



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

TRABAJO DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO  
DE INGENIERO EN MECATRÓNICA

TEMA:

“CLASIFICACIÓN DE AGUACATES BASADO EN VISIÓN POR  
COMPUTADOR”

AUTOR: PETER ALEXANDER PASUY QUEVEDO

DIRECTOR: CARLOS XAVIER ROSERO CHANDI

IBARRA- 2019



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE  
BIBLIOTECA UNIVERSITARIA  
AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN

A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

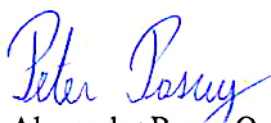
En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

<b>DATOS DEL AUTOR</b>			
<b>CÉDULA DE IDENTIDAD:</b>	1718852237		
<b>APELLIDOS Y NOMBRES:</b>	PASUY QUEVEDO PETER ALEXANDER		
<b>DIRECCIÓN:</b>	Venezuela y Quiroga 1001 - Cayambe		
<b>EMAIL:</b>	papasuyq@utn.edu.ec - peter2395@hotmail.com		
<b>TELÉFONO FIJO:</b>	022364813	<b>TELÉFONO MÓVIL:</b>	0987011443
<b>DATOS DE LA OBRA</b>			
<b>TÍTULO:</b>	“CLASIFICACIÓN DE AGUACATES BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR”		
<b>AUTOR:</b>	PETER ALEXANDER PASUY QUEVEDO		
<b>FECHA (AAAA-MM-DD):</b>	2019-05-31		
<b>SÓLO PARA TRABAJOS DE GRADO</b>			
<b>PROGRAMA:</b>	PREGRADO		
<b>TÍTULO POR EL QUE OPTA:</b>	INGENIERO EN MECATRÓNICA		
<b>ASESOR/DIRECTOR:</b>	CARLOS XAVIER ROSERO CHANDI		

## 2. CONSTANCIAS

El autor manifiesta que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original, y que es el titular de los derechos patrimoniales, por lo que asume la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 31 días del mes de mayo de 2019.

A handwritten signature in blue ink that reads "Peter Pasuy".

Peter Alexander Pasuy Quevedo

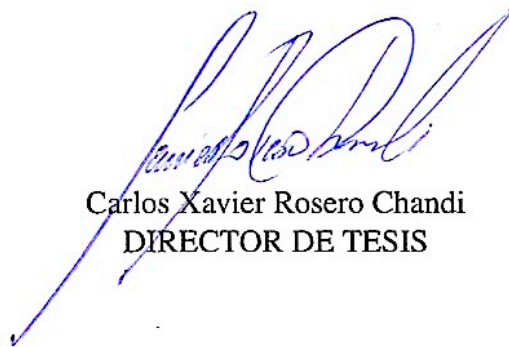
C.I.: 1718852237



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**  
**CERTIFICACIÓN**

En calidad de director del trabajo de grado “CLASIFICACIÓN DE AGUACATES BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR”, presentado por el egresado PETER ALEXANDER PASUY QUEVEDO, para optar por el título de Ingeniero en Mecatrónica, certifico que el mencionado proyecto fue realizado bajo mi dirección.

Ibarra, a los 31 días del mes de mayo de 2019



**Carlos Xavier Rosero Chandi**  
**DIRECTOR DE TESIS**

## **Agradecimiento**

A mi padre por el amor, apoyo y consejo que me ha brindado a lo largo de mi formación como profesional y persona. A mi nana por cuidar de mí y ser una amiga y consejera.

A mi director de trabajo de grado Carlos Xavier Rosero por guiarme a lo largo de este proceso con sus conocimientos y experiencias. A todos los docentes de Ingeniería en Mecatrónica por todas las enseñanzas impartidas en clases.

A mis amigos de equipo por todo el trabajo hecho en el transcurso de la carrera, siempre dando lo mejor de nosotros, aprendiendo cada día una cosa nueva y nunca dándonos por vencidos. Al final, todo el esfuerzo y sacrificio valió la pena.

*Peter Alexander*

## **Dedicatoria**

Dedico este trabajo a mis padres Luz Elia y Pedro, en especial a mi querida madre a quien amo y llevaré siempre en mi corazón.

*Peter Alexander*

# Resumen

El aguacate es un fruto con exquisito sabor y textura, sus diversas aplicaciones y beneficios a la salud han incrementado su popularidad alrededor del mundo. La demanda de este fruto ha provocado el aumento en su producción y en exigencias de calidad; en Ecuador el aguacate que más se comercializa y consume es de la variedad *Fuerte*. El proceso de clasificación del aguacate se realiza a mano por personas calificadas. Tiende a ser monótono, repetitivo y propenso a errores debido al cansancio de los operarios. Como resultado se obtiene una baja aceptación del producto y pérdidas económicas al no brindar un buen fruto. Por otro lado, la visión por computador se ha vuelto muy importante en la automatización industrial por sus varias aplicaciones en control de calidad y clasificación. El sector agroindustrial se beneficia del uso de técnicas de visión por ser rápidas, precisas y no invasivas. La aplicación de sistemas basados en visión sobre frutas, verduras y flores ha sido objeto de estudio a lo largo de los años. Así, al automatizar el proceso de clasificación del aguacate con un desarrollo basado en visión artificial mejoraría el control de calidad del fruto entregado y disminuiría la carga laboral en trabajadores. El presente trabajo ofrece un algoritmo que permite clasificar aguacates del tipo Fuerte, el cual consta de la adquisición de imagen, preprocesamiento de imagen, análisis de tamaño en píxeles, análisis de color en rojo, verde y azul (RGB), análisis de color en luminosidad, contenido de rojo a verde y contenido de amarillo a azul ( $L^*a^*b^*$ ), análisis de color en defectos y clasificación. La aplicación del algoritmo comienza en la adquisición de imágenes en una escena de pruebas que se encuentra en un ambiente cerrado con una webcam genérica con iluminación fría y cálida en dirección lateral al objeto. La clasificación se realiza por tamaño y calidad mediante características de tamaño y color obtenidos de las imágenes del fruto. La calidad se evalúa según la

presencia de defectos como daños mecánicos, lenticela, roce, roña, trips, antracnosis y deficiencia de nutrientes. Los defectos se identifican con los modelos de color RGB y  $L^*a^*b$ . El tamaño se consigue calculando el área en píxeles que posee el aguacate en la imagen. Los criterios de clasificación se basan en la norma NTE INEN 1755 para aguacates. Estos son clasificados en pequeño, mediano y grande según su tamaño, y por su calidad, en alta, media y baja. En el software MATLAB se prueba el algoritmo que resalta los defectos más comunes y se calcula el área en píxeles de 231 aguacates de diferente tamaño y calidad. La clasificación por tamaño tiene un total de coincidencias de 215 aguacates, con una eficiencia de 93,1 %, y la clasificación por calidad tiene una eficiencia del 76,19% con 176 aguacates coincidentes.



# Abstract

Avocado is a fruit with exquisite flavor and textures, its diverse uses and health benefits have increased its popularity around the world. The demand for this fruit has led to an increase in production and quality requirements; in Ecuador, the most popular and consumed avocado is the *Fuerte* variety. The avocado classification process is done by hand by qualified people. This process is monotonous, repetitive and prone to errors due to the operator's fatigue; resulting in low acceptance of the product and economic losses. On the other hand, computer vision has become very important in industrial automation due to its various applications in quality control and classification. The agro-industrial sector benefits from the use of vision techniques because they are quick, precise and non-invasive. The application of vision-based systems on fruits, vegetables and flowers has been studied over the years. Thus, by automating the avocado classification process with a development based on artificial vision, would improve the quality control of the fruit and reduce the workload of workers. This research offers an algorithm to classify *Fuerte* type avocados, which consists of image acquisition, image preprocessing, pixel size analysis, color analysis in red, green and blue (RGB), color analysis in luminosity, content from red to green, content from yellow to blue ( $L^*a^*b$ ) and color analysis in defects and classification. The application of the algorithm begins with the acquisition of images in a test scene in a closed environment with a generic webcam with cold and warm lighting in lateral direction to the object. The classification is made by size and quality by characteristics of size and color obtained from the images of the fruit. Quality is evaluated according to the presence of defects such as mechanical damage, lenticels, rubbing, scab, thrips, anthracnose and nutrient deficiency. The defects are identified with the RGB and  $L^*a^*b$  color models. The size is ob-

tained by calculating the area in pixels of the avocado in the image. The classification criteria are based on the NTE INEN 1755 standard. These are classified into small, medium and large according to their size; and by their quality, in high, medium and low. In the MATLAB software, the algorithm that highlights the most common defects is tested, and the area in pixels of 231 avocados of different size and quality is calculated. The classification by size has a total of 215 avocados matches, with an efficiency of 93,1 %, and the classification by quality has an efficiency of 76,19 % with 176 matching avocados.

## ABSTRACT

Avocado is a fruit with exquisite flavor and texture, its diverse uses and health benefits have increased its popularity around the world. The demand for this fruit has led to an increase in production and quality requirements; in Ecuador, the most popular and consumed avocado is the "Fuerte" variety. The avocado classification process is done by hand by qualified people. This process is monotonous, repetitive and prone to errors due to the operator's fatigue; resulting in low acceptance of the product and economic losses. On the other hand, computer vision has become very important in industrial automation due to its various applications in quality control and classification. The agro-industrial sector benefits from the use of vision techniques because they are quick, precise and non-invasive. The application of vision-based systems on fruits, vegetables and flowers has been studied over the years. Thus, by automating the avocado classification process with a development based on artificial vision, would improve the quality control of the fruit and reduce the workload of workers. This research offers an algorithm to classify "Fuerte" type avocados, which consists of image acquisition, image preprocessing, pixel size analysis, color analysis in red, green and blue (RGB), color analysis in luminosity, content from red to green, content from yellow to blue ( $L^* a^* b^*$ ) and color analysis in defects and classification. The application of the algorithm begins with the acquisition of images in a test scene in a closed environment with a generic webcam with cold and warm lighting in lateral direction to the object. The classification is made by size and quality by characteristics of size and color obtained from the images of the fruit. Quality is evaluated according to the presence of defects such as mechanical damage, lenticels, rubbing, scab, thrips, anthracnose and nutrient deficiency. The defects are identified with the RGB and  $L^* a^* b^*$  color models. The size is obtained by calculating the area in pixels of the avocado in the image. The classification criteria are based on the NTE INEN 1755 standard. These are classified into small, medium and large according to their size; and by their quality, in high, medium and low. In the MATLAB software, the algorithm that highlights the most common defects is tested, and the area in pixels of 231 avocados of different size and quality is calculated. The classification by size has a total of 215 avocados matches, with an efficiency of 93.1%, and the classification by quality has an efficiency of 76.19% with 176 matching avocados.

Víctor Rodríguez  
RW



# Índice general

<b>Índice general</b>	<b>XI</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>XIII</b>
<b>Índice de tablas</b>	<b>XV</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	2
1.2.1. Objetivo general . . . . .	2
1.2.2. Objetivos específicos . . . . .	2
1.3. Problema . . . . .	3
1.4. Alcance . . . . .	3
1.5. Justificación . . . . .	4
<b>2. Revisión literaria</b>	<b>5</b>
2.1. Método de clasificación en mora, fresa y uvilla . . . . .	5
2.2. Método de clasificación en manzanas, limones, naranjas, mandarinas y tomates	6
2.3. Método de clasificación en mango variedad Tommy . . . . .	6
2.4. Método de clasificación en naranjillas . . . . .	7
2.5. Método de clasificación en rosas . . . . .	7
2.6. Método de clasificación en fresas . . . . .	8

2.7. Métodos de clasificación en aguacates variedad Hass . . . . .	8
2.8. Propuesta . . . . .	9
<b>3. Metodología</b>	<b>11</b>
3.1. Adquisición de imagen del aguacate . . . . .	13
3.2. Preprocesamiento de imagen . . . . .	15
3.3. Análisis de tamaño en píxeles . . . . .	18
3.4. Análisis de color . . . . .	21
3.4.1. Análisis de color RGB . . . . .	25
3.4.2. Análisis de color L*a*b . . . . .	26
3.4.3. Análisis de color en defectos . . . . .	28
3.5. Clasificación por tamaño y calidad . . . . .	32
3.5.1. Norma NTE INEN 1755: aguacates . . . . .	32
3.5.2. Rangos de clasificación . . . . .	33
<b>4. Resultados</b>	<b>35</b>
4.1. Análisis de resultados . . . . .	40
<b>5. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>43</b>
5.1. Conclusiones . . . . .	43
5.2. Trabajo futuro . . . . .	45
<b>Bibliografía</b>	<b>47</b>
<b>Apéndice</b>	<b>51</b>
<b>A. Algoritmo</b>	<b>51</b>
A.1. Algoritmo de clasificación de aguacate . . . . .	51

# Índice de figuras

3.1. Diagrama de flujo . . . . .	12
3.2. Escenario de pruebas . . . . .	14
3.3. Imagen del aguacate . . . . .	14
3.4. Componentes RGB de la imagen . . . . .	15
3.5. Histograma de las componentes RGB de la imagen del aguacate . . . . .	16
3.6. Operaciones algebraicas en histograma de la imagen del aguacate . . . . .	17
3.7. Imagen del aguacate preprocesada . . . . .	18
3.8. Umbralización de la imagen . . . . .	19
3.9. Relleno de agujeros en la imagen invertida . . . . .	19
3.10. Operación morfológica cierre en la imagen . . . . .	20
3.11. Producto imagen RGB y binaria recortadas . . . . .	21
3.12. Filtro de mediana y apertura . . . . .	22
3.13. Histograma de la imagen filtrada . . . . .	22
3.14. Imagen RGB y binarizada del aguacate . . . . .	23
3.15. Componente rojo y verde de la imagen . . . . .	25
3.16. Segmentación componente rojo y verde . . . . .	26
3.17. Componentes $a^*$ y $b^*$ de la imagen . . . . .	27
3.18. Segmentación canal $a^*$ y $b^*$ . . . . .	27
3.19. Operación: rojo $\parallel$ verde . . . . .	29
3.20. Operación: $a^*$ & $b^*$ . . . . .	30

