TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES

CARRERA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS EMPRESARIALES

"Arquitectura yolo v3 en la clasificación de papas, en zonas altoandinas"

Tesis para optar el Título Profesional de:

Ingeniero de Sistemas empresariales

Presentado por:

Kety Lizet Sifuentes Lopez (0009-0008-4821-5533)

Asesor:

Kitty Roxana Urbano Carranza (0000-0003-2009-000X)

Lima – Perú

2026

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

Lima, 12 de octubre del 2026

Los integrantes del Jurado de tesis:

Presidente	**Jose Alfredo Diaz León**
Miembro 1	**Martin Isidro Velasquez Medina**
Miembro 2	**Robert Roy Saavedra Jiménez**

Se reúnen para evaluar la tesis titulada:
"Arquitectura Yolo V3 en la clasificación de papas, en zonas altoandinas"
con código de registro **PRE-12-2025-00141.**

Presentado por los bachilleres:
Kety Lizet Sifuentes López

Para optar al título profesional de
Ingeniera de Sistemas Empresariales

Asesorado por:
Kitty Roxana Urbano Carranza

Luego de haber evaluado el informe final de tesis y evaluado el desempeño del estudiante de la Carrera de **Ingeniería de Sistemas Empresariales** en la sustentación, concluyen de manera unánime (X) por mayoría simple ( ) calificar a:

Tesista:	**Kety Lizet Sifuentes López**		
Nota (en letras):	**Dieciséis**		
Aprobado ( )	Aprobado - Muy buena (X)	Aprobado - Sobresaliente ( )	Desaprobado (x)

Los miembros del jurado firman en señal de conformidad.

	
José Alfredo Díaz León	Kitty Roxana Urbano Carranza
Presidente del Jurado	*Asesor*
	
Martin Isidro Velasquez Medina	Robert Roy Saavedra Jiménez
Miembro 1	*Miembro 2*

ANEXO: FORMATO DE DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD DE CONTENIDO DE INFORME FINAL DE TESIS O TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD DE CONTENIDO DEL INFORME FINAL DE TESIS / TRABAJO DE INVESTIGACIÓN (versión 2.0) [1]

Lima, 12 de octubre del 2026

Señor,
Percy Manuel Mayta Tristán
Vicerrector de Investigación
Universidad Científica del Sur
Presente. –

De nuestra consideración,

Los abajo firmantes – Kety Lizet Sifuentes Lopez, estudiante(s)/egresado(s) del Programa académico de Ingeneria de Sistemas Empresariales de la Universidad Científica del Sur, y el asesor/la asesora de tesis Kitty Roxana Urbano Carranza – declaramos que este informe final de tesis/trabajo de investigación titulado "Arquitectura Yolo V3, en la clasificación de papas, en zonas altoandinas", que presentamos para optar el título profesional/grado académico de Ingeniera de Sistemas Empresariales, es original.

En consecuencia, declaramos que el informe no contiene plagio ni total ni parcial; que, cuando se utilizó información de fuentes externas, se reconoció su autoría mediante la citación correspondiente; y que los resultados obtenidos son producto íntegro de nuestra investigación y no han sido falseados ni fabricados. Todo ello en cumplimiento del Código de ética en la Investigación, Reglamento de Disciplina de Pregrado y Posgrado, Reglamento de Propiedad Intelectual, Normas y procedimientos de los trabajos de investigación para la obtención de títulos profesionales y grados académicos [2], que afirmamos conocer en su totalidad.

Declaramos, además, que no se han utilizado herramientas de inteligencia artificial (IA), ni generativas ni de ningún otro tipo, en ninguna fase del desarrollo de la investigación ni en la redacción del informe final de tesis/trabajo de investigación. Todo el material contenido en este informe fue elaborado íntegramente por el/los autor(es), sin asistencia de herramienta alguna de IA.

Declaramos, además, que no se han utilizado herramientas de inteligencia artificial (IA) generativa, de forma parcial ni total, en ninguna fase del desarrollo de la investigación ni en la redacción del informe final de tesis/trabajo de investigación. Sí declaro haber utilizado herramientas de IA no generativa para el entrenamiento de YOLO v3 para la clasificación de tipos de papas en zonas altoandinas, mediante el análisis de imágenes como parte del desarrollo técnico de la investigación, conforme a la normativa de la Universidad [3]. Todo el material ha sido revisado por el/los autor(es), quien(es) asume(n) la responsabilidad de su contenido.

Por ello, en caso de identificarse alguna situación de plagio, falsificación o fabricación de resultados, uso indebido de IA generativa o uso no declarado de IA, nos sometemos al proceso de investigación que establezca la Universidad y aceptamos las sanciones que pudieran corresponder. También declaramos conocer las normativas institucionales que regulan las sanciones aplicables en estos casos, incluido el de la compra y venta de tesis.

Firmamos en conformidad con lo declarado,

[1] En conformidad con la Resolución del Consejo Directivo N° 084-2022-SUNEDU/CD
[2] Los documentos están en: https://repositorio.cientifica.edu.pe/handle/20.500.12805/3652
[3] GEA-GIE-POL-05 Política del uso de inteligencia artificial



Firma tesista
DNI: 73882867



Firma del asesor de tesis
DNI: 43030763

INFORME DE REVISIÓN DE ORIGINALIDAD

Título del documento evaluado. Arquitectura yolo v3 en la clasificación de papas, en zonas altoandinas.

Autores. Kety Lizet Sifuentes López.

Mecanismo de revisión de originalidad. Evaluación con Turnitin (ID 3088951355).

Código de registro. PRE-12-2025-00141.

Resultado de la evaluación. 2%.

Revisado por. Jorge André Layza Diaz.

Comentarios sobre la revisión. Filtros usados: excluir fuentes de menos de 12 palabras.

INFORME DE ORIGINALIDAD

2%	2%	1%	0%
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	Kety Sifuentes-Lopez, Wilver Auccahuasi. "Classification of Potatoes Using Artificial Intelligence Techniques in High Andean Areas of Peru", 2025 International Conference on Machine Learning and Autonomous Systems (ICMLAS), 2025 Publicación	<1%
2	rmf.smf.org.mx Fuente de Internet	<1%
3	dspaceapi.live.udesa.edu.ar Fuente de Internet	<1%
4	www.agrociencia-colpos.org Fuente de Internet	<1%
5	Submitted to Universidad Cesar Vallejo Trabajo del estudiante	<1%
6	hdl.handle.net Fuente de Internet	<1%
7	International Commission on Large Dams. "Twenty-Eighth International Congress on Large Dams: Vingt-Huitième Congrès International Des Grands Barrages", CRC Press, 2025 Publicación	<1%
8	Submitted to Universidad Internacional de la Rioja Trabajo del estudiante	<1%
9	upc.aws.openrepository.com Fuente de Internet	<1%

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

Dedicatoria

A Dios, por guiar mi camino, fortalecer mi fe y brindarme la sabiduría, la perseverancia y la fortaleza necesarias para culminar esta importante etapa de mi formación académica.

A mis padres, Teófilo y Elodia, por su amor incondicional, sus sacrificios y su apoyo constante, que han sido fundamentales para mi crecimiento personal y profesional. A mis hermanas, por su comprensión, compañía y confianza, y por motivarme a perseverar en la consecución de mis objetivos, incluso en los momentos de incertidumbre.

A una persona especial que me acompañó incondicionalmente durante este proceso, por su apoyo emocional, comprensión y motivación, que contribuyeron significativamente a superar las dificultades y mantener firme mi compromiso con esta meta.

A todos ustedes, dedico este logro con profundo cariño y gratitud, pues su presencia y apoyo han sido esenciales para alcanzar este objetivo, que representa no solo la culminación de una etapa académica, sino también el resultado de un esfuerzo compartido y de la confianza depositada en mí.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

Agradecimientos

A Dios, por ser mi guía y fortaleza espiritual durante este camino, brindándome la sabiduría, la perseverancia y la fe necesarias para superar los desafíos y alcanzar mis metas.

A mi familia, por su amor incondicional, comprensión y confianza, que me impulsaron a seguir adelante incluso en los momentos más difíciles. Su presencia y aliento han sido fundamentales para culminar esta importante etapa de mi vida.

A mis docentes y asesores universitarios, por su dedicación, paciencia y valiosa orientación, así como por compartir sus conocimientos y experiencias, contribuyendo significativamente a mi crecimiento académico y profesional.

A la Universidad Científica del Sur, por su compromiso con la excelencia académica y la formación integral, brindándome las herramientas necesarias para fortalecer mis conocimientos y desarrollar mis capacidades profesionales.

Finalmente, a todas las personas que, de manera directa o indirecta, contribuyeron a la realización de este trabajo de investigación, les expreso mi más sincero reconocimiento y gratitud. Cada aporte y muestra de aliento fueron valiosos para alcanzar este objetivo, que representa el fruto de mi esfuerzo, dedicación y aprendizaje a lo largo de esta etapa.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN 5
ABSTRACT 6
I. INTRODUCCIÓN 7
1.1. Realidad problemática 7
1.2. Antecedentes 8
II. MARCO TEÓRICO 15
2.1. Variable Independiente: La arquitectura YOLOv3 15
2.1.1. Dimensiones de la arquitectura YOLOv3 15
2.2. Variable Dependiente: Clasificación de papas 16
2.2.1. Dimensiones de Soluciones de negocio 16
2.3. Problema General 16
2.4. Problemas Específicos 17
2.5. Justificación 17
2.7.1. Justificación Metodológica 17
2.7.2. Justificación Teórica 17
2.7.3. Justificación Práctica 17
2.7.4. Justificación Económica 18
2.6. Objetivo general 18
2.7. Objetivos Específicos 19
2.9.1. Objetivo Específico 1 19
2.9.2. Objetivo Específico 2 19
2.8. Hipótesis General: 19
2.9. Hipótesis Específicos 19
2.9.1. Hipótesis Especifico 1 19
2.9.2. Hipótesis Especifico 2 19
III. MATERIALES Y METODOS 19
3.1. Tipo de investigación 19
3.2. Diseño y corte de la investigación 20
3.3. Enfoque de la investigación 20
3.4. Población y muestra 20
3.4.1. Población 20
3.4.2. Muestra 20
3.4.3. Muestreo 20
3.5. Instrumentos 21
3.5.1. Validez del instrumento 21

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

3.5.2. Confiabilidad del instrumento 21
3.6. Procedimiento de experimentación de entrenamiento del modelo Yolo V3 21
3.6.1. Configuración del Hardware 22
3.6.2. Configuración del Software 23
3.7. Procedimiento de recolección de datos 28
3.8. Estrategia de análisis de datos 28
3.9. Aspectos éticos 28
3.9.1. Consentimiento informado: 28
3.9.2. Confidencialidad: 29
3.9.3. Transparencia: 29
3.10. Limitaciones 29
3.10.1. Limitación en el acceso a la muestra: 29
3.10.2. Limitaciones temporales: 29
IV. RESULTADOS 30
V. DISCUSION DE RESULTADOS 33
VI. CONCLUSIONES 39
VII. RECOMENDACIONES 40
VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS 42
IX. ANEXOS 49

