



Instituto Politécnico Nacional

Centro de Investigación en Computación
Secretaría de Investigación y Posgrado

**Clasificación por calidades del mango Manila mediante
procesamiento de imágenes y según la norma
NMX-FF-058-SCFI-2006**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA
COMPUTACIÓN

P R E S E N T A

Ing. Julio Alfonso Bocanegra Rodríguez

DIRECTOR(ES) DE TESIS:

Dr. Salvador Godoy Calderón
Dr. Marco Antonio Moreno Armendáriz



MÉXICO, D.F., a 03 de julio de 2013



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

SIP-14 bis

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D.F. siendo las 10:00 horas del día 14 del mes de mayo de 2013 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

Centro de Investigación en Computación

para examinar la tesis titulada:

"Clasificación por calidades del mango manila mediante procesamiento de imágenes y según la norma NMX-FF-058-SCFI-2006"

Presentada por el alumno:

Bocanegra
Apellido paterno

Rodríguez
Apellido materno

Julio Alfonso
Nombre(s)

Con registro:

A	1	1	0	8	6	4
---	---	---	---	---	---	---

aspirante de: **MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA
Directores de Tesis


Dr. Salvador Godoy Calderón


Dr. Marco Antonio Moreno Armendáriz


Dr. Ricardo Barrón Fernández


Dr. Francisco Hiram Calvo Castro


M. en C. Germán Téllez Castillo


Dr. Rolando Quintero Téllez

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES


Dr. Luis Alfonso Villa Vargas


INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
CENTRO DE INVESTIGACIÓN
EN COMPUTACIÓN
DIRECCIÓN



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México el día 7 del mes de junio del año 2013, el que suscribe Julio Alfonso Bocanegra Rodríguez alumno del Programa de Maestría en Ciencias de la Computación con número de registro A110864, adscrito a Laboratorio de Inteligencia Artificial, manifiesta que es autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Salvador Godoy Calderón y Dr. Marco Antonio Moreno Armendáriz y cede los derechos del trabajo intitulado Clasificación por calidades del mango Manila mediante procesamiento de imágenes y según la norma NMX-FF-058-SCEI-2006, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección jabocane@gmail.com. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Julio Alfonso Bocanegra Rodríguez

Resumen

El presente trabajo reseña una metodología para clasificar el mango Manila según su calidad. A partir de la obtención de dos imágenes que representan ambas caras del mango Manila, se estima el área dañada en la superficie, con lo que es posible determinar su nivel de calidad de acuerdo a la norma mexicana NMX-FF-058-SCFI-2006.

En esta investigación, se propone un método para la estimación de la cantidad de área dañada en la cascara del mango Manila, utilizando operadores morfológicos sobre las imágenes del mismo. Este daño se cuantifica y se usa para determinar a qué clase corresponde el mango analizado.

Se desarrolló un sistema de visión por computadora que aplica la metodología propuesta de manera automática y que con las adecuaciones necesarias puede ser útil en el proceso de control de calidad de este fruto en la industria.

Abstract

This document outlines a methodology to classify the Manila mango according to its quality. After obtaining two images that represent both sides of the Manila mango, it is estimated the damaged area on the surface, so it is possible to determine their level of quality according to the Mexican standard NMX-FF-058-SCFI-2006.

In this research, we propose a method for estimating the amount of damaged area in Manila mango peels using morphological operators on the images of it. This damage is measured and used to determine which class the analyzed mango corresponds.

We developed a computer vision system that applies the proposed methodology automatically and with the necessary adaptations it may be useful in the quality control process of the fruit in the industry.

Agradecimientos

A mi madre y a mi padre, por toda una vida de esfuerzos y sacrificios, brindándome siempre cariño y apoyo cuando más lo necesité.

A Sandra y Nico, por el cariño y apoyo que siempre he recibido de ustedes.

A Yolanda, por sus palabras de aliento y apoyo durante la realización de esta investigación.

A mis directores de tesis, profesores y compañeros del CIC por todos sus consejos y enseñanzas.

Al Centro de Investigación en Computación (CIC-IPN) y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT), por el apoyo económico brindado en este tiempo.

Tabla de contenido

Capítulo 1 Introducción	1
1.1 Procesamiento requerido para la exportación del mango	5
1.2 Motivación	5
1.3 Objetivos	6
1.3.1 Objetivo general	6
1.3.2 Objetivos particulares	6
1.4 Organización de la Tesis	6
Capítulo 2 Antecedentes y estado del arte	7
2.1 Estandarización de productos frescos	8
2.2 Normatividad mexicana	8
2.2.1 La norma NMX-FF-058-SCFI-2006.....	9
2.3 Visión por computadora.....	11
2.4 Calidad en productos alimentarios.....	11
2.5 Trabajos relacionados	12
Capítulo 3 Marco teórico	17
3.1 Procesamiento de imágenes	18
3.1.1 Pasos fundamentales del procesamiento digital de imágenes.....	19
3.1.2 Componentes de un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general.....	20
3.1.3 Fundamentos de la imagen digital	22
3.1.4 Toma de imágenes	22
3.1.5 Modelo simple de formación de imágenes	23
3.1.6 Nivel de gris y escala de grises	23
3.1.7 Representación de imágenes digitales	24
3.1.8 Resolución espacial y resolución en niveles de gris	25
3.2 Relaciones básicas entre píxeles	26
3.2.1 Vecinos de un píxel.....	26
3.2.2 Conectividad, regiones y fronteras	27
3.2.3 Conectividad	27
3.2.4 Medidas de distancia.....	28
3.2.5 Operaciones entre píxeles	29
3.3 Aumento del contraste	29
3.4 Procesamiento del histograma	30
3.3 Morfología matemática.....	31
3.3.1 Dilatación.....	34

3.3.2 Erosión	34
3.3.3 Apertura y Clausura	35
Capítulo 4 Metodología	37
4.1 Etapas de la metodología propuesta.....	38
4.2 Repositorio de imágenes	39
4.3 Procesamiento de imágenes	40
4.3.1 Daños presentes en el mango	40
4.3.1.1 Enfermedades.....	40
4.3.1.2 Manchas por látex	41
4.3.1.3 Daño por cicatrices	41
4.3.1.4 Daño mecánico.....	42
4.3.2 Segmentación de la imagen.	43
4.3.2.1 Imagen de entrada	43
4.3.2.2 Escala de grises	44
4.3.2.3 Elección del elemento de estructura	45
4.3.2.4 Pruebas con un elemento de estructura en forma de cruz	46
4.3.2.5 Pruebas con un elemento de estructura rectangular	47
4.3.2.6 Pruebas con un elemento de estructura circular.....	47
4.3.2.7 Pruebas con un elemento de estructura cuadrado	48
4.3.2.8 Mejoramiento de contraste morfológico	48
4.3.2.9 Resaltar zona dañada.....	49
4.3.2.10 Umbralado.....	50
4.4 Estimación del área dañada.....	50
4.4.1 Estimación del área no vista	54
4.5 Clasificación del mago Manila	56
Capítulo 5 Resultados experimentales	58
5.1 El entorno de trabajo.....	59
5.1.2 Hardware	59
5.1.3 Software	59
5.2 Ejemplos	60
5.3 Resultados obtenidos	65
Capítulo 6 Conclusiones y trabajo futuro	71
6.1 Conclusiones	72
6.2 Contribuciones	73
6.3 Trabajo futuro	73
Referencias.....	74
Anexo A	77

Anexo B	78
Anexo C	79
C.1. Cuadriculado sobre el mango	79
C.1.1 Obtención del borde	79
C.1.2 Obtención del centroide a partir del borde	80
C.1.3 Calcular cuadrícula.....	80

Índice de figuras

Figura 1.1. México, sexto productor mundial de mango.	2
Figura 1.2. México, segundo país exportador de mango.	3
Figura 3.1. Segmentación de una imagen en donde se obtienen los pixeles que pertenecen al objeto.	18
Figura 3.2. Resultado de binarizar una imagen en donde los objetos no se aprecian con claridad	18
Figura 3.3. Diagrama de bloques que muestra las partes fundamentales del procesamiento de imágenes.	19
Figura 3.4. Componentes de un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general.	21
Figura 3.5. Tipos de sensores A) Sencillo. B) En línea. C) En arreglo.	23
Figura3.6. Figura3.5. Imagen de 1024x1024 original y sus submuestreos (ampliados al tamaño de la primera) de 512x512, 256x256, 128x128, 64x64 y 32x32.	26
Figura 3.7. Imagen 472 x 374 en 256, 128, 64, 32, 16, 8, 4 y 2 niveles de gris.	26
Figura 3.8. La ambigüedad en 8-conectividad desaparece al utilizar 4-conectividad.	28
Figura 3.9. Aumento del contraste (a) función de transformación (b) imagen con bajo contraste (c) resultado de aumento del contraste (d) función de umbral (para umbral = media).	31
Figura 3.10. Ejemplos de histograma para 4 tipos de imágenes.	31
Figura 3.11. Reflexión del conjunto A.	32
Figura 3.12. Traslación del conjunto A por $x = (4, 3)$.	33
Figura 3.13. Complemento del conjunto A.	33
Figura 3.14. Suma de Minkowski del conjunto A por el elemento de estructura B.	33
Figura 3.15. Sustracción del conjunto $A - B$, $B - A$.	34
Figura 3.16. Erosión del conjunto A por el elemento de estructura B.	35
Figura 3.17. Interpretación geométrica de la apertura.	35
Figura 3.18. Interpretación geométrica de la cerradura.	36
Figura 4.1. Diagrama de bloques de la metodología propuesta.	38
Figura 4. 2. Módulo de toma de imágenes. En (a) se observa la vista frontal del módulo para la toma de imágenes, en esta fotografía se puede apreciar la posición de la cámara como las fuentes de iluminación. En (b) se puede ver una toma en perspectiva del módulo, donde se observa la abertura en un costado por donde las muestras fueron colocadas al interior. En (c) se aprecia la parte superior del módulo en donde fue colocada la cámara y sólo para ilustrar la posición de la cámara se dejó abierta.	39
Figura 4.3. En (a) Marlín-F145C2. En (b) Prosilica GC650.	40
Figura 4.4. En (a) se tiene una muestra de mango con Antracnosis. En (b) se puede observar muestras de mangos con bacteriosis.	41
Figura 4.5. Imagen de un mango con mancha por látex.	41
Figura 4.6. Imagen de un mango con cicatrices.	42
Figura 4.7. Muestra con daño mecánico.	42
Figura 4.8. En (a) se presenta un ejemplo del resultado esperado del bloque de	

procesamiento de imágenes, con una muestra de mango con enfermedad. En (b) se presenta un ejemplo del resultado esperado del bloque de procesamiento de imágenes, con una muestra de mango con daño mecánico.	43
Figura 4.9. Diagrama que muestra los pasos a seguir para la segmentación de la imagen.	44
Figura 4.10. Imagen de entrada que será dividida en los planos rojo, verde y azul.	44
Figura 4.11. En (a) se tiene el plano rojo de la figura 4.10. En (b) se tiene el plano verde de la figura 4.10. En (c) se tiene el plano rojo de la figura 4.10.	45
Figura 4.12. Imagen de la muestra tomada para ejemplificar los resultados obtenidos con las diferentes formas y tamaños del EE.	46
Figura 4.13. En a). Elemento de estructura en forma de cruz. En b) Elemento de estructura de forma cuadrada. En c) Elemento de estructura de forma rectangular. En d) Elemento de estructura circular.	46
Figura 4.14. Resultados de aplicar un EE en forma de cruz.	46
Figura 4.15. Resultados de aplicar un EE rectangular.	47
Figura 4.16. Resultados de aplicar un EE rectangular.	47
Figura 4.17. Resultados de aplicar un EE rectangular.	48
Figura 4.18. (a)Top-hat de la figura 4.11-b. (b) Bot-hat de la figura 4.11-b. (c) Resultado de la suma aritmética del paso3. (d) Resultado de la resta aritmética describa en el paso 4.	49
Figura 4.19. Resultado de aplicar el operador Bot-hat ala imagen que se le realizó el mejoramiento de contraste.	50
Figura 4.20. Umbralado mediante el algoritmo de Otsu.	50
Figura 4.21. Imágenes con cuadrados de 5mm2.	51
Figura 4.22. a) Imagen que muestra como fueron colocados los cuadros en la cascara del mango. b) Segmentación de la imagen que contiene sólo los cuadros colocados en la cascara del mango.	52
Figura 4.23. a) Cuadrículado de la superficie del mango. b) División de la cara del mango por zonas.	53
Figura 4.24. Imagen de la cascara del mango extendida.	55
Figura 4.25. Resultado segmentar la imagen con cascara del mango extendida.	55
Figura 4.26. Árbol de decisión para la clasificación del mango.	57
Figura 5.1. Imagen que muestra las caras de una sola muestra.	59
Figura 5.2. Imagen de entrada del ejemplo1 de una de las caras.	60
Figura 5.3. Segmentación del área dañada de la primera cara del fruto.	61
Figura 5.4. Imagen de la segunda cara del ejemplo 1.	61
Figura 5.5. Segmentación del área dañada de la segunda cara de la muestra del ejemplo 1.	61
Figura 5.6. Imagen de la primera cara del ejemplo 2.	62
Figura 5.7. Segmentación de la imagen de la primera cara del ejemplo 2.	62
Figura 5.8. Imagen de la segunda cara del ejemplo 2.	63
Figura 5.9.Segmentación de la imagen de la segunda cara del ejemplo 2.	63
Figura 5.10.Segmentación de la imagen de la segunda cara del ejemplo 3.	64
Figura 5.11. Segmentación de la imagen de la segunda cara del ejemplo 3.	64
Figura C.1. A) Imagen original en escala de grises. B) Elemento de estructura para HMT en escala de grises C) Resultado de HMT.	79
Figura C.2. A) Borde del mango resultante de HMT. B) EE en los 4 ángulos para HMT sobre una imagen binaria.	80
Figura C.3. Figura que muestra el eje mayor sobre el mango.	81