3.21. Operación: defectos RG & defectos a*b*	30
3.22. Operación: defectos del Aguacate & componente rojo	32
4.1. Prueba en aguacate sin defectos	37
4.2. Prueba en aguacate con daño mecánico	37
4.3. Prueba en aguacate con lenticela y roce	38
4.4. Prueba en aguacate con roña	38
4.5. Prueba en aguacate con trips	38
4.6. Prueba en aguacate con antracnosis	39
4.7. Prueba en aguacate con deficiencia de nutrientes	39
4.8. Diagrama de columnas - Eficiencia en tamaño	41
4.9. Diagrama de columnas - Eficiencia en calidad	41

# Índice de tablas

3.1. Especificaciones webcam Logitech C920 . . . . .	13
3.2. Defectos presentes en aguacates . . . . .	24
3.3. Áreas de los modelos de color y porcentaje de daño del aguacate . . . . .	28
3.4. Tabla de verdad para la resta de binarios . . . . .	31
3.5. Área y porcentaje de los defectos del aguacate . . . . .	32
3.6. Clasificación por masa en aguacate fuerte . . . . .	33
3.7. Características del aguacate . . . . .	33
3.8. Rangos de clasificación por tamaño . . . . .	34
3.9. Rangos de clasificación por calidad . . . . .	34
4.1. Resultados de clasificación por tamaño . . . . .	36
4.2. Resultados de clasificación por calidad . . . . .	36
4.3. Resultados de clasificación: calidad-tamaño . . . . .	36
4.4. Características de aguacates de prueba . . . . .	37
4.5. Eficiencia en clasificación por tamaño . . . . .	40
4.6. Eficiencia en clasificación por calidad . . . . .	40





# Capítulo 1

## Introducción

Este trabajo de grado ha sido realizado con el *Grupo de Investigación en Sistemas Inteligentes de la Universidad Técnica del Norte (GISI-UTN)*.

### 1.1. Motivación

Los sistemas de visión por computadora se han convertido en un elemento fundamental en los procesos de automatización industrial [1]. Sus aplicaciones pueden agruparse en cinco grupos principales: control de calidad, clasificación por calidades, manipulación de materiales, test y calibración de aparatos, monitorización de procesos. [2]

En la agroindustria los sistemas de clasificación deben ser más precisos y capaces de entregar un producto de alta calidad, con el propósito de aumentar la competitividad y sostenibilidad [3]. El uso de visión por computadora eleva los estándares de clasificación al ser rápida, precisa y no destructiva. En inspección de frutas y verduras esta tecnología extrae cuantitativamente características físicas como forma, tamaño, estado de maduración y textura; para realizar un control de calidad, detectar anomalías y desechar el objeto en mal estado [4].

Además de visión por computadora los algoritmos de clasificación se complementan con métodos de aprendizaje de máquina. Esto requiere de computadoras de alto procesamiento y bases de datos para un correcto desempeño.

Se propone el siguiente trabajo que permite clasificar aguacate Fuerte utilizando un algoritmo de visión por computadora que sintetice los criterios de clasificación en base a la uniformidad de la corteza y características de tamaño.

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

Desarrollar un sistema de visión artificial para clasificación de Aguacate Fuerte (Persea americana Mill).

### **1.2.2. Objetivos específicos**

- Determinar las condiciones adecuadas para la adquisición de imágenes a utilizar en visión por computadora.
- Adquirir las imágenes de aguacates para su procesamiento digital.
- Extraer las características del aguacate útiles para el reconocimiento e interpretación de datos.
- Resolver el problema de clasificación considerando características de las imágenes.
- Validar el método propuesto a través de pruebas de campo.

### **1.3. Problema**

La zona 1 del país está conformada por Esmeraldas, Carchi, Imbabura, Sucumbíos y la parte norte de Pichincha; para estas provincias la agricultura es una de sus mayores fuentes económicas. En los últimos años los cultivos de frutales perennes han desplazado a los cultivos tradicionales de maíz, fréjol y tomate riñón debido a su baja economía y precios inestables. Los sembríos más significativos son de aguacate, mango, naranja, mandarina, durazno, entre otros [5].

La demanda del aguacate ecuatoriano está en alza a nivel internacional. Su exquisito sabor, textura y diversas aplicaciones han conquistado a más de un paladar [6]. Las variedades cultivadas en Ecuador son Fuerte y Hass; el aguacate Fuerte es comercializado internamente y exportado a Colombia.

Antes de comercializar el aguacate pasa por procesos de cosecha, poscosecha y clasificación [7]. El último proceso es realizado a mano por personas calificadas, quienes los separan según los requerimientos del mercado. Esta labor es monótona, lenta y propensa a errores debido al cansancio de los operarios. Como resultado se obtendría una baja aceptación y pérdidas económicas al no brindar un buen producto.

Con el desarrollo de un algoritmo de visión por computadora se podría clasificar Aguacates bajo los estándares que dicta la norma NTE INEN 1755 [8]. Al automatizar el proceso de clasificación se mejoraría el control de calidad del aguacate entregado.

## **1.4. Alcance**

El presente proyecto constará de una estructura donde se colocará una webcam en una posición fija. Se determinarán las condiciones de iluminación para adquirir imágenes del aguacate en buena calidad. Se desarrollará un algoritmo que sintetice los criterios de clasificación (uniformidad de la corteza y tamaño) y pueda ser aplicado sobre las imágenes de la fruta. Se validarán los resultados de clasificación según la norma NTE INEN 1755.

## **1.5. Justificación**

El Aguacate ha aumentado su popularidad paulatinamente por su infinidad de beneficios a la salud y por ser muy apetecido en el arte culinario [6]. Su alta demanda interna y externa exige excelente calidad en el producto y tiempos cortos en el proceso de poscosecha y clasificación.

El éxito en la difusión de este fruto ha llevado al Instituto Nacional Autónomo de Investigaciones Agropecuarias (INIAP) junto al Ministerio de Agricultura y Ganadería (MAG) a trabajar en proyectos que incentiven la implementación de cultivos de aguacates y el correcto manejo de los mismos [9]. Esto permitiría en años venideros aumentar la producción de aguacate a nivel nacional.

La implementación de nuevas tecnologías es primordial al manejar un alto estándar de calidad con grandes producciones y demandas. Por este motivo, es relevante utilizar algoritmos de visión por computadora para clasificar aguacate según sus características. Este sistema podría ser implementado en una planta de clasificación de aguacates, aumentando calidad en el producto, automatizando el proceso manual y disminuyendo la carga laboral en trabajadores.

# Capítulo 2

## Revisión literaria

Existe una infinidad de frutas, verduras y flores, cada una con características únicas. Diversos estudios basados en visión por computadora automatizan el proceso de clasificación de estos objetos tomando en cuenta atributos como forma, tamaño, color, textura, imperfecciones y estado de maduración.

### 2.1. Método de clasificación en mora, fresa y uvilla

La clasificación de mora, fresa y uvilla lo desarrollan en plataforma de lenguaje abierto, OpenCV. El escenario de pruebas se lleva a cabo en una plataforma que posee iluminación LED y una webcam Logitech C920. Adquieren la imagen de la fruta en el modelo de color red, green y blue (RGB) y la convierten a escala de grises, umbralizan la imagen; eliminan partículas con erosión y dilatación; y rellenan huecos con la finalidad de eliminar el fondo. Obtienen patrones de reconocimiento con el método de Canny para detección de bordes. Además, las características de color las extraen del modelo de color hue, saturation, value (HSV), establecen parámetros de umbral para la segmentación en cada canal para las tres frutas y grafican junto al borde. Con las normas de cada fruta indican el rango correspondiente al tamaño en píxeles para pequeño, mediano y grande. El método de aprendizaje de máquina que utilizan son redes neuronales, uno para seguimiento y otro en clasificación. Las pruebas las realizaron en 40 frutas

en dos etapas: la primera desde base de datos y la segunda en tiempo real. En la primera y segunda prueba obtuvieron un reconocimiento de 92,5 % y 87,5 % para fresas, 92,5 % y 87,5 % para moras y 90 % y 85 % para uvillas [10].

## **2.2. Método de clasificación en manzanas, limones, naranjas, mandarinas y tomates**

En un sistema de visión estereoscópica clasifican manzanas, limones, naranjas, mandarinas y tomates. Diferencian estas frutas utilizando descriptores propios de la fruta como textura y forma. El análisis de color lo realizan con el modelo de color hue, saturation, intensity (HSI) precisamente los componentes de hue y saturation. Con la matriz de co-ocurrencia de los niveles de nivel de gris (GLCM) extraen información como contraste, homogeneidad, correlación, energía y entropía. El sistema reconoce estos patrones mediante una red neuronal. Evaluaron el funcionamiento del algoritmo en 45 frutas de cada denominación, obteniendo un porcentaje de aciertos del 90,2 % [11].

## **2.3. Método de clasificación en mango variedad Tommy**

En el mango de la variedad Tommy el parámetro primordial para su clasificación es el color, correspondiente a su estado de maduración. En una selección exitosa predominan los colores verde, amarillo y rojo. Inician la adquisición de imagen en un sistema conformado por webcam, pc, banda transportadora y mecanismo de selección. La imagen en modelo red, green y blue (RGB) la segmentan con dilatación y erosión a escala de grises; para eliminar impurezas, obtener descriptores de área, caja, y recortar la imagen. En cada componente de color calculan el promedio de píxeles en porcentaje, este valor junto al área la incluyen en una red de decisión. El resultado de clasificación lo muestran en un cuadro de mensaje con el número de mango, decisión (rechazado o aceptado) y color predominante [12].

## **2.4. Método de clasificación en naranjillas**

Con un módulo robótico clasifican lulos (naranjillas) por su estado de maduración y tamaño. Las categorías son verde grande, verde pequeño, maduro grande, maduro pequeño. En la caracterización del color usan el módulo de color hue, saturation, value (HSV), específicamente el componente value y la resta de las componentes saturation de hue. La componente value la segmentan con umbral de 0,4 y eliminan áreas pequeñas; para la selección de fruta madura. En la componente hue–saturation segmentan con un umbral de 0 para eliminar el ruido e identificar todas las frutas. Para encontrar las frutas verdes restan las maduras de todas las frutas. Con la ayuda de descriptores obtienen el área y determinan un rango de 8000 píxeles, menor a esta cantidad es pequeño y mayor es grande. Además, la ubicación del centroide permite que el brazo antropomórfico realice una trayectoria hacia este punto y tome la fruta. Realizan pruebas variando el número de frutas y verifican el funcionamiento del módulo [13].

## **2.5. Método de clasificación en rosas**

En un sistema de control de calidad identifican rosas con patrones de forma, color y tamaño. En la detección de color usan el modelo de color hue, saturation, value (HSV), esta imagen la suavizan con un filtro gaussiano. De la componente hue obtienen los rangos que definen a los colores rojo, amarillo y azul. En saturation detectan bordes binarios para filtrar píxeles blancos, el resultado de estas componentes se añaden con la función lógica and. Caracterizan los límites del patrón de la rosa con dilatación, erosión y detector de bordes de Canny. Una imagen patrón preprocesada y rellena del color a detectar permite el reconocimiento de patrones. Parámetros de tamaño adquieren directamente de la cámara. La comparación la realizan en tiempo real en distintas condiciones de iluminación para rosas de diferente tamaño y color. Estos datos se registran durante los últimos 7 días. Evalúan los resultados de la comparación y obtienen un 95 % de aciertos para una condición de iluminación media [14].



## 2.6. Método de clasificación en fresas

Se clasifican y transportan fresas con un sistema automático que consiste de tres partes: mecánica, procesamiento de imagen y detección. Adquiridas las imágenes extraen características de la fruta como forma, tamaño y color. La identificación de forma consiste en separar el fruto del cáliz mediante la diferencia de los componentes red y green del modelo de color red, green y blue (RGB), segmentan y binarizan la imagen para la detección de bordes. Con el método de sharing ling dividen la fruta en 7 líneas horizontales y 7 líneas verticales partiendo desde el centroide, miden el largo de estas líneas y lo introducen al método de agrupamiento K-means para clasificar en cuatro tipos: cónica, larga cónica, cuña larga y cuña corta. Con respecto al color, utilizan el canal  $a^*$  del modelo  $L^*a^*b$ , modifican el histograma y calculan la media del valor de píxeles. El rango de clasificación tiene tres parámetros: roja oscura, roja brillante y roja clara. En la caracterización por tamaño utilizan el eje mayor horizontal obtenido con descriptores, establecen cuatro rangos: la mejor, grande, mediana y pequeña. Además, este sistema es capaz de clasificar utilizando uno, dos hasta tres características simultáneamente. Este problema de multiatributos lo resuelven con la teoría de toma de decisiones que asigna diferentes pesos a los atributos. La eficiencia del algoritmo es del 95% en tamaño, 88,8% en color y 95% en forma [15].

