



UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS

Trabajo de grado

**Algoritmo Para Estimación De Tamaño De Fresas A
Partir De Imágenes De Mapas De Profundidad En Toma
Frontal**

Desarrollado por:

Juan Felipe Montero Rodriguez

Universidad Santo Tomás

Facultad de Ingeniería Electrónica

Tunja, Boyacá Colombia

2024



UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS

**Algoritmo Para Estimación De Tamaño De Fresas A
Partir De Imágenes De Mapas De Profundidad En Toma
Frontal**

Desarrollado por:

Juan Felipe Montero Rodriguez

Trabajo de grado para optar por el título de ingeniero electrónico.

Dirigido por:

Director: Ing. Camilo Ernesto Pardo Beainy Esp. Msc PhD. (c)

Co-director: Ing. Edgar Andrés Gutiérrez Cáceres Esp. Msc. PhD. (c)

Abstract

This research delves into developing techniques for estimating strawberry measurements, focusing on an estimation algorithm that calculates dimensions based on proximity to the fruit. Additionally, the study highlights the importance of non-destructive evaluation methods in strawberry cultivation, emphasizing the need for systems like RealSense D435i cameras to capture fruit characteristics accurately and efficiently, reducing manual labor and potential fruit damage during assessment processes. Despite the algorithm's specific calculations, it encounters limitations, notably in program fluidity due to the high resource consumption of RealSense camera data processing. The study concludes that changing the image resolution affects data estimation, with higher resolutions leading to more pixels and a corresponding impact on depth data maps. Additionally, theoretical approaches face limitations, particularly in excluding volume values due to assuming ideal figures, overlooking deformities and variations in strawberry shapes. It's advised to employ methods like Archimedes' principle for accurate volume determination in non-homogeneous elements.

Dedicatoria

Dedicado a mi familia por el apoyo y compromiso incondicional, que me dieron la oportunidad de conocer lugares y personas asombrosas y formar recuerdos inolvidables, no existen palabras suficientes para agradecerles por todo lo que me han dado y principalmente por estar a mi lado, así que solo puedo decir gracias por estar a mi lado cuando más lo necesite y espero que me sigan acompañando en este largo viaje.

Agradecimientos

He de agradecer a todos los profesores y académicos por el apoyo brindado durante el curso de los estudios de la carrera, agradecer también a mi familia por ser siempre un apoyo para seguir avanzando y lograr las metas. Gracias por compartir este momento tan especial en mi vida.

Responsabilidades

Los conceptos e ideas desarrollados, investigaciones, prácticas, análisis y conclusiones a lo largo de este proyecto de investigación son de responsabilidad exclusiva de los autores esto no representa la opinión de la Universidad Santo Tomás queda constancia que cedo los derechos de propiedad intelectual a la Universidad Santo Tomás seccional Tunja, según lo establecido por la ley No. 1915 del 12 de Julio de 2018, ley de propiedad intelectual, por su reglamento y por la normativa institucional vigente.

Juan Felipe Montero Rodriguez

Índice

1.	Introducción	1
1.1	Formulación de preguntas	1
1.2	Definición del problema.....	1
1.3	Delimitación del problema.....	2
1.4	Justificación.....	2
1.5	Objetivos	3
1.5.1	Objetivo general	3
1.5.2	Objetivo específico.....	3
2.	Marco referencial	3
2.1	Marco teórico	3
2.1.1	Tratamiento digital de imágenes	3
2.1.2	Pixel	3
2.1.3	Resolución.....	4
2.1.4	Resolución de una cámara digital	4
2.1.5	Segmentación	4
2.1.2	Clustering	5
2.1.3	Mapas de profundidad.....	5
2.2	Antecedentes del problema	6
2.3	Bases teóricas	8
2.3.1	Geometría.....	8
3.	Metodología	9
3.1	Tipo y diseño de la investigación	9

3.2	Fases.....	10
3.3	Población de estudio	15
3.4	Tamaño de muestra	15
3.5	Selección de muestra	15
4.	Implementación.....	15
4.1	Parte física.....	15
4.2	Parte digital.....	17
4.2.1	Enlace cámara RealSense D435i.....	17
4.2.2	Clustering	18
4.2.3	procesamiento de imagen.....	18
4.2.4	Filtrado	18
4.2.5	Procesado de datos	18
5.	Resultados	19
5.1	Análisis e interpretación de la información	30
6.	Conclusiones e Trabajos futuros	32
7.	Referencias bibliográficas	34

Índice de Figuras

Figura 1: Espacio de color RGB	4
Figura 2: Clúster/Partition	5
Figura 3: Mapa de profundidad.....	6

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Cono semiesférico	8
Ilustración 2 : Imagen ilustrativa de maqueta.....	9
Ilustración 3: Fases metodológicas.....	10
Ilustración 4: Diagrama de flujo.....	11
Ilustración 5: Inicialización de cámara.....	12
Ilustración 6: Procesado de imagen.....	13
Ilustración 7: Segmentación de frutos.....	13
Ilustración 8: Estimación de dimensiones.....	14
Ilustración 9: Maqueta	16
Ilustración 10: Grupo de muestras	19
Ilustración 11: Montaje.....	20
Ilustración 12: Imagen monitor	20
Ilustración 13: Espacio de color HSV	21
Ilustración 14: Aplicación del clúster al espacio de color HSV.....	21
Ilustración 15: Cambio de BGR escala de grises	19
Ilustración 16: Imagen binaria.....	19
Ilustración 17: Proceso de dilatación.....	20
Ilustración 18: Proceso de erosión.....	20
Ilustración 19: Se invierte el mapa de bits.....	21
Ilustración 20: Algoritmo canny	21
Ilustración 21: Se generan cuadros delimitadores.....	22
Ilustración 22: Se obtiene una imagen binaria de los recuadros delimitadores....	22

Ilustración 23: Mediciones con Pie De Rey.	23
Ilustración 24: Detección de los frutos y le asigna un numero a cada uno.....	23
Ilustración 25: Dibuja las distancias de alto y ancho de cada fruto.....	24
Ilustración 26: Líneas dibujadas.	24
Ilustración 27: Salida por pantalla	25
Ilustración 28: Volúmenes por Pantalla.	25
Ilustración 31 : % error largo.....	29
Ilustración 32: % error ancho.	29
Ilustración 33: % error volumen.....	30

Índice de tablas

Tabla 1: Precios.....	16
Tabla 2: Características cámara.....	17
Tabla 3: Tabla de datos recolectada.....	26
Tabla 4 : % de error de las mediciones.	28

1. Introducción

Las fresas son un cultivo muy popular que puede verse por todo el mundo, este fruto no está protegido por una capa exterior dura, pero al mismo tiempo este fruto no tiene un largo periodo de vida como otros. Esto conlleva a un estricto proceso de cultivación y recolección por parte de los agricultores, en donde la maduración, la firmeza y sabor son factores delimitantes para la comercialización ya que dependiendo de estos su categorización y su precio puede variar. (Condotta et al., 2020)

Por ello los cultivos de fresas son cultivos delicados que requieren de la menor manipulación por parte de los cultivadores. Principalmente esta situación se presenta en el cultivo post cosecha, una vez los cultivadores han recolectado los frutos estos por lo general son revisados para determinar si las características del cultivo post cosecha son óptimas para continuar con su proceso de comercialización, este proceso es realizado manualmente, los cultivadores se basan en la experiencia y en sus capacidades subjetivas de decisión, y por lo general se realiza en lotes pequeños, estas revisiones pueden llevar tiempo y es muy destructivo con el fruto ya es manipulado. Sistemas no destructivos se han implementado gracias a la ayuda de los sistemas por computadora y el machine learning han abierto posibilidades para diferentes sectores, estos sistemas han demostrado tener una alta precisión y autonomía. Para ello se propone la solución de implementar un sistema que nos permita capturar las características de estos frutos sin ser invasivos o dañar la muestra, se planea usar técnicas de procesamiento de imágenes con la implementación de una cámara RealSense D435i. (Dhanush et al., 2023)

1.1 Formulación de preguntas

Por medio del desarrollo del proyecto planteado se busca dar respuesta a las siguientes preguntas:

- ¿De qué manera se puede estimar el tamaño de una fresa?
- ¿Cuáles son los beneficios del uso de sistemas o algoritmos de medición sobre cultivos postcosecha?
- ¿Cuál es la diferencia entre el uso de sistemas o algoritmos de medición sobre la forma tradicional manual?

1.2 Definición del problema

En las explotaciones agrícolas especializadas en la producción de fresas, la estimación precisa de la forma y tamaño de las fresas cosechadas representa una fase crítica previa al empaquetado y envío al mercado. No obstante, esta tarea no solo implica un alto nivel de trabajo manual, sino que también requiere considerable tiempo por parte de los agricultores.

La implementación de sistemas automáticos de estimación de fresas, basados en visión por computadora, se presenta como una solución efectiva para superar tanto la intensidad laboral como la prolongada duración de este proceso. Estos sistemas automatizados no solo agilizan la clasificación, sino que también contribuyen a una gestión más eficiente de la cosecha, ofreciendo beneficios significativos para los agricultores.(Oo & Aung, 2018a).

1.3 Delimitación del problema

Este proyecto se plantea desarrollara bajo un ambiente controlado, excluyendo la influencia de factores externos como cambios climáticos o condiciones ambientales impredecibles que puedan afectar la toma de datos de las muestras. Se empleará una cámara de profundidad RealSense D435i como herramienta principal para el monitoreo tridimensional del tamaño de las fresas durante la postcosecha, garantizando mediciones detalladas y consistentes. (Oo & Aung, 2018b)

El enfoque estará específicamente dirigido al tamaño de las fresas, excluyendo intervenciones en otros aspectos de la producción. Se excluyen también factores externos como plagas o enfermedades, y cualquier ajuste en este sentido será considerado fuera del alcance del proyecto. La evaluación continua del sistema implementado asegurará su eficacia a lo largo del tiempo, con ajustes y mejoras según sea necesario.(Feng et al., 2008).

1.4 Justificación

Para lograr estándares de calidad adecuados para la comercialización nacional o la exportación, los cultivadores de fresas deben llevar a cabo la clasificación de las cosechas antes de proceder con el empaque. La calidad de las fresas, influenciada por aspectos como su madurez, forma, tamaño, la ausencia de defectos y descomposición, así como su sabor, es esencial para el éxito en los mercados nacionales e internacionales. Históricamente, la clasificación ha sido realizada manualmente por trabajadores agrícolas. No obstante, esta metodología presenta desafíos como la laboriosidad, los costos asociados, el tiempo que consume y la posibilidad de daños durante el manejo manual. Además, la clasificación manual no garantiza una consistencia precisa debido a errores de percepción humana, y las evaluaciones a menudo difieren entre distintas personas. La implementación de sistemas automáticos de clasificación emerge como una solución eficiente para superar estos desafíos, ofreciendo mejoras sustanciales en términos de eficacia y uniformidad en la clasificación de las fresas. (Ge et al., 2019a)

Los métodos más recientes, que son no destructivos, utilizan visión por computadora y aprendizaje automático para predecir las características de la fruta. En la mayoría de las investigaciones, las fresas fueron sometidas a análisis después de la cosecha. Estos estudios han evidenciado una precisa y automatizada predicción de la calidad mediante técnicas basadas en datos. No obstante, debido a que la calidad solo se

anticipa después de la cosecha, este enfoque no proporciona información sobre el momento óptimo para la recolección. Esto se debe a que las fresas son frutas no climatéricas, lo que significa que no continúan madurando después de ser cosechadas.(Jol et al.,).

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Uso de técnicas de visión artificial para determinación de dimensiones de fresas en ambiente controlado mediante mapas de profundidad.

1.5.2 Objetivo específico

- Evaluar datos obtenidos de mapas de profundidad de cámara D435i en toma frontal.
- Diseñar algoritmo para determinar tamaño de las fresas mediante mapas de profundidad.
- Validar datos obtenidos del algoritmo mediante rectificación manual.

