



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INGENIERIA
CARRERA DE TELECOMUNICACIONES

Sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda “Viveres Deysi” de la ciudad de Riobamba a través de algoritmos de Deep Learning para prevenir el desperdicio de alimentos.

Trabajo de Titulación para optar al título de:
INGENIERA EN TELECOMUNICACIONES

Autor:

Pilco Llongo Flor María

Tutor:

PhD. Leonardo Fabián Rentería Bustamante.

Riobamba, Ecuador.2026.

DECLARATORIA DE AUTORÍA

Yo, **Flor María Pilco Llongo**, con cédula de ciudadanía **065017880-9**, autora del trabajo de investigación titulado: **Sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda “Viveres Deysi” de la ciudad de Riobamba a través de algoritmos de Deep Learning para prevenir el desperdicio de alimentos**, certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de mí exclusiva responsabilidad.

Asimismo, cedo a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autora de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.

En Riobamba, 30 de junio.

A handwritten signature in blue ink, reading "Flor Pilco".

Flor María Pilco Llongo

C.I:0650178809

DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR

En la Ciudad de Riobamba, a los 22 días del mes de junio de 2026, luego de haber revisado el Informe Final del Trabajo de Investigación presentado por el estudiante **FLOR MARÍA PILCO LLONGO**, con CC: 065017880-9, de la carrera **INGENIERÍA EN TELECOMUNICACIONES**, y dando cumplimiento a los criterios metodológicos exigidos, se emite el **ACTA FAVORABLE DEL INFORME FINAL DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN** titulado **"Sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda "Viveres Deysi" en la ciudad de Riobamba a través de algoritmos de Deep Learning para prevenir el desperdicio de alimentos."**, por lo tanto, se autoriza la presentación del mismo para los trámites pertinentes.



Leonardo Fabian
Renteria Bustamante



PhD. Leonardo Fabián Rentería Bustamante
TUTOR

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

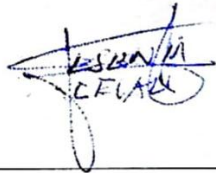
Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación **Sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda “Viveres Deysi” de la ciudad de Riobamba a través de algoritmos de Deep Learning para prevenir el desperdicio de alimentos**, presentado por **Flor María Pilco Llongo**, con cédula de identidad número **0650178809**, bajo la tutoría de **PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante**; certificamos que recomendamos la **APROBACIÓN** de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba a los 30 días del mes de junio de 2026.

Deysi Vilma Balseca Inca, Mgs.
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL DE GRADO



Yesenia Elizabeth Cevallos Villacres, PhD.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Ilever Hernán Torres Rodríguez, Mgs.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO





Dirección
Académica
VICERRECTORADO ACADÉMICO



UNACH-RGF-01-04-08.17
VERSIÓN 01: 06-09-2021

CERTIFICACIÓN

Que, **PILCO LLLONGO FLOR MARIA** con CC: **0650178809**, estudiante de la Carrera **TELECOMUNICACIONES**, Facultad de **INGENIERÍA**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado " **SISTEMA DE DETECCIÓN DE DEGRADACIÓN DE VEGETALES DE MAYOR CONSUMO EN CONDICIONES DE REFRIGERACIÓN EN LA TIENDA "VÍVERES DEYSI" DE LA CIUDAD DE RIOBAMBA A TRAVÉS DE ALGORITMOS DE DEEP LEARNING PARA PREVENIR EL DESPERDICIO DE ALIMENTOS.**", cumple con el 10 %, de similitud y el 0% de Inteligencia Artificial, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **COMPILATIO**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 30 de junio de 2026



Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
**LEONARDO FABIAN
RENTERIA BUSTAMANTE**

PhD. Leonardo Fabián Rentería Bustamante
TUTOR

DEDICATORIA

A mi madre, Carmen Llongo, quien ha sido mi fuente de inspiración, y el mejor ejemplo de enseñarme el significado de esfuerzo, fortaleza y perseverancia. Gracias por ser mi refugio con tu amor incondicional, tus consejos, sacrificios y apoyo constante. Gracias por tu comprensión, dedicación y paciencia.

A mis hermanas, Sara, Diana y Sandra, por acompañarme en este camino, brindarme su cariño, comprensión y palabras de aliento en los momentos más difíciles. Gracias por creer en mí y motivarme a seguir adelante para alcanzar mis metas y no darme por vencida.

A mi pedacito de cielo que de alguna manera llego a darme valentía, fortaleza e inspiración para culminar esta importante etapa que representa el inicio de mi futuro profesional y personal.

Con mucho cariño, dedico este trabajo a ustedes, quienes han sido una parte fundamental de mi vida y una fuente de inspiración para cumplir mis sueños y objetivos.

Flor María Pilco Llongo

AGRADECIMIENTO

Agradezco profundamente a Dios por brindarme la vida, salud, sabiduría y fortaleza necesaria para superar cada desafío y permitirme culminar con éxito esta etapa importante de mi formación profesional.

A mi madre, Carmen Llongo por su amor, sacrificios silenciosos, apoyo, guía y por ser el pilar fundamental de mi vida, a mi padre Luis Durán por enseñarme el valor del esfuerzo, responsabilidad y perseverancia. Gracias por ser quienes me han guiado en el cumplimiento de mis metas.

A mi tutor, PhD Leonardo Fabian Rentería por su orientación, paciencia, conocimientos y valiosos consejos durante el desarrollo de esta investigación.

A mis amigas, Evelyn y Gristel, con quienes empecé y me acompañaron durante esta etapa académica, agradezco a mis amigos que hice durante el camino y me brindaron su amistad, apoyo y motivación.

Por último, quiero agradecer a cada una de las personas que me acompañaron y aportaron de alguna manera en este camino permitiéndome alcanzar una de mis metas más importantes de mi vida.

Flor María Pilco Llongo

ÍNDICE GENERAL

DECLARATORIA DE AUTORÍA

DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

CERTIFICADO ANTIPLAGIO

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

INDICE GENERAL

INDICE DE FIGURAS

INDICE DE TABLAS

RESUMEN

ABSTRACT

CAPITULO I.....	15
1. INTRODUCCIÓN.....	15
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	16
1.2 JUSTIFICACIÓN.....	17
1.3 OBJETIVOS.....	18
1.3.1 OBJETIVO GENERAL.....	18
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
CAPÍTULO II.....	19
2. MARCO TEORICO	19
2.1 Estado del Arte.....	19
2.2 MARCO TEÓRICO	20
2.2.1 Conservación de alimentos.	20
2.2.1.1 Desperdicio de alimentos.....	20
2.2.1.2 Refrigeración de los vegetales.....	21
2.2.2 Machine Learning	24
2.2.2.1 Deep Learning	24

2.2.2.2	Redes Neuronales	25
2.2.2.3	Redes Neuronales Convolucionales (CNN)	26
2.2.3	Detección de objetos	26
2.2.3.1	Faster R-CNN	27
2.2.3.2	SSD (Single Shot Multibox Detector)	27
2.2.3.3	SPPNet con ZFnet	27
2.2.3.4	EfficientDet-D0	27
2.2.3.5	YOLOV8	28
2.2.3.6	ResNet50	28
2.2.3.7	MobileNetV2	28
CAPÍTULO III.		30
3.	METODOLOGÍA.....	30
3.1	TIPO DE INVESTIGACIÓN.	30
3.2	DISEÑO DE INVESTIGACIÓN	30
3.2.1	Fase I	30
3.2.1.1	Estudio de las características de los vegetales	30
3.2.1.2	Estudio de algoritmos de Deep Learning.....	31
3.2.2	Fase II	33
3.2.2.1	Caracterización de la tienda	33
3.2.2.2	Selección de hardware para la implementación	34
3.2.2.3	Arquitectura general del sistema.....	36
3.2.2.4	Selección de imágenes válidas.....	37
3.2.2.5	Creación de etiquetas de imágenes	38
3.2.2.6	Entrenamiento del modelo YOLOv8	39
3.2.2.7	Desarrollo de la aplicación móvil	43
3.2.3	Fase III:	45
3.2.3.2	Validación en entorno real	46

3.3	MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN.....	47
3.3.1	Investigación experimental	47
3.3.2	Investigación cuantitativa	48
3.4	TÉCNICAS DE RECOLECCIÓN DE DATOS	48
3.4.1	Fuentes de información	48
3.4.2	Instrumentos de recolección de datos.....	48
3.5	POBLACIÓN Y MUESTRA.....	48
3.5.1	Población	48
3.5.2	Muestra	48
3.6	OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES	49
3.7	MÉTODOS DE ANÁLISIS, Y PROCESAMIENTO DE DATOS.	49
3.7.1	Condiciones del experimento	49
3.7.2	Evaluación y validación comparativa.....	50
	CAPÍTULO IV.	52
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	52
4.1	RESULTADOS.....	52
4.1.1	Prueba de Hipótesis	52
4.1.2	Análisis de proporciones.....	52
4.1.3	Análisis Chi-cuadrado.....	52
4.2	DISCUSIÓN.....	53
	CAPÍTULO V.	55
5.	CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES	55
5.1	CONCLUSIONES	55
5.2	RECOMENDACIONES	55
	BIBLIOGRAFÍA	57
	ANEXOS.....	64

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Condiciones de almacenamiento de principales vegetales	31
Tabla 2. Estudio de los tipos de Algoritmos de Deep Learning	32
Tabla 3. Características de Raspberry Pi 5.....	35
Tabla 4. Características Cámara Módulo 3	36
Tabla 5. Operacionalización de variables de sistema para la detección temprana de vegetales.	49
Tabla 6. Comparación entre método de observación y sistema propuesto.....	50
Tabla 7. Distribución de frecuencias y porcentajes según el observador y nivel de degradación identificados por ambos observadores.	52
Tabla 8. Prueba de Chi-cuadrado de Pearson.	53

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Desperdicio de alimentos. Fuente: [14].	21
Figura 2. Residuos de alimentos. Fuente: [16].	21
Figura 3. Refrigeración de vegetales. Fuente: [20].	22
Figura 4. Vegetales en óptimas condiciones. Fuente: [25],[26],[27]	23
Figura 5. Vegetales con signos de deterioro. Fuente: [29],[30],[31].	23
Figura 6. Descomposición avanzada. Fuente: [33],[34],[35]	24
Figura 7. Descomposición completa. Fuente: [37],[38],[39]	24
Figura 8. Machine Learning vs Deep Learning.....	25
Figura 9. Ejemplo de una red neuronal totalmente conectada. Fuente: [45].....	26
Figura 10. Fases de la investigación.....	30
Figura 11. Vista general de la Tienda.....	33
Figura 12. Distribución interna de la Tienda.....	34
Figura 13. Raspberry Pi 5.....	34
Figura 14. Cámara Módulo 3	35
Figura 15. Arquitectura General del sistema propuesto.	37
Figura 16. Dataset de tomates en los distintos niveles.	38
Figura 17. Etiquetación de imágenes.....	39
Figura 18. Estructura del algoritmo YOLOv8.....	39
Figura 19. Entrenamiento de YOLOv8.	40
Figura 20. Resultado del entrenamiento del modelo YOLOv8.....	40
Figura 21. Curva Precisión-Recall.	41
Figura 22. Matriz de confusión del modelo YOLOv8.	42
Figura 23. Evaluación del modelo YOLOv8.....	42
Figura 24. Pantalla de inicio de la app móvil.	43
Figura 25. Pantalla de niveles de degradación.	44
Figura 26. Pantalla de detección del sistema.....	44
Figura 27. Notificación enviada por Firebase Cloud Messaging [60].....	45
Figura 28. Montaje en condiciones de refrigeración.	46
Figura 29. Implementación y pruebas del sistema.	47
Figura 30. Recepción de notificaciones.....	47
Figura 31. Diagrama de barras	53

RESUMEN

El desperdicio de alimentos constituye una problemática que genera pérdidas económicas, impactos ambientales y riesgos para la seguridad alimentaria. La presente investigación tuvo como objetivo diseñar un sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda “Viveres Deysi” de la ciudad de Riobamba, mediante algoritmos de Deep Learning, con el fin de contribuir a la reducción del desperdicio de alimentos. La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo y un diseño experimental estructurado en tres fases: análisis de las características de los vegetales y de los algoritmos de Deep Learning, implementación del sistema y evaluación de su desempeño. Para el desarrollo se empleó una Raspberry Pi 5, una cámara Módulo 3 y el algoritmo YOLOv8, seleccionado por su equilibrio entre precisión y velocidad. El sistema detectó y clasificó tomate, lechuga y aguacate en cuatro niveles de degradación, mostrando los resultados en una aplicación móvil integrada con Firebase. La validación, mediante la prueba de Chi-cuadrado de Pearson ($p = 0,266$), evidenció que no existen diferencias estadísticamente significativas entre la clasificación del sistema y la del observador experto, demostrando que el sistema constituye una alternativa tecnológica confiable para reducir el desperdicio de alimentos.

Palabras clave: Deep Learning, YOLOv8, degradación de vegetales, refrigeración, desperdicio de alimentos, visión artificial.

ABSTRACT

Food waste is a problem that leads to economic losses, environmental impacts, and risks to food security. This research aimed to design a system to detect the degradation of commonly consumed vegetables under refrigeration conditions at the “Viveres Deysi” store in Riobamba, using Deep Learning algorithms, with the goal of helping to reduce food waste. The study employed a quantitative approach and an experimental design structured in three phases: analysis of vegetable characteristics and Deep Learning algorithms, system implementation, and performance evaluation. A Raspberry Pi 5, a Camera Module 3, and the YOLOv8 algorithm — selected for its balance between accuracy and speed — were used for development. The system detected and classified tomatoes, lettuce, and avocados across four levels of degradation, displaying results via a mobile application integrated with Firebase. Validation using Pearson’s chi-squared test ($p = 0.266$) showed no statistically significant differences between the system’s classification and that of an expert observer, demonstrating that the system is a reliable technological alternative for reducing food waste.

Keywords: Deep Learning, YOLOv8, vegetable degradation, refrigeration, food waste, computer vision



Reviewed by:
Geovanny Armas Pesántez, B.A. Mgs.
EFL PROFESSOR
ID. N°: 0602773301

CAPITULO I.

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, la FAO señala que en Ecuador se desechan aproximadamente 939 999 toneladas de alimentos cada año [1]. En 2024, según la data del Índice de Desperdicio de Alimentos creado por el programa de las Naciones Unidas para el Ambiente (PNUMA), Ecuador es el cuarto país que más alimentos desperdician en Latinoamérica, se estima que los hogares ecuatorianos malgastan alrededor de 96 kg de comida anualmente. Lamentablemente esto forma parte de un grave problema como es el desperdicio de alimentos [2].

La degradación de los vegetales es uno de los desafíos cruciales y significativos a nivel mundial que perjudica a la economía, aporta al cambio climático y agudiza la contaminación ambiental. La detección temprana de la descomposición de los vegetales es fundamental para reducir el desperdicio de alimentos mismos que pueden ocurrir en todos los eslabones de la cadena alimenticia: desde la producción agrícola, en las industrias de procesamiento, en la fase de distribución, hasta en comedores, restaurantes y en los hogares de los propios consumidores. Esta práctica también contribuye a mejorar la conservación de los productos y asegurar su calidad hasta que llegue al consumidor [3].

Por otro lado, el concepto de inteligencia artificial (IA) ha sido objeto de desarrollo desde la década de los cincuenta, aunque las limitaciones tecnológicas en los primeros años significaron un rendimiento inferior al de los seres humanos. Actualmente, gracias a la rápida evolución en el diseño de los algoritmos, el aumento de conjunto de datos digitales y el desarrollo de una capacidad computacional, la IA tiene la posibilidad de superar a los humanos en diversas tareas. En consecuencia, su exploración potencial en los últimos diez años ha incrementado en diferentes campos, destacándose especialmente en el diagnóstico por imágenes [4].