## 2.7. Métodos de clasificación en aguacates variedad Hass

En aguacates de la variedad Hass analizan su proceso de madurez con procesamiento de imagen. Previo al análisis, pesan las frutas, obtienen su color en escala  $L^*a^*b$  con un colorímetro y evalúan la firmeza con un texturómetro universal. Las muestras las realizan durante 12 días para hacer un seguimiento del estado de madurez del fruto. El color y firmeza establecen el estado de maduración del aguacate. En la escena de pruebas el fondo es de color gris mate y la iluminación la componen cuatro lámparas fluorescentes de luz natural a  $45^\circ$  y 35 cm sobre el fruto. El sensor es una cámara digital que ubican verticalmente sobre la muestra. Las imágenes capturadas las transforman del modelo de color RGB a  $L^*a^*b$ , extraen la media de cada canal y

establecen un rango con los muestras de cada día. Los parámetros de textura como segundo momento angular (ASM), contraste, correlación, momento de diferencia inversa (IDM) y entropía, lo obtienen con la matriz de co-ocurrencia de los niveles de nivel de gris (GLCM). El uso de gráficas permite que comparen y analicen los resultados del procesamiento de imagen con los valores obtenidos en el colorímetro y texturómetro. Estos parámetros ingresan a un algoritmo de análisis de componentes principales (PCA) que clasifica aguacates en tres clases. La primera clase es del día 1 al día 6, la segunda clase del día 7 al 9 y la tercera clase del día 10 al 12. El primer experimento cuenta con los atributos  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $L^*$  y tiene un porcentaje de aciertos del 80,5% en 72 muestras. En cambio, el segundo experimento toma el canal  $a^*$  y los atributos de textura, resultando un total de 81,9% de aciertos en 72 muestras [16].

En otra investigación elaboran un sistema de visión por computador que clasifica aguacates de la variedad hass en base al estado de maduración. La propuesta es un sistema que conecta vía wireless una webcam con un computador donde procesan la imagen y envían un mensaje al actuador para que ubique al fruto en la riel correspondiente de una banda transportadora. En el procesamiento de imagen capturan la imagen en red, green y blue (RGB) y aplican un filtro de Wiener para eliminar efectos indeseables. La separación del fruto del fondo lo realizan mediante el análisis discriminante de Fisher. Obtenido el fruto clasifican en tres clases verde, maduro y muy maduro con el método de agrupamiento K-means. El desempeño del algoritmo es de un 87,85% de precisión [17].

## **2.8. Propuesta**

Los métodos de visión por computadora en las diferentes investigaciones clasifican frutas, verduras y flores por su tamaño, estado de maduración (color), textura y forma. Con esta información se sustenta resolver el problema de clasificación de aguacates de variedad Fuerte por tamaño y calidad, por las escasas investigaciones en aguacate de esta variedad y al no estar todavía resuelta la clasificación por calidad.



# Capítulo 3

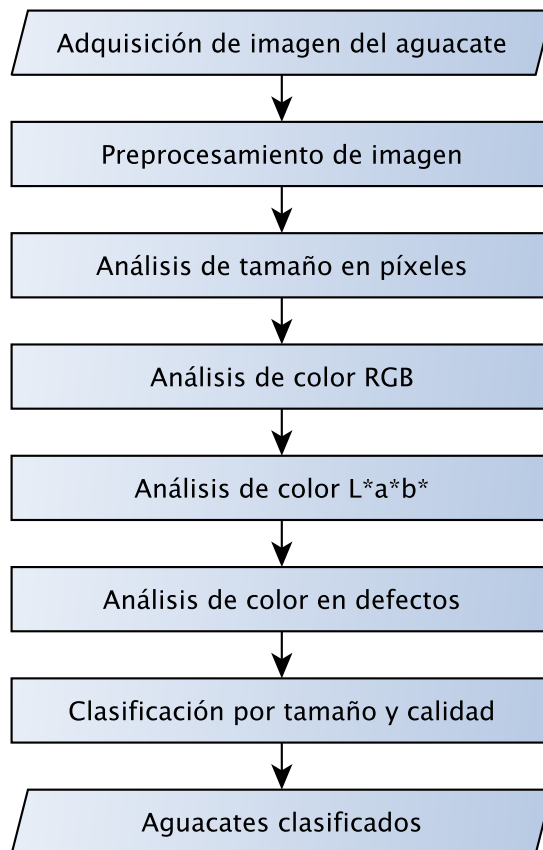
## Metodología

El criterio para la elaboración del algoritmo de clasificación se muestra en el diagrama de flujo de la Figura 3.1. Se inicia en la adquisición de la imagen del aguacate para luego mejorar su calidad a través del procesamiento de imagen. El tamaño del aguacate se calcula con el área del fruto en el análisis de tamaño en píxeles. La calidad del aguacate depende de los defectos que presenta este. Los defectos son resaltados con el análisis de color RGB<sup>1</sup>, el análisis de color L\*a\*b<sup>2</sup> y el análisis de color en defectos. En la clasificación por tamaño y calidad se determinan rangos de clasificación para obtener aguacates clasificados por tamaño y calidad.

---

<sup>1</sup> Véase sección 3.2

<sup>2</sup> Véase sección 3.4.2



**Figura 3.1:** Diagrama de flujo

A continuación, a través de la sección 3.1 a la sección 3.5 se explica de manera detallada la aplicación de este algoritmo.

### 3.1. Adquisición de imagen del aguacate

La escena en el que se desarrolla un sistema de visión por computadora es muy importante en la resolución del problema de clasificación, se consideran parámetros como: iluminación y sensor.

En [18] menciona que la iluminación tipo Led<sup>3</sup> es la más utilizada por su larga duración, bajo consumo y disponibilidad en diferentes longitudes de onda (colores). Además, la técnica de iluminación lateral permite resaltar bordes, rayas, fisuras y relieves por pequeños que sean del objeto. Por este motivo se utiliza en la escena iluminación lateral tipo Led de luz fría y luz cálida que al combinarlas se obtiene un tono de luz semejante a la luz natural. Su incorporación no altera la percepción de los colores del objeto [19]. El sensor es una webcam Logitech C920 y su selección es basada en [10]. Las especificaciones en la Tabla 3.1 se obtienen del manual webcam Logitech C920 [20].

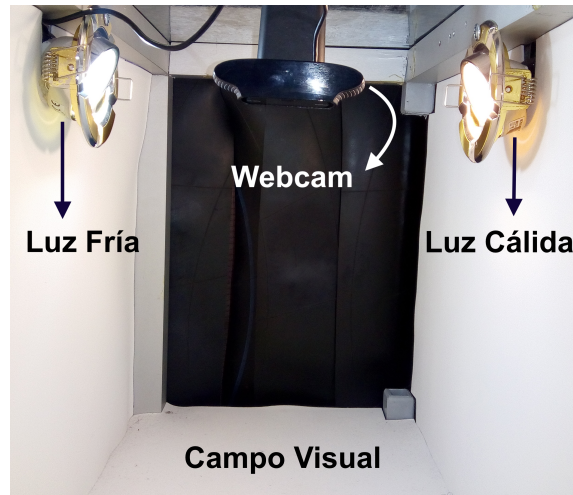
**Tabla 3.1**  
Especificaciones webcam Logitech C920

Captura de imagen (16:9 W)	2 MP
Tipo de Enfoque	Manual / Automático
Distancia Focal	3,67 mm
Tamaño del Sensor	5,14 mm x 3,50 mm

En la Figura 3.2 las luces y webcam se montan en un escenario cerrado para evitar alteraciones en iluminación, ocasionadas por la luz ambiental. La webcam se ubica a 300 mm del campo visual, a 90° del objeto y central a los dos tipos de luces. Además, se complementa con un fondo uniforme de color blanco.

El objeto a analizar es el aguacate fuerte o también llamado guatemalteco. Es un fruto de piel lisa de 1 mm de espesor, es de apariencia periforme y de color verde claro a oscuro. La masa varía de 170 gramos hasta los 500 gramos. La semilla es mediana y su pulpa de color

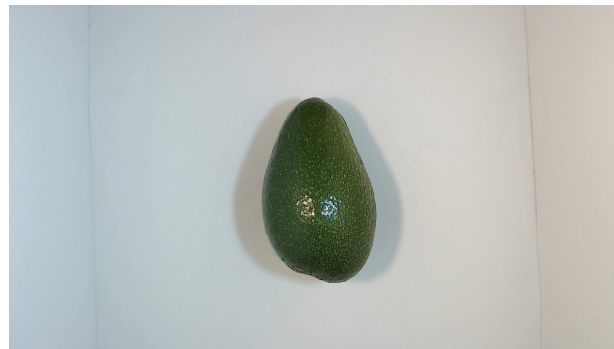
<sup>3</sup> Luz LED: es un diodo emisor de luz de larga duración y bajo consumo [18].



**Figura 3.2:** Escenario de pruebas

verde claro [8].

La imagen digital <sup>4</sup> del aguacate en la Figura 3.3 se adquiere a una resolución de 1080x1920 píxeles<sup>5</sup>.



**Figura 3.3:** Imagen del aguacate

<sup>4</sup> Imagen Digital: es la proyección de la imagen capturada con una cámara o sensor para ser manipulada usando un ordenador [21].

<sup>5</sup> píxel: es la menor unidad de información de una imagen [21].

## 3.2. Preprocesamiento de imagen

La imagen digital tiene tres componentes de colores. El modelo de color más utilizado es RGB, sus componentes son Red o rojo, Green o verde y Blue o azul. En la Figura 3.4 cada componente representa una matriz compuesta por píxeles en un rango de 8 bits ( $2^8 = 256$  bits). El valor de intensidad que puede adquirir un píxel va de 0 a 255. Los límites indican la ausencia y saturación de color. Las componentes se visualizan a escala de grises, donde el valor mínimo es negro y el máximo blanco [21].

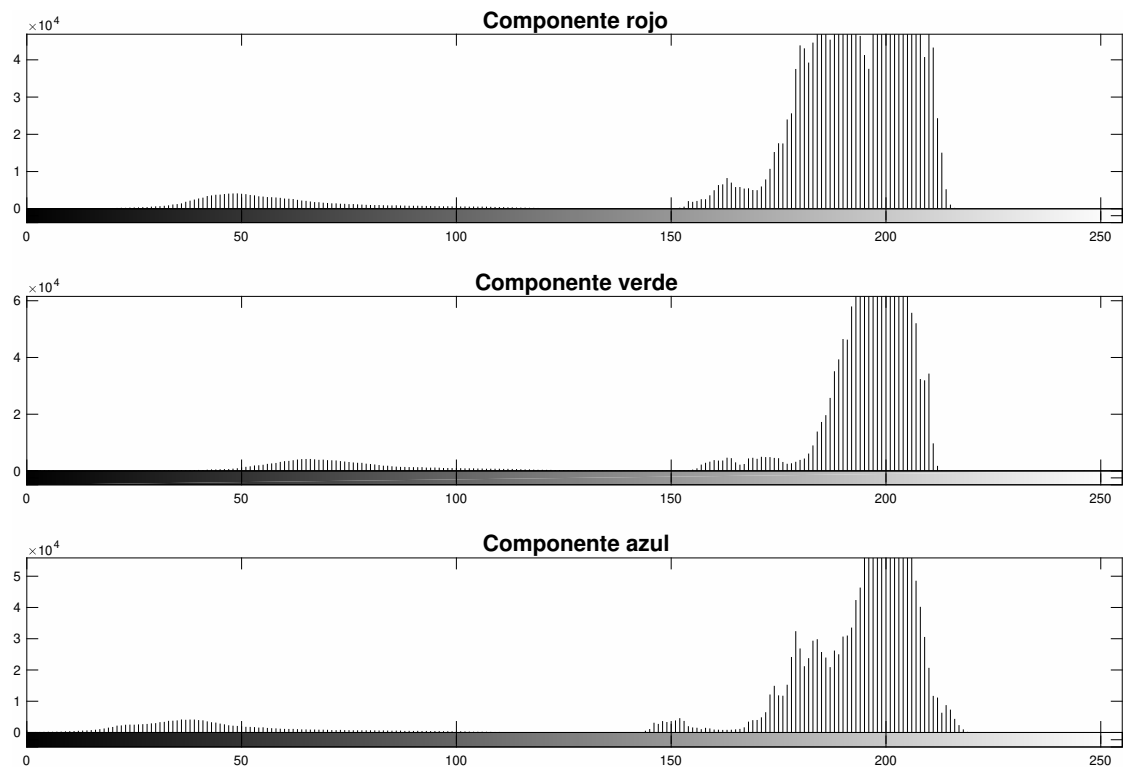


**Figura 3.4:** Componentes RGB de la imagen

Previo al procesamiento, se analiza la distribución de color en un plano de dos dimensiones denominado histograma. El eje de las abscisas representa el número de intensidades y el eje de las ordenadas la cantidad de píxeles por cada intensidad.

Los histogramas de la Figura 3.5 pertenecen a la imagen del aguacate. En las tres componentes RGB se diferencian dos objetos, el de la izquierda corresponde al fruto y el de la derecha al fondo.