2. Marco referencial

2.1 Marco teórico

2.1.1 Tratamiento digital de imágenes

El ámbito del procesamiento digital de imágenes es una técnica que ha dado la posibilidad de un enorme desarrollo a nivel mundial en el ámbito de la fotografía, este involucrando la aplicación de algoritmos y técnicas computacionales para la modificación y análisis de imágenes digitales. Sus funciones abarcan desde la mejora visual hasta la extracción de información específica. Las transformaciones geométricas, que incluyen rotación, escalado y traslación, se implementan mediante algoritmos de transformación afín.(Tratamiento de La Imagen Digital)

2.1.2 Pixel

Un pixel también es conocido como la menor unidad homogénea en color que compone la imagen digital, para tanto las fotografías y/o gráficos, como para los videos. Si se amplía la imagen digital, al realizar el aumento de tamaño (*zoom*), pueden llegar a observarse los pixeles que componen a la imagen, estos aparecen como pequeños recuadros con diferente color, estos recuadros que conforman las imágenes están organizados en matrices rectangulares de pixeles. La imagen de una pantalla de ordenador está compuesta por estos recuadros tanto de manera horizontal como vertical,

a esta organización también se le conoce como resolución, (Wainschenker Mg Ing José María Massa Mg Ing Paula Tristan,)

2.1.3 Resolución

La resolución representa la cantidad de detalle que puede tener la imagen digital, esta puede ser obtenida mediante scanner, cámaras de fotos o impresiones, esta cantidad está representada por **PPP** (píxeles o puntos por pulgada), al haber mayor resolución obtendremos una imagen más detallada o con mejor calidad visual. El convenio para representar la resolución con dos números enteros, donde el primero representa la cantidad de columnas de píxeles, al variar la imagen puede ensancharse o contraerse dependiendo si este número es mayor o menor respectivamente; para el segundo es la cantidad de filas de píxeles, este modifica la altura de la imagen.(Wainschenker Mg Ing José María Massa Mg Ing Paula Tristan,)

2.1.4 Resolución de una cámara digital

La calidad de la resolución que ofrecen las cámaras digitales del mercado se expresa en **Megapíxeles**. Una cámara de 12MP puede tomar una fotografía con 12 millones de píxeles. Para conocer cuál es la resolución de una cámara debemos conocer el ancho x alto a los que es capaz de obtener una imagen, por ejemplo $1920 \times 1080 = 2,073,600$ es decir que la cámara es de 2.073 megapíxeles.

2.1.5 Segmentación

Para la segmentación es la subdivisión de una imagen en sus componentes esto con la intención de separar las partes de interés de las no necesarias por lo tanto la subdivisión dependerá del problema a plantear y cuáles son los elementos que deben ser eliminados de la imagen(Serna Palomino, 2009.). Se emplean técnicas que subdividen la imagen en regiones distintas, como el método de umbralización o algoritmos más avanzados basados en el análisis de contornos y texturas.

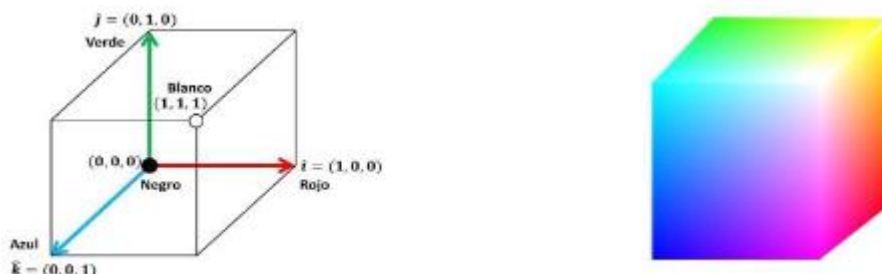


Figura 1: Espacio de color RGB

Fuente: (Murillo et al., 2016)

En lo que respecta a la restauración de imágenes, se recurre a algoritmos de desconvolución y técnicas de restauración basadas en modelos matemáticos. La extracción de características se lleva a cabo mediante algoritmos específicos diseñados para identificar y resaltar elementos relevantes en la imagen, tales como bordes, esquinas o texturas. (Yoon et al.).

2.1.2 Clustering

El contexto del clustering implica características específicas adaptadas a la naturaleza visual de los datos. Para abordar la complejidad de las imágenes, se requiere la definición cuidadosa de representaciones de datos, incluyendo la extracción de características relevantes. Algoritmos específicos diseñados para imágenes, como el k-means adaptado a píxeles o métodos basados en la segmentación de regiones, son esenciales para lograr resultados efectivos en el clustering de imágenes.

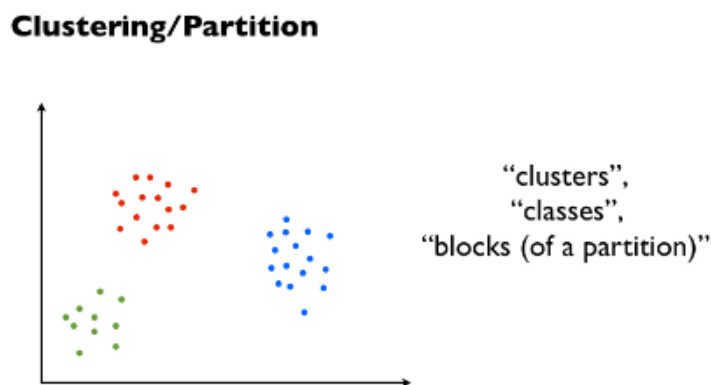


Figura 2: Clúster/Partition

Fuente:(Steorts,)

Además, la segmentación de imágenes, que divide la imagen en regiones significativas, y la incorporación de contexto espacial son aspectos cruciales para mejorar la coherencia y la interpretación visual de los resultados del clustering. En este proceso, el tratamiento de grandes conjuntos de datos visuales se vuelve esencial, requiriendo enfoques eficientes y técnicas escalables. El clustering en imágenes encuentra aplicaciones específicas en áreas como la clasificación automática de imágenes, la segmentación de objetos, la recuperación de imágenes basada en contenido. (Elena Ruiz Rivera et al., 2013).

2.1.3 Mapas de profundidad

La estimación de profundidad surge como un proceso esencial destinado a prever con precisión los mapas de profundidad en una escena. Dichos mapas, reveladores de las distancias entre los objetos en la escena, desempeñan un papel de suma importancia al comprender las complejas relaciones geométricas, proporcionando representaciones

detalladas y precisas de objetos y entornos. Su relevancia se extiende a diversas áreas de la visión por computadora, incluyendo la reconstrucción 3D, la comprensión de escenas y la estimación de la pose humana.

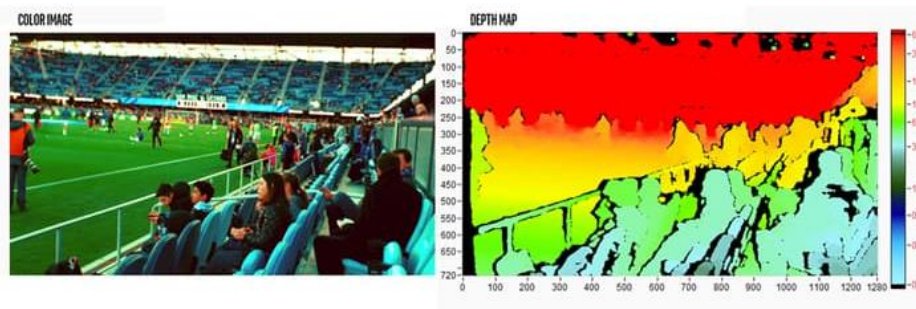


Figura 3: Mapa de profundidad

Fuente: (Intelrealsense, s.f.)

Es crucial destacar que, aunque los sensores facilitan la adquisición de mapas de profundidad en condiciones ideales, surge un desafío sustancial al enfrentarse a imágenes RGB sin información de profundidad. Volver a capturar esta información utilizando sensores de profundidad resultaría impráctico y laborioso. En este contexto, la recuperación de la información de profundidad para imágenes RGB existentes persiste como un aspecto de vital importancia. Mientras que algunos enfoques se concentran en la estimación de mapas de profundidad a partir de imágenes estéreo o secuencias de movimiento, ofreciendo información geométrica de alta complejidad, la estimación de profundidades a partir de una sola imagen se revela como un desafío aún más considerable. Este último enfoque, desprovisto del soporte de señales auxiliares como correspondencias estéreo e información temporal, ha evolucionado en un área activa y desafiante dentro del campo de la visión por computadora. (Liu et al., 2021).

2.2 Antecedentes del problema

Se han realizado investigaciones con el propósito de desarrollar métodos que permitan determinar la ubicación, explorar su eficacia y analizar las influencias derivadas de distintos modos y tipos de cámaras, esto con la meta final de identificar el método más óptimo. Estos enfoques se basaron en la utilización de píxeles de los objetivos detectados en cada imagen, los valores de profundidad correspondientes, así como las ubicaciones de las cajas delimitadoras 2D extraídas de los resultados de detección. Las variaciones en estos métodos de ubicación radicaron en la forma en que determinaban la posición de la caja delimitadora 3D y en su empleo de agrupamiento de puntos o umbralización de color. La recopilación de imágenes se llevó a cabo a través de dos tipos de cámaras 3D, una basada en luz estructurada con patrones y otra de tiempo de vuelo. (Ge et al., 2023)

Otros estudios realizados en este campo presentan un sistema altamente automatizado que aprovecha la inteligencia artificial para medir con precisión el tamaño y predecir el peso de las fresas. La esencia de este enfoque radica en la combinación meticulosa de técnicas de visión por computadora y la aplicación estratégica de datos provenientes de sensores LiDAR. Estas metodologías convergen para proporcionar estimaciones detalladas de las dimensiones de las fresas, reduciendo al mínimo la intervención humana. La eficacia del sistema se refuerza mediante el empleo de modelos avanzados de aprendizaje profundo, como HRNet para la detección de puntos clave, y la explotación de las capacidades particulares de los sensores LiDAR. Este enfoque meticuloso no solo logra una medida precisa del tamaño,(Jeong et al..)

En esta área también se pueden aplicar a trabajos como los de Universidad Noruega de Ciencias de la Vida este trabajo presenta un sistema avanzado de visión por computadora diseñado específicamente para la localización y percepción ambiental de fresas en un robot recolector destinado a la producción de fresas en mesas. Destacando su innovación, el sistema utiliza una red neuronal convolucional profunda para llevar a cabo la detección de fresas, y mediante técnicas avanzadas como la transformación de coordenadas y la agrupación de puntos basada en densidad, logra una localización precisa en tres dimensiones, enfocándose especialmente en la detección de profundidad.(Ge et al., 2019b).

Trabajos como los de Junhan Wen y Jan van Gemert que presentan nuevos métodos de recolección de datos para cultivos de fresas, en este caso este trabajo fue desarrollado sobre cultivos previos a la cosecha, este es un punto de aproximación diferente al que se planea usar en este proyecto, por lo cual los investigadores se enfrentaron a problemáticas como puede ser la iluminación, al estar en espacios abiertos es un aspecto difícil de controlar, de la misma forma se enfrentaron a problemáticas como la oclusión de la línea de vista de los frutos y los factores externos como plagas y maduración factores que no son controlables que pueden afectar la toma de medidas. Para solucionar estas problemáticas y poder obtener datos significativos para la investigación se propuso el siguiente método, se manejó un conjunto de datos de imágenes en el campo que se recopiló durante el cultivo de fresas, las imágenes están etiquetadas con evaluaciones de calidad y medidas de pruebas destructivas posteriores a la cosecha. Contando con esta información se realizó el entrenamiento de algoritmos de aprendizaje profundo de machine learning y se entrenaron para poder discernir entre la madurez, firmeza y dulzura de las fresas además de esto se aplicaron algoritmos de estimación de profundidad y modelos de relleno de formas para poder estimar el tamaño del fruto utilizando imagen. Los resultados obtenidos de esta investigación muestran una viabilidad de estas técnicas en este campo. De este documento recalcaremos los métodos que usaron para realizar la separación de los frutos de los demás factores externos y los métodos para la estimación del tamaño de los frutos.(Sreejith et al., 2020)

2.3 Bases teóricas

2.3.1 Geometría

Para la investigación se plantea el uso de una estimación del tamaño de las fresas post cosecha, esta estimación está basada en los datos recolectados por el sistema implementado, teniendo esto en cuenta se deberá realizar una revisión de los datos suministrados por el sistema y ser comparados con datos más confiables y prácticos.

Teniendo en cuenta lo anterior, se hará uso de técnicas matemáticas para corroborar la información resultante del sistema, se usará el modelo matemático del cono semiesférico:

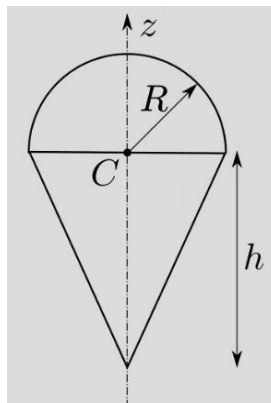


Ilustración 1: Cono semiesférico

Fuente: Autor

Este modelo matemático se considera que es una de las mejores aproximaciones geométricas a las características físicas de las fresas, con esto podemos hacer uso de este modelo para estimar una aproximación a los resultados que se obtendrán del sistema. La fórmula que representa la **ilustración 1** está dividida en dos partes, la primera consiste en la geometría del círculo:

$$\text{Volumen esfera} = \frac{4}{3} * \pi * r^3$$

Ecuación 1: volumen esfera

$$\text{Volumen semi esfera} = \frac{4}{6} * \pi * r^3$$

Ecuación 2: volumen Semiesfera

Y en un segundo momento trabajaremos con el cono:

$$\text{Volumen cono} = \frac{\pi * r^2 * h}{3}$$

Ecuación 3: volumen cono

Unificando las ecuaciones 2 y 3 obtendremos la ecuación que usaremos para representar los frutos de manera geométrica:

$$\text{Volumen Cono Semiesferico} = \frac{4 * \pi * r^3}{6} + \frac{\pi * r^2 * h}{3}$$

Ecuación 4: Cono Semiesférico

Teniendo en cuenta la ecuación (4), se hará uso de esta para estimar el volumen geométrico de las muestras para su comparación.

