusión es una herramienta que permite visualizar el desempeño de un modelo de clasificación al comparar las predicciones con los valores reales. Se compone de cuatro elementos: verdaderos positivos (TP), verdaderos negativos (TN), falsos positivos (FP) y

falsos negativos (FN). Esta matriz facilita el cálculo de otras métricas que sirven como evaluación: la precisión, la sensibilidad y el F1-score.

En la Tabla 2 se presenta una matriz de confusión, la cual permite visualizar el rendimiento del modelo al clasificar las imágenes. En esta representación, el color verde señala las predicciones acertadas (verdaderas), mientras que el color rojo indica aquellas que fueron incorrectas (falsas). A partir de esta matriz se obtienen cuatro componentes esenciales para el análisis del desempeño: verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos.

Figura 4

Grafica de Matriz de Confusión



- **Precisión (Precisión)**

Según Powers (2007), mide la proporción de predicciones positivas que fueron correctas. Es útil cuando es importante evitar falsos positivos. Se calcula a partir de los valores obtenidos en la matriz de confusión, ver Tabla 2, con la siguiente ecuación:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

- **Sensibilidad (Recall)**

Ha, J., Kambe, M., & Pe, J. (2011). La define como la tasa de verdaderos positivos encontrados, la sensibilidad mide la capacidad del modelo para identificar correctamente las instancias positivas. Se calcula a partir de los valores obtenidos en la matriz de confusión, ver Tabla 2, con la siguiente ecuación:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

- **Exactitud (Accuracy)**

Segun Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, C. A. (2016), esta métrica es útil en conjuntos de datos balanceados, pero puede ser engañosa en presencia de clases desbalanceadas. Se calcula a partir de los valores obtenidos en la matriz de confusión, ver Tabla 2, con la siguiente ecuación:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

- **F1-Score**

El F1-score es la media armónica entre la precisión y el recall, y es una métrica más robusta cuando existe un desequilibrio entre clases. Según (Powers, 2007), permite evaluar el balance entre precisión y sensibilidad del modelo. Se calcula a partir de los valores obtenidos en la matriz de confusión, ver Tabla 2, con la siguiente ecuación:

$$\text{F1} - \text{score} = 2 \times \frac{\text{Precisión} \times \text{Recall}}{\text{Precisión} + \text{Recall}}$$

2.2.9. Concordancia entre conteos manuales y automáticos

Segun Yang, C. H., Xiong, L. Y., Wang, Z., Wang, Y., Shi, G., Kuremot, T., Zhao, W. H., & Yang, Y. (2020), una métrica común para evaluar la precisión de los modelos de detección y conteo de objetos es la concordancia

porcentual. Esta métrica permite comparar directamente los resultados obtenidos por un modelo automático respecto a un conteo realizado por un experto humano. La concordancia porcentual se define como:

$$\text{Concordancia } \% = \left(1 - \frac{\text{Conteo modelo} - \text{Conteo experto}}{\text{Conteo experto}}\right) \times 100$$

Esta expresión mide el grado de coincidencia entre ambos conteos. Un valor cercano al 100% indica alta precisión en el sistema automatizado. Esta métrica ha demostrado ser útil en tareas donde la exactitud en el número de objetos detectados es tan importante como su localización espacial.

2.3. Definición de términos básicos

- **Deep Learning (Aprendizaje Profundo)**

Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, C. A. (2016). Es una técnica avanzada de aprendizaje automático que enseña a las máquinas a reconocer patrones en grandes cantidades de datos. Usando redes neuronales, las máquinas aprenden por sí solas a identificar cosas complejas, como imágenes o sonidos, a través de varias capas que procesan los datos de manera progresiva.

- **Convolución**

Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, C. A. (2016). Es una operación matemática que se usa en las redes neuronales para analizar imágenes. Básicamente, una pequeña "ventana" (un filtro) se mueve sobre la imagen, buscando patrones como bordes o formas, y ayuda a que la red entienda lo que está viendo.

- **Transfer Learning (Transferencia de Aprendizaje)**

Zhou, R., Liu, F., & Gravelle, C. W. (2020). Es un enfoque donde se toma un modelo de red neuronal que ya ha aprendido a resolver un problema general (como identificar muchas imágenes diferentes) y se ajusta para resolver un problema específico. Esto es útil porque no necesitas entrenar un modelo desde cero,

ahorrando tiempo y recursos.

- **YOLOv8**

Redmon & Farhadi (2018). You Only Look Once es una versión avanzada de un sistema que detecta objetos en imágenes o videos en tiempo real. Es muy rápido y preciso, y puede identificar varios objetos a la vez. YOLOv8 es especialmente útil cuando necesitas que el modelo trabaje en vivo, como en un video, y detecte lo que está ocurriendo.

- **Python**

VanderPlas (2023). Python es un lenguaje de programación interpretado, de alto nivel y propósito general, conocido por su legibilidad, simplicidad sintáctica y amplio uso en ciencia de datos, inteligencia artificial y desarrollo web.

- **Labelme**

Gai, R., Chen, N., & Yuan, H. (2023). Herramienta gráfica utilizada para la anotación manual de los frutos en las imágenes. permite delimitar con una caja de contorno (bounding box) y etiquetado en formato YOLO.

- **Jupyter Notebook**

Jupyter Notebook es una aplicación web de código abierto muy utilizada para entornos virtuales. Según Kluyver, T., Benjamin Ragan-Kelley, Pérez, F., Granger, B., Bussonnier, M., Frederic, J., Kelley, K., Hamrick, J., Grout, J., Corlay, S., Ivanov, P., Avila, D., Abdalla, S., & Willing, C. (2016). Esta herramienta es ampliamente utilizada en ciencia de datos, aprendizaje automático y visualización de datos debido a su capacidad para integrar el código y los resultados en un solo entorno interactivo.

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1. Método de investigación

3.1.1. Tipo de investigación

Investigación aplicada tecnológica. Para (Lozada, 2019) esta investigación propone el uso de una solución tecnológica con el fin de generar un impacto positivo, que para el caso de este proyecto de investigación se propone el diseño, entrenamiento y validación de un modelo de red neuronal convolucional para la detección automática de frutos de camu camu.

El propósito es aplicar técnicas de inteligencia artificial en el campo de la agroindustria, optimizando el proceso de detección mediante métricas de rendimiento cuantitativas y la validación por un experto agrícola.

3.1.2. Nivel de investigación

Este proyecto se enmarca en el nivel tecnológico, descriptivo comparativo, ya que se orienta al desarrollo y validación de un modelo de red neuronal convolucional para la detección de frutos de camu camu. Se evalúa el comportamiento del modelo propuesto frente a un conjunto de datos estructurado y se compara su rendimiento con los resultados obtenidos por un experto agrícola.

De esta manera, el nivel de investigación permite describir, analizar y contrastar cuantitativamente el desempeño del modelo, estableciendo su grado de precisión, exactitud y confiabilidad mediante métricas objetivas de validación.

3.1.3. Diseño de investigación

Según Hernández (2014), define que el diseño no experimental se caracteriza porque el investigador no manipula deliberadamente las variables de estudio, sino que observa los fenómenos tal y como ocurren en su contexto natural, con el propósito de analizar relaciones, comportamientos o validaciones derivadas de los datos recolectados. En este tipo de diseño, el investigador busca comprender y evaluar el comportamiento de un fenómeno o sistema sin alterar sus condiciones iniciales.

En el presente estudio, se adopta un diseño no experimental de validación tecnológica, orientado a la evaluación del desempeño de un modelo basado en redes neuronales convolucionales para la detección de frutos del camu camu. Este enfoque no busca manipular las condiciones del entorno, sino comprobar la efectividad y precisión del modelo al compararlo con un estándar de referencia establecido por un experto agrícola

Donde:

M = Muestra de imágenes capturadas.

O1 = Observación del experto agrícola.

O2 = Observación del modelo de red neuronal convolucional.

De este modo, la validación se realiza mediante la comparación estadística entre O1 y O2, lo que permite determinar el grado de concordancia y precisión alcanzado por el modelo propuesto.

O1 – M

O2 – M

3.2. Población y muestra

3.2.1. Población

La población para la investigación está conformada por la base de datos de imágenes tomadas del árbol en el campo y frutos de camu camu en laboratorio. Estas imágenes constituyen el universo de datos visuales utilizados para el entrenamiento y evaluación del modelo de red neuronal convolucional.

3.2.2. Muestra

Del total de 1591 imágenes de la población, se destinó un 20% (318 imágenes) para la evaluación del modelo. Esta muestra se dividió en dos conjuntos de datos independientes, tal como se detalla en la Tabla 4: Conjunto de Validación (10%): Compuesto por 159 imágenes, utilizadas durante la fase de entrenamiento para el monitoreo y ajuste de hiperparámetros. Conjunto de Prueba (10%): Compuesto por 159 imágenes, utilizadas para la evaluación final e imparcial del rendimiento del modelo. La validación por experto (Anexo 2) se realizó utilizando una submuestra de 10 imágenes seleccionadas de este último conjunto de prueba.

3.3. Procedimientos de recolección de datos

Para la recolección de datos se tiene en cuenta la estrategia de recolección de información, ver tabla 2.

Tabla 2

Estrategia de Recolección de Información

Origen de datos	Métodos aplicados	Herramientas empleadas	Forma
Primaria	Observación sistemática y experimental	Captura de imágenes	Registro fotográfico de los frutos de camu camu
	Validación por experto agrícola	Ficha de validación	Comparación de las detecciones del modelo con las del experto
Secundaria	Revisión bibliográfica	Consulta de literatura técnica	Recolección de información teórica para la fundamentación del estudio

Fuente: Elaboración propia

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.4.1. Observación sistemática

Consistió en la captura controlada y ordenada de imágenes de los frutos de camu camu en dos escenarios: campo y laboratorio. Esta observación tuvo como finalidad generar un dataset representativo y balanceado, que sirviera de base para el entrenamiento y validación del modelo.

3.4.2. Captura y procesamiento de imágenes

Las imágenes obtenidas fueron procesadas digitalmente con el propósito de eliminar ruido visual, ajustar el tamaño y garantizar que cada imagen contuviera únicamente el fruto objetivo. Estas tareas se realizaron utilizando herramientas de anotación manual (labeling) para la segmentación de las regiones de interés y posterior uso en el entrenamiento del modelo CNN.

3.4.3. Análisis documental

Se llevó a cabo una revisión en las áreas de visión por computadora, deep learning y detección de objetos, con el fin de recopilar los antecedentes teóricos necesarios.

3.5. Tratamiento de datos

El tratamiento de los datos recolectados se realizará mediante el uso de Python y el modelo de detección YOLOv8m (modelo mediano de YOLOv8), utilizando librerías de aprendizaje profundo como TensorFlow o PyTorch, que facilitarán la integración de los datos, todo el flujo de procesamiento, desde la anotación hasta el ajuste de pesos del modelo, se realizará en una estación de cómputo especializado, gestionando los datos etiquetados, lo que garantizará eficiencia, seguridad y control durante el proceso de desarrollo y entrenamiento del modelo de detección automática

de frutos.

3.6. Validación por un experto

Con el fin de complementar la validación técnica del modelo y fortalecer el diseño metodológico de la investigación, se incluyó la participación de un experto en el área agrícola para la verificación de los resultados obtenidos.

