

TRABAJO DE GRADO

**Desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo de
los cambios de color en lomos de bovino**

8 de mayo de 2023

Facultad de Ingeniería – Programa de Ingeniería Electrónica

Universidad del Quindío

Desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo de los cambios de color en lomos de bovino

MATEO VALENCIA BUITRAGO

UNIVERSIDAD DEL QUINDÍO
FACULTA DE INGENIERÍA
INGENIERÍA ELECTRÓNICA
ARMENIA

2023

Desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo de los cambios de color en lomos de bovino

INFORME FINAL

MATEO VALENCIA BUITRAGO

Código: 1094963082

mvalenciab@uqvirtual.edu.co

Director: Álvaro Andrés Navarro Pérez

Co-Director: Olga Lucia Torres Vargas

UNIVERSIDAD DEL QUINDÍO

FACULTA DE INGENIERÍA

INGENIERÍA ELECTRÓNICA

ARMENIA

2023

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mi profunda gratitud a mi director Álvaro Andrés Navarro Pérez y co-directora Olga Lucía Torres Vargas, por sus orientaciones, paciencia y apoyo constante durante todo el proceso de investigación y escritura de este proyecto. Sin su guía y consejos, este proyecto no habría sido posible.

Agradecer a mis familiares y amigos, por su incesante apoyo, comprensión y paciencia durante todo mi período de estudio. Sus palabras de aliento me han motivado y me han dado la fuerza necesaria para superar todos los obstáculos que se presentaron en el camino.

También quiero expresar mi agradecimiento a todos los participantes que colaboraron en mi investigación. Sin su valioso tiempo y contribución, mi trabajo no habría sido posible.

Agradezco especialmente al grupo de investigación GIDET y al Grupo de Investigación en Ciencias Agroindustriales (GICA) por proporcionar los recursos necesarios para llevar a cabo esta investigación. Su apoyo financiero y técnico fueron fundamentales para la realización de este proyecto.

Por último, pero no menos importante, quiero agradecer a todos mis compañeros de clase por su amistad, apoyo y colaboración a lo largo de mi carrera universitaria. Sus comentarios y críticas constructivas me ayudaron a mejorar mi trabajo y a crecer como persona.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN.....	9
OBJETIVOS.....	10
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN.....	11
CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL.....	13
2.1 EL COLOR COMO ATRIBUTO DE CALIDAD EN LA CARNE.....	13
2.2 MODELO DE COLOR RGB Y ESPACIO DE COLOR CIE L*a*b*.....	13
2.3 CÁMARA WEB.....	16
2.5 GABOR KERNEL COMO CARACTERÍSTICA DE TEXTURA.....	16
2.3 ENTROPIA PARA LA CARACTERIZACIÓN DE TEXTURA EN IMÁGENES.....	17
2.4 SISTEMA VISIÓN ARTIFICIAL.....	18
CAPÍTULO 3: IMPLEMENTACIÓN.....	19
3.1 ETAPA DE HARDWARE.....	19
3.2 ETAPA DE SOFTWARE.....	21
CAPÍTULO 4: RESULTADOS.....	28
CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES.....	45
TRABAJOS FUTUROS.....	46
REFERENCIAS.....	47

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Modelos de color sistema RGB [21].....	14
Figura 2. Espacio de color CIEL *a*b*.....	15
Figura 3. Resultado de histograma de una imagen en escala de grises.....	17
Figura 4. Componente hardware del Sistema de Visión Artificial.....	19
Figura 5. Cámara web Logitech PRO C920 Full HD [34].....	20
Figura 6. Raspberry Pi 4 [35].....	20
Figura 7. Cinta de Led blanca.....	21
Figura 8. Prototipo del Equipo de Sistema de Visión Artificial.....	21
Figura 9. Etapas de la clasificación establecida en el diseño del software.....	22
Figura 10. Parámetros de calibración aplicada a la cámara web Logitech PRO C920 Full HD del SVA.....	22
Figura 11. Distorsión radial. Tomado de [39].....	23
Figura 12. Patrón utilizado para la calibración.....	23
Figura 13. Tomas utilizadas en la calibración de la cámara LogiTech PRO C920 Full HD.....	24
Figura 14. Imagen patrón.....	24
Figura 15. Imagen segmentada obtenida de: [43].....	25
Figura 16. Esquema ilustrativo del procesado de una imagen por un banco de Filtros de Gabor [48]..	26
Figura 17. Secuencia del proceso general del algoritmo implementado.....	27
Figura 18. Medidor de Colorímetro CR-400[50].....	27
Figura 19. Sistema de Visión Artificial (SVA) para la medición y análisis de color en muestras de lomos de bovino.....	28
Figura 20. Iluminación led blanca.....	29
Figura 21. Posicionamiento cámara web LogiTech PRO C920 Full HD.....	29
Figura 22. Compartimiento de adquisición de imagen.....	30
Figura 23. Interfaz de inicio de sesión o login del SVA.....	31
Figura 24. Etapas de sincronización entre el componente hardware y el software del SVA.....	31
Figura 25. Mensaje de conexión fallida.....	32
Figura 26. Imagen de lomo de bovino antes y después del proceso de calibración.....	33
Figura 27. Interfaz visual del SVA diseñada en Python 3.9 para llevar a cabo la medición de color de las muestras de lomos de bovino.....	33

Figura 28. Etapas que se ejecutan para adquisición, procesamiento y generación de la imagen en el SVA.....	34
Figura 29. Proceso de segmentación de la imagen.....	34

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Valores matriz de cámara.....	32
Tabla 2. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 1 de almacenamiento a 4°C.....	36
Tabla 3. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 2 de almacenamiento a 4°C.....	37
Tabla 4. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 3 de almacenamiento a 4°C.....	38
Tabla 5. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 4 de almacenamiento a 4°C.....	39
Tabla 6. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 5 de almacenamiento a 4°C.....	40
Tabla 7. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 6 de almacenamiento a 4°C.....	41
Tabla 8. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 7 de almacenamiento a 4°C.....	42
Tabla 9. Coordenadas CIEL*a*b* en muestras de lomos de bovino durante el tiempo de almacenamiento a 4°C, adquiridas en el SVA y el CM	44

RESUMEN

Un sistema de visión artificial es un conjunto de tecnologías y técnicas utilizadas para capturar, procesar y analizar imágenes para realizar una tarea específica, como el reconocimiento de objetos o patrones de medida. Estos sistemas se basan en algoritmos de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático para interpretar la información visual.

El proyecto que se presenta a continuación fue realizado en dos etapas, en la primera etapa se realizó la construcción del sistema electrónico de visión artificial (SVA) para el análisis de color en función de las coordenadas CIEL*a*b* y textura mediante el filtro Gabor Kernel de lomos bovino y sus componentes físicos, en la segunda etapa fue realizada la programación del sistema de medida hardware en el sistema Python 3.9. Ambos sistemas debidamente sincronizados se encargan de presentar al usuario los parámetros de color en el sistema CIEL*a*b* y de textura en muestras de lomos de bovino fresco y almacenados durante 6 días.

El sistema de visión artificial obtenido fue comparado con un colorímetro Minolta CR-400 (CM), los resultados obtenidos en las muestras de lomos de bovino indicaron que no hay diferencias significativas para los valores de L* (Luminosidad) durante el tiempo de almacenamiento. Los cambios producidos en b*(amarillo-azul) y a*(rojo-verde) fueron estadísticamente significativos para los lomos de bovino y atribuidos a la adecuación previa que debió realizarse a los lomos antes de realizar la adquisición de las imágenes.

Por lo tanto, El sistema de visión artificial construido presenta un potencial uso para la determinación del color y textura durante el almacenamiento de lomos de bovino en tiempo real, de una forma no invasiva y a bajo costo.

OBJETIVOS

GENERAL

Desarrollar un sistema de visión artificial para la determinación de parámetros de calidad en lomos de bovino a partir de la frescura medida desde sus características de color y textura.

ESPECÍFICOS

- Realizar medidas de frescura de lomos de bovino desde el color y textura con base en procesamiento digital de imágenes a través de un sistema embebido.
- Desarrollar un algoritmo para la extracción de características de color usando el espacio L^*a^*, b^* y extracción de características de textura a partir de la imagen obtenida.
- Validar la técnica de identificación sobre muestras de lomos de bovino con distintos niveles de frescura.
- Implementar una interfaz que permita la visualización de la información y la interacción con el usuario.

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

Cuando los consumidores consideran comprar carne fresca, el color se utiliza como un parámetro de calidad y la evaluación del producto se basa en experiencias anteriores que determinan la compra. [1] Este hecho hace que la evaluación del color no sea un factor de control de calidad sólo para el productor y el fabricante, también es importante en la investigación y el desarrollo de productos alimenticios. Por lo tanto; es importante que la evaluación del color se realice de manera coherente y objetiva, para obtener resultados fiables y reproducibles [2] que reflejen la percepción humana y puedan realizarse de una manera no invasiva.

Algunas aplicaciones de imágenes multiespectrales se han realizado para discriminar entre las sustancias naturales y artificiales añadidas en filetes de salmón [3]. También se han utilizado para comparar la percepción de un colorante visible por el ojo humano, un colorímetro y espectros de reflectancia de un sistema de imágenes multiespectral, obteniendo en el colorímetro discriminaciones menos deseables que en los otros dos instrumentos. En un estudio relacionado para la evaluación del deterioro de la carne [4] utilizaron espectros de reflectancia (Videometer Lab) e investigaron la capacidad del sistema de imágenes multiespectral para evaluar color de la carne transformando las medidas al sistema CIEL*a*b*.

Estudios realizados utilizando sistemas de visión artificial para la evaluación del color, se han centrado en la conversión de las imágenes obtenidas mediante el sistema de medida de color RGB al sistema CIEL*a*b* [5]. En el campo de la investigación existe una amplia posibilidad de aplicar los SVA para evaluar la calidad de la carne, debido a las correlaciones significativas existentes entre el color y las características de calidad más comunes como: el pH y la capacidad de retención de agua (CRA) [6]. En los últimos años, se han realizado estudios para establecer la posible aplicación del SVA en la carne de vacuno [7] y cerdo [8]. Investigaciones realizadas por Chmiel [9] demostraron que SVA puede utilizarse para detectar defectos en carne tipo PSE (pálida, suave y exudativa) en músculos *Longissimus lumborum* y en carnes DFD (oscuro, firme y seco) en músculos *Semimembranoso* de carne de bovino. Los resultados obtenidos utilizando SVA en la evaluación de la calidad de la carne, determinaron que el método tenía 90% de eficacia.

En cuanto al contexto nacional, se han estado implementando sistemas de visión artificial principalmente en la recolección y selección de frutas de acuerdo al estado de madurez, por medio del procesamiento de imágenes [10]. Otros proyectos se han enfocado en la selección del grano de café a través del estudio de la gama de colores del fruto [11]. Teniendo en cuenta que Colombia es un país en el que su economía se basa principalmente en la producción de bienes primarios el cual representa 6% del PIB nacional, la ganadería genera 810 mil empleos directos que representan el 6% del empleo nacional y el 19% del empleo agropecuario (Federación Colombiana de Ganaderos (FEDEGAN) 2020) [12]. La preocupación por producir alimentos agrícolas efectivos y seguros está creciendo, las metodologías tradicionales se han venido complementando con tecnologías innovadoras para el mejoramiento de la información y comunicación, acelerando la productividad agrícola de manera precisa, así como promoviendo el desarrollo de alta calidad y rendimiento [13]. La producción de carne de bovino según cifras del DANE en 2021 fue de 758 mil toneladas de origen formal, equivalentes a un 2% más que lo reportado en 2020 cuando en total se produjeron 743 mil toneladas [14]. El aumento en la demanda de carne trae nuevos desafíos a la industria alimenticia que busca satisfacer a los consumidores, brindándoles alimentos de alta calidad mediante la evolución de la idoneidad para su consumo y garantizando su conservación durante un periodo específico.

Por otro lado, los lugares de compra de carne de bovino para consumo más recurrente en la población colombiana son las plazas y famas, lugares que no mantiene las mejores condiciones de calidad. Partiendo de ello, la ausencia de la evaluación sistemática de la calidad de la carne mediante técnicas rápidas, confiables y no invasivas ha sido un obstáculo para la mejora del control de la calidad de la industria cárnica. Así, por medio de procesos innovadores como el diseño y construcción de sistemas de visión artificial, se podría ayudar la industria a predecir la vida útil de los productos de manera visual, a través de un procesamiento de datos en línea en función del color, que evalúa características externas de la carne en imágenes muy similares a la real, de forma fácil, no invasiva, in situ, a bajo costo y en menor tiempo.

CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL

2.1 EL COLOR COMO ATRIBUTO DE CALIDAD EN LA CARNE

La carne es un componente esencial en las dietas humanas, proporciona nutrientes de alta calidad como proteínas y grasas, micronutrientes esenciales, que incluyen hierro, zinc y vitamina B [15]. A nivel mundial, la carne se presenta como un medio para reducir la desnutrición y aumentar la seguridad alimentaria y nutricional [16]. Los consumidores son cada vez más conscientes de la interrelación entre la dieta, la salud y el bienestar general, del mismo modo tienden a buscar alimentos con propiedades promotoras de la salud [17], de origen natural, que garanticen la calidad e inocuidad, obtenidos con sistemas de producción que no afecten el medio ambiente, innovadores y con tecnologías de envasado que permitan monitorear y obtener información acerca de la calidad, fabricación o tiempo óptimo de consumo del alimento [18]. Asimismo, requiere de un periodo de varios días para que adquiera las características organolépticas óptimas para su consumo. El proceso de conservación del músculo puede dividirse en tres fases: la fase de pre-rigor durante la cual el músculo permanece excitable; el rigor, momento en el que las reservas energéticas del músculo se agotan y se alcanza la rigidez máxima y por último la fase post-rigor, periodo de maduración donde se produce el ablandamiento o tenderización de la carne por la acción de sistemas enzimáticos endógenos. [19]

Siendo así el color es uno de los atributos de calidad más importantes que los consumidores toman en consideración durante su compra al por menor [20], especialmente cuando la carne se vende envasada y cuando no se pueden evaluar otros atributos, como el aroma o la textura. Con base en el color de la carne cruda, los consumidores evalúan su frescura e idoneidad para el consumo, o incluso predicen la calidad sensorial de un producto cocinado, factores que contribuye a la rentabilidad de la industria cárnica y convierten al color en un parámetro importante para evaluar la calidad de la carne. Los consumidores exigen cada vez alimentos más seguros y nutritivos, ya que están más interesados en conocer la procedencia del alimento, el manejo postproducción, el estado fisicoquímico y las características organolépticas antes de comprarlos. Para Colombia, el Decreto 1500 de 2007 establece los requisitos que deben cumplir la carne y los derivados cárnicos destinados para el consumo humano, fija los requisitos sanitarios y de inocuidad que se deben cumplir en su producción primaria, beneficio, desposte, desprese, procesamiento, almacenamiento, transporte, comercialización, expendio, importación o exportación [21].

2.2 MODELO DE COLOR RGB Y ESPACIO DE COLOR CIE $L^*a^*b^*$

El color de la carne es un factor importante que afecta su calidad, apariencia y aceptación por parte de los consumidores. El color de la carne puede variar según la especie animal, la edad, el género, la dieta y otros factores. En general, la carne fresca y de alta calidad se caracteriza por tener un color rojo brillante y uniforme, mientras que la carne descompuesta o de baja calidad puede tener un color marrón o grisáceo. En la industria cárnica, el color de la carne se utiliza como un indicador de frescura y calidad, ya que la carne fresca tiene un color rojo brillante debido a la presencia de mioglobina, una proteína que se encuentra en los músculos de los animales.

En cuanto a el modelo de color RGB utiliza las coordenadas rojas (R, del inglés Red), verde (G, del inglés Green) y azul (B, del inglés Blue) para definir la cantidad de luz de cada color en un color

determinado. En una imagen de 24 bits, cada componente se expresa como un número entre 0 y 255. En una imagen basada en un mayor número de bits, como una imagen de 48 bits, el rango de valores es también mayor. La combinación de estos componentes define un color específico [22].

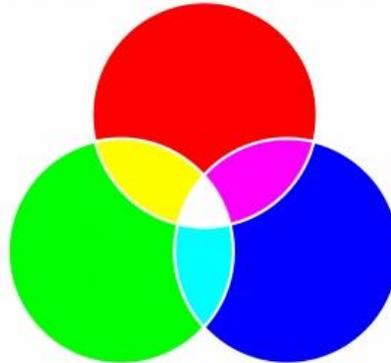


Figura 1. Modelos de color sistema RGB [21]

Es importante mencionar que, en los modelos de color aditivos, como RGB, el color se produce a partir de la luz transmitida. RGB se utiliza, por lo tanto, en monitores, donde las luces roja, azul y verde se mezclan de distintas formas para reproducir un amplio rango de colores. Cuando las luces se combinan en su máxima intensidad, el ojo percibe el color resultante como blanco. En teoría, los colores mezclados siguen siendo rojo, azul y verde, pero los píxeles del monitor se encuentran demasiado juntos para que el ojo humano pueda diferenciar los tres colores. Cuando el valor de cada componente es 0, esto indica que hay una ausencia de luz y el ojo percibe el color negro. El color blanco es el resultado de combinar los tres colores RGB en su máxima intensidad. RGB posibilita el almacenamiento y visualización en pantalla de una amplia gama de colores.

CIEL*a*b*

En cuanto a el espacio de color CIEL*a*b*, es uno de los espacios de color más utilizados para evaluar el color en el área de alimentos [23]. Es un espacio de color ampliamente usado porque correlaciona los valores numéricos de color consistentemente con la percepción visual humana. Por lo tanto, investigadores y fabricantes lo usan para evaluar los atributos de color, identificar inconsistencias, y establecer tolerancias de color. CIEL*a*b* (Figura 2), es un sistema cartesiano formado por tres (3) ejes. Un eje vertical (L^*) y dos (2) ejes horizontales (a^* y b^*) [24]. El eje vertical L^* , representa la medida de luminosidad de un color, variando desde cero para un negro hasta 100 para un blanco. El eje horizontal a^* , representa una medida del contenido de rojo o de verde de un color. Si un color tiene rojo, a^* es positivo, mientras que, si un color tiene verde, a^* es negativo. El eje horizontal b^* , perpendicular al eje a^* , representa una medida del contenido de amarillo o de azul de un color. Valores positivos de b^* indican contenido de amarillo, mientras valores negativos de b^* indican contenido de azul.

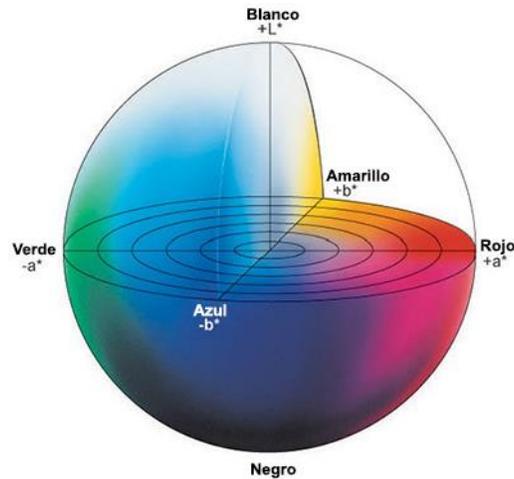


Figura 2. Espacio de color CIEL*a*b*

En cuanto a las mediciones instrumentales de color de materiales sólidos y semisólidos se realizan generalmente usando colorímetros digitales, los cuales son fáciles de utilizar y calibrar, y poseen una fuente de iluminación estándar incorporada. Sin embargo, dichos equipos tienen una serie de limitaciones: requieren servicio especializado de mantenimiento y/o reparación, son comparativamente costosos, su área de medición es pequeña, no se pueden usar para muestras muy pequeñas, y el equipo debe ponerse en contacto con la superficie a medir [25].

Del mismo modo la determinación de color también puede realizarse con cámaras digitales. Para esto se utiliza un sistema de visión computacional, compuesto por un ambiente de iluminación controlada, una cámara digital y un programa para procesar la información obtenida. Las cámaras digitales permiten obtener, de una sola vez, una gran cantidad de información espacial, permiten realizar mediciones de superficies muy grandes y/o muy pequeñas, son equipos considerablemente más económicos y en el mercado hay gran variedad de marcas, modelos y características, no requieren un contacto directo con la superficie a medir. Las cámaras digitales brindan información en el espacio de color Rojo, Verde, Azul (RGB), el cual debe transformarse al espacio de color CIEL*a*b*, usando modelos teóricos [26] como se representa a continuación.

Luminosidad L^*
$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16$$
 Ecuación (1)

Coordenadas cromáticas: a^*
$$a^* = 500 \left[\left(\frac{X}{X_n} \right)^{1/3} - \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} \right]$$
 Ecuación (2)

Coordenadas cromáticas: b^*
$$b^* = 200 \left[\left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - \left(\frac{Z}{Z_n} \right)^{1/3} \right]$$
 Ecuación (3)

2.3 CÁMARA WEB

Las cámaras web puede ser utilizada como un dispositivo de entrada de video en sistemas de visión artificial. Sin embargo, no están diseñadas específicamente para aplicaciones de visión artificial y pueden tener limitaciones en términos de resolución, velocidad de fotogramas y calidad de imagen [27]. Para aplicaciones más exigentes, actualmente se pueden utilizar cámaras especializadas en visión artificial, que suelen tener una mayor resolución, una mayor velocidad de fotogramas y capacidades de procesamiento de imagen integradas para realizar tareas como la detección de objetos, el seguimiento de objetos y la medición de distancias. En general, la elección de la cámara dependerá del tipo de aplicación, del nivel de precisión y de la velocidad requerida. Es importante tener en cuenta que la calidad de la imagen capturada es crucial en los sistemas de visión artificial, ya que puede afectar significativamente el rendimiento y la precisión del sistema.

2.4 GABOR KERNEL COMO CARACTERÍSTICA DE TEXTURA

Gabor Kernel es uno de los filtros que pueden simular las características del sistema visual humano en el aislamiento, frecuencias y orientación específica de la imagen. Estas características hacen que este filtro sea muy utilizado en la construcción de equipos de visión artificial para obtener información de textura de una imagen. En un dominio espacial, Gabor Kernel es una frecuencia sinusoidal y la orientación específica está modulada por la función envolvente gaussiana. La frecuencia y la orientación definen la ubicación del centro del filtro. Si todos los filtros, la variación de longitud de onda y la orientación se aplica en un punto específico (x, y) , se puede obtener una gran cantidad de filtro de respuesta a ese punto. La orientación y la frecuencia tendrán diferentes valores en diferentes casos, para filtrar podemos usar cinco frecuencias ($\lambda = 0, 1, 2, 3, 4, 5$) y ocho de orientaciones de ángulo ($\theta = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$). A continuación, se presenta el cálculo de la función de construcción del filtro Gabor Kernel [28]

$$g(x, y, \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \text{ Ecuación (4)[29]}$$

Donde

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

x, y : Píxeles

λ : Longitud de onda del factor sinusoidal

θ : Angulo

ψ : fase

σ : Desviación estándar

γ : Relación de aspecto

2.5 ENTROPIA PARA LA CARACTERIZACION DE TEXTURA EN IMAGENES

Una imagen en niveles de gris, se representa como una función espacial en dos dimensiones ($I(x, y)$), cuyo contenido indica la intensidad del tono de gris en cada coordenada espacial. También puede ser pensada como una matriz de dos dimensiones cuyo tamaño depende de la dimensión de la imagen y el contenido representa la intensidad de gris del pixel.

Las medidas estadísticas de primer orden involucran pixeles simples, y son calculadas sobre el histograma de la imagen, cuya normalización proporciona la función densidad de probabilidad de la textura, a través del cual se pueden obtener rasgos locales y globales de la imagen, con el costo de pérdida de información espacial de los datos, ya que dentro del histograma solo se considera la cantidad de repeticiones de los datos. Son métodos de algoritmos sencillos y de cálculo rápido, utilizando poca memoria para su obtención [30]

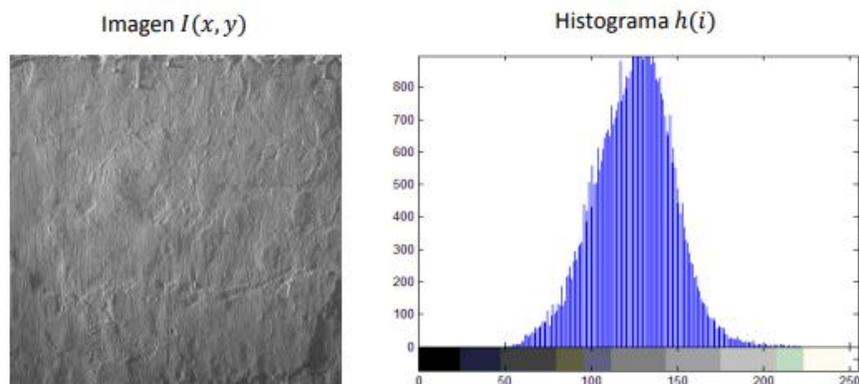


Figura 3. Resultado de histograma de una imagen en escala de grises.