- Figura C.4. En (A) se ejemplifica como se hace el cálculo del punto C. En (B), se muestra el punto encontrado al aplicar la ecuación C.4. 82
- Figura C.5. En (A), se observa el cuadriculado sobre el mango. En (B), se muestra la división por zonas a partir del cuadriculado. 83

Índice de tablas

Tabla 1.1. Producción de mango a nivel nacional.	4
Tabla 4.1. Tabla que muestra el número de pixeles de cuadrados de 5 mm ² por zonas.	54
Tabla 4.2. Valor en pixeles de 1 mm ² en cada zona.	54
Tabla 4.3. Resultados de la estimación del área no vista.	56
Tabla 5.1. Resultado de la clasificación.	65
Tabla 5.2. Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.	66
Tabla 5.2. (Continuación) Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.	67
Tabla 5.2. (Continuación) Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.	68
Tabla 5.2. (Continuación) Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.	69
Tabla 5.3. Resultados de las muestras que no coincidieron en la clasificación de los dos métodos.	70

Glosario de términos

Morfología matemática. Es una teoría y técnica para el análisis y tratamiento de las estructuras geométricas, basada en la teoría de conjuntos, teoría de retículas, topología y funciones aleatorias. La morfología matemática es comúnmente aplicada más a las imágenes digitales, pero puede ser empleada también en gráficos, mallas poligonales, sólidos y muchas otras estructuras espaciales.

Segmentación de imágenes. En el campo de la visión por computadora es el proceso de dividir una imagen digital en varias partes (grupos de píxeles) u objetos. El objetivo de la segmentación es simplificar y/o cambiar la representación de una imagen en otra más significativa y más fácil de analizar. La segmentación se usa tanto para localizar objetos como para encontrar los límites de éstos dentro de una imagen.

NMX-FF-058-SCFI-2006. Norma mexicana en donde se establecen los criterios para determinar la calidad de los mangos en México.

Capítulo 1

Introducción

En este capítulo se describe el problema que se desea resolver con este trabajo. Se establecen los objetivos que se pretenden alcanzar y finalmente se menciona cómo queda organizado el documento.

El mango es el fruto del árbol *Mangifera indica*, pertenece a la familia *Anarcadiaceae*, que incluye alrededor de 600 clases. El mango se adapta bien a climas tropicales o subtropicales secos cuyos rangos de temperatura óptima media se encuentren entre los 20 y 25°C, teniendo como mínimo temperaturas mayores a 15°C, ya que no soporta heladas. La humedad relativa debe situarse por debajo de 70%.

El mango ocupa el tercer lugar en cuanto a superficie sembrada en México dentro de la clase de frutales [1]. México ha sido el principal país oferente de mango en los mercados internacionales siendo Estados Unidos su principal comprador, ya que recibe un 56% del total de las exportaciones mexicanas. Esta destacada participación de México es porque cuenta con las condiciones climáticas y condiciones geográficas adecuadas para que se tenga un pleno desarrollo de este cultivo. Sin embargo, si se analiza detenidamente la participación porcentual de México en el mercado internacional, se observa que va perdiendo dinamismo; para 1995, de 337 mil toneladas de mango que se ofertaban en el mundo, en promedio México aportaba el 40%, en tanto que sus competidores más cercanos (India, Brasil) en conjunto aportaban apenas el 10%. En contraste, para el 2004, las exportaciones de México representaron un 23% aproximadamente, mientras que India y Brasil, aportaron un 29.1%. Lo anterior lo confirman en [2], al indicar que México ha sido líder en la oferta de mango para Estados Unidos, sin embargo, otros países han incrementado su participación.

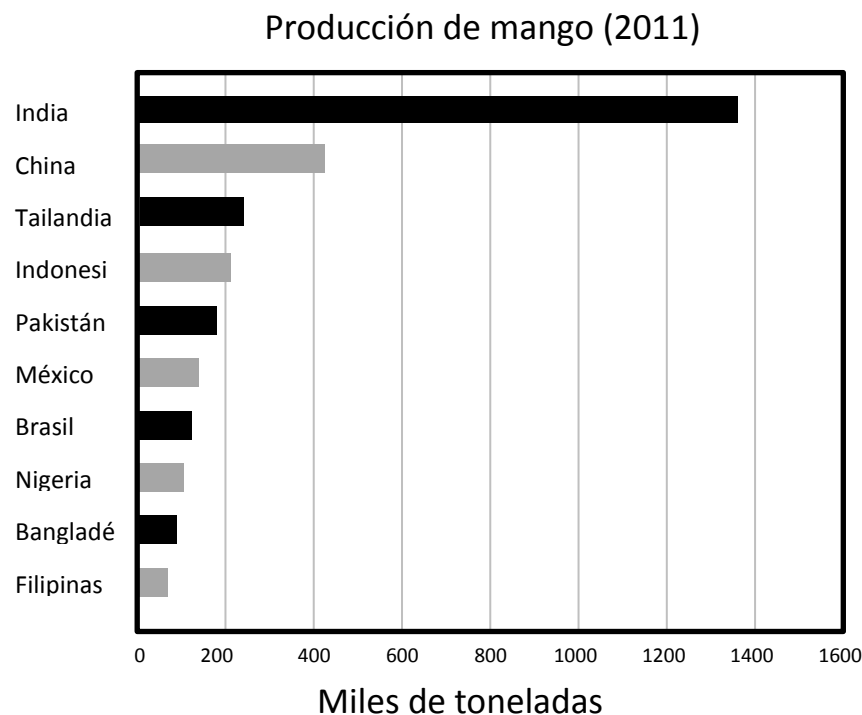


Figura 1.1. México sexto productor mundial de mango [1].

A pesar de esto México se mantiene como el 6° productor de mango como se muestra en la Figura 1.1 y se encuentra en segundo lugar en exportaciones, ver Figura 1.2.

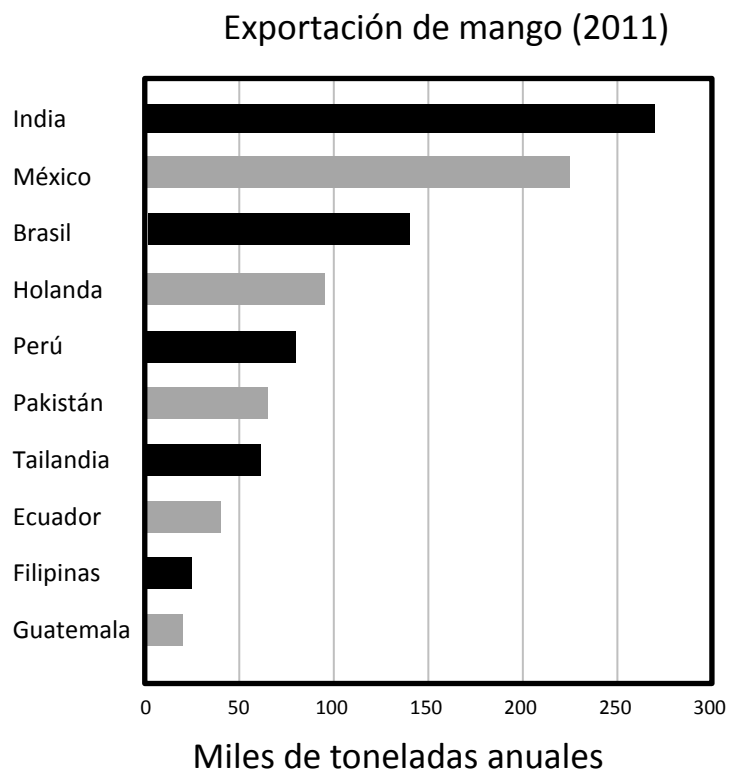


Figura 1.2. México segundo país exportador de mango [1].

Los estados con mayor producción de mango dentro del territorio mexicano son: Guerrero, Sinaloa, Nayarit, Oaxaca, Chiapas, Veracruz y Michoacán, que juntos contribuyen con el 88% de la producción nacional dejando una derrama económica importante (Ver tabla 1).

Las variedades más importantes en México de mango, independientemente de la región productora son: Manila (49%); mangos monoembriónicos como Haden (12%), Kent (10%), Tommy Atkins (3%) y otros (4 %). En este trabajo se enfoca en el mango Manila.

El mango Manila es un fruto de tamaño pequeño a medio, con un peso entre 160 a 300gr. Su forma es elíptica, con cáscara delgada, de color amarillo típico del mango poliembriónico; presenta poca firmeza que lo hace susceptible al manejo poscosecha.

En el proceso poscosecha un importante número de frutos se pierden. Las causas de las pérdidas poscosecha, que algunas estimaciones sitúan entre el 15 y hasta el 50 por ciento de la producción, son muy diversas. Entre ellas figuran la recolección en un momento inadecuado del proceso de maduración, una exposición excesiva a la lluvia, la sequía o las temperaturas extremas, la contaminación por microorganismos y los daños físicos que reducen el valor del producto.

Ubicación	Sup. Sembrada (Ha)	Sup. Cosechada (Ha)	Producción (Ton)	Rendimiento (Ton/Ha)	PMR (\$/Ton)	Valor Producción (Miles de Pesos)
Baja California Sur	1,061.75	603	5,416.10	8.98	4,181.27	22,646.20
Campeche	2,678.00	2,645.00	42,933.70	16.23	1,340.06	57,533.63
Chiapas	26,178.59	24,798.59	184,859.47	7.45	3,737.63	690,935.56
Colima	3,844.90	3,803.90	60,844.01	16	2,628.57	159,932.53
Durango	423	418	1,557.30	3.73	6,210.81	9,672.10
Guerrero	25,066.15	24,591.90	352,779.30	14.34	4,095.66	1,444,863.52
Hidalgo	79	79	609.4	7.71	3,316.15	2,020.86
Jalisco	5,912.00	5,363.50	51,653.02	9.63	1,781.30	92,009.30
México	539.5	507.5	4,530.40	8.93	4,897.23	22,186.43
Michoacán	23,535.83	20,265.31	121,980.79	6.02	3,257.21	397,316.45
Morelos	435	427	7,725.09	18.09	2,717.85	20,995.61
Nayarit	23,446.87	22,767.87	292,585.40	12.85	2,066.36	604,587.09
Oaxaca	18,641.60	17,865.60	166,439.70	9.32	1,808.32	300,976.04
Puebla	35	35	279.92	8	5,714.49	1,599.60
Querétaro	68	68	401.5	5.9	4,000.00	1,606.00
San Luis Potosí	210	210	2,160.50	10.29	1,338.95	2,892.80
Sinaloa	26,727.30	26,392.30	210,036.63	7.96	1,148.48	241,223.74
Sonora	100	18	289.98	16.11	1,727.60	500.97
Tabasco	309	309	2,084.50	6.75	3,073.04	6,405.75
Tamaulipas	1,086.00	1,086.00	6,195.00	5.7	2,459.56	15,237.00
Veracruz	22,353.78	22,353.28	112,806.11	5.05	2,149.21	242,444.30
Yucatán	351.1	336.1	4,322.76	12.86	2,121.73	9,171.74
Zacatecas	26	26	158.76	6.11	5,924.33	940.55
	183,108.37	174,969.85	1,632,649.34	9.33	2,662.97	4,347,697.77

Tabla 1.1. Producción de mango a nivel nacional.

Las enfermedades son uno de los principales factores causantes de pérdida de fruta. Los frutos afectados por hongos o bacterias se ven afectados en su aspecto físico.

Las enfermedades que se pueden encontrar en el mango son: Antracnosis, Cenicilla, Escoba de bruja, Pudrición texana, Muerte descendente, Roña, Fumagina, Mancha foliar.

1.1 Procesamiento requerido para la exportación del mango

El proceso por el que pasa el mango desde su cultivo hasta su empaquetado para la comercialización se divide en diez pasos.

1. Corte
2. Recepción
3. Lavado
4. Tratamiento térmico
5. Secado
6. Selección por calidad y normas
7. Selección mecánica por peso
8. Inspección
9. Viruta, tapado y estibado
10. Fumigación

Y es en la etapa 6, en donde con este trabajo de tesis se hace una propuesta para automatizar el proceso de selección por calidad siguiendo los criterios de la norma NMX-FF-058-SCFI-2006.

1.2 Motivación

Hoy en día, el empleo de sistemas de visión por computadora en procesos de calidad dentro de la industria, se está convirtiendo en un factor clave. Gracias a estos las empresas pueden generar un aumento en su nivel de producción y una reducción en los costos de fabricación, empaque, etc., permitiendo elevar su competitividad en mercados nacionales o internacionales.