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Hardware para la implementación, con el modelo Raspberry pi, modelo 5..... 22
Figura 2. Case para el hardware Raspberry pi, modelo 5. 23
Figura 3. Papa amarilla 24
Figura 4. Papa Canchan 24
Figura 5. Papa Blanca 24
Figura 6. Papa Huayro 24
Figura 7. Modo de trabajo del programa LabelImage. 25
Figura 8. Modo de marcación de las papas..... 26
Figura 9. Imágenes con sus respectivos archivos xml, con las coordenadas de las marcaciones. 26
Figura 10. Modelo de la arquitectura del modelo YoloV3. 27
Figura 11. Resultado de clasificacion 32
Figura 12. Resultado de clasificacion 32
Figura 13. Resultado de clasificacion 32
Figura 14. Resultado de clasificacion 32
Figura 15. Evidencia de artículo publicado 53
Figura 16. Cultivos de papa en zonas altoandinas 54
Figura 17. Cultivos de papa en zonas altoandinas 54
Figura 18. Cultivos de papa en zonas altoandinas 55
Figura 19. Cosecha de papa 56
Figura 20. Cosecha de papa 57
Figura 21. Cosecha de papas 58
Figura 22. Adecuación para la comercialización de papas 58

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tipos de papas 24
Tabla 2. Presenta el resultado visual de la clasificación de papas. 32
Tabla 3. Costos de implementación 37
Tabla 4. Cuadro de beneficios proyectados 38
Tabla 5. Flujo de caja de costos proyectados 38
Tabla 6. Flujo de caja de beneficios proyectados 39
Tabla 7. Matriz de Consistencia 49
Tabla 8. Matriz de Operacionalización 51
Tabla 9. Instrumento de recolección de datos 52

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

RESUMEN

El trabajo de investigación, considero como objetivo fundamental evaluar la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas, por ello se cuenta con el propósito de demostrar la efectividad de la arquitectura Yolo V3 en la clasificación de variedades de papas altoandinas específicamente en Cancham, Huayro, Amarilla y Blanca. La investigación adopto un esquema metodológico pre-experimental; se trabajó con 4 variedades de papas altoandinas por el que se adoptó el muestreo por conveniencia. Mediante las fichas de observación se realizó el proceso de evaluar el instrumento de manera precisa y mediante la confiabilidad del instrumento se mide la consistencia y estabilidad de los datos recolectados. En el procedimiento de la configuración del Hardware para lo cual es Raspberry Pi modelo 5 el cual es eficiente para ejecutar en modelo Yolo V3, la configuración del software específicamente se basa en el uso del modelo YOLO V3, para que se muestre la eficiencia de la arquitectura mencionada de tal manera evaluar la sensibilidad y la especificidad se considera la base de datos de imágenes con los tipos de papas “Peruanita”, “Amarilla del Centro”, “Huayro Rojo” y “Huamantanga”, “chancan”, “blanca” y “huayro”.

Este estudio evidencia un gran avance del impacto tecnológico en las diferentes acciones de las personas y como tal puede ayudar a mejorar la calidad de producción de tubérculos, semillas y otros a los diferentes agricultores de las zonas rurales del Perú; además de ello destacar la importancia de superar los parámetros tecnológicos para lograr una producción con un alcance global.

Palabras clave: YOLO, detección, clasificación, modelo, rendimiento.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

ABSTRACT

The research project's fundamental objective is to evaluate the Yolo V3 architecture for classifying potato varieties in high Andean regions. Therefore, the aim is to demonstrate the effectiveness of the Yolo V3 architecture in classifying high Andean potato varieties, specifically Canchan, Huayro, Amarilla, and Blanca. The research adopted a pre-experimental methodological approach, working with four high Andean potato varieties, for which convenience sampling was used. Observation sheets were used to precisely evaluate the instrument, and the reliability of the instrument was measured to assess the consistency and stability of the collected data. In the hardware configuration procedure, a Raspberry Pi model 5, which is efficient for running the Yolo V3 model, was used. The software configuration specifically relied on the YOLO V3 model to demonstrate the efficiency of the aforementioned architecture and evaluate its sensitivity and specificity. The image database containing the potato varieties "Peruanita," "Amarilla del Centro," "Huayro Rojo," "Huamantanga," "Chancan," "Blanca," and "Huayro" was used.

This study demonstrates the significant technological impact on various human activities and, as such, can help improve the quality of tuber, seed, and other production for farmers in rural areas of Peru. Furthermore, it highlights the importance of surpassing technological parameters to achieve production with global reach.

Keywords: YOLO, detection, classification, model, performance.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

I. INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

En el Perú, la cosecha de papa es un cultivo emblemático con más de 4,000 variedades nativas siendo una fuente clave de carbohidratos, vitaminas y minerales lo que permite su integración en diversos potajes preparados de manera permanente desde hace muchos siglos; sin embargo, enfrenta diversas problemáticas que limitan su sostenibilidad y productividad a nivel regional y nacional. Factores como las condiciones climáticas adversas, la dependencia de técnicas de cosecha manuales y rudimentarias, la limitada capacidad de infraestructura y/o terreno de producción, las faltas de acceso a tecnologías modernas que hoy en día impactan positivamente en diversos ámbitos del mercado, y la escasez de recursos económicos de los productores para mejorar la calidad de producción ya sean minoristas y/o mayoristas. Además, la volatilidad del mercado, los precios bajos y las deficientes estructuras de las vías de transporte dificultan la comercialización, especialmente en las regiones altoandinas; También uno de los aspectos preocupantes son las enfermedades y plagas. Estas dificultades no solo afectan la economía rural, sino también la seguridad y sanidad alimentaria, así mismo la preservación de la biodiversidad agrícola, lo que demanda soluciones integrales que incluyan innovación tecnológica, políticas de apoyo, y programas de capacitación para los agricultores y/o productores de tubérculos.

La producción de papas en el Perú tiene una gran relevancia tanto económica como cultural, ya que es uno de los principales productores y centro de origen de este tubérculo, con una notable diversidad de variedades nativas que se cultivan principalmente en las regiones altoandinas. A pesar de su potencial, la

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

producción enfrenta retos significativos, como las condiciones climáticas extremas, la falta de modernización en las prácticas agrícolas, la escasa infraestructura de almacenamiento, transporte, la escasez de mano de obra calificada para la clasificación de papas y altas tazas de perdida por clasificación errónea lo que limita la competitividad y la rentabilidad para los agricultores. Estos factores, junto con la baja capacitación tecnológica y el acceso limitado a mercados, dificultan la mejora de los rendimientos y la calidad del producto, afectando tanto la economía local como la seguridad alimentaria. La importancia de la papa en la dieta peruana y su papel en la agricultura familiar subrayan la necesidad de fortalecer las políticas y estrategias para mejorar la producción y la comercialización de este cultivo fundamental; de tal manera su relevancia se basa en eliminar la subjetividad del ojo humano y mantener un estándar respecto a la calidad del producto y se obtener la eficiencia del procesamiento comercial.

1.2. Antecedentes

Haciendo una revisión del estado del arte, encontramos diferentes trabajos relacionados con el uso de la tecnología en el área agrícola, encontramos un estudio en Brasil con el artículo de Almeida et al. (2024), del Estado de Pernambuco Brasil donde se analizó la lluvia y las sequías en una región semiárida, con la intensión de analizar el clima de la región, así como las precipitaciones anuales para para la conservación de la vegetación natural que sea propicia para futuros cultivos, mediante la adopción de técnicas de conservación para controlar el flujo superficial.

En el artículo de Yao et al. (2024), se presenta un algoritmo de dos etapas para la detección y evaluación de la severidad de la enfermedad de la mancha roja en las hojas de ciruelo. En la primera etapa, se utiliza YOLOv8 para identificar y

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

separar las hojas enfermas de un fondo complejo. Luego, estas hojas se envían al modelo de segmentación MOC_UNet para segmentar las hojas y las manchas de la enfermedad. Finalmente, se calcula la tasa de cobertura de las manchas de la enfermedad contando el número de píxeles de las manchas y de las hojas, y se generan los resultados de la evaluación de la severidad de la enfermedad. Como resultado el modelo MOC_UNet mejorado mostró una alta precisión en la segmentación, con una tasa de reconocimiento de hojas del 95.3% y métricas de mIoU, mPA, mPrecision y mRecall superiores al 90%. Además, el análisis de regresión mostró que el modelo MOC_UNet tenía un coeficiente de determinación R2 de 0.96 y un error porcentual absoluto medio (MAPE) de 8.76%, lo que indica que las predicciones del modelo eran muy cercanas a los valores reales. Este método propuesto puede ayudar a los agricultores a detectar tempranamente la enfermedad y a implementar medidas de prevención y control más precisas en la producción agrícola.

En el artículo de Pawlowski et al. (2024), utiliza el método You Only Look Once v8 (YOLO), una red neuronal convolucional especializada, para detectar tamaños de semillas en imágenes. Para ello, se creó una base de datos con imágenes de semillas de café y frijoles blancos, considerando condiciones industriales y agrícolas en una línea de producción. Las imágenes incluían un elemento de referencia, una moneda de dimensiones conocidas, y se tomaron en diversas disposiciones y cantidades de semillas. El algoritmo YOLO se utilizó para clasificar el tipo de semilla y determinar su área en la imagen mediante segmentación. Posteriormente, se aplicaron técnicas de procesamiento de imágenes para determinar la longitud y el ancho de las semillas.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

En el artículo de Wu et al. (2024), presenta un enfoque innovador para la detección de plagas utilizando una estructura llamada SAW-YOLO. Esta estructura emplea módulos de convolución espacio-a-profundidad (SPD) para capturar detalles específicos de las plagas en capas más superficiales, asegurando que la información relevante se retenga durante el proceso de reducción de escala. Además, se utiliza una arquitectura de pirámide de encabezado YOLOv8 que integra características extraídas de la red de respaldo y las inyecta en el AFFD, mejorando la descripción semántica de las plagas en múltiples escalas. El método tiene dos funciones principales: proporcionar un papel auxiliar en la detección y actuar como cabeza de detección para objetivos pequeños. La combinación de estas funciones maximiza el uso de las tasas paramétricas y la información. Además, se mejora la función de pérdida de regresión de la caja delimitadora utilizando Wise-IoUv3 para mitigar los efectos negativos de los marcos de detección de baja calidad, mejorando la precisión discriminativa del modelo y acelerando la convergencia.