Esta validación consistió en mostrar al experto un conjunto de imágenes del dataset de prueba con los frutos detectados por el modelo. Posteriormente, se solicitó que el experto indicara cuántos frutos realmente observaba en cada imagen, sin conocer previamente la predicción del modelo, lo que permitió establecer un criterio independiente.

La comparación entre los resultados del modelo y la evaluación del experto permitió determinar el grado de coincidencia y precisión del sistema automatizado en relación con un juicio humano calificado. Esto sirvió como respaldo complementario al análisis cuantitativo obtenido mediante métricas como precisión, recall, F1-score y mAP.

El proceso fue documentado a través de una ficha de validación, donde se registraron las observaciones y resultados del experto, sirviendo como insumo adicional para la prueba de hipótesis y las conclusiones finales.

CAPÍTULO IV

PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

4.1. Fase de formulación del modelo y diseño metodológico

En esta etapa se inicia la aplicación del modelo de detección, utilizando el conjunto de datos previamente anotado y organizado. El entrenamiento del sistema se realizó considerando un entorno computacional controlado y una estructura de red neuronal convolucional enfocada en tareas de detección de objetos. El enfoque central fue la detección automática de frutos de camu camu a partir de imágenes previamente recolectadas.

De igual manera se estableció los aspectos metodológicos y técnicos necesarios para la elaboración del modelo de detección de frutos de Camu Camu, considerando desde la creación del conjunto de datos hasta la definición de los parámetros de entrenamiento.

- **Conjunto de datos**

La base de datos fue construida a partir de imágenes capturadas en plantaciones reales de Camu Camu, tanto en escenarios de campo como de laboratorio.

Las capturas se realizaron con un iPhone 13 Pro con cámara de 12 MP (resolución: 3024 × 3024 píxeles), bajo condiciones controladas de iluminación. Las imágenes en el campo se tomaron entre las 10:00 a.m. y 3:00 p.m.**,** aprovechando también la luz natural. En imágenes de laboratorio la distancia entre la cámara y los frutos se fijó a 30 cm, respecto a la superficie de apoyo, garantizando uniformidad. Se capturaron un total de 1591 imágenes, cada una con un promedio de 5 frutos por imagen, de manera adicional se normalizo las dimensiones para el esquema de anotación.

Figura 5

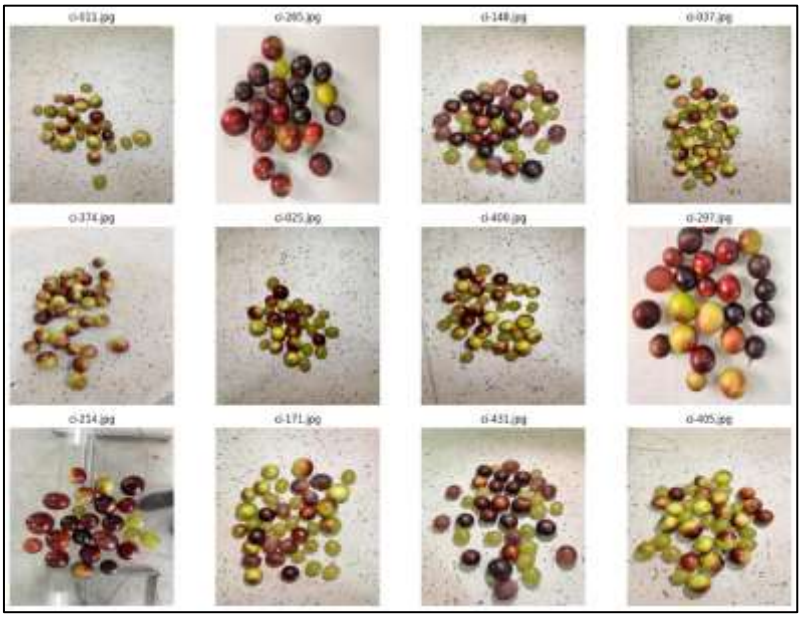
Imágenes en campo



Fuente: Elaboración propia

Figura 6

Imágenes en laboratorio



Fuente: Elaboración propia

Tabla 3

Distribución del conjunto de datos para detección de frutos

Tipo de conjunto	Número de imágenes	Porcentaje
Entrenamiento	1273	80%
Validación	159	10%
Prueba	159	10%

Fuente: Elaboración propia

- **Esquema de anotación**

Para la anotación de los frutos en las imágenes, se utilizó el software Labelme, una herramienta libre ampliamente empleada en proyectos de visión por computadora. Inicialmente, cada fruto fue delimitado mediante cajas de contorno (bounding boxes), es decir, rectángulos que encierran la posición aproximada del objeto dentro de la imagen.

Sin embargo, este enfoque resultó limitado en escenas con frutos parcialmente visibles, superposición entre objetos o fondos con vegetación densa, ya que las cajas incluían zonas ajenas al fruto, lo que introducía ruido en los datos y afectaba la precisión del modelo.

Por ello, se optó por implementar un etiquetado poligonal, que permite delimitar con mayor exactitud los bordes reales del fruto. Esta técnica ofrece una segmentación más precisa, ya que el contorno se adapta a la forma real del objeto, excluyendo porciones irrelevantes del fondo.

La anotación fue realizada de forma manual, imagen por imagen, asegurando que cada instancia del fruto estuviera correctamente identificada, independientemente de su nivel de maduración o la complejidad del entorno.

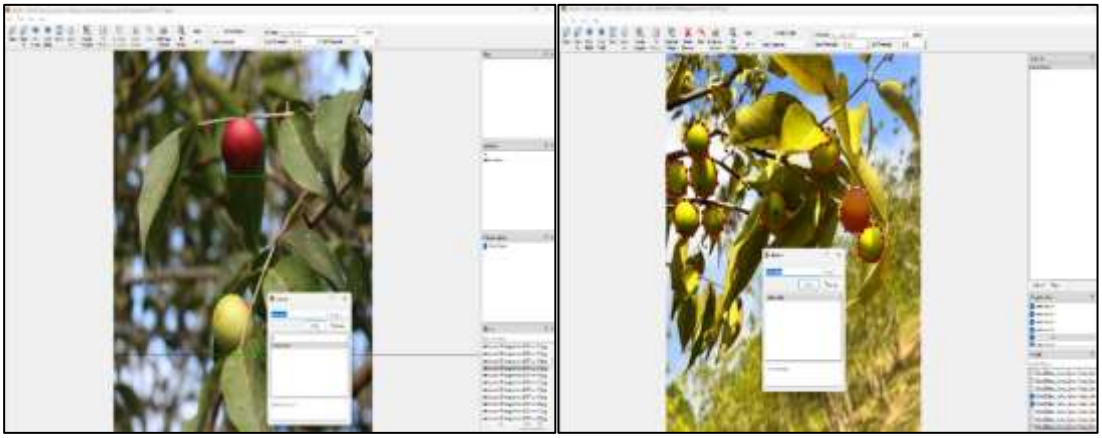
Para las imágenes de entrada se utilizó una resolución estándar de 640 × 640 píxeles, compatible con la arquitectura de YOLOv8m y óptima para un entrenamiento eficiente. Este proceso permitió generar un conjunto de datos anotado con alta

calidad, esencial para el aprendizaje supervisado del modelo.

En la Figura 6 se visualiza los dos esquemas de anotación aplicados. A la izquierda, anotación con cajas delimitadoras (bounding boxes), que encierran el objeto con un rectángulo estándar. A la derecha, etiquetado poligonal, el cual sigue el contorno real del fruto, permitiendo una segmentación más precisa y reduciendo la inclusión de fondo no deseado. Esta mejora en la calidad de anotación contribuye a un mejor desempeño del modelo durante la etapa de entrenamiento.

Figura 7

Etiquetado dentro del Labelme



Fuente: Elaboración propia

- **Requerimientos técnicos para el entrenamiento del modelo**

El modelo de detección de frutos de Camu Camu fue entrenado en un entorno local con Python 3.11.5 ejecutado en Jupyter Notebook. Con los recursos de hardware de en un entorno de cómputo con GPU NVIDIA GeForce RTX 4090 (24 GB de memoria), lo que permitió un procesamiento eficiente en tareas de visión por computadora.

Figura 8

Estación de cómputo local



Fuente: Elaboración propia

Se utilizó la versión Ultralytics 8.3.100 junto con PyTorch 2.3.1 con soporte para CUDA 12.1. El modelo pre entrenado en COCO fue modificado para detectar una sola clase (nc=1).

Se aplicaron técnicas de aumento de datos como volteo horizontal, recorte, escalado y ajustes de brillo y contraste, con el objetivo de mejorar la capacidad de generalización del modelo (ver Tabla 5).

Tabla 4

Parámetros técnicos y computacionales utilizados en el entrenamiento de YOLOv8m

Aspecto	Especificación Técnica
Entorno de desarrollo	Python 3.11.5 en Jupyter Notebook (ejecución local)
Framework	Ultralytics YOLOv8 (versión 8.3.100)
Modelo seleccionado	YOLOv8m (preentrenado en COCO, modificado para 1 clase)
Resolución de entrada	640 × 640 píxeles
Formato de anotación	Formato YOLO (archivo .txt por imagen con coordenadas de bounding boxes)
Aumento de datos aplicado	Volteo horizontal, recorte, escalado, ajuste de brillo y contraste
Recurso de hardware	GPU NVIDIA GeForce RTX 4090 (24 GB de memoria, ejecución local)

Fuente: Elaboración propia

- **Descripción del modelo seleccionado (YOLOv8m) y Criterios de elección del modelo**

Ang, G., Zhiwei, T., Wei, M., Yuepeng, S., Longlong, R., Yuliang, F., Jianping, Q., & Lijia, X. (2024). YOLOv8 ofrece compatibilidad directa con herramientas de anotación como Labelme y bibliotecas de entrenamiento en Python, lo que facilita un flujo de trabajo eficiente. En comparación con otros modelos disponibles (como Faster R-CNN o YOLOv5), YOLOv8m destaca por su facilidad de implementación, actualización activa por parte de la comunidad.

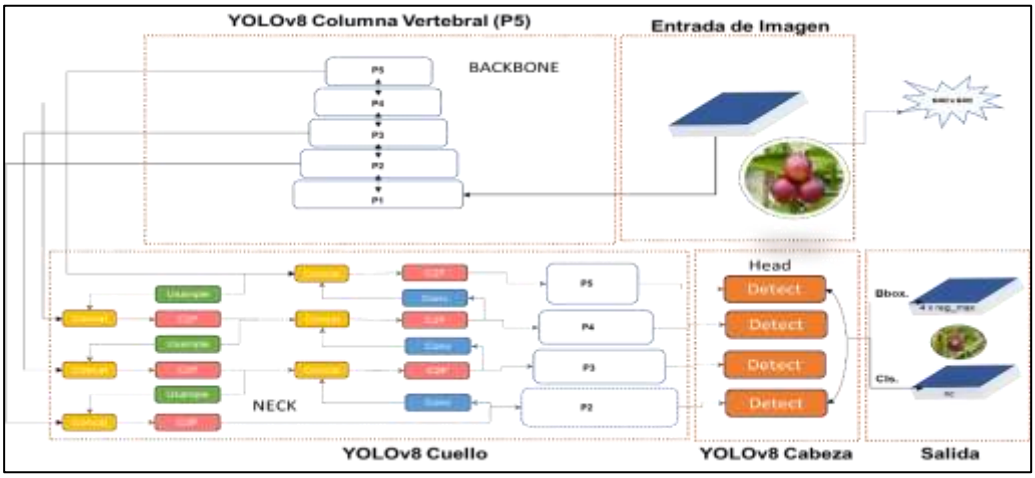
Se evaluó las diferentes versiones de YOLOv8 (n, s, m, l, x) para comprobar su rendimiento en la detección de frutos de Camu Camu.

Se optó por elegir el modelo YOLOv8m como punto de partida, esta elección se fundamentó en diversas razones técnicas y operativas, las versiones l y x, aunque más precisas, requieren de mayor capacidad de procesamiento.

Adicionalmente, YOLOv8m proporciona un equilibrio óptimo entre velocidad de procesamiento y precisión, características esenciales para tareas de visión por computadora aplicadas en contextos reales. Su arquitectura mejorada permite detectar múltiples objetos en una misma imagen en tiempo real, incluso cuando se encuentran parcialmente superpuestos, que en este caso corresponde al fruto de camu camu, como se muestra en la Figura 8, donde se interpreta la arquitectura de Yolov8.

Figura 9

Arquitectura adaptada de YOLOv8



Fuente: Elaboración propia

4.2. Fase de Entrenamiento y Ajuste

- **Selección de parámetros**

La selección de los parámetros de entrenamiento fue un aspecto fundamental para garantizar el rendimiento y la estabilidad del modelo YOLOv8m durante su aprendizaje. Estos parámetros actúan como configuraciones que guían al modelo sobre cómo debe aprender, con qué velocidad y en qué condiciones.

Uno de los primeros parámetros definidos fue el número de épocas, que corresponde a la cantidad de veces que el modelo recorre todo el conjunto de datos. En este caso, se establecieron 500 épocas, ya que este número permitió observar una mejora progresiva en la detección sin evidencias de sobreajuste.

El segundo parámetro clave fue el tamaño del lote (batch size), que indica cuántas imágenes se procesan al mismo tiempo durante el entrenamiento. Se trabajó con un lote de 16 imágenes, valor que equilibra bien el consumo de memoria y la estabilidad en el aprendizaje.

Asimismo, se definió una tasa de aprendizaje de 0.01, la cual determina con qué intensidad el modelo ajusta sus parámetros internos cada vez que encuentra un

error. Este valor se mantuvo dinámico, permitiendo que el modelo realice ajustes más finos a medida que se acercaba a una solución óptima.

Finalmente, se aplicaron técnicas de aumento de datos (data augmentation), tales como el recorte aleatorio, volteo horizontal, escalado, y ajustes en brillo y contraste. Estas técnicas permitieron simular variaciones naturales en las imágenes, mejorando la capacidad del modelo para adaptarse a distintos escenarios reales, la combinación de estos parámetros permitió alcanzar un alto nivel de precisión en la detección de los frutos de Camu Camu.

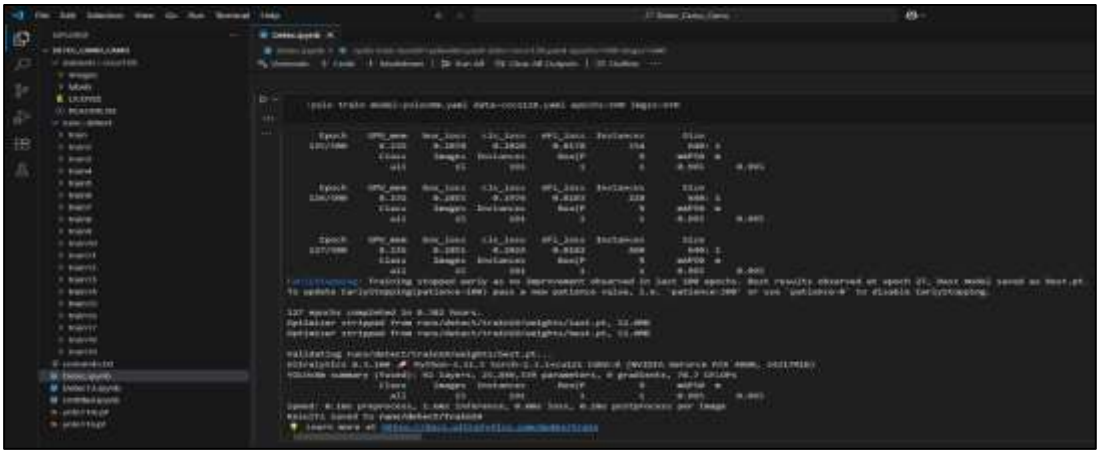
- **Entrenamiento del modelo**

Con base en los criterios establecidos previamente, se procedió al entrenamiento del modelo YOLOv8m utilizando el conjunto de datos anotado manualmente. El dataset se dividió en tres subconjuntos: 80% para entrenamiento (1273 imágenes), 10% para validación (159 imágenes) y 10% para prueba (159 imágenes). Cada imagen fue anotada previamente utilizando la herramienta Labelme, siguiendo el formato requerido por YOLO.

El proceso de entrenamiento se llevó a cabo durante 500 épocas, aplicando técnicas de aumento de datos como rotación y volteo horizontal, con el fin de mejorar la generalización del modelo, ver Figura 9.

Figura 10

Entrenamiento del Modelo



Fuente: Elaboración propia

- **Evolución del MAP a lo largo de las épocas**

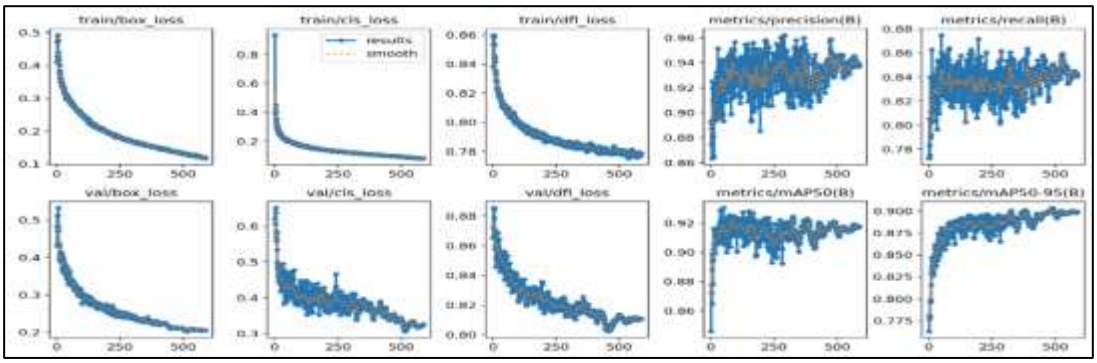
Durante el proceso de entrenamiento del modelo YOLOv8m, se monitoreó constantemente su rendimiento mediante la métrica conocida como media de precisión promedio (mAP). Esta métrica permite evaluar qué tan bien el modelo identifica los frutos de Camu Camu en las imágenes, considerando tanto las detecciones correctas como los errores.

El entrenamiento se llevó a cabo durante 500 épocas, es decir, quinientos ciclos en los que el modelo analiza el conjunto de datos para mejorar su capacidad de detección. Al inicio, como es habitual, el mAP fue bajo, debido a que el modelo todavía no había aprendido a reconocer adecuadamente los patrones. Sin embargo, conforme avanzaban las épocas, se observó un incremento progresivo en el valor del mAP, lo cual indica que el modelo iba mejorando su capacidad de detección con cada iteración.

Al finalizar el proceso, se alcanzó un mAP de aproximadamente 92.35%, reflejando un nivel de precisión alto y confiable. Este resultado demuestra que el modelo aprendió correctamente a identificar los frutos en diferentes condiciones, tales como variaciones de iluminación, maduración y composición del fondo. En la Figura 10, se presenta la gráfica con la evolución del mAP a lo largo de las épocas, donde se puede apreciar claramente la mejora continua del desempeño del modelo.

Figura 11

Seguimiento del aprendizaje del modelo mediante la métrica mAP



Fuente: Reporte de Resultados YOLOv8m – Ultralytics

4.3. Fase de Evaluación del desempeño del Modelo

- **Imágenes con los frutos detectados**

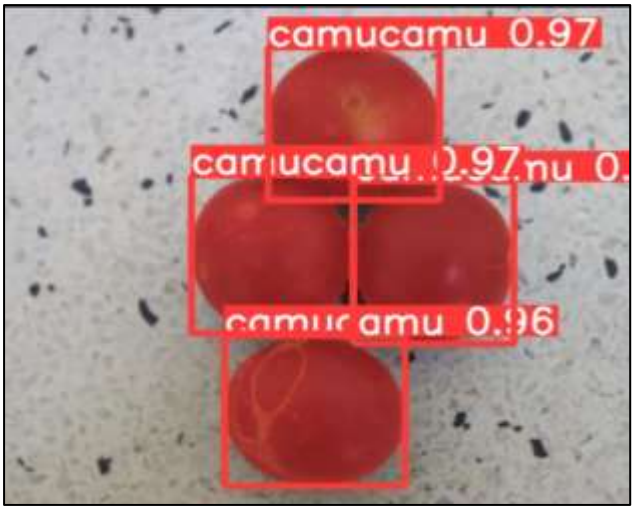
Una vez entrenado el modelo YOLOv8m, se procedió a evaluar su rendimiento mediante la detección de frutos en imágenes nuevas que no formaban parte del conjunto de entrenamiento. Estas imágenes corresponden al conjunto de prueba y fueron capturadas bajo condiciones similares a las del entrenamiento, pero sin haber sido vistas previamente por el modelo.

El resultado de esta evaluación se refleja en la generación automática de cajas de contorno (bounding boxes) sobre los frutos detectados en cada imagen. Estos recuadros permiten visualizar de forma clara cuáles objetos fueron identificados por el modelo y en qué posición se encuentran dentro de la imagen.

En las siguientes figuras se presentan ejemplos representativos de las detecciones realizadas por el modelo, en diferentes contextos y condiciones de luz. Se observó que el modelo mantiene un buen nivel de precisión, identificando múltiples frutos por imagen, incluso cuando estos presentan variaciones en tamaño, maduración o ubicación.

Figura 12

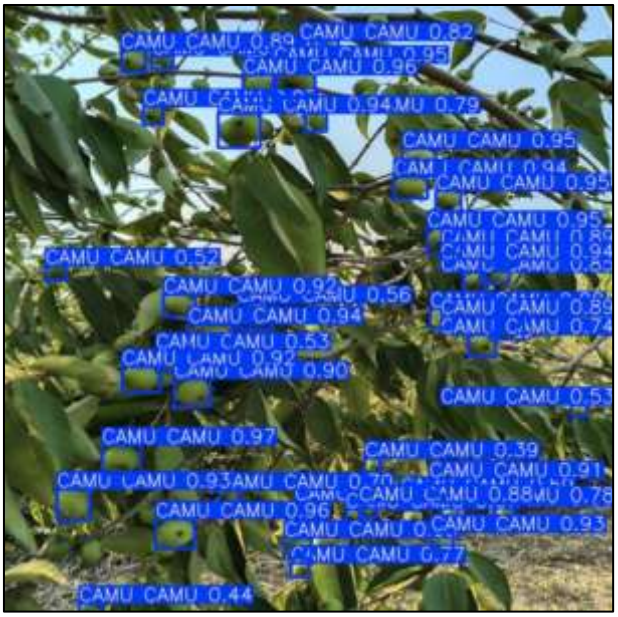
Detección de frutos de Camu Camu en imagen (prueba 1)



Fuente: Elaboración Propia

Figura 13

Detección de frutos en imagen de prueba 2 (fondo complejo)



Fuente: Elaboración Propia

Figura 14

Detección de frutos en imagen de prueba 3 (luz natural indirecta)



Fuente: Elaboración Propia

- **Análisis de la precisión, recall, mAP, y demás métricas relevantes**

Para evaluar el rendimiento del modelo YOLOv8m en la detección de frutos de Camu Camu, se analizaron las principales métricas de evaluación: precisión,

recall, mAP, F1-score. Estas métricas permiten medir qué tan efectivo fue el modelo al identificar correctamente los frutos en las imágenes. Las métricas de precisión, recall y mAP@0.5 fueron generadas automáticamente por YOLOv8m al finalizar el proceso de entrenamiento y validación.

- **F1-score**

El F1-score no se proporciona directamente en los resultados de YOLOv8m, pero se puede calcular utilizando las métricas de precisión y recall mediante la siguiente fórmula:

$$\mathrm{F1-score} = 2 \times \frac{93.8 \times 91.8}{93.8 + 91.8}$$

En este caso, con una precisión de 93.8% y un recall de 91.8%, el F1-score resultante fue de 92.8%, lo que indica un equilibrio adecuado entre la capacidad del modelo para evitar tanto errores de omisión (falsos negativos) como de comisión (falsos positivos).

Tabla 5

Resultados del modelo entrenado con imágenes etiquetadas manualmente

Métrica evaluada	Valor obtenido (%)	Umbral esperado (%)	Cumple
Precisión	93.8	≥ 90	Sí
Recall	91.8	≥ 90	Sí
mAP@0.5	92.3	≥ 90	Sí
F1-score	92.8	≥ 90	Sí

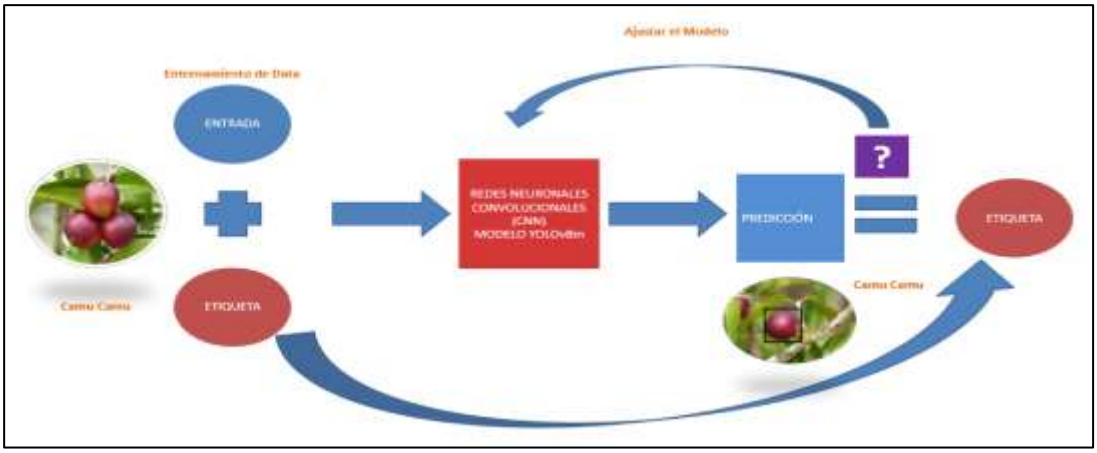
Fuente: Elaboración propia

Estos valores indican que el modelo es confiable para tareas de detección automática en imágenes agrícolas, siendo capaz de identificar la mayoría de los frutos presentes con mínima tasa de error.

A continuación, se muestra en la figura numero 14 el Diagrama de Bloques que sintetiza las fases presentadas para el proceso de detección:

Figura 15

Diagrama de bloques del proceso de detección



Fuente: Elaboración propia

- **Análisis de errores: falsos positivos y falsos negativos**

Durante la fase de evaluación, se identificaron errores característicos del modelo YOLOv8m en la detección de frutos de Camu Camu. Estos errores se agrupan en dos categorías principales: falsos negativos, correspondientes a frutos presentes en la imagen, pero no detectados por el modelo y falsos positivos, correspondientes a elementos erróneamente identificados como frutos.

- **Falsos Negativos**

Este tipo de error se presentó en situaciones donde el modelo omitió la detección de frutos que sí estaban presentes. Se observaron tres condiciones predominantes:

- ✓ Superposición de frutos: cuando varios frutos se encontraban en contacto directo, el modelo tendió a interpretarlos como una sola unidad (ver Figura 12).
- ✓ Frutos pequeños o lejanos: especialmente aquellos con dimensiones reducidas (menores a 30 píxeles) o ubicados a más de 1.5 metros de distancia de la cámara (ver Figura 13).
- ✓ Condiciones de iluminación desfavorables: como sombras profundas proyectadas por hojas u otros objetos que dificultaron la visibilidad parcial o

total de los frutos.

- **Falsos Positivos**

Se detectaron también casos donde el modelo clasificó erróneamente ciertos elementos como frutos. Las principales causas observadas fueron:

Las causas principales fueron:

- ✓ Similitud visual: elementos como hojas rojizas, ramas o piedras que compartían características cromáticas y texturales con los frutos maduros.
- ✓ Reflejos de luz: especialmente en superficies húmedas o brillantes, que formaron patrones circulares activando detecciones incorrectas.
- ✓ Contornos de hojas: bordes curvados que el modelo confundió con la silueta característica de los frutos.

Si bien estos errores no fueron generalizados, su presencia sugiere oportunidades de mejora tanto en el entrenamiento del modelo como en la calidad de los datos de entrada. Una mayor diversidad de imágenes, así como la aplicación de técnicas de aumento de datos específicas.

- **Análisis previo de concordancia entre conteo manual y automático**

Como etapa preliminar a la validación externa, se efectuó un análisis interno comparativo entre el número de frutos contabilizados manualmente y aquellos detectados automáticamente por el modelo YOLOv8m en un subconjunto de imágenes de prueba.

Este ejercicio permitió verificar de manera inicial la coherencia del sistema, observándose una diferencia promedio menor a un fruto por imagen. La precisión obtenida en este ejercicio fue del 93.8%, reflejando un alto nivel de concordancia entre ambos métodos.

Aunque este análisis proporcionó una primera validación cuantitativa del desempeño del modelo, su alcance fue limitado a la comparación numérica directa.

Por tal motivo, se procedió a una validación por experto agrícola, con el objetivo de obtener una evaluación técnica más rigurosa y contextualizada bajo criterios reales de producción y estimación postcosecha.

4.4. Fase de validación por experto agrícola

- **Experto**

Para la validación de los resultados obtenidos por el modelo de detección automática de frutos de camu camu, se contó con el acompañamiento del Ingeniero Agrónomo Eliel Sánchez Marticorena, docente de la Universidad Nacional de Ucayali y responsable del Jardín de Clonación de Camu Camu. Teniendo presente su trayectoria profesional vinculada a la producción y manejo técnico del cultivo de camu camu.

- **Rol del experto en la validación**

El especialista participó en la revisión técnica de los resultados emitidos por el modelo YOLOv8m, específicamente en la interpretación del conteo de frutos en imágenes representativas. Su conocimiento permitió establecer un criterio referencial para comparar el rendimiento del modelo con las condiciones reales de campo. Esta intervención fue clave para determinar el grado de confiabilidad del modelo desde una perspectiva agronómica.

- **Procedimiento de validación**

El procedimiento consistió en comparar los resultados generados por el modelo con el conteo manual realizado por un experto. Se seleccionaron 10 imágenes representativas del conjunto de prueba, las cuales fueron evaluadas de forma individual por el especialista sin conocer previamente los resultados del sistema.

La comparación entre ambos conteos se sistematizó mediante el uso de una Ficha de Validación de Experto (ver Anexo 2), que permitió registrar para cada

imagen: el número de frutos identificados manualmente, el número detectado por el modelo, la diferencia entre ambos, y una estimación de la concordancia porcentual:

$$\text{Concordancia } \% = \left(1 - \frac{15 - 14}{15}\right) \times 100$$

La Tabla 6 resume los resultados obtenidos en este procedimiento. En general, se observa una concordancia alta entre ambos métodos, con un promedio global de 94.2%, lo que indica que el modelo puede considerarse confiable para aplicaciones de conteo automatizado en imágenes agrícolas.

Tabla 6

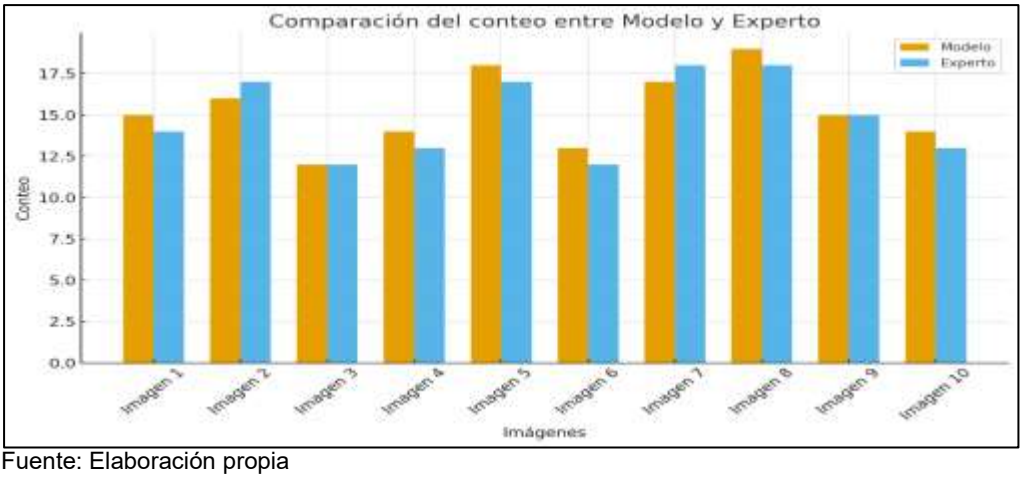
Comparación entre conteo del experto y conteo del modelo Yolov8m

Imagen de prueba	Conteo del modelo	Conteo del experto	Diferencia	Concordancia (%)
Imagen 1	15	14	+1	92.86%
Imagen 2	16	17	-1	94.12%
Imagen 3	12	12	0	100%
Imagen 4	14	13	+1	92.31%
Imagen 5	18	17	+1	94.12%
Imagen 6	13	12	+1	91.67%
Imagen 7	17	18	-1	94.44%
Imagen 8	19	18	+1	94.44%
Imagen 9	15	15	0	100%
Imagen 10	14	13	+1	92.31%
	Promedio			**94.63%**

Fuente: Elaboración propia en base en la Ficha de Validación de Experto (Anexo 2).

Figura 16

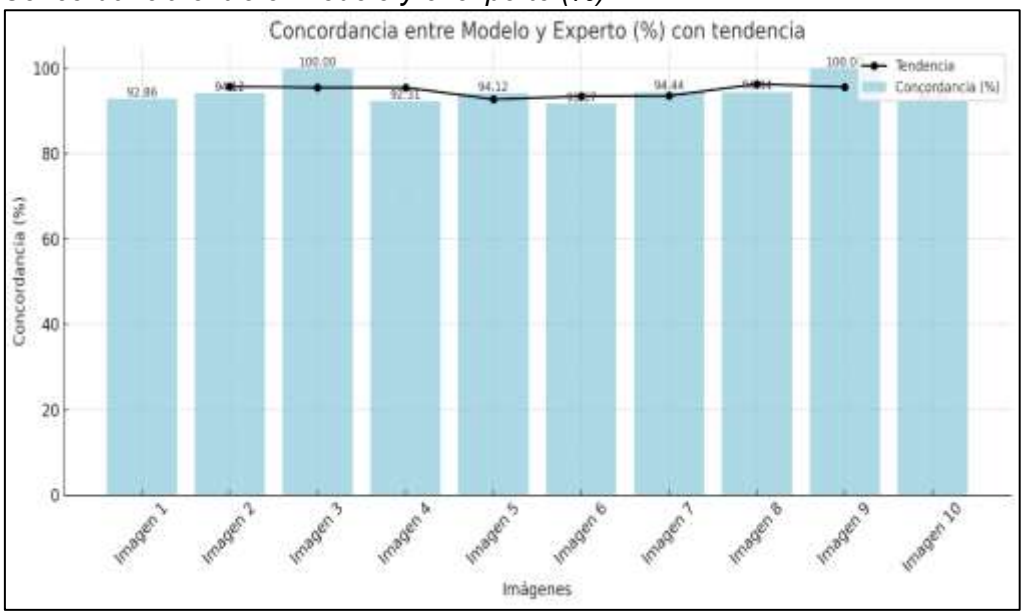
Comparación del conteo entre el modelo YOLOv8m y el experto humano



Fuente: Elaboración propia

Figura 17

Concordancia entre el modelo y el experto (%)



Fuente: Elaboración propia

- **Resultados de la validación del experto**

La revisión realizada por el experto evidenció un alto nivel de coincidencia entre los frutos detectados por el modelo YOLOv8m y aquellos identificados mediante inspección visual y técnica. Las discrepancias fueron mínimas y se atribuyeron, en su mayoría, a condiciones particulares como la superposición de frutos o variaciones en la iluminación. En términos generales, el especialista concluyó que el modelo posee una capacidad adecuada para realizar detecciones precisas y confiables en escenarios similares a los analizados.

- **Conclusión de la validación del experto**

La revisión técnica realizada por el especialista agrícola permitió validar externamente los resultados generados por el modelo de detección YOLOv8m. Esta validación cualitativa, basada en el conocimiento experto sobre la fisiología del camu camu y los criterios visuales aplicados en el campo, evidenció una correspondencia significativa entre las predicciones del sistema y las observaciones humanas. La convergencia entre ambos enfoques respalda la aplicabilidad del modelo en

escenarios reales de estimación postcosecha, posicionándolo como una herramienta confiable para la toma de decisiones en cultivos de camu camu.

4.5. Prueba de hipótesis

Con el objetivo de validar los efectos del modelo YOLOv8m en la detección de frutos de camu camu, se planteó una hipótesis general junto con dos hipótesis específicas. Estas hipótesis se evaluaron con base en los resultados obtenidos en la fase de entrenamiento y evaluación del modelo, así como mediante la validación realizada por un experto agrícola.

Hipótesis general

- **H1:** Implementar un modelo de red neuronal convolucional mejora significativamente la detección de los frutos del camu camu, alcanzando métricas de precisión superiores al 90% en el conjunto de prueba.
- **H0:** Implementar un modelo de red neuronal convolucional no mejora significativamente la detección de los frutos del camu camu, alcanzando métricas de precisión superiores al 90% en el conjunto de prueba

Como criterio para considerar que el modelo aporta una mejora significativa, se adoptó el umbral del 90 % en métricas clave (precisión, recall y mAP@0.5), basado en el estudio Sapkota, R., Meng, Z., Churuvija, M., Du, X., Ma, Z., & Karkee, M. (2025). en el cual el modelo YOLOv8 alcanzó una precisión de 0.90 y un recall de 0.95 en detección de frutos en huertos de manzana.

Tal como se evidencia en los resultados obtenidos en la Tabla 6, el modelo alcanzó una precisión del 93.8%, un recall del 91.8%, un mAP@0.5 de 92.3% y un F1-score de 92.8%. Estos valores superan el umbral mínimo del 90%, reflejando un rendimiento técnico sólido en tareas de detección. Esta tendencia fue también corroborada por el especialista agrícola en el proceso de validación de la sección 4.5, quien confirmó la concordancia entre los frutos detectados por el modelo y los

observados visualmente en condiciones reales.

Por lo tanto, los resultados obtenidos permiten rechazar la hipótesis nula ($H0$) y aceptar la hipótesis alternativa ($H1$), concluyendo que el modelo YOLOv8m mejora significativamente la detección automática de frutos de camu camu.

Primera hipótesis específica

- **H1:** El etiquetado correcto de las regiones de interés y el entrenamiento del modelo de red neuronal convolucional permiten reconocer con alta precisión la localización de los frutos del camu camu.
- **H0:** El etiquetado correcto de las regiones de interés y el entrenamiento del modelo de red neuronal convolucional no permiten reconocer con alta precisión la localización de los frutos del camu camu.

Para probar esta hipótesis, se evaluó el impacto directo del método de anotación en el rendimiento del modelo. Como se describió en la sección 4.1.2, se identificó que las cajas delimitadoras (bounding boxes) tradicionales eran un método limitado que introducía ruido.

Por lo tanto, se comparó el rendimiento de dos modelos entrenados bajo idénticas condiciones, variando únicamente el método de anotación: (1) Cajas delimitadoras y (2) Segmentación poligonal (el método adoptado). Los resultados de esta comparación se presentan en la Tabla 8.

Tabla 7

Comparación de resultados del modelo YOLOv8m entrenado con cajas delimitadoras y con segmentación poligonal

Métrica	Cajas delimitadoras	Segmentación poligonal
Precisión (%)	89.6	93.8
Recall (%)	87.0	91.8
mAP@0.5 (%)	88.9	92.3
F1-score (%)	88.3	92.8

Fuente: Elaboración propia

Los resultados de la Tabla 7 evidencian una mejora sustancial en todas las métricas al utilizar la segmentación poligonal. El mAP@0.5, métrica principal de la detección, se incrementó de 88.9% a 92.3%. Esto demuestra que un etiquetado preciso, que delinea el contorno real del fruto y excluye el ruido del fondo, es un factor crítico para el éxito del entrenamiento.

De manera complementaria, el experto agrícola verificó visualmente las detecciones generadas por el modelo, confirmando que la mayoría de las delimitaciones coincidían con la ubicación real de los frutos en las imágenes de prueba.

En consecuencia, con base en la evidencia cuantitativa y la validación cualitativa experta, se acepta la hipótesis H_1, concluyendo que el etiquetado adecuado y el entrenamiento del modelo de red neuronal convolucional permiten reconocer con alta precisión la localización de los frutos del camu camu, consolidando así su efectividad para la detección automática en entornos reales.

Segunda hipótesis específica

- **H1:** Las predicciones del modelo de red neuronal convolucional presentan una concordancia >= 90% con el conteo manual del experto.
- **H0:** Las predicciones del modelo de red neuronal convolucional no presentan una concordancia >= 90% con el conteo manual del experto.

La capacidad del modelo para realizar un conteo preciso de frutos se evaluó utilizando una combinación de métricas cuantitativas y análisis visual experto:

- ✓ Matriz de confusión (ver Figura 15), que refleja un alto número de verdaderos positivos y niveles reducidos de falsos positivos y falsos negativos, indicando detección fiable de instancias de frutos.
- ✓ Conteo comparativo por imagen (ver Tabla 7), donde se contrastó el resultado del modelo frente al conteo manual realizado por el experto agrícola. La

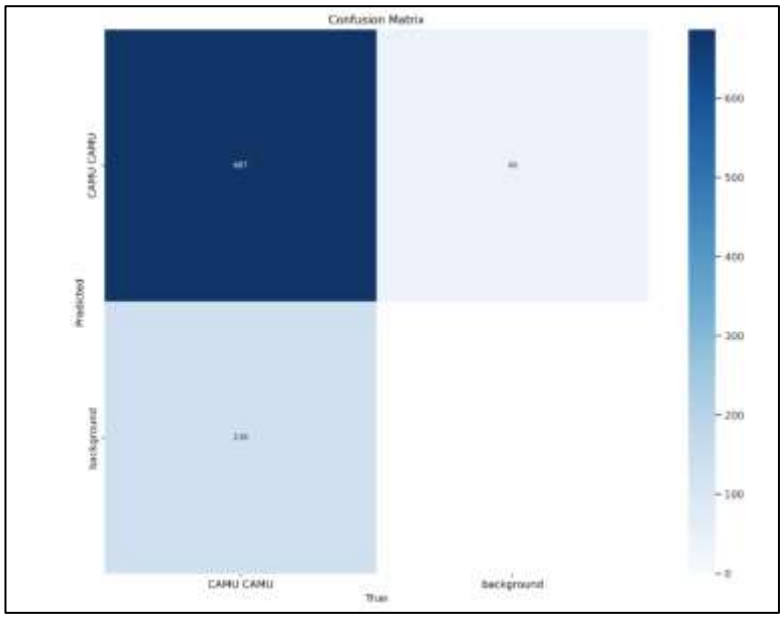
mayoría de las diferencias por imagen fueron de ±1 fruto, lo cual se considera un margen mínimo dada la complejidad y densidad de los frutos.

- ✓ El experto validó visualmente los casos de conteo, señalando que las discrepancias observadas fueron atribuibles principalmente a factores como superposición de frutos y sombras intensas, situaciones donde aún la anotación humana puede presentar fallos.

Estos resultados están respaldados por estudios previos en aplicaciones similares. Por ejemplo, Häni, N., Roy, P., & Isler, V. (2022), menciona que su método basado en CNN alcanzó una precisión de conteo por imagen entre 96–97 %, superando ampliamente métodos clásicos y demostrando que las redes convolucionales pueden estimar cantidades de frutos con alta precisión.

Figura 18

Matriz de Confusión



Fuente: Reporte de Matriz de Confusión YOLOv8m – Ultralytics

Con base en la concordancia promedio obtenida (94.63%) en la validación por experto (ver Tabla 7) 2, la baja tasa de error por imagen (diferencias de +- 1 fruto) y la validación visual del especialista 3, se concluye que el modelo YOLOv8m

determina con alta fiabilidad la cantidad de frutos del camu camu en condiciones similares a las evaluadas.

Por tanto, dado que el promedio de concordancia (94.63%) es mayor que el umbral estipulado (90%), se acepta la hipótesis H1: Las predicciones del modelo de red neuronal convolucional presentan una concordancia >= 90% con el conteo manual del experto.

4.6. Discusión de resultados

El objetivo de esta investigación fue desarrollar y evaluar un modelo de red neuronal convolucional (YOLOv8m) para la detección de frutos de camu camu. El desempeño del modelo demostró ser altamente eficaz, lo cual se alinea con la Hipótesis General2. El modelo superó el umbral de rendimiento esperado del 90%, alcanzando métricas destacadas sobre el conjunto de prueba: una precisión del 93.8% y un recall del 91.8%, resultando en un mAP@0.5 de 92.3%. Esto demuestra la solidez del modelo para la detección y localización precisa de los frutos.