Como medida de complejidad para series de tiempo se utiliza la Entropía de Permutación, la cual se fundamenta en la comparación entre los valores vecinos de una muestra consecutiva de datos. Esta definición permite contrastar fácilmente el concepto de este descriptor, con una de las interpretaciones de la textura de una imagen: “Arreglo de píxeles cuya relación es la variación espacial de los tonos de grises” [31]. En esta interpretación de textura, se vislumbra claramente el vínculo entre el concepto de textura y la relación entre pixeles vecinos.

El desarrollo de medidas de complejidad para datos en dos o más dimensiones, ha sido objetivo de estudio de muchos años. La adaptación a dos o más dimensiones de muchos de estos descriptores de complejidad de una señal unidimensional, también ha sido de interés, debido a su aplicabilidad en áreas de la física, biología, comunicaciones, entre otros [30].

$$H = EP = - \sum p(\pi) * \log p(\pi) \text{ Ecuacion (5)}$$

Donde $p(\pi)$ contiene los recuentos de histograma normalizados

2.6 SISTEMA VISIÓN ARTIFICIAL

Un sistema de visión artificial es una tecnología que utiliza cámaras, software y algoritmos para procesar imágenes y obtener información útil. Estos sistemas se utilizan en una amplia variedad de aplicaciones, desde la inspección y control de calidad de la fabricación hasta la vigilancia y seguridad, la identificación y seguimiento de objetos, la detección de anomalías médicas y la navegación de robots [32].

Asimismo, el funcionamiento básico de un sistema de visión artificial implica la captura de imágenes mediante cámaras, que luego son procesadas mediante software especializado. El software utiliza algoritmos y técnicas de procesamiento de imágenes para detectar patrones, objetos, formas, colores y otros atributos en las imágenes capturadas. Una vez que se han identificado estos atributos, el sistema puede tomar decisiones, realizar acciones o enviar alertas, según la aplicación específica. Algunos de los componentes clave de un sistema de visión artificial incluyen cámaras de alta resolución, software de procesamiento de imágenes, procesadores de alta velocidad y sensores de iluminación adecuados.

CAPÍTULO 3: IMPLEMENTACIÓN

El proyecto que se presenta a continuación fue realizado en dos etapas, en la primera etapa se realizó la construcción del sistema electrónico de visión artificial (SVA) para el análisis de color y textura de lomos de bovino *Longissimus dorsi* y sus componentes físicos. Los lomos fueron adquiridos en un supermercado de la ciudad de Armenia, Quindío, con certificación Invima para su comercialización. En la segunda etapa fue realizada la programación del sistema de medida hardware en el sistema Python 3.9. Ambos sistemas debidamente sincronizados se encargan de presentar al usuario los parámetros de color en el sistema CIEL*a*, b* en muestras de carne de bovino fresca (sacrificada el día cero) y almacenadas durante 7 días a 4°C, como se explica a continuación.

3.1 ETAPA DE HARDWARE

Con el propósito de garantizar que el SVA pueda capturar imágenes de alta calidad y procesarlas a la velocidad requerida de la aplicación. La elección del hardware dependerá del nivel de precisión y del entorno en el que se utilizará el sistema. Los componentes clave del hardware del SVA incluyen cámaras de alta resolución, procesadores de imagen, sensores de movimiento, unidades de procesamiento gráfico (GPU) y dispositivos de almacenamiento de datos [33]. Estos componentes deben seleccionarse cuidadosamente para garantizar que el sistema pueda realizar las tareas requeridas. Por lo tanto, fueron considerados los componentes que se presentan en la figura 4 y explican a continuación para la construcción y el desarrollo del SVA.

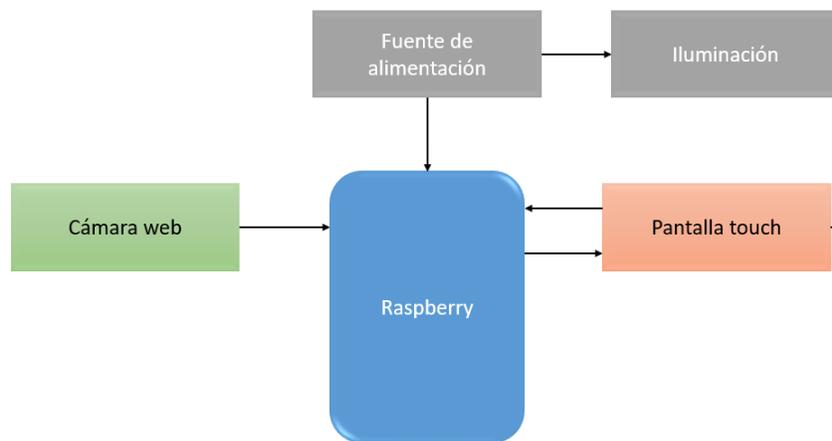


Figura 4. Componente hardware del Sistema de Visión Artificial.

CÁMARA

La selección de la cámara web del SVA fue realizada teniendo en cuenta característica como la compatibilidad para el sistema operativo Raspbian de la Raspberry Pi 4, calidad de imagen y el costo. De acuerdo a estas características fue seleccionada la cámara Logitech PRO C920 Full HD [34] que se presenta en la figura 5.

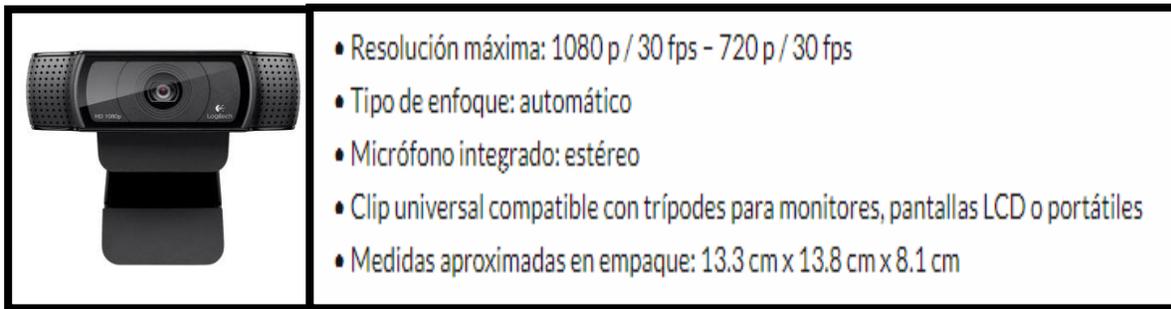


Figura 5. Cámara web Logitech PRO C920 Full HD [34].

RASPBERRY PI 4

Raspberry Pi 4 es una plataforma de computación de bajo costo y tamaño reducido que se utiliza cada vez más en aplicaciones de visión artificial. Cuenta con una unidad de procesamiento central (CPU) de varios núcleos y una unidad de procesamiento gráfico (GPU) integrada, que proporciona la capacidad adecuada para diversas aplicaciones en sistemas de visión artificial [35].

Es importante mencionar que la Raspberry Pi 4 puede conectarse fácilmente a cámaras de alta resolución para capturar imágenes en tiempo real, lo que la hace ideal para aplicaciones de visión artificial que requieren una alta tasa de captura de imágenes. La facilidad de programación y la disponibilidad de bibliotecas y herramientas de código abierto hacen que la Raspberry Pi 4 sea una opción popular para aplicaciones de visión artificial de nivel básico y medio. Teniendo en cuenta estas características fue seleccionada la Raspberry Pi 4 como componente central para la construcción del SVA (figura 6).



Figura 6. Raspberry Pi 4 [35].

ILUMINACIÓN

Desde luego la iluminación es un factor crucial en los SVA, ya que afecta directamente la calidad de la imagen capturada y, por lo tanto, la precisión y eficacia del análisis de imágenes [36]. Una buena

iluminación puede mejorar la calidad y hacer que sea más fácil detectar características y objetos de interés en una imagen (figura 7).



Figura 7. Cinta de Led blanca

Por lo tanto, para poder garantizar un buen funcionamiento del SVA, fue colocada una lámina de color negro en la superficie exterior del equipo, que evita el paso de la luz al interior del compartimiento de medida de la imagen de la muestra (figura 8), el cual se encuentra recubierto por una lámina blanca. Ambas laminas se encargan de eliminar la interferencia de luz exterior y estabilizar la reflexión de la luz interior del compartimiento de medida.

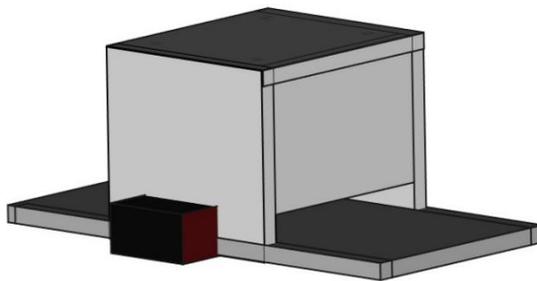


Figura 8. Prototipo del Equipo de Sistema de Visión Artificial

3.2 ETAPA DE SOFTWARE

El software juega un papel importante en los sistemas de visión artificial, se encarga de procesar y analizar la información capturada por la cámara para realizar tareas de reconocimiento de patrones, detección de objetos, seguimiento de objetos e identificación de características de color y textura [37]. Además, el software de visión artificial puede ser utilizado para integrar la salida de la cámara en otros sistemas y procesos.

Para la implementación de un SVA acorde a los requisitos planteados, dar cumplimiento a los objetivos propuestos y teniendo en cuenta las características del hardware adquirido, se plantea el diseño de un software que permita la calibración de la cámara, la detección del color y la textura de

lomos de bovino con base en las etapas propuestas en el diagrama de bloques que se presenta en la figura 9. El eje central de esta etapa está conformado por un sistema embebido, dicho sistema fue implementado en una Raspberry Pi 4, ejecutando el sistema operativo Raspberry Pi OS. Dicho sistema, en conjunto con los algoritmos codificados que se presentan intrínsecamente en la Raspberry Pi 4, se encargan de capturar la imagen, segmentarla, redimensionarla, almacenarla y entregar una respuesta en términos del sistema CIEL* a* b* al usuario.

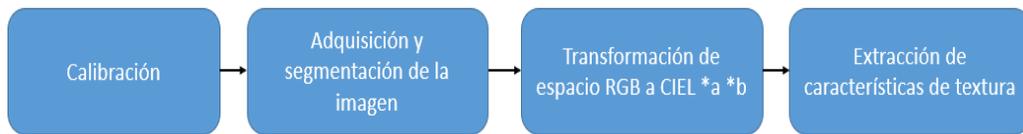


Figura 9. Etapas de la clasificación establecida en el diseño del software.

Inicialmente y una vez que se ha establecido la conexión física entre la cámara y el SVA, es necesario configurar el software de adquisición de imágenes para que la cámara pueda ser reconocida y los datos de la imagen puedan ser procesados. Este proceso implica la configuración de los parámetros de la cámara: velocidad de captura, resolución y exposición entre otros parámetros. En la figura 10 se presentan los parámetros de calibración aplicados a la cámara web seleccionada Logitech PRO C920 Full HD, que realizará la captura de imagen del SVA.

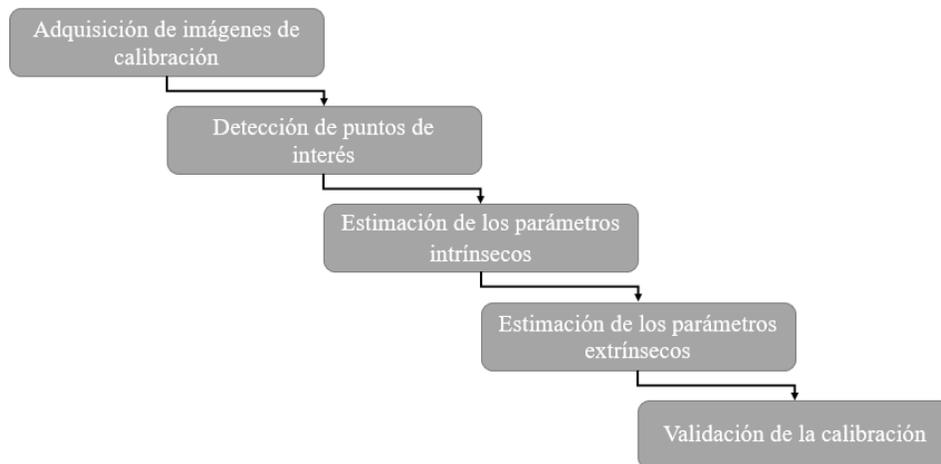


Figura 10. Parámetros de calibración aplicada a la cámara web Logitech PRO C920 Full HD del SVA.