En el artículo de Fan et al. (2024), se desarrolla y evalúa un método de localización de manzanas utilizando la cámara de profundidad RealSense D435. Los experimentos se llevaron a cabo en la Estación de Demostración Experimental de Manzanas de Baishui, en la provincia de Shaanxi, China. Se realizaron pruebas de recolección en diferentes condiciones climáticas para verificar la adaptabilidad del sistema de visión del robot recolector. Los resultados mostraron una precisión general del 96.12% en la detección y localización de manzanas, con una ligera variación en la precisión dependiendo de las condiciones climáticas. Además, el documento presenta un análisis comparativo del rendimiento de varios modelos de redes neuronales

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

convolucionales para la detección de manzanas. Inspirándose en conceptos de detección de gestos humanos y convoluciones agrupadas y separables por profundidad, se desarrolló un modelo de reconocimiento con altas tasas de detección y bajas demandas computacionales. Este modelo está diseñado para facilitar su implementación en sistemas robóticos, mejorando así la eficiencia y precisión en la recolección de manzanas en entornos de huertos.

En el artículo de Aghamohammadesmaeilketabforoosh et al. (2024), se implementa unas técnicas de aprendizaje profundo en la agricultura, destacando su aplicación en la detección de enfermedades y plagas en plantas. Se menciona el uso de la biblioteca PyTorch y el soporte de recursos computacionales avanzados como los proporcionados por la Digital Alliance of Canada y Google Collaboratory. Además, se discuten los beneficios de los mecanismos de atención en las capas intermedias y finales de los modelos, que ayudan a mejorar la precisión al dirigir el enfoque del modelo a partes específicas de las imágenes de entrada. Los resultados indican la necesidad de bases de datos más amplias y completas para mejorar las estrategias de cultivo de fresas y otros productos agrícolas. En general, se destaca cómo el aprendizaje profundo puede transformar la agricultura al proporcionar herramientas más precisas y eficientes para la gestión de cultivos y la seguridad alimentaria [6,7].

En el artículo de Mai et al. (2024), se recurre al uso de del modelo Taoism-Net, una red de segmentación de imágenes que ha demostrado mejoras significativas en comparación con modelos de segmentación de imágenes ligeros y algoritmos maduros como U-Net, PP-LiteSeg, DeepLabv3+ y PSPNET. Taoism-Net destaca por su diseño eficiente y simplificado, evitando profundidades excesivas, residuos y operaciones complejas como la autoatención, lo que resulta en una

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

mejora de al menos 3.6% en el valor de mIoU en el conjunto de datos utilizado para el experimento. Además, se realizaron experimentos de ablación para verificar la efectividad de la red y la pérdida de dados (Diceloss), mostrando un aumento en el mIoU del 1.4% y 3.1% respectivamente, para estos resultados se utilizó un computador con procesador AMD Ryzen77840H con una tarjeta gráfica Radeon 780M y una NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU con 7971 MB de VRAM. Los resultados de los experimentos de ablación indican que la combinación de Taoism-Net y Diceloss no solo mejora la precisión de la segmentación, sino que también reduce la latencia. Además, se utilizó el método Grad-CAM++ para generar mapas de calor que visualizan la atención del modelo a diferentes características de la imagen, demostrando la superioridad de Taoism-Net en la extracción de características.

En el artículo de Yang et al. (2025), se recurre a la detección de frambuesas rojas, amarillas y moradas mediante modelos YOLO. Se obtuvieron las imágenes mediante una cámara desde un teléfono moderno en diferentes condiciones de iluminación, clima y algunas barreras de infraestructura. En el que se desarrolló el entrenamiento y la evaluación correspondiente usando métricas de detección de objetos (Precisión, Exhaustividad, mAP 50, mAP 50:95, puntuación F1) y el rendimiento de la inferencia en plataformas (NVIDIA RTX 5080) y embebidas (NVIDIA Jetson Orin NX). Por lo que se define que todos los modelos lograron una alta y consistente precisión de detección de frutos y mediante ello se estaría demostrando la robustez del algoritmo YOLO.

En el artículo de Khan et al. (2024), utiliza la red StyleGAN para mejorar la calidad de las imágenes generadas mediante la codificación de vectores aleatorios en variables latentes a través de una red de mapeo. Estas variables latentes se

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

operan mediante la Normalización de Instancia Adaptativa (AdaIN) dentro de la red de síntesis, lo que permite el control del estilo sobre las imágenes generadas y mejora su calidad. Además, StyleGAN introduce ruido de escalas correspondientes después de cada convolución, lo que lleva a una generación de imágenes más diversas. En este estudio, StyleGAN se utiliza para aumentar los datos y corregir el desequilibrio de muestras de diferentes vuelos de UAV.

En el artículo de khan et al. (2024), aborda la detección y clasificación de plagas en la agricultura mediante el uso de tecnología avanzada, específicamente UAVs (vehículos aéreos no tripulados). Lo que permite una intervención rápida y precisa. Este enfoque no solo reduce las pérdidas agrícolas, sino que también promete un aumento significativo en la producción agrícola gracias a la monitorización en tiempo real y la precisión mejorada. El estudio presenta un modelo optimizado basado en la arquitectura YOLOv5s, modificado para aplicaciones con UAVs. Las modificaciones incluyen módulos de atención avanzados, redes parciales de etapa cruzada expandidas y mecanismos refinados de extracción de características multiescala, lo que permite una detección y clasificación precisa de plagas de diferentes tamaños. A través de experimentos extensivos y comparaciones con otros nueve modelos de detección de objetos, el modelo propuesto demostró ser empíricamente efectivo y superó a los métodos existentes, consolidando su superior rendimiento en la detección de plagas asistida por UAVs.

En el artículo de Yang (2024) mejora de la segmentación de imágenes utilizando redes neuronales, específicamente enfocándose en la arquitectura MA-Net. En la metodología, se describen las mejoras implementadas en MA-Net, la producción del conjunto de datos y la configuración experimental. Los resultados

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

experimentales demuestran que MA-Net, con el codificador mit_b2 y el módulo de atención ECA, ofrece un rendimiento superior en términos de mIoU, alcanzando un valor de 0.98159. Además, se comparan varias estructuras y módulos de atención, destacando la eficiencia y precisión de la combinación seleccionada. Como resultados se evalúan diferentes indicadores como Dice Loss, mIoU, precisión, recall y F-score, entrenando cada experimento 100 veces. Se concluye que la combinación de MA-Net con el codificador mit_b2 y el módulo de atención ECA proporciona la mejor segmentación de imágenes.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Variable Independiente: La arquitectura YOLOv3

La arquitectura **YOLOv3 (You Only Look Once, versión 3)** es un modelo avanzado para el reconocimiento de objetos en tiempo real que usa una arquitectura CNN. Diseñada para realizar detectar múltiples objetos con alta precisión y velocidad, YOLOv3 divide una imagen en una cuadrícula y predice las ubicaciones de los objetos junto con sus clases correspondientes en un solo paso de inferencia (Russell y Norvig, 2020).

2.1.1. Dimensiones de la arquitectura YOLOv3

a. **Capacidad de detección:** Habilidad de la arquitectura y/o sistema para identificar correctamente las instancias positivas (verdaderos positivos).

Indicadores:

Sensibilidad: mide el atributo positivo de un clasificador mediante la siguiente formula:

$$Sensibilidad = \frac{Verdadero\ Positivo}{verdadero\ Positivo + Falso\ Negativo}$$

b. **Capacidad de rechazo:** Habilidad del sistema para identificar correctamente las instancias negativas (verdaderos negativos).

Indicadores:

Especificidad: mide el atributo negativo de un clasificador y se calcula mediante la siguiente formula:

$$Especificidad = \frac{Verdadero\ Negativo}{verdadero\ Negativo + Falso\ Positivo}$$

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

2.2. Variable Dependiente: Clasificación de papas

La clasificación de papas es un proceso dentro de la postcosecha agrícola, cuyo objetivo es categorizar las papas según criterios de calidad, tamaño, forma, color, textura, y estado superficial (defectos), con el fin de cumplir estándares comerciales o específicos de consumo. Este proceso mejora la comercialización y productividad del sector agrícola, especialmente en regiones como las zonas altoandinas donde se cultivan una gran variedad de tubérculos (FAO, 2007).

2.2.1. Dimensiones de Soluciones de negocio

a. **Tipos de papas:** La teoría de la clasificación agrícola de las papas, se realiza por sus atributos físicos y calidad, lo que sugiere que los diferentes tipos de papas deben ser clasificados en función de atributos medibles y observables para optimizar su valor comercial y uso específico.

Indicadores:

- Papa Amarilla: se caracteriza por su textura suave y sabor dulce, es ideal para purés y guisos.
- Papa Blanca: se caracteriza por su versatilidad es usada principalmente para freír y hervir.
- Papa Huayro: se caracteriza por su pulpa seca y harinosa, es excelente para sopas y frituras.
- Papa Canchan: se caracteriza por su piel rosada y pulpa blanca, se usa comúnmente en guisos y frituras.

2.3. Problema General

¿Cómo ayuda la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas?

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

2.4. Problemas Específicos

En base al problema general, se concluye que los problemas específicos para la presente investigación son:

- ¿Cómo ayuda la arquitectura Yolo V3, en el cálculo de la sensibilidad en la clasificación de papas en zonas altoandinas?
- ¿Cómo ayuda la arquitectura Yolo V3, en el cálculo de la especificidad en la clasificación de papas en zonas altoandinas?

2.5. Justificación

2.7.1. Justificación Metodológica

En la presente se recurre a un enfoque cuantitativo, debido al modo de trabajo del modelo Yolo V3. En la clasificación de las papas, por lo qeu se realzará clasificando los tipos de papas amarilla, canchan, blanca y huayro.

2.7.2. Justificación Teórica

En la presente investigación incrementa conocimiento acerca de las variables en estudio por lo que se fundamenta en teorías modernas referente a la inteligencia artificial Russell y Norvig (2020). Y relacionada a la clasificación de papas quienes lo define FAO (2007). Manual de clasificación y estándares de calidad para productos agrícolas.

2.7.3. Justificación Práctica

La investigación permitirá realizar clasificación de papa, en el campo, cuando se están realizando las cosechas. Los resultados servirán como guía para desarrollar soluciones técnicas para poder escalar a soluciones prácticas en beneficio de las comunidades campesinas que serían las beneficiarias con el uso de las tecnologías, en la aplicación de la agricultura de precisión. Por lo tanto, el

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

valor agregado radica en automatizar un proceso que generalmente se realiza de forma manual y visual.