3. Metodología

3.1 Tipo y diseño de la investigación

Esta investigación está enfocada en el método cuantitativo en el cual se diseñarán y se contrastarán diversos métodos de detección y procesamiento de imágenes en ambientes controlados con la finalidad de obtener los mejores resultados posibles bajo los parámetros establecidos y con los equipos disponibles.

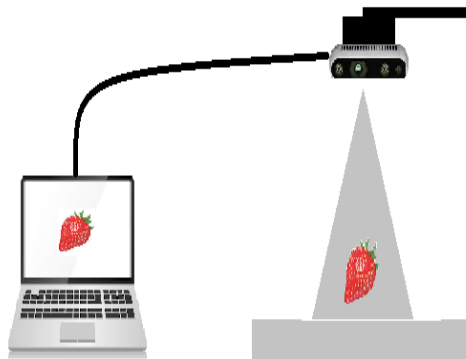


Ilustración 2 : Imagen ilustrativa de maqueta.

Fuente(Autor)

Podemos definir como la variable independiente de esta investigación el método de estimación de dimensiones ya que este tendrá un grado de control mínimo dentro del ambiente controlado y estableceremos como variables dependientes el porcentaje de fallo en la precisión de la estimación de las dimensiones.

3.2 Fases

En una primera instancia se realizará los estudios correspondientes para identificar a los diferentes autores cuyos trabajos se encuentren relacionados con la idea a desarrollar de este proyecto, esto con el propósito de establecer los parámetros a los cuales estarán sujeto el proyecto y con que intención se realizara, además de ofrecer un amplio panorama de las áreas a realizar un mayor estudio.

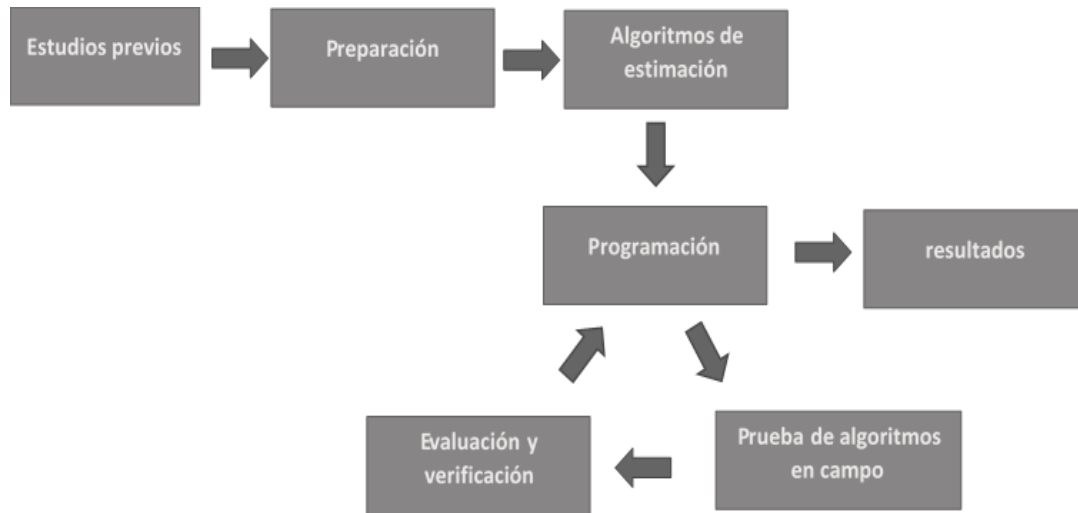


Ilustración 3: Fases metodológicas

Pasos planteados para ejecución de procesos. Fuente (autor)

De la información recolectada podemos establecer que los parámetros que debemos tener en cuenta para este proyecto las dividiremos en dos partes, una primera parte son los factores externos, como se ha mencionado anteriormente, en los documentos revisados como los de Mei, Mengwen , Oo, Lin Mar, Aung, Nay Zar y otros, se establecen metodologías para eliminar estos factores externos que pueden afectar a la medida y por ende causar error en los datos obtenidos.

Los factores que buscaremos eliminar o reducir la afectación de estos elementos sobre el proyecto son: luminosidad, esto se hace referencia a la cantidad de luz a la cual está expuesto el proyecto; tenemos el área donde se realizara la toma de datos, se debe establecer un lugar adecuado para realizar la toma de los datos que permita diferenciar el fondo y los objetos a reconocer; ubicación del proyecto, es deseable realizar la toma de datos en área adecuada, con la más mínima presencia de personas, la cantidad de personas no afecta al funcionamiento del proyecto esto se establece para evitar concurrencias a la hora de tomar datos ya que esto puede causar variaciones en el ambiente y tonos lumínicos sobre el ambiente controlado del proyecto.

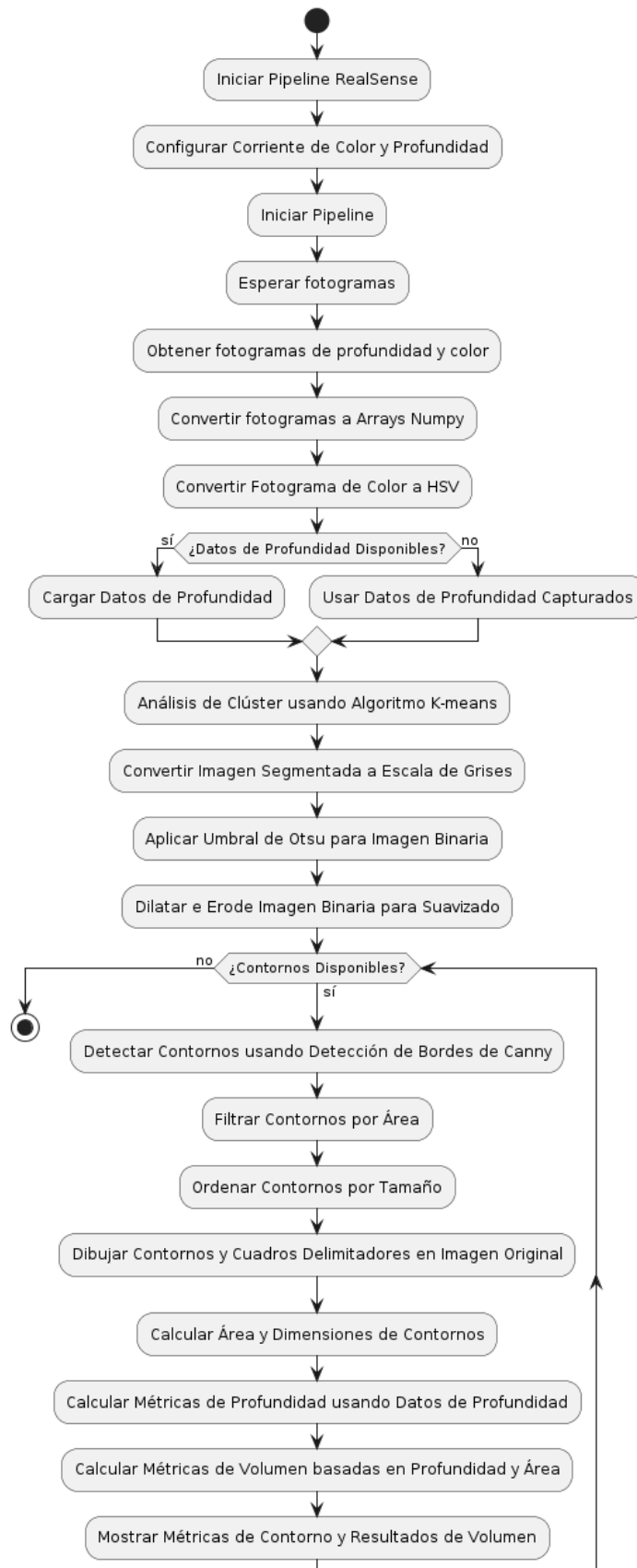


Ilustración 4: Diagrama de flujo. Fuente (autor)

La segunda parte consta de los factores internos, se busca eliminar cualquier factor que pueda causar alteraciones dentro del área de la toma de datos, para esta sección se busca un área de toma de datos limpia, para esto se busca un área homogénea preferiblemente se busca que el área sea un color neutro, como lo es el blanco, tener en cuenta que el área no debe ser brillante, preferiblemente opaca para no generar destellos de brillos que pueden ser dirigidos a la cámara y afectar los datos, un área controlada la cual permitirá realizar la toma de muestras de una manera continua sin afectación a en disposición de los elementos de detección esto permitirá una evaluación previa de los parámetros a los cuales se establecerán los valores iniciales de medición.

Otro factor que se considera importante en esta parte es perteneciente al mismo fruto, por lo general la mayoría de fresas post cosecha poseen aun el sépalo y el pedículo (hojas y tallo), en los estudios previos realizados, por una parte este factor no era tomado en cuenta ya que el sépalo y el pedículo afectaban a la toma de datos generando sombras y oclusión que afectan la información recolectada, otras investigaciones estos elementos son detectados y eliminados por el procesamiento de imágenes o por medio de machine learning. Esto no muestra que es un factor despreciable y puede ser eliminado;

Factor importante a tener en cuenta es el posicionamiento de la cámara RealSense 435i, esta se estableció para realizar la toma de manera frontal, por lo cual debe estar ubicada sobre una estructura, preferiblemente rígida para evitar movimiento no intencionado, pero con la posibilidad de ajustar su dirección de enfoque, con la finalidad de diferenciar el área de trabajo, en esta parte se obtendrán las áreas de la superficie en la cual se trabajará y cuales son despreciables.

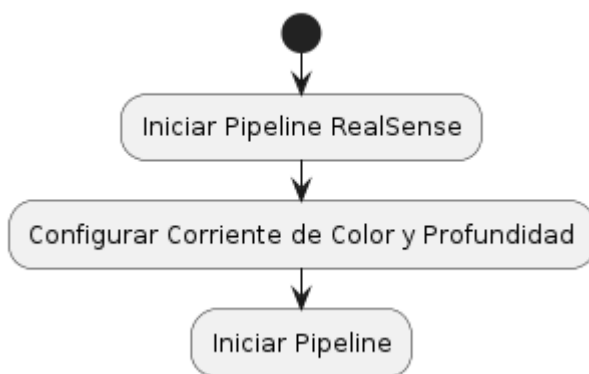


Ilustración 5: Inicialización de cámara. Fuente (autor)

En la etapa de preparación una vez establecida un área controlada se pondrá a prueba diferentes algoritmos de segmentación de imágenes estos algoritmos estarán dirigidos a la eliminación de los factores externos (brillos, sombras, mugre, etc.) y al mismo tiempo que se realiza esta eliminación se obtiene los objetos a caracterizar. También tener en cuenta los factores internos anterior mente mencionados.

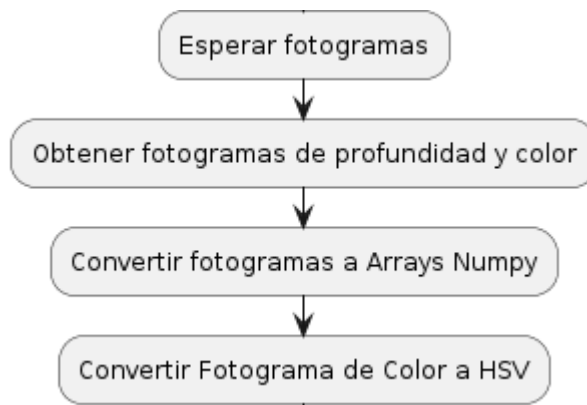


Ilustración 6: Procesado de imagen. Fuente (autor)

Los algoritmos de estimación serán evaluados sobre los resultados obtenidos de la parte anterior, en donde se realizarán experimentaciones con diferentes muestras (fresas) las cuales serán de diferentes dimensiones y sentidos, estas serán posicionadas a una distancia controlada la cual nos permita establecer parámetros de medición ideales y establecer márgenes de error en las mediciones.(Chu et al., 2024).