En este trabajo se pretende implementar un sistema de visión por computadora que puede ser de gran utilidad para hacer más eficiente el control de calidad del mango Manila, impactando directamente en los costos de fabricación y tiempo de reproducción en pequeñas y medias empresas, y así puedan tener mayor presencia en el país o incluso tener la oportunidad de competir en el mercado internacional.

El proceso de inspección de calidad del mango Manila suele hacerse de manera manual, en donde cada mango es inspeccionado por personal a cargo del control de calidad. Este proceso suele ser lento y muy susceptible al error del límite de percepción del ojo humano. Por estas razones se busca implementar un sistema que automatice el proceso de inspección de calidad, a través de un método no destructivo con base en características como color, tamaño y forma del mango.

El sistema que se propone implementará técnicas de visión por computadora, aprovechando la flexibilidad en precio en los bajos costos de cámaras digitales y equipos de cómputo y puede ser utilizado en cualquier lugar o empresa dedicado a la producción del mango Manila.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Diseñar e implementar algoritmos que determinen la calidad del mango Manila mediante procesamiento de imágenes siguiendo los criterios de calidad establecidos en la norma NMX-FF-058-SCFI-2006.

1.3.2 Objetivos particulares

- Investigar y determinar las características físicas del mango Manila útiles para su clasificación según el estándar de comercialización.
- Construir un repositorio de imágenes del mango Manila para, a partir de éstas, aplicarles técnicas de procesamiento de imágenes y obtener sus características.
- Implementar un sistema de visión por computadora que a partir de los rasgos obtenidos del procesamiento de imágenes, realice la clasificación del mango Manila según la norma para la comercialización del fruto.

1.4 Organización de la Tesis

En el capítulo 1 se presenta una introducción del problema que se busca resolver con este trabajo de tesis y se presentan los objetivos a alcanzar.

En el capítulo 2 se presenta el estado del arte como algunos antecedentes relacionados con el objetivo de este trabajo.

En el capítulo 3 se presentan los conceptos teóricos que se emplearon para el desarrollo de esta tesis. Los conceptos presentados en este capítulo son los necesarios para el desarrollo de la metodología propuesta para alcanzar los objetivos de este trabajo de tesis.

En el capítulo 4 se describe detalladamente la metodología propuesta para la segmentación de imágenes del mango Manila y cómo se lleva a cabo la clasificación.

En el capítulo 5 se muestran los resultados obtenidos de aplicar la metodología propuesta.

En el capítulo 6 se presentan las conclusiones obtenidas de los resultados experimentales que se realizaron en el capítulo anterior.

En la última parte se pueden encontrar las referencias consultadas durante el desarrollo de este trabajo de tesis.

Capítulo 2

Antecedentes y estado del arte

En este capítulo se hace mención de algunos antecedentes que tienen relación con el objetivo de este trabajo. Se presenta el estado del arte sobre procesamiento de imágenes y clasificación con alimentos.

2.1 Estandarización de productos frescos

En la actualidad casi todos los productos agrícolas de los países desarrollados son comercializados con base en estándares oficiales establecidos por leyes nacionales o internacionales. El papel que desempeñan los estándares oficiales es de especial importancia en el caso de productos perecibles como frutas y hortalizas frescas.

La estandarización, tal como se aplica a los productos frescos, puede describirse como "la aceptación común de la práctica de clasificar el producto y ofrecerlo para la venta, en términos de calidad que han sido definidos en forma precisa y que son constantes en el tiempo y la distancia". El aspecto de tiempo y distancia es importante ya que la calidad del producto se deteriora con el paso del tiempo y el manejo; de modo que aquello que sale de la bodega de empaque clasificado como de grado uno, puede ser clasificado como grado dos a su llegada al mercado mayorista si el tiempo que transcurre es excesivo junto con una manipulación deficiente.

Los grados y estándares tienen valor económico para todo el proceso de mercadeo y cumplen con varios propósitos importantes:

- Constituyen el primer paso en un mercado ordenado al proporcionar un lenguaje común para productores, empacadores, compradores y consumidores.
- Los estándares precisos son indispensables en la solución de las controversias entre comprador y vendedor.
- Los grados de calidad estandarizados forman la base de las encuestas de mercado y precios utilizados y publicados por los servicios de inteligencia de mercado y noticias de mercado, y son necesarios para una comparación real de los precios.

Así pues, los grados de estándares de calidad son útiles para hacer más transparente el mercado, lo que es ventajoso para los productores, comerciantes y consumidores. La estandarización, tanto del producto como del envase, permite el mercadeo más rápido, eliminando la ineficiencia y permitiendo un mayor uso de equipo especial para su manejo. Esta mayor rapidez significa reducir los costos generales e incrementar la capacidad para manejar mayores volúmenes de productos en el mismo tiempo con el mismo trabajo, con el resultado de que las ganancias aumentan, los riesgos disminuyen y los agricultores que producen mayor calidad pueden exigir y recibir mejores precios, ganando el consumidor al existir disponibles productos de mejor calidad y más nutritivos.

2.2 Normatividad mexicana

La normatividad en México está constituida por una serie de normas que tienen como objetivo el asegurar valores [31], cantidades y características mínimas o máximas en el diseño, producción o servicio de los bienes de consumo entre personas morales y/o físicas, sobre todo los de uso extenso y fácil adquisición por el público en general, poniendo principal atención a un público no especializado en la materia; de estas

normas existen dos tipos básicos en nuestra legislación mexicana, las *Normas Oficiales Mexicanas* llamadas **NOM** y las *Normas Mexicanas* llamadas **NMX**, de las cuales sólo las **NOM** son de uso obligatorio en su alcance y las segundas sólo expresan una recomendación de parámetros o procedimientos, aunque si son mencionadas como parte de una **NOM** como de uso obligatorio, su observancia es a su vez obligatoria.

Las Normas Mexicanas por sus siglas conocidas como normas NMX, fueron creadas en el Art. 3 Frac. X de la Ley Federal sobre Metrología y Normalización [3], que dice:

Artículo 3, Fracción X. Norma mexicana: la que elabore un organismo nacional de normalización, o la Secretaría, en los términos de esta Ley, que prevé para un uso común y repetido reglas, especificaciones, atributos, métodos de prueba, directrices, características o prescripciones aplicables a un producto, proceso, instalación, sistema, actividad, servicio o método de producción u operación, así como aquellas relativas a terminología, simbología, embalaje, marcado o etiquetado.

Tanto las normas mexicanas (NMX) son documentos donde se especifican las características que los productos tienen en función de sus cualidades y los métodos de prueba que determinan esas características permitiendo definir diferentes grados de calidad. Por lo cual permite que los productos se puedan diferenciar claramente en el mercado y permite la transparencia en las operaciones comerciales tanto a nivel nacional como internacional.

El uso de las NMX para la industria de recubrimientos constituye una referencia para determinar la calidad de los productos y servicios de los que se esta tratando, particularmente porque permite la protección y orientación a los consumidores. Las NMX, en lo particular, en ningún caso podrán contener especificaciones inferiores a las establecidas en las normas oficiales mexicanas (NOM)

Las NMX (de carácter voluntario) como las NOM's (de carácter obligatorio) deben ser tomadas como referencia por las autoridades judiciales o administrativas competentes en sus resoluciones en controversias de carácter civil, mercantil o administrativo.

2.2.1 La norma NMX-FF-058-SCFI-2006

Esta norma mexicana establece las especificaciones mínimas de calidad que debe cumplir el mango (*Mangifera indica* L), de la familia Anacardiáceae, para las variedades de los grupos indostano y mulgoa, para ser consumido en estado fresco y comercializado en territorio nacional [31].

El producto objeto de esta norma se clasifica en las categorías de calidad siguientes:

- EXTRA
- PRIMERA
- SEGUNDA
- SUBESTÁNDAR

- MANGO NIÑO

Los frutos considerados como “Mango niño”, son separados físicamente al momento de ser cosechados, esto es debido a su tamaño. Lo que caracteriza visualmente a esta clase es sólo su tamaño, lo que nos indica que también se le pueden aplicar los criterios de la tabla 2.1, para determinar si el fruto es de clase Extra, Primera o Segunda. La norma nos especifica cuáles son las tolerancias para que un fruto sea considerado como de clase Extra, Primera y Segunda, pero no proporciona las tolerancias para la clase Subestándar; así que para este trabajo se consideran las clases Extra, Primera y Segunda.

Las tolerancias para la clasificación del mango se muestran en la tabla 2.1. En la tabla se aprecia que para cada tipo de daño presente en el mango se da el rango del área dañada en mm².

Daño/Defecto	Clase Extra	Clase Primera	Clase Segunda
Látex	Se manifiesta con manchas de color café claro o negro. La suma de las mismas no deberán exceder de 10 mm ²	Se acepta un daño mayor a 10 mm ² y menor a 15 mm ²	El daño es mayor a 15 mm ²
Enfermedad Cicatrices	No se debe de presentar más de 13 mm ²	Se acepta un daño mayor a 13 mm ² y menor a 20 mm ²	El daño es mayor a 20 mm ²
Mecánico	El daño no debe ser mayor de 10 mm ²	Se acepta un daño mayor a 10 mm ² y menor a 14 mm ²	El daño es mayor a 14 mm ²

Tabla 2.1. Tolerancias de daños según el defecto o daño que puede presentar el mango.

En la norma se especifican otros tipos de daños como quemaduras por el sol, deformidad, sobremaduro, etc. Algunos de los criterios que se mencionan no establecen las tolerancias para determinar a qué clase pertenecen o son ambiguos, por lo que no se pueden cuantificar o determinar los límites para que se pueda clasificar dentro de las tres clases consideradas.

Por ejemplo se menciona el aspecto general del fruto. Y en los criterios lo que dice la norma es *“Estar enteros y bien desarrollados; con aspecto fresco, sanos, limpios y exentos de humedad externa anormal, salvo la condensación consiguiente a su remoción de una cámara frigorífica”*. No se especifican las tolerancias o alguna métrica para determinar si el fruto tiene un aspecto general bueno malo o regular.

Otros de los criterios para determinar la calidad del fruto requieren someter al mango a pruebas destructivas, es decir, dañan el fruto de tal manera que es desechado una vez realizada la prueba, como la inspección de la firmeza.

La firmeza es una medida de la resistencia que ofrece el fruto a una fuerza de penetración expresada en kg/cm^2 de acuerdo con la variedad. La firmeza de la pulpa de la fruta, de conformidad entre los integrantes del sistema producto, se debe medir con una prueba manual para determinar el estado en el que se encuentra el fruto. Para esta prueba se hace uso de un penetrómetro y como se mencionó anteriormente, después de realizar la prueba el fruto es desechado.

Uno de los fines de este trabajo es el de realizar la clasificación por medio de visión por computadora, por lo que este tipo de pruebas, como otras invasivas no son consideradas para este trabajo.

En la tabla 1 se muestran los defectos más comunes que se presentan en el mango junto con sus tolerancias. Estas tolerancias fueron las consideradas para determinar la clasificación del mango.

En este trabajo de tesis no se hace distinción entre los tipos de daños que presenta el mango, así que a partir de la tabla uno de la norma mexicana se obtiene un árbol de decisión para determinar la clasificación del mango (ver sección 4.5). En esta sección se mencionaron los aspectos tomados de la norma mexicana, para consultar la norma completa ver Anexo B.

2.3 Visión por computadora

La instauración de sistemas de visión por computadora en la agricultura ha aumentado considerablemente en los últimos años. Esto se puede atribuir principalmente a dos factores: la reducción de los costos de producción y al rápido avance de la tecnología que hace más accesible este tipo de sistemas.

2.4 Calidad en productos alimentarios

La calidad en los productos hortofrutícolas puede llegar a ser subjetiva, sin embargo existen una serie de atributos que hacen a estos productos visualmente atractivos para el consumidor. Los rasgos que son considerados, entre otros, son el color, madurez, tamaño, peso, forma, presencia de enfermedades, manchas, etc. La mayoría de las características consideradas para determinar la calidad son con base en la apariencia física del producto, y la forma tradicional en la que son clasificados es mediante la inspección visual realizada por personal capacitado. Sin embargo, la producción en grandes cantidades, el cumplimiento de estándares muy definidos, la competencia en el mercado u otros factores que exijan mayor demanda, hacen buscar alternativas a la de la clasificación manual realizada por personas.

Los sistemas que se basan en estas tecnologías pueden proveer información en tiempo real sobre los objetos que se están analizando, además de tener la capacidad de analizar en regiones del espectro electromagnético que los humanos estamos limitados a

percibir, lo que permite obtener una mejor descripción del objeto para determinar su calidad.

2.5 Trabajos relacionados

En la industria de alimentos el procesamiento digital de imágenes ha sido de gran importancia, debido a que la visión por computadora en la inspección de calidad es una herramienta confiable. En [4], se revisan los avances en el aprendizaje de técnicas para la evaluación de calidad de los alimentos utilizando la visión por computadora. Los autores incluyen una red neuronal artificial, aprendizaje estadístico, lógica difusa, algoritmos genéticos, y un árbol de decisión, para tratar de imitar el proceso que realiza el ser humano en el proceso de inspección de calidad. Concluyendo que, un sistema híbrido con características de cada uno de los métodos utilizados para la clasificación, sería adecuado para lograr mejores resultados.