2.7.4. Justificación Económica

Desde una perspectiva económica, la implementación de una solución optimiza la cadena de postcosecha de la papa en las zonas altoandinas, un sector tradicionalmente afectado por la escasez de mano de obra calificada en épocas de campaña y altas tasas de perdida por clasificación errónea. La implementación de un sistema basado en la arquitectura YOLO v3 reduce los costos operativos de selección manual e incrementa el valor comercial del producto final mediante una estandarización precisa. Al automatizar este proceso con hardware de bajo costo y software libre, se ofrece a las asociaciones de productores una alternativa tecnológicamente viable que maximiza sus márgenes de ganancia y reduce las pérdidas económicas postcosecha.

Para considerar la viabilidad del producto se debe evaluar la relación de costo beneficio con la siguiente formula:

$$Relacion\,\frac{b}{c} = \frac{\sum \frac{Beneficios_t}{(1+r)^t}}{\sum \frac{Costos_t}{(1+r)^t}}$$

Según esta formula los resultados se leen de la siguiente manera:

- b/c > 1 el proyecto es financieramente rentable.
- b/c = 1 no hay perdidas ni ganancias, por lo que el proyecto no es factible ni atractivo.
- b/c < 1 los costos superan a los veneficios por lo que el proyecto genera pérdidas.

2.6. Objetivo general

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Evaluar la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas.

2.7. Objetivos Específicos

2.9.1. Objetivo Específico 1

Medir la sensibilidad de la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas.

2.9.2. Objetivo Específico 2

Medir la especificidad de la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas.

2.8. Hipótesis General:

La arquitectura Yolo V3. Ayudará en la clasificación de papas en zonas altoandinas.

2.9. Hipótesis Específicos

2.9.1. Hipótesis Especifico 1

Ayudará a calcular la sensibilidad de la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de papas en zonas altoandinas.

2.9.2. Hipótesis Especifico 2

Ayudará a calcular la especificidad de la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de papas en zonas altoandinas.

III. MATERIALES Y METODOS

En Base Hernández (2017), en su obra "Metodología de la Investigación se desarrollará las partes que corresponde a la metodología de la investigación:

3.1. Tipo de investigación

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

En el desarrollo e implementación de la arquitectura Yolo V3. Para la clasificación de papas, se empleará el tipo de investigación aplicada, ya que soluciona problemas prácticos en una situación real.

3.2. Diseño y corte de la investigación

El diseño pre-experimental, es un esquema metodológico que se utiliza para evaluar el efecto de una intervención o tratamiento sobre una variable dependiente, pero sin la rigurosidad de un control total sobre las variables, en base a ello adoptamos el diseño pre-experimental.

3.3. Enfoque de la investigación

El enfoque cuantitativo cuya finalidad es registrar datos numéricos. En tal sentido la presente investigación tiene enfoque cuantitativo porque mide los valores de rendimiento del modelo YoloV3.

3.4. Población y muestra

Según Hernández (2017), en su libro "Metodología de la Investigación", define para la población, muestra y Muestreo.

3.4.1. Población

Son todos los elementos candidatos a participar en la investigación, nuestra población son los 4 tipos de papas que más se producen en el Perú.

3.4.2. Muestra

La muestra son los candidatos que formaran parte de la investigación, nuestra muestra será la misma población conformada por los 4 tipos de papas, como amarilla, canchan, blanca y huayro.

3.4.3. Muestreo

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

El muestreo por conveniencia es la selección de la muestra a su disponibilidad, por ello se adopta el muestro por conveniencia.

3.5. Instrumentos

Las fichas de observación son instrumentos utilizados en la recolección de datos cualitativos y cuantitativos mediante la observación sistemática de conductas.

3.5.1. Validez del instrumento

La validación de las fichas de observación es garantizar la integridad de los datos recopilados en una investigación. Este proceso evalúa si el instrumento mide de manera precisa lo que se pretende observar, minimizando errores de interpretación y subjetividad.

Validez de contenido: Consiste en revisar si los criterios, ítems o categorías incluidas en la ficha son relevantes y suficientes para el propósito del estudio. Se realiza mediante la evaluación por expertos, quienes analizan cada ítem para determinar su pertinencia y claridad.

3.5.2. Confiabilidad del instrumento

La confiabilidad se mide con la consistencia y estabilidad de los datos recolectados a través de este instrumento. Se busca determinar si la ficha produce resultados uniformes cuando es utilizada por diferentes observadores o en diferentes momentos.

3.6. Procedimiento de experimentación de entrenamiento del modelo Yolo V3

La descripción de la metodología se basa en el uso de nuevas tecnologías basadas en técnicas de inteligencia artificial, por ello el enfoque del sistema presenta un valor agregado metodológico mediante la calibración y el ajuste fino

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

de la arquitectura YOLOv3, adaptando las cajas delimitadoras a las características geométricas y patológicas particulares de los tipos de papa, logrando un balance óptimo entre sensibilidad y especificidad en un entorno de procesamiento estático. Se proponen los siguientes procesos para contar con un dispositivo portátil capaz de clasificar los principales tipos de papa mediante análisis de imágenes.

3.6.1. Configuración del Hardware

El hardware recomendado es la Raspberry Pi modelo 5, ya que es pequeña y portátil, con suficiente potencia para ejecutar el modelo YoloV3 gracias a su procesador de cuatro núcleos, 2 GB de memoria interna y conectores USB para conectar cámaras. Con estas características principales, garantizamos el funcionamiento del modelo YoloV3.



Figura 1. Hardware para la implementación, con el modelo Raspberry pi, modelo 5.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

La figura 1, muestra el modelo de la tarjeta embebida Raspberry Pi, modelo 5, que por su tamaño brinda portabilidad para ser utilizada en el reconocimiento de papa en campo en las zonas altoandinas del Perú.



Figura 2. Case para el hardware Raspberry pi, modelo 5.

En la Figura 2, se presenta el caso del equipo, dado que el equipo será para trabajo de campo, es necesario un soporte que permita el trabajo de campo, asegurando el funcionamiento del equipo.

3.6.2. Configuración del Software

La configuración hardware se basa en el uso de software que soporte el modelo YoloV3, lo cual requiere las librerías OpenCV, PYQT, Scipy, Tensorflow y torch, todas ellas instaladas con el sistema operativo Ubuntu en su versión 20, y Python en su versión 3.6, complementadas con un modelo base YoloV3, para entrenar las últimas capas.

a. Base de datos de imágenes

Para el proceso de entrenamiento del modelo base YoloV3, se construyó una base de datos de imágenes de papa con los siguientes tipos: “Peruanita”, “Amarilla del Centro”, “Huayro Rojo” y “Huamantanga”,

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

"chancan", "blanca" y "huayro", las cuales fueron obtenidas de bases de datos de papa peruana, disponibles en el Centro Nacional de la Papa.

Tabla 1. Tipos de papas

Amarilla	Canchan
 *Figura 3. Papa amarilla*	 *Figura 4. Papa Canchan*
Blanca	**Huayro**
 *Figura 5. Papa Blanca*	 *Figura 6. Papa Huayro*

La Tabla 1 presenta los 4 tipos de papas que se entrenarán para que el modelo YoloV3 pueda clasificarlas. Estas bases de datos son el resultado del análisis de dos bases de datos para aumentar el número de clases de papas que se analizarán en este nuevo modelo.

La base de datos de las papas está constituida por:

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

- Papa Amarilla 424 imágenes
- Papa Chamcan 426 imágenes
- Papa Blanca 474 imágenes
- Papa Huayro 442 imágenes

b. Proceso de marcación de las "papas"

El proceso de marcación de las papas se realiza utilizando el programa Labeling, que permite realizar la marcación de las papas, mediante un etiquetado de los bordes.

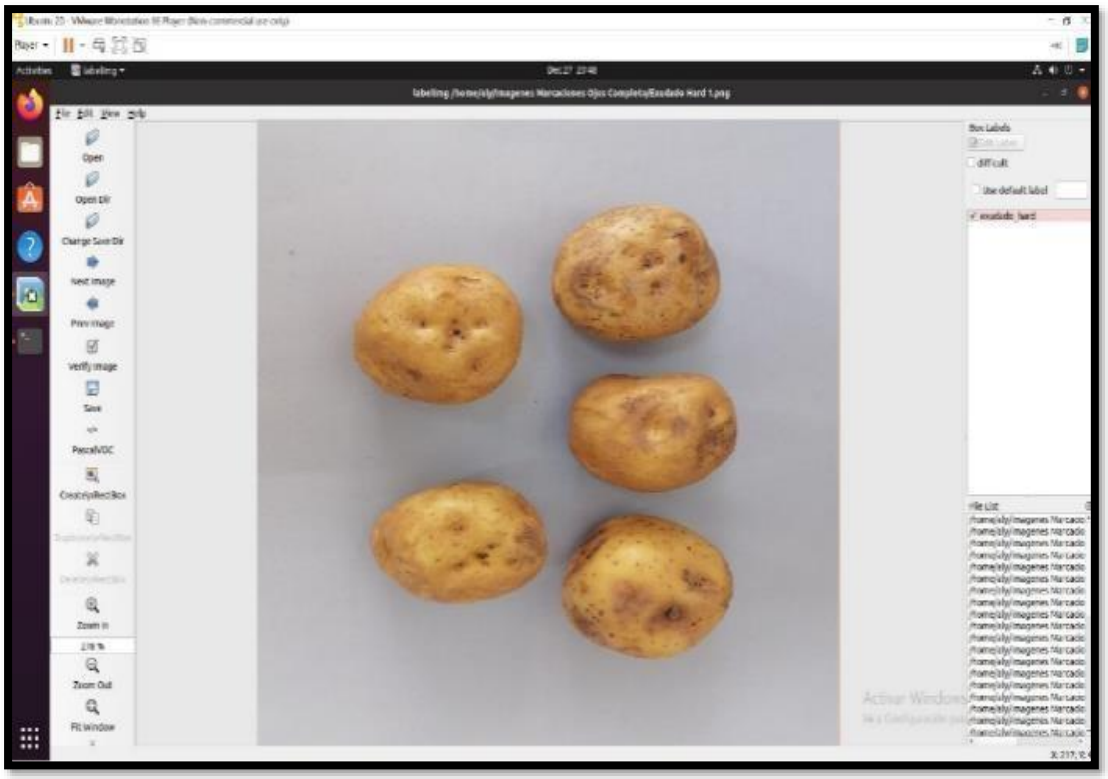


Figura 7. Modo de trabajo del programa LabelImage.

La Figura 8 muestra cómo funciona el programa LabelImage para etiquetar papas. El resultado es un archivo en formato txt para cada imagen de papa que se desee entrenar.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis



Figura 8. Modo de marcación de las papas.

En la figura 9, se observan las papas marcadas, este proceso se realiza en cada una de las papas que componen las bases de datos. El programa proporciona un archivo xml, con las coordenadas de los puntos marcados, para cada imagen, se tiene un archivo xml, con el mismo nombre y con la etiqueta del tipo de papa.