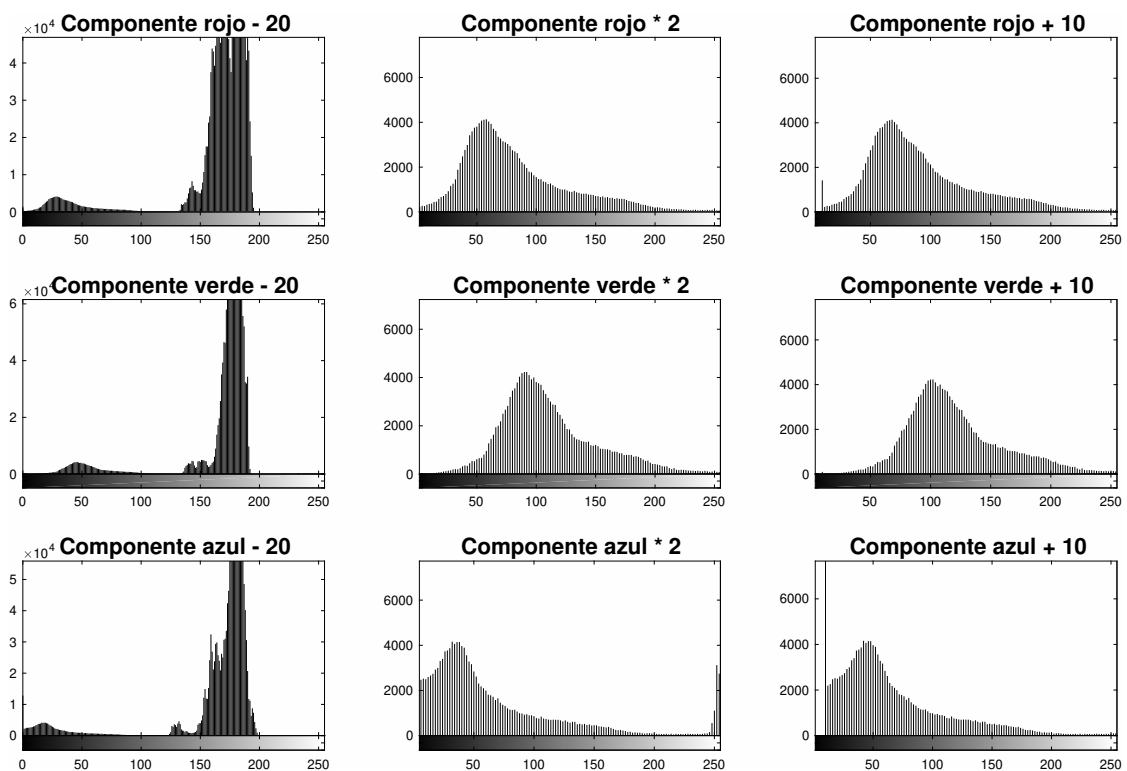


**Figura 3.5:** Histograma de las componentes RGB de la imagen del aguacate

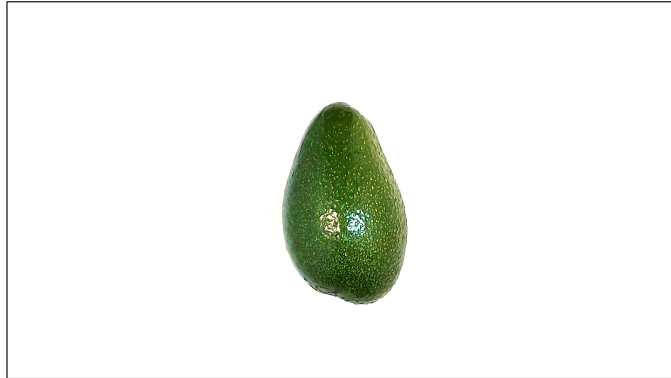
Operaciones algebraicas como suma, resta y multiplicación permite la separación de objetos y la distribución del objeto a lo largo del histograma [22], de la siguiente manera:

- Suma de una constante: aumenta el brillo de la imagen desplazándolo a la derecha.
- Resta de una constante: disminuye el brillo de la imagen desplazándolo a la izquierda.
- Multiplicación de una constante: aumenta la intensidad de la imagen y la estira a la derecha.

En la Figura 3.6 se presentan las operaciones algebraicas que se realizan en los histogramas. Se disminuye el brillo en 20 para que el objeto de análisis se ubique al principio del histograma. Ubicado el fruto, este se distribuye a lo largo del histograma multiplicando por una constante de dos y se aumenta el brillo en 10 para eliminar los restos del fondo del histograma. El resultado de la imagen preprocesada se muestra en la Figura 3.7.



**Figura 3.6:** Operaciones algebraicas en histograma de la imagen del aguacate



**Figura 3.7:** Imagen del aguacate preprocesada

### 3.3. Análisis de tamaño en píxeles

El procesamiento de imagen inicia con la extracción de características de tamaño del fruto. Estas características son cualidades cuantitativas de regiones en la imagen. Para obtener un mejor resultado se utiliza la componente azul por la ausencia de color que posee el fruto.

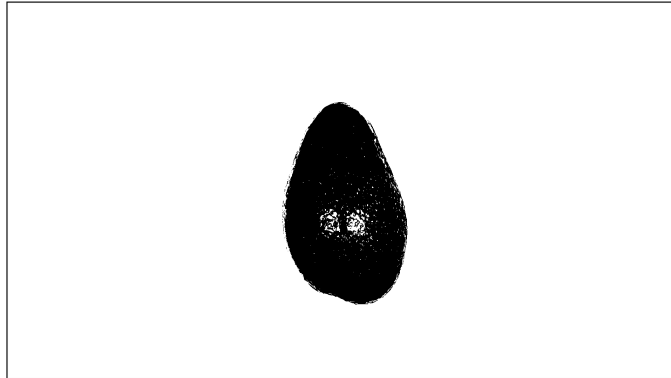
La segmentación<sup>6</sup> asocia los píxeles del aguacate y los diferencia del fondo. La técnica utilizada es umbralización<sup>7</sup> con el método Otsu, [24], [25], que sustituye todos los valores por encima del umbral en uno y el resto en cero (3.1). En la Figura 3.8 el fondo de la imagen se compone de valores en uno correspondiente a la saturación del color representada por el color blanco. El objeto se constituye de valores de cero que representan la ausencia de color con el color negro.

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & g(x,y) > \text{umbral} \\ 0, & g(x,y) \leq \text{umbral} \end{cases} \quad (3.1)$$

---

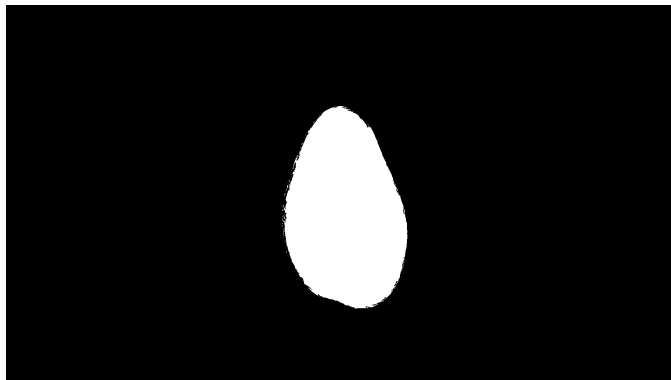
<sup>6</sup> Segmentación: es el proceso de dividir la imagen en grupos asociados por características visuales como: brillo, color, textura [23].

<sup>7</sup> Umbralización: es el método básico para diferenciar un objeto del fondo de la imagen mediante binarización [23].



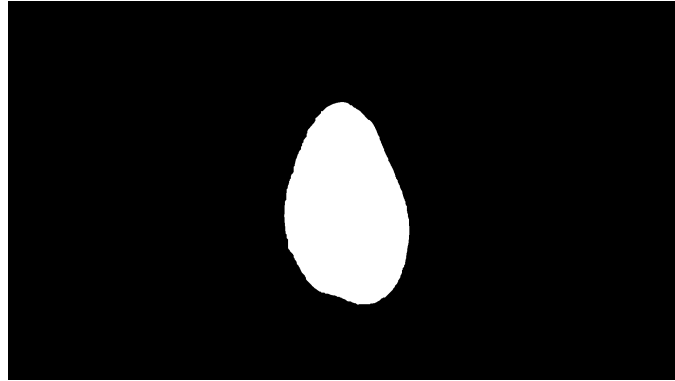
**Figura 3.8:** Umbralización de la imagen

La imagen se invierte y los agujeros se rellenan para que la región de análisis esté completa y en valores de uno. El algoritmo que se usa está basado en reconstrucción morfológica y se utiliza cuando un conjunto de píxeles que se encuentran en el interior del objeto de análisis no se pueden llenar desde el borde de la imagen [26], [27]. El resultado se lo visualiza en la Figura 3.9.



**Figura 3.9:** Relleno de agujeros en la imagen invertida

En la Figura 3.10 se utilizan operadores morfológicos<sup>8</sup> para suavizar los bordes irregulares del fruto con una dilatación<sup>9</sup> seguida de una erosión<sup>10</sup>, con un elemento estructural<sup>11</sup> tipo disco de radio 20.



**Figura 3.10:** Operación morfológica cierre en la imagen

Las regiones que componen la imagen son el fondo y el objeto de análisis. El uso del etiquetado<sup>12</sup> permite identificar cada uno de ellos, de esta manera se encuentra la región perteneciente al fruto y se calcula su número de píxeles con la fórmula de área en (3.2).

$$A = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M g(x,y) \quad (3.2)$$

---

<sup>8</sup> Operadores morfológicos: son operaciones en imágenes binarias que cambian la forma de los objetos subyacentes [28].

<sup>9</sup> Dilatación: aumenta el tamaño del objeto, resalta brillos y colores claros [28].

<sup>10</sup> Erosión: disminuye el tamaño del objeto, resalta sombras y colores oscuros [28].

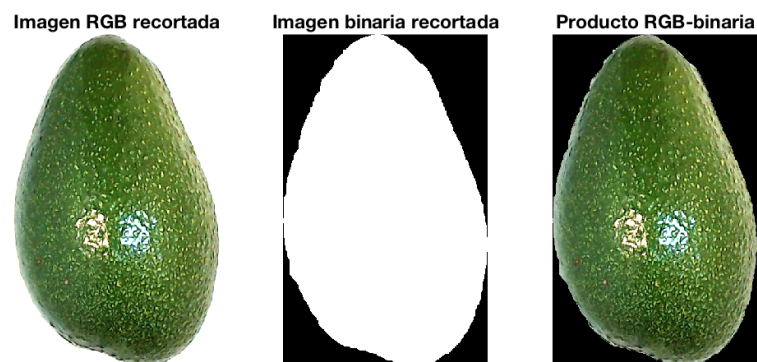
<sup>11</sup> Elementos estructurales: es un vecindario binario, en el cual los píxeles verdaderos incluyen en el cómputo morfológico y los píxeles falsos no. Los píxeles verdaderos pueden ser de cualquier forma [29].

<sup>12</sup> Etiquetado: encuentra componentes conectados definidos por regiones de píxeles adyacentes; cada componente posee una etiqueta diferente que permite extraer características cuantitativas de las diferentes regiones [30].

### 3.4. Análisis de color

El análisis de color consiste en la extracción de características de la corteza del aguacate. Para una mejor obtención de estas características la imagen se recorta, se elimina el fondo y aplica filtros con operadores morfológicos.

La imagen binaria y RGB se recortan con las coordenadas obtenidas del valor menor y mayor de la matriz de píxeles limítrofes. Estos valores se adquieren mediante un algoritmo que traza los límites exteriores de los objetos de una imagen binaria [31], [32]. El producto de las imágenes recortadas resulta en el aguacate con fondo negro, como se muestra en la Figura 3.11.

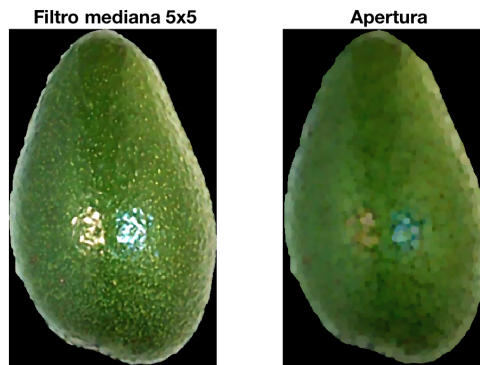


**Figura 3.11:** Producto imagen RGB y binaria recortadas

Las características de la corteza se realzan con filtros y operadores morfológicos que eliminan elementos brillantes, destacan sombras y resaltan colores oscuros. En la Figura 3.12 se aplica un filtro de mediana<sup>13</sup> con una región de 5x5 junto a un operador de apertura<sup>14</sup> compuesto por una erosión con un elemento estructural tipo disco de radio 7 y una dilatación con un elemento estructural tipo disco de radio 5.

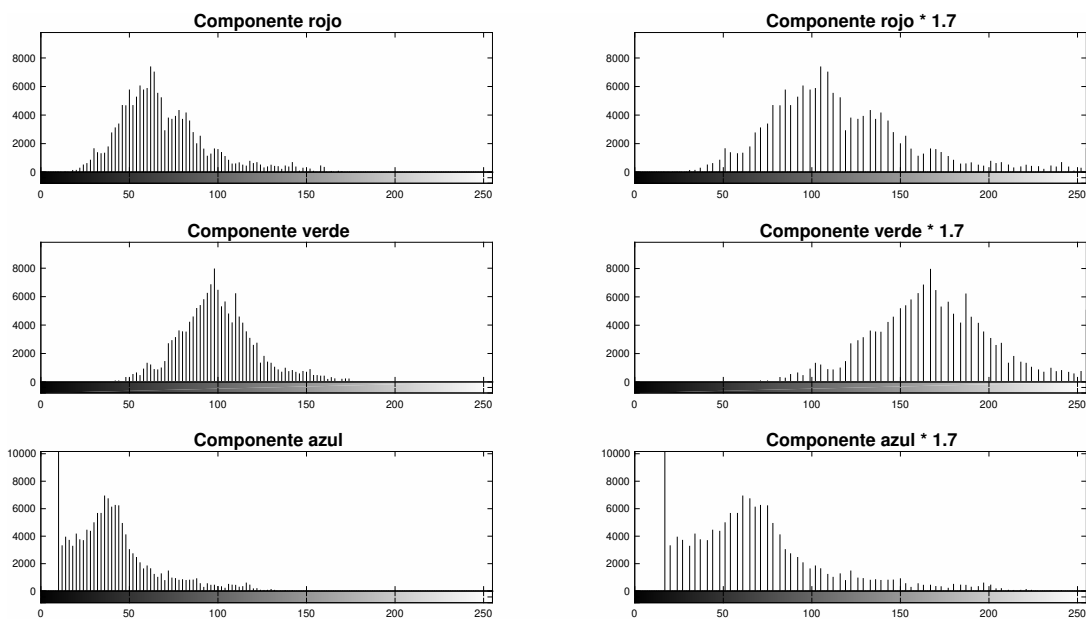
<sup>13</sup> Filtro de mediana: elige el valor del píxel que ocupa la posición media en el ordenamiento de cada región [33].

<sup>14</sup> Apertura: se aplica una erosión seguida de una dilatación, elimina elementos brillantes [28].