“Con mayores expectativas para los productos alimenticios de alta calidad y estándares de seguridad, la necesidad de determinar con exactitud, calidad rápida y objetiva de estas características en los productos alimenticios sigue creciendo. La visión por computadora proporciona una alternativa para una técnica automatizada, no destructiva y rentable para lograr estos requisitos”. Es lo que se plantea en [5]. Este trabajo presenta los elementos considerados como importantes de un sistema de visión por computador y hace hincapié en los aspectos importantes de la técnica de procesamiento de imagen junto con un análisis de las novedades más recientes en toda la industria alimentaria.

En la clasificación e identificación de frutos en imágenes se han utilizado diferentes tipos de métodos y enfoques. En [6], se hace uso de un enfoque difuso para determinar los valores óptimos de umbral de imágenes de fruta, y el grado de coincidencia difusa se aplicó para clasificar por color y tamaño de la fruta. Los resultados mostraron que el método difuso era superior a los métodos tradicionales de estadística, con una precisión de 93.3% para la clasificación. Los algoritmos difusos desarrollados fueron integrados en un sistema de visión por computadora robótico para la clasificación para frutas.

Otro fruto con el que se ha trabajado es el café. En [7] se desarrolló un sistema que usa técnicas de visión por computadora para clasificar frutos de café en ocho categorías según el estado de maduración en el que se encuentre. Las ocho categorías comprenden todo el proceso de maduración del café desde las etapas iniciales hasta sobre maduro y seco. A partir de un conjunto de 9 características que incluyen medidas de color, forma y textura obtenidas del análisis de una imagen del fruto, se logró implementar un clasificador Bayesiano cuyo desempeño, evaluado mediante el método de validación cruzada, corresponde al 96.88%.

Para determinar la madurez de un fruto, un parámetro importante es la firmeza. Los métodos convencionales para medir la firmeza son métodos destructivos, es decir, maltratan el fruto de tal forma que después de la prueba son descartadas las muestras.

Mediante imágenes se ha llevado a cabo la medición de la firmeza de mangos [8]. La medición de la firmeza y la amarillez es de vital importancia para saber la madurez apropiada y grado de maduración durante el crecimiento y almacenamiento de mango. La evaluación de firmeza por los métodos actuales destruye la muestra y la amarillez es estimada por el ojo humano. En esta investigación, el potencial de un método no destructivo para la predicción de la firmeza y el índice de amarillez mediante un colorímetro. Otro trabajo que también trata de determinar la madurez del mango mediante un método no destructivo son [9] y [10], en donde también se hace uso de un colorímetro para determinar la madurez del mango.

Existen trabajos en donde se han utilizado diferentes tipos de frutas, como en [11], en donde se trabajó con manzanas. En este trabajo se presenta un sistema de visión por computadora para clasificar automáticamente manzanas. Características estadísticas se extraen de las regiones defectuosas y luego la fruta es clasificada. Para la clasificación se implementó discriminante lineal, vecino más cercano, vecino más cercano difuso, Adaboost y clasificadores de máquinas de vectores de soporte. Con estos métodos se realizaron pruebas de clasificación de la fruta, donde los dos últimos se encuentran entre los mejores, con un reconocimiento del 90%.

En [12] se presenta una propuesta de un sistema de visión por computadora que hace distinción de frutas y verduras en un campo de cosecha. Se presentó el reconocimiento y la ubicación de los objetos de frutas y hortalizas en escenas de la naturaleza, se presentó un nuevo método de segmentación en combinación con varios modelos de color.

Dentro de las investigaciones en las que se ha trabajado con el mango, se encuentra [13]. En este trabajo se describe un sistema de visión que permite extraer propiedades visuales en 2D y 3D del mango como el tamaño (largo, ancho y espesor), el área proyectada, el volumen y el área superficial de las imágenes y usarlas en la clasificación. Las propiedades visuales 2D/3D se extraen al ver las imágenes múltiples de mango. La reconstrucción de un mango en un volumen 3D se realiza con la espeleología volumétrica en imágenes de siluetas múltiples. Se utilizó un total de 182 mangos en tres tamaños diferentes según los pesos de acuerdo con una clasificación métrica estándar para la exportación de mango. Se realizaron dos experimentos: uno para mostrar la precisión de la extracción de características basada en visión y la medición mediante la comparación de los resultados con las mediciones utilizando diferentes instrumentos. El segundo experimento para demostrar la exactitud de clasificación mediante la comparación con la clasificación humana. Los resultados muestran que la técnica podría ser una buena alternativa y un método más factible para la clasificación de mango en comparación con la selección manual humana.

En [13], se muestra la investigación en donde se trabajó con mandarinas para hacer la detección de los cítricos podridos en líneas de envasado que se lleva a cabo manualmente bajo iluminación ultravioleta y es peligrosa para los trabajadores. La luz emitida por la región de la fruta podrida debido a la fluorescencia inducida por ultravioleta es utilizada por el operador para detectar los daños. Se estudia un conjunto de técnicas encaminadas a detectar podredumbre en el canal infrarrojo de iluminación visible y cerca de un sistema de imágenes hiperespectrales. Los métodos para seleccionar un conjunto apropiado de longitudes de onda se investigó como el análisis

de correlación, información mutua, paso a paso o algoritmos genéticos. La segmentación de la imagen se basa en la combinación de técnicas de selección de banda y los métodos de clasificación de píxeles, tales como árboles de clasificación, regresión y análisis discriminante lineal.

Un trabajo que presenta el flujo y el esquema de diseño de un sistema de clasificación de fruta automatizada, la tecnología de cómputo y la tecnología para automatizar que se utiliza en la producción agrícola y la gestión, es [14]. En este sistema, la aplicación de una cierta tecnología, como la tecnología de detección y control, la tecnología de procesamiento de imágenes digitales, fueron propuestas para este trabajo.

En cuanto al control de calidad mediante el procesamiento de imágenes se tiene [15], donde se realizó un sistema de visión por computadora para revisar la calidad del tomate. Se tomaron muestras de enfermedades que presenta el tomate, a partir de estas muestras se realizaron máscaras con las tonalidades de cada enfermedad para posteriormente pasar dichas máscaras sobre la muestras e identificar las enfermedades en el tomate.

La identificación de frutas mediante el procesamiento de imágenes ha sido trabajada en [16]. En donde se diseñó un robot capaz de identificar manzanas dentro de la cosecha. Con el fin de mejorar la precisión de reconocimiento y la eficacia en cálculos, se utilizó máquinas de vectores de soporte (SVM). Entonces, las propiedades de color y las propiedades de forma en la imagen se extraen, y el método de clasificación de SVM para el reconocimiento de las manzanas se utiliza. Los resultados experimentales indican que el rendimiento de clasificación de la máquina de soporte vectorial es mejor que la de las redes neuronales.

Un sistema de reconocimiento de fruta con un método que combina el análisis de tres características: el color, la forma y en el tamaño, con el fin de aumentar la precisión del reconocimiento, es el que se propone en [17]. El método propuesto clasifica y reconoce imágenes de frutas mediante el uso del clasificador de vecinos más cercanos. El reconocimiento del sistema propuesto, clasifica e identifica las frutas con éxito hasta un 90% de precisión.

En [18], se presenta un método de inspección visual basado en la clasificación de mango (*Mangifera indica L.*). El proceso de clasificación se realiza mediante la estimación automática de las propiedades físicas de las frutas, tales como altura, ancho, volumen, peso, calibre, y el nivel de madurez. El nivel de madurez se infiere a través de una medida de similitud de la distribución de color entre la fruta y modelos experimentalmente fijos en el espacio HSL.

La medición precisa de las propiedades físicas de los frutos, tales como el peso y el nivel de maduración, constituye un procedimiento típico e importante en varios procesos industriales orientados a la clasificación y selección de productos de calidad para la exportación. En el trabajo [19], se describe un procedimiento geométrico para la estimación del peso del fruto mango Manila (*Mangifera Indica L.*), de manera automática mediante el análisis de imágenes de intensidad 2D. El procedimiento inicia con la toma de la imagen sobre la cual se procede a la extracción del contorno mediante la segmentación del fondo y el fruto. Posteriormente, se infiere un modelo volumétrico elipsoidal de éste, a partir de las dimensiones medidas sobre la imagen tomada. Las

dimensiones físicas como el ancho y el largo del fruto, son aproximadas automáticamente mediante el análisis de componentes principales de los puntos que definen el contorno. Finalmente, el peso es estimado a partir del volumen estimado y una medida de densidad fija determinada experimentalmente. Los resultados obtenidos muestran que el método permite inferir adecuadamente una aproximación de las características físicas como el volumen y el peso a partir de imágenes bidimensionales.

En [20], una revisión bibliográfica sobre métodos no destructivos, para la evaluación objetiva de la madurez en frutos de mango fue conducida. La mayor parte de la investigación conducida en este tema ha implicado huertos que no se encuentran en el mercado de los E.E.U.U actualmente. Existe un número de tecnologías prometedoras para la evaluación no destructiva de la madurez en mango. Se proponen futuros temas de investigación, para responder a las necesidades del desarrollo de métodos no destructivos para la evaluación objetiva de la madurez en mangos, con énfasis en los huertos que se encuentran actualmente en el mercado de los EE.UU.

Un trabajo realizado para la segmentación de imágenes de alimentos es [21]. Para obtener imágenes de muestras de alimentos segmentadas y promediadas en coordenadas CIE-L*a*b* se realizó el montaje de un escenario de iluminación. Se seleccionó una cámara digital CCD y se establecieron condiciones para la captación de imágenes. Se determinó el color de 23 muestras de alimentos. Se emplearon técnicas de preprocesamiento, segmentación por regiones y promediado de imágenes, mediante el software Adobe® Photoshop® CS3 Extended y se compararon con un instrumento de referencia. Se determinaron coincidencias y diferencias entre las imágenes obtenidas, las apreciaciones de los observadores y valores de coordenadas de color señaladas en la literatura en lo relativo a la luminosidad y el carácter negativo o positivo de las coordenadas a* y b*. El procedimiento utilizado permitió la obtención de imágenes de muestras de alimentos uniformes y no uniformes de colores claros y oscuros, promediadas en coordenadas CIE-L*a*b*; presentó aplicaciones en la comparación de variaciones de color entre muestras distintas o no de un mismo alimento, en la evaluación de estados de maduración de cultivos, en la transformación de resultados de coordenadas de color de otros estudios a imágenes y puede ser implementado en la determinación de características físicas de calidad en muestras de alimentos (carne, frutas, verduras).

Para el manejo del mango después de ser cosechado, en [22], se proporciona la información necesaria para mantener la calidad de los frutos de mango durante la cadena de suministro. Esta revisión resume los resultados de investigación disponible para mantener la calidad del mango fruta en general y para reducir las pérdidas poscosecha durante la cadena de suministro mediante la adopción de nuevas tecnologías pos cosecha adecuada.

Las enfermedades que presenta el mango también han sido estudiadas mediante el procesamiento de imágenes, como se muestra en [23]. En esta investigación se hace estudio de la enfermedad *antracnosis* que presentan los mangos. Se hace la segmentación de la imagen del mango, y se extrae la parte que contiene la enfermedad, una vez extraída se hace una estimación de cuál es el porcentaje que abarca la enfermedad.

Entre los trabajos en los cuales se ha implementado algún clasificador sobre un FPGA, tenemos el caso de [24]. En este trabajo se analiza solamente el color y la textura. El color se describe por las coordenadas a y b en el espacio de color CIE-Lab. La textura sólo se calcula a partir de la coordenada L *, que describe las variaciones de intensidad locales en una vecindad de cada pixel. AdaBoost ha sido seleccionado con el fin de aprender cómo clasificar cada pixel a partir de su vector de atributos.

En [25], se obtuvo una combinación de una red neuronal artificial (ANN), descriptores de Fourier (FD) y el análisis del dominio espacial (SDA), fue propuesta para la identificación automática de frutas y un sistema de clasificación. Las imágenes de frutas se capturaron con cámara digital inclinadas en ángulos diferentes respecto a la horizontal. A partir de la segmentación de la imágenes, se utilizó FD y la técnica SDA para realizar la clasificación. Además, la información de color, obtenida a partir de los componentes rojo, verde y azul de las imágenes de frutas, fue utilizada en la ANN. Los dos caminos independientes se combinan para clasificar las frutas y con el propósito de identificar los diferentes tipos de frutas.

En [26] se investigó la clasificación de madurez de los frutos de mango utilizando propiedades físicas, mecánicas y ópticas. Uno de los objetivos fue la clasificación del mango según su madurez. Para lograr esto, tomaron en cuenta los cambios de color en el fruto conforme iba pasando el tiempo por medio de imágenes. La precisión fue de 89% de la clasificación en cuatro niveles de madurez.

Finalmente, en [27] se presenta un trabajo de tesis donde se trabajó con tortillas. En esta investigación se hizo uso de operadores morfológicos para hacer la detección de defectos presentes en las tortillas. Para detectar las quemaduras, que se presentan como manchas oscuras, el autor utiliza el operador acierta o falla. Con este operador le fue posible identificar los defectos como el borde de la tortilla.