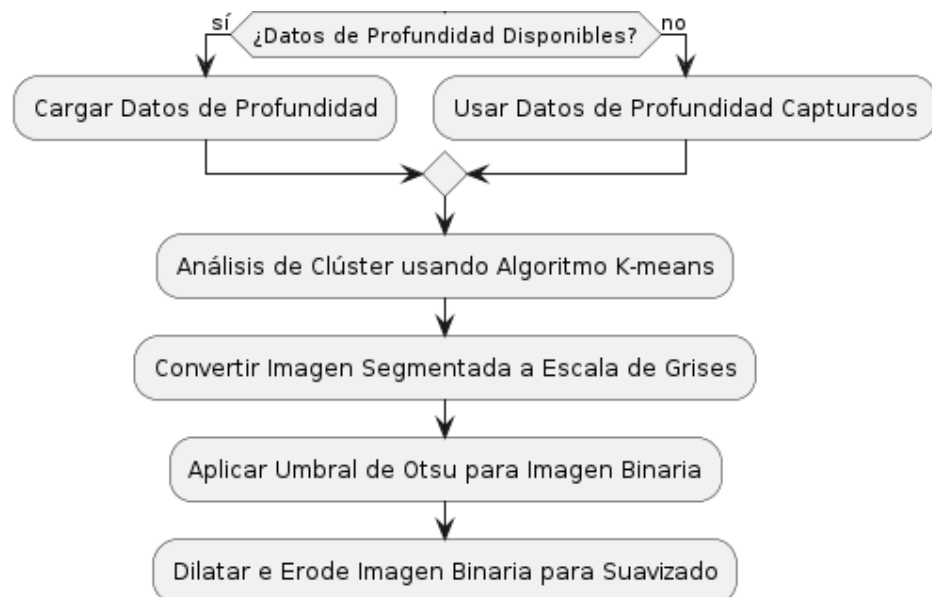


Ilustración 7: Segmentación de frutos. Fuente (autor)

En la siguiente etapa se dispondrá a realizar la implementación de algoritmos para la estimación del tamaño de las fresas estas estarán basados en métodos geométricos y de convolución de datos los cuales nos darán diferentes aproximaciones a realizar estas

mediciones, estos serán puestos a prueba en un primer momento en el área controlada para verificar su efectividad y estarán sujetos a correcciones según sea pertinente.

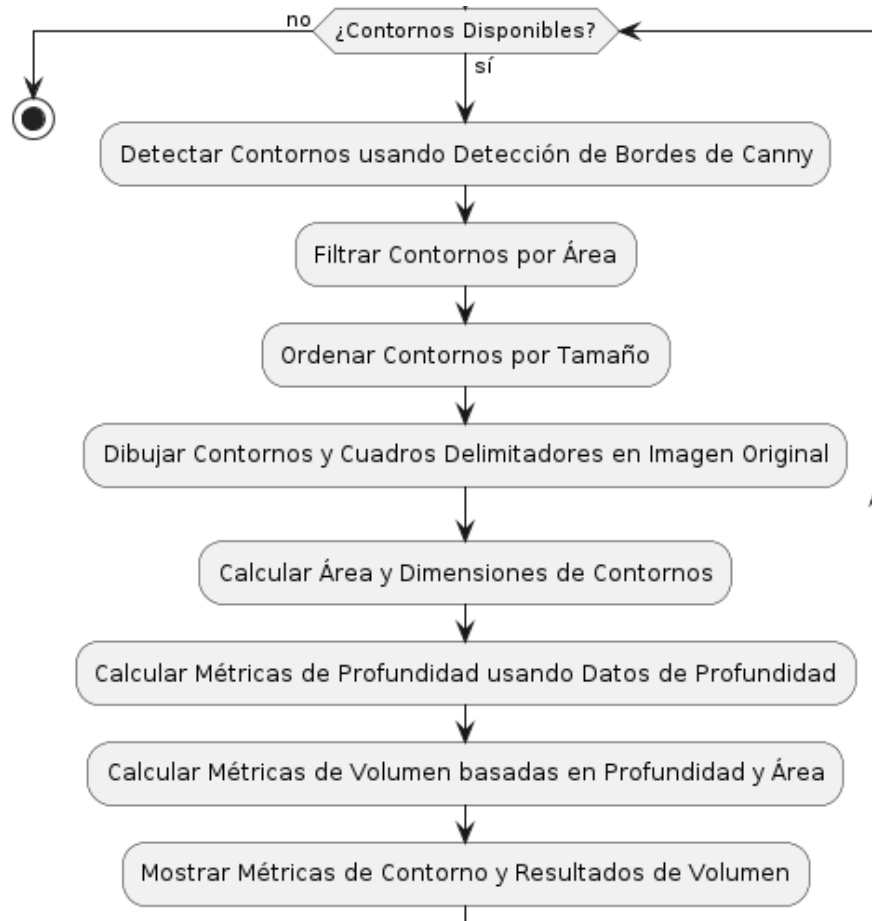


Ilustración 8: Estimación de dimensiones. Fuente (autor)

En una última etapa estos datos recolectados serán rectificadas con datos tomados de marea manual usando diferentes equipos de medición esto se realizará sobre los mismos frutos (fresas) utilizadas en el proceso de experimentación para realizar una correlación de datos y establecer factores de error, de la misma manera usando los datos se realizarán diferentes hipótesis usando esta información que pueden resultar relevantes a partir de los resultados de la experimentación.

3.3 Población de estudio

La población con la cual se trabajará son las fresas post cosecha, más específicamente estaremos trabajando con fresas comercializadas por la compañía Frubaté, la ubicación de procedencia de esta población es de Ubaté-Cundinamarca. En donde esta población cumple con las características a reconocer. Una de estas es la maduración, para este caso de estudio es ideal trabajar con fresas que estén en su mayor punto de maduración, esto nos dará un tono de color más brillante y uniforme.

3.4 Tamaño de muestra

Para establecer el tamaño de la muestra se tuvo en cuenta diferentes factores, el primero se reconoció el área de trabajo, el área donde se realizará la toma de muestras, en esta área se ubicaron diferentes cantidades de fresas a una distancia equidistante para evitar la superposición de muestras. Se tuvo en cuenta los frutos con una mayor uniformidad en el color del fruto sobre toda la superficie, que mostraran un mejor estado de frescura y maduración.

3.5 Selección de muestra

Las muestras seleccionadas que cumplieron con los criterios de tonalidad de color, uniformidad en la forma física y frescura del mismo, se tomaron algunos frutos similares y otros más grandes y pequeños, esto nos permitirá validar la información, ya sea que las muestras sean iguales o diferentes esta permitirá hallar una correlación en los datos.

4. Implementación

4.1 Parte física

Entrando a la implementación del proyecto primero se deberá realizar la construcción del área de toma de datos, para esto se diseñó una estructura para ubicar la muestra. La estructura diseñada es la observada en la **ilustración 2**.

Esta estructura está compuesta de una tabla de madera con superficie blanca con dimensiones de 60 centímetros de largo por 45 centímetros de ancho, esta medida se estableció para abarcar un área mayor que la capturada por la cámara y ofrece una imagen limpia. En la estructura el arco este forjado en acero con tubo cuadrado de $\frac{3}{4}$, esto nos ofrece una base pesada para que sea una estructura rígida y evitar movimientos involuntarios, este arco alcanza una altura aproximada de 40 centímetros. La terminación del arco de acero está acompañada de una adaptación de un trípode de cámara, esto nos permitirá realizar la fijación de la cámara a la estructura sin dañar el dispositivo ya que posee una fácil y rápida conexión.

Los precios de construcción de la estructura fueron los siguientes:

(Los precios suministrados a continuación están dados en valor de peso colombiano COP)

<i>Elemento</i>	<i>Precio (COP)</i>
<i>Tabla de madera</i>	\$ 30,000
<i>Tubo de acero cuadrado $\frac{3}{4}$ más forjado</i>	\$ 70,000
<i>Trípode para cámara</i>	\$ 20,000
<i>Pegamento (pega tanque)</i>	\$ 20,000
<i>Tornillos</i>	\$ 2,000
<i>Pintura aerosol</i>	\$ 10,000
<i>Total:</i>	\$ 152,000

Tabla 1: Precios

Precios de los elementos usados en la construcción de la maqueta. Fuente (autor)



Ilustración 9: Maqueta

Foto de maqueta finalizada. fuente(Autor)

Una vez realizada la construcción de la maqueta se dispone a realizar las conexiones correspondientes para iniciar el proceso de toma de datos.

4.2 Parte digital

Una vez establecida el área de toma de datos se procede a realizar el diseño del sistema, el cual dividiremos en 5 partes:

4.2.1 Enlace cámara RealSense D435i

En un primer momento se debe realizar la conexión con la cámara RealSense D435i, las especificaciones de la cámara son las siguientes dadas por el fabricante:

Intervalo de operación (mínimo-máximo)	~.3m - 3m
Resolución y FPS profundos	1280x720 30fps
Campo de visión profundo	H:87 V:58
Sensor de RGB	Sí
Módulo de seguimiento	No
Dimensiones	90mx25mx25m (Camera)
Tipo de interfaz de sistema	USB 3

Tabla 2: Características cámara

Estas son las características dadas por la página del fabricante de la cámara:
<https://www.intel.la/content/www/xl/es/products/sku/190004/intel-realsense-depth-camera-d435i/specifications.html>

El enlace a esta cámara se realizará por medio de Jupyter Lab, este sistema nos ofrece una amplia variedad de opciones de edición y sus librerías están actualizadas para la cámara RealSense 435i.

Se importarán las bibliotecas como NumPy, OpenCV, Matplotlib y PyRealSense2 para trabajar con imágenes y datos de profundidad de una cámara RealSense. En este caso, se cargará una imagen desde un archivo y se procesa convirtiéndola del espacio de color RGB al espacio de color HSV para una mejor diferenciación con el fondo. Además, se

carga un archivo de datos de profundidad que contiene información sobre la profundidad de la escena capturada por la cámara.

4.2.2 Clustering

Utiliza el algoritmo de k-means para segmentar una imagen en colores diferentes según la similitud de los valores de píxeles en el espacio de color HSV. Primero, los valores de píxeles de la imagen en formato HSV se transforman en una matriz unidimensional de valores flotantes para facilitar el procesamiento. Luego, se define un criterio de detención para el algoritmo de k-means, que se utiliza para agrupar los píxeles en k clústeres (en este caso, $k = 3$).

Después de aplicar el algoritmo de k-means, se obtienen los centros de los clústeres y se asignan etiquetas a cada píxel según el clúster al que pertenece. Estas etiquetas se utilizan para crear una imagen segmentada donde todos los píxeles se convierten en el color de los centroides de sus clústeres respectivos.

4.2.3 procesamiento de imagen

En esta sección utiliza para procesar una imagen (*frame*) a binaria, donde se aplican operaciones de dilatación y erosión para mejorar la segmentación de objetos. Luego, se detectan los contornos de estos objetos utilizando el algoritmo de Canny y se cierran los contornos para obtener formas más definidas. Finalmente, se dibujan los contornos encontrados sobre la imagen original para visualizar y contar los objetos detectados, como frutos, mostrando el número de objetos encontrados por consola.

4.2.4 Filtrado

En esta parte se filtrará y seleccionará los contornos más grandes de una imagen, basándose en un rango de áreas definido por área mínima y área máxima. Primero, ordena todos los contornos encontrados de mayor a menor área. Luego, filtra estos contornos según el rango de área especificado, almacenando solo aquellos que cumplen con estas condiciones en la lista contornos filtrados. Después, se realiza un proceso adicional para garantizar que solo se conserven los contornos más grandes y que no estén contenidos dentro de otros contornos. Los contornos finales seleccionados se dibujan como rectángulos delimitadores en la imagen original y se crea una imagen binaria donde se resaltan estos contornos seleccionados.

4.2.5 Procesado de datos

En primer lugar, se crean copias de la imagen original para realizar las operaciones sobre ellas, cada una destinada a diferentes fines: una para dibujar los contornos, otra para representar las líneas que denotan la altura y el largo de los objetos identificados, y una tercera para visualizar las líneas entre los puntos más alejados dentro de cada objeto. Posteriormente, se itera sobre los contornos previamente filtrados y se ejecutan diversas

operaciones. Por ejemplo, se calcula el centro de cada contorno y se lo visualiza junto con una numeración que indica su posición en la lista de contornos.

Además, se realiza el cálculo y la representación del tamaño (área) de cada objeto, así como su altura y ancho máximo. También se identifican y dibujan líneas para denotar la altura y el largo de los objetos, y se marcan puntos específicos como el de menor profundidad dentro de cada objeto y los puntos más distantes dentro del contorno.

Se determina la distancia entre estos puntos, la profundidad en milímetros, el volumen en milímetros cúbicos de cada objeto y se presenta toda esta información de manera organizada en la consola.

Una vez completadas estas operaciones analíticas y visuales, se muestran las imágenes resultantes con los contornos numerados, las líneas que representan la altura y el largo, y las líneas entre los puntos más lejanos. Además, se imprimen en la consola los volúmenes calculados para cada objeto.

5. Resultados

En esta sección analizaremos cuáles fueron los resultados obtenidos del diseño del algoritmo y cuáles son los resultados obtenidos de cada fase del proceso.



Ilustración 10: Grupo de muestras

Como se puede observar en la **ilustración 10**, podemos ver la maqueta con la cámara RealSense conectada al sistema de cómputo, en la cual en la maqueta se encuentran ubicadas de manera equidistantes 6 frutos, en este caso fresas las cuales están dentro del área a la cual se realizará la toma de datos.