La implementación de redes neuronales, como el Deep Learning ha permitido desarrollar soluciones capaces de resolver este problema de manera eficiente y automatizada. Los algoritmos de Deep Learning son capaces de filtrar grandes cantidades de datos y analizar patrones complejos que serían imposibles identificar mediante métodos tradicionales. Al integrar tanto los algoritmos como sensores es posible desarrollar un sistema inteligente que detecte signos de deterioro, cambios de color, textura y apariencia, que generalmente suelen ser indicadores del deterioro de los alimentos.

Con este fin, el presente trabajo de investigación tuvo como propósito desarrollar un sistema de detección para la detección de la degradación de los vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda “Viveres Deysi” de la ciudad de Riobamba a través de algoritmos de Deep Learning para prevenir el desperdicio de alimentos. A través de un prototipo diseñado específicamente con este propósito se integran a placas programables que permitan la captura de datos visuales, los cuales son procesados por el sistema de detección para identificar los signos de deterioro y así optimizar la conservación de los vegetales al alertar sobre la necesidad de intervención antes de que estos pierdan su valor nutricional. Este enfoque no solo contribuye a la reducción del desperdicio de alimentos, sino que también fomenta el uso de tecnologías inteligentes en el sector alimenticio para mejorar la eficiencia de los vegetales y del consumidor.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Uno de los principales desafíos es el desperdicio de alimentos debido a que no se gestiona el almacenamiento correctamente y esto ocasiona la degradación prematura de los vegetales. Según los datos arrojados del Índice de Desperdicio de Alimentos de 2024, creado por el Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA), muestra que los hogares fueron responsables de 631 millones de toneladas de alimentos desperdiciados, equivalentes al 60%. Mientras que en el sector de servicios de alimentos produjeron 290 millones de toneladas y en el sector minorista se desecharon de alrededor de 131 millones de toneladas [2]. En el Ecuador se reportan pérdidas que ascienden a 939.000 toneladas de alimentos, lo que implica una pérdida económica de USD 334 millones [5].

En particular la degradación de los alimentos en refrigeración es un problema común en los hogares y en la industria alimentaria, y esto puede ser causado por una variedad de factores, en los que se incluye la humedad, la temperatura, la manipulación y la exposición al aire y a pesar de los avances tecnológicos en este ámbito, la detección temprana de la descomposición de los alimentos en su interior sigue siendo un problema [6].

En la tienda “Viveres Deysi” dedicada a la comercialización de frutas y vegetales frescos evidencia la necesidad de juntar con herramientas tecnológicas que permitan supervisar de manera continua el estado de conservación de los productos almacenados. Actualmente, la identificación de vegetales en proceso de deterioro se realiza mediante inspección visual lo que depende de la experiencia del personal y puede ocasionar retrasos en la detección de productos que ha comenzado su proceso de degradación.

Los sistemas de refrigeración cuentan con sensores de temperatura que ajustan automáticamente la temperatura de refrigeración para alargar la vida de los alimentos. Sin embargo, no hay una funcionalidad específica que alerte a los usuarios cuando sus vegetales comienzan a descomponerse, un hecho que tal vez se descubra demasiado tarde, cuando los alimentos ya están en mal estado y deban ser desechados lo que resulta el desperdicio de alimentos, pérdidas económicas y riesgos para la salud.

Ante esta problemática surge la necesidad de desarrollar un sistema inteligente basado en el algoritmo de Deep Learning que permita detectar de forma temprana los niveles de degradación de vegetales almacenados en condiciones de refrigeración dentro tienda “Viveres Deysi” contribuyendo a una mejor gestión de los productos y a la reducción de desperdicio alimentario.

1.2 JUSTIFICACIÓN

En vista de que cada año se desperdician toneladas de alimentos y que la mayor parte de estos desperdicios provienen de los hogares, ya que 631 millones de toneladas, es decir, el 60% sobre el total de alimentos desechados, esto puede atribuirse a la categoría de residuos domésticos, puede ser una cuestión de responsabilidad individual, debido a que, en ocasiones, está práctica se debe a hábitos de consumo irresponsable, una mala planificación de compra o no tomar medidas apropiadas con respecto a su almacenamiento [7].

Además, identificar la detección oportuna de la degradación de vegetales no solo garantiza productos de alta calidad, evitar riesgos para la salud y grandes cantidades de desperdicio de alimentos. Los vegetales en estado de deterioro pueden estar asociados con la proliferación de microorganismos patógenos, comprometiendo la salud de los consumidores [8].

La tecnología de visión computarizada y aprendizaje automático, como los algoritmos de Deep Learning, ofrece una solución a este problema. En este contexto, se propone un prototipo automatizado que pueda identificar signos tempranos de degradación, como cambios de color, moho o deformaciones, permitiendo una detección precisa y oportuna. Lo que ayudaría a disminuir pérdidas económicas y mejorar la calidad y salud alimentaria, ya que los productos degradados pueden ser retirados, evitando el consumo de alimentos en mal estado que podrían causar enfermedades o problemas de salud [6].

En este contexto, la presente investigación propone el desarrollo de un sistema de detección de degradación de vegetales mediante algoritmos de Deep Learning implementados en una Raspberry Pi 5 complementados con una aplicación móvil para la visualización de resultados en tiempo real. La resolución propuesta permitirá monitorear continuamente el estado de

conservación de tomate, lechuga y aguacate almacenados en condiciones de refrigeración dentro de la tienda “Viveres Deysi”.

La implementación de este sistema contribuirá a reducir el desperdicio de alimentos, optimizar el control de calidad de los productos comercializados y fortalecer el uso de tecnologías aplicadas al sector alimentario. Asimismo, la investigación servirá como referencia para futuras aplicaciones de visión artificial y Deep Learning orientadas al monitoreo automatizado de productos agrícolas y alimenticios.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 OBJETIVO GENERAL

- Diseñar un sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda “Viveres Deysi” a través de algoritmos de Deep Learning para prevenir el desperdicio de alimentos.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Analizar y evaluar algoritmos Deep Learning que permitan identificar y clasificar de manera eficiente los niveles de degradación en vegetales almacenados en condiciones de refrigeración.
- Implementar un sistema práctico basado en algoritmos de Deep Learning que permita capturar y evaluar en tiempo real la calidad de los vegetales desde el refrigerador.
- Evaluar la eficiencia del algoritmo mediante pruebas experimentales en escenarios y condiciones reales de refrigeración.

CAPÍTULO II.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 Estado del Arte

Tecnologías como las redes neuronales convolucionales (CNN) se han utilizado ampliamente en diversos dominios debido a su capacidad para extraer características visuales complejas, como cambios de color, textura y forma. En [9], se presenta un prototipo que utiliza el algoritmo YOLOv5 para la clasificación automática de tomates riñón según la norma INEN 1745. Este sistema fue entrenado y validado con un conjunto de imágenes recolectadas en un entorno controlado, logrando eficiencias superiores al 90% tanto en la clasificación por tamaño como por color, comparadas con los métodos tradicionales manuales. Esto demuestra el potencial de los algoritmos de Deep Learning para mejorar la precisión y reducir los tiempos de clasificación en procesos agrícolas.

Así mismo en [6], propone un sistema basado en algoritmos de Deep Learning, específicamente redes neuronales (CNN), orientado a detectar el estado de descomposición de alimentos en ambientes refrigerados. El estudio compara tres modelos de detección de objetos como es Faster RCNN, SSD, EfficientDet, entrenados sobre un conjunto de datos extraído de la plataforma Roboflow, el cual contiene imágenes de alimentos en distintas fases de degradación. Entre estos, el modelo Faster RCNN obtuvo el mejor desempeño, con una precisión del 76.9% en clasificación de frutas y vegetales según sus estados de degradación.

En este trabajo se constituye un aporte relevante dentro del contexto IoT aplicando a la alimentación doméstica, demostrando la viabilidad de integrar inteligencia artificial para la prevención del desperdicio alimentario.

De igual manera, el estudio realizado por [10], llevó a cabo un clasificador CNN para identificar enfermedades del fruto de aguacate. El modelo se entrenó con 3983 imágenes digitales utilizadas como imágenes de entrenamiento en un entorno controlado, logrando una precisión de un 80% en el conjunto de validación y del 87% en pruebas adicionales. Esta investigación destaca el potencial del Deep Learning para detectar problemas de calidad mediante imágenes digitales no invasivas.

De acuerdo con [11], se introduce una nueva técnica basado en Deep Learning para la detección y clasificación de alimentos en tiempo real mediante el uso de redes convolucionales (CNN) y la arquitectura YOLOv8 (You Only Look). En la presente

investigación parte del paso inicial de la detección visual automática de alimentos para sectores como la nutrición personalizada, la automatización industrial y los servicios de entrega. Para ello se propone un sistema de detectar y clasificar diferentes alimentos en tiempo real, abordando desafíos como la textura, forma, color y condiciones de iluminación de los diversos alimentos. A lo largo del trabajo se implementa y entrena el modelo YOLOv7 mediante técnicas de aumento de datos (data augmentation) y validado con métricas como precisión, recall y mAP. El rendimiento del sistema es evaluado en diversos escenarios, incluidos entornos reales usando cámaras, lo cual permite probar su funcionalidad y eficiencia.

Por otro lado, en [12], se realizó un análisis profundo y extenso de la detección y reconocimiento de frutas basados en Deep Learning para la cosecha automática, destacando el uso de modelos como YOLO, SSD, AlexNet, R-CNN, SegNet y Mask R-CNN en la identificación y clasificación de frutas. Aunque el principal objetivo de esta investigación fue la detección de frutas para la cosecha, las técnicas y modelos discutidos son aplicables a la evaluación de la frescura y calidad de vegetales en general.

Finalmente, estos estudios demuestran que el uso de redes neuronales convolucionales (CNN) permite obtener modelos predictivos altamente precisos, aunque su eficiencia depende en gran medida de la calidad y condiciones de captura de imágenes y los ajustes del modelo a utilizar.

En conclusión, la implementación de prototipos basados en Deep Learning y visión artificial ofrece una solución prometedora en la industria alimentaria para la automatización de procesos de clasificación y control de calidad en vegetales [11].

2.2 MARCO TEÓRICO

2.2.1 Conservación de alimentos.

2.2.1.1 Desperdicio de alimentos

El desperdicio de alimentos dice relación con la disminución de alimentos aptos para el consumo humano [13]. Esto puede ocurrir en todos los eslabones de la cadena alimenticia: desde la producción agrícola, en las industrias de procesamiento, en la fase de distribución, hasta en comedores, restaurantes y en los hogares de los propios consumidores. Las causas no son siempre las mismas y varían según el tipo de producto, la etapa de producción, el modo de almacenamiento, el transporte, el embalaje y los hábitos o la falta de conciencia de los consumidores [3].

En la figura 1 es un claro ejemplo de desperdicio de alimentos donde se observa diferentes tipos de vegetales que en algún punto ya no son aptos para el consumo humano ya sea porque se estropearon o no se utilizaron de manera correcta.



Figura 1. Desperdicio de alimentos. **Fuente:** [14].

Por otro lado, se debe diferenciar de residuos de alimentos o residuos orgánicos que son aquellos materiales que quedan después de la preparación, consumo o manipulación de alimentos [15]. Estos ya no son consumibles, pueden tener otros usos como biofertilizantes, biocombustibles como son las cascaras de plátano, mandarina, cascaras de huevo, etc como se observa en la figura 2.



Figura 2. Residuos de alimentos. **Fuente:** [16].

2.2.1.2 Refrigeración de los vegetales

La refrigeración es un proceso muy benigno que no causa daños a los alimentos, y los que se producen se deben a malas prácticas de manipulado y operación. Por lo tanto, permite conservar los alimentos durante días o semanas a una temperatura entre 0°C y 8°C [17]. Este método suele emplearse con alimentos frescos. En función de la temperatura se consigue unos resultados diferentes con las enzimas del producto. Hasta -10°C se logra frenar el crecimiento de microbios patógenos responsables de enfermedades y degradación del alimento. Por debajo de los -18°C las reacciones químicas de la degradación de los alimentos

se ralentizan y a los -70°C las reacciones enzimáticas se detienen, por lo que el alimento se conservaría indefinidamente [18].

La refrigeración de vegetales ocurre según 3 factores clave: temperatura baja, buena ventilación y alta humedad y niveles de termostato que variarán dependiendo del tipo de producto.

Los productos agrícolas son perecederos, pero algunos pueden echarse a perder más rápidamente que otros incluso cuando están en refrigeración, dependiendo de factores como la forma en que se recolectaron, cómo fue su manejo y su nivel de madurez. Además, el contenido de agua de los diferentes tipos de alimento difiere en gran medida, y eso incide directamente en las condiciones de frío a las que deben someterse [19].

Para la correcta refrigeración de verduras es muy útil un refrigerador (ver Figura 3) en las cuales se puede controlar los factores anteriormente mencionados para adecuarlas a las características de cada alimento.



Figura 3. Refrigeración de vegetales. **Fuente:**[20].

2.2.1.3 Descomposición de alimentos

Los alimentos son la fuente que provee de proteínas, vitaminas y nutrientes. La descomposición de los alimentos es un proceso influenciado por factores como la exposición a la luz, humedad, temperatura y la sequedad [21].

Cuando los alimentos se exponen al aire, los microorganismos pueden caer sobre él y comenzar su trabajo de descomponerlos para sus propios usos. La presencia de oxígeno mejora el crecimiento de microorganismos, como mohos y levaduras, y contribuye directamente al deterioro de grasas, vitaminas, sabores y colores dentro de los alimentos a través del trabajo de las enzimas.

Cuando los alimentos se exponen a la luz, sus capas externas pueden comenzar a estropearse este proceso es conocido como fotodegradación. La fotodegradación puede resultar en decoloración, así como pérdida de sabor, vitaminas y proteínas.

La temperatura también juega un papel importante para la descomposición de alimentos. A medida que aumenta la temperatura, se aceleran las reacciones químicas que impulsan al proceso de deterioro. Es por eso que poner alimentos en el refrigerador o congelador ayuda a ralentizar el proceso de descomposición. Todos los alimentos contienen un porcentaje de agua. Eventualmente los microorganismos utilizan esa agua de los alimentos para impulsar las reacciones químicas que necesitan para disolver los alimentos con el fin de obtener energía y crecimiento. La humedad en el exterior de los alimentos permite que los mohos y otros microorganismos crezcan en el exterior de los alimentos, así como dentro de las grietas o agujeros en la superficie de los alimentos, lo que contribuye aún más a una mayor descomposición [22],[23].

2.2.1.3.1 Niveles de Descomposición

La descomposición de alimentos se puede categorizar en distintos niveles, principalmente dependiendo de si involucra procesos bióticos o abióticos, y la velocidad con la que ocurren.

Nivel 1: El vegetal está en perfectas condiciones, aspecto brillante, con color vibrante y uniforme, textura firme, sin manchas ni magulladuras como se observa en la Figura 4 [24].



Figura 4. Vegetales en óptimas condiciones. **Fuente:**[25],[26],[27]

Nivel 2: En este nivel el vegetal presenta manchas marrones o negras o decoloración como se presenta en la Figura 5, esto es debido a que las polifenoloxidasas entran en acción y aceleran las reacciones que causan este cambio de color, además el cambio de textura áreas más blandas [28].