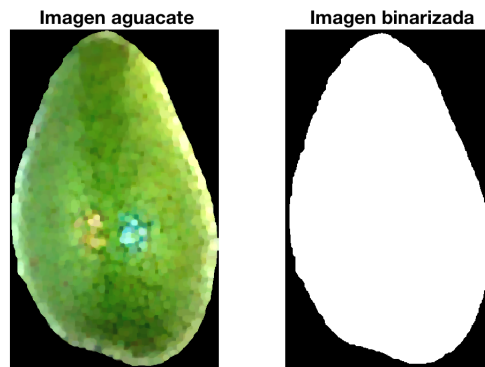
**Figura 3.12:** Filtro de mediana y apertura

El histograma de la imagen se distribuye a lo largo, aumentando su intensidad en 1.7 como se presenta en la Figura 3.13.



**Figura 3.13:** Histograma de la imagen filtrada

Junto a la imagen resultante en la Figura 3.14 se encuentra la imagen binarizada aplicada un operador de erosión con un elemento estructural tipo disco de radio 7.









**Figura 3.14:** Imagen RGB y binarizada del aguacate

Previo al análisis de color es importante identificar los defectos presentes en aguacates. La Tabla 3.2 hace una breve descripción con el nombre, imagen, características y causas. Los defectos del aguacate son identificados con los modelos de color RGB y  $L^*a^*b$ . Las combinaciones adecuadas de sus componentes dan solución al problema planteado.

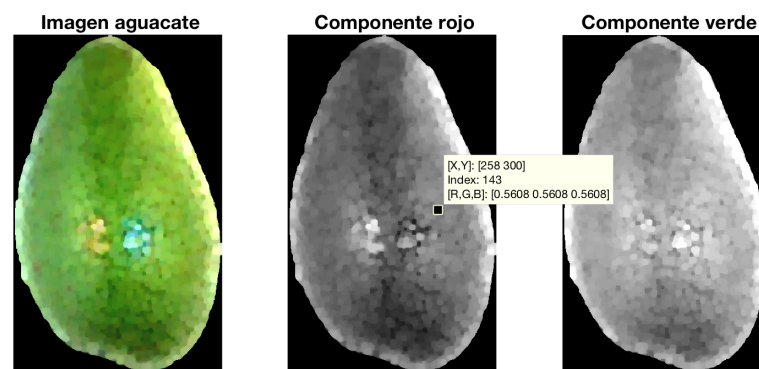


**Tabla 3.2**  
Defectos presentes en aguacates

Nombre	Imagen	Características	Causas
Daños mecánicos		Cortes, magulladuras y cambios de color [34].	Golpes, carga o perforaciones con objetos punzo cortantes [34].
Lenticela y Roce		Manchas superficiales de color negro [35].	Inadecuado manejo en el cultivo y en el empaque [35].
Roña		Lesiones de color café de aspecto corchoso y roñoso [36].	Hongo: <i>Sphaceloma perseae</i> [36].
Trips		Malformaciones en la corteza del fruto con cicatrices o marcas [36].	Insecto: Trips ( <i>Heliothrips haemorrhoidalis</i> ) [36].
Antracnosis		Lesiones circulares de color café hundidas y negras realzadas; de aspecto seco y consistencia dura [36].	Hongo: <i>Colletotrichum gloeosporioides</i> [36].
Deficiencia de nutrientes		Decoloraciones en la corteza del fruto.	Deficiencia de los nutrientes esenciales de la planta.

### 3.4.1. Análisis de color RGB

Del modelo de color RGB se utilizan los componentes rojo y verde por su presencia de color en el aguacate, como se muestra en la Figura 3.15. Además brindan información que permiten distinguir diferentes características del fruto. Estas características se asocian con segmentación y su umbral se identifica con la inspección de píxeles.



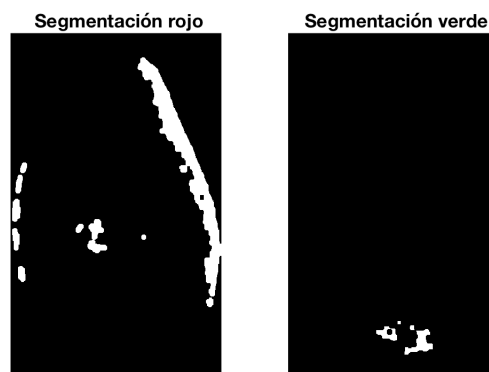
**Figura 3.15:** Componente rojo y verde de la imagen

En el componente rojo se reconocen problemas de iluminación, decoloraciones, cicatrices y lesiones de color café. En cambio, el componente verde destaca manchas y lesiones de colores opacos.

La segmentación en la Figura 3.16 se realiza con un umbral de 180 para rojo y 90 en verde. En la primera se sustituye los valores por encima del umbral en uno, debido a la saturación de color en los defectos a resaltar (3.3). En la siguiente componente se reemplaza los valores por debajo del umbral en uno, por la ausencia de color (3.4). Además, este último resultado se multiplica con la imagen binarizada para eliminar el fondo. En ambas imágenes se calcula el área segmentada con (3.2).

$$(x,y) = \begin{cases} 0, & rojo(x,y) < 180 \\ 1, & rojo(x,y) \geq 180 \end{cases} \quad (3.3)$$

$$(x,y) = \begin{cases} 1, & verde(x,y) < 90 \\ 0, & verde(x,y) \geq 90 \end{cases} \quad (3.4)$$



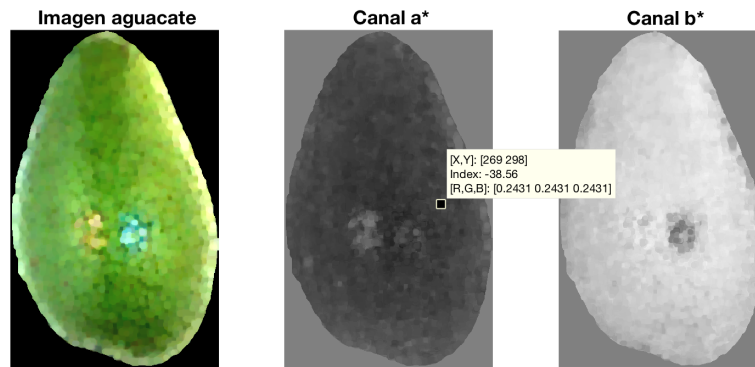
**Figura 3.16:** Segmentación componente rojo y verde

### 3.4.2. Análisis de color L\*a\*b

El modelo de color L\*a\*b es visualmente uniforme y está compuesto por tres canales: L\* es luminosidad, a\* contenido de rojo a verde y b\* contenido de amarillo a azul. La imagen del aguacate en RGB en la Figura 3.17 se convierte y se obtiene los canales a\* y b\*.

En el canal a\* se identifica los mismos defectos que en el componente rojo, de igual forma el canal b\* con el componente verde. Los resultados cambian debido a que se diferencia mejor los colores por su uniformidad en cromaticidad y luminancia.

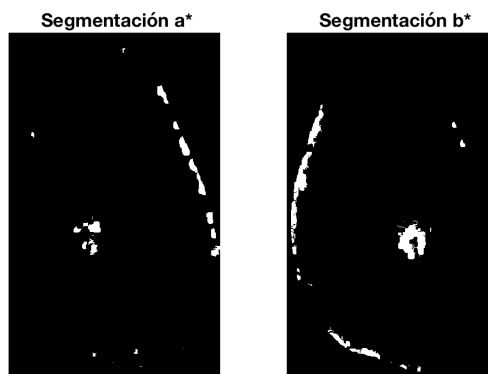
El valor de los píxeles son números reales; por lo tanto el umbral para el canal a\* y b\* son 15 negativo y 25 positivo, respectivamente. Similar al análisis en RG las imágenes en la Figura 3.18 se segmentan basado en (3.5) y (3.6), y también se multiplica con la imagen binarizada para eliminar el fondo. El número de píxeles segmentados se calcula con (3.2).



**Figura 3.17:** Componentes a\* y b\* de la imagen

$$(x,y) = \begin{cases} 0, & a(x,y) \leq -15 \\ 1, & a(x,y) > -15 \end{cases} \quad (3.5)$$

$$(x,y) = \begin{cases} 0, & b(x,y) > 25 \\ 1, & b(x,y) \leq 25 \end{cases} \quad (3.6)$$



**Figura 3.18:** Segmentación canal a\* y b\*

### 3.4.3. Análisis de color en defectos

El grado de daño en que se encuentra el aguacate en cada color se calcula con la ecuación (3.7), donde AC es el área del color ya sea el componente rojo, componente verde, canal a\* o canal b\*. AA es el área del aguacate y %AD es el área de los defectos del aguacate en cada color expresado en porcentaje. Los valores del área del aguacate y de los defectos en los modelos de color se presentan en la Tabla 3.3.

$$\%AD = \frac{AC}{AA} \quad (3.7)$$

**Tabla 3.3**

Áreas de los modelos de color y porcentaje de daño del aguacate

Área del aguacate	Área en rojo	%Defectos en rojo	Área en verde	%Defectos en verde	Área canal a*	%Defectos canal a*	Área canal b*	%Defectos canal b*
152006	12864	8,463 %	1469	0,966 %	2496	1,642 %	4929	3.242 %

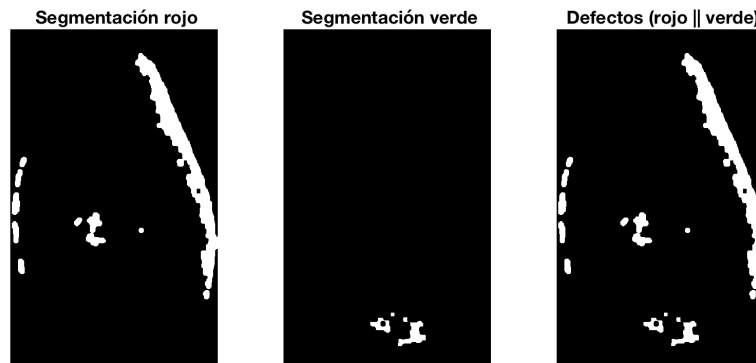
Cada componente y canal resalta diferentes defectos presentes en el aguacate. El uso de operadores lógicos<sup>15</sup> permiten obtener un área total de defecto y eliminar la mayor parte de áreas inconsistentes que no presentan daño. Los operadores utilizados son los siguientes:

- Operador Or ( || ) : conocido como suma de binarios<sup>16</sup>, el resultado es uno si alguno de los operandos es uno [37].
- Operador And (&) : conocido como producto de binarios, el resultado es uno si los dos operandos son uno, caso contrario es cero [37].
- Operador Not (~): conocido como negación, el resultado es el opuesto al operando [37].

<sup>15</sup> Operadores lógicos: son operaciones utilizadas en el álgebra de números binarios (Álgebra de Bool) [37].

<sup>16</sup> Sistema binario: es un sistema de numeración de dos estados y los dos dígitos que emplea son 0 y 1 [37].

El operador or (  $\|$  ) devuelve la unión de los defectos y el operador and (&) los defectos que comparten los operandos. Estas operaciones se realizan entre modelos de color. El análisis inicia con la suma del componente rojo con el componente verde, como se muestra en la Figura 3.19.

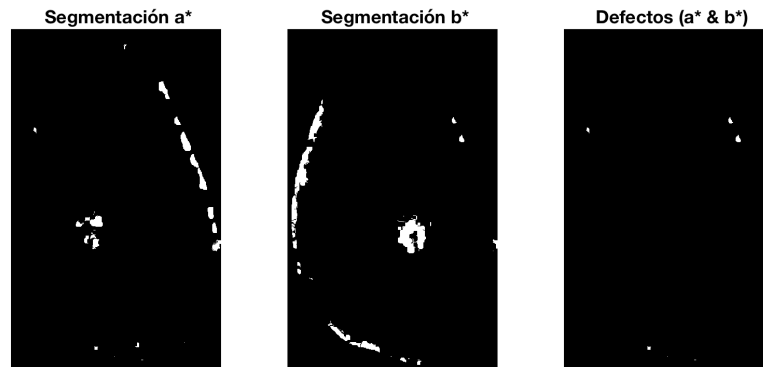


**Figura 3.19:** Operación: rojo  $\|$  verde

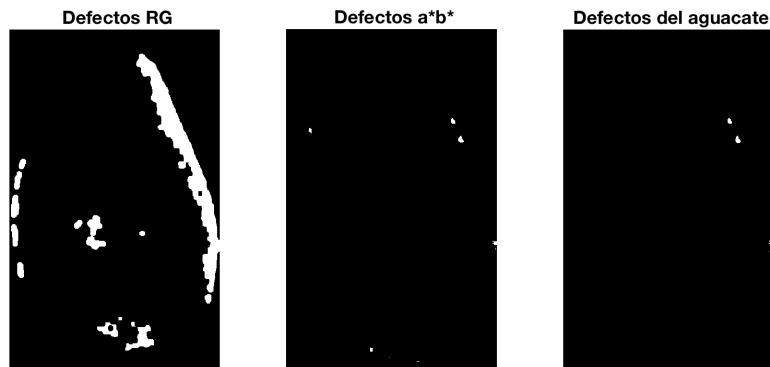
El canal  $a^*$  es el que brinda mayor información en defectos. Según su porcentaje se realiza una suma o multiplicación. Si es menor al 15 % los defectos contienen problemas de iluminación y se opera  $a^* \& b^*$ . En cambio, si es mayor al 15 % se considera como defectos detectados y se opera  $a^* \| b^*$ .

En la Tabla 3.3 el canal  $a^*$  representa el 1.642 % de defectos, menor al parámetro establecido y se multiplica los canales  $a^*$  y  $b^*$ , como se presenta en la Figura 3.20.

Los defectos del aguacate se obtienen con el producto entre los defectos RG y  $a^*b^*$  para eliminar imperfecciones e indicar los defectos comunes. La operación se indica en la Figura 3.21. En esta operación no se niega los operandos puesto que



**Figura 3.20:** Operación:  $a^*$  &  $b^*$



**Figura 3.21:** Operación: defectos RG & defectos  $a^*b^*$

Al operar los modelos RG y  $a^*b^*$  no se puede eliminar por completo problemas de iluminación. Incluso se pierde información sobre decoloraciones. Las características mencionadas se encuentran en el componente rojo por lo que su resta o suma mejoran el resultado.