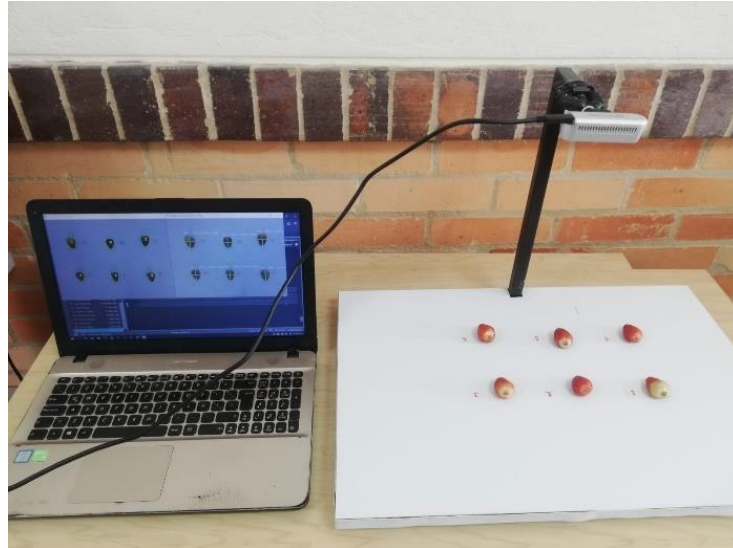


Ilustración 11: Montaje

Se observa cómo se realiza la toma de datos. Fuente (autor)

En la **ilustración 11**, podemos observar cómo está con realizada la conexión entre el dispositivo el computador y la cámara 435i.

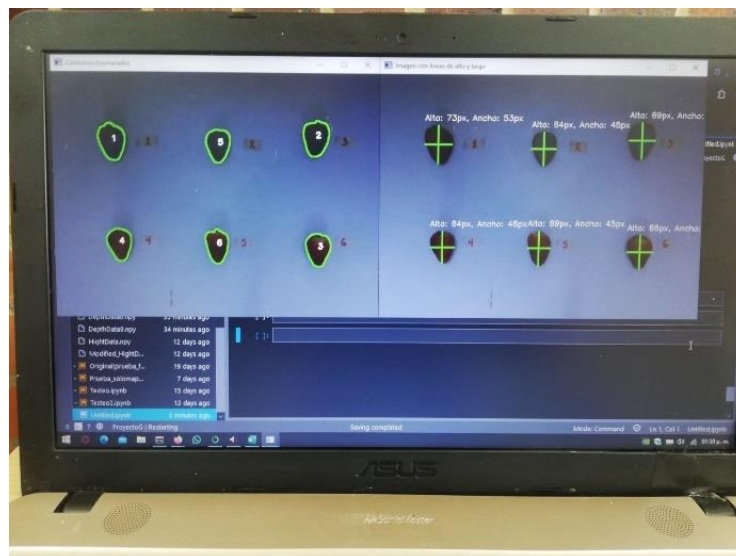


Ilustración 12: Imagen monitor Fuente (autor)

Aquí podemos ver una imagen del monitor del computador en el cual nos muestra lo que el sistema nos ofrece, y es dos pantallas para poder ver en la primera en la parte izquierda, se alcanza a ver los contornos de los diferentes de frutos enumerados y en la segunda en la parte de la derecha se encuentran los frutos, en los cuales se encuentra

dibujado en cada uno de ellos una cruz donde se realiza la medición y nos da una medición en píxeles de la fresa, todo esto mientras la cámara está en vivo.

En las imágenes anteriores podemos ver como es el posicionamiento de las muestras y como este se ve en el equipo, ahora pasaremos a observar cuales son los procesos realizados durante el procesamiento de imágenes en el sistema, cómo se obtienen estos datos y cuáles son los datos resultantes.

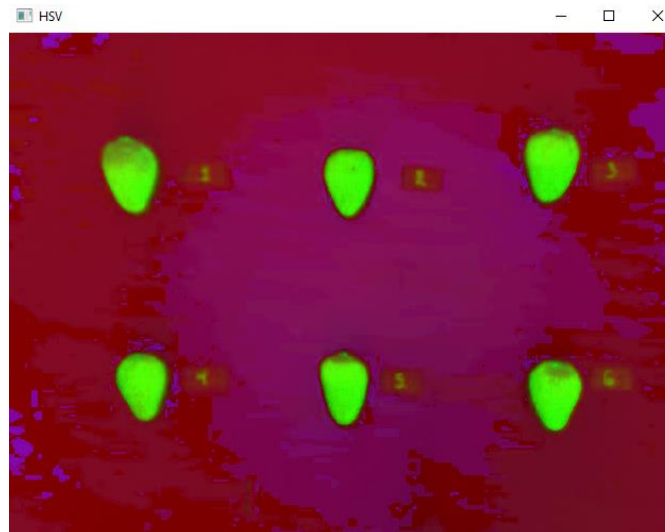


Ilustración 13: Espacio de color HSV Fuente (autor)

En esta **ilustración 13**, podemos ver como se hace el cambio al espacio de color HSV, recordemos que la cámara RealSense trabaja a un espacio de color BGR, este espacio de color no es efectivo para distinguir colores, por lo que se pasa a un espacio de color en el cual pues sea más sencillo hacer la diferenciación del objeto en este caso los frutos y el espacio de color HSV presenta las mejores opciones para hacer dicha distinción.

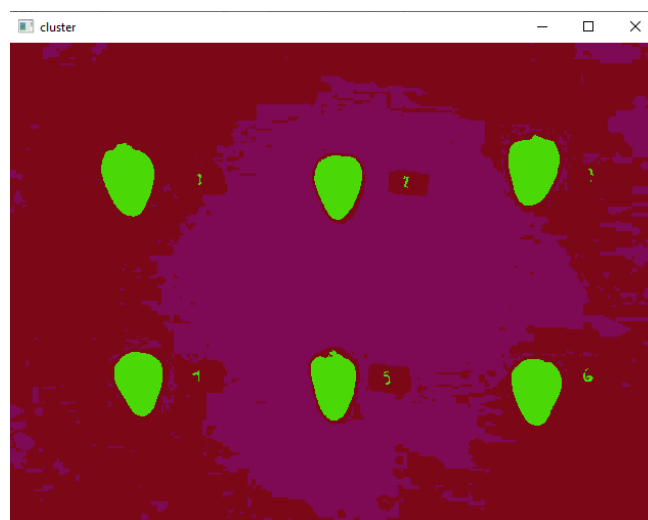


Ilustración 14: Aplicación del clúster al espacio de color HSV Fuente (autor)

Cómo se pudo ver en la **ilustración 13**, una vez realizado el cambio el espacio de color ahora se prepara el algoritmo de K-means, con este algoritmo planeamos encontrar diferentes clúster o centroides, esto para segmentar la imagen en diferentes tonos de color y que sea más fácil eliminar estos colores o tonos que no son necesarios a la hora de procesar la imagen. Como se puede ver al hacer el espacio de color HSV y hacer la aplicación del clúster la imagen se segmenta prácticamente en tres colores en este caso un rojo vino tinto, un púrpura oscuro y un verde fluorescente en este caso fluorescente es nuestras muestras, las cuales pues están siendo resaltadas en la imagen lo cual nos va a permitir en los siguientes pasos hacer que sea más fácil el proceso de la eliminación de datos no necesarios.

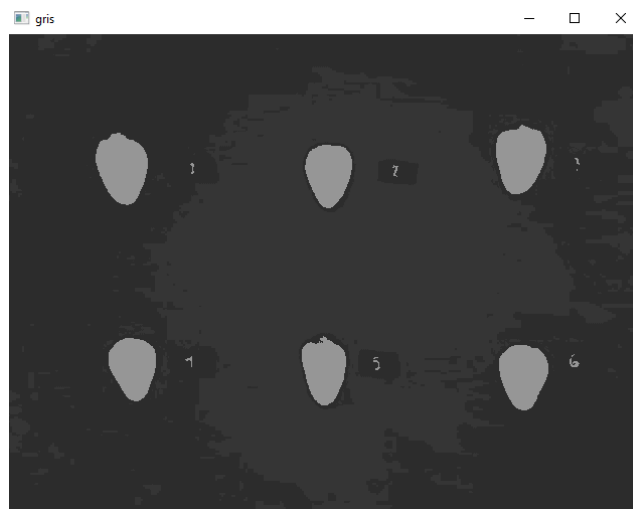


Ilustración 15: Cambio de BGR escala de grises Fuente (autor)

En la **ilustración 15**, podemos observar como a partir de la segmentación de colores del del espacio de color HSV, ahora realizamos un cambio a la escala de grises, de esta manera podemos realizar una diferenciación entre el fruto y el fondo.

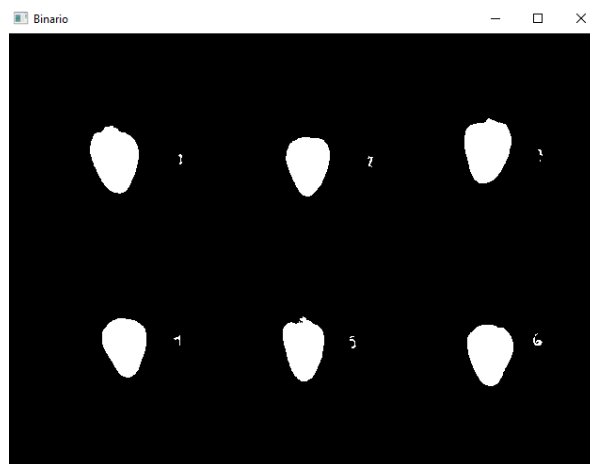


Ilustración 16: Imagen binaria Fuente (autor)

En esta **ilustración 16**, podemos observar como a partir de la imagen de la escala de grises se hace una conversión binaria, de tal forma que los tonos o los píxeles más claros en la imagen se convierten en números uno en este caso blancos y los tonos más oscuros de la imagen de la escala de grises vistos en la **ilustración 15**, al hacer la conversión a binaria se puede ver cómo se convierten en ceros en este caso negro y nos da esta imagen en el cual los frutos están resaltados o están en blanco completamente.

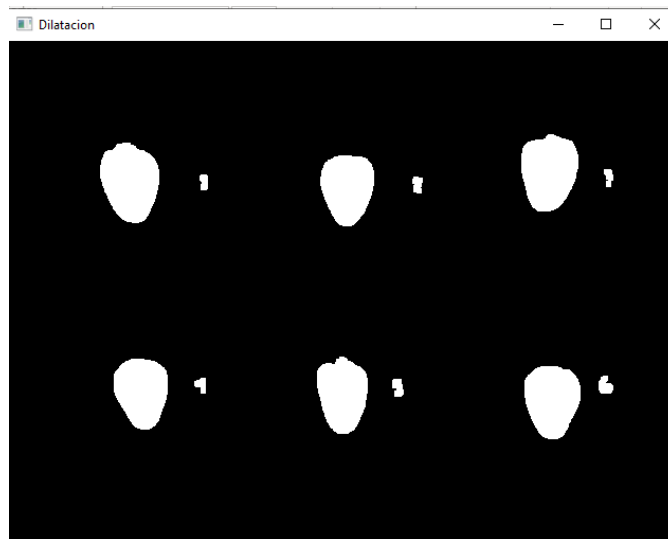


Ilustración 17: Proceso de dilatación Fuente (autor)

Una vez realizado en la transformación del mapa de bits visto en la **ilustración 16**, procederemos a ver lo que ocurre en **ilustración 17**, en el cual se realiza el proceso llamado dilatación, el cual se utiliza un algoritmo para expandir o agrandar las regiones de bits, en este caso los blancos con esto rellenaremos los huecos o suavizar bordes.

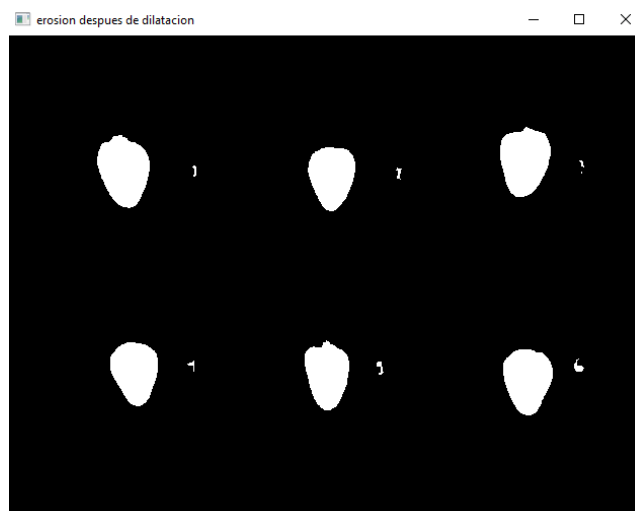


Ilustración 18: Proceso de erosión Fuente (autor)

Una vez revisaste realizar proceso de dilatación procederemos a realizar el proceso de erosión que sería un proceso inverso al proceso de dilatación, esto para devolver al tamaño original del fruto, las fresas, y no cambiar su tamaño en la imagen lo que puede afectar en la siguiente parte del proceso, lo único que se obtuvo o el cambio que se obtuvo fue que los espacios que había entre píxeles blancos dentro de la imagen fueran eliminados y quedarán colores sólidos sin manchas o sin píxeles esparcidos por la imagen.