Capítulo 3

Marco teórico

En este capítulo se presentan los conceptos básicos necesarios para el desarrollo de este trabajo, así como una breve descripción de los métodos utilizados para realizar la segmentación de imágenes.

3.1 Procesamiento de imágenes

El procesamiento de imágenes es el conjunto de técnicas que se aplican a las imágenes digitales con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información. En las Figuras 3.1 y 3.2 se ilustran dos ejemplos. En el primero se observa la *segmentación*, en la que se trata de identificar en una imagen cuáles son los píxeles que pertenecen a un objeto. En este caso la salida es una imagen binaria constituida por píxeles blancos o negros que significan “objeto” o “no-objeto”. El segundo ejemplo es el de *restauración de imágenes*, en este caso una imagen borrosa se hace más nítida.

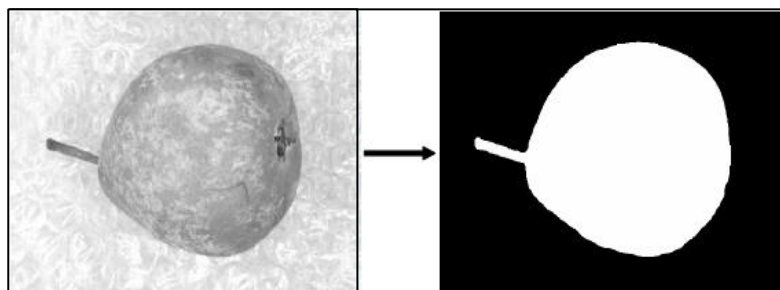


Figura 3.1. Segmentación de una imagen, en la cual se obtienen los píxeles que pertenecen al objeto.

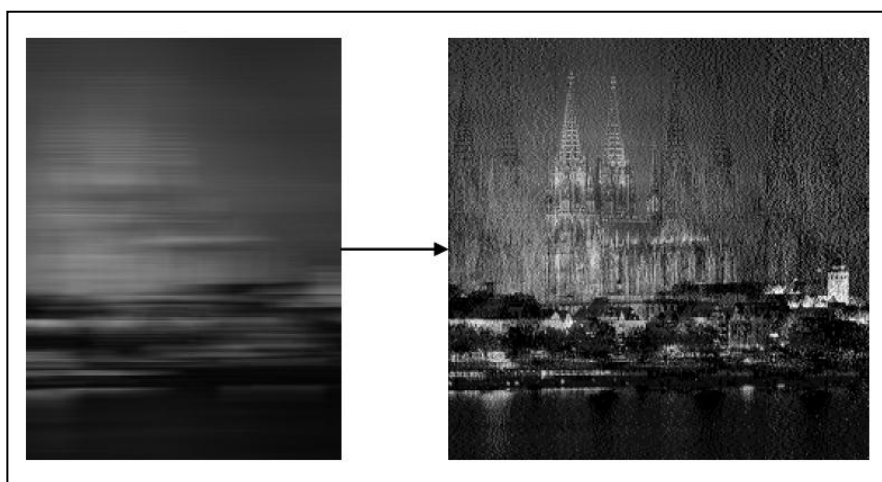


Figura 3.2. Resultado de binarizar una imagen en donde los objetos no se aprecian con claridad.

La vista es nuestro sentido más avanzado, y no es sorprendente que las imágenes jueguen el papel más importante en la percepción humana. Aunque los seres humanos estemos limitados a la banda visible del espectro electromagnético (EM), las máquinas pueden percibir casi el espectro completo, desde los rayos gamma, a las ondas de radio. Las máquinas también pueden procesar imágenes generadas por fuentes que los humanos no asociamos con imágenes; como es el caso del ultrasonido, la microscopía de electrones, etc.

Los autores no se ponen de acuerdo para decir dónde termina el campo del Procesamiento Digital de Imágenes y dónde empiezan otros campos como el Análisis

de Imágenes y la Visión por Computadora. La tarea de esta última disciplina es utilizar computadoras para emular la visión humana, incluyendo el aprendizaje, hacer inferencias y el actuar basándose en entradas visuales. La Visión Computacional es, claramente, un área de la Inteligencia Artificial.

3.1.1 Pasos fundamentales del procesamiento digital de imágenes

Las partes fundamentales del procesamiento digital de imágenes son las siguientes [28]: Como lo indica la figura 3.3, después de tomar la imagen, en un procesamiento no siempre se siguen todos los pasos.

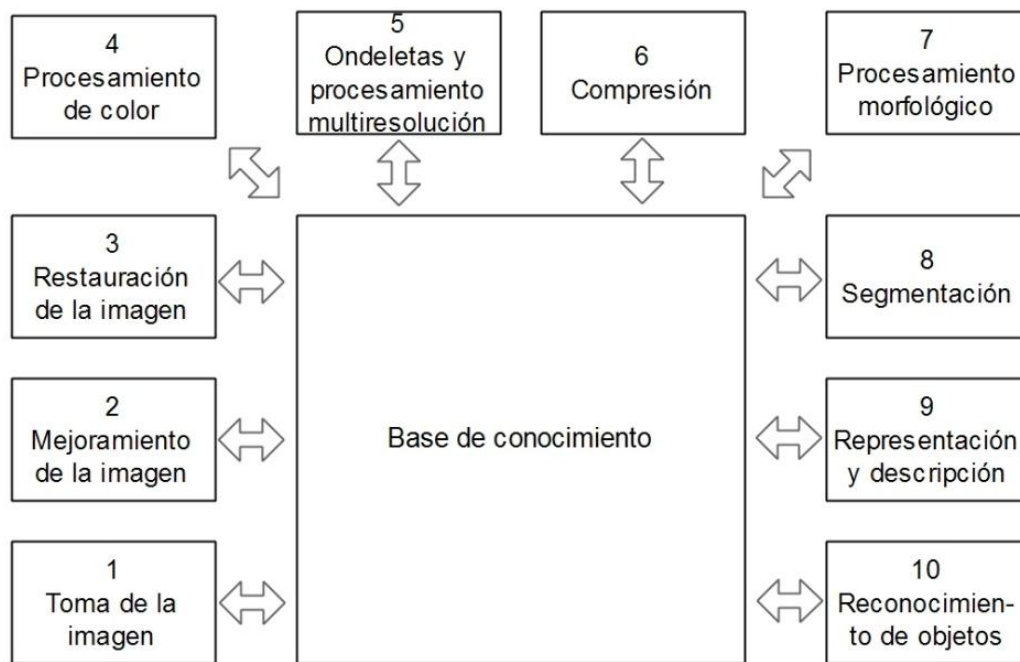


Figura 3.3. Diagrama de bloques que muestra las partes fundamentales del procesamiento de imágenes.

1. Toma de imágenes

Generalmente incluye preprocesamiento (p. ej. Escalar la imagen).

2. Mejora de la imagen

La idea de este paso es obtener detalles que no se veían, o simplemente subrayar ciertas características de interés.

3. Restauración de la imagen.

También mejora la apariencia de la imagen. A diferencia de la mejora de la imagen, subjetiva, la restauración es objetiva, en el sentido en que las técnicas de restauración tienden a ser modelos probabilísticos o matemáticos de degradación de la imagen (¿Cómo era esta imagen antes de ser dañada?)

4. Procesamiento del color.

Procesamientos especiales para el color.

5. Ondeletas

Fundamentalmente utilizadas para representar imágenes en varios grados de resolución.

6. Compresión

Reduce el almacenamiento requerido para guardar una imagen, o el ancho de banda para transmitirla.

7. Procesamiento morfológico

Herramientas para extraer componentes de la imagen útiles para la representación y descripción de formas.

8. Segmentación

Divide una imagen en sus partes constituyentes.

9. Representación y descripción.

Se toman decisiones tales como si la forma obtenida debe ser tratada como un frontera o una región, y extrae atributos que resultan en información cuantitativa de interés.

Base de conocimiento. Nos sirve de almacenamiento de información; ya sean los datos de las imágenes en cada paso, o heurísticas que nos ayudarán a obtener mejores imágenes en subsecuentes procesamientos.

3.1.2 Componentes de un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general

Los componentes de un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general son los siguientes:

I. Sensor

Es un aparato físico sensible a la energía radiada por el objeto.

II. Hardware de procesamiento de imágenes especializado

Usualmente consta de un digitalizador que convierte la salida del sensor a formato digital, y de hardware que realiza otras operaciones, como una ALU, que procesa operaciones en paralelo de imágenes completas. Su característica más distintiva es la velocidad (realiza operaciones que requieren salidas de datos muy rápidas).

III. Computadora

En un sistema de propósito general. Puede ser desde una PC hasta una supercomputadora.

IV. Software

Módulos especializados que llevan a cabo tareas específicas.

V. Almacenamiento en masa

Obligatorio en aplicaciones de procesamiento de imágenes. El almacenamiento se divide en tres categorías:

- A corto plazo, utilizado durante el procesamiento (ej. memoria de la computadora, o memorias especiales “frame buffers”, éstas últimas se utilizan en zooms digitales).
- En línea, para carga relativamente rápida (discos magnéticos u ópticos).
- De archivo, de acceso poco frecuente (cintas magnéticas y discos ópticos).

VI. Dispositivos de despliegue de imágenes

Por ejemplo, monitores a color (de preferencia planos, para evitar distorsiones), o dispositivos estéreo tales como lentes para visión estereoscópica.

VII. Dispositivos de copia impresa (hardcopy)

Impresoras láser o tinta, cámaras de película, dispositivos sensibles al calor, unidades digitales como CD-ROM.

VIII. Red

Casi una función por defecto en cualquier sistema computacional moderno; lo más importante es el ancho de banda.

En la figura 3.4 se observa el diagrama de un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general.

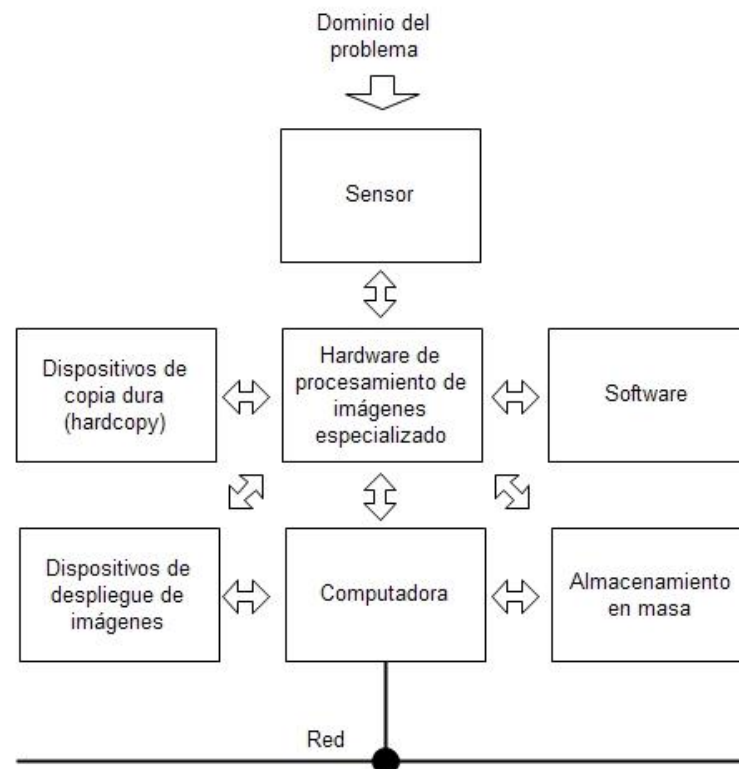


Figura 3.4. Componentes de un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general.

3.1.3 Fundamentos de la imagen digital

El campo del procesamiento digital de imágenes está construido sobre bases matemáticas y probabilísticas, pero la intuición y análisis humanos juegan un importante papel al momento de escoger una técnica u otra. Esta elección se basa usualmente en juicios visuales subjetivos.

Desarrollar un entendimiento básico de la percepción humana es entonces pertinente. Nos dedicaremos a entender la mecánica y los parámetros de la formación de imágenes en el ojo humano, así como las limitaciones físicas de la vista humana en los mismos términos que usaremos para nuestras imágenes digitales. Se definirán algunos conceptos para entendernos en el mismo lenguaje

3.1.4 Toma de imágenes

Los tipos de imágenes que nos interesan se generan por una combinación de una fuente de *iluminación* y la reflexión o absorción de energía de esta fuente por parte de los elementos de la escena. Recordemos que esta “iluminación” puede ser también radar, infrarrojo, o alguna fuente que no es parte del espectro electromagnético, como ultrasonido. Dependiendo de la naturaleza de la fuente, la energía “luminosa” puede ser reflejada o transmitida por los objetos.

En algunas aplicaciones, la energía transmitida o reflejada se enfoca a un fotoconvertidor (p. Ej. Una pantalla de fósforo) que convierte la energía a luz visible. En la figura 3.5 se muestran los 3 principales arreglos de sensores utilizados para transformar energía luminosa en imágenes digitales.

El proceso en todos ellos es simple: La energía entrante se transforma a un voltaje por la combinación de electricidad de entrada y el material del sensor, sensible al tipo de energía que se quiere detectar. La onda de voltaje de salida es la respuesta del sensor, y una cantidad digital se obtiene de cada sensor digitalizando su respuesta.

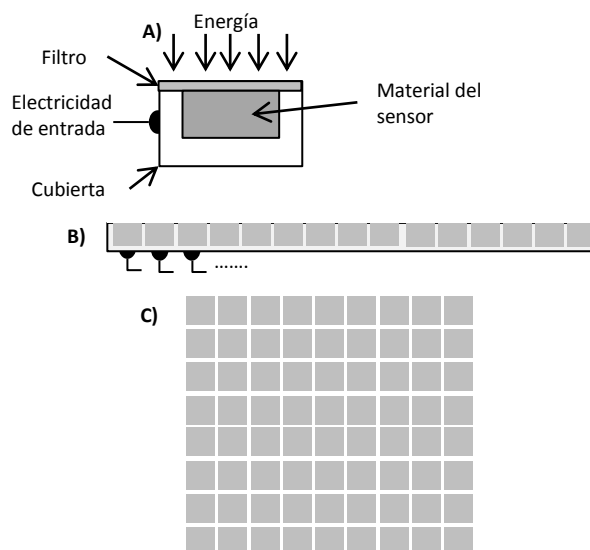


Figura 3.5. Tipos de sensores A) Sencillo. B) En línea. C) En arreglo.

3.1.5 Modelo simple de formación de imágenes

Recordemos que una imagen puede ser representada por una función bidimensional de la forma $f(x, y)$, en donde el valor o amplitud de f en las coordenadas espaciales (x, y) da la intensidad de la imagen en ese punto.

Cuando la imagen se genera a partir de un proceso físico, sus valores son proporcionales a la energía radiada por la fuente física. Como consecuencia, $f(x, y)$ debe ser diferente de cero y finita. Como se muestra en la ecuación 1.

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (1)$$

La función $f(x, y)$ se caracteriza por dos componentes:

- 1) **Iluminación:** la cantidad de luz incidente procedente de la fuente sobre la escena (ecuación 3).
- 2) **Reflectancia:** la cantidad de luz reflejada por los objetos de la escena (ecuación 4).

Las dos se combinan para formar el producto:

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (2)$$

Donde:

$$0 < i(x, y) < \infty \quad (3)$$

$$0 < r(x, y) < 1 \quad (4)$$

La ecuación 4 indica que la reflectancia está acotada entre 0 (absorción total) y 1 (reflexión total).

La naturaleza de $i(x, y)$ está determinada por la fuente de iluminación, y la de $r(x, y)$, por las características de los objetos.

Esto se aplica también al caso en que las imágenes se forman por la transmisión de la “iluminación” por el medio, como en los rayos X. En ese caso la segunda componente sería de capacidad de transmisión y no reflectancia.

3.1.6 Nivel de gris y escala de grises

A la intensidad de una imagen monocromática f en las coordenadas (x, y) se le denomina nivel de gris (l) de la imagen en ese punto (ecuación 5).

$$l = f(x_0, y_0) \quad (5)$$

De las ecuaciones anteriores se deduce que l está en el rango $L_{\min}$ y $L_{\max}$ como se muestra en la ecuación 6.

$$l \in [L_{\min}, L_{\max}] \quad (6)$$

Al intervalo $[L_{min}, L_{máx}]$ (ecuación 6), se le denomina escala de grises. Una práctica habitual consiste en desplazar este intervalo hasta el intervalo $[0, L]$, donde $l = 0$ se considera negro y $l = L - 1$ se considera blanco (todos los valores intermedios son tonos de gris).

3.1.7 Representación de imágenes digitales

La salida del muestreo y cuantificación es una matriz de números reales. Los representaremos de 2 maneras:

Una imagen continua $f(x, y)$ se describe de forma aproximada por una serie de muestras igualmente espaciadas organizadas en forma de una matriz $N \times M$ como se indica en la ecuación (7), donde cada elemento de la matriz es una cantidad discreta.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

Donde el término de la derecha representa lo que comúnmente se denomina una imagen digital. Cada uno de sus elementos es un elemento de la imagen, o pixel.

Algunas veces lo representaremos con una notación de matrices más tradicional, como se muestra a continuación en (8):

$$A = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & \dots & a_{0,N-1} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & \dots & a_{1,N-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{M-1,0} & a_{M-1,1} & \dots & a_{M-1,N-1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

No se requiere un valor especial de M y N, salvo que sean enteros positivos. En el caso del número de niveles de gris, éste es usualmente una potencia entera de 2 (ecuación 9).

$$L = 2^k \quad (9)$$

El número b de bits necesarios para almacenar una imagen digitalizada se muestra en la ecuación 10.

$$b = N \times M \times k \quad (10)$$

Cuando $M = N$:

$$b = N^2 k \quad (11)$$

3.1.8 Resolución espacial y resolución en niveles de gris

El muestreo es el factor principal para determinar la resolución espacial de una imagen. Básicamente, la resolución espacial es el grado de detalle discernible en una imagen. La resolución de nivel de gris se refiere al más pequeño cambio distinguible en nivel de gris aunque, como ya lo habíamos señalado, medir los cambios discernibles en niveles de intensidad es un proceso altamente subjetivo.

La potencia de 2 que determina el número de niveles de gris es usualmente 8 bits, es decir, 256 diferentes niveles de gris. Algunas aplicaciones especializadas utilizan 16 bits.

Usualmente decimos que una imagen digital de tamaño $M \times N$ con L niveles de gris tiene una resolución espacial de $M \times N$ píxeles y una resolución de nivel de gris de L niveles.

En la figura 3.6 vemos una imagen con resolución espacial de 1024×1024 y 8 bits para representar los niveles de gris. Las imágenes siguientes han sido submuestreadas a partir de esta primera imagen, y se han agrandado para comparar los resultados. El submuestreo consistió en eliminar un número apropiado de columnas y renglones de la imagen original. Por ejemplo, en la segunda imagen se borraron una columna y un renglón sí y uno no, obteniéndose una imagen de la mitad del tamaño, 512×512 . Nótese que a partir de la tercera imagen, de 256×256 , aparece un fino patrón de “tablero de ajedrez”, también llamado “pixelado” en los bordes de la flor. Este patrón se va haciendo más notorio hasta llegar a la última imagen, de 32×32 .

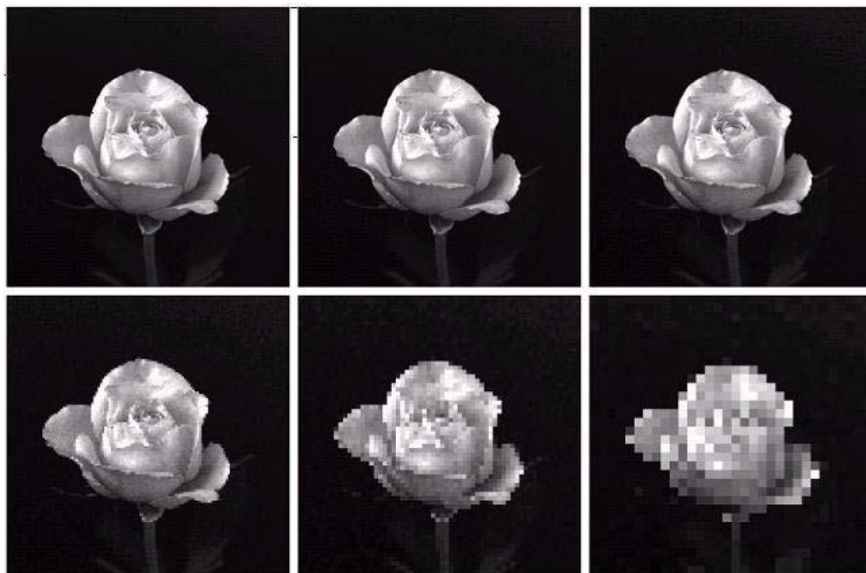


Figura 3.6. Imagen de 1024×1024 original y sus submuestreos (ampliados al tamaño de la primera) de 512×512 , 256×256 , 128×128 , 64×64 y 32×32 .

En la figura 3.7 tenemos una imagen de una tomografía axial computarizada con el mismo número de muestras (resolución espacial constante), pero redujimos el número de niveles de gris desde 256 a 2, en potencias enteras de 2. A partir de la cuarta imagen,

con 32 niveles, un casi imperceptible conjunto de “manchas” delimitadas en áreas suaves de niveles de gris. Este efecto, ya bastante notable en la figura con 8 niveles, es llamado falso contorno. Un mínimo tamaño aproximado en el que una imagen estará libre de falsos contornos y “pixelados” será 256 x 256 con 64 niveles de gris.

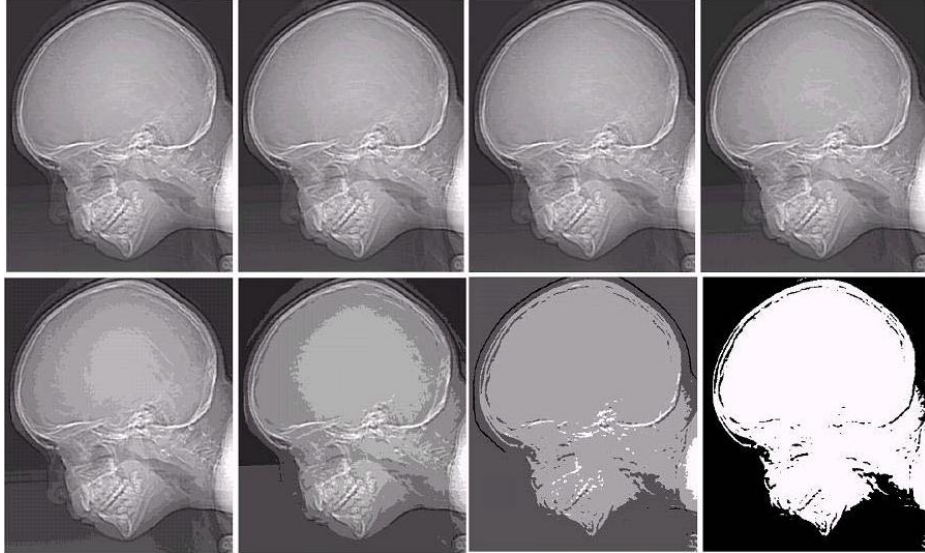


Figura 3.7. Imagen 472 x 374 en 256, 128, 64, 32, 16, 8, 4 y 2 niveles de gris.

3.2 Relaciones básicas entre píxeles

3.2.1 Vecinos de un píxel

Un píxel p en las coordenadas (x, y) tiene cuatro vecinos horizontales y verticales, dados por la ecuación 10.

$$(x + 1, y), (x - 1, y), (x, y + 1), (x, y - 1) \quad (10)$$

Este conjunto de píxeles, llamados los 4-vecinos de p , se denota como $N_4(p)$. Cada píxel es una unidad de distancia desde (x, y) , y algunos de los vecinos de p están fuera de la imagen digital si (x, y) está en el borde de la imagen. Los cuatro vecinos diagonales de p tienen las coordenadas:

$$(x + 1, y + 1), (x + 1, y - 1), (x - 1, y + 1), (x - 1, y - 1) \quad (11)$$

Y se denotan como $N_D(p)$ (ecuación 11). Estos puntos, junto con los 4 vecinos, son llamados los 8 vecinos de p , y se escriben $N_8(p)$. Algunos de ellos estarán fuera de la imagen si (x, y) está en el borde de la imagen.

3.2.2 Conectividad, regiones y fronteras

La conectividad entre píxeles es un concepto fundamental que simplifica la definición de numerosos conceptos de la imagen digital, como regiones y fronteras.

Para establecer si 2 píxeles están conectados, se debe determinar si son vecinos y si sus niveles de gris satisfacen un criterio predeterminado de similitud (p. ej. Si sus niveles de gris son iguales).

Digamos que en una imagen binaria (con valores 0 y 1) 2 píxeles pueden ser 4-vecinos, pero sólo se dice que están conectados si tienen el mismo valor.

3.2.3 Conectividad

Sea V el conjunto de valores de niveles de gris que definen la conectividad. Consideremos 3 tipos de conectividad:

- 4-conectividad. 2 píxeles p y q con valores en V son 4-adyacentes si q está en el conjunto $N_4(p)$.
- 8-conectividad. 2 píxeles p y q con valores en V son 8-adyacentes si q está en el conjunto $N_8(p)$.
- m -conectividad (conectividad mixta). 2 píxeles p y q con valores de V son m -adyacentes si:
 - q está en $N_4(p)$, o
 - q está en $N_D(p)$ y el conjunto $N_4(p)$ INTERSECCIÓN $N_4(q)$ no tiene píxeles con valores de V .

La conectividad mixta es una modificación de la 8-conectividad que se introduce para eliminar las ambigüedades que surgen al utilizar 8-conectividad. Por ejemplo, considérese el arreglo de píxeles de la figura 3.8 para $V = \{1\}$. Los 3 píxeles en la parte superior muestran múltiple 8-conectividad (ambigua), como se indica con las líneas punteadas. Esta ambigüedad desaparece al utilizar m -conectividad.

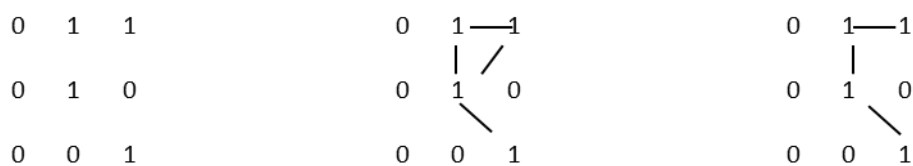


Figura 3.8. La ambigüedad en 8-conectividad desaparece al utilizar 4-conectividad.

3.2.4 Medidas de distancia

Para los pixeles p , q y z con coordenadas (x, y) , (s, t) y (v, w) , respectivamente, D es una función de distancia o métrica si

- (a) $D(p, q) \geq 0$ ($D(p, q) = 0$ si y sólo si $p = q$)
- (b) $D(p, q) = D(q, p)$
- (c) $D(p, z) \leq D(p, q) + D(q, z)$

La distancia euclidiana entre p y q se define como:

$$D_e(p, q) = [(x - s)^2 + (y - t)^2]^{1/2}$$

Significa que los pixeles que tienen una distancia menor o igual al valor de r desde (x, y) son los que contiene un disco de radio r con centro en (x, y) .

La distancia D_4 (*city-block*) entre p y q se define como:

$$D_4(p, q) = |x - s| + |y - t|$$

En este caso, los pixeles que tienen una distancia D_4 desde (x, y) de menor o igual, valor a r forman un diamante centrado en (x, y) . Por ejemplo, los pixeles con distancia $D_4 \leq 2$ desde (x, y) (el punto central) forman los contornos con distancia constante siguientes:

$$\begin{array}{c} 2 \\ 2 \ 1 \ 2 \\ 2 \ 1 \ 0 \ 1 \ 2 \\ 2 \ 1 \ 2 \\ 2 \end{array}$$

Los pixeles con $D_4 = 1$ son los 4-vecinos de (x, y) .

La distancia D_8 (también llamada distancia de tablero de ajedrez) entre p y q se define como:

$$D_8(p, q) = \max(|x - s|, |y - t|)$$

En este caso, los pixeles con distancia D_8 menor o igual al valor r forman un cuadrado centrado en (x, y) . Por ejemplo, los pixeles con distancia $D_8 \leq 2$ desde (x, y) , el punto central, forman los contornos con distancia constante siguiente:

$$\begin{array}{c} 2 \ 2 \ 2 \ 2 \ 2 \\ 2 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2 \\ 2 \ 1 \ 0 \ 1 \ 2 \\ 2 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2 \\ 2 \ 2 \ 2 \ 2 \ 2 \end{array}$$

Los pixeles con distancia D_8 son los 8-vecinos de (x, y) .

Nótese que las distancias D_4 y D_8 entre p y q son independientes de cualquier camino que pueda existir entre los puntos porque estas distancias involucran solamente las coordenadas de los puntos. Si se considera m -conectividad, la distancia D_m entre 2 puntos se define como el m -camino más corto entre los puntos. En este caso la distancia entre 2 pixeles no sólo depende de los valores de los pixeles en el camino, sino también de los valores de sus vecinos.

Por ejemplo, considérese el siguiente arreglo de pixeles y asúmase que p, p_2 y p_4 tienen valor 1 y p_1 y p_3 pueden tener valor de 0 o 1.

$$\begin{array}{cc} p_3 & p_4 \\ p_1 & p_2 \end{array}$$

Supongamos que consideramos la conectividad de pixeles que valen 1 ($V = \{1\}$). Si p_1 y p_3 son 0, la longitud del m -camino más corto (la distancia D_m) entre p y p_4 es 2. Si p_1 es 1, entonces p_2 y p no serán m -adyacentes y la longitud del m -camino más corto es ahora 3. Finalmente, si p_1 y p_3 valen 1, la longitud del m -camino más corto entre p y p_4 es 4. En este caso, el camino pasa por la secuencia de puntos p, p_1, p_2, p_3, p_4 .

3.2.5 Operaciones entre pixeles

En las operaciones aritméticas – lógicas, por ejemplo, al sumar 2 imágenes, lo que haremos será aplicar la operación, en este caso la suma, del pixel p en la imagen 1 con el pixel q en la misma posición en la imagen 2 y obtener una nueva imagen.

Las operaciones aritméticas serán adición, sustracción, multiplicación y división. Mientras las operaciones lógicas siguen un planteamiento idéntico, pero se aplicarán en su mayoría en imágenes binarias (AND, OR, NOT, XOR, etc).

3.3 Aumento del contraste

La idea del aumento del contraste es estirar el rango dinámico de los niveles de gris que se están procesando. En la figura 3.9 (a) vemos una transformación típica de aumento del contraste. Los puntos de control (r_1, s_1) y (r_2, s_2) determinan la forma de la función de transformación.

Si $r_1 = s_1$ y $r_2 = s_2$ la transformación es una función lineal que no produce cambios en el nivel de gris.

Si $r_1 = r_2$, $s_1 = 0$ y $s_2 = L - 1$, la transformación se vuelve una función de umbral cuyo resultado es una imagen binaria (figura 3.9d).

Valores intermedios producen distintos grados de distribución del nivel de gris, afectando el contraste.

La figura 3.9(c) muestra el resultado de aumentar el contraste dados $(r_1, s_1) = (r_{\min}, 0)$ y $(r_2, s_2) = (r_{\max}, L - 1)$ donde $r_{\min}$ y $r_{\max}$ denotan los valores mínimo y máximo de niveles de gris en la imagen original. La función de transformación estira el rango original de niveles de gris al rango máximo $[0, L-1]$.

3.4 Procesamiento del histograma

El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango $[0, L - 1]$ es una función discreta $h(r_k) = n_k$ donde r_k es el nivel de gris k -ésimo y n_k es el número de píxeles en la imagen con nivel de gris r_k .

Para normalizar el histograma se divide cada uno de sus valores entre el número total de píxeles en la imagen, n . Así, el histograma normalizado se obtiene de $p(r_k) = n_k / n$, para $k = 0, 1, \dots, L-1$. En breve, $p(r_k)$ nos da una estimación de la probabilidad de que aparezca el nivel de gris r_k (la suma de los componentes de un histograma normalizado es igual a 1).

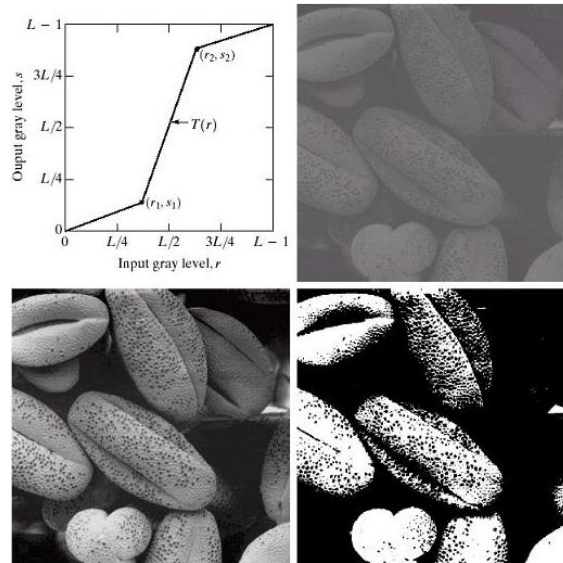


Figura 3.9. Aumento del contraste (a) función de transformación (b) imagen con bajo contraste (c) resultado de aumento del contraste (d) función de umbral (para umbral = media).

Los histogramas son la base de muchas técnicas de procesamiento de la imagen en el dominio espacial. En la figura 3.9 vemos 4 ejemplos de histogramas para 4 imágenes: oscura, clara, con bajo contraste y alto contraste. El eje horizontal de los histogramas es el valor de los niveles de gris, r_k y el eje vertical corresponde a los valores de $h(r_k) = n_k$ o $p(r_k) = n_k / n$ si los valores están normalizados.

La figura 3.10 nos muestra la distribución del histograma de acuerdo con las características de las imágenes.

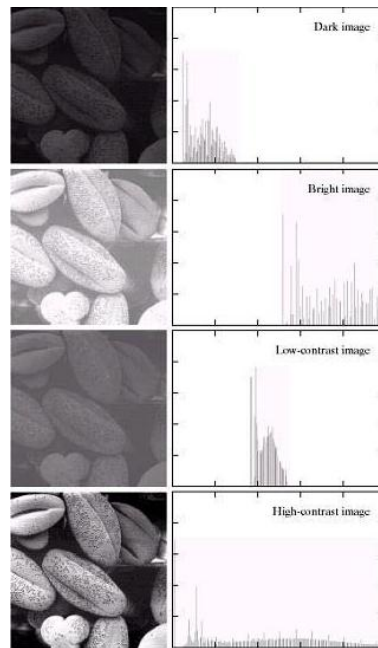


Figura 3.10. Ejemplos de histograma para 4 tipos de imágenes.

3.3 Morfología matemática

La morfología matemática es una excelente herramienta para extraer componentes de un objeto de interés, útiles para representar y describir la forma de una región, tales como fronteras y esqueletos. La morfología matemática se ha utilizado con gran éxito en el procesamiento de imágenes y el lenguaje utilizado es la teoría de conjuntos, dado que una imagen se representa por medio de un conjunto. En su forma actual la morfología matemática no termina en el procesamiento de imágenes o señales, y dado que su única premisa de trabajo es la de utilizar el álgebra de conjuntos y sus propiedades, es de utilidad para cualquier clase de problema que se modele por medio de conjunto y donde la *forma* sea la característica más relevante.

Las operaciones morfológicas quedan definidas completamente por la adición de conjuntos de Minkowski. Algunas operaciones de conjuntos básicas ([29], [30]) son las siguientes:

La *reflexión* de $A \subseteq X$ (o conjunto reflejado de A), cuya notación es A^- , se define como el conjunto formado por los inversos aditivos de los elementos de A . Es decir:

$$A^- = \{-x | x \in A\}$$

Ejemplo. La reflexión del conjunto $A = \{(1, 1), (2, 1), (3, 1), (4, 1), (2, 2), (3, 2)\}$ es: $A^- = \{(-1, -1), (-2, -1), (-3, -1), (-4, -1), (-2, -2), (-3, -2)\}$, ver figura 3.11.

De aquí en adelante en las figuras mencionadas como referencias la cruz dentro de un pixel indica el origen.

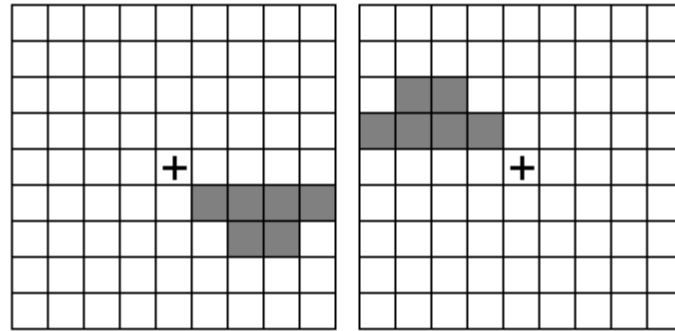


Figura 3.11. Reflexión del conjunto A.

La traslación de $A \subseteq X$ por un elemento x se denota por $(A)x$ y se define así:

$$(A)x = \{a + x \mid a \in A\}$$

La traslación del conjunto $A = \{(-1, 0), (-1, -1), (0, 0), (0, -1), (0, -2), (-1, -3)\}$ por $x = (4, 3)$ es: $(A)(4,3) = \{(3, 3), (3, 2), (4, 3), (4, 2), (4, 1), (3, 0)\}$; esto se muestra en la figura 3.12.

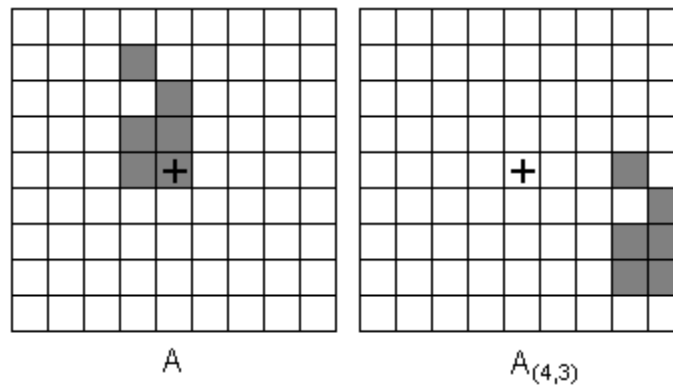


Figura 3.12. Traslación del conjunto A por $x=(4, 3)$.

El complemento de un conjunto $A \subseteq X$ respecto a X (conjunto universo) o simplemente complemento, denotado por A^c , se define como el conjunto formado por aquellos elementos de X que no pertenecen a A :

$$A^c = \{x \in X \mid x \notin A\}$$

En la figura 3.13 se representa un conjunto A y su complemento A^c .