Si el porcentaje del componente rojo es mayor al 30% se considera como defectos por decoloración y se suma el componente rojo a los defectos del aguacate. En el caso de problemas de iluminación si el porcentaje del canal  $a^*$  es menor a 10% se resta el componente rojo de los defectos del aguacate.

No existe un operador para la resta de binarios por lo que se utiliza una tabla de verdad<sup>17</sup> para obtener las operaciones que resolverán la resta. En la Tabla 3.4 se visualiza las combinaciones posibles entre los operandos. El resultado de la resta es 0 cuando exista defectos en los dos términos, de igual modo cuando el primer término es 0. En cambio, el resultado es 1 cuando el primer operando es 1 y el segundo es 0. La expresión lógica mintérminos<sup>18</sup> devuelve la operación si el resultado es 1, en este caso es el producto de los defectos del aguacate con la negación del componente rojo (Defectos del aguacate & ~Componente rojo).

**Tabla 3.4**

Tabla de verdad para la resta de binarios

Defectos del aguacate	Componente rojo	Resultado
0	0	0
0	1	0
1	0	1
1	1	0

En la Tabla 3.3 el porcentaje del componente rojo es menor a 30% por lo tanto no existen problemas en decoloración. Mientras que el porcentaje del canal a\* de la Tabla 3.3 es menor al 10%. Al cumplir la condición de problemas de iluminación se resta el componente rojo de los defectos del aguacate, como se presenta en la Figura 3.22.

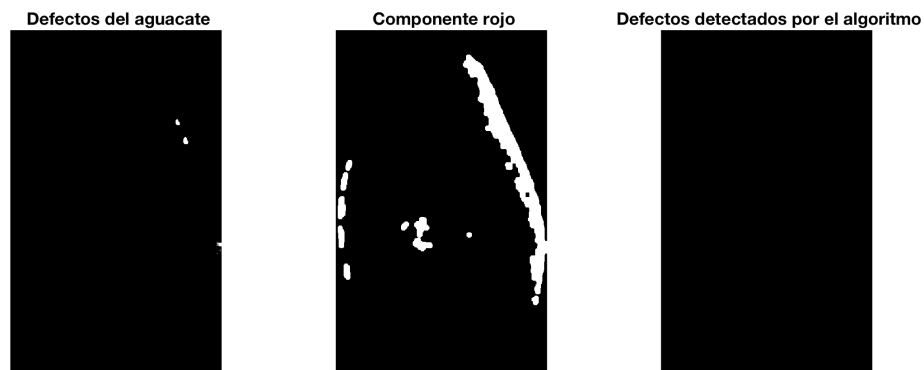
El número de píxeles afectados en el aguacate se calcula con (3.2) y se obtiene su porcentaje con respecto al área total del aguacate con (3.8). En esta ecuación %DA es el porcentaje de los defectos en el aguacate, AD es el área de defectos y AA es el área del aguacate. En la Tabla 3.5 se visualiza el área en píxeles, el área de los defectos y el nivel de defectos que posee el aguacate.

$$\%DA = \frac{AD}{AA} \quad (3.8)$$

<sup>17</sup> Tabla de verdad: muestra las entradas y los correspondientes niveles de salida de un circuito lógico.[37]

<sup>18</sup> Mintérminos: cada valor binario se convierte en el correspondientes término producto, reemplazando cada 1 por la variable y cada 0 por la variable complementada negada.[37]





**Figura 3.22:** Operación: defectos del Aguacate & componente rojo

**Tabla 3.5**

Área y porcentaje de los defectos del aguacate

Área-aguacate	Área-defectos	% Defectos del aguacate
152006	0	0,0%

### 3.5. Clasificación por tamaño y calidad

Las pruebas se realizan en aguacates de diferente tamaño y calidad. Previo al análisis de la imagen, el aguacate se limpia y pesa para adquirir características físicas basadas en la norma INEN para aguacates.

#### 3.5.1. Norma NTE INEN 1755: aguacates

La norma NTE INEN 1755 para frutas frescas: aguacates, indica los requisitos que se cumplen para una adecuada clasificación. Se toma en cuenta el aspecto general, calidad, masa y presentación [8]. La Tabla 3.6 presenta los rangos de clasificación por masa del aguacate fuerte.

**Tabla 3.6**

Clasificación por masa en aguacate fuerte

Aguacate fuerte	
Rango	Masa unitaria [g]
A (Grande)	>350
B (Mediano)	225 - 350
C (Pequeño)	<255

Según el nivel de daños y defectos se considera las siguientes categorías:

- Grado Extra: su calidad es superior. No presenta defectos, salvo defectos superficiales muy leves que no afecten la presentación de la fruta.
- Grado 1: su calidad es buena, presenta leves defectos de forma y coloración. Los defectos leves en la cáscara no sobrepasa los 4  $cm^2$ .
- Grado 2: satisfacen los requerimientos mínimos, presenta defectos de forma y coloración. Los defectos no deben afectar a la pulpa ni sobrepasar los 6  $cm^2$ .
- Sin Clasificar: no clasifica en ninguna clase anterior.

### 3.5.2. Rangos de clasificación

En la Tabla 3.7 se visualizan características físicas del aguacate como: masa, tamaño, calidad y número de aguacate. El valor de calidad es brindado por la inspección visual de un experto. Luego se realiza el análisis de tamaño y color para obtener el área en píxeles del aguacate y su porcentaje en defectos. Estos datos se obtienen de 231 aguacates de diferente denominación.

**Tabla 3.7**

Características del aguacate

Aguacate	Masa [g]	Tamaño	Calidad	Área del aguacate	Defectos del aguacate
31	255	Mediano	Alta	152006	0,0%

Acorde a las características obtenidas se filtra los aguacates según su tamaño para asignar el rango de píxeles que pertenece a cada categoría . De igual manera se filtra los aguacates por calidad y se asigna el rango en porcentaje que corresponde a cada clase. Los rangos de clasificación en tamaño se visualizan en la Tabla 3.8 y el rango de calidad en la Tabla 3.9.

**Tabla 3.8**

Rangos de clasificación por tamaño

Rango de tamaño	Área en píxeles del aguacate
Pequeño	< 135000
Mediano	135000-180000
Grande	> 180000

**Tabla 3.9**

Rangos de clasificación por calidad

Rango de calidad	% Defectos del aguacate
Alta	< 2 %
Media	2 % - 10 %
Baja	> 10 %

# Capítulo 4

## Resultados

En el software MATLAB versión R2016b se prueba el algoritmo con el toolbox de procesamiento de imagen. El código se describe en el Anexo A.1. Además, los códigos, imágenes utilizadas y resultados se encuentran en el enlace adjunto<sup>19</sup>.

El algoritmo se prueba en 231 aguacates y los clasifica por tamaño y calidad. En la Tabla 4.1 y Tabla 4.2 se visualiza el números de aguacates clasificados por el algoritmo en tres clases de tamaño y en tres clases de calidad. La Tabla 4.3 muestra el número de aguacates que pertenecen a un nuevo rango que combina calidad y tamaño.

---

<sup>19</sup> <https://github.com/peter2395/algoritmo-aguacates>

**Tabla 4.1**

Resultados de clasificación por tamaño

Tamaño	Número de aguacates
Pequeño	122
Mediano	83
Grande	26
TOTAL	231

**Tabla 4.2**

Resultados de clasificación por calidad

Calidad	Número de aguacates
Alta	81
Media	82
Baja	68
TOTAL	231

**Tabla 4.3**

Resultados de clasificación: calidad-tamaño

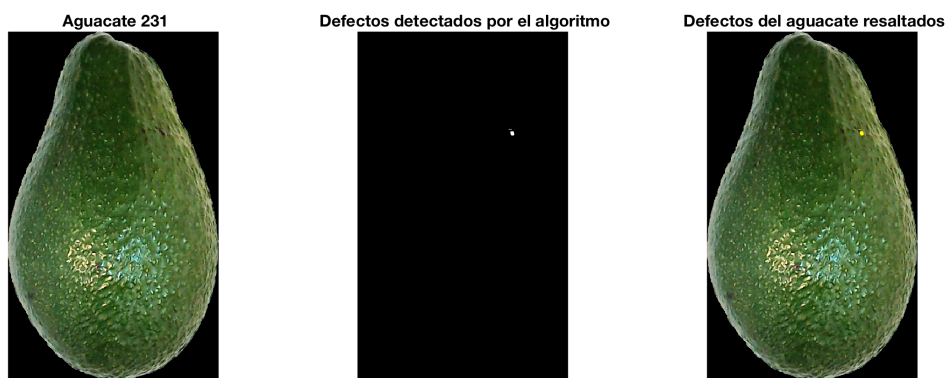
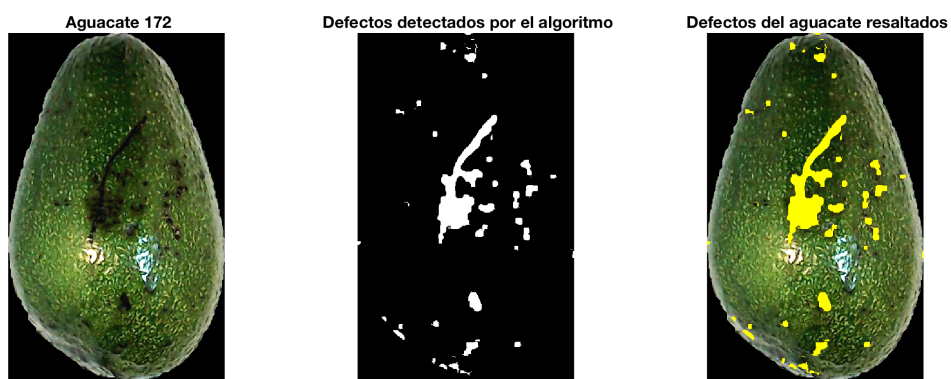
Calidad	Tamaño	Número de aguacates
Alta	Pequeño	37
Alta	Mediano	31
Alta	Grande	13
Media	Pequeño	45
Media	Mediano	31
Media	Grande	6
Baja	Pequeño	40
Baja	Mediano	21
Baja	Grande	7
TOTAL		231

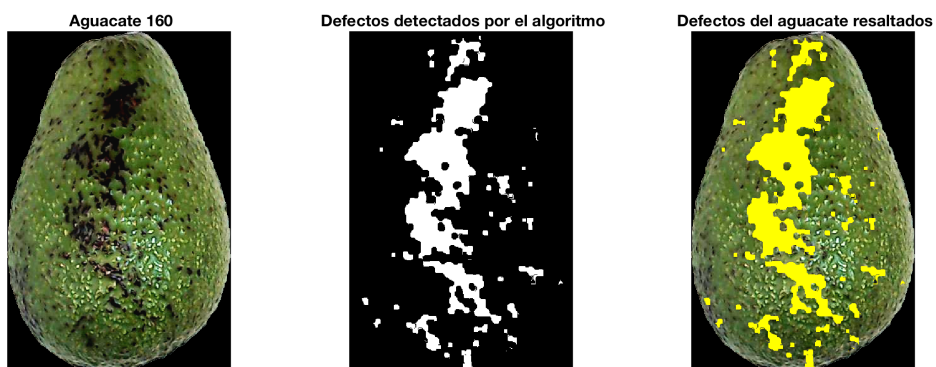
Los ejemplos más representativos que se encuentran en la Tabla 4.4 corresponden al aguacate en sus variaciones por defecto. Los datos de la tabla incluyen el número de aguacate, la masa en gramos, el tamaño, la calidad, el área en píxeles, el porcentaje en defectos y el tamaño y calidad adquiridos del algoritmo. Además, la tabla contiene el número de figura que representa al aguacate y va de la Figura 4.1 a la Figura 4.7, en estas se visualiza la imagen del fruto con los defectos que se realzan con color amarillo.