Para corregir las posibles distorsiones que se puedan presentar en la cámara LogiTech PRO C920 Full HD, fue necesario efectuar una calibración mediante el uso del software Debian con Raspberry Pi Desktop a través de la librería de Python 3.9 Opencv 4.2.0 [38]. La distorsión radial produce un desplazamiento en un punto de la imagen de su posición ideal y tangencial, donde el punto es perpendicular a la dirección radial de ésta, como se observa en la Figura 11[39].

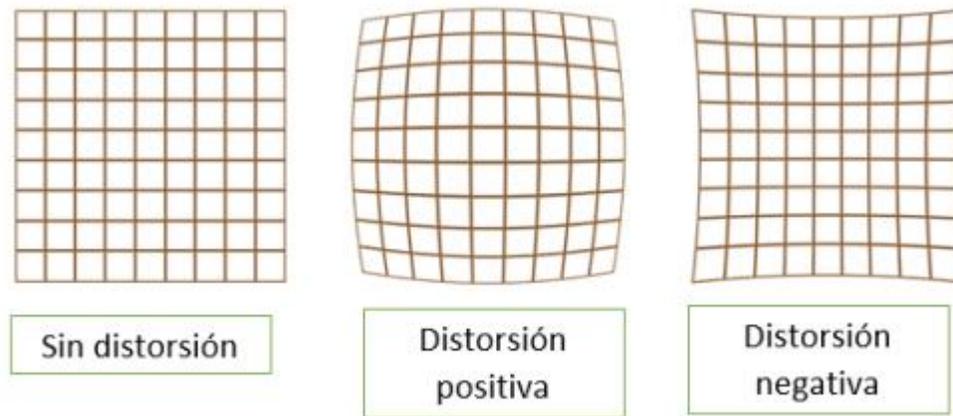


Figura 11. Distorsión radial. Tomado de [39]

La cámara LogiTech PRO C920 Full HD fue evaluada frente a esta distorsión. Los resultados obtenidos indican que no presenta este tipo de distorsión. Sin embargo, para evitar futuros inconvenientes se realizó la calibración de la cámara en el lenguaje de programación Python 3.9. Para realizar la calibración fue necesaria una imagen patrón, la más simple y usada es un tablero de ajedrez, como se puede observar en la Figura 12.



Figura 12. Patrón utilizado para la calibración

Para el proceso de calibración, se utilizó el método descrito por Zannatha et al. (2012), dicho procedimiento consiste en tomar varias capturas a la imagen patrón en distintos ángulos y posiciones. Mediante la aplicación de este método es posible obtener parámetros intrínsecos como la distancia focal, punto principal y el centro óptico [40]. Teniendo las respectivas tomas que se presentan en la Figura 13, se implementó un código en Python 3.9 utilizando la librería OpenCV, que proporciona una amplia gama de funciones que serán mencionadas a lo largo del desarrollo del proyecto.

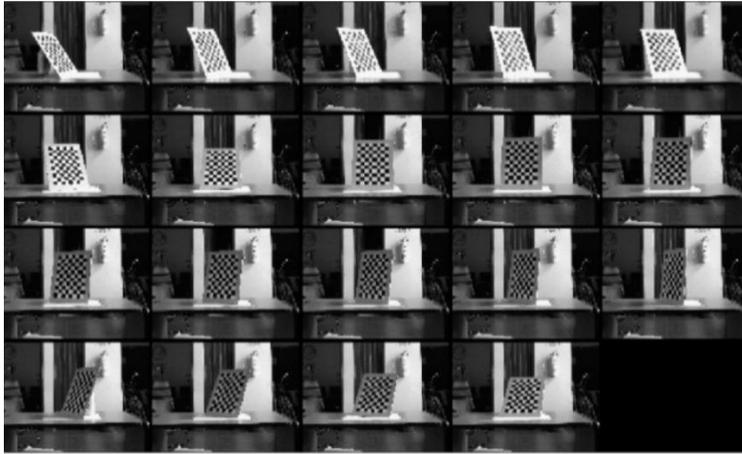


Figura 13. Tomas utilizadas en la calibración de la cámara LogiTech PRO C920 Full HD

Inicialmente, se leerán las imágenes con la función pertinente de la librería de OpenCv, posteriormente se debe proporcionar el número de columnas y filas que contiene la imagen del ajedrez; se debe contar solamente los cuadros internos. La imagen patrón consiste de 9 columnas y 6 filas como se muestra en la Figura 12, la función que recibe estos dos parámetros será direccionada a la función encargada de buscar posiciones de las esquinas internas; si se encuentran las posiciones se dibujan las esquinas con el método de dibujar esquinas del tablero de la misma librería como se puede ver en la Figura 14.

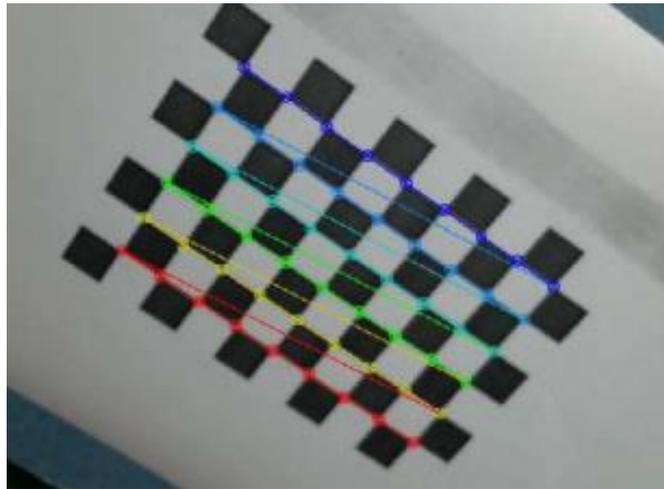


Figura 14. Imagen patrón

Una vez realizada la etapa anterior, se calibra la cámara con la función de calibración que recibe como parámetros los puntos obtenidos de cada esquina y retorna los parámetros intrínsecos y extrínsecos de la cámara [41] y genera la matriz cámara que se presenta en la figura 15. La matriz cámara contiene la información de la longitud focal (f_x, f_y) y los centros ópticos (c_x, c_y)

$$MatrizCamara = \begin{pmatrix} fx & 0 & cx \\ 0 & fy & cy \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Ecuación (6). Matriz cámara

La adquisición de imágenes es una de las etapas clave en un sistema de visión artificial. Consiste en capturar imágenes de una escena utilizando una cámara u otro dispositivo de captura de imágenes, para luego procesar y analizar la información contenida en ellas. Dicho proceso se realizó en Python 3.9 con la ayuda de la librería de Opencv. Inicialmente se deberán cargar los valores obtenidos previamente en la matriz cámara antes de capturar la imagen. Posteriormente se crea los directorios donde se almacenará las imágenes obtenidas, se etiquetará la imagen original y la imagen redimensionada a 200x200 píxeles. Estas dimensiones de la imagen fueron establecidas para lograr una eficiencia en el hardware durante la adquisición y análisis de la imagen. Para la adquisición de la imagen utilizamos la función de video captura de Opencv 4.2.0 [38] la cual nos proporcionará la imagen de la cámara en el instante que se ejecuta, una vez obtenida la imagen será almacenada en los directorios nombrados anteriormente.

Normalmente la imagen adquirida posee información que no es relevante para el análisis, por lo que se debe llevar a cabo un proceso de segmentación donde solo se obtenga la región de interés (ROI) [42]. Así que con la ayuda de la librería rembg [43] y su función recorte de fondo de Python 3.9 se realiza la segmentación de la imagen adquirida para eliminar las áreas o información no relevante como se puede observar en la figura 15.



Figura 15. Imagen segmentada obtenida de: [43]

La imagen adquirida por el software es convertida del espacio RGB al espacio CIEL*a*b* utilizando las ecuaciones uno, dos y tres, previamente mencionadas en el capítulo anterior en la sección del

espacio de color CIEL*a*b mediante una función migrada del software Matlab (R2007 MathWorks) a Python 3.9

Manjunath et al. (1996) [44] propone un método que utiliza propiedades estadísticas de la respuesta de los filtros con la finalidad de obtener una descripción significativa de textura. Esto se logra mediante la determinación de la media y la desviación estándar no normalizada de la imagen [45].

Para el caso concreto de las imágenes bidimensionales, los Filtros de Gabor actúan como filtros lineales pasa-banda, cuya respuesta al impulso consiste en una onda sinusoidal con cierta orientación y frecuencia, modulada por una función envolvente gaussiana. La respuesta al impulso de estos filtros está dada por la ecuación 4 del capítulo anterior. [46]

La implementación de los Filtros de Gabor se puede realizar tanto en el dominio del espacio como en el de la frecuencia, generalmente mediante la implementación de N bancos de filtros como se observa en la figura 16. Cada uno con frecuencia, orientaciones y tamaño de ventana específicos acorde a las características de la imagen, lo que conlleva un análisis previo de dichas características [47]. La implementación de los bancos de filtros descompone la imagen original en varias imágenes filtradas que posteriormente son sumadas para producir una imagen final procesada [48].

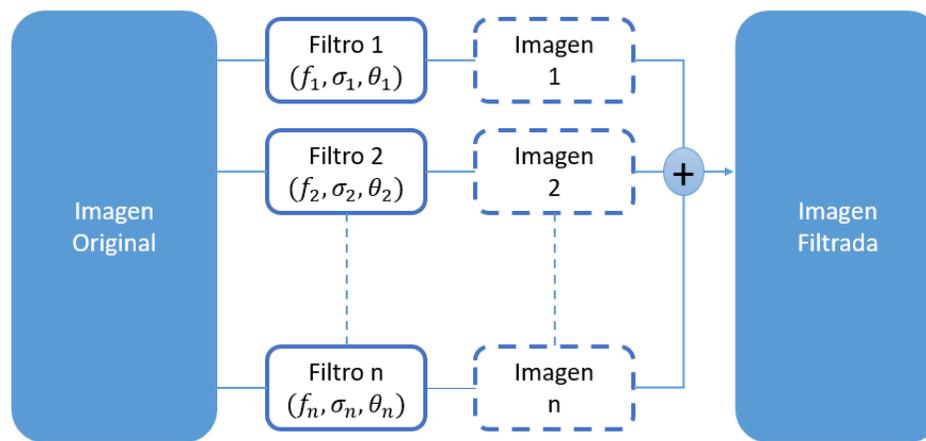


Figura 16. Esquema ilustrativo del procesado de una imagen por un banco de Filtros de Gabor [48]

El análisis de texturas hace referencia a la caracterización de las regiones de una imagen por su contenido de textura. El análisis de texturas intenta cuantificar las cualidades intuitivas descritas por términos como áspero, suave, sedoso o irregular en función de la variación espacial de las intensidades de píxeles. En ese sentido, la rugosidad o la irregularidad se refieren a las variaciones de los valores de intensidad o niveles de gris [49].

El análisis de texturas se utiliza en varias aplicaciones, como la detección remota, la inspección automatizada y el procesamiento de imágenes médicas, puede utilizarse para identificar los límites de las regiones que comparten una textura común, lo que se denomina segmentación de texturas. También puede ser útil cuando los objetos en una imagen se caracterizan más por su textura que por su intensidad y las técnicas de umbral tradicionales no son efectivas. Por lo tanto, para tener un análisis más amplio en términos de textura con respecto al análisis de la imagen de las muestras de

lomos de bovino, se aplica una medida estadística para cauterizar la textura de una imagen aplicando entropía de permutación, la cual contiene el recuento del histograma aplicando la formula (5), o como se observa en la figura 17.