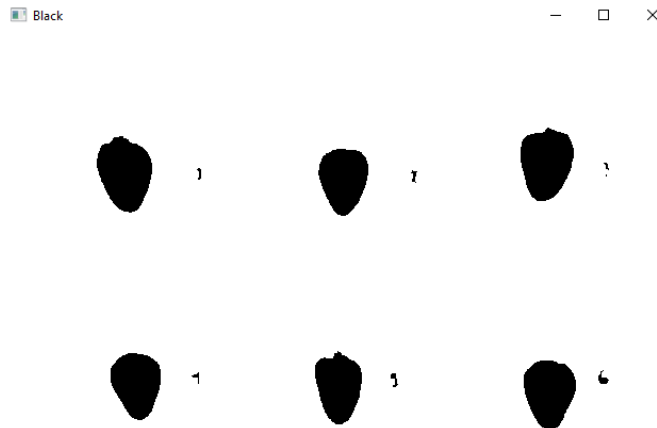


Ilustración 19: Se invierte el mapa de bits Fuente (autor)

Una vez realizado el proceso de erosión en la **ilustración 18**, se procede a hacer una inversión del mapa de bits, de tal manera que nos quede los frutos en este caso eran un 1 serán transformados a 0 y el fondo que eran 0 serán transformados a 1, esto para el siguiente paso a realizar el algoritmo Canny.

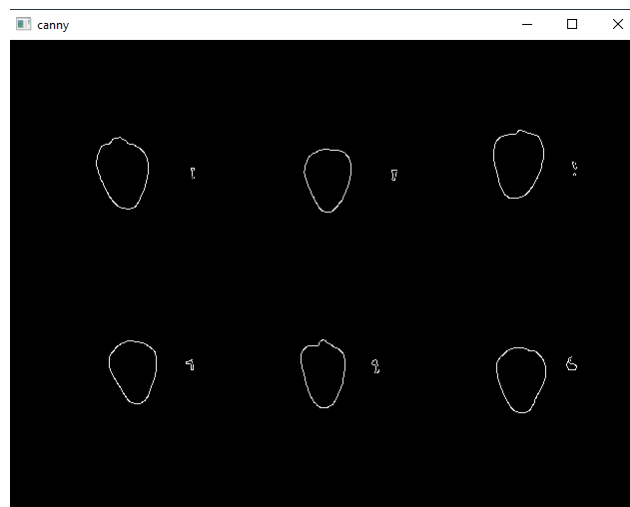


Ilustración 20: Algoritmo canny Fuente (autor)

Haciendo uso el algoritmo Canny podemos ser podemos encontrar los contornos de estos frutos, una vez encontrado esto nos servirá para realizar el proceso de medición o segmentación en el mapa de profundidad.

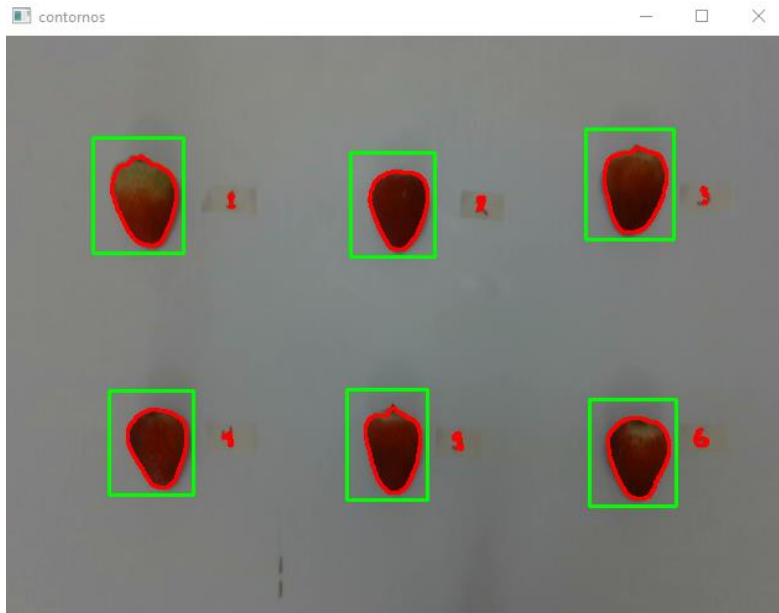


Ilustración 21: Se generan cuadros delimitadores. Fuente (autor)

En esta ilustración podemos observar cómo a partir del algoritmo se hacen la generación de recuadros delimitadores, estos delimitadores se establecen para conocer la cantidad de objetos y la ubicación de los objetos

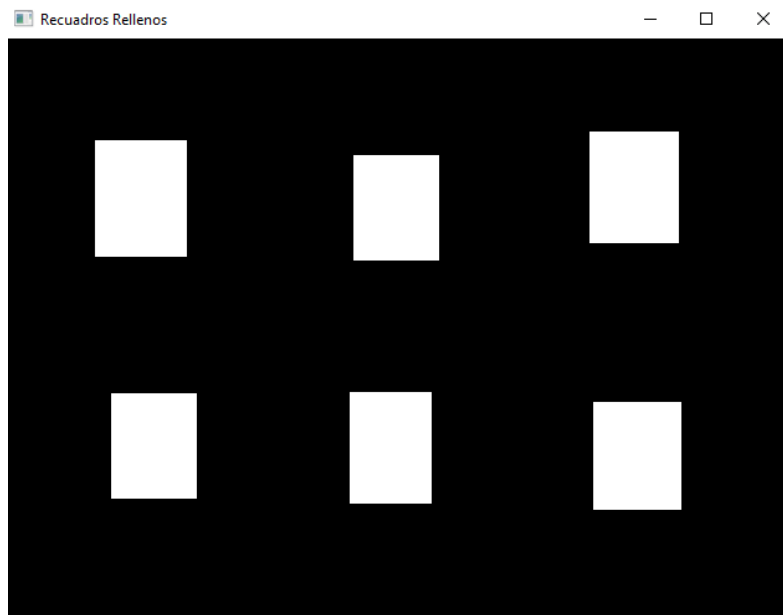


Ilustración 22: Se obtiene una imagen binaria de los recuadros delimitadores. Fuente (autor)

Finalmente, la **ilustración 22**, se puede observar como a partir de esta segmentación y generación de recuadros, se obtiene una imagen binaria de los recuadros de limitadores de la ubicación de los objetos capturada por las imágenes de la cámara, esta imagen binaria será procesada o es la que será utilizada para realizar el proceso de convolución con el mapa de profundidad, esto para obtener las alturas de cada objeto en dichas coordenadas eliminando información excedente.



Ilustración 23: Mediciones con Pie De Rey. Fuente (autor)

En esta **ilustración 23**, se observa como para cada una de las muestras se realizó la toma de medidas de manera horizontal y de manera vertical para obtener datos de ancho y alto del fruto que luego serán comparadas con las obtenidas a partir de la cámara

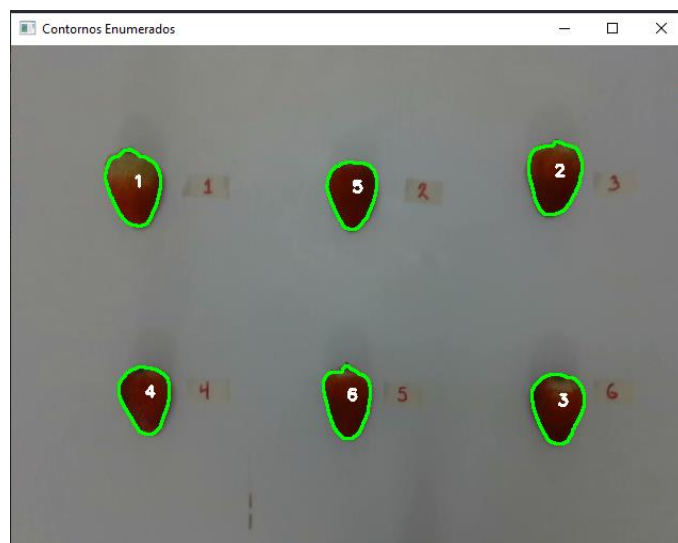


Ilustración 24: Detección de los frutos y le asigna un numero a cada uno. Fuente (autor)

En la **ilustración 24**, se puede observar cómo se hace la enumeración del sistema, se muestra los contornos de cada uno de los frutos y como estos están enumerados correspondientemente.

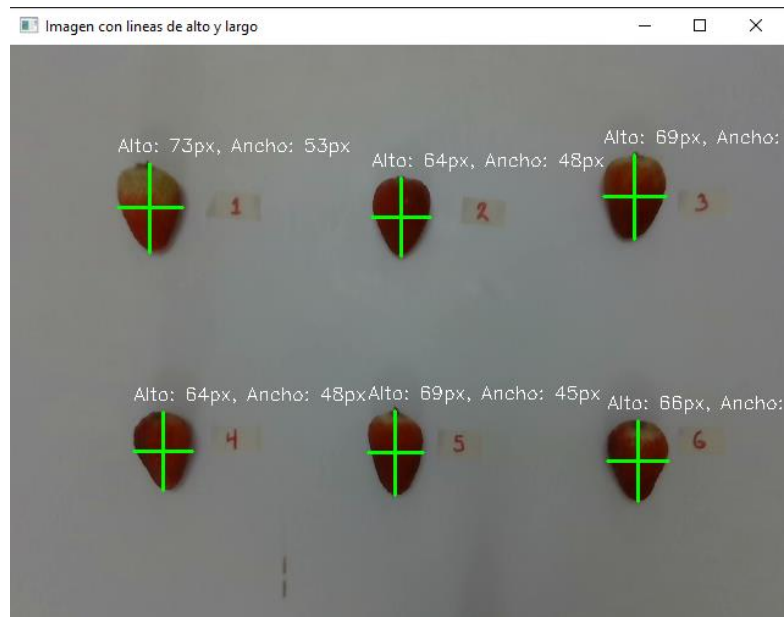


Ilustración 25: Dibuja las distancias de alto y ancho de cada fruto. Fuente (autor)

En la imagen de la **ilustración 25**, se puede observar cómo se realiza el dibujo de las distancias del alto y del ancho de cada fruto con su valor correspondiente en píxeles.

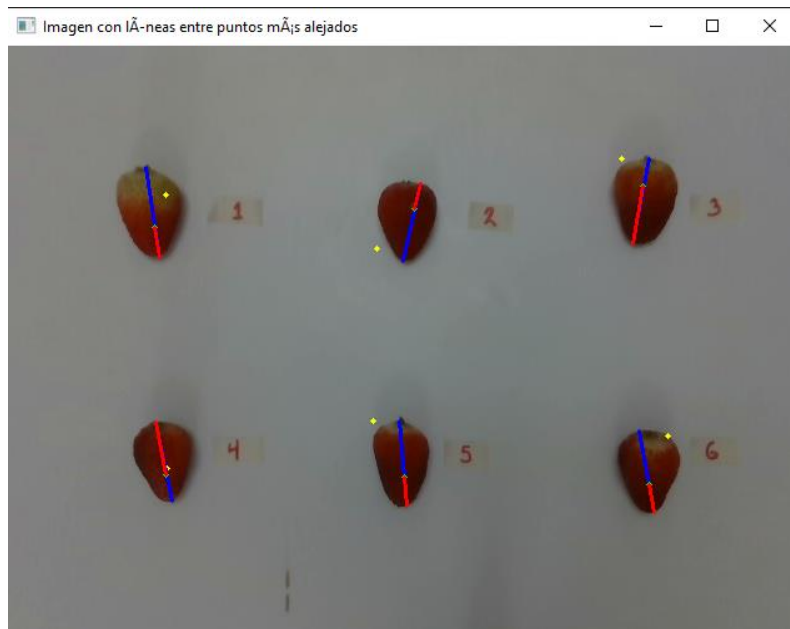


Ilustración 26: Líneas dibujadas. Fuente (autor)

En esta parte se muestran la **ilustración 26**, como se dibujan la línea de las distancias entre los puntos más alejados que en este caso es la línea dibujada en azul, y la línea roja, que es la línea al punto más cercano a la cámara a el punto más cercano y

también se dibuja un punto sobre esa línea azul el cual está ubicada en el punto más alto o más cercano a la cámara, lo cual luego nos servirá para hallar una equivalencia, ayudándonos de la distancia obtenida, esta nos servirá para poder calcular el tamaño del pixel.

```
He encontrado 6 objetos
Tamaño del contorno 1 : 2626.5 píxeles
Fresa 1 - Alto Máximo: 57 píxeles, Ancho Máximo: 68 píxeles
Distancia entre los puntos más alejados en Fresa 1: 72.94518489934754 píxeles
Profundidad punto_intermedio: 337
Profundidad del punto más alejado: 340
Distancia entre punto intermedio y punto más alejado: 47.70744176750625 píxeles
Profundidad max dentro del area: 342
altura maxima dentro del area: 10
Distancia entre el pixel de mayor altura y el pixel mas lejano: 47.70744176750625
Distancia entre los dos puntos en milímetros: 45.066617356974994 mm
Area de un pixel en mm: 0.892355008787346
Volumen fresa 1 : 12228.75 mm3
```

Ilustración 27: Salida por pantalla. Fuente (autor)

En esta imagen se puede observar cuales son los resultados que obtenemos por pantalla del sistema, cuando el sistema está en funcionamiento en una primera línea podemos ver cómo hace una detección de la cantidad de objetos que hay en el área de toma de datos. En una segunda línea podemos ver el tamaño del contorno, nos dan aproximadamente el tamaño de contorno en píxeles, luego hace una etiqueta en el cual enumera el fruto en ese caso comienza con la fresa número “1”, el cual corresponde a la misma etiqueta que podemos ver en la **ilustración 24**, para la fresa número uno podemos observar como el alto máximo de casos de 57 píxeles y de ancho máximo de 68 píxeles, luego nos da una distancia entre los puntos más alejados de la fresa y esto sería la línea azul que podemos ver en la **ilustración 26**, también nos da una estimación del punto de profundidad intermedio o sea el punto central del fruto, este es el punto amarillo que se puede ver en la **ilustración 26**, que es el punto más cercano del fruto a la cámara.