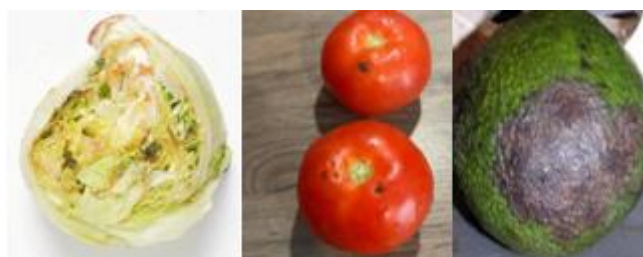


Figura 5. Vegetales con signos de deterioro. **Fuente:** [29],[30],[31]

Nivel 3: En este nivel los vegetales la degradación se acelera debido al crecimiento de los microorganismos por ejemplo el moho que llega a producir los miles de millones de esporas que crean esa familiar capa verdosa y blanca difusa como se observa en la Figura 6 [32] .



Figura 6.Descomposición avanzada. **Fuente:**[33],[34],[35]

Nivel 4: El vegetal empieza a desintegrarse, la consistencia propia del alimento se pierde debido al desarrollo de bacterias y los alimentos en ese estado adquieren un olor y sabor desagradable como se observa en la Figura 7 [36].



Figura 7. Descomposición completa. **Fuente:**[37],[38],[39]

2.2.2 Machine Learning

El Machine Learning (aprendizaje automático) es una rama de la inteligencia artificial que permite que las máquinas aprendan ciertas tareas sin ser programadas de manera específica para ellas [40]. Los sistemas digitales utilizan los algoritmos de Machine Learning que están entrenados para encontrar patrones y correlaciones en grandes bases de datos, y para lograr mejores decisiones y proyecciones en base a ese análisis [41].

2.2.2.1 Deep Learning

El Deep Learning es un subconjunto del Machine Learning (ML) que utiliza redes neuronales multicapa, llamadas redes neuronales profundas, para simular las capacidades de toma de decisiones del cerebro humano. Algunas formas de Deep Learning (DL) impulsan la mayoría de las aplicaciones de inteligencia Artificial (IA) en nuestra vida actual [42].

En la Figura 8 muestra una comparación entre el proceso de Machine Learning y Deep Learning para la clasificación de imágenes en este caso un carro. En la parte superior ML muestra el sistema donde recibe una imagen como entrada, luego el humano extrae características relevantes de ella y posteriormente son analizadas por un algoritmo de clasificación, como un árbol de decisiones, finalmente se determina si la imagen corresponde a un carro o no carro. En la parte inferior se introduce la misma imagen directamente a una

red neuronal profunda, esta red es capaz de realizar tanto la extracción de características como la clasificación de forma automática, sin necesidad de intervención humana y como resultado final da carro o no carro. En conclusión, se puede definir que ML requiere de expertos para extraer características antes de clasificar y DL realiza un proceso automáticamente, lo que hace más poderoso para tareas complejas como visión por computadora.

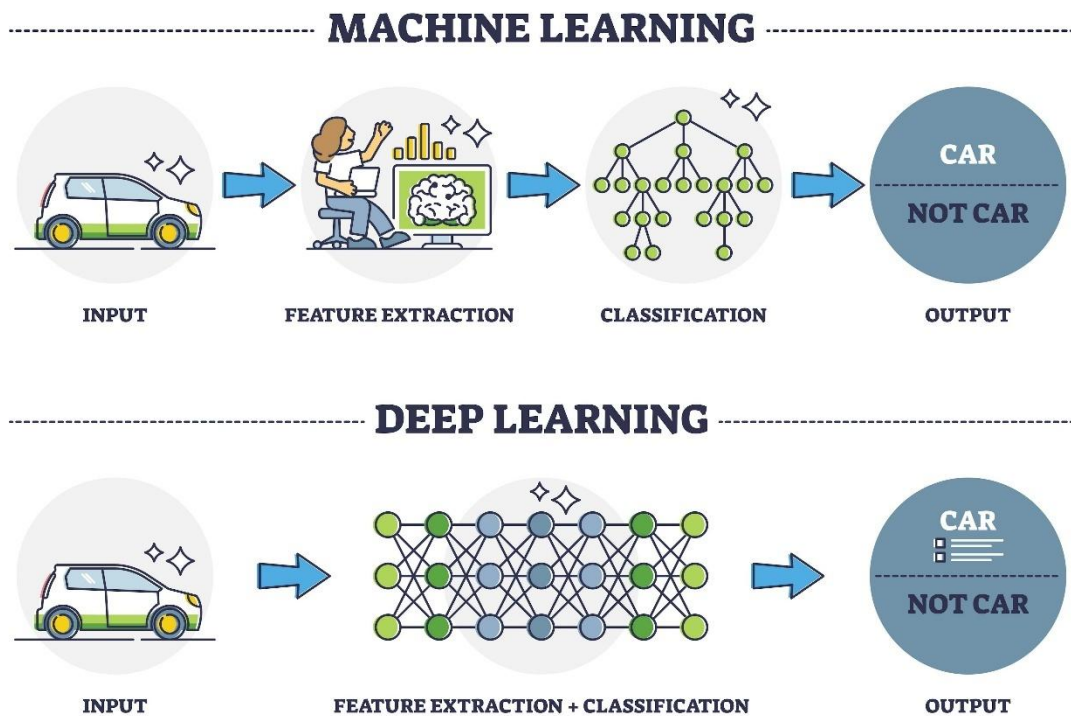


Figura 8. Machine Learning vs Deep Learning

2.2.2.2 Redes Neuronales

Una red neuronal consiste en una serie de capas de unidades de procesamiento, llamadas neuronas, que realizan transformaciones de los datos de entrada para generar un dato de salida. Se describen los fundamentos del funcionamiento interno de una red neuronal artificial [43]. Actualmente las redes neuronales se han constituido como una herramienta tecnológica muy importante debido a que son agentes inteligentes que contribuyen en el desarrollo de problemas relacionados con el aprendizaje automático y aprendizaje profundo, esto se debe a la capacidad de resolver problemas matemáticos complejos, problemas de ingeniería de alta complejidad en todos los ámbitos [44].

En la figura 9 se puede ver un esquema de una red neuronal, la misma que está constituida por neuronas interconectadas y arregladas en tres capas. Los datos ingresan por medio de la

“capa entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”. Cabe mencionar que la capa oculta puede estar constituida por varias capas.

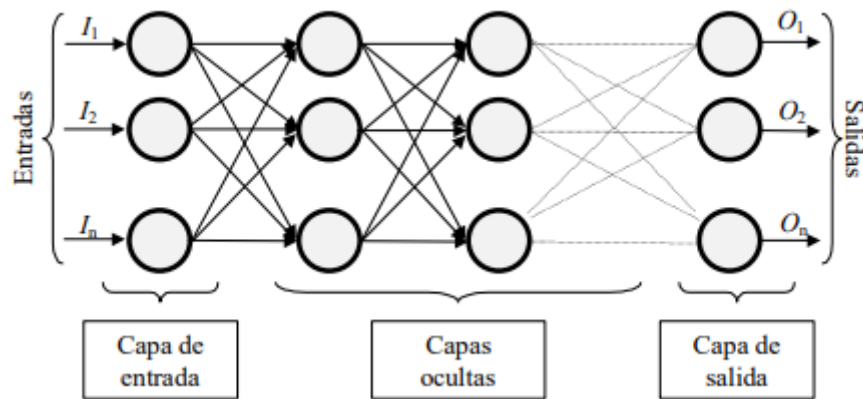


Figura 9. Ejemplo de una red neuronal totalmente conectada. **Fuente:** [45]

2.2.2.3 Redes Neuronales Convolucionales (CNN)

“Las CNN forman parte del Machine Learning, una rama de la Inteligencia Artificial que trabaja para que las máquinas aprendan de forma autónoma. Principalmente, se usan para identificar patrones de conjuntos de datos, por ejemplo, el reconocimiento de voz, audio o clasificar diferentes categorías de imágenes, de tal forma que permiten la detección de objetos, para después servir como base para la toma de decisiones” [46].

“Las CNN funcionan tanto en imágenes 2D como en 3D y están típicamente constituidas por tres capas: capa de convolución, capa de reducción (max pooling) y capas densas (fully connected), de las cuales, las dos primeras llevan a cabo una fase de extracción de características, mientras que las últimas (fully connected) son las encargadas de realizar la fase de clasificación. Las primeras capas le permiten a la CNN ejecutar una fase de extracción de características, que actúa de manera similar al cerebro humano cuando busca ese tipo de características que definen un objeto. En la fase de clasificación o la fase de regresión que se realiza en las capas densas se relacionan todas las características ya extraídas y se obtiene directamente una clasificación. Las CNN establecen relaciones entre los diferentes píxeles de una imagen, buscando relaciones en ella, y eso les permite tener un contexto mucho más general con coherencia espacial” [47].

2.2.3 Detección de objetos

“De acuerdo con [48], una de las tareas más importantes de la visión por computador es la de detectar objetos, la cual permite clasificar determinadas instancias que se encuentra en una imagen digital y asignarles una clase o categoría como personas, animales o automóviles. La

detección de objetos es de gran relevancia ya que proporciona las bases para otras tareas de la visión por computador como, la segmentación de instancias, subtitulado de imágenes o seguimiento de objetos.”

2.2.3.1 Faster R-CNN

“FasterRCNN es una red que hace detección de objetos. Como su nombre lo explica, es más rápida que sus descendientes RCNN y FastRCNN. Esta red tiene casos de uso en autos autoconducción, manufactura, seguridad, e incluso se usa en Pinterest.

El algoritmo pasa la imagen por una CNN para obtener un mapa de características. Ejecuta el mapa de activación a través de una red separada (RPN), que produce regiones de interés. Para cada región de RPN se usan varias capas completamente conectadas a las salidas junto con la coordenada de la caja de enlace. La arquitectura Faster R-CNN, esencialmente disminuye la carga computacional, respecto a CNN, y por esta razón disminuye el tiempo de detección que presenta la capa R-CNN” [49].

2.2.3.2 SSD (Single Shot Multibox Detector)

“SSD aprovecha un conjunto de cajas de anclaje con diferentes radios y escalas para discretizar el espacio de salida de las cajas delimitadoras. Para manejar objetos de varios tamaños, la red fusiona las predicciones de múltiples mapas de características con diferentes resoluciones. Dado la arquitectura de la red troncal VGG16, SSD añade varias características capas hasta el final de la red, estas son responsables de las predicciones para el balance de las cajas delimitadoras con distintas escalas y aspectos de radio, al igual que sus valores de confianza asociados. El SSD supera significativamente al R-CNN más rápido en términos de precisión en PASCAL VOC y COCO, siendo tres veces más rápido” [49].

2.2.3.3 SPPNet con ZFnet

“La primera en introducir el SPP en la arquitectura de la CNN. Permite compartir características convolucionales. Acelera la evaluación de la RCNN por órdenes de magnitud sin sacrificar el rendimiento. Obtuvo 60.9mAP en VOC07. Hereda las desventajas de la RCNN. No da como resultado mucha velocidad de entrenamiento. El ajuste fino no puede actualizar las capas de CONV antes de la capa de SPP. Su velocidad en tiempo real es inferior a 1 FPS” [49].

2.2.3.4 EfficientDet-D0

EfficientDet es una red de detección ligera y escalable que contiene un total de ocho modelos, D0–D7. De D0 a D7, la precisión y la complejidad temporal del modelo aumentan con el tamaño del mismo. Los ocho modelos pueden satisfacer una amplia gama de limitaciones de recursos. La estructura principal de EfficientDet utiliza EfficientNet,³⁰ que utiliza una gran cantidad de convolución profunda separable³¹ para aligerar el modelo. Además, la parte central de la red utiliza la red piramidal de características ponderadas bidireccional (BiFPN) [50].

2.2.3.5 YOLOV8

YOLOv8 fue lanzado por Ultralytics en 2023, ofreciendo un rendimiento de vanguardia en términos de precisión y velocidad. Las versiones anteriores de YOLO, YOLOv8 introdujo nuevas características y optimizaciones que lo convierten en una opción ideal para varias tareas de detección de objetos en una amplia gama de aplicaciones.

Una de las características principales de YOLOv8 son sus arquitecturas de columna vertebral y cuello de última generación, lo que resulta un mejor rendimiento de extracción de características y detección de objetos. Además, presenta un intercambio de precisión optimizado con un enfoque en mantener el equilibrio entre precisión y velocidad, YOLOv8 es adecuado para tareas de detección de objetos en tiempo real en diversas áreas de aplicación [51].

2.2.3.6 ResNet50

“ResNet50 es una Red Neuronal Residual con 50 capas, su estructura es simple y efectiva, es beneficiosa por su amplia aplicación. Con ResNet50, se consigue resolver el problema de desvanecimiento del gradiente, debido a que la red es demasiado profunda, además con esta red los gradientes pueden pasar directamente a través de las conexiones de salto hacia atrás desde las capas posteriores hasta los filtros iniciales, demostrando un rendimiento sobresaliente en tareas de clasificación de imágenes y detección de objetos ResNet-50 ha influido en el diseño de numerosas arquitecturas posteriores y consta de más 23 millones de parámetros que claramente es menor a VGG16 y consiste en una serie de bloques residuales que aprenden características a diferentes niveles de abstracción”.

2.2.3.7 MobileNetV2

“MobileNet se basa en convoluciones separables en profundidad, que es una forma de convoluciones factorizadas que descomponen una convolución estándar en una convolución en profundidad y una convolución 1×1 llamada convolución de puntos. MobileNet “Reduce significativamente el número de parámetros en comparación con la red con convoluciones

regulares con la misma profundidad en las redes”. La convolución en profundidad aplica un único filtro a cada canal de entrada. Luego, la convolución de puntos aplica una convolución 1×1 para combinar las salidas de la convolución en profundidad y se basa en la convolución separable, que separa los filtros espaciales y de profundidad en dos etapas, así ayuda a reducir la carga computacional y el número de parámetros de la red, lo que la hace más eficiente en términos de recursos y tiempo de ejecución” [52].

CAPÍTULO III.

3. METODOLOGÍA.

3.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN.

El presente estudio se trata de una investigación experimental enfocada en el desarrollo de un sistema que permita la detección temprana de la degradación de vegetales en condiciones de refrigeración mediante algoritmos de Deep Learning. Se desarrollará y evaluará un sistema que permita prevenir el desperdicio de alimentos en “Viveres Deysi”, basándose en imágenes de los vegetales en distintas etapas de degradación.

Además, el sistema propuesto tiene un enfoque cuantitativo para valorar el rendimiento del modelo y del servicio.

3.2 DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

Este proyecto de investigación se va a realizar en 3 fases, como se indica en la Figura 10.

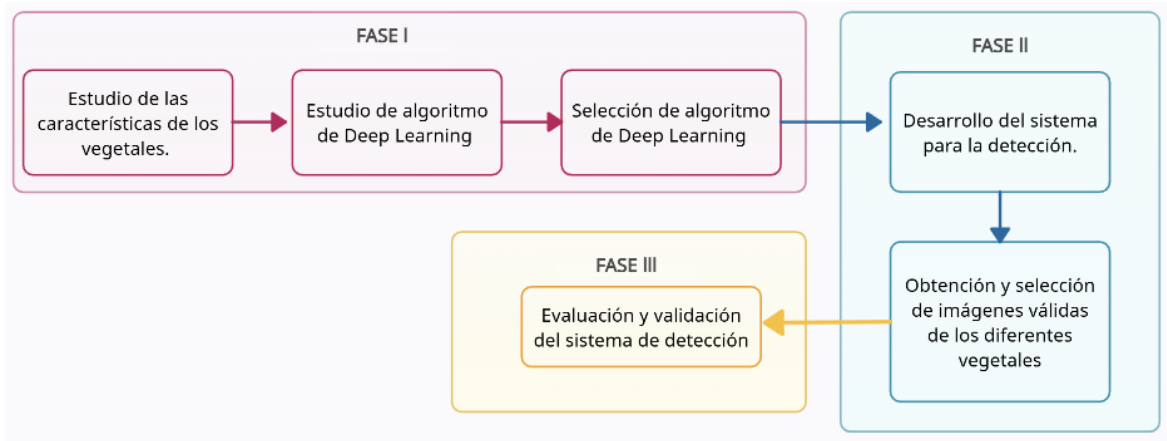


Figura 10. Fases de la investigación.