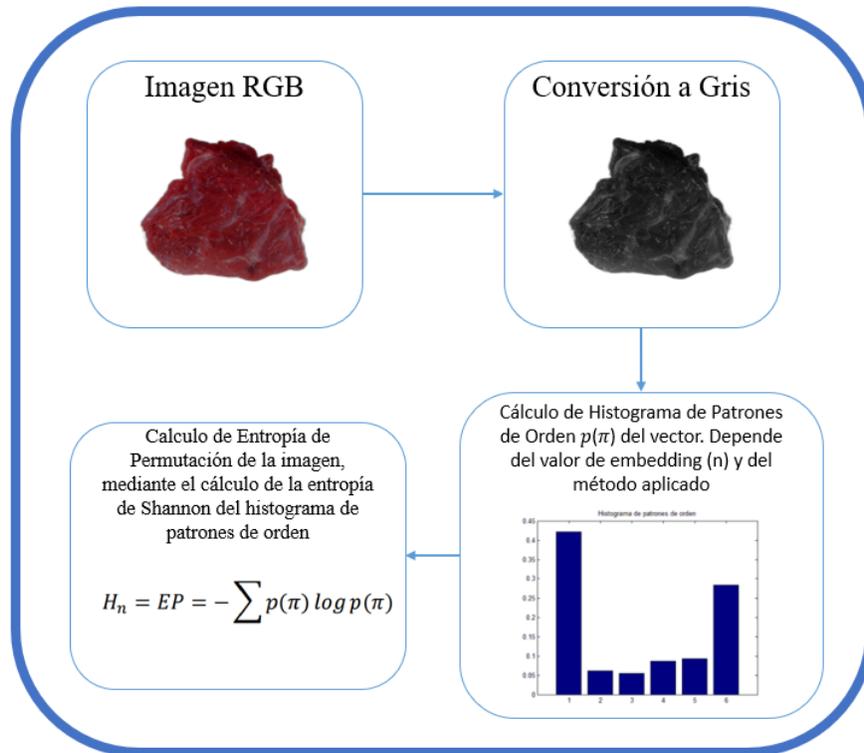


Figura 17. Secuencia del proceso general del algoritmo implementado

Con el propósito de establecer un parámetro de comparación, fueron realizada medidas de color en el SVA y el colorímetro CR 400 Konica Minolta (figura 19), tomando los parámetros de color L^* , a^* , y b^* en cinco puntos de la muestra de lomos de bovino fresco y almacenados durante 6 días, los valores reportados fueron calculados como el promedio de éstas. La determinación y expresión del color fue realizada con base a las coordenadas CIEL*a*b* y a los valores de reflectancia (CIE, 1976), obteniendo los parámetros de Luminosidad (L), rojo-verde (a^*), amarillo-azul (b^*) directamente de los equipos.



Figura 18. Medidor de Colorímetro CR-400[50]

CAPÍTULO 4: RESULTADOS

A continuación, se presentan los resultados obtenidos durante la realización del proyecto. Una vez finalizadas la construcción del sistema electrónico y la programación del sistema de medida hardware del SVA su forma estructural, se construyó un compartimiento para la adquisición de las imágenes, que funciona como la estructura principal del equipo, soporta la muestra de lomos de bovino que se va a analizar y los demás componentes como se puede observar en la Figura 19.

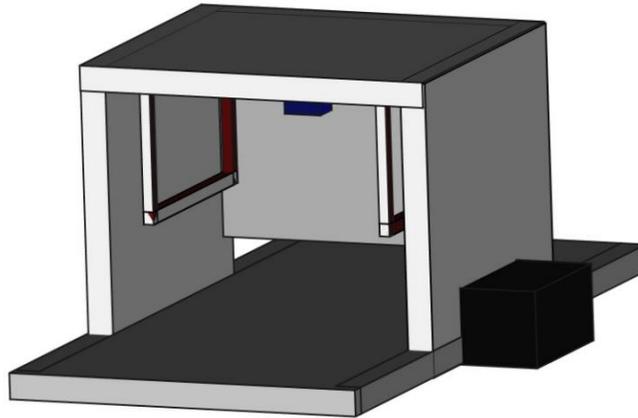


Figura 19. Sistema de Visión Artificial (SVA) para la medición y análisis de color en muestras de lomos de bovino.

El compartimiento para la adquisición de la imagen tiene dimensiones de 30cm x 30cm x 40cm. Es la zona más importante, para la realización del análisis de color y textura de las muestras de lomos de bovino en el SVA. La iluminación juega un rol importante en la imagen, una mala iluminación puede afectar enormemente la calidad de la imagen adquirida. Diferentes tipos de luminancias pueden producir estímulos diferentes, así se emplee la misma cámara. Por tanto, el sistema de iluminación debe ser cuidadosamente diseñado para mejorar la precisión, reducir tiempo y complejidad de los pasos siguientes a la adquisición de la imagen, generando del costo computacional de procesado.

El sistema de iluminación fue construido mediante la distribución de leds de color blanco en toda la estructura de la regleta, mediante un manejador de potencia que garantiza una corriente adecuada para alimentar todos los leds en serie, como se presenta en la figura 20, la regleta cubre toda la zona perimetral del compartimiento que rodea la cámara, de tal manera que la iluminación sea homogénea y constante alrededor de la muestra durante la adquisición de la imagen.

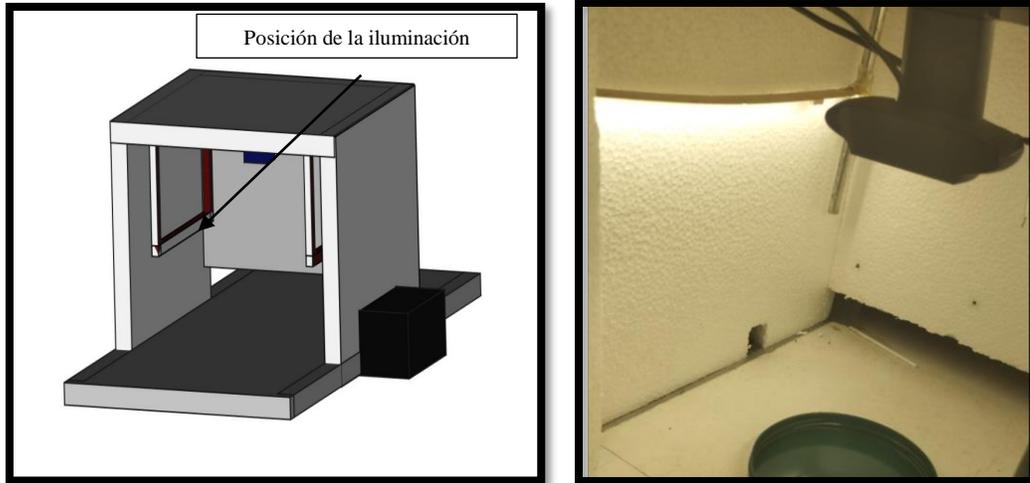


Figura 20. Iluminación led blanca

La potencia consumida por toda la regleta es 14.9W, la cual genera una eficacia de luminosidad de 1481 m/W suficientes para garantizar la luz blanca del compartimiento mientras se toma la imagen. La siguiente etapa es realizada por la cámara que se encuentra conectada perpendicular a la muestra. La cámara LogiTech PRO C920 Full HD permite adquirir imágenes de una resolución de 1920 x 1080 pixeles, posee una opción auto-foco en caso de que la muestra se encuentre a una distancia corta del lente de la cámara. La conexión de la cámara hacia el sistema embebido fue realizada mediante un protocolo USB y es compatible con la gran mayoría de software de reproducción de imágenes como se puede observar en la figura 21.

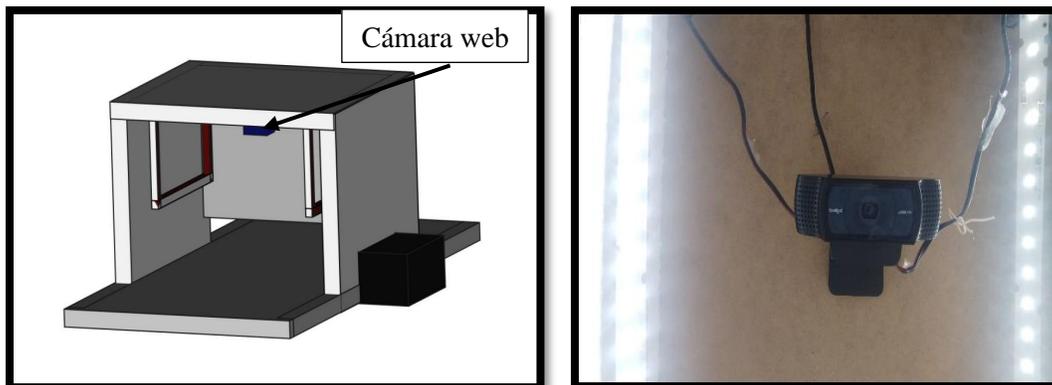


Figura 21. Posicionamiento cámara web LogiTech PRO C920 Full HD.

La figura 22 muestra el interior del compartimiento donde se realizó la adquisición de imagen, se observa la posición de la regleta de leds que rodea la cámara. Este compartimiento posee unos cortes laterales que permiten que la muestra a medir, ingrese sin dificultad al compartimiento y a través de una persiana de plástico, sin dejar espacios visibles para que la luz exterior no perturbe la captura de la imagen de las muestras.

Ubicados los componentes necesarios en el compartimiento, fue realizado el proceso de toma de imágenes, con el fin de establecer los valores referencia del SVA y establecer el proceso de calibración del sensor de adquisición de imagen.

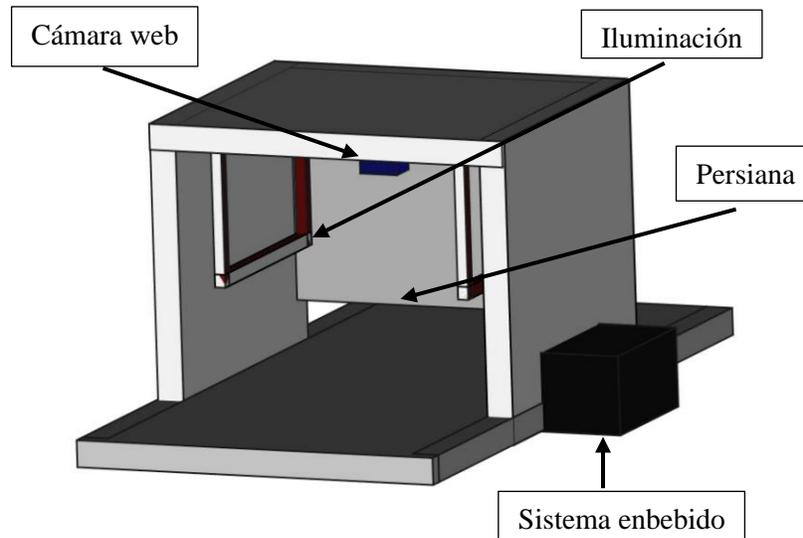


Figura 22. Compartimiento de adquisición de imagen

El componente software del SVA para la realización de las medidas de color y textura en las muestras de lomos de bovino fue realizado mediante el uso de una cámara web LogiTech PRO C920 Full HD ubicada al interior del compartimiento para la adquisición de la imagen y como software principal fue utilizado algoritmos en Python 3.9 por su facilidad de ejecución y por ser una herramienta apropiada para el proceso de investigación realizada. El SVA debe ejecutar las siguientes rutinas internas, cuando el usuario realiza una medida de color.

- Realización del registro de la cuenta local para acceder a los comandos de adquisición de imagen.
- Sincronización de la etapa del sistema de control con el software de procesamiento.
- Procesamiento de la imagen adquirida para la generación de las coordenadas de color en el sistema CIEL* a* b*.
- Extracción de características de textura por medio del filtro Gabor Kernel.
- Validación de la técnica de identificación sobre muestras de lomos de bovino fresco y almacenadas durante 7 días a 4°C.

Realización del registro de la cuenta local para acceder a los comandos de adquisición de imagen.

El proceso de inicio de sesión (login) es importante para la seguridad y privacidad, ya que impide que personas no autorizadas puedan acceder a información confidencial que se tiene almacenada en el

SVA. Una vez que se ha realizado la etapa de inicio o login como se observa en la figura 23, el usuario puede acceder a las funciones y características del sistema y realizar las medidas de color.

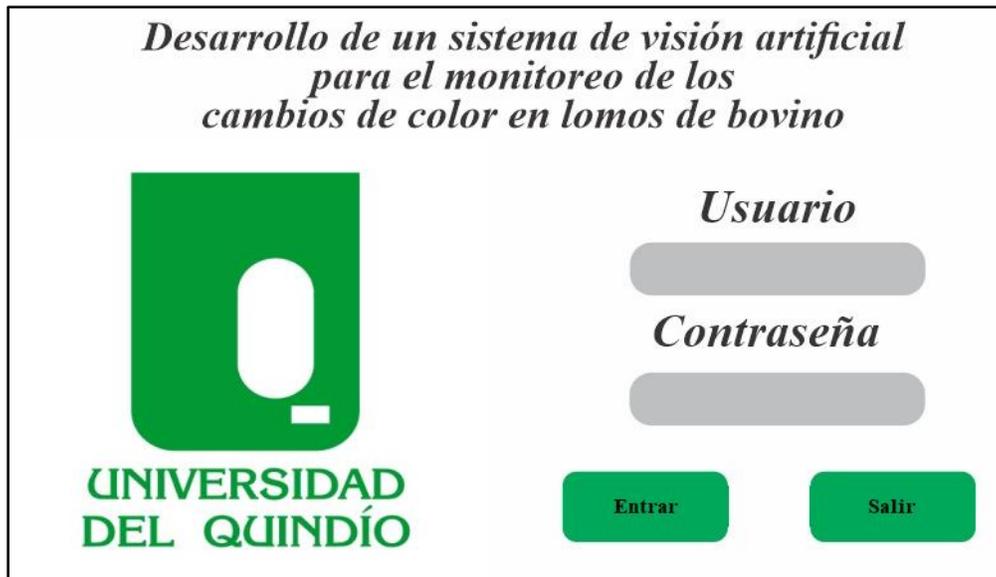


Figura 23. Interfaz de inicio de sesión o login del SVA.