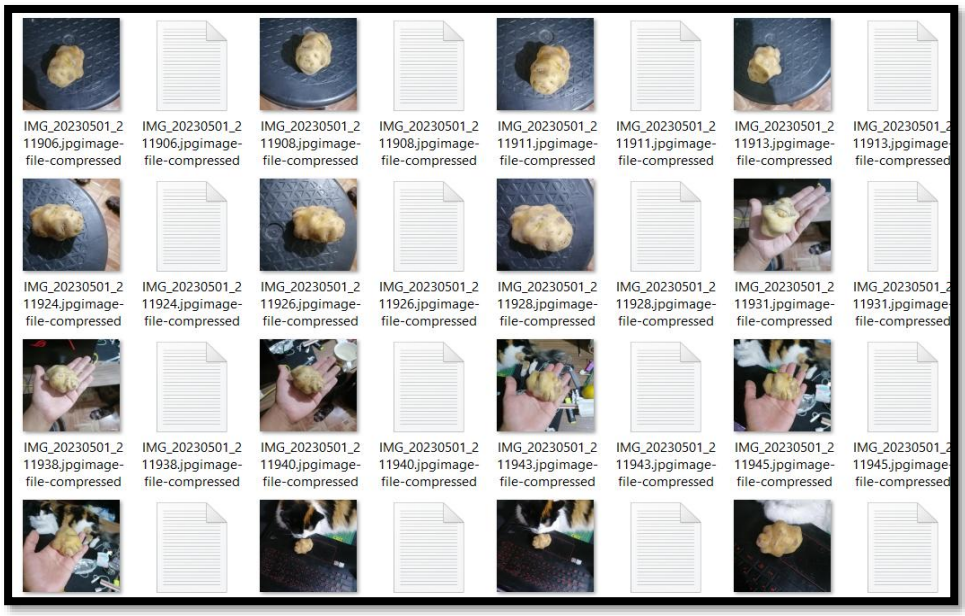


Figura 9. Imágenes con sus respectivos archivos xml, con las coordenadas de las marcaciones.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

c. Proceso de preparación para entrenamiento del modelo YoloV3

Con las 1766 imágenes de papas, etiquetadas con sus respectivos tipos, se entrena el modelo YoloV3. Para ello, las imágenes se dividen en dos grupos: un primer grupo con el 80 % de las imágenes para el entrenamiento y un 20 % para las pruebas de sensibilidad del modelo YoloV3 entrenado.

Para la etapa de entrenamiento, se descarga el modelo base de Yolo, cuya estructura se ha entrenado con procesos básicos como la detección de bordes, forma y color. Lo que se requiere es entrenar las últimas capas para que pueda aprender las características de la papa.

Se debe de considerar un modelo de imagen estandarizado para la etapa de entrenamiento de las últimas capas, las imágenes de las papas a entrenar deben tener un tamaño estándar de aproximadamente 375 X 217, para lo cual se realiza un cambio en el tamaño de las imágenes a toda la base de datos.

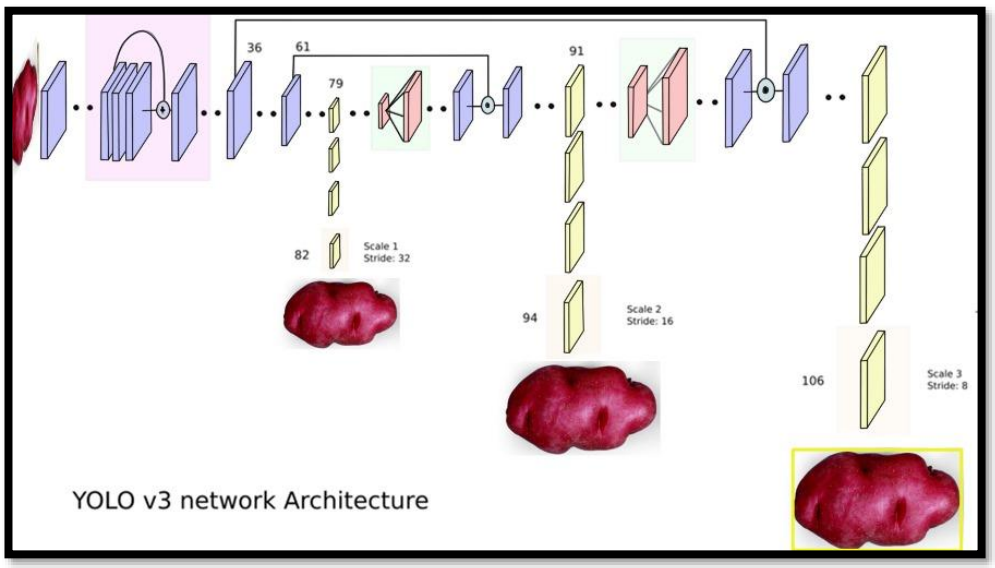


Figura 10. Modelo de la arquitectura del modelo YoloV3.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

En la Figura 10, se presenta el modelo de arquitectura YoloV3, para entrenar las últimas capas, con las imágenes de las papas, el resultado de la etapa de entrenamiento es el modelo entrenado, para lo cual se evalúa con las imágenes de prueba.

3.7. Procedimiento de recolección de datos

Por la naturaleza de la investigación los procedimientos varían, para nuestra investigación se realizará los siguientes procedimientos:

Los datos se organizan de acuerdo al revisar y transcribir las observaciones que se registraron.

Para nuestra investigación se realiza las mediciones de la sensibilidad y especificidad, como medidas para la evaluación del rendimiento del modelo.

3.8. Estrategia de análisis de datos

En cuanto a la estrategia de análisis de datos, como mecanismos de análisis, se recurre a la evaluación de la sensibilidad y especificidad, como medio para poder evaluar el rendimiento del modelo Yolo V3, por lo cual se analizará el grupo de imágenes considerados para las pruebas de rendimiento, con lo cual se realiza el cálculo de los valores de sensibilidad y especificidad.

3.9. Aspectos éticos

Se considerarían los siguientes aspectos:

3.9.1. Consentimiento informado:

- En la presente investigación se trabajará con información de las papas y el rendimiento de la arquitectura Yolo V3, no se trabajará con información de personas.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

3.9.2. Confidencialidad:

- Los datos a trabajar con estrictamente valores de rendimiento del modelo Yolo V3. No se trabajará con información de personas.

3.9.3. Transparencia:

- Los resultados de la investigación serán trabajados con la transparencia debida para poder medir el rendimiento de la arquitectura Yolo V3.

3.10. Limitaciones

3.10.1. Limitación en el acceso a la muestra:

Los 4 tipos de papas que conforman la muestra corresponde a imágenes registradas, para lo cual son cuatro tipos de papas: amarilla, canchan, blanca y huayro.

3.10.2. Limitaciones temporales:

El tiempo destinado a realizar la investigación será de 3 meses, tiempo para evaluar el modelo Yolo V3 en la clasificación de los 4 tipos de papas.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

IV. RESULTADOS

Se presentan los resultados de las pruebas realizadas con el grupo de imágenes de rendimiento, para lo cual se conformó el grupo de pruebas de rendimiento, con 358 imágenes, que corresponden a los 4 tipos de papas. Estas imágenes serán sometidas al modelo para poder ser clasificado. Con este resultado de la clasificación se realizará el cálculo de la sensibilidad del clasificador, para lo cual se analizan las 358 imágenes. Tras las pruebas de rendimiento, se obtienen los valores de "verdadero positivo" y "falso negativo", necesarios para calcular la sensibilidad. Estos valores se calculan a partir de las 358 imágenes del grupo de rendimiento.

- **Verdaderos positivos = 104** // correspondiente a los casos que realmente pertenece a una clase específica y el modelo la clasifica correctamente como esa clase.
- **Falso Negativo = 16** // correspondiente a los casos que realmente pertenece a una clase, pero el modelo la clasifica incorrectamente como otra clase.
- **Verdadero Negativo = 212** // correspondiente a los casos que no pertenecen a una clase específica y el modelo lo predice correctamente como no perteneciente.
- **Falso Positivo = 26** // correspondiente a los casos que no pertenecen a una clase específica, pero el modelo los predice incorrectamente como si pertenecieran.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

La sensibilidad mide qué tan bien el modelo identifica los casos verdaderas ocurrencias, en nuestro caso las imágenes de las papas correctamente clasificadas como una clase específica.

$$Sensibilidad = \frac{Verdadero\ Positivo}{Verdadero\ Positivo + Falso\ Negativo}$$

$$Sensibilidad = \frac{104}{104 + 16}$$

$$Sensibilidad = 87\%$$

La especificidad mide qué tan bien el modelo rechaza correctamente los negativos, en nuestro caso el modelo no clasifica incorrectamente otras papas como esa clase.

$$Especificidad = \frac{Verdadero\ Negativo}{Verdadero\ Negativo + Falso\ Positivo}$$

$$Especificidad = \frac{212}{212 + 26}$$

$$Especificidad = 89\%$$

El valor del 87% de la sensibilidad del modelo, indica que de 120 imágenes que realmente son papa amarilla, el modelo clasificó correctamente 104 imágenes como amarilla. Solo 16 imágenes de amarilla fueron clasificadas incorrectamente como otra variedad.

El valor del 89% de la especificidad del modelo, indica que de 238 imágenes que no son papa amarilla, el modelo identificó correctamente 212 imágenes como no amarilla. Solo 26 imágenes de otras variedades fueron clasificadas erróneamente como amarilla.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Tabla 2. presenta el resultado visual de la clasificación de papas.

Resultado de la clasificación de las papas



Figura 11. Resultado de clasificacion



Figura 12. Resultado de clasificacion



Figura 13. Resultado de clasificacion



Figura 14. Resultado de clasificación

Utilizando las imágenes de la base de datos creada, en su grupo de imágenes de prueba, el resultado obtenido en la medición de la sensibilidad, del 87%, permite su uso como ayuda en la clasificación. La imagen presenta cuatro clasificaciones de papas: amarilla, blanca, chancam y huayro.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

V. DISCUSION DE RESULTADOS

La presente investigación tuvo como propósito evaluar la arquitectura YOLOv3 en la clasificación de variedades de papa cultivadas en zonas altoandinas, obteniéndose resultados favorables con una sensibilidad del 87% y una especificidad del 89%, calculadas a partir de 358 imágenes utilizadas en la etapa de prueba. Los resultados obtenidos evidencian que el modelo logró identificar correctamente las variedades de papa amarilla, blanca, canchan y huayro, demostrando una adecuada capacidad de detección y discriminación en condiciones reales de campo.