3.2.1 Fase I

3.2.1.1 Estudio de las características de los vegetales

Los vegetales destacan por sus propiedades organolépticas, que suponen particularidades que se miden a través de análisis sobre las sensaciones que producen al paladar de quienes los consume. Este análisis se basa en 4 parámetros básicos como es el color, sabor, textura y aroma. La función de estos, es aportar condiciones óptimas y peculiares de cada alimento y aportar sus mejores cualidades. En este trabajo se toma en cuenta su textura y color de los vegetales [53],[54],[55].

- **Color:** Los vegetales tienen una gran variedad de colores, los más comunes son el verde, rojo, naranja, amarillo, morado, blanco.
- **Textura:** La textura es un atributo que junto al sabor, olor y aspecto conforma la calidad sensorial de un vegetal. Para poder evaluar la textura de un alimento se debe tener en cuenta sus diferentes texturas:
 - **Crujiente:** La contextura crujiente se debe a la disposición de las células vegetales y su turgencia, esto se puede notar al masticar.
 - **Firme:** Está relacionada a la integridad de las estructuras vegetales, es resistente al tacto.
 - **Suave:** De consistencia blanda al tacto, también puede resultar a la descomposición de paredes celulares.
 - **Fibrosa:** Contiene fibras duras debido a la presencia de haces vasculares o fibras de soporte algunas verduras tienen este tipo de textura.

En la tabla 1 presenta información sobre las condiciones óptimas de almacenamiento de los diferentes vegetales en donde se muestra tres parámetros importantes para su conservación como es la temperatura (°C), humedad (%) y el periodo de conservación (días).

Tabla 1. Condiciones de almacenamiento de principales vegetales

Vegetal	Temperatura óptima (°C)	Humedad (%)	Periodo de conservación (días)
Aguacate	3-13	85-90	14-56
Brócoli	0	95-100	14-21
Zanahoria	0	98-100	210-270
Cebolla blanca y roja	0	65-70	30-240
Lechuga	0-2	98-100	14-21
Tomate verde maduro	12.5-15	90-95	14-21
Tomate rojo maduro	8-10	90-95	8-10

3.2.1.2 Estudio de algoritmos de Deep Learning

En esta fase se realiza una tabla comparativa donde se investigó y recopiló los diferentes tipos de modelos de Deep Learning que mejor se adaptan para la detección de la degradación

de los vegetales en estado de refrigeración en donde se muestra el porcentaje de precisión, la velocidad y una pequeña descripción para los diferentes ambientes de trabajo. Además, en esta misma fase se elige el algoritmo más adecuado en función de los requerimientos del sistema, el tipo de datos y resultados deseados para ello se entrena a los tres mejores modelos que tengan mayor precisión en este caso como se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Estudio de los tipos de Algoritmos de Deep Learning

Modelo	Precisión	Velocidad (FPS)	Características
Faster R-CNN	Muy Alta (92-97%)	Baja	Muy preciso, pero lento. Ideal para investigación.
SSD	Media-Alta (85-90%)	Alta	Rápido y razonablemente preciso. Bueno para tiempo real.
EfficientDet-D0	Alta (90-94%)	Media-Alta	Muy buen balance entre precisión y velocidad mediante escalado eficiente
YOLOv8 (nano-small)	Media-Alta (90-94 %)	Muy Alta	Introduce diseño sin anclas optimizando drásticamente la velocidad y precisión en tiempo real.
MobileNetV2	Media-Alta (85-90 %)	Alta	Ligero y eficiente, ideal para dispositivos embebidos y móviles.
ResNet-50	Alta (90-95%)	Medio	Robusto, buen balance general, pero más pesado que MobileNet

El algoritmo a utilizar para la detección es YOLOv8 debido a su equilibrio entre, velocidad de inferencia y eficiencia computacional para aplicaciones en tiempo real.

3.2.2 Fase II

3.2.2.1 Caracterización de la tienda

La implementación del sistema de detección se realizó en la tienda “Viveres Deysi”, establecimiento dedicado a la comercialización de frutas, vegetales y productos de primera necesidad.

Durante la fase de implementación se realizó un análisis de la distribución física del establecimiento con el propósito de identificar el área adecuada para la instalación del prototipo de detección de degradación de vegetales.

La Figura 11 muestra una vista general de la tienda donde se evidencia la distribución y el área destinada a la comercialización de vegetales, además muestra los productos de primera necesidad.



Figura 11. Vista general de la Tienda

Además, se realizó la distribución interna de la tienda para identificar la ubicación de los vegetales, refrigeradores y el área donde será la instalación del sistema de detección como se puede observar en la figura 12.

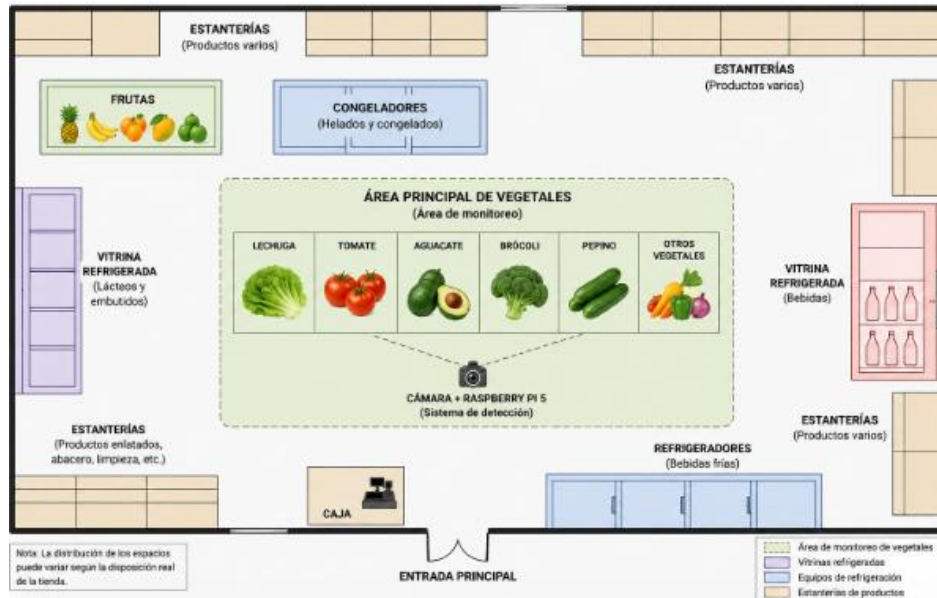


Figura 12. Distribución interna de la Tienda

3.2.2.2 Selección de hardware para la implementación

La selección del hardware es una etapa fundamental para garantizar el correcto funcionamiento del sistema de detección de degradación de vegetales. Para la implementación del prototipo, se eligió dispositivos que ofrecen un equilibrio entre capacidad de procesamiento, conectividad y costo, permitiendo la ejecución óptima de algoritmos de Deep Learning y visualizar los resultados en tiempo real.

Raspberry Pi 5

En la figura 13 se muestra la Raspberry Pi 5 la cual fue seleccionada como unidad de procesamiento debido a su capacidad para ejecutar aplicaciones de visión artificial y modelos de aprendizaje profundo en dispositivos embebidos. Este equipo permite capturar las imágenes por la cámara, ejecutar el modelo YOLOv8 previamente entrenado y administrar la comunicación con los servicios en la nube [56].



Figura 13. Raspberry Pi 5

En la tabla 3 se indican sus principales características de la tarjeta Raspberry Pi 5 [57].

Tabla 3.Caracteriticas de Raspberry Pi 5.

Características Raspberry Pi 5	
Memoria RAM Instalada	8GB
Capacidad de Almacenamiento Memoria	128 GB
Modelo CPU	Cortex
Velocidad CPU	2.4 GHz
Tecnología De Conexión	Bluetooth, Ethernet, GPIO, HDMI, I2C
Sistema Operativo	Raspberry Pi OS
Fabricante Modelo CPU	Broadcom
Estándar Comunicación Inalámbrica	802.11ac, Bluetooth
Memoria RAM	LPDDR4
Puerto USB	4
Recuento Procesador	4

Cámara Módulo 3

En la figura 14 se puede observar la Cámara Modulo 3 compatible con la tarjeta Raspberry Pi 5. Este artículo fue seleccionado debido a su integración nativa con Raspberry Pi 5 y su capacidad de capturar imágenes de alta resolución necesaria para la detección y clasificación de los niveles de degradación de vegetales.



Figura 14. Cámara Módulo 3

Además, en la tabla 4 se muestra las principales características de la cámara [58].

Tabla 4. Características Cámara Módulo 3

Características y especificaciones Cámara Modulo 3	
Modelo CPU	MediaTek MT8125
Tecnología De Conexión	Infrarrojo
Sistema Operativo	Raspberry Pi OS
Fabricante Modelo CPU	Broadcom
Dispositivos compatibles	Raspberry Pi todas las placas,5/4B/3B, PI Zero W/2 W
Memoria RAM	LPDDR4
Puerto USB	4
Recuento Procesador	4

Servicios Firebase

Es una plataforma en la nube para el desarrollo de aplicaciones web y móvil. Esta plataforma fue seleccionada debido a su facilidad de integración con aplicaciones Android y dispositivos IoT [59].

Los servicios utilizados fueron:

- **Firebase Realtime Database:** Utilizado para almacenar y sincronizar los resultados obtenidos por el sistema de detección.
- **Firebase Cloud Messaging (FCM):** Utilizado para el envío de notificaciones automáticas cuando se detecta el cambio de estado de los vegetales.

La implementación de Firebase permitió mantener una comunicación en tiempo real entre la Raspberry Pi y la aplicación móvil para el monitoreo remoto de los vegetales desde cualquier ubicación con acceso a Internet.

3.2.2.3 Arquitectura general del sistema

La arquitectura del sistema fue diseñada para permitir la detección automática de la degradación de vegetales, el almacenamiento de resultados en a nube y la visualización de la información mediante una aplicación móvil. Para ello, se integraron componentes de hardware y software que trabajan de forma coordinada para realizar el monitoreo de los vegetales en tiempo real.

En la figura 15 se observa la arquitectura propuesta para el sistema la cual está conformada de cámara módulo 3 para la captura de imágenes, raspberry pi 5 para el procesamiento de imágenes, modelo YOLOv8 para la detección y clasificación de los niveles de degradación, Firebase Realtime Database para el almacenamiento y sincronización de resultados, Firebase Cloud Messaging para el envío de notificaciones y la app móvil para la visualización y monitoreo de información.

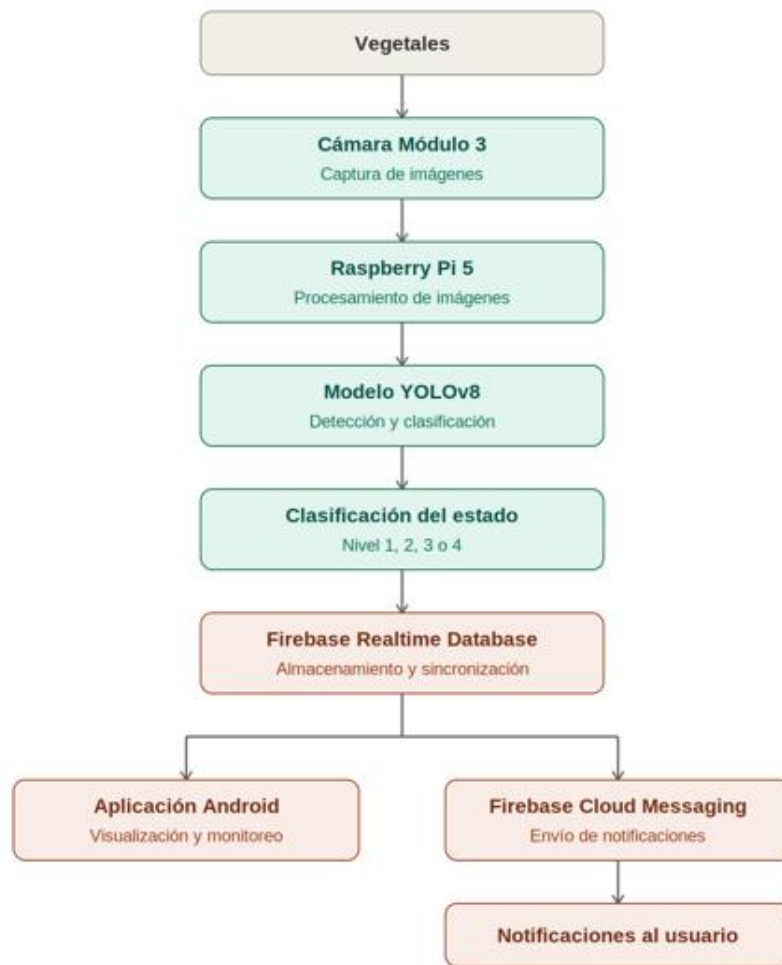


Figura 15. Arquitectura General del sistema propuesto.

3.2.2.4 Selección de imágenes válidas

En esta etapa de selección de imágenes válidas fue fundamental para el entrenamiento del modelo de Deep Learning se recopiló una variedad de imágenes representativas de los vegetales seleccionados para el estudio permitiendo al sistema aprender las características visuales asociadas a los diferentes niveles de degradación. En la figura 16 se muestra algunas de las imágenes escogidas del tomate en sus distintos niveles de degradación.



Figura 16. Dataset de tomates en los distintos niveles.

Construcción del dataset

Para la elaboración del conjunto de datos se seleccionaron tres vegetales de mayor consumo en la tienda “Viveres Deysi”. Las imágenes fueron obtenidas en diferentes condiciones de conservación con el fin de representar las distintas etapas de deterioro que experimentan estos productos durante su almacenamiento.

Las imágenes fueron obtenidas mediante la captura con una cámara digital y posteriormente utilizadas en carpetas según el tipo de vegetal y el nivel de degradación correspondiente. El conjunto de datos obtenidos permitió disponer de una base de información para el entrenamiento y validación del modelo YOLOv8.

3.2.2.5 Creación de etiquetas de imágenes

Una vez recopiladas y organizadas las imágenes correspondientes a los diferentes vegetales y niveles deterioro, se procedió a realizar el etiquetado de imágenes. Esta etapa es fundamental para el entrenamiento del modelo YOLOv8 ya que permite identificar la ubicación y clasificación de cada objeto presente en las imágenes.

Para la creación de las etiquetas se utilizó la herramienta LabelImg, esta herramienta permite seleccionar manualmente las regiones de interés dentro de una imagen mediante cuadros delimitadores (bounding boxes) y asignar una clase específica a cada objeto detectado.

Una vez completado el proceso de etiquetado, LabelImg generó automáticamente un archivo *txt* compatibles con YOLOv8. Cada archivo contiene información necesaria para el entrenamiento del modelo, incluyendo la clase del objeto y las coordenadas normalizadas del cuadro limitador como se observa en la **Figura 17**.

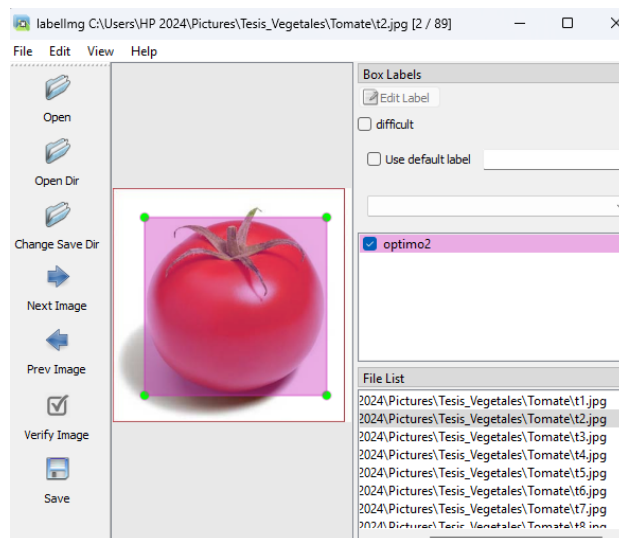


Figura 17. Etiquetación de imágenes.

3.2.2.6 Entrenamiento del modelo YOLOv8

Para el proceso de entrenamiento del sistema de detección de la degradación de los vegetales, se utilizó el algoritmo YOLOv8. Esta etapa tuvo como objetivo permitir que el sistema aprendiera a reconocer los diferentes estados de degradación de los vegetales seleccionados.

Configuración del dataset

El conjunto de datos utilizado para el entrenamiento está conformado por imágenes de tomate, lechuga y aguacate clasificadas en 4 niveles de degradación. La estructura del conjunto de datos fue definida mediante el archivo *data.yaml*, la cual contiene las rutas de acceso a las imágenes, número total de clases y los nombres asignados a cada nivel. En la figura 18 se observa las doce clases utilizadas durante el entrenamiento.

```

1 import os
2 import xml.etree.ElementTree as ET
3 from PIL import Image
4
5 classes = [
6     "tomate_optimo",
7     "tomate_deterioro_inicial",
8     "tomate_descomposicion_avanzada",
9     "tomate_descomposicion_total",
10    "lechuga_optimo",
11    "lechuga_deterioro_inicial",
12    "lechuga_descomposicion_avanzada",
13    "lechuga_descomposicion_total",
14    "aguacate_optimo",
15    "aguacate_deterioro_inicial",
16    "aguacate_descomposicion_avanzada",
17    "aguacate_descomposicion_total"
18 ]

```

Figura 18. Estructura del algoritmo YOLOv8

Entrenamiento en Google Colab

A continuación, se realizó el entrenamiento del modelo utilizando Google Colab debido a la disponibilidad de recursos de procesamiento acelerado mediante GPU. Esta plataforma permitió reducir significativamente el tiempo requerido para el entrenamiento y optimizar el rendimiento del modelo.

Inicialmente se instalaron las librerías necesarias para la ejecución de YOLOv8 posteriormente se cargó el conjunto de datos almacenados en Google Drive y se configuró el archivo data.yaml con las rutas correspondientes. Una vez completada la configuración, se ejecuta el proceso de entrenamiento utilizando la implementación oficial de Ultralytics YOLOv8 como se observa en la figura 19.

```
from ultralytics import YOLO

model = YOLO("yolov8n.pt")

model.train(
    data="/content/drive/MyDrive/Tesis_Vegetales/data.yaml",
    epochs=50,
    imgsz=640,
    batch=8,
    device=0
)
```

Figura 19.Entrenamiento de YOLOv8.

Resultados del entrenamiento

Durante el proceso de entrenamiento, YOLOv8 generó automáticamente métricas que permitieron evaluar el desempeño del modelo, entre las principales métricas analizadas se encuentran, precisión, exhaustividad, mAP@0.5, mAP@0.5:0.95 y función de pérdida (Loss). En la figura 20 se evidencia los resultados obtenidos del modelo para identificar los diferentes estados de degradación de los vegetales considerados en este trabajo de investigación. Posteriormente, el modelo entrenado se exportó en formato best.pt, archivo que contiene los pesos optimizados utilizados durante esta etapa de implementación en la Raspberry Pi 5 para la detección en tiempo real.

```
fitness: 0.6513995921111196
keys: ['metrics/precision(B)', 'metrics/recall(B)', 'metrics/mAP50(B)', 'metrics/mAP50-95(B)']
maps: array([ 0.77766,  0.6221,  0.61705,  0.66384,  0.75249,  0.65622,  0.54295,  0.51043,  0.82876,  0.63
names: {0: 'tomate_optimo', 1: 'tomate_deterioro_inicial', 2: 'tomate_descomposicion_avanzada', 3: 'tomate_descomposicion_total', 4: 'lech
'lechuga_descomposicion_avanzada', 7: 'lechuga_descomposicion_total', 8: 'aguacate_optimo', 9: 'aguacate_deterioro_inicial', 10: 'aguacate
'aguacate_descomposicion_total'})
nt_per_class: array([28, 24, 23, 26, 24, 23, 23, 25, 30, 28, 21, 18])
nt_per_image: array([28, 23, 23, 26, 24, 23, 23, 25, 30, 28, 21, 18])
results_dict: {'metrics/precision(B)': 0.7978036954659883, 'metrics/recall(B)': 0.8051050417728152, 'metrics/mAP50(B)': 0.8610816142008542
0.6513995921111196}
save_dir: PosixPath('/content/runs/detect/train')
speed: {'preprocess': 0.6203817801877268, 'inference': 3.9657243343666795, 'loss': 0.0007124674926396069, 'postprocess': 3.926542334367087
stats: {'tp': [], 'conf': [], 'pred_cls': [], 'target_cls': [], 'target_img': []}
```

Figura 20. Resultado del entrenamiento del modelo YOLOv8.

Con la finalidad de verificar el desempeño del sistema de detección de degradación de vegetales basado en Deep Learning. Los resultados obtenidos permitieron evaluar la capacidad del modelo YOLOv8 para identificar automáticamente los niveles de deterioro de vegetales, así como validar el funcionamiento del sistema implementado mediante Raspberry Pi 5, Firebase y la aplicación móvil desarrollada para el monitoreo real.

Curva de Precisión-Recall

La curva Precision-Recall obtenida presenta un valor de $mAP@0.5$ de aproximadamente 0.861, lo que indica un desempeño satisfactorio del modelo en la identificación de las diferentes clases estudiadas.

Las clases correspondientes a lechuga óptima y lechuga deterioro inicial presentan los mejores resultados mientras que las clases asociadas a estados avanzados de degradación total muestran una ligera disminución debido a la similitud que existen entre algunas categorías como se muestra en a figura 21.

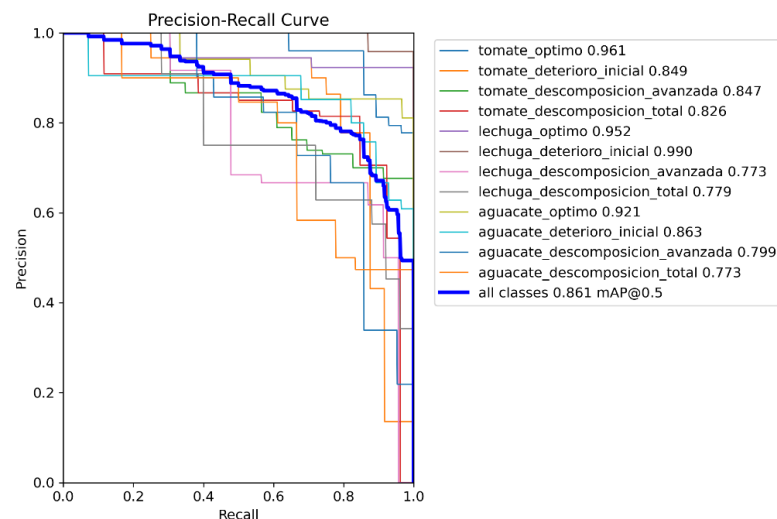


Figura 21. Curva Precisión-Recall.

Curva Matriz de confusión

La matriz de confusión permite visualizar las clasificaciones correctas de incorrectas realizadas por el modelo.

En la figura 22 se observa una alta concentración de valores sobre la diagonal principal, lo que indica una correcta identificación de la mayoría de las muestras analizadas. Las principales confusiones se presentan entre los niveles del inicial y descomposición avanzada debido a su similitud que presentan algunas muestras durante e proceso de degradación. No obstante, el modelo mantiene una adecuada capacidad de discriminación entre los diferentes estados de conservación evaluados.

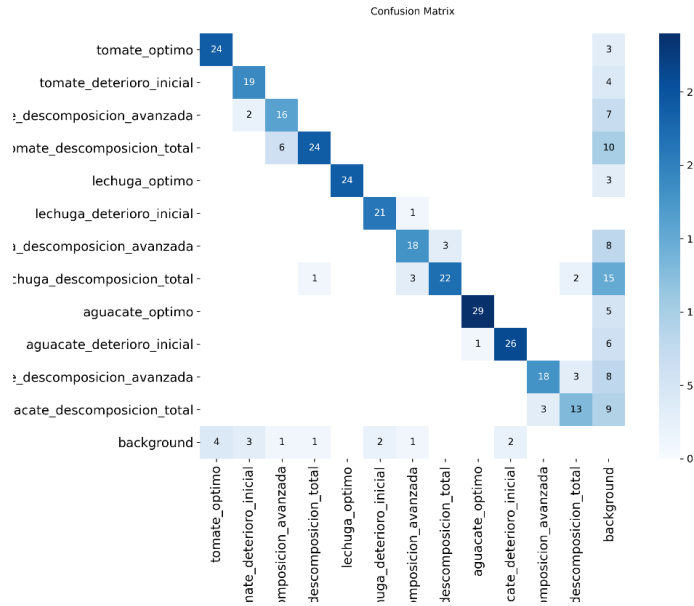


Figura 22. Matriz de confusi3n del modelo YOLOv8.

Resultados generales de YOLOV8

En la figura 23 presenta los resultados obtenidos durante el entrenamiento del modelo YOLOv8 donde se observa una disminuci3n progresiva de las funciones de p3rdida o que indica una adecuada convergencia del modelo. Asimismo, las m3tricas de evaluaci3n muestran una mejora constante a lo largo de las 50 epoch de entrenamiento, alcanzando una precisi3n aproximada del 80%, una sensibilidad del 85%, un valor $mAP@0.5$ de 86%. Estos resultados evidencian la capacidad del modelo para identificar y clasificar correctamente los diferentes niveles de degradaci3n de tomate, lechuga y aguacate.

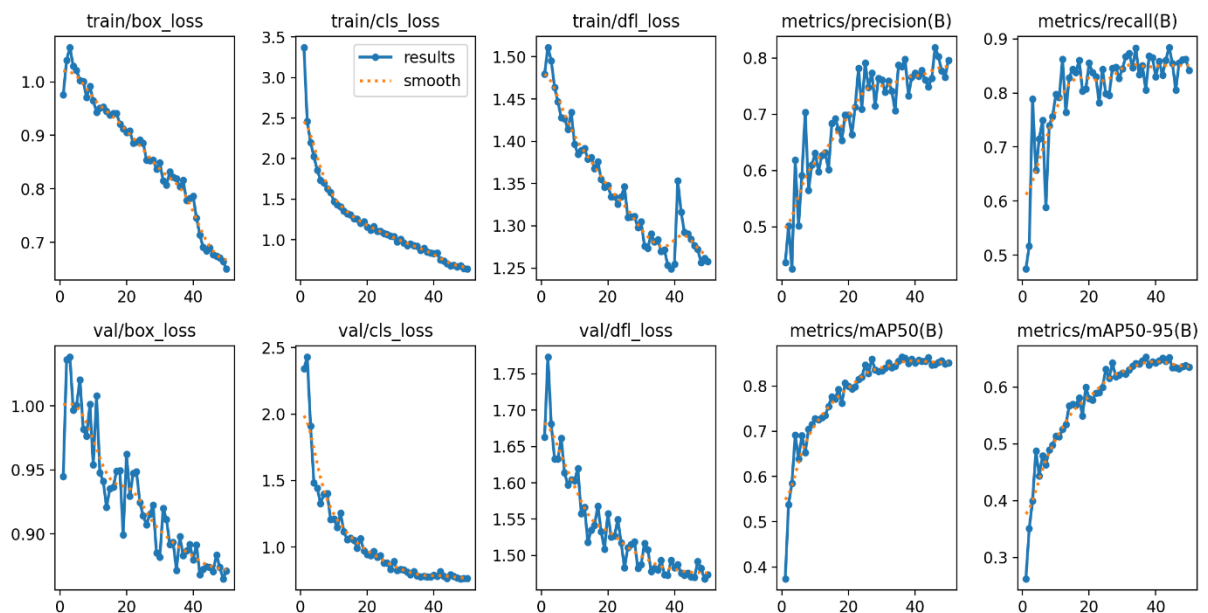


Figura 23. Evaluaci3n del modelo YOLOv8.

3.2.2.7 Desarrollo de la aplicación móvil

El desarrollo de la app móvil tiene como objetivo facilitar la visualización y monitoreo de los resultados obtenidos por el sistema de detección. La aplicación fue desarrollada en Android Studio y con el lenguaje de programación Java permitiendo la integración de los servicios de Firebase para la sincronización de datos y el envío de notificaciones.

Posteriormente, en la figura 24 se muestra la pantalla de inicio la cual constituye la interfaz principal de acceso a la aplicación en ella se presenta a información general del proyecto, como logotipo institucional y del sistema, y datos relacionados con el trabajo de investigación, además, tiene como finalidad proporcionar una presentación inicial al usuario antes de ingresar a las funcionalidades principales de la aplicación.



Figura 24. Pantalla de inicio de la app móvil.

A continuación, se muestra nuestra segunda interfaz que corresponde a la visualización de los niveles de degradación, esta pantalla presenta de manera gráfica los cuatro estados definidos para la evaluación de vegetales. El propósito de mostrar esta segunda pantalla es proporcionar información al usuario que facilite la interpretación de los resultados obtenidos por el sistema de detección. La figura 25 presenta la interfaz gráfica de niveles de degradación implementada en la aplicación móvil.



Figura 25. Pantalla de niveles de degradación.

Finalmente, en la figura 26 se observa la pantalla de detección inteligente la cual permite visualizar en tiempo real la información enviada por el sistema de detección implementado en la Raspberry Pi 5, en esta pantalla se mostrarán los datos como nombre del vegetal, nivel de degradación identificado, estado de conservación y su porcentaje de confianza.



Figura 26. Pantalla de detección del sistema.

Sistema de notificaciones

Se implementó un sistema de notificaciones con el propósito de alertar oportunamente al usuario sobre cambios en el estado de vegetales utilizando Firebase Cloud Messaging.

Cuando el sistema detecta un cambio de nivel de deterioro la Raspberry Pi genera una alerta que es enviada a Firebase posteriormente Firebase Cloud Messaging y este envía la notificación al dispositivo móvil registrado como se muestra en la figura 27.

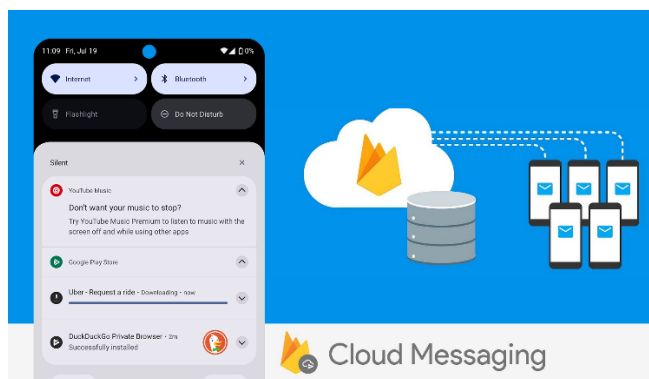


Figura 27.Notificación enviada por Firebase Cloud Messaging [60].

3.2.3 Fase III:

En esta última fase de evaluación y validación del desempeño del sistema de detección de a degradación de vegetales en condiciones reales.

Primeramente, se utilizó imágenes que no formaron parte del entrenamiento para verificar la capacidad de generalización del modelo. En la evaluación se consideró las métricas como precisión, sensibilidad y matriz de confusión permitiendo medir la efectividad de la detección de casa nivel de deterioro.

Precisión

La precisión representa la capacidad del modelo para realizar detecciones correctas respecto al total de detecciones efectuadas. Además, está permite conocer que tan confiable son las predicciones realizadas por el sistema.

Sensibilidad

La sensibilidad también conocida como Recall, mide la capacidad del modelo para identificar correctamente todos los casos positivos presentes en el conjunto de datos.

Matriz de confusión

La matriz de confusión constituye una herramienta gráfica para analizar el desempeño del sistema, esta matriz permite comparar las clases reales con las clases predichas por el sistema, identificando los aciertos errores de clasificación. La matriz de confusión que fue utilizada para evaluar la capacidad del modelo YOLOv8 para distinguir los diferentes niveles de degradación pertenecientes al tomate, aguacate y lechuga. Además, esta matriz permite identificar con mayor porcentaje los aciertos y aquellas clases que presentaron una mayor

dificultad de clasificación, permitiendo analizar el comportamiento de degradación de los vegetales.

3.2.3.2 Validación en entorno real

Pruebas en entorno real

Las pruebas experimentales se realizaron utilizando vegetales en diferentes estados de conservación. Durante el proceso se colocaron muestras de tomate, lechuga y aguacate correspondientes a los cuatro niveles de degradación definidos en la investigación.

En este caso el sistema fue instalado en condiciones de refrigeración la cual consta de la cámara instalada en el área de monitoreo donde esta captura imágenes periódicamente y son procesadas por el modelo YOLOv8 ejecutado en la Raspberry Pi 5. La figura 28 presenta en el entorno utilizado para la validación del sistema en la tienda “Viveres Deysi”.

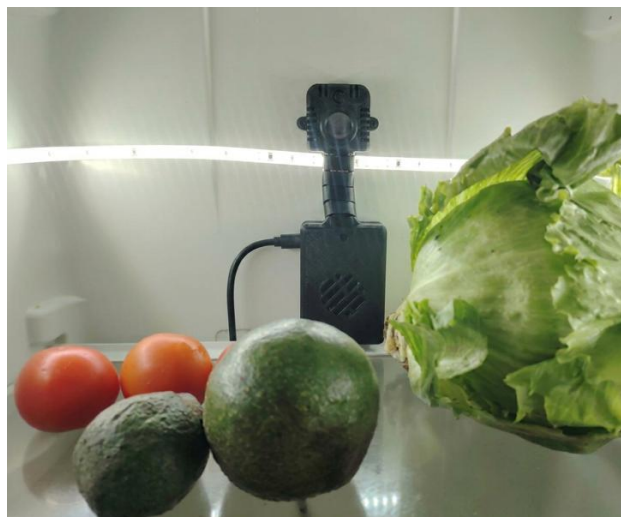


Figura 28.Montaje en condiciones de refrigeración.

Funcionamiento en tiempo real

El sistema operó de forma continúa realizando la captura y procesamiento de imágenes en tiempo real. Cada imagen obtenida por la cámara fue analizada por el modelo YOLOv8 para identificar el vegetal y determinar su nivel de degradación.

En la figura 29 se muestra el proceso de funcionamiento del sistema en donde se colocaron muestras de tomate, lechuga y aguacate correspondientes a los 4 niveles de degradación. La cámara instalada en área capturó imágenes las cuales fueron procesadas por YOLOv8 ejecutadas en la Raspberry Pi.

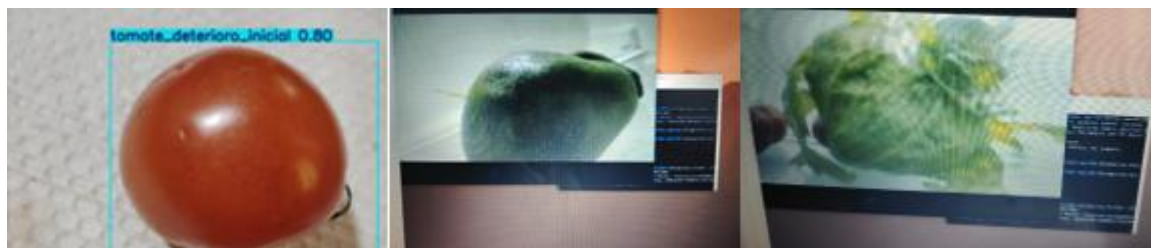


Figura 29. Implementación y pruebas del sistema.

Recepción de notificaciones

Como parte de la validación se verificó el funcionamiento del sistema de alertas implementado mediante Firebase Cloud Messaging. Cuando el sistema detecta cambios en el estado de un vegetal se genera una notificación automática dirigida al dispositivo móvil registrado, asimismo, esta muestra la última notificación guardada en Firebase en caso de que no tenga acceso a internet o tenga alguna falla en el sistema como se observa en la figura 30.

Además, la recepción correcta de las notificaciones confirmó la comunicación exitosa entre la raspberry Pi 5, Firebase y la aplicación móvil.

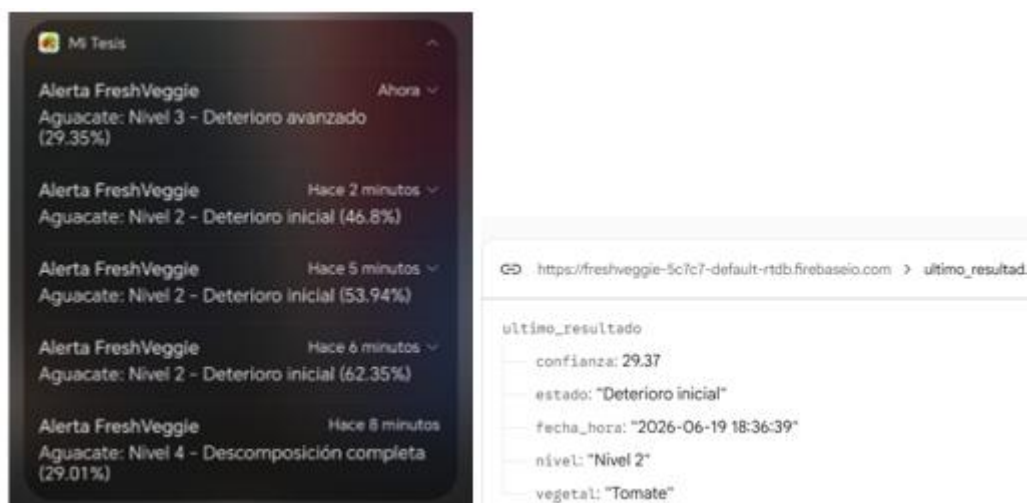


Figura 30. Recepción de notificaciones.

3.3 MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN

3.3.1 Investigación experimental

El método experimental en el diseño del sistema de detección de degradación de vegetales, este proyecto de investigación implica la manipulación de variables controladas como las condiciones de refrigeración (temperatura, humedad) y el tiempo de almacenamiento de los vegetales.

3.3.2 Investigación cuantitativa

En base de este trabajo se analiza y se evalúa el rendimiento del sistema y su impacto en el desperdicio de alimentos, además, se validan los resultados para determinar la eficacia del sistema en condiciones reales.

3.4 TÉCNICAS DE RECOLECCIÓN DE DATOS

3.4.1 Fuentes de información

Para el desarrollo del trabajo de titulación se realizó una revisión bibliográfica para recopilar información pertinente sobre las características de los vegetales y algoritmos empleados en la detección de la degradación de los vegetales en condiciones de refrigeración. Esta búsqueda de información se ejecutó en diversas plataformas digitales, fuentes académicas, artículos científicos tesis u otros trabajos relacionados al tema de investigación.

3.4.2 Instrumentos de recolección de datos

Para registrar las mediciones, se emplea una hoja de registro en la que se consignaron los datos proporcionales.

3.5 POBLACIÓN Y MUESTRA

3.5.1 Población

La población de estudio estuvo conformada por 102 datos específicamente de los estados de conservación y degradación de los vegetales.

3.5.2 Muestra

Debido a que la población de estudio es finita, se realizó el cálculo del tamaño de muestra utilizando la ecuación 1:

$$n = \frac{Z^2 * P * Q * N}{e^2 * (N - 1) + Z^2 * P * Q}$$

Ecuación 1

En donde:

n = Tamaño de la muestra final.

Z = Nivel de confianza, el valor más común es del 95% que equivale a $Z=1.96$.

e = Margen de error expresado en decimales, un margen de error de 5% sería a 0.05.

N = Tamaño de la población a estudiar.

P = Probabilidad de que ocurra un evento por lo general se usa el 50%=0.5.

Q = Probabilidad de que no ocurra un evento. Si P es de 0.5, Q también será de 0.5

3.6 OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

En la tabla 5, se detallan las variables independientes y dependientes a utilizar en el proyecto de investigación, las mismas que serán de utilidad para la comprobación de los datos y resultados que se obtengan para el capítulo 4.

Tabla 5. Operacionalización de variables de sistema para la detección temprana de vegetales.

VARIABLE	CONCEPTO	INDICADORES	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS
INDEPENDIENTE			
Nivel de degradación de vegetales	El nivel de degradación será evaluado respecto al color y textura.	Nivel	Algoritmo de Deep Learning, Observación Directa.
DEPENDIENTE			
Método de inspección	Forma en la que se determina el nivel de degradación de los vegetales	Tipo: 1. Observación 2. Automático con sistema	Observación Directa

3.7 MÉTODOS DE ANÁLISIS, Y PROCESAMIENTO DE DATOS.

3.7.1 Condiciones del experimento

El experimento se realizó en la tienda “Viveres Deysi” donde se comercializan vegetales y frutas frescas. Las pruebas se realizaron en un entorno real de operación con el fin de validar el desempeño del sistema en condiciones similares a las que se presentan durante el almacenamiento y venta de estos productos.

Algunas condiciones en las cuales se desarrolló el experimento fueron las siguientes:

- **Vegetales evaluados:** Se tomaron en cuenta los vegetales de mayor consumo como son: Aguacate, tomate y lechuga.
- **Niveles de degradación:** Tiene 4 niveles de degradación:
 - Nivel 1: Óptimas condiciones.
 - Nivel 2: Deterioro inicial.
 - Nivel 3: Deterioro avanzado
 - Nivel 4: Descomposición completa
- **Dispositivo de procesamiento:** Raspberry 5 Pi.

- **Sistema de detección:** Modelo YOLOv8 entrenado para la clasificación de vegetales según su estado de degradación.
- **Dispositivo de captura:** Cámara modulo 3 compatible con Raspberry Pi.
- **Iluminación:** Iluminación artificial.
- **Almacenamiento de resultados:** Firebase e historial de las detecciones
- **Visualización de resultados:** Aplicación móvil desarrollada para el proyecto.
- **Método de referencia:** Evaluación visual realizada por un experto.

3.7.2 Evaluación y validación comparativa

La validación del sistema se realizó mediante la comparación entre los resultados obtenidos por el método de observación y los resultados generados automáticamente por el modelo YOLOv8. Con este propósito, cada vegetal fue evaluado previamente por el experto, quien determinó el nivel de degradación correspondiente según sus características físicas.

A continuación, as mismas muestras fueron procesadas por el sistema de detección implementado en la Raspberry Pi 5. Estos mismos fueron registrados y comparados con la evaluación realizada por el experto permitiendo determinar el grado de coincidencia entre ambos métodos como se muestra en la tabla 6.

Tabla 6. Comparación entre método de observación y sistema propuesto.

Vegetal	Muestra	Experto	Sistema	Coincide (Sí/No)
Tomate	T1	Nivel 1	Nivel 1	Sí
Tomate	T2	Nivel 2	Nivel 3	No
Tomate	T3	Nivel 3	Nivel 3	Sí
Tomate	T4	Nivel 4	Nivel 4	Sí
Tomate	T5	Nivel 2	Nivel 1	No
Tomate	T6	Nivel 4	Nivel 4	No
Lechuga	L1	Nivel 1	Nivel 2	No
Lechuga	L2	Nivel 2	Nivel 2	Sí
Lechuga	L3	Nivel 4	Nivel 4	Sí
Lechuga	L4	Nivel 3	Nivel 3	Sí
Lechuga	L5	Nivel 2	Nivel 1	No
Lechuga	L6	Nivel 1	Nivel 1	Sí

Aguacate	A1	Nivel	Nivel 1	Sí
Aguacate	A2	Nivel 2	Nivel 2	Sí
Aguacate	A3	Nivel 4	Nivel 4	Sí
Aguacate	A4	Nivel 1	Nivel 3	No
Aguacate	A5	Nivel 1	Nivel 1	Sí
Aguacate	A6	Nivel 2	Nivel 2	Sí

CAPÍTULO IV.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 RESULTADOS

Con la finalidad de evaluar el comportamiento del sistema propuesto para la clasificación de los niveles de degradación de los vegetales en condiciones de refrigeración, se realizó un análisis de proporciones entre las clasificaciones efectuadas por el observador experto y las generadas por el modelo YOLOv8 para ello, se consideraron 102 observaciones.

4.1.1 Prueba de Hipótesis

Las hipótesis planteadas para el análisis fueron:

Hipótesis nula

H_0 : La clasificación de los niveles de degradación de los vegetales realizada por el sistema es independiente a la clasificación realizada por el observador.

Hipótesis alternativa

H_1 : La clasificación de los niveles de degradación de los vegetales realizada por el sistema es dependiente a la clasificación realizada por el observador.

4.1.2 Análisis de proporciones

En la tabla 7 se muestran los resultados que el observador experto clasificó respecto al sistema plateado de las muestras en el nivel 1 al nivel 4.

Se observa que en ambos métodos existe una similitud en los niveles n1 y n3, la principal diferencia se muestra en los niveles n2 y n3 donde el experto tiene más observaciones en el nivel 2 en comparación con el sistema.

Tabla 7. Distribución de frecuencias y porcentajes según el observador y nivel de degradación identificados por ambos observadores.

Observador	N1	N2	N3	N4	Total
Experto	26.2 %	30.1%	19.4%	24.3%	100%
Sistema	27.18%	20.39%	29.13%	23.30%	100%

4.1.3 Análisis Chi-cuadrado

Para verificar si ambos métodos son significativamente diferentes se aplicó la prueba de Chi-cuadrado de Pearson como se observa en la tabla 8. Dado que se obtiene un nivel de significancia (p-valor =0.266) mayor >0.05, se acepta la hipótesis nula; es decir que no existe

evidencia estadísticamente significativa para afirmar que la clasificación realizada por el sistema y la clasificación realizada por el observador sean dependientes.

Tabla 8. Prueba de Chi-cuadrado de Pearson.

Estadístico	Valor
Chi-cuadrado Pearson	3.962
Grados de libertad	3
Significancia (p)	0.266

Diagrama de barras agrupadas

La figura 31 visualiza gráficamente la distribución de un conjunto de datos en donde se observan las clasificaciones realizadas por el observador experto (1) y el sistema de detección (2) para los cuatro niveles de degradación (n1, n2, n3, n4), este método se empleó con el fin de demostrar gráficamente la diferencia entre ambos métodos al hacer la clasificación de los vegetales en los diferentes niveles de degradación en condiciones de refrigeración.