También podemos observar cual es la profundidad del punto más alejado, la distancia entre el punto intermedio y el punto más alejado, esto para hacer luego el cálculo del valor del pixel, También el valor de la profundidad máxima dentro del área y el valor de altura máxima, y final mente obtenemos los valores resultantes del estimado del área de un pixel en mm² y su volumen de la misma manera en mm³.

```
Volumen de la fresa 1 : 12228.75 mm3
Volumen de la fresa 2 : 13501.5 mm3
Volumen de la fresa 3 : 14069.25 mm3
```

Ilustración 28: Volúmenes por Pantalla. Fuente (autor)

En esta **ilustración 28**, podemos observar cómo al final después de realizar la impresión por pantalla de los datos de cada uno de los frutos con sus características individuales, se realiza la impresión por pantalla de los volúmenes en listado de todos los frutos, esto en milímetros cúbicos.

Fres	Medidas tomadas con pie de rey			Medidas tomadas con el sistema		
	Largo (cm)	Ancho (cm)	volumen geometrico mm ³	Largo (cm)	Ancho (cm)	Volume
1	3.7	2.8	13334.53333	3.959	2.996	11063
2	3.1	2.55	9613.404375	3.317	2.7285	13097
3	3.6	2.53	10267.15028	3.852	2.7071	11910
4	3.58	2.25	7722.928125	3.8306	2.4075	11622
5	3.2	2.35	8020.050625	3.424	2.5145	10812
6	3.41	2.38	8581.84922	3.6487	2.5466	9521
7	3.3	2.72	11654.20629	3.531	2.9104	10461
8	3.48	2.61	10855.42196	3.7236	2.7927	11088
9	3.35	2.82	12839.01726	3.5845	3.0174	10457
10	3.26	2.57	10075.88503	3.4882	2.7499	10927
11	3.76	2.71	12433.4389	4.0232	2.8997	12786
12	3.42	2.9	13907.89733	3.6594	3.103	11409
13	3.77	3.6	24993.144	4.0339	3.852	12730
14	3.45	2.95	14573.78667	3.6915	3.1565	9834
15	3.3	2.78	12295.36917	3.531	2.9746	9547
16	3.33	2.73	11818.06353	3.5631	2.9211	12162
17	3.2	2.3	7613.191667	3.424	2.461	10786
18	3.63	2.75	12625.08958	3.8841	2.9425	9310
19	3.45	2.82	13047.10506	3.6915	3.0174	12312
20	3.61	2.97	15187.53159	3.8627	3.1779	10955
21	3.26	2.52	9604.55664	3.4882	2.6964	13437
22	3.04	2.53	9329.205068	3.2528	2.7071	9266
23	3.22	2.72	11499.33312	3.4454	2.9104	9430
24	3.26	2.36	8190.468107	3.4882	2.5252	13705
25	3.25	2.65	10841.56958	3.4775	2.8355	13582
26	3.75	2.74	12749.53145	4.0125	2.9318	13217
27	3.83	3.02	16347.55697	4.0981	3.2314	9452
28	3.66	3.01	15812.74353	3.9162	3.2207	10921
29	3.96	2.75	13278.11146	4.2372	2.9425	13276
30	3.76	2.84	13929.2912	4.0232	3.0388	9719
31	4.01	2.8	13970.488	4.2907	2.996	12014
32	3.78	2.65	11815.47329	4.0446	2.8355	13683
33	3.86	2.85	14261.35013	4.1302	3.0495	12337
34	3.92	2.94	15515.55012	4.1944	3.1458	12548
35	3.7	3.55	23907.99271	3.959	3.7985	13723
36	3.71	3.05	16454.88217	3.9697	3.2635	13101
37	3.91	3.82	29515.80427	4.1837	4.0874	11690
38	3.62	2.9	14348.02067	3.8734	3.103	12543
39	4.07	2.64	12237.10752	4.3549	2.8248	12086
40	4.2	2.63	12361.7684	4.494	2.8141	13324
41	3.58	2.87	13901.82798	3.8306	3.0709	10267
42	3.7	3.02	16037.31136	3.959	3.2314	10794
43	3.56	2.6	10896.21867	3.8092	2.782	9375

Tabla 3: Tabla de datos recolectada. Fuente (autor)

Analizando la **tabla 3**, encontramos dos partes, la primera en la que nos muestra las medidas realizadas con el Pie De Rey, la segunda parte son las medidas tomadas con el proyecto o el sistema, para estas medidas se tomaron la cantidad de 43 muestras o 43 fresas y para cada una de ellos se les tomó el largo y el ancho.

Recordemos que el Pie De Rey tiene un margen de error de 0.05 mm y en la tercera columna podemos observar el valor del volumen geométrico calculado con la fórmula geométrica del cono semiesférico, para lograr esto, se une la el volumen de una semiesfera y el volumen de un cono que es una representación geométrica similar a el fruto que estamos estudiando, también encontramos la cuarta columna y la quinta columna el largo y el ancho calculado por el sistema estos datos son extraídos directamente del sistema mientras se estaban haciendo las mediciones de cada una de los frutos, y por último en la última columna se tiene el valor de el volumen obtenido a partir de a partir del sistema o dado por el sistema.

% Error		
largo	anchc	volumer
8.11	7.14	17.03
6.45	5.88	36.24
8.33	6.72	16.00
6.15	6.67	50.49
6.25	6.38	34.81
5.57	5.04	10.94
6.06	6.62	10.24
6.32	7.28	2.14
7.46	6.38	18.55
7.36	5.06	8.45
6.38	7.01	2.84
8.19	6.90	17.97
6.10	8.33	49.07
7.25	8.47	32.52
6.06	7.91	22.35
8.11	6.23	2.91
6.25	8.70	41.68
7.44	5.45	26.26
7.25	6.38	5.63
8.03	7.74	27.87
7.36	7.14	39.90
8.55	6.72	0.68
5.59	6.62	18.00
7.36	5.93	67.33
7.69	5.66	25.28
6.67	5.84	3.67
7.05	5.96	42.18
6.56	6.31	30.94
6.06	5.45	0.02
6.38	5.63	30.23
7.23	7.14	14.00
5.82	5.66	15.81
6.22	5.26	13.49
7.14	5.44	19.13
8.11	7.04	42.60
7.82	8.20	20.38
7.42	7.33	60.39
7.73	6.90	12.58
8.11	6.06	1.23
7.14	6.46	7.78
6.15	8.01	26.15

Tabla 4 : % de error de las mediciones. Fuente (autor)

En la **tabla 4**, podemos observar cuál es el porcentaje de error del largo, el ancho y el volumen obtenidos, recordemos que el porcentaje de error se haya basándonos en la medida tomada real menos la medida dada por el sistema dividido por la medida teórica, todo esto multiplicado por 100, nos dará el porcentaje de error de las medidas y en esta tabla se encuentra representado los tres.

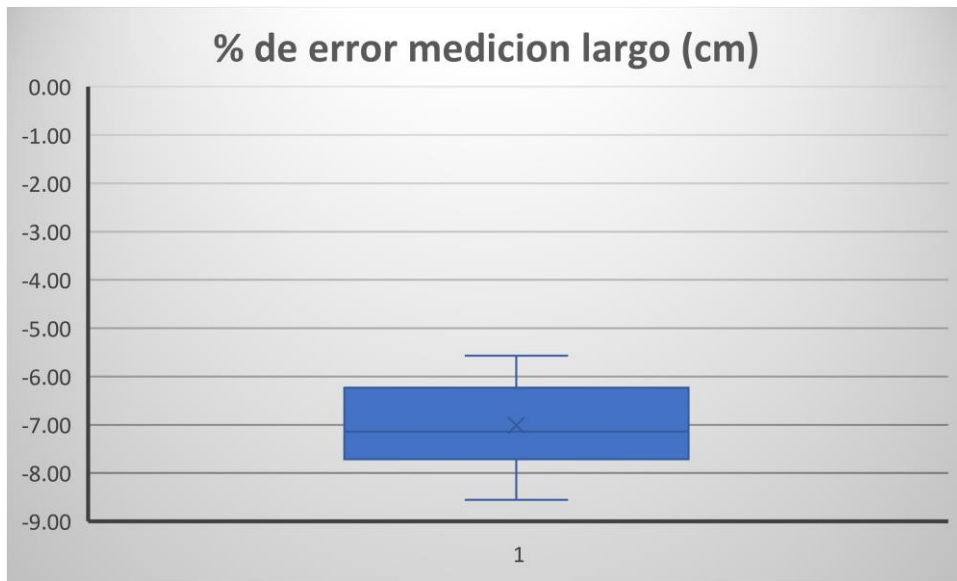


Ilustración 29 : % error largo. Fuente (autor)

En esta figura la **ilustración 29**, podemos observar cual es el porcentaje de error de la medición en el largo aquí podemos observar como la mayoría de roles en la medición está entre rondando entre el 6% y el 8%, lo cual es un buen margen de error teniendo pues palabras aleatorias o hay ocasionales llegando hasta el 5.5% o el 8.5%.

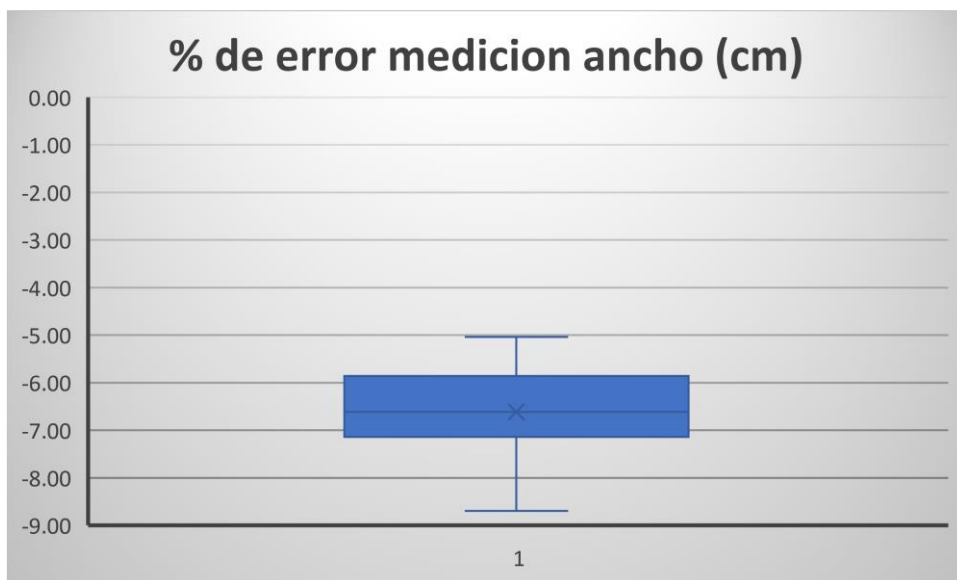


Ilustración 30: % error ancho. Fuente (autor)

Para esta **ilustración 30**, podemos ver cual es el error en la medición del ancho en donde el margen de error están aproximadamente el 6 a 7% con valores ocasionales entre el 5 y el 8.5%.