En relación con el estudio desarrollado por Yao et al. (2024), quienes utilizaron un algoritmo basado en YOLOv8 y MOC_UNet para detectar enfermedades en hojas de ciruelo, se alcanzó una tasa de reconocimiento del 95.3%, además de métricas superiores al 90% en mIoU, mPrecision y mRecall. Asimismo, reportaron un coeficiente de determinación R^2 de 0.96 y un MAPE de 8.76%, demostrando una alta precisión en la segmentación y clasificación de enfermedades agrícolas. Comparando dichos resultados con la presente investigación, se observa que el porcentaje de precisión obtenido por Yao et al. es superior; sin embargo, debe considerarse que dicho estudio empleó modelos híbridos avanzados y técnicas especializadas de segmentación en entornos controlados. Por el contrario, en la presente investigación se utilizó únicamente la arquitectura YOLOv3 y se trabajó con imágenes obtenidas en condiciones reales de campo, donde existieron variaciones de iluminación, presencia de suciedad y superposición parcial de las papas. A pesar de ello, el modelo alcanzó valores satisfactorios de sensibilidad y especificidad, lo que demuestra la

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

efectividad de YOLOv3 para aplicaciones agrícolas de bajo costo y menor complejidad computacional.

De igual manera, Pawlowski et al. (2024) aplicaron la arquitectura YOLO para detectar y medir semillas de café y frijoles en imágenes industriales, logrando altos niveles de precisión en la clasificación de semillas. En comparación con dicho estudio, la presente investigación coincide en demostrar que las arquitecturas YOLO poseen un alto potencial para resolver tareas agrícolas relacionadas con reconocimiento y clasificación de objetos. No obstante, mientras Pawlowski et al. trabajaron en ambientes industriales con condiciones controladas, la presente investigación fue desarrollada en un entorno altoandino real, lo cual representa un escenario más complejo debido a factores ambientales y variabilidad visual de las muestras. A pesar de estas limitaciones, se alcanzaron resultados adecuados que validan el uso de YOLOv3 en el contexto agrícola peruano.

Asimismo, Wu et al. (2024) desarrollaron el modelo SAW-YOLO para la detección de plagas pequeñas en cultivos, incorporando módulos especializados y la función Wise-IoUv3, logrando mejorar la precisión y la convergencia del modelo en tareas complejas de detección. Al comparar estos hallazgos con los resultados obtenidos en la presente investigación, se evidencia que, aunque YOLOv3 corresponde a una versión anterior y menos optimizada que las arquitecturas recientes, logró mantener un desempeño competitivo gracias al adecuado proceso de entrenamiento y etiquetado de las 1766 imágenes utilizadas en la investigación. Esto demuestra que la calidad del conjunto de datos y la correcta preparación de las imágenes influyen significativamente en el

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

rendimiento de los modelos de inteligencia artificial, incluso cuando se utilizan arquitecturas menos modernas.

Por otro lado, Fan et al. (2024) obtuvieron una precisión general del 96.12% en la detección y localización de manzanas mediante redes neuronales aplicadas a robots recolectores. Dichos resultados evidencian el avance de la inteligencia artificial en la automatización agrícola. Comparando ese estudio con la presente investigación, ambos coinciden en que las técnicas de visión computacional permiten optimizar procesos agrícolas y reducir errores humanos durante las actividades de clasificación y selección de productos. Aunque el porcentaje alcanzado por Fan et al. fue superior, debe considerarse que su estudio utilizó tecnologías de visión avanzada y cámaras de profundidad especializadas, mientras que la presente investigación priorizó una solución accesible y adaptable a entornos rurales mediante el uso de Raspberry Pi 5 y YOLOv3.

Los resultados encontrados permiten interpretar que la arquitectura YOLOv3 posee la capacidad suficiente para clasificar variedades de papa en condiciones reales de campo, logrando identificar correctamente las características visuales de cada tipo de papa mediante el entrenamiento realizado. El valor de sensibilidad del 87% indica que el modelo reconoció correctamente la mayoría de las imágenes pertenecientes a una clase específica, mientras que la especificidad del 89% demuestra que el sistema pudo rechazar adecuadamente imágenes que no correspondían a dicha clase. Estos resultados reflejan un desempeño eficiente del modelo y evidencian su potencial aplicación en procesos de agricultura de precisión y automatización agrícola en zonas rurales del Perú.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Entre las principales fortalezas de la investigación destaca el uso de una arquitectura ligera y eficiente como YOLOv3, capaz de ejecutarse en dispositivos portátiles de bajo costo como Raspberry Pi 5, facilitando su implementación en zonas rurales altoandinas. Asimismo, el estudio trabajó con imágenes reales de campo, lo que incrementa la aplicabilidad práctica del sistema desarrollado en contextos agrícolas reales. Además, el proceso de etiquetado y entrenamiento realizado con 1766 imágenes permitió obtener resultados consistentes y adecuados para tareas de clasificación multiclase.

Sin embargo, también se identificaron algunas debilidades en la investigación. Una de ellas fue la limitada cantidad de imágenes utilizadas en comparación con estudios internacionales que emplean bases de datos más extensas y arquitecturas más avanzadas como YOLOv8. Asimismo, factores como variaciones de iluminación, presencia de suciedad, deformaciones y superposición de papas pudieron afectar el rendimiento del modelo durante las pruebas de clasificación. Finalmente, el uso exclusivo de YOLOv3 limita la posibilidad de incorporar técnicas avanzadas de segmentación y atención profunda que podrían incrementar aún más la precisión del sistema.

La viabilidad de la investigación en un entorno empresarial de negocios se define con precios aproximado de acuerdo al entorno real respecto a las zonas altoandinas del Perú, por ello se considera los Siguientes datos:

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Tabla 3

Costos de implementación

ITEM	DESCRIPCION	CANT	C/U	C/T	TIPO DE GASTO
	ACTIVOS DE HADWARE			**Inversión inicial**	
1	Raspberry Pi 5 (8 GB RAM)	1	550	550	Año 0
2	Sistema de enfriamiento + Case	1	80	80	Año 0
3	Fuente de alimentación	1	110	110	Año 0
4	Memoria MicroSD	1	90	90	Año 0
5	Módulo de Cámara Raspberry Pi v3 (NoIR u Óptica Estándar)	1	600	600	Año 0
	INFRAESTRUCTURA MECANICA Y ENTORNO				
1	Estructura de soporte y faja transportadora	1	1500	1500	Año 0
2	Motorreductor de corriente continua (DC) para la faja	1	250	250	Año 0
3	Sistema de iluminación LED controlada (Cámara de luz)	1	150	150	Año 0
	DESARROLLO Y PUESTA EN MARCHA				
1	Gasto de entrenamiento del modelo YOLO v3 (Uso de Cloud/Energía)	1	2500	2500	Año 0
2	Instalación, calibración en campo y pruebas de iluminación	1	1000	1000	Año 0
	GASTO INICIAL			**6830**	
	COSTOS OPERATIVOS DE MANTENIMIENTO				
1	Consumo de energía eléctrica	1	720	720	Anual
2	Mantenimiento preventivo (Limpieza de ópticas, polvo, faja)	1	600	600	Anual
3	Soporte técnico y actualización de pesos del modelo YOLO v3	1	200	200	Anual
	GASTO ANUAL			**1520**	

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Tabla 4

Cuadro de beneficios proyectados

ITEM	CONCEPTO DE BENEFICIO	JUSTIFICACION	BENEFICIO ANUAL
1	Ahorro en mano de obra	Reducción de 2 jornales por campaña de cosecha (S/.80 x 30 días)	4800
2	Reducción de perdidas	ahorro 2 tonelada	3000
3	valor agregado	incremento de precios	1000

Relación de beneficio costo

$$Relacion\frac{b}{c} = \frac{22,678.45}{10,747.2} = 2.11$$

Se obtiene como resultado en la relación de beneficio/costo un valor de 2.11, por lo que siendo mayor a 1 se indica que el proyecto es financieramente rentable.

Tabla 5

Flujo de caja de costos proyectados

FLUJO DE CAJA DE COSTOS PROYECTADO					
ITEM	**CONCEPTO DE COSTO**	**AÑO 0 (INVERSION)**	**AÑO 1**	**AÑO 2**	**AÑO 3**
	Inversión inicial en activos				
1	Activos de Hardware	1430	0	0	0
2	Infraestructura mecánica y entorno	1900	0	0	0
3	desarrollo y puesta en marcha	3500	0	0	0
	Costos Operativos y Mantenimiento				
1	consumo de energía	0	720	720	720
2	Mantenimiento preventivo	0	600	600	600
3	soporte y actualización de YOLOV3	0	200	200	200
FLUJO DE COSTOS TOTALES		**6830**	**1520**	**1520**	**1520**
1	Factor de descuento (r=8%)	1	0.9259	0.8573	0.7938
FLUJO DE COSTOS ACTUALIZADOS		**6830**	**1407.368**	**1303.096**	**1206.576**
VALOR DE LOS COSTOS (VAC)			**10747.04**		

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Tabla 6

Flujo de caja de beneficios proyectados

FLUJO DE CAJA DE BENEFICIOS PROYECTADO					
ITEM	**CONCEPTO DE BENEFICIO**	**AÑO 0 (INVERSION)**	**AÑO 1**	**AÑO 2**	**AÑO 3**
	Ahorros y optimizaciones				
1	Ahorra de mano de obra (reducción de jornales)	0	4800	4800	4800
2	reducción de perdidas	0	3000	3000	3000
	Incremento de ingresos				
1	valor agregado	0	1000	1000	1000
	FLUJO DE BENEFICIOS TOTALES	**0**	**8800**	**8800**	**8800**
1	Factor de descuento (r=8%)	1	0.9259	0.8573	0.7938
	FLUJO DE BENEFICO ACTUALIZADOS	**0**	**8147.92**	**7544.24**	**6985.44**
VALOR DE LOS COSTOS (VAC)			**22677.6**		

VI. CONCLUSIONES

- Se concluye que la arquitectura YOLOv3 fue efectiva en la clasificación de variedades de papa cultivadas en zonas altoandinas, alcanzando una sensibilidad del 87% y una especificidad del 89%, resultados que evidencian un adecuado desempeño del modelo para identificar correctamente las variedades de papa amarilla, blanca, canchan y huayro en condiciones reales de campo. Asimismo, se demuestra la viabilidad del uso de técnicas de inteligencia artificial y visión computacional como herramientas de apoyo para la automatización de procesos agrícolas.
- Del mismo modo, se determinó que la arquitectura YOLOv3 presentó una elevada capacidad para reconocer correctamente las imágenes pertenecientes a cada variedad de papa, obteniéndose 104 verdaderos

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

positivos y 16 falsos negativos durante las pruebas realizadas con 358 imágenes. Estos resultados permitieron comprobar que el modelo posee un adecuado nivel de sensibilidad, contribuyendo a reducir errores de identificación y optimizar el proceso de clasificación agrícola.