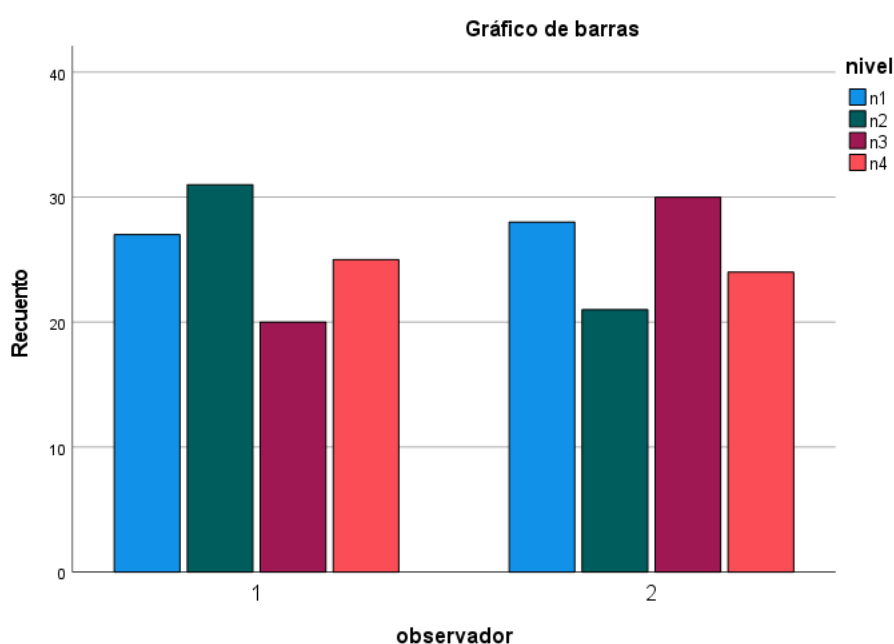


Figura 31. Diagrama de barras

4.2 DISCUSIÓN

A partir de los resultados obtenidos en el análisis estadístico realizado se evidencia que: La implementación del sistema de detección de degradación de los vegetales en condiciones de refrigeración constituye una alternativa eficaz para el monitoreo automatizado, el cual

demostró la capacidad de clasificar los niveles de degradación con una distribución similar realizada por el observador experto. El análisis de proporciones permitió comparar la frecuencia de clasificación de cada nivel de degradación, observándose un parecido entre los niveles n1 y n4 debido a su alta precisión en el nivel óptimo y en descomposición completa, mientras que una gran diferencia se presenta en los niveles intermedios n2 y n3, esto debido a que pueden atribuirse a las características visuales similares como son el color, textura y apariencia entre los estados de deterioro inicial y descomposición avanzada.

Asimismo, el análisis de proporciones y la prueba de Chi-cuadrado de Pearson permitió verificar la similitud entre ambos métodos de clasificación. Los resultados mostraron un nivel de significancia ($p\text{-valor} = 0.266$), evidenciando que las clasificaciones realizadas por el sistema mantienen una distribución similar a la obtenida por el observador experto. Esta similitud también puede apreciarse en el diagrama de barras, donde se observa una distribución semejante de las clasificaciones realizadas por ambos métodos.

En consecuencia, se demuestra que el modelo es capaz de reconocer las características visuales asociadas al deterioro de los vegetales en condiciones de refrigeración como son los cambios de color, textura permitiendo una clasificación confiable en los diferentes niveles de degradación.

Finalmente, los resultados obtenidos respaldan la efectividad del sistema y su potencial, demostrando que el sistema implementado constituye una alternativa tecnológica viable para el monitoreo automatizado del estado de conservación para contribuir a la reducción del desperdicio de alimentos y pérdidas económicas.

CAPÍTULO V.

5. CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

- El análisis y evolución de algoritmos de Deep Learning permitió seleccionar el modelo YOLOv8 como alternativa más adecuada para la detección y clasificación de los niveles de deterioro en tomate, lechuga y aguacate. Los resultados obtenidos durante el entrenamiento evidenciaron un desempeño satisfactorio en términos de precisión, sensibilidad y capacidad de reconocimiento de los diferentes estados de degradación definidos para la investigación.
- Los resultados derivados de la implementación de sistema de detección demostraron que no existen diferencias significativamente entre ambos métodos de clasificación, validando la similitud operativa del modelo desarrollado frente a la del observador experto. Esto permite concluir que el sistema puede identificar adecuadamente los niveles de deterioro de los vegetales, contribuyendo a una evaluación más rápida y eficiente de estado de conservación en condiciones de refrigeración.
- La implementación del sistema permitió además realizar procesos de detección en tiempo real utilizando hardware de bajo costo, facilitando su aplicación en entornos comerciales. Esto presenta una ventaja importante para tiendas, supermercados donde el monitoreo continuo de los productos puede contribuir a la reducción de desperdicio de alimentos.

5.2 RECOMENDACIONES

- Incrementar el dataset de entrenamiento mediante la captura de imágenes bajo diversas condiciones de iluminación, posiciones de captura, esto permitirá optimizar la precisión y robustez del modelo YOLOv8 frente a las variaciones del entorno operativo.
- Ampliar el alcance predictivo del sistema incorporando nuevas clases correspondientes a otros productos como hortalizas, frutos y leguminosas perecederos de alta demanda extendiendo así la utilidad práctica del prototipo a un rango más amplio del sector comercial.

- Realizar pruebas en entornos de mayor escala como supermercados centros de distribución o cámaras de refrigeración industrial con el propósito de evaluar el desempeño del sistema bajo diferentes condiciones operativas.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] “Quito busca reducir el desperdicio de alimentos con una ordenanza - El Comercio”. Consultado: el 14 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.elcomercio.com/actualidad/quito/desperdicio-alimentos-ordenanza-concejo-metropolitano.html>
- [2] “Ecuador es el cuarto país que más desperdicia comida en Latinoamérica - Forbes Ecuador”. Consultado: el 14 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.forbes.com.ec/rankings/ecuador-cuarto-pais-mas-desperdicia-comida-latinoamerica-n51147>
- [3] “El desperdicio de alimentos, un problema global - IndustriAmbiente”. Consultado: el 4 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.industriambiente.com/articulos/20200715/desperdicio-alimentos-problema-global>
- [4] “Vista de Redes neuronales convolucionales: un modelo de Deep Learning en imágenes diagnósticas. Revisión de tema”. Consultado: el 4 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://rcr.acronline.org/index.php/rcr/article/view/161/219>
- [5] “El Telégrafo - Quito desperdicia 1,1 millones de raciones de alimentos al día”. Consultado: el 18 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.eltelegrafo.com.ec/noticias/nacionales/44/quito-desperdicia-1-1-millones-de-raciones-de-alimentos-al-dia>
- [6] C. A. Orbe Intriago y V. D. Saavedra Mueses, “Análisis de algoritmos de Deep learning para la detección de degradación de vegetales en refrigeración mediante un prototipo de detección.”, 2024, *Universidad Central del Ecuador*. Consultado: el 18 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/34873>
- [7] “Gráfico: El desperdicio de alimentos: un problema de más de mil millones de toneladas | Statista”. Consultado: el 18 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://es.statista.com/grafico/28364/desperdicio-estimado-de-alimentos-en-todo-el-mundo-por-sector/>
- [8] “Una realidad incómoda: la comida que se desperdicia en los hogares”. Consultado: el 18 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.primicias.ec/noticias/firmas/comida-desperdicio-fao-alimentos/>

- [9] C. C. Manosalvas Ramos, “Implementación de un prototipo para la clasificación automática de tomates riñón basado en la norma INEN 1745, aplicando técnicas de visión artificial”, ene. 2024, Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <http://dspace.unach.edu.ec/handle/51000/12190>
- [10] “Vista de CLASIFICADOR DE RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA IDENTIFICAR ENFERMEDADES DEL FRUTO DE AGUACATE (Persea americana Mill.) A PARTIR DE IMÁGENES DIGITALES”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.agrociencia-colpos.org/index.php/agrociencia/article/view/2662/2105>
- [11] D. Margüelles Ansorena, “Detección en tiempo real de comida: Un enfoque innovador para la clasificación automatizada de alimentos con CNN”, 2023.
- [12] F. Xiao, H. Wang, Y. Xu, y R. Zhang, “Fruit Detection and Recognition Based on Deep Learning for Automatic Harvesting: An Overview and Review”, *Agronomy* 2023, Vol. 13, Page 1625, vol. 13, núm. 6, p. 1625, jun. 2023, doi: 10.3390/AGRONOMY13061625.
- [13] “Pérdida y desperdicio de alimentos - Odepa”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.odepa.gob.cl/sustentabilidad/agricultura-sustentable/perdida-y-desperdicio-de-alimentos>
- [14] S. I. Pirani y H. A. Arafat, “Reduction of food waste generation in the hospitality industry”, *J. Clean. Prod.*, vol. 132, pp. 129–145, sep. 2016, doi: 10.1016/j.jclepro.2015.07.146.
- [15] “¿Cómo aplicar un control de mermas? | Nestlé Professional”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.nestleprofessional.com.mx/articulos/control-mermas-cocina-comercial>
- [16] “Cinco formas creativas de utilizar los restos de comida”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: https://www.alimente.elconfidencial.com/consumo/2022-04-29/cinco-formas-de-utilizar-los-restos-de-comida_3184331/
- [17] “★ ¿Cuáles son los métodos de conservación de alimentos? 🌐”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.ceupe.com/blog/metodos-de-conservacion-de-alimentos.html>
- [18] “Técnicas y principios de la refrigeración de alimentos: conservación, prevención y descongelación”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en:

- <https://www.poscosecha.com/hf-iberian-partners/tecnicas-y-principios-de-la-refrigeracion-de-alimentos-conservacion-prevencion-y-descongelacion>
- [19] “Consejos para la refrigeración de frutas y verduras [Infografía]”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://blog.imberacooling.com/consejos-para-la-refrigeracion-de-frutas-y-verduras>
 - [20] “Supermercado refrigerador para mostrar las frutas y verduras (PBG-25) - China Showcase y heladera precio”. Consultado: el 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: https://es.made-in-china.com/co_nenwell/product_Supermarket-Refrigerator-for-Display-Fruits-and-Vegetables-Used-PBG-25-_rieuhgiog.html
 - [21] “Guía sobre la descomposición de alimentos y cómo evitarlo | Gastronomía Internacional”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://gastronomicainternacional.com/articulos-culinarios/nutricion/descomposicion-de-alimentos/>
 - [22] “¿Por qué se pudren los alimentos?- Fundación Aquae”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.fundacionaquae.org/por-que-se-pudren-los-alimentos/>
 - [23] “Capítulo 3. Almacenamiento”. Consultado: el 21 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.fao.org/4/y4893s/y4893s06.htm>
 - [24] “Verduras Frescas, como diferenciarlas - Tirso de Molina - Los productos más frescos”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://mercadotirsodemolina.es/verduras-frescas/>
 - [25] “Aprende a conservar la lechuga fresca”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.elsiglodedurango.com.mx/noticia/2017/aprende-a-conservar-la-lechuga-fresca.html>
 - [26] “cómo generar electricidad a partir de tomates Tomates con chispa | Noticias de Investigación en Herald.es”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.heraldo.es/noticias/sociedad/2016/04/01/como-generar-electricidad-partir-tomates-839961-310.html>
 - [27] “El Aguacate Fresco Con La Hoja Y Cortar La Mitad Aislados Sobre Fondo Blanco Como Elemento De Diseño De Paquete Fotos, retratos, imágenes y fotografía de archivo libres de derecho. Image 47397558”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: https://es.123rf.com/photo_47397558_el-aguacate-fresco-con-

la-hoja-y-cortar-la-mitad-aislados-sobre-fondo-blanco-como-elemento-de-dise%C3%B1o.html

- [28] “¿Cómo evitar que sus frutas o vegetales cambien de color, sabor o textura? | Baraná”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://baranacr.com/como-evitar-que-sus-frutas-o-vegetales-cambien-de-color-sabor-o-textura/>
- [29] “Lechuga De La Descomposición Foto de archivo - Imagen de ensalada, lechuga: 78570404”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://es.dreamstime.com/foto-de-archivo-lechuga-de-la-descomposici%C3%B3n-image78570404>
- [30] “Antracnosis en el Cultivo de Aguacate | Intagri S.C.” Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.intagri.com/articulos/fitosanidad/antracnosis-en-el-cultivo-de-aguacate>
- [31] “Are these tomatoes ok to eat? They have black spots : r/foodsafety”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: https://www.reddit.com/r/foodsafety/comments/15i05qu/are_these_tomatoes_ok_to_eat_they_have_black_spots/
- [32] “Moho en los alimentos: ¿qué se puede hacer y cómo evitar que salga? | National Geographic”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.nationalgeographic.es/ciencia/2023/11/moho-alimentos-que-hacer-como-evitarlo>
- [33] “Lechuga: los errores que la estropean y la hacen aburrida”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.lavanguardia.com/comer/materia-prima/20181227/4066/lechuga-los-errores-que-la-estropean-y-la-hacen-aburrida.html>
- [34] “Tomate podrido cariado aislado sobre fondo blanco. | Foto Premium”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: https://www.freepik.es/fotos-premium/tomate-podrido-cariado-aislado-sobre-fondo-blanco_43627502.htm
- [35] “Control de la antracnosis en palta Hass: desafíos para llegar a mercados distantes con fruta de calidad - PortalFruticola.com”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.portalfruticola.com/noticias/2017/04/06/control-la-antracnosis-palta-hass-desafios-llegar-mercados-distantes-fruta-calidad/>

- [36] “Las causas por las que los alimentos pierden sus propiedades - Gerogelato”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.gerogelato.com/blog/principales-causas-alimentos-alteran-pierden-propiedades>
- [37] “Aguacate Podrido Sobre Fondo Azul Foto de archivo - Imagen de cierre, verde: 189377582”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://es.dreamstime.com/aguacate-podrido-sobre-fondo-azul-una-fruta-de-podrida-y-estropeada-cortada-la-mitad-rebanada-con-n%C3%BAcleo-dejar-desperdiciar-image189377582>
- [38] “Tomate pourrie Banque d’images détournées - Alamy”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.alamyimages.fr/photos-images/tomate-pourrie.html?cutout=1&sortBy=relevant>
- [39] “Tomate pourrie Banque d’images détournées - Alamy”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.alamyimages.fr/photos-images/tomate-pourrie.html?cutout=1&sortBy=relevant>
- [40] “‘Machine learning’: ¿qué es y cómo funciona el maestro en reconocer patrones?”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.bbva.com/es/innovacion/machine-learning-que-es-y-como-funciona/>
- [41] “¿Qué es el machine learning? - Explicación sobre el machine learning empresarial - AWS”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://aws.amazon.com/es/what-is/machine-learning/>
- [42] “¿Qué es el deep learning? | IBM”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.ibm.com/es-es/think/topics/deep-learning>
- [43] “Ciencia detrás de la magia. Redes neuronales. - Dialnet”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9335599>
- [44] W. A. Castañeda Sánchez, B. R. Polo Escobar, F. Vega Huincho, W. A. Castañeda Sánchez, B. R. Polo Escobar, y F. Vega Huincho, “Redes neuronales artificiales: una medición de aprendizajes de pronósticos como demanda potencial”, *Universidad, Ciencia y Tecnología*, vol. 27, núm. 118, pp. 51–60, feb. 2023, doi: 10.47460/UCT.V27I118.686.

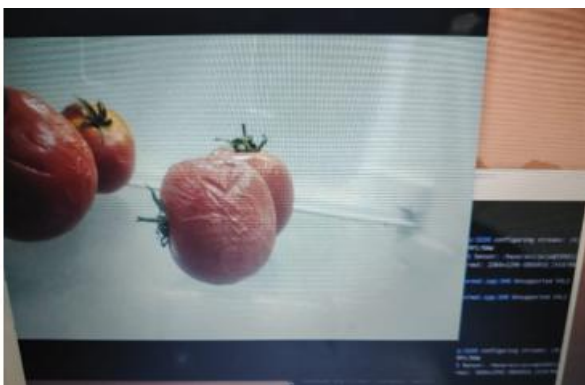
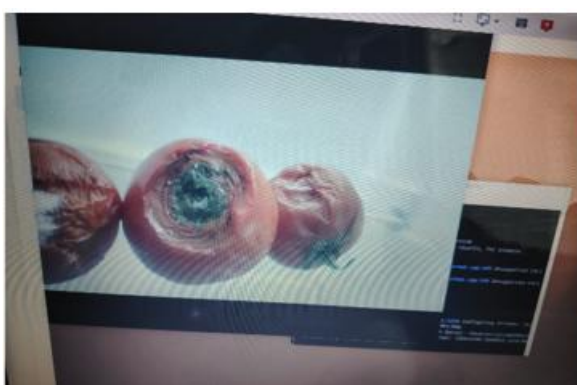
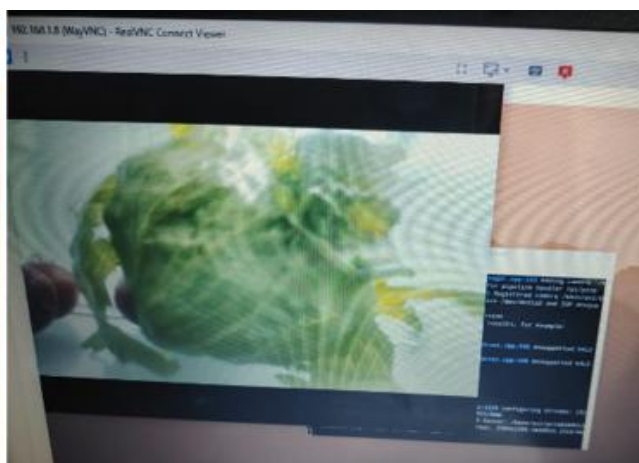
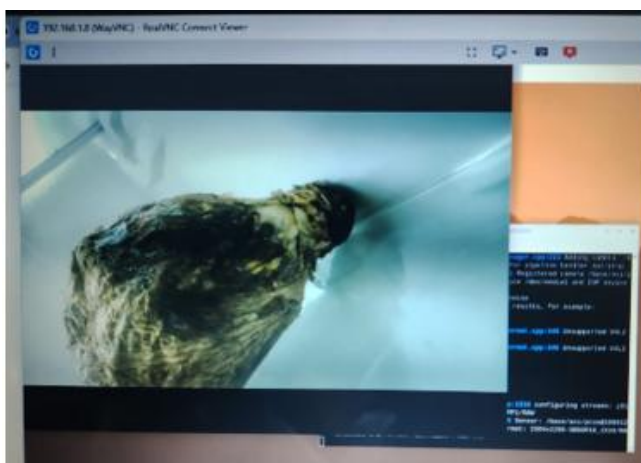
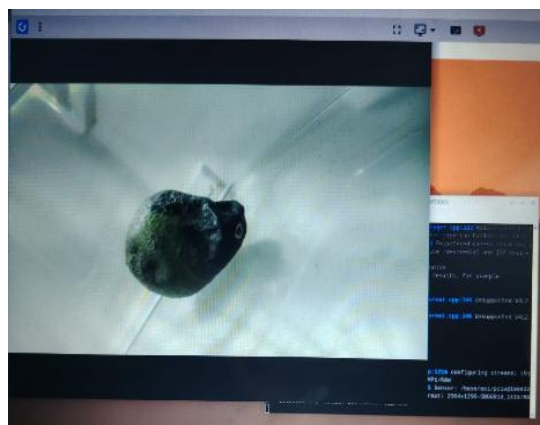
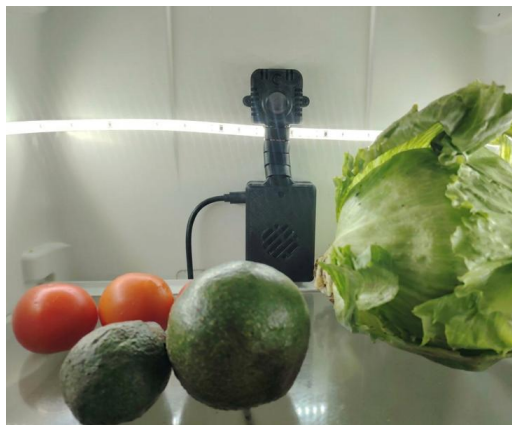
- [45] C. Alberto Ruiz Marta Susana Basualdo Autor y D. Jorge Matich, “Cátedra: Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos-Orientación I Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones”.
- [46] “Redes Neuronales Convolucionales: qué son, tipos y aplicaciones - Telefónica”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.telefonica.com/es/sala-comunicacion/blog/redes-neuronales-convolucionales-que-son-tipos-aplicaciones/>
- [47] F. Lubinus Badillo, C. Andrés, R. Hernández, B. Marconi Narváez, Y. Estefanía, y A. Trillos, “Redes neuronales convolucionales: un modelo de Deep Learning en imágenes diagnósticas. Revisión de tema”, *Revista colombiana de radiología*, vol. 32, núm. 3, pp. 5591–5599, sep. 2021, doi: 10.53903/01212095.161.
- [48] “Comparativa de modelos de detección de objetos y personas en espacios cerrados de acceso público”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S2218-36202023000400661&script=sci_arttext&tlng=pt
- [49] “Revisión de algoritmos de detección y seguimiento de objetos con redes profundas para videovigilancia inteligente”. Consultado: el 27 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S2227-18992020000300165&script=sci_arttext&tlng=en
- [50] S. Song, J. Jing, Y. Huang, y M. Shi, “EfficientDet for fabric defect detection based on edge computing”, *J. Eng. Fiber. Fabr.*, vol. 16, 2021, doi: 10.1177/15589250211008346/FORMAT/EPUB.
- [51] “Explore Ultralytics YOLOv8 | Ultralytics Docs”. Consultado: el 6 de junio de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://docs.ultralytics.com/models/yolov8>
- [52] “Determinación de la mejor Arquitectura de Redes Neuronales Convolucionales: VGG16, ResNet50 ó MobileNet para detección de la Neumonía 2023”. Consultado: el 16 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.unamba.edu.pe/handle/UNAMBA/1396>
- [53] “La textura de los alimentos: Un complemento al sabor”. Consultado: el 21 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://metode.es/revistas-metode/monograficos/la-textura-de-los-alimentos-un-complemento-al-sabor.html>
- [54] “Blog de profesionales del análisis de textura: Medición de la textura y la calidad de los productos vegetales”. Consultado: el 21 de junio de 2025. [En línea]. Disponible

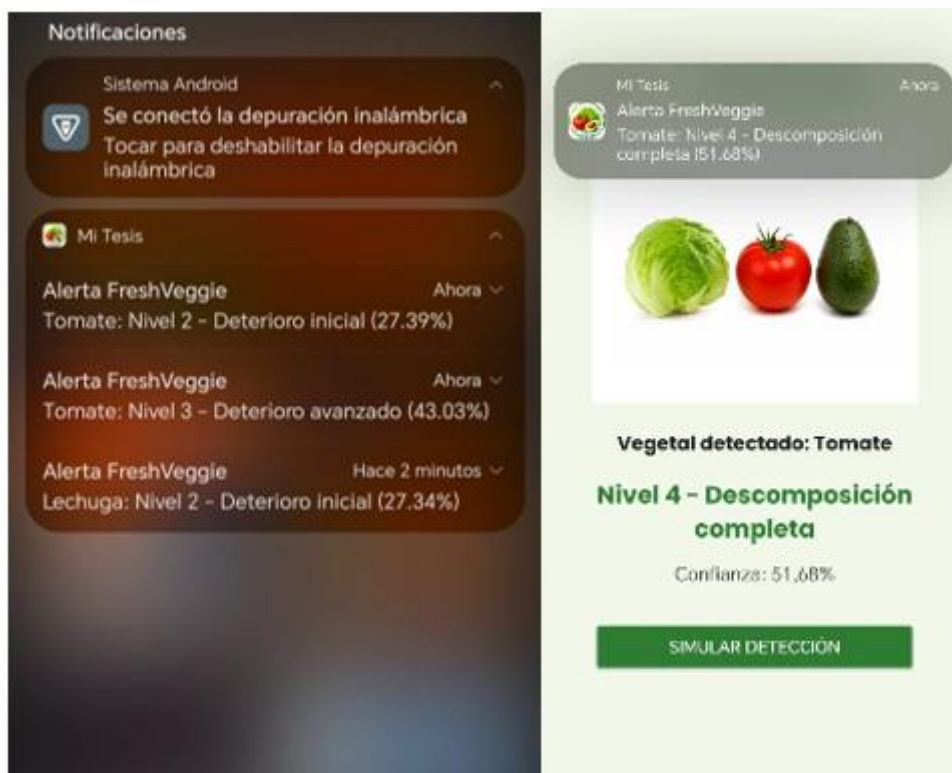
en: <https://textureanalysisprofessionals.blogspot.com/2021/05/measuring-vegetable-texture-and.html>

- [55] “Texturas en Frutas y Verduras | PDF | Fruta | Vegetales”. Consultado: el 21 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://es.scribd.com/document/720715414/texturas-en-frutas-y-verduras>
- [56] “Introducing: Raspberry Pi 5! - Raspberry Pi”. Consultado: el 19 de junio de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.raspberrypi.com/news/introducing-raspberry-pi-5/>
- [57] “Amazon.com: Vilros Raspberry Pi 5 Starter Kit MAX – Placa oficial de RAM Pi 5 de 8 GB, Micro SD precargada de 128 GB, funda, fuente de alimentación y refrigeración – Kit completo Plug-and-Play para principiantes y usuarios avanzados : Electrónica”. Consultado: el 19 de junio de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.amazon.com/-/es/gp/aw/d/B0D232HN74?ref=ppx_pop_mob_b_asin_title&th=1
- [58] “Amazon.com: Arducam para Raspberry Pi Cámara Módulo 3, 12MP IMX708 75 ° (D) Autofocus Pi Cámara V3 con estuche acrílico, cable FFC de 15-22 pines : Electrónica”. Consultado: el 19 de junio de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.amazon.com/-/es/Arducam-Raspberry-Autofocus-estuche-acr%C3%ADlico/dp/B0BX6N6V98?th=1>
- [59] “Firebase: qué es, para qué sirve, funcionalidades y ventajas | Tech Insights | Digital55”. Consultado: el 19 de junio de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://digital55.com/blog/que-es-firebase-funcionalidades-ventajas-conclusiones/>
- [60] “Firebase Push Notifications in Android — Legacy API to HTTP v1 API | by Tosin (Matt) Onikute | ProAndroidDev”. Consultado: el 21 de junio de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://proandroiddev.com/firebase-push-notifications-in-android-legacy-api-to-http-v1-api-cd2f7eb6acb9>

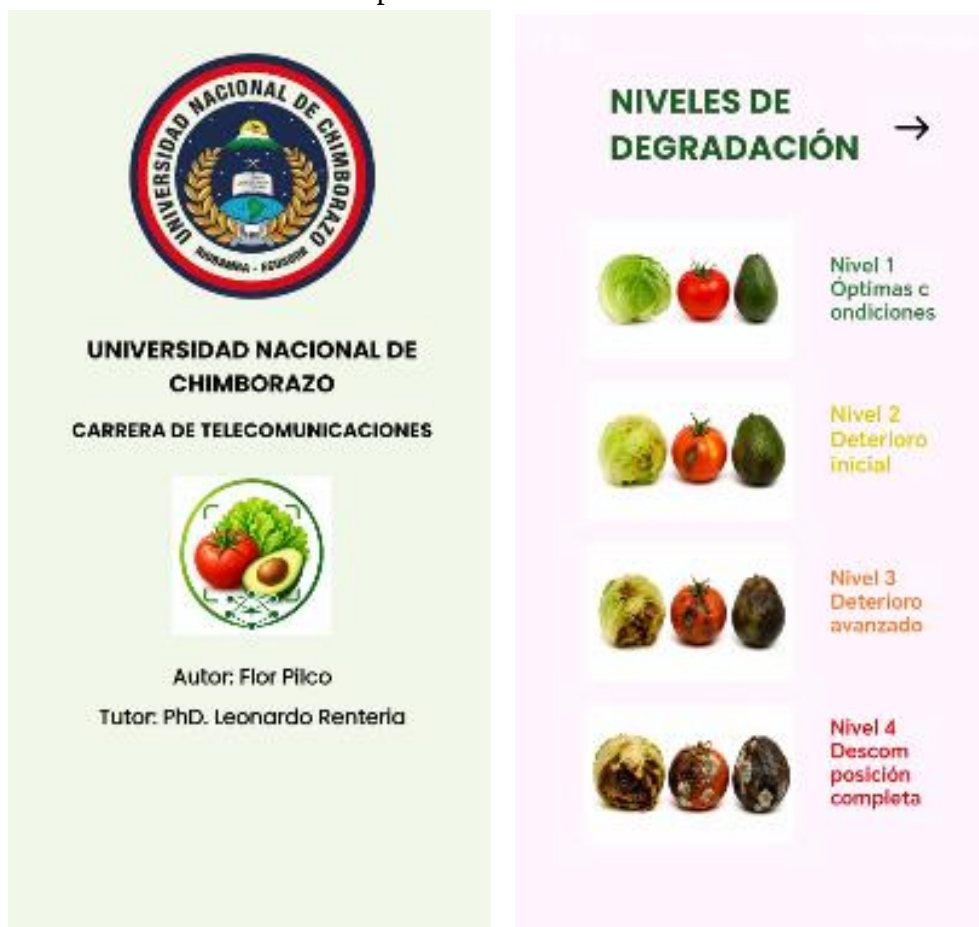
ANEXOS

Anexo A. Fotos de la evidencia del diseño e implementación del sistema de detección.





Anexo B. Desarrollo de la Aplicación móvil.





Anexo C. Evidencia de Evaluación por un experto del estado de los vegetales





Riobamba, 19 de Junio de 2026

Señores

Carrera de Telecomunicaciones

Universidad Nacional de Chimborazo

Presente.-

De mi consideración:

Por medio de la presente, yo, **Deysi Alexandra Chávez Villa**, en calidad de propietario(a) y representante de la tienda "Viveres Deysi", certifico que la Srta. Flor Pilco, estudiante de la carrera de Telecomunicaciones de la Universidad Nacional de Chimborazo, realizó actividades de investigación y levantamiento de información en nuestras instalaciones como parte del desarrollo de su trabajo de titulación denominado:

" Sistema de detección de degradación de vegetales de mayor consumo en condiciones de refrigeración en la tienda "Viveres Deysi" de la ciudad de riobamba a través de algoritmos de deep learning para prevenir el desperdicio de alimentos".

La investigación se llevó a cabo en las áreas de almacenamiento y comercialización de vegetales de nuestro establecimiento, donde se realizaron pruebas, observaciones y recopilación de datos relacionados con el estado de conservación de productos como tomate, lechuga y aguacate en condiciones de refrigeración.

En cuanto puedo decir en honor a la verdad

Atentamente,



Deysi Alexandra Chávez Villa
Propietario(a) de Viveres Deysi
C.I.: 0603780412