Sincronización de la etapa del sistema de control de visión artificial con el software de procesamiento

Para efectuar la sincronización entre el componente del hardware y el software del SVA, se realizan las etapas que se muestran en el diagrama de la figura 24. Posteriormente se realiza la apertura del puerto de comunicaciones de la cámara por donde se recibirá toda la información. Si esta etapa falla, se notificará al usuario en el tablero de control del equipo el estado de error y se quedará a la espera de reiniciar el proceso como se observa en la figura 25. Una vez la apertura del puerto haya sido exitosa se notificará al usuario el funcionamiento correcto del sensor óptico.

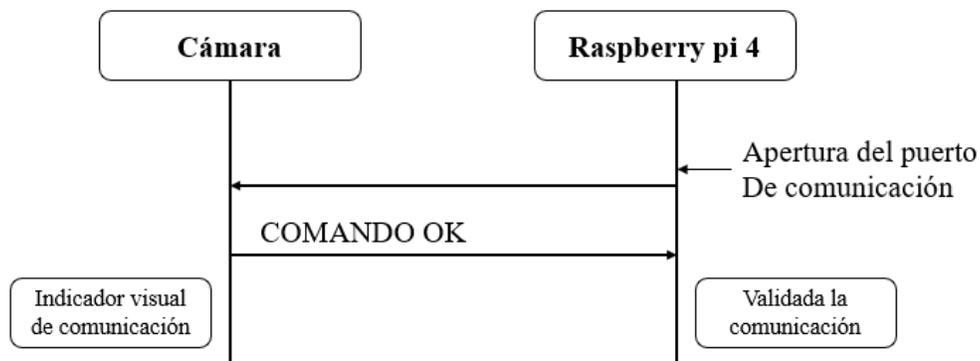


Figura 24. Etapas de sincronización entre el componente hardware y el software del SVA.



Figura 25. Mensaje de conexión fallida.

Finalizada la sincronización del equipo fue realizado la etapa de calibración. La distancia focal y centro óptico obtenidas en la matriz de calibración de la cámara se presentan en la tabla 1

Parámetro	Valor
f_x	956.602
f_y	103.179
c_x	291.159
c_y	73.680

Tabla 1: Valores matriz de cámara

Estos valores son utilizados en la función de calibración mencionado en el capítulo anterior, con el propósito de obtener una mejor resolución de imagen al momento de la captura y la comparación de imagen obtenida en la cámara sin calibrar, como se puede observar en la figura 26.

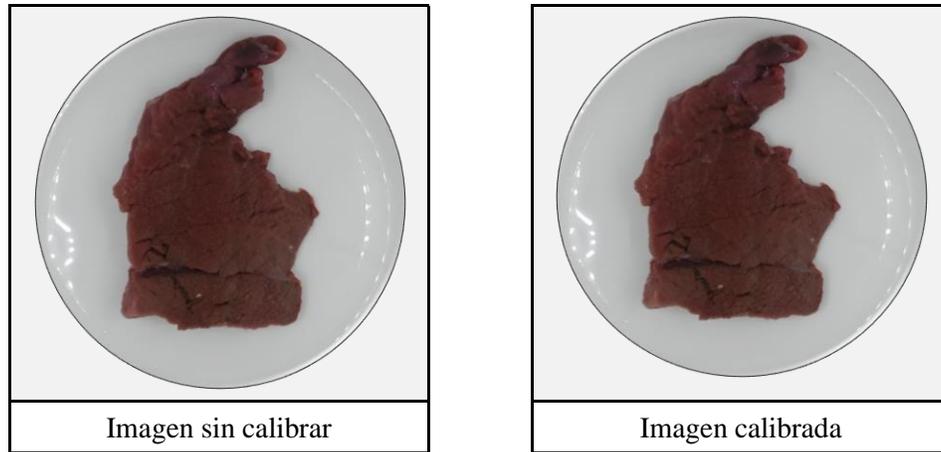


Figura 26. Imagen de lomo de bovino antes y después del proceso de calibración

Finalizada la etapa de calibración el usuario tendrá acceso a la etapa de análisis y resultados: “Captura” o “Salir”, por intermedio de los botones de la interfaz de usuario como se presenta en la figura 27. Cuando se presiona alguno de ellos, el componente hardware enviará hacia el software un comando, informándole que el usuario ha solicitado una acción específica. El software de la interfaz entra en modo de espera por notificación del usuario preguntando si la muestra ya se encuentra en un lugar óptimo para realizar la adquisición de la imagen. A partir de este momento, toda la tarea la realiza el software, el cual debe ejecutar las acciones necesarias para adquirir la imagen, procesarla, generar los resultados y notificar al tablero de control que el proceso ha llegado a su final y quedar a la espera de una nueva acción por parte del usuario.

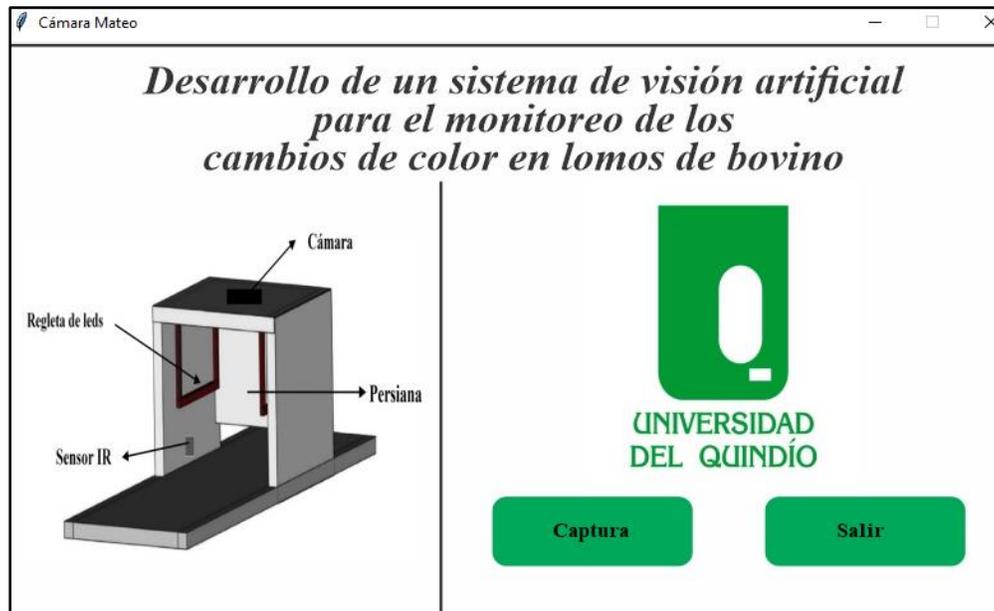


Figura 27. Interfaz visual del SVA diseñada en Python 3.9 para llevar a cabo la medición de color de las muestras de lomos de bovino.

Procesamiento de la imagen adquirida para la generación de las coordenadas de color en el sistema CIEL*a*b*

La etapa de adquisición y procesamiento de la imagen es la etapa más importante del SVA, dependiendo de su proceso se obtiene una respuesta confiable del análisis de la información adquirida de las muestras de lomos de bovino. Para llevar a cabo este proceso se siguieron las etapas que se describen en el diagrama de bloques de la figura 28.

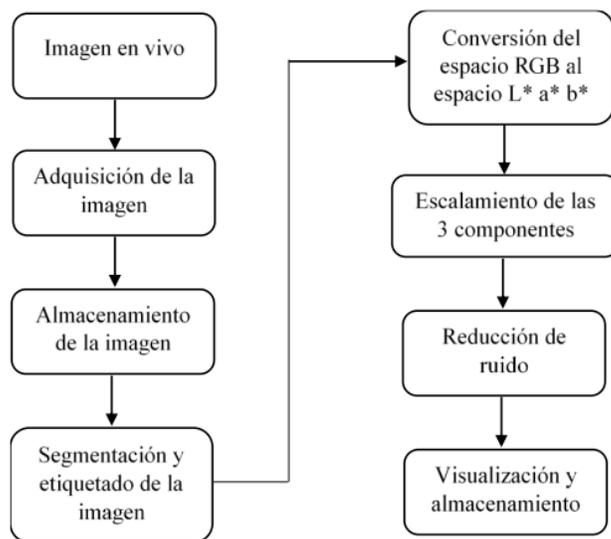


Figura 28. Etapas que se ejecutan para adquisición, procesamiento y generación de la imagen en el SVA.

Una vez que la muestra de lomos de bovino se encuentre en la posición correcta en el compartimiento para la adquisición de la imagen y que el sistema de control la haya notificado, el software estará a la espera de que el usuario oprima el botón “captura” de la interfaz de la figura 27, el SVA obtiene la imagen con la cámara y la almacena. Normalmente la imagen adquirida posee información que no es relevante para el análisis. Por lo tanto, se debe llevar a cabo un proceso de segmentación, donde solo se obtenga la región de interés (ROI) para el sistema que se observa en la figura 29.



Figura 29. Proceso de segmentación de la imagen.

La imagen adquirida por el software fue convertida del espacio RGB al espacio CIEL*a* b* como se explicó en el punto 3.2. Etapa de software, utilizando las ecuaciones (1), (2) y (3). El sistema calcula la media de los parámetros Luminosidad (L^*), rojo-verde (a^*), amarillo-azul (b^*). La imagen adquirida es escalada en un rango de [0,1] y se aplica un filtro de media móvil a cada componente para filtrar el posible ruido que genere el proceso de escalado (Filtro Gabor). Finalmente, el usuario podrá visualizar en la interfaz ambas componentes enfrentadas a la imagen original de lomos de bovino durante los días (0-7) de almacenamiento a 4°C, como se presenta en las tablas 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 y al mismo tiempo esta información es almacenada en el computador.

Tabla 2. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 0 de almacenamiento a 4°C.

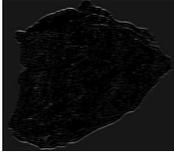
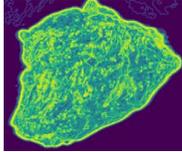
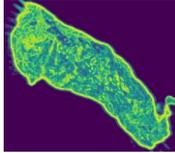
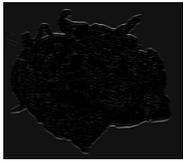
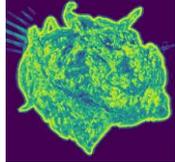
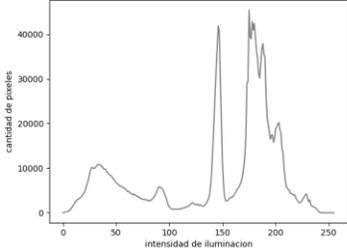
			Valores de L*a*b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 59.61186178 a*:5.3776992 b*: -8.3727804
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.9564272	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 54.99669927 a*: 3.156235 b*: -3.76237248
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.6150621	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 57.21103889 a*: 5.64280675 b*: -8.01131074
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.9773868	
 <p>Histogramas</p>			

Tabla 3. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 1 de almacenamiento a 4°C.

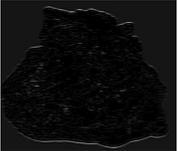
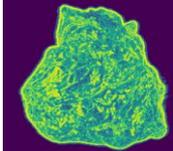
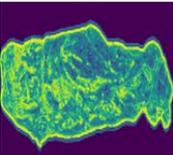
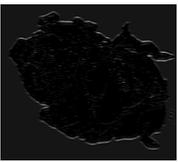
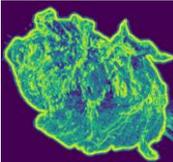
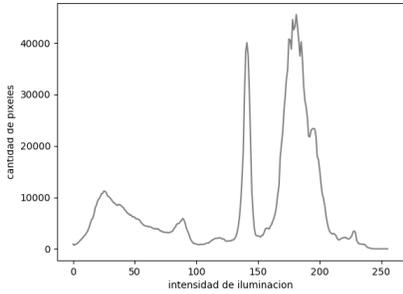
			Valores de L*a*b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 58.27551214 a*: 5.64158818 b*: -9.77889147
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.87384208	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 50.68952209 a*: 3.34409072 b*: -4.93984452
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.70481158	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 50.71391067 a*: 4.5484961 b*: -7.05325927
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.69077114	
 <p>Histogramas</p>			

Tabla 4. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 2 de almacenamiento a 4°C.