- Así mismo, se comprobó que la arquitectura YOLOv3 logró discriminar adecuadamente las imágenes que no correspondían a una clase específica, registrándose 212 verdaderos negativos y 26 falsos positivos, alcanzando una especificidad del 89%. En consecuencia, el sistema evidenció una adecuada capacidad para disminuir errores de clasificación y fortalecer la confiabilidad de los procesos automatizados aplicados a la agricultura de precisión en zonas rurales y altoandinas del Perú.
- Finalmente, se determina la relación de costo beneficio en el que se obtiene un resultado de 2.11 por lo que se considera que para un entorno empresarial la arquitectura Yolo v3 en la clasificación de papas en zonas altoandinas es un proyecto financieramente rentable.

VII. RECOMENDACIONES

- Se recomienda ampliar la base de datos de imágenes utilizadas para el entrenamiento del modelo, incorporando nuevas variedades de papa y registros obtenidos en diferentes condiciones climáticas y escenarios agrícolas, con la finalidad de mejorar la precisión, robustez y capacidad de generalización de la arquitectura YOLOv3 en futuros estudios.
- Asimismo, se sugiere desarrollar futuras líneas de investigación utilizando arquitecturas más recientes de la familia YOLO, como YOLOv8 o YOLOv11, así como integrar técnicas de segmentación semántica y detección de

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

enfermedades, permitiendo optimizar el rendimiento del sistema y ampliar sus aplicaciones en procesos de agricultura de precisión.

- De tal manera, se recomienda promover estrategias de implementación tecnológica en zonas rurales y altoandinas mediante el desarrollo de aplicaciones móviles o sistemas portátiles basados en inteligencia artificial, con el propósito de facilitar la clasificación automatizada de productos agrícolas y evaluar el impacto económico y productivo de estas herramientas en beneficio de los agricultores.
- Finalmente, se recomienda implementar la arquitectura YOLO v3 en la clasificación de papas en zonas altoandinas del Perú, ya que de acuerdo a la evaluación de la relación de costos y beneficios en un entorno real indica que es financieramente rentable.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

Adhikari, B., Li, J., Michel, E., Dykes, J., Tseng, T.-M., Tagert, M., & Chen, D. (2026). A comprehensive Evaluation of YOLO-Based Deer Detection Performance on Edge Devices. *Electronics, 15*(5), 1026.https://doi.org/10.3390/electronics15051026

Aghamohammadesmaeilketabforoosh, K., Nikan, S., Antonini, G., Pearce, J.M. (2024). Optimizing Strawberry Disease and Quality Detection with Vision Transformers and Attention-Based Convolutional Neural Networks. *Foods, 13*(12), 1869. https://doi.org/10.3390/foods13121869

Almeida, T., Montenegro, A., da Silva, R., de Lima, J., Carvalho, A., da Silva, J. (2024). Evaluating Daily Water Stress Index (DWSI) Using Thermal Imaging of Neem Tree Canopies under Bare Soil and Mulching Conditions. *Remote Sens, 16*(15), 2782. https://doi.org/10.3390/rs16152782

Atik, M., & Arkali, M. (2026). Benchmarking YOLO and Transformer-Based Detectors for Olive Tree Crown Identification in UAV Imagery. *Geomatics, 6*(2), 22. https://doi.org/10.3390/geomatics6020022

Bai, Y., Li, Y., Di, R., Liu, J., Wang, X., Li, C., & Gao, P. (2026). YOLO-MSLT: A Multimodal Fusion Network Based on Spatial Linear Transformer for Cattle and Sheep Detection in Challenging Environments. *Agriculture, 16(*1), 35. https://doi.org/10.3390/agriculture16010035

Buczyński, KK., apłan, M., Jarosz, Z. (2025). Detection of Red, Yellow, and Purple Raspberry Fruits Using YOLO Models. *Agriculture, 15*(24), 2530. https://doi.org/10.3390/agriculture15242530

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Chen, Z., Wu, L., Jia, Z., Wang, J., Zhou, G., & Zhang, Z. (2026). Research on Field Weed Target Detection Algorithm Based on Deep Learning. *Sensors, 26*(2), 677. https://doi.org/10.3390/s26020677

Fan, P., Zheng, C., Sun, J., Chen, D., Lang, G., & Li, Y. (2024). Enhanced Real-Time Target Detection for Picking Robots Using Lightweight CenterNet in Complex Orchard Environments. *Agriculture, 14*(7), 1059. https://doi.org/10.3390/agriculture14071059

FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). (2007). *Manual de clasificación y estándares de calidad para productos agrícolas*. Disponible en: FAO.org

Ge, Y.-T., Wang, B.-J., Sun, S., Lan, Y.-B. (2026). Lightweight Power-Line Visual Detection in Agricultural UAV Scenarios Based on an Improved YOLOv12n Model. *Sensors, 26*(1), 109. https://doi.org/10.3390/s26010109

Heng, Z., Xie, Y., Du, D. (2026). MIE-YOLO: A Multi-Scale Information-Enhanced Weed Detection Algorithm for Precision Agriculture. *AgriEngineering, 8*(1), 16. https://doi.org/10.3390/agriengineering8010016

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2017). *Metodología de la investigación* (6.ª ed.). McGraw-Hill.

Huang, D., Chen, Z., Zhuang, J., Song, G., Huang, H., Li, F., Huang, G., & Liu, C. (2026).DRPU-YOLO11: A Multi-Scale Model for Detecting Rice Panicles in UAV Images with Complex Infield Background. *Agriculture, 16*(2), 234. https://doi.org/10.3390/agriculture16020234

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Iamchuen, N., Hongpradit, P., Puttinaovarat, S., Anucharn, T. (2026). Automated Sunflower Head Detection and Yield Estimation from High-Resolution UAV Imagery Using YOLOv11 for Precision Agriculture. *Sustainability, 18*(2), 1026. https://doi.org/10.3390/su18021026

Kapłan, M., Buczyński, K., Jarosz, Z. (2026). Detection of Floricane Raspberry Shrubs from Unmanned Aerial Vehicle Imagery Using YOLO Models. *Agriculture, 16*(6), 664. https://doi.org/10.3390/agriculture16060664

Khan, A., Malebary, S., Dang, L., Binzagr, F., Song, H.-K., Moon, H. (2024). AI-Enabled Crop Management Framework for Pest Detection Using Visual Sensor Data. *Plants, 13*(5), 653. https://doi.org/10.3390/plants13050653

Kurdthongmee, W., Sukkuea, A., Alahi, M., Zeng, Q. (2026). Non-Destructive Mangosteen Volume Estimation via Multi-View Instance Segmentation and Hybrid Geometric Modeling. J. *Imaging, 12*(1), 1. https://doi.org/10.3390/jimaging12010001

Li, A., Wang, C., Wang, A., Sun, J., Gu, F., Zhang, T.(2026). YOLO-MSRF: A Multimodal Segmentation and Refinement Framework for Tomato Fruit Detection and Segmentation with Count and Size Estimation Under Complex Illumination. *Agriculture, 16*(2), 277. https://doi.org/10.3390/agriculture16020277

Liang, C., Chen, Y., Hu, J., Zhou, Z. (2026). HGV-YOLO: A Detection Method for Floating Seedlings and Missed Transplanting Based on the Morphological Characteristics of Rice Seedlings. *Agronomy, 16*(7), 678. https://doi.org/10.3390/agronomy16070678

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Liu, Y., Tian, H., Yin, Y., Zhou, Y., Li, W; Xiong, Y., Wang, Y., Nie, Z., Yang, Y., Xie, D., Huang, S. (2026). FEGW-YOLO: A Feature-Complexity-Guided Lightweight Framework for Real-Time Multi-Crop Detection with Advanced Sensing Integration on Edge Devices. *Sensors, 26*(4), 1313. https://doi.org/10.3390/s26041313

Mai, Y., Zheng, J., Luo, Z., Yu, C., Lu, J., Yu, C., Lin, Z., Liao, Z. (2024). Taoism-Net: A Fruit Tree Segmentation Model Based on Minimalism Design for UAV Camera. *Agronomy, 14*(6), 1155. https://doi.org/10.3390/agronomy14061155

Medentzidis, C., Kapetas, D., Pechlivani, E. (2026). Fungal Disease Detection on Vegetable Crops Using RGB Imaging. *Agriculture, 16*(5), 541. https://doi.org/10.3390/agriculture16050541

Mendez, E., Escobedo, J., Gómez-Espinosa, A., Cantoral-Ceballos, J; Ochoa, O. (2025). Capsicum Counting Algorithm Using Infrared Imaging and YOLO11. *Agriculture, 15*(24), 2574. https://doi.org/10.3390/agriculture15242574

Mi, Q., Chao, J., Chen, A., Zhang, K., Lai, J. (2026). YOLO11s-UAV: An Advanced Algorithm for Small Object Detection in UAV Aerial Imagery. J. *Imaging, 12*(2), 69. https://doi.org/10.3390/jimaging12020069

Mouzouna, Y., Khafif, A., El Mahfoud, M., Nasraoui, H., El Ouanjli, N., Ennajih, A. (2026). YOLO11_Opt: An Ultra-Lightweight Improved YOLO11n Algorithm for Low-Cost Embedded Devices for Accurate Plant Disease Detection—A Case Study on Bell Pepper. *AgriEngineering, 8*(4), 128. https://doi.org/10.3390/agriengineering8040128

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

Pawłowski, J., Kołodziej, M., Majkowski, A. (2024). Implementing YOLO Convolutional Neural Network for Seed Size Detection. Appl. *Sci, 14*(14), 6294. https://doi.org/10.3390/app14146294

Russell, S., & Norvig, P. (2020). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson.