Un hallazgo metodológico clave, que valida la Hipótesis Específica 1, fue la superioridad de la segmentación poligonal sobre las cajas delimitadoras. Inicialmente, se observó que las cajas delimitadoras (bounding boxes) introducían ruido y limitaban la precisión del modelo4. Como demuestra la Tabla 8, el modelo entrenado con segmentación poligonal (92.3% mAP) fue significativamente superior al entrenado con cajas delimitadoras (88.9% mAP). Esto confirma que una anotación manual precisa, que delinea el contorno real del fruto, es fundamental para el éxito en tareas de detección agrícola con fondos complejos.

Para validar la Hipótesis Específica 2, se contrastó el rendimiento del modelo con una validación de un experto agrícola. La Tabla 7 (basada en el Anexo 2) mostró una concordancia promedio de 94.63% entre el conteo automático y el experto. La diferencia promedio fue mínima (+-1 fruto por imagen), lo cual valida el uso del

modelo para tareas de apoyo en el monitoreo de cosechas y estimación rápida de producción.

Este hallazgo es consistente e incluso supera a otros estudios en el sector. Por ejemplo, (Sa et al., 2016) desarrollaron un sistema similar para manzanas y reportaron una diferencia promedio de 1.3 frutos por imagen frente al conteo manual 8. En comparación, el modelo propuesto en esta tesis obtuvo una diferencia menor, lo que sugiere una alta fiabilidad.

A diferencia de otros enfoques más complejos, como los que incorporan clasificación por madurez (Ang et al., 2024), esta investigación se centró únicamente en la detección y conteo. Esta simplificación fue deliberada, permitiendo construir un modelo más ligero, con menor demanda computacional y, por tanto, con mayor aplicabilidad y viabilidad de implementación en campo para los productores de la región.

Es importante reconocer una limitación en la validación por experto: la auditoría se realizó sobre una muestra de 10 imágenes seleccionadas por "representatividad" (muestreo por conveniencia) y no de forma aleatoria. Si bien el resultado de 94.63% es un indicador robusto, no puede generalizarse estadísticamente con total certeza al conjunto de prueba completo de 159 imágenes.

Por tanto, los resultados confirman que el modelo propuesto es eficaz y confiable para su uso en entornos reales, y representa una contribución directa al avance de tecnologías de visión artificial aplicadas a la agricultura de precisión en la región.

CONCLUSIONES

- Se determinó que el modelo basado en redes neuronales convolucionales YOLOv8m mejora significativamente la detección de frutos de camu camu, validando así la Hipótesis General. Esto se demostró cuantitativamente al superar el umbral de rendimiento esperado del 90% en el conjunto de prueba; el modelo alcanzó métricas robustas de 93.8% en Precisión, 91.8% en Recall y un 92.3% en mAP@0.5, demostrando una alta efectividad en condiciones reales de evaluación.
- Se determinó que el método de etiquetado de la región de interés mejora significativamente la precisión del modelo, validando la Hipótesis Específica 1. Contrario al uso de cajas delimitadoras, (ver Tabla 8) que la segmentación poligonal fue el factor decisivo. Este método permitió al modelo aprender los contornos reales del fruto, reduciendo el ruido del fondo y aumentando el mAP@0.5 de 88.9% a 92.3%.
- Se determinó que el modelo entrenado YOLOv8m determina correctamente la cantidad de frutos de camu camu, validando la Hipótesis Específica 2. Los resultados del conteo automático fueron altamente coincidentes con el conteo manual del experto agrícola, alcanzando una concordancia promedio de 94.63% (ver Tabla 7 corregida). Este margen de error mínimo (generalmente +- 1 fruto), valida la aplicabilidad del modelo como una herramienta confiable para el monitoreo y la estimación de cosechas.

RECOMENDACIONES

- Los productores y responsables del cultivo de camu camu deben considerar el uso de modelos de redes neuronales convolucionales como YOLOv8m, con el objetivo de optimizar el proceso de detección y conteo de frutos, permitiendo una mejor planificación de la cosecha postcosecha.
- Es aconsejable fortalecer la creación de datasets locales, incluyendo imágenes de frutos en distintas condiciones ambientales, fondos y ángulos. Esto permitirá mejorar la generalización del modelo, adaptándolo a escenarios reales con mayor diversidad.
- Se recomienda, para futuras investigaciones, explorar la automatización del pre-procesamiento de datos. Dado que la segmentación poligonal manual (requerida para la alta precisión) fue un proceso intensivo en tiempo, se debe investigar el uso de herramientas de anotación asistida o procesos automatizados de limpieza de datos para acelerar la creación de datasets a gran escala.
- En futuras investigaciones, se recomienda explorar la extensión del modelo hacia tareas de clasificación por madurez o integración con drones agrícolas. Esto permitiría no solo contar frutos, sino también estimar su etapa de desarrollo o distribución espacial a nivel de parcela.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Ang, G., Zhiwei, T., Wei, M., Yuepeng, S., Longlong, R., Yuliang, F., Jianping, Q., & Lijia, X. (2024). Fruits hidden by green: an improved YOLOV8n for detection of young citrus in lush citrus trees. *Frontiers in Plant Science*, *15*. https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1375118

Aurélien Géron. (2019). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. In *O'Reilly Media*.

Brownlee, J. (2021). Machine Learning Mastery with Python: Understand You Data, Create Accurate Models and Work Projects End-to-End. *Machine Learning Mastery*.

Chen, S., Xiong, J., Jiao, J., Xie, Z., Huo, Z., & Hu, W. (2022). Citrus fruits maturity detection in natural environments based on convolutional neural networks and visual saliency map. *Precision Agriculture*, *23*(5), 1515–1531. https://doi.org/10.1007/s11119-022-09895-2

Gai, R., Chen, N., & Yuan, H. (2023). A detection algorithm for cherry fruits based on the improved YOLO-v4 model. *Neural Computing and Applications*, *35*(19), 13895–13906. https://doi.org/10.1007/s00521-021-06029-z

Gené-Mola, J., Vilaplana, V., Rosell-Polo, J. R., Morros, J.-R., Ruiz-Hidalgo, J., & Gregorio, E. (2019). *Uso de redes neuronales convolucionales para la detección remota de frutos con cámaras RGB-D*. 1081–1087. https://doi.org/10.26754/c_agroing.2019.com.3325

Gonzales, G., & Neyra, W. (2022). *Implementación de una red neuronal artificial convolucional para la detección y conteo de vehículos en una sección del estacionamiento de la Universidad Ricardo Palma*.

Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, C. A. (2016). Deep Learning - Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville - Google Books. In *MIT Press*.

Ha, J., Kambe, M., & Pe, J. (2011). Data Mining: Concepts and Techniques. In *Data Mining: Concepts and Techniques*. https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5

Häni, N., Roy, P., & Isler, V. (2022). *Apple Counting using Convolutional Neural Networks*. https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594304

Hasan, A. S. M. M., Sohel, F., Diepeveen, D., Laga, H., & Jones, M. G. K. (2021). A survey of deep learning techniques for weed detection from images. In *Computers and Electronics in Agriculture* (Vol. 184). https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106067

Hernández, R., Fernandez, C., & Bautista, L. (2014). Espacio de Formación Multimodal Selección de la muestra. *Espacio de Formación Multimodal*, 23. www.elosopanda.com

Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, A. C. (2017). Deep Learning. *MIT Press*, *521*(7553), 785. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-391420-0.09987-X

Kluyver, T., Benjamin Ragan-Kelley, Pérez, F., Granger, B., Bussonnier, M., Frederic, J., Kelley, K., Hamrick, J., Grout, J., Corlay, S., Ivanov, P., Avila, D., Abdalla, S., & Willing, C. (2016). Project Jupyter | Home. In *Jupyter Notebooks -- a publishing format for reproducible computational workflows*.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. http://code.google.com/p/cuda-convnet/

Londoño Hernández, L., Montalvo Rodriguez, C., Arroyave Sierra, O. J., & Garcia Gonzalez, E. (2022). Uso potencial del camu-camu (Myrciaria dubia) en el desarrollo de alimentos funcionales. *Revista Colombiana de Investigaciones Agroindustriales*, *9*(2), 26–41. https://doi.org/10.23850/24220582.4863

Lozada J, 2016. (2019). Investigación Aplicada. *Cienciaamérica*, *1*(3).

Luis Caballero. (2025). *Modelo de visión artificial basada en redes neuronales convolucionales para la clasificación de frutos de aguaymanto*. https://orcid.org/0000-0002-2449-8937

Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego. (2023). CAMU CAMU: UN ACERCAMIENTO AL

ESTADO SITUACIONAL Y ALCANCES DEL MERCADO. *SIERRA Y SELVA EXPORTADORA*, 1–44.

Mishra, O., Parashar, D., Harikrishanan, Gaikwad, A., Gagare, A., Darade, S., Bhalla, S., & Pandey, G. (2023). Convolutional Neural Network-Based Quality of Fruit Detection System Using Texture and Shape Analysis. *Lecture Notes in Networks and Systems*, *755 LNNS*. https://doi.org/10.1007/978-981-99-5085-0_36

Neto, J. C., Ternes, S., Sampaio De Souza, K. X., Yano, I. H., & Queiros, L. R. (2022). *Uso de redes neurais convolucionais para detecção de laranjas no campo*. 312–321.

Powers, D. M. W. (2007). Evaluation: from precision, recall and f-factor. *Technical Report SEI-07-001*.

Reátegui A., Velasco M., Neto, J. C., Ternes, S., Sampaio De Souza, K. X., Yano, I. H., Queiros, L. R., Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego, Sanchez, E., Christmann, G. H. G., Montenegro, F. J. C., Grando, R. B., Guerra, R. da S., Gené-Mola, J., Vilaplana, V., Rosell-Polo, J. R., Morros, J.-R., Ruiz-Hidalgo, J., Gregorio, E., … Moraes, F. S. (2018). El Camu Camu (Myrciaria dubia): nuevas experiencias en el manejo agronomico. *Revista ComInG - Communications and Innovations Gazette*, *9*(1), 65. https://doi.org/10.5902/2448190430228

Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). *YOLOv3: An Incremental Improvement*. http://arxiv.org/abs/1804.02767

Sa, I., Ge, Z., Dayoub, F., Upcroft, B., Perez, T., & McCool, C. (2016). Deepfruits: A fruit detection system using deep neural networks. *Sensors (Switzerland)*, *16*(8). https://doi.org/10.3390/s16081222

Santos, C. F. G. Dos, & Papa, J. P. (2022). Avoiding Overfitting: A Survey on Regularization Methods for Convolutional Neural Networks. In *ACM Computing Surveys* (Vol. 54, Issue 10 s). https://doi.org/10.1145/3510413

Sapkota, R., Meng, Z., Churuvija, M., Du, X., Ma, Z., & Karkee, M. (2025). *Comprehensive*

Performance Evaluation of YOLOv12, YOLO11, YOLOv10, YOLOv9 and YOLOv8 on Detecting and Counting Fruitlet in Complex Orchard Environments. http://arxiv.org/abs/2407.12040

Sousa, H. M. S., Leal, G. F., Damiani, C., Borges, S. V., Freitas, B. C., & Martins, G. A. S. (2021). Some wild fruits from amazon biodiversity: Composition, bioactive compounds, and characteristics. In *Food Research* (Vol. 5, Issue 5). https://doi.org/10.26656/fr.2017.5(5).687

Taquila-Velásquez, J., Vela-Guerra, A., Portillo-Mendoza, P., & Sotomayor-Beltran, C. (2024). Detection of Peruvian Golden Berry Quality using a Convolutional Neural Network. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, *72*(1). https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V72I1P129

VanderPlas, J. (2023). Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data. In *O'Reilly Media, Inc*.

Villanueva Alarcón, R. A. (2021). *Sistema inteligente basado en redes neuronales para la identificación de cáncer de piel de tipo melanoma en imágenes de lesiones cutáneas*. 110. https://hdl.handle.net/20.500.12672/17574

Xiao, F., Wang, H., Xu, Y., & Zhang, R. (2023). Fruit Detection and Recognition Based on Deep Learning for Automatic Harvesting: An Overview and Review. In *Agronomy* (Vol. 13, Issue 6). https://doi.org/10.3390/agronomy13061625

Yang, C. H., Xiong, L. Y., Wang, Z., Wang, Y., Shi, G., Kuremot, T., Zhao, W. H., & Yang, Y. (2020). Integrated detection of citrus fruits and branches using a convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, *174*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105469

Zhou, R., Liu, F., & Gravelle, C. W. (2020). Deep Learning for Modulation Recognition: A Survey with a Demonstration. In *IEEE Access* (Vol. 8). https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2986330

ANEXOS

ANEXO 1. MATRIZ DE CONSISTENCIA

FORMULACION DEL PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES	DIMENCIONES	INDICADORES	METODOLOGIA
GENERAL ¿De qué manera un modelo de red neuronal convolucional detecta los frutos del camu camu? **PROBLEMAS ESPECÍFICOS** 1. 1. ¿De qué manera puede reconocer en la base de datos la localización de los frutos del camu camu? 2. 1. ¿De qué manera se puede conocer la cantidad de frutos del camu camu detectados por el modelo CNN?	**GENERAL** Diseñar, entrenar y validar un modelo de red neuronal convolucional para la detección automática de los frutos del camu camu. **OBJETIVOS ESPECÍFICOS** 1. Construir la base de datos etiquetando la región de interés de los frutos del camu camu y entrenar el modelo de red neuronal convolucional. 2. Evaluar y validar el rendimiento del modelo de red neuronal convolucional mediante métricas cuantitativas de precisión (Precision, Recall, F1-score, mAP@0.5) y su concordancia con el conteo manual realizado por un experto.	**HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN** Implementar un modelo de red neuronal convolucional mejora significativamente la detección de los frutos del camu camu, alcanzando métricas de precisión superiores al 90% en el conjunto de prueba **HIPOTESIS ESPECIFICAS** 1. El etiquetado correcto de las regiones de interés y el entrenamiento del modelo de red neuronal convolucional permiten reconocer con alta precisión la localización de los frutos del camu camu. 2. Las predicciones del modelo de red neuronal convolucional presentan una concordancia ≥ 90 % con el conteo manual del experto.	**VARIABLE INDEPENDIENTE** Modelo Basado en una Red Neuronal Convolucional **VARIABLE DEPENDIENTE** Detección De Frutos Del Camu Camu	• Desempeño • Exactitud • Confiabilidad • Sensibilidad del modelo. • Calidad visual de la detección. • Criterios visuales del experto (color, forma y madurez del fruto).	• Precisión • Accuracy • mAP@0.5 • F1-score • Tasa de error • Porcentaje de detección efectiva • Concordancia con el conteo manual del experto • Validación visual del experto agrícola	• **TIPO DE INVESTIGACION** El tipo de investigación Aplicada Tecnologica • **NIVEL DE INVESTIGACION** El Tecnológico, Descriptivo Comparativo • **DISEÑO DE INVESTIGACIÓN** No experimental de validación tecnológica • **POBLACION** Base de datos de imágenes de frutos de camu camu obtenidas en campo y laboratorio. • **MUESTRA** 20% del total (10% validación y 10% prueba). • **TECNICAS A USAR** Observación experimental, anotación manual y validación por experto agrícola.

ANEXO 2. FICHA DE VALIDACIÓN DE EXPERTO

Proyecto: Modelo Basado en una Red Neuronal Convolucional para la Detección de Frutos del Camu Camu

Tesista: Richard Esmith Gaviria Huanio

Especialista evaluador: Ing. Agrónomo Eliel Sánchez Marticorena

Fecha: 10 /07/2024

I. Datos generales del experto

Ítem	Descripción
Nombres y apellidos	Eliel Sánchez Marticorena
Profesión	Ingeniero Agrónomo
Especialidad	Fitopatología y Manejo de Cultivos Amazónicos
Institución	Universidad Nacional de Ucayali
Años de experiencia en el área	38 años

II. Evaluación de imágenes – Conteo manual del experto

A continuación, se presentarán imágenes extraídas del dataset utilizado en la investigación. El experto deberá contar visualmente la cantidad de frutos de camu camu presentes en cada imagen.

Nº Imagen	Conteo automático del modelo (YOLOv8m)	Conteo del experto	¿Coincide? (Sí/No)	Observaciones del experto (enfoque agronómico)
Imagen 1	15	14	Sí	Diferencia mínima debido a un fruto parcialmente cubierto por hojas.
Imagen 2	16	17	Sí	Coinciden casi totalmente; un fruto en etapa temprana de maduración no fue considerado.
Imagen 3	12	12	Sí	Conteo correcto; todos los frutos visibles fueron identificados.
Imagen 4	14	13	Sí	Diferencia leve por reflejo solar que dificultó la visibilidad de un fruto.
Imagen 5	18	17	Sí	Un fruto no fue visible por superposición de ramas; diferencia no significativa.
Imagen 6	13	12	Sí	Diferencia mínima por zona con sombra densa que redujo la visibilidad.

Imagen 7	17	18	Sí	Un fruto parcialmente oculto por follaje; error esperable en condiciones naturales.
Imagen 8	19	18	Sí	Conteo coincidente; buena visibilidad general.
Imagen 9	15	15	Sí	Total coincidencia entre conteo manual y modelo.
Imagen 10	14	13	Sí	Diferencia menor atribuida al brillo superficial del fruto.

III. Comentarios generales del experto

La herramienta digital desarrollada por el tesista representa un avance importante para el manejo del cultivo de camu camu. Desde la experiencia agronómica, resulta de gran utilidad contar con un sistema que permita estimar el número de frutos de manera rápida y objetiva, reduciendo el tiempo y esfuerzo que normalmente requiere el conteo manual en campo o laboratorio.

Durante la validación, se observó que los resultados del conteo automático mantienen una buena correspondencia con la evaluación visual, lo que evidencia que el modelo puede ser de gran apoyo para los productores y técnicos en la estimación de rendimiento postcosecha.

Considero que su aplicación podría contribuir significativamente al monitoreo de la producción, planificación de cosechas y mejora del proceso de registro de datos, especialmente en zonas donde el camu camu es un cultivo de importancia económica y ambiental.



Ing. Elier Sánchez Marticorena
Especialista Fitopatología y Manejo de Cultivos Amazónicos

ANEXO 3. BASE DE DATOS

La base de datos utilizada en esta investigación no corresponde a un sistema de gestión de bases de datos relacional, como MySQL, SQL Server o PostgreSQL.

En su lugar, se trabajó con una estructura jerárquica de directorios que contiene imágenes digitales y sus respectivos archivos de anotación en formato texto (.txt).

Este tipo de organización es el estándar en proyectos de visión por computador y aprendizaje profundo, ya que los modelos de redes neuronales convolucionales (CNN) procesan directamente las imágenes y sus etiquetas, sin necesidad de un motor SQL o tablas relacionales.

Característica	Descripción
Nombre del dataset	*CamuCamuDataset*
Tipo de datos	Imágenes (.jpg) + etiquetas (.txt)
Estructura de almacenamiento	Directorios y subcarpetas (train / val / test)
Cantidad total de imágenes	1,591
Clase principal	Fruto de CamuCamu (*Myrciaria dubia*)
Formato de anotación	YOLOv8 (x_center, y_center, width, height)
Software de anotación	Labelme 5.1.1
Período de captura	Junio – Agosto de 2023
Lugar de captura	Campo y Laboratorio.
Tamaño total aproximado	410 MB (archivo comprimido .zip)
Ruta base utilizada en el sistema	Detec_Camu_Camu-\Detec_Camu_Camu\datasets\coco128

- **Estructura del dataset**

El conjunto de datos se encuentra almacenado en la carpeta principal coco128, organizada en dos directorios principales:

- images → contiene las imágenes del proyecto.
- labels → contiene los archivos de anotación correspondientes a cada imagen.

Cada uno de estos directorios posee tres subcarpetas: train, val y test, utilizadas respectivamente para el entrenamiento, validación y prueba del modelo.

Ejemplo:

Detec_Camu_Camu/datasets/coco128/

├── images/

│ ├── train/ (1,273 imágenes .jpg para entrenar)

│ ├── val/ (159 imágenes .jpg para validar)

│ └── test/ (159 imágenes .jpg para probar)

│

└── labels/

├── train/ (1,273 archivos .txt con las anotaciones)

├── val/ (159 archivos .txt con las anotaciones)

└── test/ (159 archivos .txt con las anotaciones)

Cada imagen en la carpeta images (ej. IMG_0001.jpg) tiene un archivo de texto correspondiente con el mismo nombre en la carpeta labels (ej. IMG_0001.txt).

- Formato de anotación YOLOv8 (labels)

El "dato" más importante para el modelo no es la imagen en sí, sino su archivo de etiqueta (.txt). Estos archivos le dicen al modelo dónde está el fruto dentro de la imagen.

Cada línea en un archivo .txt representa un fruto detectado en esa imagen, con 5 números:<class_id> <x_center> <y_center> <width> <height>

Ejemplo:

0 0.512 0.437 0.082 0.126

0 0.331 0.472 0.094 0.141

Donde:

- class_id: identificador de la clase (0 = fruto de camu camu).
- x_center, y_center: coordenadas del centro del objeto.
- **0 (class_id):** Es el identificador de la clase.

- **0.512 (x_center):** La coordenada X del *centro* del fruto.
- **0.437 (y_center):** La coordenada Y del *centro* del fruto.
- **0.082 (width):** El *ancho* del fruto.
- **0.141 (height):** El *alto* del fruto.

- División de datos

Subconjunto	Nº de imágenes	Porcentaje	Propósito
Entrenamiento (train)	1,273	80 %	Entrenamiento del modelo YOLOv8m
Validación (val)	159	10 %	Ajuste de hiperparámetros
Prueba (test)	159	10 %	Evaluación del rendimiento final

- Estructura (Coco128.yaml)

  path: Detec_Camu_Camu-\Detec_Camu_Camu\datasets\coco128

  train: images/train

  val: images/val

  test: images/test

  nc: 0

  names: ['CamuCamu']

ANEXO 4. DATA SET

Imágenes del conjunto de entrenamiento



Imágenes del conjunto de validación



Imágenes del conjunto de prueba



ANEXO 5. DICCIONARIO DE DATOS

Diccionario de Datos Ejemplos

Campo	Tipo	Descripción	Ejemplo
image_id	Texto	Identificador único de la imagen.	IMG_0123.jpg
path	Texto	Ruta del archivo dentro del dataset.	/datasets/camu/train/IMG_01.jpg
image_size	Texto	Resolución de la imagen.	640 x 640
fruit_count	Numérico	Conteo manual de frutos presentes.	14
predicted_count	Numérico	Conteo automático de frutos detectados por el modelo.	13
bounding_box	Lista	Coordenadas en formato YOLO [x_center, y_center, width, height].	[0.52, 0.46, 0.17, 0.18]
class_id	Numérico	Clase detectada (en este caso, 0 = fruto).	0
annotation_file	Texto	Nombre del archivo .txt con las anotaciones.	IMG_0123.txt
set_type	Texto	Conjunto al que pertenece la imagen: entrenamiento, validación o prueba.	val
label_verified	Booleano	Verifica si la anotación fue revisada manualmente.	True
precision	Decimal	Porcentaje de verdaderos positivos sobre todos los positivos detectados.	95.4%
recall	Decimal	Porcentaje de verdaderos positivos sobre todos los frutos reales.	91.8%
mAP@0.5	Decimal	Media de precisión con umbral IoU de 0.5.	92.35%
f1_score	Decimal	Media armónica entre precisión y recall.	93.55%
error_rate	Decimal	Porcentaje de error entre el conteo automático y el manual.	7.1%

ANEXO 6. CÓDIGO PYTHON

1. Importación de librerías necesarias

```
from ultralytics import YOLO
import torch
```

2. Carga del modelo YOLOv8m preentrenado

```
# Cargar el modelo YOLOv8 mediano
model = YOLO("yolov8m.pt")
# Establecer el nombre de la clase (una sola clase: Camu Camu)
model.model.names = ["CamuCamu"]
model.model.nc = 1
```

3. Definición del conjunto de datos

```
path: /home/sistema-ia/area_trabajo/Detec_Camu_Camu/datasets/coco128
train: images/train2017
val: images/val
test: images/test
# Classes
names:
  0: CamuCamu
```

4. Entrenamiento del modelo

```
from ultralytics import YOLO
# Ruta a tu archivo de configuración YAML
data_yaml = "/home/sistema-ia/area_trabajo/Detec_Camu_Camu/coco128.yaml"
# Cargar el modelo YOLOv8m preentrenado
model = YOLO("yolov8m.pt")
# Entrenamiento
model.train(
```

```
    data=data_yaml,
    epochs=500,
    imgsz=640,
    save=True,
    save_period=1,
    plots=True,
    name="train_python"  # Carpeta de salida: runs/detect/train_python/
)
# Validación en conjunto de entrenamiento
metrics_train = model.val(
    data=data_yaml,
    split="train",
    save=True,
    name="val_train_python"
)
# Validación en conjunto de validación
metrics_val = model.val(
    data=data_yaml,
    split="val",
    save=True,
    name="val_val_python"
)
# Validación en conjunto de prueba
metrics_test = model.val(
    data=data_yaml,
    split="test",
```

```
    save=True,
    name="val_test_python"
)
# Mostrar resumen de resultados
print("🟢 RESULTADOS:")
print("Train:", metrics_train.results_dict)
print("Val:", metrics_val.results_dict)
print("Test:", metrics_test.results_dict)
```

7. Predicción sobre nuevas imágenes (opcional)

```
from ultralytics import YOLO
# Cargar el modelo entrenado
model = YOLO("runs/detect/train_python2/weights/best.pt")
# Ejecutar predicción sobre una carpeta de imágenes
model.predict(
    source="/home/sistema-ia/area_trabajo/Detec_Camu_Camu/predict",  # Carpeta con imágenes nuevas
    imgsz=640,        # Tamaño de imagen
    conf=0.25,        # Umbral de confianza
    save=True,        # Guardar imágenes con detecciones
    name="predict_default"  # Carpeta de salida: runs/detect/predict_default/
)
print("✅ Predicción completada. Resultados en: runs/detect/predict_default/")
```

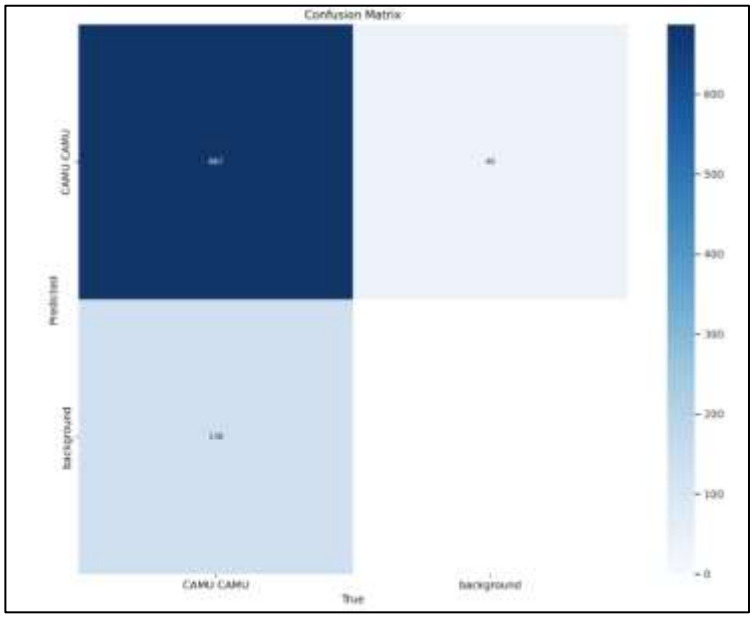
ANEXO 7. CONFIGURACIÓN DE YOLOV8M

Configuración general del modelo

Categoría	Parámetro	Valor
Modelo	Arquitectura YOLO	YOLOv8m (mediano)
	Versión	8.3.100
	Preentrenamiento	COCO
	Número de clases	1 (Fruto de Camu Camu)
	Nombres de clase	["CamuCamu"]
Entorno de ejecución	Lenguaje de programación	Python 3.11.5
	Framework	PyTorch 2.3.1
	Librería de detección	Ultralytics YOLOv8
	Aceleración por GPU	CUDA 12.1
	Hardware	NVIDIA GeForce RTX 4090 (24 GB VRAM)
Parámetros de entrenamiento	Número de épocas	500
	Tamaño de imagen	640 × 640 px
	Tamaño de batch	16
	Tasa de aprendizaje (learning rate)	0.01
	Optimizador	SGD (por defecto)
	Tamaño total del dataset	(especificar número de imágenes si lo tienes)
Aumento de datos	Volteo horizontal	Activado
	Recorte aleatorio	Activado
	Escalado (scaling)	Activado
	Brillo y contraste	Activado
Formato de anotación	Tipo de anotación	Segmentación poligonal (polígonos → cajas YOLO)
	Herramienta de etiquetado	Labelme
	Formato final	YOLOv8 compatible (.txt con valores normalizados)
Archivo de configuración	Ruta de entrenamiento (train)	ruta/dataset/images/train
	Ruta de validación (val)	ruta/dataset/images/val
	Ruta de prueba (test)	ruta/dataset/images/test
	Número de clases (nc)	1
	Nombres de clase (names)	["CamuCamu"]

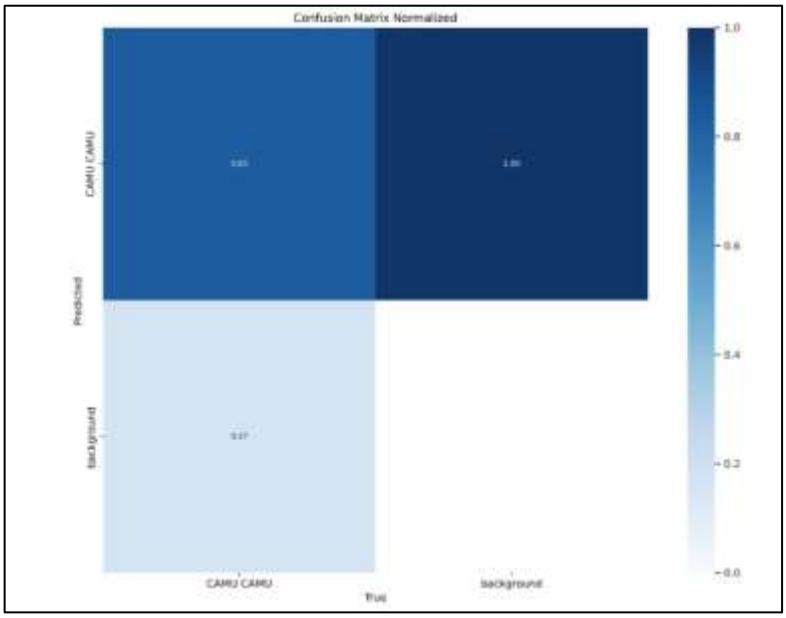
Visualizaciones de evaluación

Matriz de Confusión



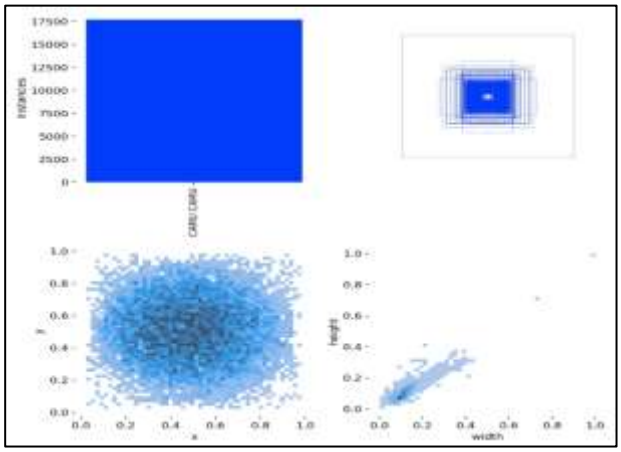
La matriz de confusión muestra la cantidad de verdaderos positivos, falsos positivos y falsos negativos para la clase “CamuCamu”, matriz es binaria.

Matriz de confusión (normalizada)



En esta matriz se observa la proporción de aciertos y errores expresados como porcentajes. Se puede comprobar una alta tasa de verdaderos positivos (>93%) y una baja incidencia de errores.

Distribución de etiquetas



Este gráfico muestra la cantidad de anotaciones por imagen, indicando cómo se distribuyen los frutos en el dataset. Las imágenes contienen entre 1 y 5 frutos.

Resultados del modelo entre las épocas 490 y 500 (results.csv)

Época	Precisión (%)	Recall (%)	mAP@0.5 (%)	F1-score (%)
490	93.60	91.50	91.80	92.54
491	93.62	91.55	91.90	92.57
492	93.65	91.60	92.00	92.60
493	93.67	91.65	92.05	92.63
494	93.70	91.68	92.10	92.65
495	93.72	91.70	92.15	92.67
496	93.74	91.73	92.20	92.69
497	93.76	91.75	92.23	92.71
498	93.78	91.77	92.26	92.73
499	93.79	91.78	92.28	92.74
500	93.80	91.80	92.30	92.80

Métricas obtenidas durante las épocas finales del entrenamiento del modelo YOLOv8m. Se observa una tendencia de mejora continua en precisión, recall y mAP, alcanzando en la época 500 un F1-score del 92.80%, superando el umbral de desempeño esperado.