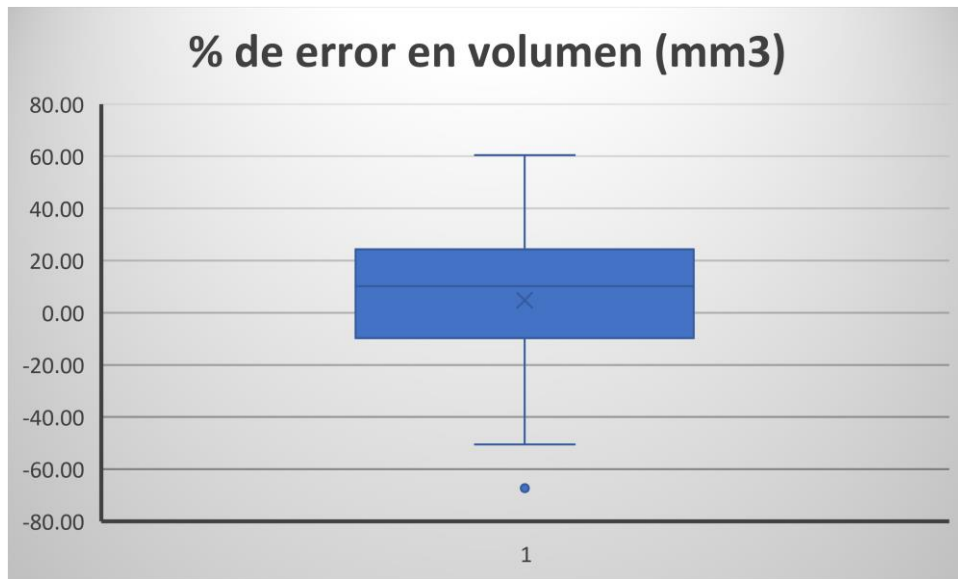


Ilustración 31: % error volumen. Fuente (autor)

En la **ilustración 31**, podemos ver cual es el porcentaje de error en el volumen esto en milímetros cúbicos y del gráfico podemos entender que más o menos un 10 a 30% es el rango de error que está teniendo el sistema al realizar la detección o al realizar el cálculo estimación del volumen de la fresa.

5.1 Análisis e interpretación de la información

Se comenzará realizando un análisis de las ilustraciones. Podemos observar la conexión establecida entre el equipo de cómputo y la cámara RealSense, respaldada por la maqueta donde se encuentra el área de toma de datos. Como se sugirió, se diseñó la maqueta de manera que no se viera afectada por el movimiento y tampoco por factores lumínicos exteriores, lo que nos permite un mayor contraste con las fresas.

A partir de la **ilustración 13** hasta la **ilustración 20**, podemos ver el paso a paso del proceso de transformación de la imagen. Todos estos procesos tienen su funcionalidad. En una primera instancia, se realiza el cambio de color a HSV, debido a que el color rojo, en este caso, resalta más en el espacio de color HSV, lo que facilita su identificación. Una vez identificado, se separa mediante los algoritmos de K-means y se escala a grises. Luego se convierte en una imagen binaria más manipulable para el siguiente paso, donde estas imágenes binarias se utilizan para obtener los sectores donde se encuentran los frutos.

Una vez que tenemos las coordenadas de las áreas donde se encuentran los frutos, estas áreas se extraen de la información de los mapas de profundidad suministrados junto

con las imágenes (frames). Estas áreas son fundamentales ya que contienen los valores de profundidad para cada píxel. Al realizar las operaciones correspondientes, se establece un sistema de cálculo para determinar el área de un píxel, el cual posteriormente se opera con los valores de tamaño de cada píxel en dicha área. Esta operación se repite para cada área y es independiente de la cantidad de frutos dentro del área. Al realizar la suma de los valores de profundidad con los valores de área correspondientes, se obtiene el volumen del fruto.

Una vez realizado el proceso digital, se procede a realizar una toma de mediciones de manera manual, como se observa en la **ilustración 23**, donde se utiliza un Pie De Rey. Este instrumento tiene un margen de error de 0.05 mm, lo cual es más que suficiente para los datos tomados. Al comparar las dos mediciones, se encontró que la diferencia obtenida con el sistema es de aproximadamente un 30 por ciento, debido a que en el diseño del sistema no se tuvo en cuenta el área que no se ve desde la toma frontal. Esto genera que se tomen en cuenta los vacíos de la parte posterior del fruto, agregando un porcentaje extra al valor del volumen. El error en la aproximación teórica ocurre en el tipo de figuras a las cuales intentamos aproximar a la fresa, ya que la fresa no es completamente esférica y la terminación del fruto no es tan homogénea como la de un cono. Por lo tanto, la aproximación geométrica excluye muchos factores o volúmenes agregados que están siendo excluidos.

Uno de los análisis que debemos tener en cuenta es en la parte de la estimación o el algoritmo de estimación del área del píxel. Recordemos que este algoritmo estima el tamaño del píxel con el teorema de Pitágoras, en el cual el programa calcula la distancia entre el píxel más alejado y el píxel con menor profundidad para encontrar el valor del tamaño del píxel y, consecuentemente, el valor del área del píxel. El área del píxel es independiente para cada uno de los frutos, es decir, que el área de un píxel dada por el programa es diferente para cada uno de los frutos.

Por lo tanto, las mediciones de volumen dependerán del valor del área del píxel dado por el sistema. Este cálculo es uno de los principales factores que afectan el programa. Cuando se mantiene un rango de área de píxel entre aproximadamente 1.5 y 0.3 o 0.4, se obtienen valores relativamente similares a los valores teóricos. Cuando el valor del área del píxel supera este rango o está por encima de este rango, los valores comienzan a distorsionarse o a alejarse de los valores.

6. Conclusiones y Trabajos futuros

En este trabajo de investigación se obtuvieron varias conclusiones. En una primera instancia, el proyecto se definió con la intención de establecer técnicas para estimar las medidas de las fresas. Durante el proceso de diseño, se trabajó con diferentes aspectos, siendo el principal el algoritmo de estimación diseñado de tal forma que realiza el cálculo de las dimensiones basándose en la distancia al fruto.

Este proceso de recalcular nos permite obtener medidas específicas para cada fresa, pero al mismo tiempo es un limitante. Esto se evidenció en la fluidez del programa, ya que, a pesar de que estamos trabajando con una resolución baja de 640 x 480 en el video de la cámara en vivo, se presentan interrupciones. Recordemos que la cámara RealSense genera una imagen RGB y un mapa de profundidad donde para cada píxel el valor varía. Esta cantidad de información se repite aproximadamente 60 veces por segundo (60fps), por lo cual el sistema consume muchos recursos digitales. Se recomienda que para trabajos futuros se utilicen dispositivos más actualizados o con una mayor capacidad de procesamiento.

Otra conclusión a la que se pudo llegar es al realizar el cambio en la resolución de la imagen. El sistema se diseñó de tal forma que los parámetros puedan ser cambiados, siendo uno de estos parámetros la resolución a la cual funciona la cámara. Al haber una mayor resolución, implica una mayor cantidad de píxeles y, por ende, el mapa de datos de profundidad también será correspondiente a la resolución aplicada. Teniendo esto en cuenta, al aumentar la resolución se vio un cambio en la estimación de los datos.

Un análisis que podemos encontrar es en las tablas, específicamente en la primera tabla (Tabla 3). Podemos ver que los valores del volumen geométrico y el volumen obtenidos por el sistema son relativamente similares. Esto nos da más o menos un valor de error cercano al 8% para la medición del largo y del ancho. Recordemos también que nos da un error de alrededor del 10% al 30% en los valores del volumen. Por lo cual, podemos decir que el sistema puede utilizarse para realizar estas medidas o encontrar estas medidas. Recordemos que estamos trabajando en un ambiente controlado y estas tomas se están realizando de forma frontal, eliminando varias de las variables externas que pueden afectar esta medida.

En las aproximaciones teóricas también se presenta un fallo, ya que en la aproximación geométrica utilizada se excluyen valores de volumen debido a que es una figura ideal. Por su parte, las fresas contienen deformidades y no todas presentan una terminación en punta. Esta puede ser de mayor tamaño, lo cual agregaría un volumen extra a los datos tomados por el sistema. En la aproximación teórica, no se tendría en cuenta este factor. Es recomendable utilizar métodos como el de Arquímedes para determinar el volumen mediante el desplazamiento del agua, lo cual es ideal para hallar el volumen de elementos no homogéneos.

Finalmente, este trabajo nos permite establecer que los sistemas de visión artificial para sectores como la agricultura, especialmente o específicamente para sectores de las fresas, pueden ser de gran utilidad. Presentan una solución a una problemática que se había venido presentando desde hace ya muchos años, que es no tener la capacidad de realizar una correcta estimación del volumen del producto manejado. Recordemos que esto puede ser un factor determinante para los cultivadores que afecta el precio en el mercado.

7. Referencias

- Chu, P., Li, Z., Zhang, K., Lammers, K., & Lu, R. (2024). High-precision fruit localization using active laser-camera scanning: Robust laser line extraction for 2D-3D transformation. *Smart Agricultural Technology*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100391>
- Condotta, I. C. F. S., Brown-Brandl, T. M., Pitla, S. K., Stinn, J. P., & Silva-Miranda, K. O. (2020). Evaluation of low-cost depth cameras for agricultural applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 173. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105394>
- Dhanush, G., Khatri, N., Kumar, S., & Shukla, P. K. (2023). A comprehensive review of machine vision systems and artificial intelligence algorithms for the detection and harvesting of agricultural produce. *Scientific African*, 21. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01798>
- Elena Ruiz Rivera, M., Eduardo Yarasca Carranza, J., & Ruiz Lizama, E. (2013). *Análisis de la compresión de imágenes utilizando clustering bajo el enfoque de colonia de hormigas*. 118–131.
- Feng, G., Qixin, C., & Masateru, N. (2008). Fruit Detachment and Classification Method for Strawberry Harvesting Robot. In *International Journal of Advanced Robotic Systems* (Vol. 5, Issue 1).
- Ge, Y., Xiong, Y., & From, P. J. (2023). Three-dimensional location methods for the vision system of strawberry-harvesting robots: development and comparison. *Precision Agriculture*, 24(2), 764–782. <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09974-4>
- Ge, Y., Xiong, Y., Tenorio, G. L., & From, P. J. (2019b). Fruit Localization and Environment Perception for Strawberry Harvesting Robots. *IEEE Access*, 7, 147642–147652. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2946369>
- Jeong, H., Moon, H., Jeong, Y., Kwon, H., Kim, C., Lee, Y., Yang, S., & Kim, S. (2022). *Technology for Strawberry Size Measurement and Weight Prediction Using AI*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.0092316>
- Jol, C., Wen, J., & Van Gemert, J. (2021). *Non-Destructive Infield Quality Estimation of Strawberries using Deep Architectures*.
- Liu, H., Lei, D., Zhu, Q., Sui, H., Zhang, H., & Wang, Z. (2021). Single-image depth estimation by refined segmentation and consistency reconstruction. *Signal Processing: Image Communication*, 90. <https://doi.org/10.1016/j.image.2020.116048>

- Murillo, M. C., Lamont, G., Delia, A., & Rasgado, C. (2016). Segmentación de imágenes de color imitando la percepción humana del color Image Segmentation by Mimicking the Human Perception of Color. In *Research in Computing Science* (Vol. 114).
- Oo, L. M., & Aung, N. Z. (2018a). A simple and efficient method for automatic strawberry shape and size estimation and classification. *Biosystems Engineering*, 170, 96–107. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.04.004>
- Oo, L. M., & Aung, N. Z. (2018b). A simple and efficient method for automatic strawberry shape and size estimation and classification. *Biosystems Engineering*, 170. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.04.004>
- Serna Palomino, Dra. N. La. (2009). *Técnicas de Segmentación en Procesamiento Digital de Imágenes*.
- Sreejith, S., Khanna Nehemiah, H., & Kannan, A. (2020). A Classification Framework using a Diverse Intensified Strawberry Optimized Neural Network (DISON) for Clinical Decision-making. *Cognitive Systems Research*, 64, 98–116. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2020.08.003>
- Steorts, R. C. (2017). *K-means Clustering*.
- Rubén Wainschenker (2011). *Tratamiento de la Imagen Digital Imagen Digital ¿Qué es la imagen digital?*
- Wainschenker Mg Ing José María Massa Mg Ing Paula Tristan, R. (2011). *Procesamiento Digital de Imágenes Clase Teórico Práctica N° 1 Optativa Área Procesamiento de señales Primer cuatrimestre de 2011*.
- Yoon, S.-H., Profesor, B., Claudio, G. :, Figueroa, C., Co-Referente, P., & Arancibia, R. A. (2014). *ALGORITMOS DE PROCESAMIENTO DE IMAGEN APLICADOS A LA DETECCIÓN DE FIGURAS GEOMETRICAS Y SUS PROPIEDADES ESPACIALES*.
- Intelrealsense. (2024). *intelrealsense*. Obtenido de Beginner's guide to depth : <https://www.intelrealsense.com/beginners-guide-to-depth/>