Shi, Q., Zhang, Y., Du, X., Chen, T., Wang, Y. (2026). Light-YOLO-Pepper: A Lightweight Model for Detecting Missing Seedlings. *Agriculture, 16*(2), 231. https://doi.org/10.3390/agriculture16020231

Tao, J., Wang, Z., Wu, J., Li, Y., Fukuda, T., Zhang, J. (2026). EF-YOLO: Detecting Small Targets in Early-Stage Agricultural Fires via UAV-Based Remote Sensing. *Remote Sens, 18*(8), 1119. https://doi.org/10.3390/rs18081119

Tufail, M., Iqbal, J., Ahmad, R. (2026). Development of a General-Purpose AI-Powered Robotic Platform for Strawberry Harvesting. *Agriculture, 16*(7), 769. https://doi.org/10.3390/agriculture16070769

Wang, S., Wei, L. (2026). AVGS-YOLO: A Quad-Synergistic Lightweight Enhanced YOLOv11 Model for Accurate Cotton Weed Detection in Complex Field Environments. *Agriculture, 16*(8), 828. https://doi.org/10.3390/agriculture16080828

Wu, J., Zhang, J., Tan, L., Wu, Y., Gao, K. (2026). Lightweight Transformer and Faster Convolution for Efficient Strawberry Detection. *Appl. Sci, 16*(1), 293. https://doi.org/10.3390/app16010293

Wu, X., Liang, J., Yang, Y., Li, Z., Jia, X., Pu, H., Zhu, P. (2024). SAW-YOLO: A Multi-Scale YOLO for Small Target Citrus Pests

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

Detection. Agronomy, 14 (7), 1571. https://doi.org/10.3390/agronomy14071571

Yan, Q., Jin, N., Li, S., Zhu, H., Wu, H. (2026). MCS-YOLO: A Mamba-Enhanced Coordinate and Spatial YOLO Network for Lightweight Weed Detection. *Agriculture, 16*(5), 539. https://doi.org/10.3390/agriculture16050539

Yang, Q., Chen, Y., Hai, Q., Razzaq, S., Cui, Y., Wang, X., Zhou, B. (2026). Research on Rice Pest Detection and Classification Based on YOLOv5 and Transformer Combination. *AgriEngineering, 8*(4), 138. https://doi.org/10.3390/agriengineering8040138

Yang, T., Wang, Y., Lian, J. (2024). Plant Diseased Lesion Image Segmentation and Recognition Based on Improved Multi-Scale Attention Net. *Appl. Sci, 14*(5), 1716. https://doi.org/10.3390/app14051716

Yao, C., Yang, Z., Li, P., Liang, Y., Fan, Y., Luo, J., Jiang, C., Mu, J. (2024). Two-Stage Detection Algorithm for Plum Leaf Disease and Severity Assessment Based on Deep Learning. *Agronomy, 14*(7), 1589. https://doi.org/10.3390/agronomy14071589

Yu, L., Feng, X., Zeng, Y., Guo, W., Yang, X., Zhang, X., Tan, Y., Sun, C., Lu, X., Sun, H. (2026). MDB-YOLO: A Lightweight, Multi-Dimensional Bionic YOLO for Real-Time Detection of Incomplete Taro Peeling. *Electronics, 15*(1), 97. https://doi.org/10.3390/electronics15010097

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

Zhang, G., Ru, Y. (2026). CRRE-YOLO: An Enhanced YOLOv11 Model with Efficient Local Attention and Multiscale Convolution for Rice Pest Detection. Appl. *Sci, 16*(1), 352. https://doi.org/10.3390/app16010352

Zhu, B., Lv, Q., Liu, Y., Cao, H., Tan, Z. (2026). ADC-YOLO: Adaptive Perceptual Dynamic Convolution-Based Accurate Detection of Rice in UAV Images. *Remote Sens, 18*(3), 446. https://doi.org/10.3390/rs18030446

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

TESIS
UNIVERSIDAD CIENTÍFICA DEL SUR

IX. ANEXOS

- **Anexo 1**

Tabla 7. Matriz de Consistencia

Problema General	Objetivos	Hipótesis	Variables y dimensiones	Metodología
Principal ¿Cómo ayuda la arquitectura Yolo V3, en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas? **Problemas Secundarios** ¿Cómo ayuda la arquitectura Yolo V3, en el cálculo de la sensibilidad en la clasificación de papa en zonas altoandinas? ¿Cómo ayuda la arquitectura Yolo V3, en el cálculo de la especificidad en la clasificación de papa en zonas altoandinas?	**Objetivo General** Evaluar la arquitectura Yolo V3, en la clasificación d ellos tipos de papas en zonas altoandinas. **Objetivos específicos** Medir la sensibilidad de la arquitectura Yolo V3 en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas. Medir la especificidad de la arquitectura Yolo V3 en la clasificación de los tipos de papas en zonas altoandinas	**Hipótesis General** La arquitectura Yolo V3, Ayudara en la clasificación de papas en zonas altoandinas. **Hipótesis Específicos** Se podrá calcular la sensibilidad de la arquitectura Yolo V3 en la clasificación de papas en zonas altoandinas. Se podrá calcular la especificidad de la arquitectura Yolo V3 en la clasificación de papas en zonas altoandinas.	**Variable independiente = Arquitectura Yolo V3:** La arquitectura Yolo V3 (You Only Look Once, versión 3) es un modelo avanzado de detección de objetos en tiempo real basado en redes neuronales convolucionales (CNN). Diseñada para realizar detección de múltiples objetos en imágenes con alta precisión y velocidad, Yolo V3 divide una imagen en una cuadricula y predice las ubicaciones de los objetos junto con sus clases correspondientes en un solo paso de inferencia. **Dimensiones:** Capacidad de detección: Indicador Sensibilidad. Capacidad de Rechazo: Indicador – Especificidad. **Variable dependiente = Clasificación de papas** La clasificación de papas es un proceso dentro de la postcosecha agrícola, cuyo	**Tipo de Investigación** Por el tipo de investigación, el presente estudio reúne las condiciones metodológicas de una investigación aplicada. **Diseño de la Investigación** De acuerdo a la naturaleza del estudio de la investigación el presente estudio tiene diseño preexperimental. **Enfoque de la Investigación** Durante el proceso de investigación, el enfoque de la investigación es cuantitativo. **Población de la investigación** Los 4 tipos más importante de papas.

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

objetivo es categorizar las papas según criterios de calidad, tamaño, forma, color, textura y estado superficial (defectos), con el fin de cumplir estándares comerciales o específicos de consumo. Este proceso contribuye a mejorar la comercialización y productividad del sector agrícola, específicamente en regiones como las zonas altoandinas donde se cultivan una gran variedad de tubérculos.

Dimensiones:

Tipos de papas: Indicador – Amarilla – Canchan – Blanca - Huayro

Muestra de la investigación

4 tipos de papas: amarilla, canchan, blanca y huayro.

Muestreo de la investigación

Por conveniencia

Instrumentos

Ficha de Observación

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

- **Anexo 2**

Tabla 8. Matriz de Operacionalización

VARIABLES	DEFINICION	DIMENSION	INDICADOR	INSTRUMENTO
Arquitectura Yolo V3	La arquitectura Yolo V3 (You Only Look Once 3) es un modelo avanzado de detección de objetos en tiempo real basado en redes neuronales convolucionales (CNN). Diseñada para realizar detección de múltiples objetos en imágenes con alta precisión y velocidad, Yolo V3 divide una imagen en una cuadricula y predice las ubicaciones de los objetos junto con sus clases correspondientes en un solo poso de inferencia.	Capacidad de detección	Sensibilidad	Ficha de observación
		Capacidad de rechazo	Especificidad	
Clasificación de papas	La clasificación de papas es un proceso dentro de la postcosecha agrícola, cuyo objetivo es categorizar las papas según criterios de calidad, tamaño, forma, color, textura y estado superficial (defectos), con el fin de cumplir estándares comerciales o específicos de consumo. Este proceso contribuye a mejorar la comercialización y productividad del sector agrícola, específicamente en regiones como las zonas altoandinas donde se cultivan una gran variedad de tubérculos.	Tipos de papa	Amarilla	
			Canchan	
			Blanca	
			Huayro	

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

- **Anexo 3**

Tabla 9. Instrumento de recolección de datos

Arquitectura Yolo V3 en la clasificación de papas, en zonas alto andinas

Ficha de Observación: Se registra la clasificación de papas ejecutando la arquitectura Yolo V3.

Tipo de papa	Resultado de la clasificación		OBSERVACIÓN
	positivo	negativo	
Papa amarilla - 1			
Papa amarilla - 2			
Papa amarilla – 3			
Papa amarilla – 4			
Papa amarilla - 5			
Papa amarilla - 6			
Papa canchan - 1			
Papa canchan – 2			
Papa canchan – 3			
Papa canchan – 4			
Papa canchan - 5			
Papa Blanca – 1			
Papa Blanca – 2			
Papa Blanca – 3			
Papa Blanca - 4			
Papa Huayro - 1			
Papa Huayro – 2			
Papa Huayro – 3			
Papa Huayro - 4			

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

- **Anexo 4.** Evidencia de la publicación del artículo científico

  Link: https://ieeexplore.ieee.org/document/10968810

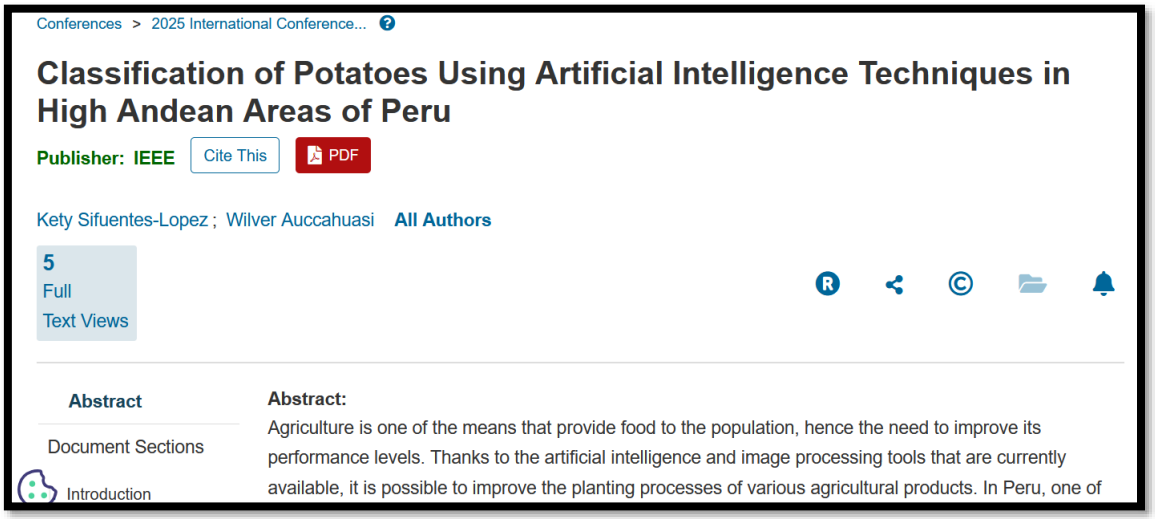


Figura 15. Evidencia de artículo publicado

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

- **Anexo 5.** Evidencia del trabajo de campo



Figura 16. Cultivos de papa en zonas altoandinas



Figura 17. Cultivos de papa en zonas altoandinas

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis



Figura 18. Cultivos de papa en zonas altoandinas

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis



Figura 19. Cosecha de papa

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis



Figura 20. Cosecha de papa

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis



Figura 21. Cosecha de papas



Figura 22. Adecuación para la comercialización de papas

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis