

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

Sistema de identificación automática de cajas de mangos usando técnicas de visión
por computadora

TECH-346

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Ingeniero/a en Ciencias de la Computación

Presentado por:

Darinka Milena Townsend Hinostroza

Eddo Alexis Alvarado Rodríguez

Guayaquil - Ecuador

Año: 2023 - 2024

Dedicatoria

Este proyecto se dedica con profundo agradecimiento y cariño, a nuestra familia y parejas, cuyo apoyo incondicional ha sido fundamental durante el desarrollo de nuestros estudios, permitiendo terminar con éxito la carrera. Gracias por ser los pilares que han hecho posible este logro.

Agradecimientos

Mi más sincero agradecimiento a nuestro tutor, el Dr. Daniel Ochoa, cuya constante guía fue esencial para el desarrollo de este trabajo. Además, expresamos nuestra gratitud a la empresa Duraexporta S.A., por abrirnos generosamente las puertas y permitirnos utilizar sus valiosos datos e imágenes en nuestra investigación. Sus contribuciones han sido fundamentales para el éxito de este proyecto.

Declaración Expresa

Nosotros Darinka Townsend y Eddo Alvarado acordamos y reconocemos que:

La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores. La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique a los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 15 de febrero de 2024



Darinka Townsend H.



Eddo Alvarado R.

Evaluadores

Msc. Ronald Criollo B.

Profesor de la materia

Dr. Daniel Ochoa Donoso

Tutor del Proyecto

Resumen

La investigación analiza la necesidad de mejorar la eficiencia y precisión en los procesos de empaquetado y control de inventario de cajas de mango. La industria de mangos enfrenta desafíos en la identificación precisa de cajas debido a la falta de estándares, embalajes variables y problemas en la clasificación manual, que resultan en procesos ineficientes y propensos a errores. El objetivo de esta investigación es diseñar un método automatizado basado en técnicas de visión artificial. En el desarrollo del proyecto, se emplearon materiales, como una cámara estereoscópica, módulo de iluminación, sensores de distancia y computadora con una capacidad de procesamiento avanzadas. Se aplicaron técnicas de visión artificial como, k-means, canny, para la segmentación, y la posición horizontal, el coeficiente de dice para el seguimiento de las imágenes. Los resultados obtenidos fueron de una precisión del 99.48% durante la segmentación y un 94.8% en la precisión del seguimiento de las cajas, se denoto que el uso del coeficiente de dice, no represento una mejora en los resultados. Los resultados validan la viabilidad del sistema, ofreciendo una contribución importante a la eficiencia de la cadena de suministro de mangos.

Palabras Clave: Caja de mangos, Visión artificial, OpenCV, Automatización

Abstract

The research explores the need to enhance efficiency and precision in the packaging and inventory control processes of mango boxes. The mango industry faces challenges in accurate box identification due to the lack of standards, variable packaging, and issues in manual classification, leading to inefficient and error-prone processes. The objective of this research is to design an automated method based on artificial vision techniques. In the project development, materials such as a stereoscopic camera, lighting module, distance sensors, and a computer with advanced processing capabilities were utilized. Artificial vision techniques, including k-means and canny for segmentation, and horizontal position and the dice coefficient for image tracking, were applied. Results showed 99.48% accuracy in segmentation and 94.8% in box tracking precision, with the dice coefficient not yielding improved results. The outcomes validate the system's feasibility, making a significant contribution to mango supply chain efficiency.

Keywords: Mango Box, Artificial Vision, OpenCV, Automation.

Indice

Capítulo 1	3
1.1 Introducción	3
1.2 Descripción del Problema	4
1.3 Justificación del Problema	5
1.4 Objetivos	6
1.4.1 Objetivo general	6
1.4.2 Objetivos específicos	6
1.5 Marco teórico	6
Capítulo 2	10
2.1 Metodología	11
2.1.1 Análisis	11
2.1.1.1 Requerimientos	11
2.1.1.2 Alcance y limitaciones de la solución	20
2.1.1.3 Riesgos y Beneficios de la solución	20
2.1.1.4 Usuarios de la solución	21
2.1.2 Prototipado	14
2.1.2.1 Prototipos realizados	23
2.1.2.2 Matriz de selección de prototipos	26
2.2 Diseño de la solución	18
2.2.1 Diseño seleccionado Hardware	18
2.2.2 Diseño Software	23
Capítulo 3	25
3.1 Etapas de la implementación	26

3.1.1	Análisis de propuesta:	26
3.1.2	Definición y planificación	32
3.1.3	Creación del conjunto de datos:	26
	3.1.3.1 Implementación	33
	3.1.3.2 Pruebas	34
	3.1.3.3 Resultados	35
3.1.4	Modelos de Segmentación para la detección de la caja de mangos	32
	3.1.4.1 Implementación.....	38
	3.1.4.2 Pruebas	42
	3.1.4.3 Reultados.....	42
3.1.5	Modelos de seguimiento de imágenes utilizando técnicas de tracking	40
	3.1.5.1 Implementación.....	46
	3.1.5.2 Pruebas	48
	3.1.5.3 Resultados	48
	3.1.5.4 Mejoras	51
	3.1.5.4.1 Implementación.....	52
	3.1.5.4.2 Resultados	53
3.1.6	Desarrollo de Interfaz	51
3.1.7	Evaluación y pruebas del sistema:	53
3.2	Análisis de Costos	53

Capítulo 4	55
4.1 Conclusiones	56
4.2 Recomendaciones	57
Referencias	59
Apéndices	63

Índice de Figuras

Figura 1 Proceso de estudio	8
Figura 2 Caso de Uso	14
Figura 3 Propuesta de prototipo A.....	15
Figura 4 Prototipo propuesta B.....	15
Figura 5 Prototipo propuesta C	16
Figura 6 Prototipo propuesta D.....	17
Figura 7 Diseño seleccionado.....	19
Figura 8 Ubicación de los componentes	23
Figura 9 Diagrama de Actividades	24
Figura 10 Imagen capturada de Dataset I	29
Figura 11 Imagen capturada de Dataset II	29
Figura 12 Captura de datos Dataset III	30
Figura 13 Secuencia de caja	31
Figura 14 Proceso de creación del DataSet.....	32
Figura 15 Proceso de segmentación	34
Figura 16 Pipeline de algoritmo de segmentación	35
Figura 17 Error en el algoritmo	37
Figura 18 Anomalía Tipo I	37

Figura 19 Anomalía Tipo II	38
Figura 20 Anomalía Tipo III	38
Figura 21 Anomalía tipo IV	39
Figura 22 Anomalías detectadas en el algoritmo	39
Figura 23 Imágenes sin anomalías	40
Figura 24 Representación de posibles escenarios	41
Figura 25 Pipeline de algoritmo de seguimiento de traslación horizontal	41
Figura 26 Falso Positivo - Caja A es la misma que Caja B, el algoritmo reconoce como diferente	43
Figura 27 Falso Positivo – No se delimita ninguna caja	43
Figura 28 El algoritmo no detecta la caja de la izquierda.....	44
Figura 29 Resulta ORB óptimo	47
Figura 30 Pipeline de algoritmo de seguimiento de traslación horizontal con ORB	48
Figura 31 Coeficiente de Sørensen-Dice	49
Figura 32 Intervalos de Matches entre imágenes	50
Figura 33 Misma Caja diferente imagen	50
Figura 34 Inicio de la interfaz	51
Figura 35 Modulo de calibración	52
Figura 36 Modulo de Inicio	52
Figura 37 Modulo Historial de registros	53
Figura 38 Apéndice 1	62

Figura 39 Apéndice 2	62
Figura 40 Apéndice 3	63
Figura 41 Apéndice 4	63

Índice de Tablas

Tabla 1 Matriz de selección de prototipos	18
Tabla 2 Parámetros de configuración del sensor.....	21
Tabla 3 Diagrama de Gantt de la implementación del sistema automático de cajas	26
Tabla 4 Parámetros de los algoritmos de segmentación de cajas	35
Tabla 5 Resultados de algoritmo de seguimiento cajas	42
Tabla 6 Resultados de algoritmo de seguimiento de cajas en las 30 primeras secuencias...	44
Tabla 7 Resultados de coeficientes Sørensen-Dice comparando la misma imagen	45
Tabla 8 Parámetros del algoritmo de seguimiento de cajas utilizando Sørensen-Dice	47
Tabla 9 Resultados de coeficiente de Sørensen-Dice comparando la misma caja	48
Tabla 10 Costos y cantidades de materiales para sistema de captura de cajas.....	58

Capítulo 1

1.1 Introducción

El mango pertenece a uno de los productos estrella de exportación y consumo en el Ecuador el cual se destaca a nivel global debido a su amplia difusión y la valoración de su fruto, que es apreciado tanto en términos comerciales (Human y Rheeder, 2004) como farmacéuticos (Márquez et al., 2010) y por sus beneficios nutricionales (Kessel, 2008). De acuerdo con información proporcionada por Agencia de Regulación y Control Fito y Zoosanitario – AGROCALIDAD en el año 2022 se exportaron 15.342.766 cajas de mango al exterior (Agrocalidad, 2022, enero).

A pesar de la importancia que tiene la industria alimentaria, los procesos de manufactura y empaquetado en el Ecuador no han visto una mejora significativa con el transcurso de los años. Se ha buscado gestionar la producción de productos orgánico en el Ecuador mediante la recolección de datos in situ, análisis de variables relacionadas a sensores y tecnología utilizando la la ciencia de datos (Vite, 2020). Sin embargo, los procesos empaquetado y paletizado aún se realizan de forma manual en varias áreas del mercado agrícola, como el bananero y en el área de mango. (López, s. f.). Conforme lo señala la FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura), en los países en desarrollo, el 40% de las pérdidas y derroche de alimentos ocurren en las etapas posteriores a la cosecha o en la elaboración de los alimentos, mientras que, en naciones más avanzadas, esta cifra se eleva al 40% en la etapa de venta minorista, específicamente en comercios de menor escala. En la industria moderna, la eficiencia y precisión son claves para la rentabilidad se ha impulsado la transformación digital en empresas comerciales, obligándolas a adaptar procesos, mejorar competitividad y desarrollar estrategias de mejora continua (Townsend Valencia, 2022). La automatización de procesos de empaquetado ha demostrado ser una excelente opción para alcanzar estos objetivos. No obstante, la implementación de soluciones automatizadas para

la detección y conteo de cajas representar alto costo de implementación y mantenimiento para empresas, lo que limita su adopción.

Alguno de los factores que pueden afectar en el precio final incluyen:

- **Tecnología:** Los sistemas más avanzados, como los que utilizan cámaras 3D o inteligencia artificial, son más costosos que las soluciones básicas.
- **Complejidad:** El tamaño de la línea de producción, la velocidad necesaria, y las características del sistema impactan directamente en el precio.
- **Integración:** La conexión con otros sistemas de la planta puede requerir hardware y software adicional, aumentando el costo total.

No obstante, existen herramientas disponibles para reducir estos costos sin comprometer de manera significativa la confiabilidad, y esto se ilustra mediante el desarrollo de nuevas tecnologías para el procesamiento de datos, buscando identificar componentes con el objetivo de comprender y mejorar el proceso metodológico para futuros trabajos de investigación (Townsend Valencia, 2021). Además, la implementación de sistemas de visión artificial en combinación con el análisis de la correlación entre los píxeles de una caja y otros objetos, permitiendo detectarlos y contabilizarlos correctamente.

1.2 Descripción del Problema

La industria de distribución de mangos enfrenta desafíos notables en la identificación precisa de cajas que contienen estos frutos. La clasificación y etiquetado manuales actuales presentan problemas debido a la diversidad en la calidad del embalaje, incluyendo posibles deformidades y daños en las etiquetas, lo que compromete la fiabilidad del proceso. Además, el alto volumen de producción, la rotación frecuente de personal y la falta de estándares

uniformes en el etiquetado contribuyen a la ineficiencia y a una mayor propensión a errores al momento del conteo, afectando la calidad y eficacia de la cadena de suministro.

Esta situación se agrava por la creciente demanda de mangos, lo que impone una presión adicional sobre las instalaciones de empaquetado. La falta de un seguimiento de los lotes de mango por parte de los empacadores y los posibles errores al momento de etiquetar durante la clasificación manual pueden generar repercusiones negativas en la cadena de suministro, desde retrasos en la distribución hasta pérdidas de productos. En conjunto, estas complejidades resaltan la necesidad urgente de soluciones automatizadas que no solo agilicen el proceso de identificación, sino que también eviten posibles errores humanos y mejoren la eficiencia general de la cadena de empaquetado y distribución de mangos.

1.3 Justificación del Problema

En la actualidad, la identificación y conteo manual de cajas mangos en una línea de empaquetado, requiere muchas personas, lo que, lo hace propenso a errores, afectando directamente la productividad de cajas procesadas a lo largo del día. La implementación de un sistema automatizado permitirá no solo agilizar estas tareas, sino también minimizar los errores asociados con el conteo manual, proporcionando datos más precisos y en tiempo real.

Además, en la industria agrícola, donde la eficiencia y la optimización de recursos son fundamentales, una solución tecnológica especializada en la automatización emerge como una solución atractiva para la industria, no obstante, los altos costos de implementación y mantenimiento se convierten en una barrera para las empresas ecuatorianas a dar el salto hacia la automatización de sus procesos.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Diseñar un método automatizado para contar cajas de mangos, fundamentado en técnicas de segmentación y seguimiento de objetos para mejorar los procesos de empaquetado de la cadena de suministro del mango, con el objetivo de disminuir el porcentaje de error de conteo de cajas de mangos.

1.4.2 Objetivos específicos

1. Crear e implementar una estructura con cámaras y sensores para la toma de imágenes y creación del Dataset de cajas de mangos.
2. Desarrollar un software que integre un algoritmo de identificación de cajas de mangos únicas para el conteo preciso de cajas.
3. Evaluar los resultados obtenidos utilizando el DataSet creado y el software de detección de cajas de mangos e identificar mejoras a futuro.

1.5 Marco teórico

La Visión por Computadora desempeña un papel crucial en la mejora de la eficiencia y la calidad en la cadena de suministro. La capacidad de reconocer automáticamente características específicas de las frutas como la madurez y la calidad, entre otras, como demuestra el trabajo de Lu et al. (2017), permite una clasificación precisa con el uso de herramientas de visión por computadora, que beneficia tanto a los productores como a los consumidores. Así mismo, la identificación automatizada de cajas que contienen productos agrícolas, como mangos, facilita la logística y la gestión de inventario. La investigación de Wang et al. (2019) destaca que la aplicación de algoritmos de Visión por Computadora como por ejemplo YOLOv3 en la identificación de cajas en entornos de embalaje contribuye a la

reducción de errores y a la mejora de la trazabilidad en la cadena de suministro, asegurando la integridad de los productos desde la cosecha hasta la distribución.

La segmentación de imágenes es una herramienta clave de la Visión por computadora. Permite dividir una imagen en partes más pequeñas y fáciles de analizar. En la práctica podemos encontrar dos técnicas clásicas de segmentación:

- El operador Canny (Canny, 1986) detecta bordes en las imágenes, lo que es útil para separar objetos.
- El algoritmo k-means (Lloyd, 1957) agrupa los colores de la imagen en función de su color y textura.

Estos métodos a pesar de ser antiguos, aun en la actualidad son muy útiles en muchas aplicaciones. Son relativamente simples y eficientes, lo que las hace ideales para ciertos escenarios.

La identificación de cajas de mangos requiere enfoques específicos para abordar las características físicas únicas de los tipos de caja. El preprocesamiento de imágenes juega un papel crucial para mejorar la calidad de las imágenes de cajas de mangos. Métodos como la corrección de color y el ajuste de contraste son esenciales para garantizar una representación fiel de las cajas en las imágenes. Además, la segmentación adaptada a las características particulares de las cajas, como su forma y tamaño, se convierte en un aspecto clave para el uso de algoritmos de segmentación que permita diferenciar entre una caja y su entorno, como lo propuesto por Long et al. (2015).

El etiquetado automático de cajas de fruta mediante técnicas de Visión por Computadora (VC) es un proceso complejo que requiere un análisis meticuloso de las imágenes capturadas. Para abordar este desafío, este puede ser dividido en tres etapas:

En la siguiente Figura 1 se puede observar cómo se divide el proceso de estudio de etiquetado automático de cajas de frutas.

Figura 1

Proceso de estudio



En la primera etapa, se deben capturar las imágenes utilizando una cámara o un escáner, y las características que debe cumplir debe ser las siguientes (Jannati et al.,2019):

- Cámaras: Se pueden usar cámaras fijas o móviles para la captura de imágenes. La cámara por elegir dependerá de los factores de aplicación, si hay que dar seguimiento constante a algún objeto, o de ver objetos desde diferentes ángulos sin moverlo, puede requerirse una cámara móvil. Pero en caso de necesitar algo con mejor calidad de imagen, velocidad de captura o un ángulo en especial, la opción más recomendada es una cámara fija.
- Iluminación: La iluminación debe ser adecuada, ya que de esta depende la visibilidad del objeto observado. Se puede usar diferentes tipos de iluminación y colores dependiendo de los objetos que se capturarán. La idea de asegurar una iluminación uniforme y sin sombras.
- Calibración: Es importante calibrar la cámara para obtener medidas precisas de las cajas. La calibración se puede realizar utilizando un objeto de referencia con dimensiones conocidas o puntos claves ubicados en una imagen previa a la captura de datos.

En la segunda etapa, el objetivo es separar la caja de frutas del fondo y de otros objetos presentes en la imagen. Existen diversas técnicas de Visión por Computadora, pueden ser utilizadas para este fin, como, por ejemplo, la umbralización es una técnica simple, que separa los píxeles de la imagen en dos clases (fondo y objeto) utilizando un umbral de intensidad. Otra técnica que se puede usar es el filtrado, donde se usan diferentes tipos de filtros para eliminar el ruido y resaltar las características de las imágenes. Esta técnica puede mejorar la precisión de la segmentación, pero depende de la selección de los parámetros del filtro.

En la tercera etapa, se identifican técnicas de detección por características y con el objetivo de saber si una imagen se ha observado antes. Métodos que analizan puntos característicos distintivos en una imagen, podemos encontrar algoritmos como SIFT, SURF y ORB. SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) demostró su capacidad para extraer puntos clave invariantes a escala y rotación, proporcionando una base sólida para la identificación de características distintivas. Por su parte, SURF (Speeded-Up Robust Features) mostró eficiencia al mantener la robustez de SIFT mientras mejoraba significativamente la velocidad computacional. ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) resaltó por su eficacia en la detección de puntos clave, especialmente en aplicaciones de tiempo real, gracias a su combinación única de descriptores rápidos y detección de características orientadas. Estos algoritmos, ofrecen herramientas poderosas para la extracción de características precisas, contribuyendo de manera significativa a la efectividad de las técnicas de tracking en entornos visuales complejos (Santos et al., 2020).

Capítulo 2

2.1 Metodología

Se trata de un prototipo experimental con un enfoque cuantitativo para medir con precisión la cantidad de cajas de mangos en un lote de empaquetado, además de analizar, evaluar y recopilar los datos para la ejecución de los algoritmos de segmentación y conteo. La pregunta de investigación que queremos resolver es: *¿El método automatizado basado en técnicas de segmentación y seguimiento de traslación horizontal de imágenes logra una precisión de conteo de más del 95% de precisión para reemplazar los métodos manuales tradicionales en la manipulación de cajas de mangos en la cadena de suministro?*

2.1.1 Análisis

2.1.1.1 Requerimientos

En los requerimientos funcionales podemos encontrar elementos como:

- **Captura de imágenes:** Crear un sistema de captura capaz de tomar fotos de forma automática, determinando el momento de la captura de imagen más adecuado para el algoritmo, en donde se debe tener en cuenta los ángulos de la cámara, de la caja de mangos y de la iluminación.
- **Procesamiento de imágenes:** Implementar un algoritmo capaz de segmentar imágenes y rectificarlas de manera automática en base a las imágenes capturadas.
- **Algoritmo de conteo de caja de mangos:** Implementar un algoritmo seguimiento de traslación horizontal, para identificar cajas únicas.

En los requerimientos no funcionales podemos encontrar los siguientes:

- **Eficiencia en el tiempo de procesamiento:** Minimizar el tiempo de análisis de las imágenes a un tiempo menor de 50 segundos por cada imagen procesada, debido a que no debe entorpecer la gestión de las empacadoras.
- **Precisión de Conteo:** se busca ser precisos con el resultado obtenido por el algoritmo, pues se lleva un registro de la cantidad de cajas, tiempo y fecha del proceso.
- **Línea de empaçado:** El sistema de captura debe ubicarse en la línea de empaque sin entorpecer a los operadores que se encargan de etiquetar cada uno de los mangos
- **Escalabilidad:** La arquitectura de la solución deberá ser escalable, lo que permite la adaptación a diferentes volúmenes de imágenes y condiciones de trabajo.

2.1.1.2 Alcance y limitaciones de la solución

El alcance del proyecto de sistema de identificación y conteo automático de cajas de mangos implica la recopilación de atributos relevantes sobre imágenes de mangos para el desarrollo de los algoritmos. Además, la creación y evaluación de algoritmos de segmentación y la implementación de interfaces de usuario. Sin embargo, las limitaciones pueden surgir de la cantidad de obstrucciones de objetos no necesarios para la identificación cajas únicas de mangos que existen durante la toma de datos, los desafíos en la calibración del sensor de captura, los costos asociados con el hardware y la infraestructura necesaria.

El proyecto se centrará en la construcción de un prototipo experimental y evaluación de modelos de segmentación de imágenes utilizando visión por

computadora para estimar la cantidad de cajas en un proceso, junto con la implementación de una interfaz.

2.1.1.3 Riesgos y beneficios de la solución

Riesgo:

Los riesgos encontrados al momento de plantear la solución son los siguientes:

- Reducir el espacio ocupado por el sistema de captura para no entorpecer a los trabajadores del área de empaque.

Beneficio:

Los beneficios potenciales que otorga la solución son los siguientes:

- Para la empresa ahorraría el costo de implementación de soluciones más costosas o de mano de obra para realizar el conteo de cajas de mangos.
- Disminuye la posibilidad de error humano al momento de marcar la cantidad de cajas de mangos identificadas en cada lote de distribución.

2.1.1.4 Usuarios de la solución

Los usuarios finales serán los operadores de mantenimiento empaquetadoras, que controlarán la configuración del sistema.

Las funciones con las que contará el operador son las siguientes:

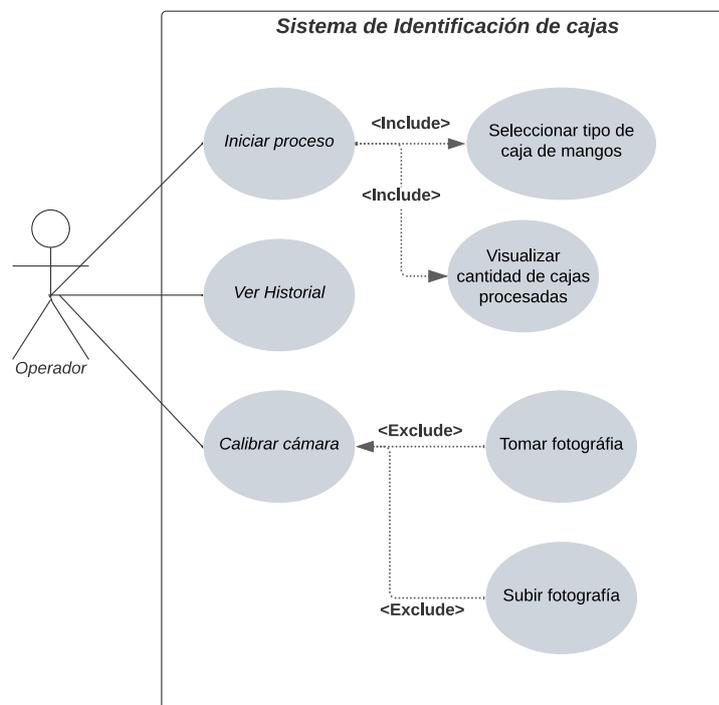
- Iniciar Procesos: En esta función se debe seleccionar el tipo de caja con la que se trabajará, después se visualizará la cantidad de cajas procesadas durante la sesión.
- Ver Historial: Se visualizará las sesiones de captura de datos de la pantalla anterior. Aquí se deben visualizar el tipo de cajas, la cantidad y la fecha de captura de datos.

- Calibrar Cámara: Se subirá una fotografía para calibrar el área de captura de datos y configuramos la cámara.

En la siguiente Figura 2 se puede observar los diferentes casos de uso del sistema de identificación de cajas de frutas.

Figura 2

Caso de Uso



2.1.2 Prototipado

2.1.2.1 Prototipos realizados

Prototipo A:

El primer prototipo fue diseñado cumpliendo las funcionalidades bases establecidas durante la visita a la empresa. No obstante, al momento de realizar las pruebas se evidencio problemas en su ejecución; debido al bajo tiempo de exposición

de la cámara las imágenes se veían muy oscuras, además que la cámara se encontraba muy cerca de la banda, lo que no permitía una visualización de las cajas por completo.

En la siguiente Figura 3 se puede observar la propuesta de prototipo A del sistema de captura de imágenes.

Figura 3

Propuesta de prototipo A



Prototipo B:

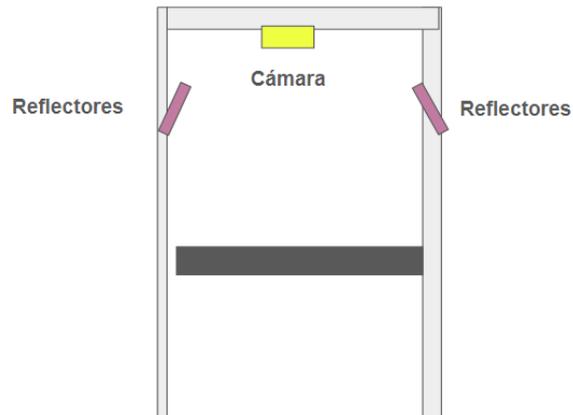
El segundo prototipo se enfocó en la mejora de la iluminación de las cajas de mango, aumentando la cantidad de luces a cuatro, e impidiendo el ingreso de sombras por la parte superior de la estructura. Sin embargo, este prototipo nos impedía manipular la posición y el ángulo de la cámara, y continuaba con el problema de proximidad.

En la siguiente Figura 4 se puede observar la propuesta de prototipo B del sistema de captura de imágenes.

Figura 4*Prototipo propuesta B*Prototipo C:

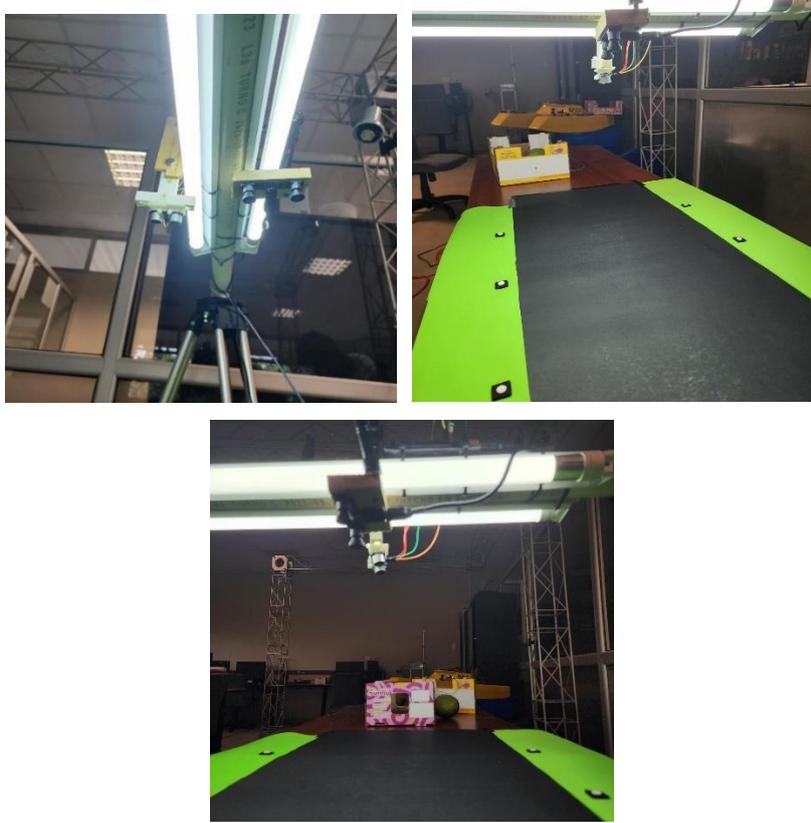
El tercer prototipo se enfocó en la eliminación de la tabla colocada en la parte superior para recuperar la movilidad de la cámara, sin la necesidad de perder la iluminación agregada. Se reemplazó la luz led por luz con reflectores para no perder la iluminación, no obstante, al usarlos las imágenes resultantes se observaba un fenómeno llamado “light banding”, esto ocurría por el reflejo de la luz a la cámara generando ruido en las imágenes. Por otro lado, se nos presentó un nuevo problema, se observó que el sistema de captura tomaba fotos a pesar de que no existía una caja, por lo tanto, generaban imágenes que no aportaban información, es por esa razón que la estructura debía ser capaz de identificar cuando hay una caja de mango y capturarla.

En la siguiente Figura 5 se puede observar la propuesta de prototipo C del sistema de captura de imágenes.

Figura 5*Prototipo propuesta C*Prototipo D:

El cuarto prototipo se regresó a la iluminación inicial de dos luces led, pero en una posición paralela a la cámara para iluminar directamente a la banda transportadora. Se creó una nueva estructura más maniobrable para la cámara, que permitía mover su angulación y posición. Cabe mencionar que se también se hizo un cambio de cámara, por una con mayor rango de visión para evitar la pérdida de información por la parte superior e inferior de la banda, No obstante, esto capturaba los costados laterales donde existían objetos no deseados, como pies, manos, entre otros, por ese motivo, se agregó marcadores a los laterales de banda transportadora para una vez se procese las imágenes se logre limitar la vista, a solo el área generada por ellos. Se implementó un sensor de ultrasonido que permitía identificar cuando una caja de mangos pasaba por el sistema de captura, evitando la toma de fotos vacías.

En la siguiente Figura 6 se puede observar la propuesta de prototipo D del sistema de captura de imágenes.

Figura 6*Prototipo propuesta D*

2.1.2.2 Matriz de selección de prototipos

Criterios para evaluar el prototipo físico

Iluminación Adecuada: Verificar que la iluminación proporcionada por los focos sea suficiente y uniforme para evitar sombras o áreas oscuras que puedan afectar la precisión de la detección.

Adaptabilidad a Condiciones Variables: Evaluar cómo el sistema responde a cambios en las condiciones de iluminación, velocidad de la banda transportadora, y variaciones en la posición u orientación de los mangos.

Robustez Mecánica: Evaluar la resistencia y estabilidad de la estructura en sí, asegurando que pueda soportar vibraciones o movimientos involuntarios.

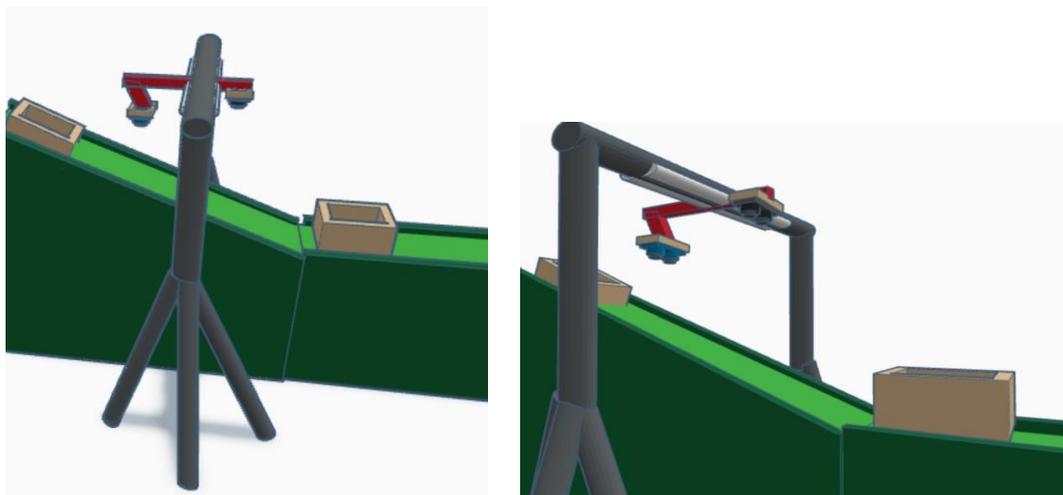
Tabla 1*Matriz de selección de prototipos*

Matriz de selección				
Criterios	Alternativas			
	Propuesta A	Propuesta B	Propuesta C	Propuesta D
Iluminación Adecuada	NO	SI	NO	SI
Precisión en la Detección	NO	SI	NO	SI
Adaptabilidad a Condiciones Variables	NO	NO	SI	SI
Robustez Mecánica	SI	SI	NO	SI

2.2 Diseño de la solución

2.2.1 Diseño seleccionado Hardware

El diseño seleccionado es el prototipo de la propuesta “D” el cual cuenta con iluminación, detector de objetos que pasan por la banda transportadora, módulo de cámara bifocal y el sistema de captura. En la siguiente Figura 7 se puede observar el diseño seleccionado para el sistema de captura de imágenes.

Figura 7*Diseño seleccionado*

A continuación, se detallan cada uno de los componentes del diseño seleccionado:

Iluminación

- **Tipo de iluminación:** Se utilizó un tubo LED T8 con cubierta de vidrio opal. Este tipo de tubo LED proporciona una iluminación suave y difusa gracias a la cubierta de vidrio opal, que ayuda a dispersar la luz de manera uniforme.
- **Características del Tubo LED:**
 - Potencia: El tubo tiene una potencia de 18 Watts.
 - Lúmenes (lm): Genera un flujo luminoso de 2400 lúmenes.
 - Temperatura de color: Con una temperatura de color de 6500 Kelvin, la iluminación tiende hacia el blanco frío, proporcionando una luz más clara y nítida.
- **Distribución de la Iluminación:**
 - Angulación/Dirección: La angulación o direccionamiento del tubo LED es fija a la base
 - Posicionamiento de los focos: Dos focos separados por 6 centímetros entre sí están estratégicamente ubicados a los costados del tubo principal. Esta disposición tiene como objetivo abarcar la mayor cantidad de luz posible y apuntarla hacia la banda transportadora, asegurando una iluminación uniforme en toda la superficie.
 - Dimensiones: 1212 x 28 mm

Detector de objetos en la banda transportadora

La fase de detección de objetos se lleva a cabo mediante el uso del sensor HC-SR04 y se integra con un Arduino Mega 2560 para el procesamiento y la toma de decisiones.

- **Sensor HC-SR04:**

El sensor HC – SR04 emite una señal ultrasónica la cual utiliza ondas sonoras de alta frecuencia para medir distancias o detectar la presencia de objetos. Este sensor emite pulsos de ultrasonido y luego mide el tiempo que tarda en regresar el eco generado cuando las ondas son reflejadas por un objeto. Basándose en el tiempo de vuelo de las ondas ultrasónicas, el sensor calcula la distancia entre el sensor y el objeto. Se considera que hay una caja de mangos cuando la distancia calculada es menor a 39 cm, siendo la distancia entre el sensor y la banda transportadora de 41 cm. Cuando cumple con esa condición la cámara toma una fotografía. Se puede observar en la Tabla 2 las características del sensor.

Tabla 2

Parámetros de configuración del sensor

Voltaje de operación:	5 VCC
Precisión	±3mm
Ángulo de apertura:	15°
Frecuencia de Ultrasonido:	40KHz
Duración Mínima del Pulso de Disparo TRIG:	10 µS
Duración del Pulso ECO de Salida:	100-25000 µS
Tiempo Mínimo de Espera entre captura:	20ms

Nota. Datos tomados de Handson Technology.

- **Ubicación del sensor:**
 - Distancia de la banda transportadora: 41cm
 - Distancia a cada lado del tubo principal: 20.50 cm

Módulo de cámara

- **Cámara Estéreo ELP**
 - Resolución: 4MP (3840x1080P) a 60fps.
 - Lente sin distorsión: Montura dual M12 con un ángulo de visión horizontal (HFOV) de 85 grados.
 - Dimensiones: 3.150 x 0.650 pulgadas
- **Ubicación de la Cámara**
 - Altura del Tubo Principal: 41 cm.
 - Ángulo de Inclinación: 20 grados.
 - Distancia al Tubo Principal: 20.50 cm a cada lado.
 - Distancia al Sensor Ultrasónico: 8 cm.

Sistema de captura

- **Tubo PVC:**
 - Material: PVC
 - Altura desde el Suelo: 151 cm
 - Función: Actúa como el componente principal que sostiene y eleva otros elementos del prototipo.
- **Trípodes de Aluminio:**
 - Material: Aluminio
 - Distancia entre trípodes: 41 cm
 - Función: Proporcionan soporte adicional y estabilidad al prototipo. Al estar ubicados a una distancia específica, contribuirá a distribuir uniformemente el peso y brindará mayor resistencia estructural.
- **Ubicación:**

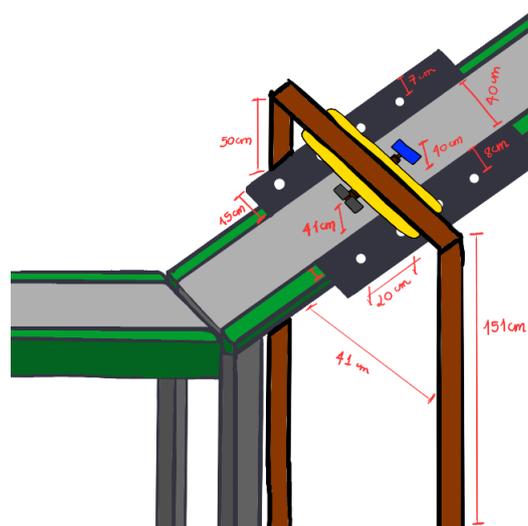
La estructura proporciona una base robusta y elevada para los componentes clave del prototipo, como la cámara bifocal, el sensor ultrasónico y la iluminación LED.

La altura del tubo PVC desde el suelo y la distancia entre los trípodes se han seleccionado con el propósito de optimizar la visibilidad y la cobertura del área de interés, como la banda transportadora la cual tiene un ancho de 40cm.

En la siguiente Figura 8 se puede observar la ubicación de los componentes y su distribución para la instalación.

Figura 8

Ubicación de los componentes



2.2.2 Diseño Software

Las funciones con las que cuenta el sistema son las siguientes:

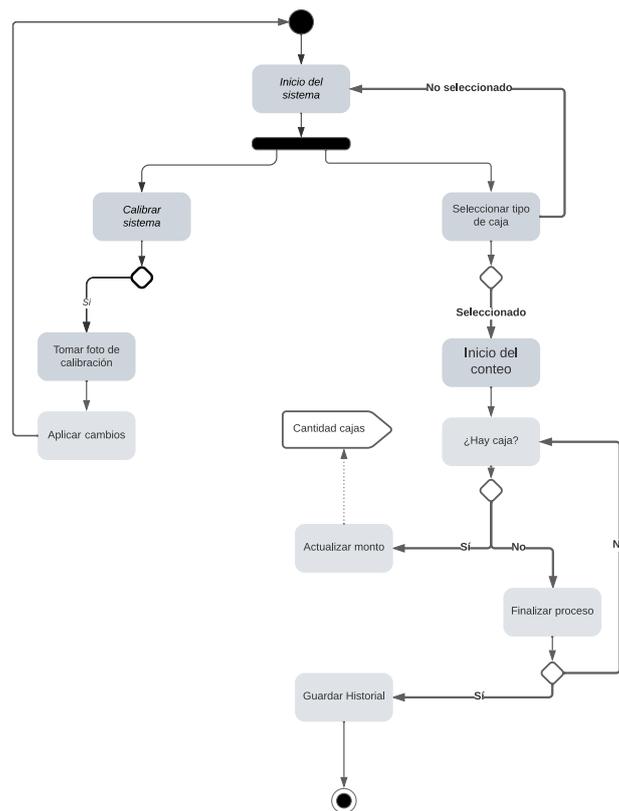
- **Iniciar Proceso:** En esta pantalla podemos seleccionar el tipo de cajas de mangos con las que se trabajará, para mantener un registro más nutrido al momento de almacenar la información. Luego se visualizará, según se procesan las cajas de mango, se contabilizando para culminar el lote de mangos. Se guarde los registros en un archivo CSV.

- Ver Historial: Aquí podemos observar los registros guardados en la pantalla anterior, los datos que podemos encontrar son: el tipo de caja, la cantidad de cajas contadas, la fecha de captura, la duración de la sesión.
- Calibrar Cámara: En esta pantalla se deben subir o tomar una fotografía para calibrar la cámara, el objetivo de la calibración es identificar los marcadores al borde de la banda transportadora, que define el área de trabajo para el algoritmo de detección de cajas de mango.

En la siguiente Figura 9 se puede observar el diagrama de actividades.

Figura 9

Diagrama de Actividades



Capítulo 3

3.1 Etapas de la implementación

El plan de implementación del sistema constó de 7 fases las cuales se encuentra distribuidas en 15 semanas de desarrollo del sistema como se observa en Tabla 3.

Tabla 3

Diagrama de Gantt de la implementación del sistema de identificación automática de cajas

EDT	Tarea	Semanas														
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	Análisis de propuesta	■	■													
2	Definición y planificación			■	■											
3	Creación del Data Set					■	■	■	■							
4	Creación de modelos de Segmentación para la detección de la caja de mangos									■	■	■				
5	Creación de modelos de seguimiento de imágenes utilizando técnicas de tracking											■	■			
6	Desarrollo de Interfaz														■	
7	Evaluación y pruebas del sistema															■

3.1.1 Análisis de propuesta:

Como paso inicial se llevó a cabo un análisis exhaustivo de la propuesta y del problema planteado, este análisis se centró en la ideación tomando en cuenta la viabilidad técnica, y los objetivos del proyecto. Este proceso incluyó la revisión de requisitos y la identificación de posibles desafíos.

3.1.2 Definición y planificación:

En esta fase se definió el alcance, la solución y las características que debe cumplir el diseño de la solución. Una vez establecido el alcance, se delinea los recursos, plazos y responsabilidades. Se realizó la planificación, para la construcción del prototipo y de las fechas tentativas para las visitas a la industria para la captura de los datos.

3.1.3 Creación del conjunto de datos:

3.1.3.1 Implementación

Durante la fase de creación del conjunto de datos, ocurrieron los siguientes puntos:

- Se diseñaron distintos prototipos de estructuras para el dispositivo de captura de datos con el fin de obtener la versión con mejor desempeño. Durante visitas técnicas al lugar donde se llevaría a cabo la captura de datos, se identificó una problemática: la falta de iluminación en las imágenes y la posición de la cámara, puntos cruciales para un funcionamiento adecuado del dispositivo. Estos prototipos buscaban mejorar la intensidad de luz para una captura de imágenes. Finalmente, se llegó al prototipo que cumplía con todos los requisitos establecidos.
- Con el objetivo de una mayor precisión en el momento de captura de imágenes, se incorporó un sensor de proximidad. Se desarrolló un programa en Arduino para configurar el sensor para enviar una señal cuando detecta un objeto a una distancia menor de 39 cm de la banda transbordadora de mangos.
- Se dio prioridad a minimizar los costos y al tiempo de construcción del sistema de captura, dado el limitado tiempo para la captura de imágenes por la temporada de mangos. Los materiales utilizados se describieron en la sección **Diseño de la solución**
- 2.2.1 Diseño seleccionado Hardware. Es importante destacar que, en una implementación a mayor escala, se podría considerar la sustitución de tubos PCB por tubos de acero galvanizado y el empleo de lámparas LED con reflectores para focalizar de manera más efectiva la luz.

- Una herramienta de gran utilidad en la captura de datos fue la delimitación del área de captura. Esto mediante la colocación marcadores a los costados de la banda transportadora.

3.1.3.2 Pruebas

La prueba de captura de datos se llevó a cabo utilizando la estructura señalada en el capítulo 2. Esta prueba se centró en el análisis de las fotografías obtenidas por las cámaras durante la actividad de distribución de mangos en las instalaciones de la empresa. Este proceso de pruebas incluyó la revisión de la calidad de las imágenes dependiente del tiempo de exposición y de la iluminación, la identificación de posibles objetos que provocaban obstrucciones y la verificación de la precisión toma de fotos utilizando distintos tiempos de exposición.

3.1.3.3 Resultados

La sesión de captura de datos duro 6 horas en total, como resultado de esta sesión se tomaron 3700 pares estéreo, cada 2 horas se cambiaba el tiempo de exposición de la cámara y la distribución de los marcadores, con la finalidad de determinar la mejor configuración de la cámara y aumentar la probabilidad de un correcto seguimiento de cajas.

DataSet I: Los marcadores se colocaron una distancia de 15 centímetros de la banda transportadora en un fondo negro para esconder los objetos del suelo como se puede observar en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..** De este tipo se capturaron 1400 pares estéreo. El tiempo de exposición fue de 1/150. Este tipo de captura de datos presenta problemas para visualizar todos los marcadores blancos debido a que en ciertas imágenes estos puntos desaparecen, por lo que este tipo no se lo utilizó.

En la siguiente Figura 33 se puede observar una imagen obtenida del dataset I en la visita a la empresa.

Figura 10

Imagen capturada de Dataset I



DataSet II: Los marcadores se colocan en los bordes de la banda transportadora con fondos cuadrados negros para delimitar la imagen (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**). Se utilizó un tiempo de exposición de 1/200. Se capturaron 1100 imágenes de este tipo. Este tipo de captura se vuelve difícil de procesar debido a que los límites de la imagen son de todos verdes por lo que al momento de segmentar por colores se vuelve complicado diferenciar entre los mangos y el fondo, además los objetos del fondo se pueden visualizar. En la siguiente Figura 11 se puede observar una imagen obtenida del dataset II en la visita a la empresa.

Figura 11

Imagen capturada de Dataset II



DataSet III: Los marcadores se colocaron a 7.5 centímetros de la banda transportadora con fondo negro para ocultar objetos del suelo

Se utilizó un tiempo de exposición de $1/350$ y se capturaron 1200 pares estéreo de este tipo. Este tipo de captura es el ideal puesto que no se visualizan los objetos del fondo, los marcadores se encuentran en el centro de la franja negra y se puede delimitar correctamente.

En la siguiente Figura 12 se puede observar una imagen obtenida del dataset III en la visita a la empresa.

Figura 12

Captura de datos Dataset III



Posterior a la captura, las imágenes fueron entregadas al Centro de transformación Digital para su rectificación. Una vez rectificadas se procedió con la limpieza y selección de imágenes como se ilustra en la *Figura 13*. Se eliminaron imágenes que contenían manos de trabajadores, cabe recalcar que cuando se lleve a producción el sistema de captura tendrá una cubierta para evitar que los trabajadores interfieran en la captura de imágenes garantizando la calidad y consistencia de los datos capturados véase *Apéndice 2*.

Adicional se etiquetaron todas las imágenes siguiendo el siguiente formato:

$$\text{número de imagen} + \text{left} | \text{right} + \text{cantidad de mangos} \quad (3.1)$$

De este grupo de imágenes se seleccionaron para realizar pruebas con el algoritmo de seguimiento de cajas solo las imágenes izquierdas y del dataSet III dando como resultado 1164 imágenes a utilizar.

Además, se lograron identificar otros factores que afectan la utilización del DataSet:

- Información pérdida por proceso de limpieza de imágenes: Debido a que se eliminaron imágenes al momento de realizar la limpieza del Data Set existieron cortes en la sucesión de capturas de las cajas por lo que el algoritmo no logra identificar correctamente la secuencia ya que no existe secuencia en ese grupo de imágenes.
- El sensor ultrasónico no tomó correctamente la secuencia: Debido a la naturaleza de un algoritmo de seguimiento es necesario que como mínimo exista una secuencia de dos fotos por cada caja de mangos. Sin embargo, en ciertas ocasiones el sensor ultrasónico solo tomó una foto por caja.

3.1.4 Modelos de Segmentación para la detección de la caja de mangos

3.1.4.1 Implementación

Este algoritmo de segmentación se basó en un algoritmo realizado previamente por el Centro de Transformación Digital de ESPOL.

Las mejoras del algoritmo incluyen:

- Eliminación de ruido de la imagen segmentada resultante
- Detección de contornos de caja
- Extracción de contornos cerrados
- Identificación de rectángulo únicos en cada imagen

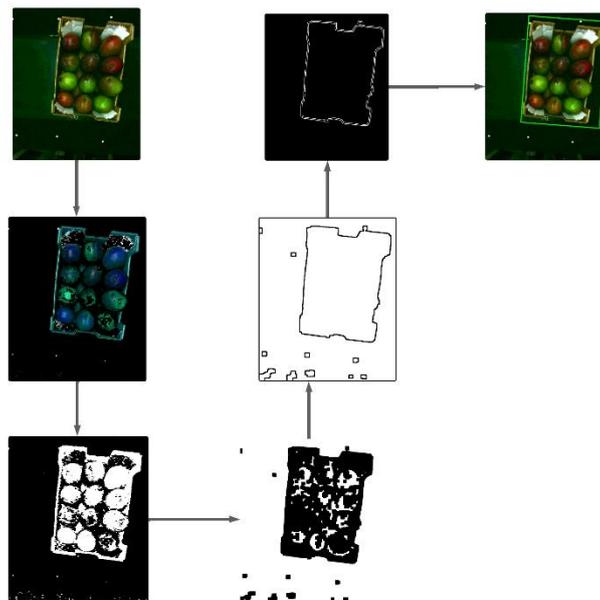
El algoritmo hace uso de la biblioteca OpenCV (Open Source Computer Vision Library) y sus diversas funciones y métodos para el procesamiento de imágenes y visión por computadora. Como se observa en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, el algoritmo comienza obteniendo el centro de la imagen para delimitar la zona de interés a analizar y combinando el mapa de profundidad junto con la imagen para obtener los objetos más grandes. Luego, realiza una conversión de color a HSV en donde se trabajará con el canal V para calcular la matriz Hessiana que permite caracterizar la textura de la imagen en escala de grises. La segmentación se realiza mediante el algoritmo Kmeans que agrupa los píxeles en dos grupos, aquellos que pertenecen al fondo y los que son más coloridos, este último es seleccionado como los píxeles de interés. La máscara resultante se utiliza para eliminar el ruido mediante el detector de bordes Canny y operaciones morfológicas de apertura. Posteriormente, se encuentran los contornos cerrados en la imagen, y se seleccionan aquellos que cumplan los siguientes criterios de aceptación:

- A. Perímetro de borde debe ser menor a la longitud del perímetro de la imagen procesada
- B. Área del objeto debe variar hasta en un 20% mayor y 70% menor del área de una caja de dimensiones reales debido a que existen imágenes donde no aparece la caja completa.

En la siguiente Figura 15 se puede observar el proceso de segmentación de las imágenes.

Figura 15

Proceso de segmentación



Al final se delimitan los puntos del contorno seleccionado con un rectángulo dibujado en la imagen original. En caso de encontrar dos contornos cerrados que cumplan ambos criterios, se selecciona el de mayor área para dibujar siempre un rectángulo a la caja que más espacio ocupa de la imagen. Por otro lado, si no existen contornos que cumplan con los criterios el algoritmo no dibuja ningún rectángulo y da como resultado la imagen original. Al finalizar el procesamiento de la imagen se obtiene

el punto (X, Y) correspondiente al centro del rectángulo dibujado, la altura, ancho y ángulo del mismo rectángulo y un valor booleano que es Falso si no encuentra ningún contorno que cumpla con los criterios mencionados.

En la Figura 16 se puede observar el pipeline del algoritmo de segmentación de imágenes.

Figura 16

Pipeline de algoritmo de segmentación

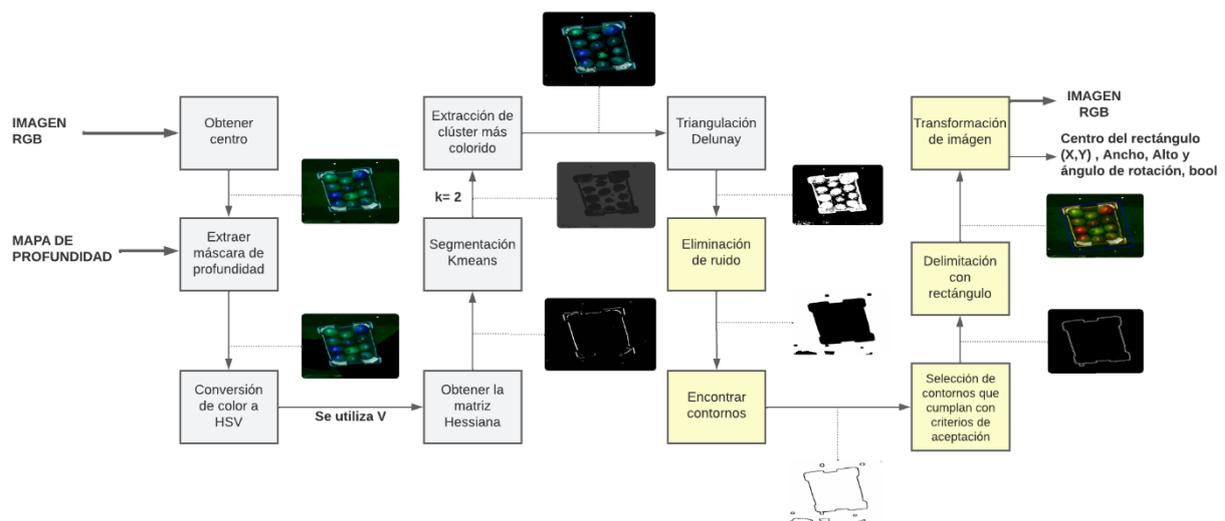


Tabla 4

Parámetros del algoritmo de segmentación de cajas

Paso del proceso	Valores de los parámetros
Obtener centro de la imagen	box_range = 400 + padding (mitad del tamaño de la caja)
Extraer máscara de profundidad	min_depth=320 (distancia más corta de la cámara hacia los mangos) max_depth=440 (distancia más larga de la cámara hacia los mangos) depht_data = archivo de profundidad de tipo csv
Conversión de color a HSV	Input_image = imagen RGB de entrada
Obtener la matriz Hessiana	hessian_matrix(gray, sigma) Gray = Imagen a escala de grises Sigma = 3 (valor predeterminado)
Segmentación Kmeans	Pixel_values = matriz con pixeles de la imagen de interés K = 2 (Caja y Fondo)

	<p>Iniciar_centroides = None (inicialización aleatoria)</p> <p>Criterio_1 = cv2.TERM_CRITERIA_EPS+ cv2.TERM_CRITERIA_MAX_ITER</p> <p>Máximo_iteraciones = 100</p> <p>Precisión = 0.20</p> <p>Intentos = 10</p> <p>Método_inicialización = cv2.KMEANS_RANDOM_CENTERS</p>
Extracción de clúster	cv2.mean() : para obtener el promedio de valores de pixeles de cada clúster
Triangulación de Lunay	<p>mask_mangos = mascara extraída del cluster más colorido</p> <p>conectividad = 4 (pixeles se los consideran vecinos si no están unidos en diagonal)</p> <p>salida= cv2.CV_32S</p>
Eliminación de ruido	<p>edges = cv2.Canny()</p> <p>result_sin_bordes = imagen con la caja extraída</p> <p>umbral_inferior = 155</p> <p>umbral_superior = 160</p> <p>gradiente_L2= True</p> <p>kernel = 2</p> <p>cv2.connectedComponentsWithStats()</p> <p>apertura = imagen morfológicamente alterada</p> <p>connectivity = 8 (pixels que se unen en todas las direcciones)</p> <p>min_size = promedio del área de todos los pixeles encontrados</p>
Encontrar contornos	<p>cv2.findContours()</p> <p>bordes_alrededor = mascara extraída con líneas de los contornos encontrados por Canny</p> <p>recuperación = cv2.RETR_LIST</p> <p>aproximación = cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE</p>
Selección de contornos	<p>Área_máxima = área real de una caja en pixeles + 20%</p> <p>Área_mínima = área real de una caja en pixeles - 70%</p> <p>Contorno_imagen = perímetro de la imagen entrante</p>
Delimitación con rectángulo	<p>Contorno_caja = contorno de un objeto cerrado de la imagen que es el primer elemento de la lista contornos</p> <p>cv2.drawContours()</p> <p>pintar_original = imagen original</p> <p>box = cantidad de puntos de un contorno cerrado</p> <p>índice = 0</p> <p>color_contorno = (0,255,0)</p> <p>grosor = 5</p> <p>tipo_linea = cv2.LINE_AA</p>
Transformación de imagen	Transformación = cv2.COLOR_BGR2RGB

3.1.4.2 Prueba

El análisis del algoritmo de segmentación utilizaba las imágenes obtenidas durante la captura de datos de tipo III. Este paso incluyó la toma de medida del tiempo de ejecución del algoritmo y la revisión de la capacidad del algoritmo para identificar y separar de

manera precisa los distintos elementos presentes en las imágenes, evaluando su eficacia en la delineación de objetos y la delimitación de áreas de interés.

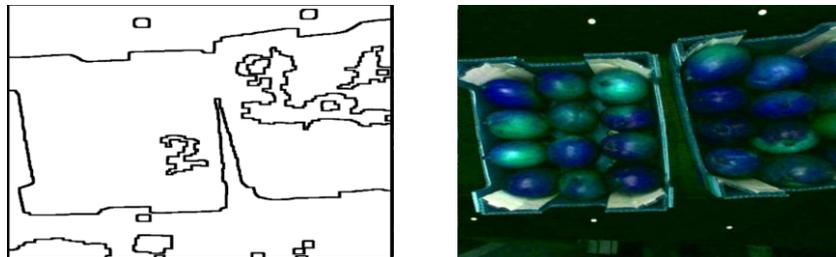
3.1.4.3 Resultados

Se procesaron un total de 1.164 imágenes durante un tiempo de ejecución de 5323.748 segundos. De estas imágenes, se identifican 6 casos (0,52% de error) que presentan problemas de detección en el algoritmo y no logra identificar ningún objeto que cumpla los criterios. Eso demuestra que el algoritmo de segmentación de imágenes tiene una efectividad del 99.48%

En la siguiente Figura 17 se puede observar un error en el algoritmo de segmentación.

Figura 17

Error en el algoritmo



Por otro lado, se analizó la imagen resultante del algoritmo y se identificaron 4 tipos de anomalías que no generan error pero que no delimita correctamente la caja de mangos, estos representan el 8.2% del Data Set es decir 96 imágenes.

Los tipos de anomalías encontradas se los dividió en 4 categorías:

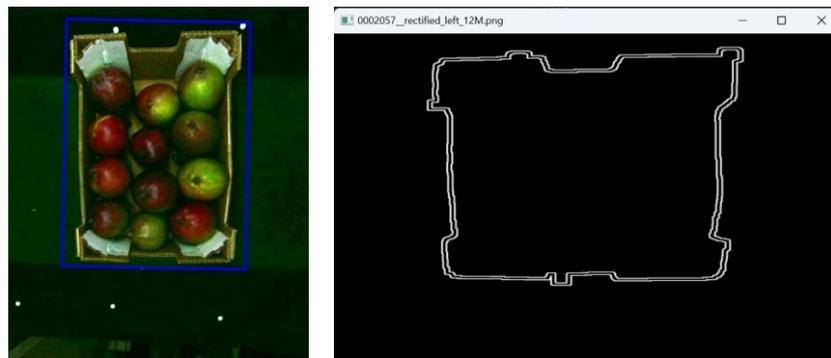
- Anomalía I: Destellos de luz que se evidencian en la imagen producen pixeles extras los cuales provocan que se unan al objeto cerrado identificando erróneamente los límites de la caja

En la siguiente Figura 18 se puede observar una Anomalía tipo I.

Figura 18*Anomalía Tipo I*

- Anomalía II: Los marcadores para la delimitación y recorte de la banda transportadora de la imagen se unen al objeto cerrado sin embargo este error no representa afectación alguna a un futuro conteo y análisis de cada fruta en específico.

En la siguiente Figura 19 se puede observar una Anomalía tipo II.

Figura 19*Anomalía Tipo II*

- Anomalía III: Las grapas que hay en las uniones de la cinta transportadora se unen al objeto cerrado cuando la caja se encuentra encima de esta, esto va a afectar circunstancialmente la detección del límite de la caja.

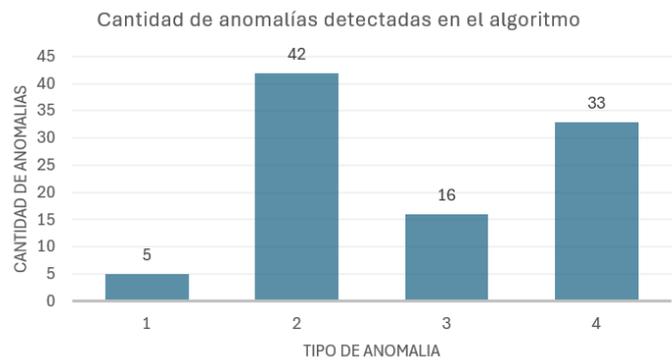
En la siguiente Figura 20 se puede observar una Anomalía tipo III.

Figura 20*Anomalía Tipo III*

- Anomalía IV: Identificación de más de una caja puesto que se encuentran muy unidas y el algoritmo lo toma como un solo objeto por lo tanto al comprobar los dos criterios de aceptación no es aceptado como se observa en la Figura 21.

Figura 21*Anomalía tipo IV*

Entre los principales desafíos encontrados se observan en la Figura 22: 25 casos donde el objeto no es identificado en absoluto, 5 situaciones donde destellos de luz afectan la detección, 42 instancias donde marcadores inciden en la detección, 16 casos donde las grapas de la cinta transportadora afectan la detección, y 33 situaciones de detección de dos cajas.

Figura 22*Anomalías detectadas en el algoritmo*

Como resultado se obtuvieron 1085 rectángulos en imágenes que no presentaban anomalías como se observa en la Figura 23 y el algoritmo logró delimitar correctamente la caja de mangos. De cada una de las imágenes procesadas se obtuvo el punto central (X,Y) , ancho, alto y ángulo de rotación del rectángulo.

Figura 23*Imágenes sin anomalías*

3.1.5 Modelos de seguimiento de imágenes utilizando técnicas de tracking

3.1.5.1 Implementación

Se diseñaron y aplicaron algoritmos especializados para rastrear la posición de las cajas para evitar su recuento en imágenes de la misma caja. El algoritmo de seguimiento de cajas como se ilustra en la **¡Error! No se encuentra el origen de la**

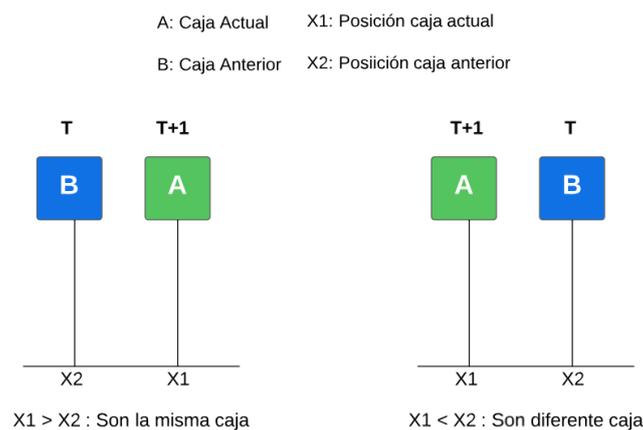
referencia. inicia verificando la posición de la imagen en el conjunto. Si es la primera imagen, el proceso comienza en la posición 1 con el objetivo de tener pares de imágenes para ser analizadas entre sí. En otras palabras, el algoritmo funciona utilizando un par de imágenes sucesivas. Luego, aplica el algoritmo de segmentación descrito en la *Modelos de Segmentación para la detección de la caja de mangos* para definir la zona de interés en cada imagen de la cual solo se considera los canales rojo y verde y se recorta la región de interés de acuerdo con el rectángulo encontrado.

El proceso de seguimiento consiste en analizar la posición del rectángulo en el eje horizontal de la imagen la cual debe estar más a la derecha que la posición del rectángulo de la imagen anterior como se puede observar en la *¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..*

Hipótesis: Cuando $X2 > X1$ representa la misma caja

Figura 24

Representación de posibles escenarios



Por lo tanto, para que una imagen A que contiene una caja sea considerada la misma caja en una Imagen B debe cumplir con el siguiente criterio de aceptación.

Criterio: La posición en X de la imagen actual debe ser mayor a la posición en X de la imagen anterior. Cada vez que salga una caja pegada al límite de la imagen izquierda se cuenta como una caja única.

Finalmente, el algoritmo da como resultado un booleano que representa 1 si es la misma caja y 0 si una caja diferente. Además, devuelve la imagen RGB donde el valor booleano es 0 para obtener solo las imágenes con cajas únicas como se observa en la Figura 25.

Figura 25

Pipeline de algoritmo de seguimiento de traslación horizontal

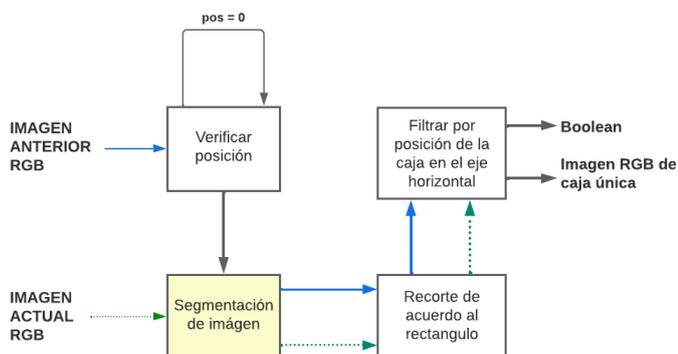


Tabla 5

Parámetros del algoritmo de seguimiento de cajas

Paso del proceso	Valores de los parámetros
Verificar posición	Posición = posición de la imagen, si es la primera imagen no tiene con quien compararse, empieza el algoritmo en la posición 1
Segmentación de imagen	Ruta_imagen1 = url del archivo actual Ruta_imagen2 = url del archivo anterior Profundidad1 = archivo csv actual Profundidad2 = archivo csv anterior
Extracción de canal rojo y verde	cv2.merge() canal_rojo = img[:, :, 2] canal_verde = img[:, :, 1]
Recorte de acuerdo al rectángulo	cv2.boxPoints() = Obtener las coordenadas de los vértices del rectángulo rotado
Filtrar por posición de la caja en el eje horizontal	Xa = posición horizontal en el que se encuentra el rectángulo imagen actual Xb = posición horizontal en el que se encuentra el rectángulo de la imagen anterior Caja = True (Si Xa > Xb)

3.1.5.2 Pruebas

Esta prueba se centró en el análisis del algoritmo de seguimiento, con el objetivo de determinar con precisión la cantidad de cajas de mangos únicas por cada X cantidad de imágenes. Este proceso incluyó la verificación de la capacidad del algoritmo para seguir de manera adecuada el desplazamiento del objeto a lo largo de las imágenes contando la cantidad de cajas de mangos desplazadas por la banda transportadora, asegurando así la correcta identificación de las cajas. Para ello se calculó la precisión y exactitud del algoritmo de seguimiento de traslación utilizando la fórmula:

$$\textit{Precisión} = \frac{\textit{Verdaderos positivos}}{\textit{Verdaderos positivos} + \textit{Falsos positivos}} \quad (3.4)$$

$$\textit{Sensibilidad} = \frac{\textit{Verdaderos positivos} + \textit{Verdaderos negativos}}{\textit{Total de instancias}} \quad (3.5)$$

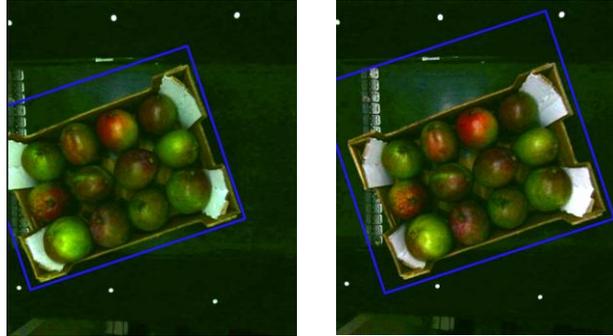
3.1.5.3 Resultados

Los resultados obtenidos de cajas únicas muestran 16 errores:

Falsos Positivos: Es aquella caja que se identificó como una caja nueva pero realmente es la misma caja que la anterior secuencia de imagen (Figura 26) o que el rectángulo encontrado en la imagen no delimita ninguna caja en específico (Figura 27) . De este tipo se encontraron 15 errores.

Figura 26

Falso Positivo - Caja A es la misma que Caja B pero el algoritmo reconoce como diferente

**Figura 27**

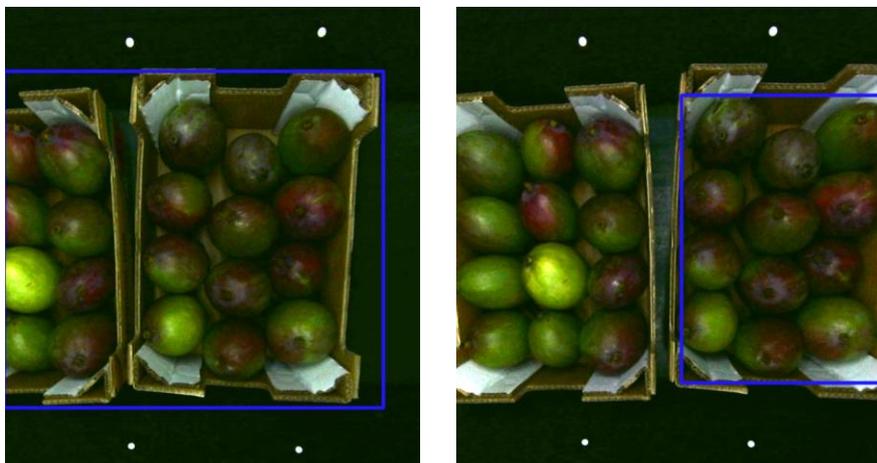
Falso Positivo – No se delimita ninguna caja



Falsos Negativos: Cuando el algoritmo no detecta una caja nueva porque lo confunde con la anterior, es decir da como resultado que es la misma que la anterior (Figura 28). Solo se encontró un error de este tipo en la muestra.

Figura 28

El algoritmo no detecta la caja de la izquierda



Por lo tanto, el algoritmo de seguimiento de una caja logró identificar las cantidades descritas en la Tabla 5 y desglosadas las 30 primeras secuencias en la Tabla 6.

Tabla 6

Resultados del algoritmo de seguimiento de cajas

Cajas únicas totales	234
Cajas únicas verdaderas (Verdadero Positivo)	230
Cajas con error tipo I (Falsos Positivos)	15
Cajas con error tipo II (Falsos Negativos)	1

Obteniendo una precisión de 0.938 y una sensibilidad de 0.995

$$\text{Precisión} = \frac{230}{15+230} = 0.938 = 94\% \quad (3.6)$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{230}{230+1} = 0.995 = 99\% \quad (3.7)$$

Tabla 7

Resultados del algoritmo de seguimiento de cajas en las 30 primeras secuencias

Secuencia	Imágenes	Cajas únicas Reales	Verdaderos Positivos	Falsos Positivos	Falsos Negativos
1	7	1	1	0	0
2	28	7	7	0	0
3	5	1	1	0	0
4	8	2	2	0	0
5	16	3	3	0	0
6	6	1	1	0	0
7	20	4	4	0	0
8	12	2	2	0	0
9	5	1	1	0	0
10	6	1	1	0	0
11	39	7	7	0	0
12	3	1	1	0	0
13	32	6	6	0	0
14	15	3	3	0	0
15	10	2	2	0	0
16	12	2	2	0	0
17	12	3	3	0	0
18	15	3	3	0	0
19	9	2	2	0	0
20	4	1	1	0	0

21	10	2	2	0	0
22	12	3	3	0	0
23	20	5	5	0	0
24	18	4	4	0	0
25	11	4	4	0	0
26	13	3	3	1	0
27	13	3	3	0	0
28	14	4	3	1	0
29	16	4	4	0	0
30	24	5	5	0	0

3.1.5.4 Mejoras

3.1.5.4.1 Implementación:

Para mejorar el algoritmo de seguimiento de imágenes en el eje horizontal se utilizó el detector ORB de la biblioteca Open CV para identificar puntos clave en una imagen, también conocidos como puntos de interés. Estos puntos se eligen porque tienen propiedades distintivas. Además, ORB es capaz de identificar dos objetos que son el mismo a pesar de que hayan sufrido cambios morfológicos como son la rotación, reducción y extensión para ello el detector obtiene los “matches” entre ambas imágenes.

Posteriormente, el algoritmo calcula el coeficiente de Sørensen-Dice, que mide la similitud entre las imágenes basándose en los puntos de interés (Keypoints) y descriptores. La fórmula original del coeficiente de Sørensen-Dice es:

$$Dice = 2 * |A \cap B| / (|A| + |B|) \quad (3.8)$$

Para el algoritmo de seguimiento A es la cantidad de puntos de interés de la imagen actual y B de la imagen anterior. La unión de ambos conjuntos son la cantidad

de Matches que son aquellos puntos de interés que comparten las mismas características distintivas en ambas imágenes, por lo tanto, este coeficiente viene dado por:

$$Dice = 2 * cantidad\ de\ Matches / (KeyPointsB + KeypointsA) \quad (3.9)$$

Para identificar los resultados óptimos que debería tener el algoritmo al momento de comparar dos imágenes como se observa en la Figura 29 que se consideran que son la misma caja se realizó ORB entre la misma Imagen obteniendo los resultados de la Tabla 8.

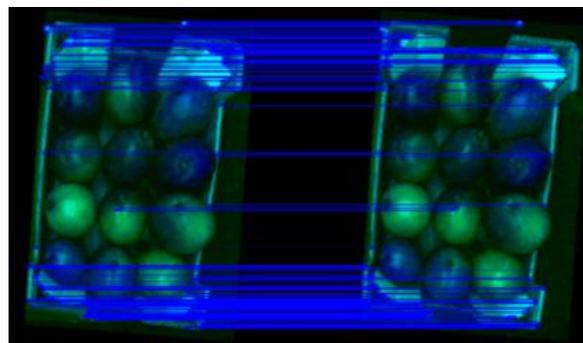
Tabla 8

Resultados de Coeficiente de Sørensen-Dice comparando la misma imagen

Coeficiente de Dice	1.0
Matches	500
Kpoints en Imagen1	500
Kpoints en Imagen 2	500

Figura 29

Resulta ORB óptimo



Lo que permitió definir que para ser considerada la misma caja debe cumplir que al menos el coeficiente de Sørensen-Dice sea mayor a 0.5. Por lo tanto, para que una imagen A que contiene una caja sea considerada la misma caja en una Imagen B debe cumplir con los siguientes criterios de aceptación.

A: El coeficiente de Sørensen-Dice debe ser igual o menor en un 50% al coeficiente de una imagen resultante óptima es decir entre 1 y 0.5.

B: La posición en X de la imagen actual debe ser mayor a la posición en X de la imagen anterior. Cada vez que salga una caja pegada al límite de la imagen izquierda se cuenta como una caja única.

Por lo tanto, el proceso de verificación de una caja aumenta siguiendo los pasos mostrados en la Figura 30.

Figura 30

Pipeline de algoritmo de seguimiento de traslación horizontal con ORB

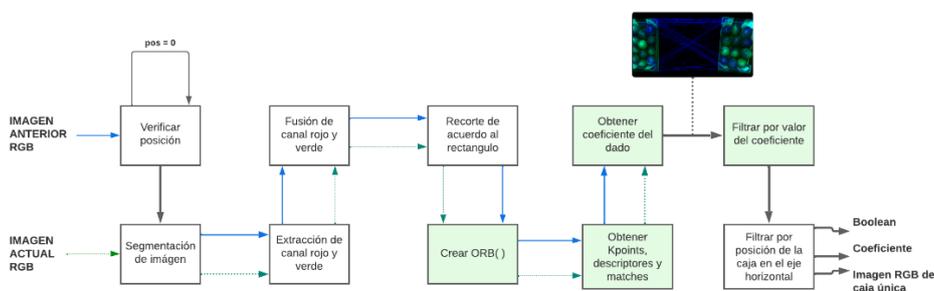


Tabla 9

Parámetros del algoritmo de seguimiento de cajas utilizando Sørensen-Dice

Paso del proceso	Valores de los parámetros
Verificar posición	Posición = posición de la imagen, si es la primera imagen no tiene con quien compararse, empieza el algoritmo en la posición 1
Segmentación de imagen	Ruta_imagen1 = url del archivo actual Ruta_imagen2 = url del archivo anterior Profundidad1 = archivo csv actual Profundidad2 = archivo csv anterior

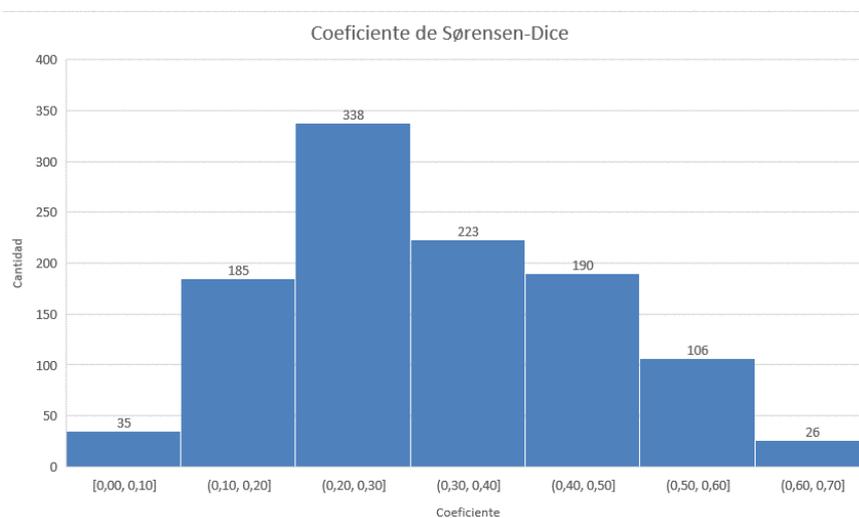
Extracción de canal rojo y verde	<code>cv2.merge()</code> <code>canal_rojo = img[:, :, 2]</code> <code>canal_verde = img[:, :, 1]</code>
Recorte de acuerdo al rectángulo	<code>cv2.boxPoints()</code> = Obtener las coordenadas de los vértices del rectángulo rotado
Obtener Kpoints, descriptores y matches	<code>cv2.ORB_create()</code> <code>scoreType=cv2.ORB_HARRIS_SCORE</code> (utiliza la puntuación Harris) <code>WTA_K=3</code> (representa el número de puntos a considerar) <code>edgeThreshold=50</code> (umbral del borde)
Obtener coeficiente de Sørensen-Dice	$\text{COEFICIENTE DE DICE} = 2 * A \cap B / (A + B)$ <code>coeficiente_dice = 2*len(cantidad_matches)/(kp_anterior+kp_actual)</code>
Filtrar por valor del coeficiente	<code>Caja = True</code> (Si el valor del coeficiente es mayor a 0.5)
Filtrar por posición de la caja en el eje horizontal	<code>Xa</code> = posición horizontal en el que se encuentra el rectángulo imagen actual <code>Xb</code> = posición horizontal en el que se encuentra el rectángulo de la imagen anterior <code>Caja = True</code> (Si <code>Xa > Xb</code>)

3.1.5.4.2 Resultados

La cantidad de cajas reales contabilizadas en la muestra es de 233 sin embargo el algoritmo solo contabilizó 230 cajas únicas correctamente. Luego del análisis de los coeficientes de Sørensen-Dice como se observa en la Figura 33 se puede determinar que no son una medida significativa para identificar cajas únicas en una secuencia puesto que solo se encontraron 132 cajas dentro del rango aceptado correspondiendo a un 43.35% de error como se observa en la Figura 31.

Figura 31

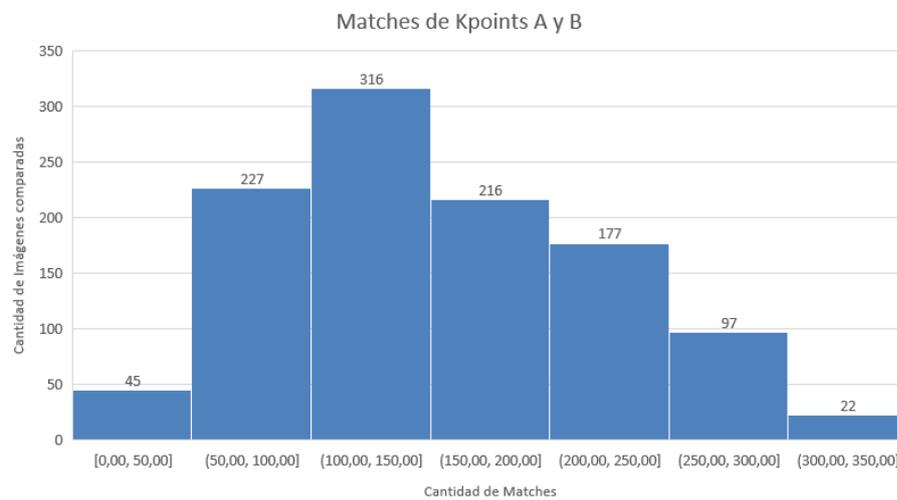
Coficiente de Sørensen-Dice



Adicional se analizaron la cantidad de “Matches” encontrados por cada par de imágenes para identificar una predicción de la cantidad de “Matches” que debe tener una caja con otra para determinar que es la misma. Existe una mayor cantidad de coincidencias cuando el valor está entre 100 y 150 “Matches” sin embargo ese dato no es muy confiable porque es muy variable como se observa en la Figura 32.

Figura 32

Intervalos de Matches entre imágenes



Por lo tanto, se pudo concluir que no hubo mejora utilizando el detector ORB para realizar el seguimiento de cajas de mangos debido a que el rango de aceptación del coeficiente de y la cantidad de matches es muy variable para determinar que es una caja única como se puede observar en la tabla 9.

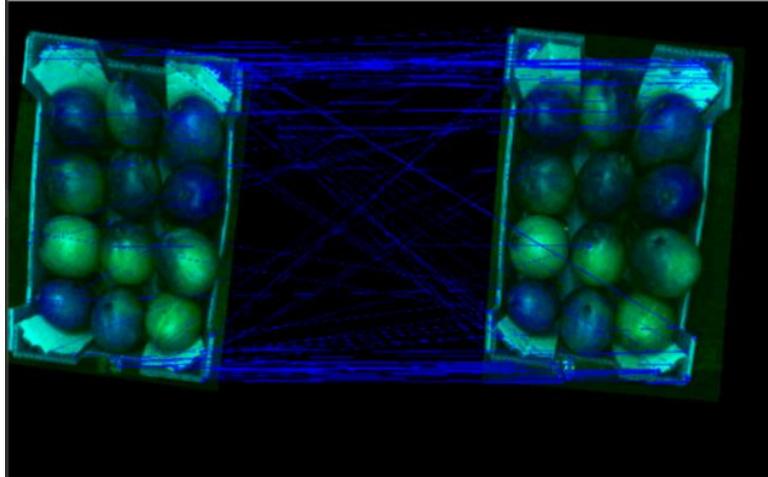
Tabla 9

Resultados de Coeficiente de Sørensen-Dice comparando la misma imagen

Coeficiente de Dice	0.19
Matches	91
Kpoints en Imagen1	474
Kpoints en Imagen 2	500

Figura 33

Misma Caja diferente imagen



3.1.6 Desarrollo de Interfaz

Se diseñó e implementó una interfaz de usuario intuitiva que facilita la interacción con el sistema de captura de datos. Esta interfaz proporciona funcionalidades clave, como la visualización en tiempo real de las imágenes capturadas, la configuración de parámetros y la gestión eficiente de los resultados, optimizando la experiencia del usuario y garantizando una operación fluida del sistema.

- Las tecnologías utilizadas para la interfaz son Python 3.10 con una versión de Tkinter basada en Tcl/Tk 8.6
- Las funcionalidades de la interfaz son:
 - Pantalla principal: Permite la selección del tipo de caja a para comenzar el proceso y las configuraciones generales como se observa en la Figura 34.

Figura 34

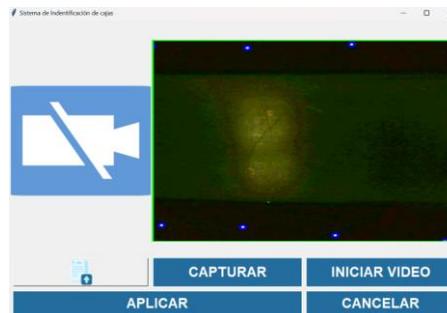
Inicio de la interfaz



Calibración: Permite tomar fotos o subir un archivo para delimitar los bordes del ROI (Región de interés) para aplicar los algoritmos de identificación como se observa en la Figura 35.

Figura 35.