**Tabla 4.4**

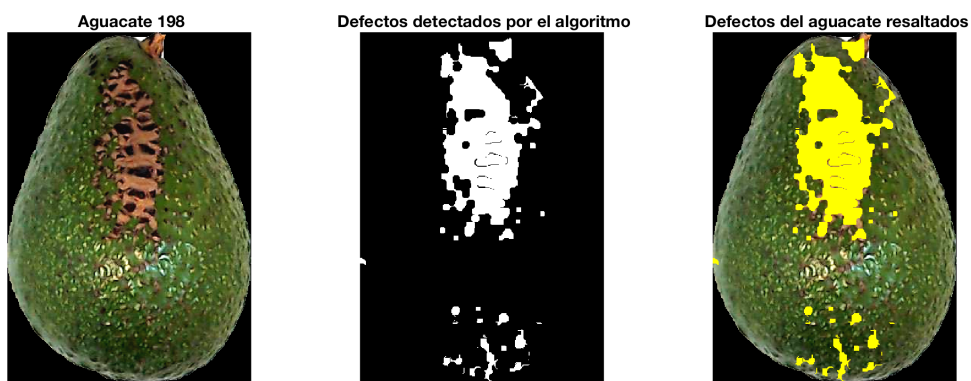
Características de aguacates de prueba

Nº Aguacate	Figura	Masa [g]	Tamaño	Calidad	Área en píxeles	% Defectos	Tamaño obtenido del algoritmo	Calidad obtenido del algoritmo
231	Fig.4.1	400	Grande	Alta	202562	0.03 %	Grande	Alta
172	Fig.4.2	260	Mediano	Baja	142829	6.41 %	Mediano	Media
160	Fig.4.3	250	Mediano	Baja	143542	19.21 %	Mediano	Baja
198	Fig.4.4	160	Pequeño	Baja	106684	17.35 %	Pequeño	Baja
228	Fig.4.5	200	Pequeño	Baja	133318	30.12 %	Pequeño	Baja
212	Fig.4.6	160	Pequeño	Baja	104201	15.39 %	Pequeño	Baja
199	Fig.4.7	200	Pequeño	Baja	140684	85.52 %	Mediano	Baja

**Figura 4.1:** Prueba en aguacate sin defectos**Figura 4.2:** Prueba en aguacate con daño mecánico



**Figura 4.3:** Prueba en aguacate con lenticela y roce



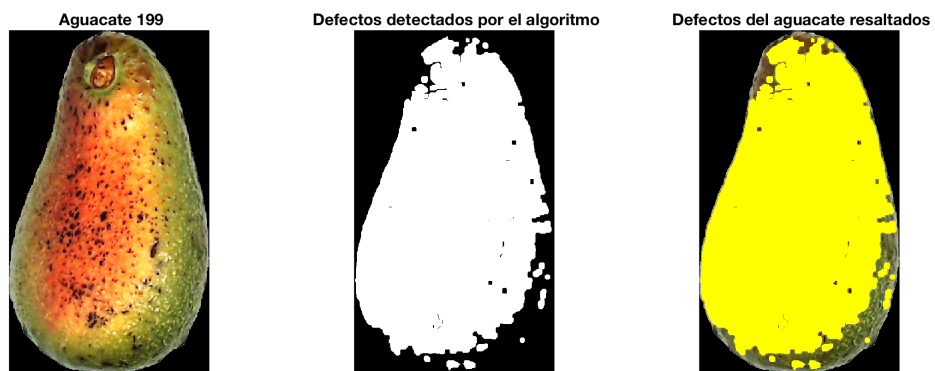
**Figura 4.4:** Prueba en aguacate con roña



**Figura 4.5:** Prueba en aguacate con trips



**Figura 4.6:** Prueba en aguacate con antracnosis



**Figura 4.7:** Prueba en aguacate con deficiencia de nutrientes



## 4.1. Análisis de resultados

La eficiencia del algoritmo se obtiene comparando los resultados con el criterio del experto y la norma para aguacates. La clasificación por tamaño tiene un total de coincidencias de 215 aguacates, por lo tanto una eficiencia de 93,1 %. Por otra parte, la eficiencia para la clasificación por calidad es del 76,19% con 176 aguacates coincidentes. En la Tabla 4.5 y 4.6 se desglosa las coincidencias, errores y eficiencias para cada rango de tamaño y calidad. Estos resultados se representan en diagramas de columnas en la Figura 4.8 y 4.9. Adicionalmente, hay aguacates que cuentan con zonas en las que se concentra el color y estos no son considerados como defectos. El algoritmo resalta estas regiones como una imperfección por su color oscuro y no uniformidad con el resto de la corteza.

**Tabla 4.5**

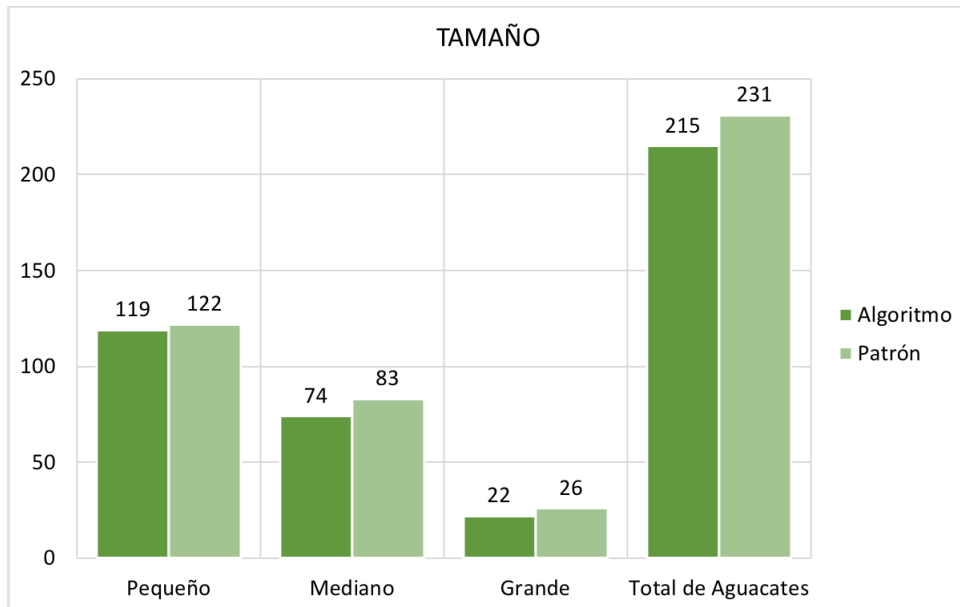
Eficiencia en clasificación por tamaño

Tamaño	Coincidencias	Error	TOTAL	Eficiencia
Pequeño	119	3	122	97,5%
Mediano	74	9	83	89,2%
Grande	22	4	26	84,6%
Total de aguacates	215	16	231	93,1%

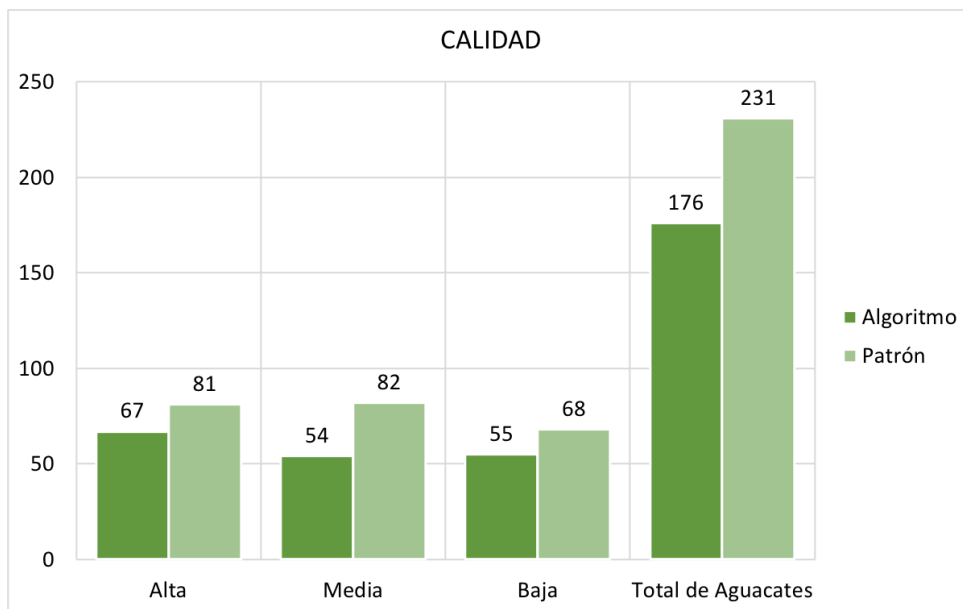
**Tabla 4.6**

Eficiencia en clasificación por calidad

Calidad	Coincidencias	Error	TOTAL	Eficiencia
Alta	67	14	81	82,72%
Media	54	28	82	65,85%
Baja	55	13	68	80,88%
Total de aguacates	176	55	231	76,19%



**Figura 4.8:** Diagrama de columnas - Eficiencia en tamaño



**Figura 4.9:** Diagrama de columnas - Eficiencia en calidad



# Capítulo 5

## Conclusiones y trabajo futuro

### 5.1. Conclusiones

- El desarrollo del algoritmo para clasificar aguacates de variedad Fuerte se realiza en las siguientes etapas: adquisición de imagen del aguacate, preprocesamiento de imagen, análisis de tamaño en píxeles, análisis de color RGB, análisis de color  $L^*a^*b^*$ , análisis de color en defectos y clasificación.
- La iluminación es constante en todo el proceso de adquisición de imagen de modo que el desempeño del algoritmo y los resultados no se alteren. Por este motivo la escena se encuentra en un ambiente cerrado para evitar el ingreso de luz ambiente. La técnica de iluminación aplicada es iluminación lateral. Esto resalta los detalles y defectos del objeto. Además la combinación de luz cálida con fría permite un mejor análisis de color. Esta combinación neutraliza el color que adquiere la webcam y lo hace más natural.
- El proceso de clasificación de aguacates normalmente se realiza a mano y sus criterios de clasificación es el tamaño y calidad. Basado en estos principios las características útiles son el área en píxeles y el color del fruto.

- La calidad del fruto depende de la presencia de defectos en el aguacate. Estos defectos se presentan por: daños mecánicos, lenticela, roce, roña, trips, antracnosis y deficiencia de nutrientes.
- Con el componente rojo y el canal a\* se reconoce problemas de iluminación, decoloraciones, cicatrices y lesiones de color café. En cambio, en el componente verde y canal b\* se destaca manchas y lesiones de colores opacos. Las operaciones lógicas entre los diferentes colores permite obtener todos los defectos presentes en el fruto, a más de eliminar zonas indeseables.
- La norma NTE INEN 1755 y el criterio del experto permiten establecer rangos de clasificación con las características de área y defectos. Con estos rangos se clasifica por tamaño en pequeño, mediano y grande y por calidad en alta, media y baja.
- Las pruebas se realizan en 231 aguacates de diferente denominación. El algoritmo resalta los defectos más comunes en el aguacate y calcula el área en píxeles. La eficiencia es del 93,1 % para la clasificación por tamaño y del 76,19 % para calidad.

## 5.2. Trabajo futuro

En el presente proyecto se desarrolla el algoritmo que clasifica aguacates de variedad fuerte por tamaño y calidad. Para ampliar y mejorar el estudio en este fruto se propone como trabajo a futuro lo siguiente:

- Probar diferentes técnicas de iluminación para mejorar los resultados en clasificación por calidad.
- Identificar aguacates que presenten deformaciones.
- Realizar un estudio mediante análisis de color para determinar si el tiempo de cosecha del aguacate es correcto.
- Establecer los parámetros de clasificación en el proceso de maduración.
- Desarrollar un algoritmo que permita clasificar aguacates mediante características internas obtenidas de un espectroscopio NIRS.



# Bibliografía

- [1] C. Mínguez, “La visión artificial en la Industria 4.0”, 12 de Febrero 2017. [En línea]. Recuperado de: <http://www.interempresas.net/Electronica/Articulos/179639-La-vision-artificial-en-la-Industria-40.html>
- [2] I. Escribano, “Desarrollo de un sistema de visión artificial para el control eficiente de pulverizadores de cera en el Tratamiento post-Cosecha de la fruta en la empresa citrosol”, Fundación Innova, 2005.
- [3] GFB, “Agroindustria 4.0”. [En línea]. Recuperado de: <http://gfbultrasonidos.com/2018/02/06/agroindustria-4-0/>
- [4] J. Chanona, “Visión artificial para mejorar la calidad”, 8 de Mayo 2014. [En línea]. Recuperado de: <http://www.alimentacion.enfasis.com/articulos/69578-vision-artificial-mejorar-la-calidad->
- [5] W. Benalcázar, “Los fruticultores de Imbabura apuntan a la exportación”, 18 Febrero 2018. [En línea]. Recuperado de: <https://www.elcomercio.com/actualidad/imbabura-exportacion-frutas-comercio-agricultura.html>
- [6] CORPEI, “Perfil de Aguacates”, Quito - Ecuador, 2009.
- [7] MAGAP, “Buenas Prácticas Agrícolas para Aguacates”, Quito - Ecuador, 2015.
- [8] INEN, “NTE INEN 1755 - Norma Técnica Ecuatoriana para Frutas Frescas, Aguacates: Requisitos”, Quito, 2015.



- [9] MAG, “Agricultores de Pichincha se capacitan en manejo de cultivo de aguacate”, 2017. [En línea]. Recuperado de: <https://www.agricultura.gob.ec/agricultores-de-pichincha-se-capacitan-en-manejo-de-cultivo-de-aguacate/>
- [10] P. Constante y A. Gordón, “Diseño e Implementación de un Sistema de Visión Artificial para Clasificación de al menos tres tipo de Frutas”, EPN, Quito - Ecuador, 2015.
- [11] J. Medina y M. Nono, “Control de un brazo robótico para clasificar objetos sólidos con formas definidas utilizando visión estereoscópica”, EPN, Quito - Ecuador, 2012.
- [12] A. Romero, A. Marín, J. Jiménez, “Sistema de clasificación por visión artificial de mangos tipo Tommy”, *Rev.UIS Ingenierías*, vol.14, n1, p.p 21- 31, 2015.
- [13] P. Contreras, C. Peña y C. Riaño, “Módulo Robótico para la Clasificación de Lulos (*Solanum Quitoense*) implementando Visión Artificial”, *INGE CUC*, vol. 10, pp. 51-62, 2014.
- [14] V. Bonilla y S. Hidrobo, “Diseño e Implementación de un sistema de control de calidad de rosas utilizando técnicas de visión artificial para la empresa Bosqueflowers”, EPN, Quito - Ecuador, Abril 2014.
- [15] X. Liming y Z. Yanchao, “Automated strawberry grading system based on image processing”. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol.71, Abril 2010.
- [16] I. Arzate, J. Chanona y M. Perea, “Image Processing Applied to Classification of Avocado Variety Hass (*Persea americana* Mill) During the ripening process”, *Food Bioprocess Technol*, vol. X, pp. 1307-1313, 2011.
- [17] E. Roa y G. Meneses, “Automated system for classifying Hass avocados based on image processing techniques”, *2014 IEEE Colombian Conference on Communications and Computing (COLCOM)*, pp. 1-6, Junio 2014.
- [18] A. Nogué, “Aplicación práctica de la visión artificial en el control de procesos industriales”, Institut la Garrotxa, Cataluña – España, Abril 2012