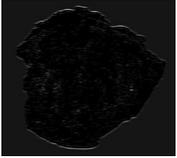
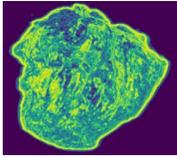
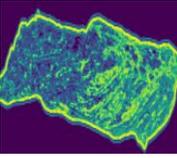
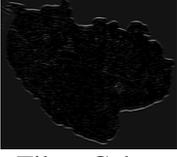
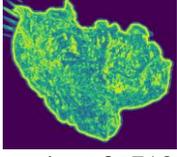
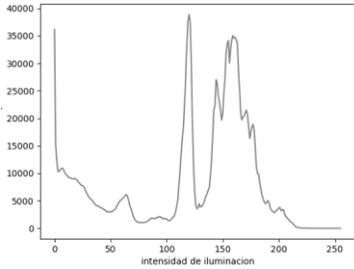
			Valores de L*a*b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 50.12012421 a*: 2.64234985 b*: -4.39190818
	 Filtro Gabor	 Entropía: 7.02707482	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 45.00973891 a*: 2.50900935 b*: -3.68347203
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.60985074	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 59.60411152 a*: 4.33155354 b*: -6.63892985
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.86713964	
 <p>Histogramas</p>			

Tabla 5. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 3 de almacenamiento a 4°C.

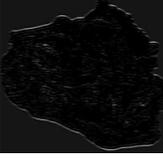
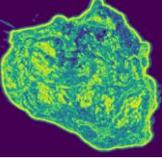
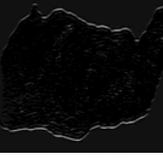
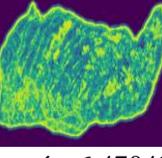
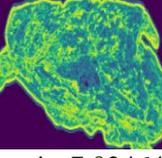
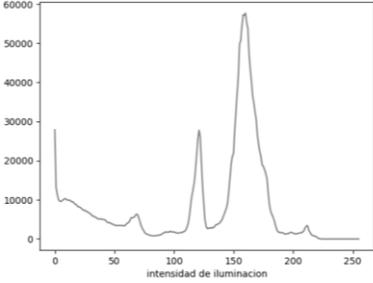
			Valores de L*a* b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 51.3544707 a*: 2.3568698 b*: -4.21038999
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.77587653	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 52.98545348 a*: 2.18420045 b*: -3.47197547
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.4704905	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 56.38308202 a*: 2.34152633 b*: -3.8184766
	 Filtro Gabor	 Entropía: 7.02464091	
 <p>Histogramas</p>			

Tabla 6. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 4 de almacenamiento a 4°C.

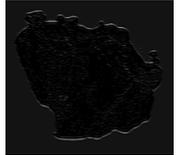
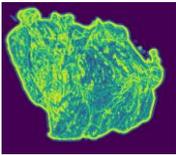
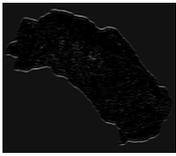
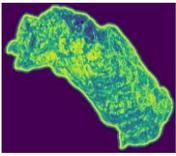
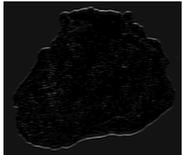
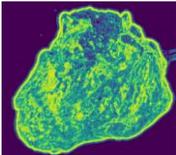
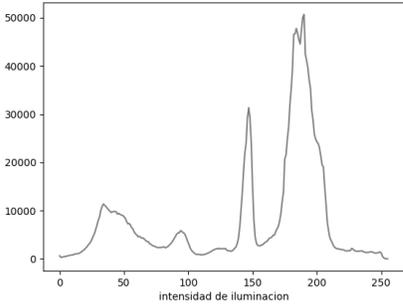
			Valores de L*a*b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 61.63334934 a*: 3.06043796 b*: -4.96354232
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.82757718	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 53.96590686 a*: 2.95638247 b*: -4.49028988
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.7955804	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 52.92653059 a*: 4.00896111 b*: -5.5170085
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.9351262	
 <p>intensidad de iluminacion</p> <p>Histogramas</p>			

Tabla 7. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 5 de almacenamiento a 4°C.

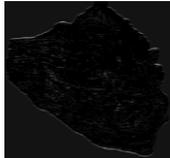
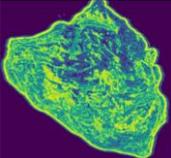
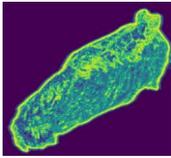
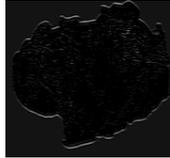
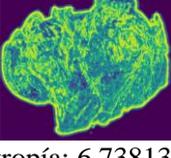
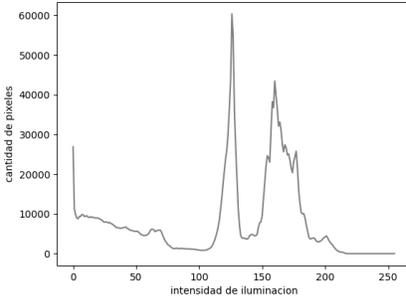
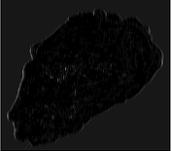
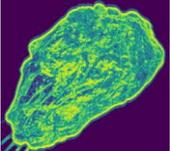
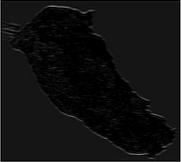
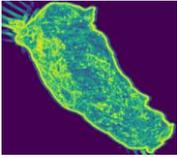
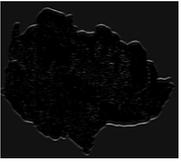
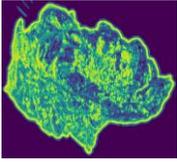
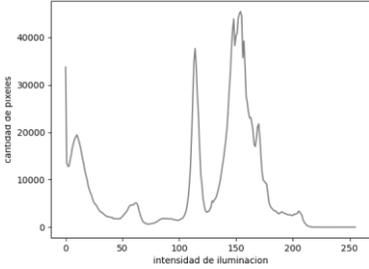
			Valores de L*a*b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 48.91479247 a*: 2.94847217 b*: -4.3489505
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.96457715	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 48.36912842 a*: 2.62630678 b*: -3.6461728
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.79080322	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 52.35899995 a*: 4.04826351 b*: -5.5063575
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.73813268	
 <p>Histogramas</p>			

Tabla 8. Imágenes de muestras de lomos de bovino durante el día 6 de almacenamiento a 4°C.

			Valores de L*a*b*
Muestra 1	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 48.23733609 a*: 1.46530337 b*: -2.8697227
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.66502625	
Muestra 2	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 56.82723738 a*: 1.75527746 b*: -2.6642361
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.37312596	
Muestra 3	 Imagen Original	 Imagen Segmentada	L*: 58.43873811 a*: 3.34660632 b*: -4.4683213
	 Filtro Gabor	 Entropía: 6.88652244	
 <p>Histogramas</p>			

Comparación entre las medidas de color realizadas en el Sistema de Visión Artificial (SVA) y el Colorímetro Minolta CR-400 (CM)

En la tabla 9 se presentan los valores obtenidos para los parámetros de color L^* , a^* y b^* , en muestras de lomo de bovino obtenidos en el SVA y el CM. Las imágenes del SVA fueron adquirida por el software de Python 3.9 y convertida del espacio RGB al espacio CIE $L^*a^*b^*$ mediante la función descrita en el capítulo anterior y utilizando las ecuaciones 1, 2 y 3. Estos valores fueron comparados con los valores obtenidos en el CM. Para poder obtener los valores de los parámetros de color en el CM fue necesario tomar medidas en varias secciones de la muestra y obtener valores promedio, debido a que el área de análisis del colorímetro es de aproximadamente 8 mm de diámetro y no alcanzaba a cubrir el área total de las muestras de carne, tejido conectivo y grasa intramuscular que podrían influir en las características colorimétricas de la parte magra de estas [51]. En cuanto a los resultados obtenidos en el SVA son medidas que representan la muestra en su totalidad y pueden ser observadas desde el monitor del equipo, permitiendo garantizar medidas homogéneas de las partes magras o de interés para el investigador. Los valores obtenidos para L^* presentaron tendencias similares en los dos equipos de medida para las muestras de lomos de bovino. Los valores obtenidos para a^* fueron generalmente más alto para el SVA que en el CM, mientras que los valores obtenidos para b^* presentaron un comportamiento contrario. Estas diferencias pueden ser atribuidas a la adecuación previa que debió realizarse a las muestras antes de realizar la adquisición de las imágenes. Es importante mencionar que los valores obtenidos en el SVA pueden ser almacenados en el sistema para un análisis posterior o realizar comparaciones con otras muestras.

Tabla 9. Coordenadas CIEL*a*b* en muestras de lomos de bovino durante el tiempo de almacenamiento a 4°C, adquiridas en el SVA y el CM.

Muestras	Equipo	Tiempo	L*	a*	b*
1	SVA	D0	59.61186178	5.37769925	-8.37278054
2	SVA	D1	58.27551214	5.64158818	-9.77889147
3	SVA	D2	50.12012421	2.64234985	-4.39190818
4	SVA	D3	51.35447075	2.35686958	-4.21038999
5	SVA	D4	61.63334934	3.06043796	-4.96354232
6	SVA	D5	48.91479247	2.94847217	-4.34895065
7	SVA	D6	48.23733609	1.46530337	-2.86972267
1	CM	D0	60.48523865	5.96368978	-9.44569322
2	CM	D1	58.26325783	5.89857451	-10.80364578
3	CM	D2	49.85823695	2.59834857	-5.52364735
4	CM	D3	50.56891525	2.56457985	-4.32659524
5	CM	D4	50.85621394	3.84785622	-5.29425367
6	CM	D5	49.09458236	3.52584793	-3.95864127
7	CM	D6	48.18945633	1.98647817	-3.99857426

Muestras: Lomos de bovino, Equipo: SVA: sistema de visión artificial, CM Colorímetro Minolta, T1, tiempo de almacenamiento (Día 0-6), L*, a* y b* parámetros de color.

IV. CONCLUSIONES

El componente software del SVA para la realización de las medidas de color y textura en las muestras de lomos de bovino fue construido mediante el uso de una cámara web LogiTech PRO C920 Full HD ubicada al interior del compartimiento para la adquisición de la imagen y como software principal fueron utilizados algoritmos en Python 3.9. Inicialmente fue realizada la captura de la imagen en el sistema RGB y transformada en las coordenadas de color en el sistema CIEL* a* b*. La extracción de características de textura fue realizada por medio del filtro Gabor Kernel, obteniendo un resultado similar en cada muestra, indicando que las imágenes capturadas tienen la misma relación de textura sin importar su forma irregular. El SVA cuenta con una interfaz que permite la visualización de la información y la interacción con el usuario de forma sencilla y rápida.

Los valores de color obtenidos mediante la aplicación de las coordenadas CIEL*a*b* y su comparación con el Colorímetro Minolta CR-400 en las muestras de lomos de bovino fresco y durante el tiempo de almacenamiento, no presentaron diferencias estadísticas significativas con relación a los valores de L*, los valores obtenidos para a* y b* presentaron diferencias estadísticas atribuidas a la metodología empleada para la captura de la imagen en el Colorímetro Minolta.

Los resultados obtenidos permitieron establecer que el sistema de visión artificial construido puede ser utilizado en la realización de medidas de color y textura en lomos de bovino fresco y durante el tiempo de almacenamiento de una forma sencilla, rápida, no invasiva, en tiempo real y bajo costo.

Esta herramienta tecnológica permitirá a los productores, comercializadores y procesadores de carne, tomar medidas de gestión adecuadas para obtener productos de calidad y alta aceptación por parte de los consumidores. También constituye en la actualidad un importante campo abierto de investigación y una excelente oportunidad para la electrónica y la agroindustria del país, apuntando a la generación de ciencia y tecnología propia.