Módulo de calibración



- Módulo de inicio: Aplicación del sistema de identificación de caja, conteo de cajas y tiempo del proceso como se observa en la Figura 35

Módulo de Inicio

Figura 35*Módulo de Inicio*

- Historial de los procesos realizados: Guarda los registros de cada proceso realizado como se observa en la
- Figura 36

Figura 36*Módulo Historial de registros*

ID	FECHA	TIEMPO TRANSCURRIDO	TIPO CAJA	CANTIDAD CAJAS
15	2024-01-05 14:40:38	0:03:33	1	20
16	2024-01-05 14:55:40	0:01:50	1	5
17	2024-01-07 23:33:51	0:00:21	1	1
18	2024-01-08 02:36:23	0:02:41	1	12
19	2024-01-08 02:43:19	0:00:41	1	1
20	2024-01-08 02:46:13	0:00:23	1	1
21	2024-01-08 02:50:33	0:00:35	1	1
22	2024-01-08 02:55:56	0:02:18	1	1
23	2024-01-08 02:57:00	0:00:20	1	1
24	2024-01-08 02:58:02	0:00:14	1	1
25	2024-01-08 03:00:27	0:01:25	1	1
26	2024-01-09 13:30:12	0:00:18	1	1
27	2024-01-09 13:51:51	0:00:11	1	1
28	2024-01-11 00:07:59	0:04:02	1	1
29	2024-01-11 00:26:14	0:01:02	1	1
30	2024-01-11 00:38:41	0:03:30	1	1
31	2024-01-15 01:31:16	0:00:08	1	0
32	2024-01-15 01:33:48	0:01:21	1	12
33	2024-01-15 12:05:43	0:01:39	1	1
34	2024-01-15 12:40:56	0:02:09	1	10
35	2024-01-15 12:44:55	0:01:05	1	3
36	2024-01-15 13:44:58	0:05:01	1	15
37	2024-01-17 21:25:49	0:02:15	1	4
38	2024-01-17 21:45:27	0:15:58	1	21

3.1.7 Evaluación y pruebas del sistema:

Se hicieron diversas pruebas de funcionalidad y rendimiento integral, para determinar los resultados del sistema, una vez integrado todas las funciones indicadas midiendo errores, precisión y exactitud descritos en las secciones 3.1.3.3, 3.1.4.3, 3.1.5.3

3.2 Análisis de Costos

Lista de materiales:

La estructura final debe tener los siguientes materiales para garantizar un funcionamiento ideal como se observa en la Tabla

Tabla 10

Costos y cantidades de materiales para sistema de captura de cajas

Producto	Costo	Unidad	Total
Tubo de Acero galvanizado 2 Metros	\$ 20.00	2	\$ 40.00
Cámara 3D	\$ 140.00	1	\$ 140.00
Lámpara LED con reflexión	\$ 15.00	4	\$ 60.00
Tubo de PVC 80 CM	\$ 3.00	1	\$ 3.00
Arduino Uno	\$ 15.00	1	\$ 15.00
Sensor de Proximidad	\$ 10.00	1	\$ 10.00
Marcadores blancos	\$ 5.00	1	\$ 5.00
Computadora	\$ 270.00	1	\$ 270.00

Los costos totales del proyecto son de \$543.00 dólares de los estados unidos de América, con los que se garantizará una solución que garantiza una correcta captura de datos para su análisis y el conteo de cajas de mango. Cabe mencionar que los materiales como la computadora y las pantallas táctiles ya los tiene la empresa solicitante, lo que reduce el costo del proyecto en gran cantidad.

Otro punto que no se tiene en cuenta es la instalación del dispositivo, estos costos pueden ser variables, debido a que, son dependiente de la cantidad de personas involucradas para la construcción del dispositivo, según un análisis de mercado en promedio se requieren un equipo de 8 personas especializadas para la construcción,

configuración y calibración del dispositivo, esto puede elevar los costos de \$500 a \$600 dólares por persona contratada.

Con esto se espera que se tenga una visión clara de los recursos financieros que se requieren para llevar a cabo este proyecto al nivel de producción. La inversión proyectada refleja nuestro compromiso con la excelencia y la calidad en la ejecución del sistema de identificación y conteo automático de cajas de mangos.

Capítulo 4

4.1 Conclusiones

En este trabajo se diseñó un método automatizado para contar cajas de mangos, fundamentado en técnicas de segmentación y seguimiento de traslación horizontal de imágenes. El método logró contar cajas de mangos con una precisión del 94% y una sensibilidad del 99%, lo que representa un buen desempeño en la tarea asignada al sistema de detección de cajas. El método propuesto es capaz de contar cajas de mangos de diferentes tamaños y formas, lo que lo hace adaptable a diferentes escenarios.

Los resultados obtenidos en este trabajo demuestran el potencial del método automatizado para mejorar los procesos de manipulación de la fruta en la cadena de suministro del mango. El método propuesto podría ser utilizado por empresas de la industria del mango para mejorar la eficiencia y la precisión de sus procesos, lo que podría traducirse en una reducción de costos.

En resumen, este estudio ha concluido en la creación de un Sistema de identificación automática de cajas de mangos usando técnicas de Visión por computadora. Entre los logros claves se encuentran la creación de un dataset exhaustivo y limpio, fundamental para futuros estudios que necesiten de datos de entrenamiento. La implementación de una estructura física optimizada que permite la captura eficiente de imágenes en condiciones específicas. Además, de un programa desarrollado que demuestra la capacidad sólida para identificar y contar con precisión las cajas que atraviesan la banda transbordadora. Estos resultados no solo validan la viabilidad y efectividad del sistema propuesto, sino que también ofrecen una contribución significativa al campo de la visión por computadora aplicada a la industria agrícola. Las perspectivas futuras incluyen la expansión del dataset y la mejora continua del programa para adaptarse a diversas condiciones y escenarios. En última instancia, este trabajo sienta las bases para la automatización eficiente y precisa de la identificación y conteo de cajas de mangos,

generando impactos positivos en la eficiencia y la gestión de la cadena de suministro en el sector.

4.2 Recomendaciones

- Los modelos desarrollados lo largo de esta investigación fueron implementados utilizando el lenguaje de programación Python, reconocido por su rápida implementación y manejo de datos con librerías como numpy, opencv y pandas. Sin embargo, se ha observado que no es la mejor opción para analizar grandes volúmenes de datos en periodos cortos, debido a su alto tiempo de procesamiento. Se recomienda considerar la transición a un lenguaje de programación de nivel medio, como C o C++, que ofrecen tiempos de procesamiento más cortos al interactuar directamente con el sistema operativo, logrando operaciones más eficientes con respecto al tiempo.
- El sistema ha tenido una eficacia general, existen áreas específicas que requieren atención y ajustes para mejorar la precisión y la consistencia en la detección de cajas de mangos. La identificación detallada de estos tipos de errores proporciona una base sólida para la optimización del algoritmo y la implementación de mejoras específicas a futuro. Por lo que se recomienda, hacer un análisis detallado de todo el código de los modelos desarrollados, para determinar si hay opciones de implementación más eficiente y garantizar mejoras específicas en el rendimiento del algoritmo en el futuro.
- Al momento de construir la estructura encargada de la captura de datos, se podría considerar realizar sesiones de captura de datos más extensas. El aumento en la cantidad de datos puede ser beneficioso al entrenar el modelo encargado de la detección de las cajas, contribuyendo así a mejorar su precisión. A través de sesiones más prolongadas,

se logra una representación más completa de las posibles condiciones y variaciones en el entorno de captura. Este enfoque no solo enriquecerá el conjunto de datos, sino que también mitigará la posibilidad de falta de datos y fortalecerá la robustez del modelo ante diversas situaciones en el reconocimiento de las cajas de mangos.

- Los tiempos de procesamiento también pueden mejorar implementando lógica multihilos, indicándole a los hilos que grupo de fotos debe analizar, con la finalidad de aumentar la eficiencia del código y dividir la carga de segmentación y seguimiento de cajas de mango.

Referencias

- Agrocalidad. (2022, enero). *Boletín informativo: Exportaciones de mango ecuatoriano*. Ministerio de Agricultura y Ganadería. <https://www.agrocalidad.gob.ec/wp-content/uploads/2022/01/Boletin-informativo-exportaciones-de-mango-ecuatoriano.pdf>
- Abbott, J. (1999). Quality measurement of fruits and vegetables. *Postharvest Biology and Technology*, 15(3), 207-225. [https://doi.org/10.1016/s0925-5214\(98\)00086-6](https://doi.org/10.1016/s0925-5214(98)00086-6)
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., & Van Gool, L. (2008). Speeded-Up Robust Features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*.
- Davenport, T.L., Gross, K.C., & Dolan, K.D. (2003). Ripening-Associated Changes in Oxygen Concentration, Oxygen Consumption, and Ethylene Production in Tomato Fruit. *Postharvest Biology and Technology*, 27(1), 129-138.
- Davenport, T.L., Gross, K.C., & Dolan, K.D. (2003). Ripening-Associated Changes in Oxygen Concentration, Oxygen Consumption, and Ethylene Production in Tomato Fruit. *Postharvest Biology and Technology*, 27(1), 129-138.
- F. N. Jannati, N. Khuriyati and M. F. Falah, "Designing an Image Capturing Box for Red Chilies (*Capsicum annum* L.) by Using Smartphone Camera," 2019 5th International Conference on Science and Technology (ICST), Yogyakarta, Indonesia, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICST47872.2019.9166243.
- Gómez, L., et al. (2020). IoT-based Monitoring and Control Systems for the Agriculture and Food Chain. *Sensors*, 20(19), 5428.
- Human, CF y Rheeder, S. (septiembre de 2002). Mejoramiento del mango: resultados y éxitos. En *VII Simposio Internacional del Mango 645* (págs. 331-335).
- Kessel, A. (2008). Aplicación de técnicas biotecnológicas en frutales, una vía valiosa para el rescate y la conservación de estas especies. *Cultivos Tropicales*, 29, 27-37. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0258-59362008000300005
- Lu, Y., Chen, S., & Wang, Z. (2017). Maturity and defect detection of apples using computer vision and machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142, 403-410..
- Lloyd, S. (1957). Least Squares Quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*

- Loor Marquínez, E. Y. (2022). Situación actual y perspectivas del cultivo de mango (*Mangifera indica* L.) en el sur de Manabí, Ecuador (Bachelor's thesis, Jipijapa-Unesum).
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2), 91–110.
- Lopez, T. G. D. P. S. S. (s. f.). Análisis de los procesos logísticos y su incidencia en la exportación. <https://www.eumed.net/rev/oel/2018/02/exportacion-banano-ecuador.html>
- Luo, W., et al. (2019). Non-destructive estimation of internal quality in citrus fruits using visible and near-infrared spectroscopy. *Postharvest Biology and Technology*, 157, 110979.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). "Deep learning." *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). "Fully convolutional networks for semantic segmentation." In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*.
- Maja, J. M., Samal, A. K., & Lowe, R. (2014). "Computer vision technology for agricultural robotics in precision farming." *Journal of Computers in Industry*, 65(1), 50-63.
- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). "The ethics of algorithms: Mapping the debate." *Big Data & Society*, 3(2), 2053951716679679.
- Márquez, L., Pérez-Nievas, B. G., Gárate, I., García-Bueno, B., Madrigal, J. L., Menchén, L., ... & Leza, J. C. (2010). Anti-inflammatory effects of *Mangifera indica* L. extract in a model of colitis. *World journal of gastroenterology: WJG*, 16(39), 4922.
- Mercado, A., Córdova, K., & Testa, P. (2007). Tendencias organizativas y tecnológicas de la industria agroalimentaria global y su manifestación en Venezuela. *Agroalimentaria*, 12(24), 85-103.
- Monteiro, J. y Barata, J. (2021). Inteligencia artificial en la cadena de suministro agroalimentaria extendida: una breve reseña basada en análisis bibliométricos. *Procedia Informática*, 192, 3020-3029.
- Padda, M. S., Amarante, C. V. T. D., Garcia, R. M., Slaughter, D. C., & Mitcham, E. (2011). Methods to Analyze physico-chemical changes during mango ripening: A Multivariate approach. *Postharvest Biology and Technology*, 62(3), 267-274. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2011.06.002>

- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection." In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks." In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS).
- Rodríguez, A., et al. (2021). Application of machine learning in the estimation of the ripeness of avocados. *Computers and Electronics in Agriculture*, 187, 106278.
- Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., & Bradski, G. (2011). ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- Sonka, M., Hlavac, V., & Boyle, R. (2013). *Image processing, analysis and machine vision*. Springer.
- Smith, A., et al. (2020). Artificial Intelligence in Agriculture: A Review of Application in Agriculture. *AI for People and Business*, 134-155.
- Sáenz, E. F., et al. (2018). Non-destructive assessment of tomato ripeness using computer vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, 153, 1-10.
- Santos, D. F., Dallos, L., & Gaona-García, P. A. (2020). Algoritmos de rastreo de movimiento utilizando técnicas de inteligencia artificial y machine learning. *Información tecnológica*, 31(3), 23-38. <https://doi.org/10.4067/s0718-07642020000300023>
- Townsend Valencia, J. (2021). De lo abstracto a lo concreto en la construcción de una matriz de operacionalización. *Revista Universidad y Sociedad*, 13(5), 586-595.
- Townsend Valencia, J., & Figueroa Filián, J. (2022). Los modelos de transformación digital en la gestión de las empresas comerciales. *Cooperativismo y Desarrollo*, 10(2).
- Vite Cevallos, H., Townsend Valencia, J., & Carvajal Romero, H. (2020). Big Data e Internet de las Cosas en la producción de banano orgánico. *Revista Universidad y Sociedad*, 12(4), 192-200.
- Wang, J., Sun, Y., & Liu, C. (2019). Real-time fruit detection and recognition in orchards using deep learning and an improved YOLOv3 model. *Sensors*, 19(10), 2368.

Apéndices



Figura 37 Apéndice 1



Figura 38 Apéndice 2



Figura 39 Apendice 3



Figura 40 Apendice 4