- [19] EfectoLED, “Luz blanca cálida, fría o neutra”, 12 Febrero 2016. [En línea]. Recuperado de: <https://www.efectoled.com/blog/tipo-iluminacion-influye-la-decoracion/>
- [20] Logitech, “Specifications Webcam Logitech C920”. [En línea]. Recuperado de: [https://support.logitech.com/en\\_us/product/hd-pro-webcam-c920/specs](https://support.logitech.com/en_us/product/hd-pro-webcam-c920/specs)
- [21] N. Fernández, “Introducción a la Visión Artificial - Visión Artificial Avanzada”, 2017. [En línea]. Recuperado de: <http://www.uco.es/ma1fegan/2017-2018/vision/Temas/tema-1.pdf>
- [22] N. Fernández, “Realce de la imagen”, 2017. [En línea]. Recuperado de: <http://www.uco.es/ma1fegan/2017-2018/vision/Temas/realce.pdf>
- [23] S. Russell y P. Norvig, *Inteligencia Artificial un enfoque moderno*. Segunda edición. Madrid-España: Pearson, 2008.
- [24] MATLAB, “Graythresh”, 2018. [En línea]. Recuperado de: <https://es.mathworks.com/help/images/ref/graythresh.html>
- [25] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, 1979, pp. 62-66.
- [26] MATLAB, “Imfill”, 2018. [En línea]. Recuperado de: [https://es.mathworks.com/help/images/ref/imfill.html?s\\_tid=doc\\_ta](https://es.mathworks.com/help/images/ref/imfill.html?s_tid=doc_ta)
- [27] P. Soille, “Morphological Image Analysis: Principles and Applications”, *Springer-Verlag*, 1999, pp. 173-174.
- [28] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Londres: Springer Science & Business Media, Septiembre 2010.
- [29] MATLAB, “Strel”, 2018. [En línea]. Recuperado de: [https://es.mathworks.com/help/images/ref/strel.html?s\\_tid=doc\\_ta](https://es.mathworks.com/help/images/ref/strel.html?s_tid=doc_ta)
- [30] MATLAB, “Bwlabel”, 2018. [En línea]. Recuperado de: [https://es.mathworks.com/help/images/ref/bwlabel.html?s\\_tid=doc\\_ta](https://es.mathworks.com/help/images/ref/bwlabel.html?s_tid=doc_ta)

- [31] MATLAB, “Bwboundaries”, 2018. [En línea]. Recuperado de: [https://la.mathworks.com/help/images/ref/bwboundaries.html?s\\_tid=doc\\_ta](https://la.mathworks.com/help/images/ref/bwboundaries.html?s_tid=doc_ta)
- [32] R. Gonzalez, E. Woods, y L. Eddins, *Digital Image Processing Using MATLAB*, New Jersey, Pearson Prentice Hall, 2004.
- [33] N. Fernández, “Ruido en la imagen”, 2017. [En línea]. Recuperado de: <http://www.uco.es/malfegan/2017-2018/vision/Temas/ruido.pdf>
- [34] M. Cerdas, M. Montero y E. Cordero, “Manual de manejo pre y poscosecha de aguacate”, Costa Rica, 2016.
- [35] V. Rooyen, “Desórdenes y enfermedades de Postcosecha de Paltas en Sudáfrica”, 2016. [En línea]. Recuperado de: <https://docplayer.es/69968613-Desordenes-y-enfermedades-de-postcosecha-de-paltas-en-sudafrica.html>
- [36] CESAPEG, “Campana de manejo fitosanitario del aguacatero”, Guanajaco-México, 2006.
- [37] T. Floyd, *Fundamentos Sistemas Digitales*. Novena Edición, España: Pearson Prentice Hall, 2006.

# Anexos A

## Algoritmo

### A.1. Algoritmo de clasificación de aguacate

Programa A.1: Algoritmo de clasificación de aguacate (AlgoritmoClasificacionAguacates.m)

---

```
clc;
clear all;
agCarT=table();
contador=1;
figure(1)
while contador <=231

    %%Adquisicion de imagen del aguacate
    load('imagenesAguacates.mat');           % Matriz con los nombres de las imagenes
    load('calidad.mat');                     % Matriz para ordenar las imagenes por
                                           % calidad

    archivo=calidad(contador,1);

    aguacate=char(aguacatesArchivos(archivo,1)); % Lectura de la imagen
    agl=imread(aguacate);

    datosAguacate=strsplit(aguacate,'-');    % Toma de datos del nombre del archivo
                                           % de la imagen

    tamaño=strsplit(char(datosAguacate(1,2)),'g');
```

```

numAg= strsplit (char (datosAguacate (1,4)),'.');

agCar=table (); % Tabla de datos
agCar.Aguacate=numAg(1,1);
agCar.Masa=tamano (1,1);
agCar.Tamano=tamano (1,2);
agCar.Calidad=datosAguacate (1,3);

%%Preprocesamiento de imagen

ag=ag1-20; % Operaciones algebraicas en histogramas
ag=ag*2;
ag=ag+10;

%%Análisis de tamaño en píxeles

agB=ag (:, :, 3); % Segmentación mediante umbralización
T = graythresh (agB); % en el componente azul de la imagen
agBin=imbinarize (agB,T);

agBin=imfill (~agBin,'holes'); % Invierte la imagen y rellena agujeros

ES=strel ('disk',20); % Suaviza bordes irregulares con
agBin=imdilate (agBin,ES); % dilatación y erosión con elemento
agBin=imerode (agBin,ES); % estructural tipo disco radio 20

[etag,numag] = bwlabel (agBin,4); % Etiquetado
agCar2 = regionprops ('table',etag,'Area'); % Cálculo del área en píxeles del aguacate

agPix=agCar2 {1,1};
agCar.AreaPíxeles=agPix;

%%Análisis de color

contag=bwboundaries (agBin); % Obtención de la matriz de píxeles
% limitrofes

cont=contag {1};
contmin=min (cont); % Valor mínimo y máximo de la matriz
contmax=max (cont); % de píxeles limitrofes

ag=imcrop (ag,[contmin (1,2)
contmin (1,1)
contmax (1,2)-contmin (1,2)

```

```

contmax(1,1)-contmin(1,1)];

agBin=imcrop(agBin,[contmin(1,2)           % Recorta la imagen binaria con las
                  contmin(1,1)           % coordenadas minima y maxima
                  contmax(1,2)-contmin(1,2)
                  contmax(1,1)-contmin(1,1)]);

ag=ag.*uint8(agBin);                       % Elimina el fondo de la imagen con el
                                           % producto de la imagen RGB con la imagen
                                           % binaria recortada

agNew=ag;                                  % Realza características de la corteza en
agR=ag(:,:,1);                             % los componentes rojo, azul y verde con
agRnew = medfilt2(agR,[5 5]);              % un filtro de mediana con una region de
ES=strel('disk',7);                        % 5x5 junto a una erosion con elemento
agEr=imerode(agRnew,ES);                  % estructural tipo disco radio 7 y a una
ES=strel('disk',5);                        % dilatacion con elemento estructural tipo
agRnew=imdilate(agEr,ES);                  % disco radio 5
agRnew=agRnew*1.7;
agNew(:,:,1)=agRnew;

agG=ag(:,:,2);
agGnew = medfilt2(agG,[5 5]);
ES=strel('disk',7);
agEr=imerode(agGnew,ES);
ES=strel('disk',5);
agGnew=imdilate(agEr,ES);
agGnew=agGnew*1.7;
agNew(:,:,2)=agGnew;

agB=ag(:,:,3);
agBnew = medfilt2(agB,[5 5]);
ES=strel('disk',7);
agEr=imerode(agBnew,ES);
ES=strel('disk',5);
agBnew=imdilate(agEr,ES);
agBnew=agBnew*1.7;
agNew(:,:,3)=agBnew;

ES=strel('disk',7);                       % Aplica una erosion en la imagen
agBin=imerode(agBin,ES);                  % binarizada con un elemento estructural
                                           % tipo disco de radio 7

```

```

%% Analisis de color RGB

agGnewBin=double(agGnew);
[mG,nG]=size(agGnew);
for(i=1:nG)
    for(j=1:mG)
        pixel=agGnew(j,i);
        if(pixel<=90)
            agGnewBin(j,i)=1;
        else
            agGnewBin(j,i)=0;
        end
    end
end

agGnewBin=agGnewBin&(agBin);

agGPix=sum(agGnewBin(:));

agRnewBin=double(agRnew);
[mR,nR]=size(agRnew);
for(i=1:nR)
    for(j=1:mR)
        pixel=agRnew(j,i);
        if(pixel>=180)
            agRnewBin(j,i)=1;
        else
            agRnewBin(j,i)=0;
        end
    end
end

agRPix=sum(agRnewBin(:));

%% Analisis de color L*a*b

agLab=rgb2lab(agNew);

agA=agLab(:, :, 2);

```

% Segmentacion de los defectos del  
 % aguacate en el componente verde

% Calculo del area de los defectos del  
 % aguacate en el componente verde

% Segmentacion de los defectos del  
 % aguacate en el componente rojo

% Calculo del area de los defectos del  
 % aguacate en el componente rojo

% Convierte la imagen RGB en el modelo de  
 % color L\*a\*b

% Canal a\*

```

agB2=agLab (:, :, 3); % Canal b*

agB2newBin=double (agB2); % Segmentacion de los defectos del
[mB,nB]= size (agB2); % aguacate en el canal b*
for ( i=1:nB)
    for (j=1:mB)
        pixel=agB2(j , i);
        if ( pixel <=25)
            agB2newBin(j , i)=1;
        else
            agB2newBin(j , i)=0;
        end
    end
end
agB2newBin=agB2newBin&(agBin);

agB2Pix=sum(agB2newBin (:)); % Calculo del area de los defectos del
% aguacate en el canal b*

agAnewBin=double (agA); % Segmentacion de los defectos del
[mA,nA]= size (agA); % aguacate en el canal a*
for ( i=1:nA)
    for (j=1:mA)
        pixel=agA(j , i);
        if ( pixel <=-15)
            agAnewBin(j , i)=0;
        else
            agAnewBin(j , i)=1;
        end
    end
end
agAnewBin=agAnewBin&(agBin);

agAPix=sum(agAnewBin (:)); % Calculo del area de los defectos del
% aguacate en el canal a*

%% Analisis de color en defectos

agDef=agRnewBin|agGnewBin; % Suma de los componentes rojo y verde

if agAPix <=(agPix *0.15) % Operaciones entre los canales a* y b*
    agDef2=agB2newBin&agAnewBin;
end

```



```

else
    agDef2=agB2newBin | agAnewBin;
end

agDef3=agDef&agDef2; % Producto entre los defectos RG y a*b*
agDef4=agDef3;

if agAPix <=(agPix *0.1) % Elimina problemas de iluminacion
    agDef4=agDef3&~agRnewBin;
end

if agRPix >=(agPix *0.3) % Anade defectos por decoloracion
    agDef4=agDef3 | agRnewBin;
end

agDefPix=sum(agDef4(:)); % Calculo del area de los defectos del
                        % aguacate

Defecto=agDefPix / agPix; % Porcentaje de los defectos presentes
                        % en el aguacate

agCar.AreaCanalA=agAPix;
agCar.AreaComponenteRojo=agRPix;
agCar.PorcentajeA=agAPix / agPix;
agCar.PorcentajeRojo=agRPix / agPix;

agCar.PixelesDefecto=agDefPix;
agCar.PorcentajeDefecto=Defecto;

%%Clasificacion

if (agPix <135000) % Clasificacion por Tamano
    Tamano='Pequeno';
else
    if (agPix >180000)
        Tamano='Grande';
    else
        Tamano='Mediano';
    end
end
end

```

```

if (Defecto < 0.02)                                     % Clasificacion por Calidad
    Calidad='Alta ' ;
else
    if (Defecto > 0.1)
        Calidad='Baja ' ;
    else
        Calidad='Media' ;
    end
end

agCar.TamanoAlgoritmo=Tamano;
agCar.CalidadAlgoritmo=Calidad;

%% Graficas

ag2=ag;                                                 % Defectos del aguacate resaltados con
[mAgDef4, nAgDef4]= size (agDef4);                    % color amarillo
for i=1:nAgDef4
    for j=1:mAgDef4
        pixel=agDef4(j,i);
        if (pixel==1)
            ag2(j,i,1)=255;
            ag2(j,i,2)=255;
            ag2(j,i,3)=0;
        end
    end
end

figure(1)
subplot(1,3,1),imshow(ag),title(strcat('Aguacate-',numAg(1,1)));
subplot(1,3,2),imshow(agDef4),title('Defectos detectados por el algoritmo');
subplot(1,3,3),imshow(ag2),title(strcat('Defectos del aguacate resaltados'));

figure(2)
subplot(3,5,1),imshow(ag),title(strcat('Aguacate-',numAg(1,1)));
subplot(3,5,3),imshow(agRnew),title('Componente rojo');
subplot(3,5,7),imshow(agRnewBin),title('Segmentacion rojo');
subplot(3,5,5),imshow(agA,[-75 75]),title('Componente a*');
subplot(3,5,9),imshow(agAnewBin),title('Segmentacion a*');
subplot(3,5,11),imshow(agDef),title('Defectos (rojo || verde)');
subplot(3,5,13),imshow(agDef3),title('Defectos RG & a*b*');

```

```
subplot(3,5,2),imshow(agNew),title(strcat('Aguacate-',numAg(1,1)));
subplot(3,5,4),imshow(agGnew),title('Componente verde');
subplot(3,5,8),imshow(agGnewBin),title('Segmentacion verde');
subplot(3,5,6),imshow(agB2,[-75 75]),title('Componente b*');
subplot(3,5,10),imshow(agB2newBin),title('Segmentacion b*');
subplot(3,5,12),imshow(agDef2),title('Defectos entre a* y b*');
subplot(3,5,14),imshow(agDef4),title('Defectos detectados');
subplot(3,5,15),imshow(ag2),title(strcat('Defectos resaltados'));

pause;
contador=contador+1;
agCarT=[agCarT;agCar];
end
```

---