V. TRABAJOS FUTUROS

Los resultados de este estudio, podrían abrir la puerta a futuras innovaciones en el campo de la ingeniería tanto de electrónica, sistemas y alimentos, por su amplia aplicación en diferentes productos comestible y no comestibles. Por lo tanto, proponemos seguir profundizando en los siguientes puntos.

El sistema de visión artificial se creó como un prototipo en un compartimiento o caja, lo que permite validar las técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas. Sin embargo, se puede integrar a un sistema mecánico que permite mover las muestras a analizar de manera más eficiente y evitando la manipulación de las muestras

La visión artificial es un campo de la ciencia en constante desarrollo, por lo que, aunque los resultados en términos de precisión y velocidad del sistema son positivos, aún queda trabajo por hacer para mejorar las técnicas utilizadas para reducir los tiempos de procesamiento y añadir confiabilidad del sistema. Una de las técnicas que podrían ser implementadas es la generación de un modelo de aprendizaje automático, que podría mejorar el proceso de captura segmentación y clasificación de imágenes, en tiempo real de manera eficiente y precisa.

Se necesitan nuevas investigaciones con un mayor número de muestras, originadas en diferentes regiones geográficas, diferentes músculos, diferentes razas y diferentes regímenes de alimentación con variaciones estacionales, para validar adecuadamente las longitudes de onda óptimas.

Realizar nuevas medidas para establecer el porcentaje de error de las muestras de los parámetros CIEL*a*b* obtenidas en el sistema de visión artificial construido y equipos comerciales para la realización de medidas de color.

Estudios más profundos deben ser realizados para la determinación de la textura de las muestras de lomos de bovino mediante la aplicación de la entropía, ya que es un parámetro con una amplia aplicación y si análisis requiere de estudios de investigación de alta complejidad.

Se deben realizar pruebas de usabilidad con los diferentes actores de la cadena cárnica: productores, comercializadores y consumidores de diferentes edades.

REFERENCIAS

1. Ma, D., Kim, Y. H. B., Cooper, B., Oh, J. H., Chun, H., Choe, J. H. Min, B. (2017). Metabolomics profiling to determine the effect of postmortem aging on color and lipid oxidative stabilities of different bovine muscles. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 65(31), 6708–6716. <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.7b02175>.
2. Wu, D., Sun, D. (2013). Colour measurements by computer vision for food quality control A review. *Trends in Food Science and Technology*, 29(1), 5-20.
3. Ljungqvist, M. G., Ersbøll, B. K., Frosch, S. (2012). Multivariate image analysis for quality inspection in fish feed. IMM-PHD-2012 Technical University of Denmark.
4. Panagou, E. Z., Papadopoulou, O., Carstensen, J. M., Nychas, G-J. E. (2014). Potential of multispectral imaging technology for rapid and non-destructive determination of the microbiological quality of beef filets during aerobic storage. *International Journal of Food Microbiology*, 174, 1-11.
5. Larraín, R., Schaefer, D., Reed, J. (2008). Use of digital images to estimate CIE color coordinates of beef. *Food Research International*, 41(4), 380-385.
6. Van de Perre, V., Ceustermans, A., Leyten, J., Geers, R. (2010). The prevalence of PSE characteristics in pork loin and cooked ham e effects of season and lairage time. *Meat Science*, 86, 391-397.
7. Jackman, P., Sun, D. W., Allen, P., Brandon, K., White, A. M. (2010). Correlation of consumer assessment of longissimus dorsi beef palatability with image colour, marbling and surface texture features. *Meat Science*, 84, 564-568.
8. Mendoza, F., Dejmek, P., Aguilera, J.M. 2006. Calibrated color measurements of agricultural foods using image analysis. *Postharvest Biology and Technology*, 41, 285-295.
9. Chmiel, M., Słowinski, M., Dasiewicz, K. (2011). Lightness of the color measured by computer image analysis. *Meat Science*, 88, 566-570.
10. Delgado-Gutiérrez, Miguel José, Daniel Felipe Herrera-Guillén, Luisa María Medina-Barragán, and Jennifer Paola Corredor-Gómez. 2017. “Implementación de Un Sistema de Procesamiento de Imágenes Integrado Con Raspberry PI 2B Para Reconocimiento y Recolección de Fresas Maduras.” *Revista Politécnica* 13(25):75–85.
11. Atencio-Ortíz, Pedro. 2009. Desarrollo de Un Sistema de Visión Artificial Para El Control de Calidad Del Mango de Azúcar de Exportación. Santa Marta.
12. Ganadería Colombiana - Hoja de ruta 2018 - 2022 – Fedegan Federación Colombiana de Ganaderos Cifras de Referencia Del Sector Ganadero Colombiano.
13. Tian, Hongkun, Tianhai Wang, Yadong Liu, Xi Qiao, and Yanzhou Li. 2020. “Computer Vision Technology in Agricultural Automation —A Review.” *Information Processing in Agriculture* 7(1):1–19.
14. Federación Colombiana de Ganaderos Fondo Nacional del Ganado - Fondo de Estabilización de Precio <https://www.fedegan.org.co/estadisticas/documentos-de-estadistica> (accedido feb. 07, 2023)

15. L. Wyness, "The role of red meat in the diet: Nutrition and health benefits", *Proceedings of the Nutrition Society*, vol. 75, n° 3, pp. 227–232, ago. 2016, doi: 10.1017/S0029665115004267.
16. V. Mlambo y C. Mapiye, "Towards household food and nutrition security in semi-arid areas: What role for condensed tannin-rich ruminant feedstuffs?", *Food Research International*, vol. 76, n° P4, pp. 953–961, oct. 2015, doi: 10.1016/J.FOODRES.2015.04.011.
17. S. de Smet y E. Vossen, "Meat: The balance between nutrition and health. A review", *Meat Sci*, vol. 120, pp. 145–156, oct. 2016, doi: 10.1016/J.MEATSCI.2016.04.008.
18. "Novel Food Packaging Techniques by Ahvenainen, R: (2003) | Libro Co. Italia Srl". <https://www.abebooks.com/Novel-Food-Packaging-Techniques-Ahvenainen-R/30830014763/bd> (accedido oct. 01, 2022).
19. M. Z. Abdullah, L. C. Guan, K. C. Lim, y A. A. Karim, «The applications of computer vision system and tomographic radar imaging for assessing physical properties of food», *J Food Eng*, vol. 61, n.º 1, pp. 125-135, ene. 2004, doi: 10.1016/S0260-8774(03)00194-8.
20. "Efecto del tiempo de maduración sobre la calidad organoléptica de la carne de vacuno. Servicio Regional de Investigación y Desarrollo Agroalimentario". <http://www.serida.org/publicacionesdetalle.php?id=5574> (accedido oct. 01, 2022).
21. Castro Molina, S. (2013). Evaluación de los polimorfismos de nucleótido simple asociados a cambios en el color de la carne en ganados bos indicus y cruces con bos taurus. [online] Universidad Nacional de Colombia Sede Bogotá Facultad de Ciencias Posgrado Interfacultades en Microbiología. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/21369>. (Accedido oct. 18, 2022)
22. "Explicación de los modelos de color". http://product.corel.com/help/CorelDRAW/540240626/Main/ES/Doc/wwhelp/wwhelp/mpl/common/html/wwhelp.htm?context=CorelDRAW_Help&file=CorelDRAW-Understanding-color-models.html / (accedido oct. 28, 2022).
23. "Microscopia y análisis de imagen Gabinete de formación CSIC-2007". http://pesqueras.iim.csic.es/wp-content/uploads/2013/11/microscopia_analisis_imagen1-1.pdf (accedido oct. 18, 2022).
24. "precise color communication color control from perception to instrumentation". https://www.konicaminolta.com/instruments/knowledge/color/pdf/color_communication.pdf (accedido oct. 18, 2022).
25. Goñi, S. M., & Salvadori, V. O. (2015). "Color measurement from digital images" <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/45660> (Accedido oct. 28, 2022).
26. Goñi, S. M., Olivera, D. F., Salvadori, V. O. (2014). "Determinación de color en el espacio CIELAB a partir de imágenes digitales". International Conference On Food Innovation, oct, 64–74. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/117353>
27. Delgado León, D. (2017). Diseño de un sistema de adquisición de imágenes basado en cámaras web USB y hardware reconfigurable. *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 38(2), 1-11.

28. Asmara, R. A., Hasanah, Q., Rahutomo, F., Rohadi, E., Siradjuddin, I., Ronilaya, F., & Handayani, A. N. (2018, June). Chicken meat freshness identification using colors and textures feature. In 2018 Joint 7th International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV) and 2018 2nd International Conference on Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR) (pp. 93-98). IEEE.
29. “Tutorial 53 - Using texture to segment images (demo in python)” <https://www.youtube.com/watch?v=QmozYygPbZA> (accedido abr. 06, 2023).
30. Antonelli, A. P. (2017). Entropía de permutación para la caracterización de texturas en imágenes digitales (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de Mar del Plata. Facultad de Ingeniería. Argentina).
31. Pinto, A., 2006. Segmentación de imágenes por textura. Facultad de Ingeniería, Universidad de Concepción, Santiago de Chile
32. Sobrado Malpartida, E. Á. (2003). Sistema de visión artificial para el reconocimiento y manipulación de objetos utilizando un brazo robot.
33. Pérez, M., Nisso, G. A. C., & Buitrago, F. V. (2018). Sistema embebido de detección de movimiento mediante visión artificial. *Visión electrónica*, 12(1), 97-101.
34. Cámara web 1080p Pro Stream Logitech C922 + Software Capture <https://www.logitech.com/es-roam/products/webcams/c922-pro-stream-webcam.960-001087.html> (accedido oct. 22, 2022).
35. Gonzalez-Huitron, V., León-Borges, J. A., Rodriguez-Mata, A. E., Amabilis-Sosa, L. E., Ramírez-Pereda, B., & Rodriguez, H. (2021). Disease detection in tomato leaves via CNN with lightweight architectures implemented in Raspberry Pi 4. *Computers and Electronics in Agriculture*, 181, 105951.
36. Constante Prócel, P. N., & Gordón Garcés, A. M. (2015). *Diseño e Implementación de un Sistema de Visión Artificial para Clasificación de al menos Tres Tipos de Frutas* (Master's thesis, Quito, 2015.).
37. Jiménez, P. G. (2009). *Estudio, diseño y optimización de técnicas de visión artificial para su aplicación a los sistemas de videovigilancia* (Doctoral dissertation, Universidad de Alcalá).
38. Amos, D. (2020). Python gui programming with tkinter. *Tersedia*: <https://realpython.com/python-gui-tkinter>.
39. Balon, B., & Simić, M. (2019, May). Using Raspberry Pi computers in education. In 2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO) (pp. 671-676). IEEE.
40. L. R. Barba Guamán, Utilización de métodos de visión artificial para PC como apoyo en la automoción. PhD thesis, 11 2015.
41. G. Tony Gaddis, Judy Walters, “The OpenCV Reference Manual,” October, 2010.
42. J. Howse, OpenCV Computer Vision with Python. Packt Publishing, 2013.
43. M. E. P. Davies and M. D. Plumbley, “Beat tracking with a two state model,” in ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, vol. III, pp. iii/241–iii/244 Vol. 3, IEEE, 2005
44. Manjunath, B.S., W.Y. Ma, 1996. Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8), 837-842

45. Tusa, E., Villegas, H., Reynolds, A., Lane, D. M., & Robertson, N. M. (2014). Implementación de un detector de coral utilizando filtros Gabor Wavelets y máquinas de aprendizaje. *Maskana*, 5, 61-70.
46. Scarpa, F. (2008). Automatic analysis of confocal images of the cornea. Tesis doctoral no publicada, University of Padova, Padova, Italy.
47. Fernández, A. (2007). Estudio de técnicas basadas en la transformada wavelet y optimización de sus parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales. Tesis doctoral no publicada, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, Spain
48. Cavas-Martínez, F., Cañavate, F. J. F., Nieto, J., & Fernández-Pacheco, D. G. (2015). Caracterización de los filtros de gabor para el estudio de imágenes histológicas de la córnea obtenidas por microscopía confocal.
49. “Análisis de texturas. Filtrado de entropía, intervalo y desviación estándar; cree una matriz de coocurrencia de nivel gris” <https://la.mathworks.com/help/images/texture-analysis-1.html> (accedido May. 01, 2023).
50. “Medidor de Colorimetría CR-400, KONICA MICOLTA 150/YEAR” https://sensing.konicaminolta.us/mx/products/colorimetro-cr-400/?utm_t (accedido May. 01, 2023).
51. Girolami, A., Napolitano, F., Faraone, D., Braghieri, A. (2013). Measurement of meat color using a computer vision system. *Meat Science*, 93(1), 111–118.