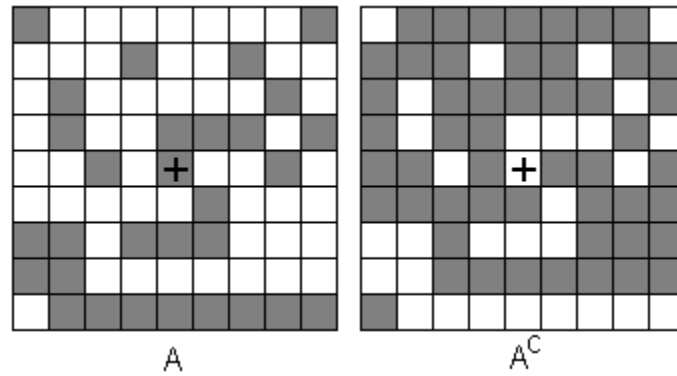


Figura 3.13. Complemento del conjunto A.

La suma de Minkowski de $A \subseteq X$ y $B \subseteq X$, denotada por $A \oplus B$ es el conjunto que resulta de sumar cada elemento de A con cada elemento de B. Es decir:

$$A \oplus B = \{a + b | a \in A \wedge b \in B\}$$

A la suma de Minkowski también se le conoce como la dilatación de un conjunto A por un conjunto B.

Ejemplo Sea $A = \{(-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (0, 0), (0, 1), (1, -1), (1, 0), (1, 1)\}$ y $B = \{(0, 0), (1, 0), (2, 0)\}$, entonces la suma de A y B es: $A \oplus B = \{(-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (0, 0), (0, 1), (1, -1), (1, 0), (1, 1), (2, -1), (2, 0), (2, 1), (3, -1), (3, 0), (3, 1)\}$. La figura 3.14 representa el conjunto A, el conjunto B y la suma $A \oplus B$.

La diferencia de conjuntos de $A \subseteq X$ y $B \subseteq X$, representada como $A - B$, se define como el conjunto formado por aquellos elementos de A que no pertenecen a B:

$$A - B = \{x \in A | x \notin B\}$$

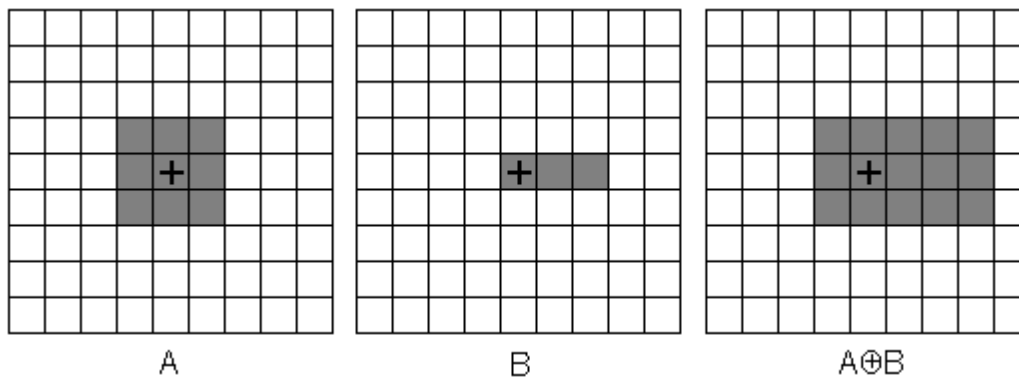


Figura 3.14. Suma de Minkowski del conjunto A por el elemento de estructura B.

En la figura 3.15 se representa el diagrama de Venn de $A-B$, para dos conjuntos diferentes A y B cualesquiera, dado un conjunto universo X . En general se tiene:

$$(A - B) \cap (B - A) = \emptyset$$

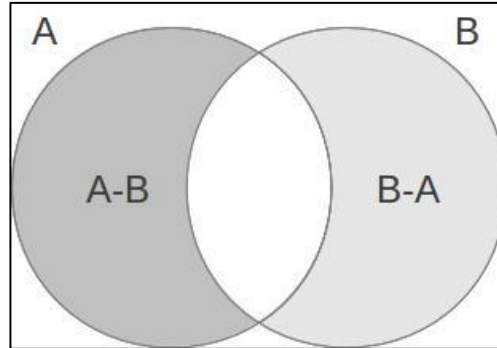


Figura 3.15. Sustracción del conjunto $A - B$ y $B - A$.

3.3.1 Dilatación

La dilatación, primera de las dos operaciones básicas de la morfología matemática queda completamente sustentada por la definición de la suma de Minkowski, mientras que la resta de Minkowski tendrá relevante importancia en la definición inicial de erosión (ver la siguiente sección).

Todas las demostraciones empleadas en los teoremas de este capítulo fueron tomadas de [29]. La dilatación de un conjunto A por un conjunto B es la suma de Minkowski. La figura 3.14 muestra un ejemplo de dilatación entre un conjunto A y un conjunto B , al conjunto B se le conoce indistintamente con el nombre de elemento de estructura.

3.3.2 Erosión

La operación de erosión consiste en hacer decrecer un conjunto A a través de un proceso controlado de eliminación de elementos, tomando como referencia un elemento de estructura B . Al igual que sucede en la dilatación, el tamaño y forma finales del conjunto erosionado dependerá fuertemente del tamaño y forma del elemento de estructura B .

Sean dos conjuntos $A \subseteq X$, $B \subseteq X$. La erosión de A por B , denotada por $A \circ B$, es definida como la resta de Minkowski de A y B , es decir:

$$A \circ B = \{x \in X | x + b \in A, \forall b \in B\}$$

La figura 3.16 muestra un ejemplo de erosión entre un conjunto A y un conjunto B , recordemos que al conjunto B se le conoce con el nombre de elemento de estructura.

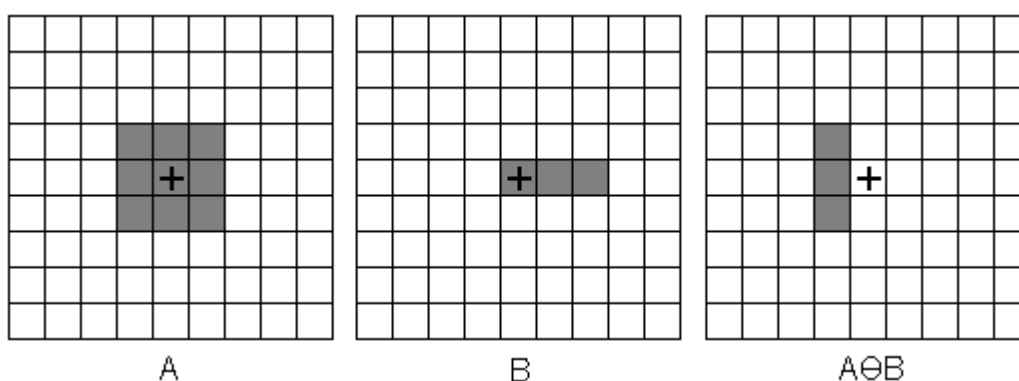


Figura 3.16. Erosión del conjunto A por el elemento de estructura B.

3.3.3 Apertura y Clausura

En un gran porcentaje de procesos de análisis de conjuntos (imágenes binarias), a pesar de que la dilatación y la erosión son operaciones básicas independientes, dentro de la morfología matemática se usan por parejas alternadas; es decir, normalmente se realizan procesos iterativos del tipo: erosión seguida de una dilatación y una dilatación seguida de una erosión.

En un principio podría pensarse que en ambos procesos se obtendrá el mismo resultado, pero no es así, la erosión y la dilatación no son operaciones inversas, es por ello que a estos procesos se les conoce con el nombre de apertura y cerradura, respectivamente, y de hecho se consideran como operaciones fundamentales (básicas) de la morfología matemática, no obstante su definición en términos de la dilatación y la erosión.

La apertura de un conjunto $A \subseteq X$ por el elemento de estructura $B \subseteq X$ se denota como $A \circ B$ o $\gamma_B(f)$ y se define así:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

Existe una interpretación geométrica simple de la operación de apertura para una región del plano real, si el elemento de estructura es un disco. Dada una región A en R^2 y un disco de radio r, como elemento de estructura B, la apertura $A \circ B$ se forma por todos los puntos de A tal que $B \subseteq A$, mientras que B “rueda” en el interior de A. Esto se puede ver en la figura 3.17.

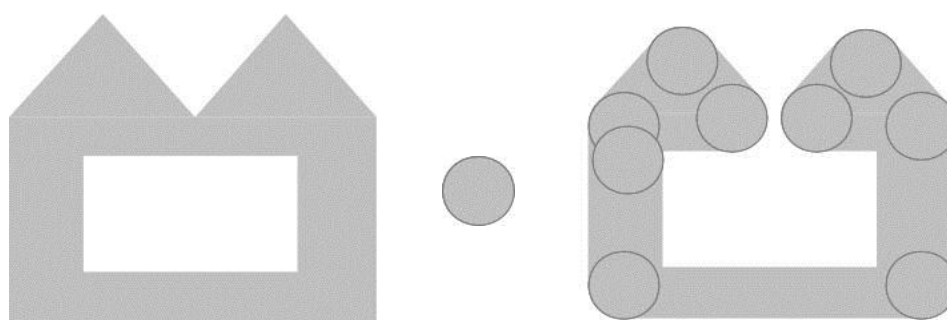


Figura 3.17. Interpretación geométrica de la apertura.

Los efectos de la apertura en una región de interés dada se pueden resumir en cuatro aspectos:

- a) Se eliminan islas de tamaño menor al elemento de estructura.
- b) Se eliminan picos o cabos más delgados que el elemento de estructura.
- c) Se rompen istmos cuya anchura sea menor al diámetro del elemento de estructura.

La apertura al igual que la erosión cumple con las propiedades de ser una operación anti extensiva y creciente.

La clausura de un conjunto $A \subseteq X$ por el elemento de estructura $B \subseteq X$ se denota como $A \bullet B$ o $\phi(f)$ y se define así:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B.$$

De manera similar a lo que sucedió con la apertura, también existe una interpretación geométrica simple de la operación clausura. Dada una región A en R^2 y un disco de radio r , como elemento de estructura B , la cerradura $A \bullet B$ se forma por todos los puntos de A con la unión de todos los puntos de $A \ominus B$ tal que $B \cap A \neq \emptyset$, mientras que B “rueda” en el exterior de A (véase figura 3.18).

La clausura produce efectos diferentes a los que produce la apertura, según se exhibe en la siguiente lista. La clausura produce los siguientes efectos:

- a) Se rellenan los lagos o huecos de tamaño menor al elemento de estructura.
- b) Se rellenan rajaduras o golfos más delgados que el elemento de estructura.
- c) Se funden estrechos cuya anchura sea menor al diámetro del elemento de estructura.

La clausura al igual que la dilatación cumple con las propiedades de ser una operación extensiva y creciente. Hay muchas aplicaciones para las operaciones de erosión, dilatación, apertura y clausura. Estas cuatro operaciones definen prácticamente todos los filtros y procesos dentro de la morfología matemática. En este trabajo sólo se introducirán algunas conforme se requieran, debido a que el tema central de esta tesis no requiere de todas las operaciones.

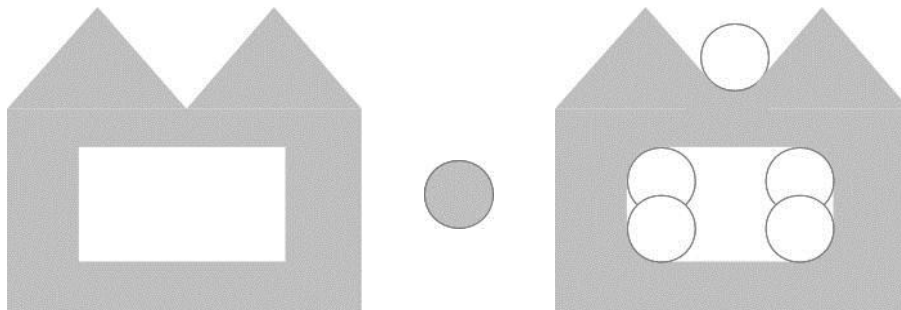


Figura 3.18. Interpretación geométrica de la cerradura.

Capítulo 4

Metodología

En este capítulo se describen cada una de las etapas de la metodología propuesta para realizar la segmentación de las imágenes del mango Manila y realizar su clasificación.

4.1 Etapas de la metodología propuesta

El proceso de inspección de calidad consiste en examinar y medir características de un producto, para determinar si cumple o no requisitos específicos para que el producto sea considerado como bueno o apto para su consumo. El sector de la alimentación es una industria en que la automatización ha tardado más en introducirse muchas veces debido a la diversidad de formas que presentan los productos naturales; tal es el caso del mango. Con los sistemas de visión por computadora se pueden mejorar los procesos productivos en la industria alimentaria. En particular nos interesa el proceso de inspección de calidad, en donde la visión por computadora es una herramienta muy útil y confiable, que ha tenido casos de éxito en la inspección de la producción.

En el presente capítulo se muestra con detalle la metodología propuesta en este trabajo para llevar a cabo el proceso de inspección de calidad del mango Manila. Se muestran las condiciones para la toma de las imágenes, la segmentación de las mismas y cómo se realiza la clasificación según la calidad del fruto.

En general la metodología propuesta se puede resumir en tres bloques como se muestra en la figura 4.1.

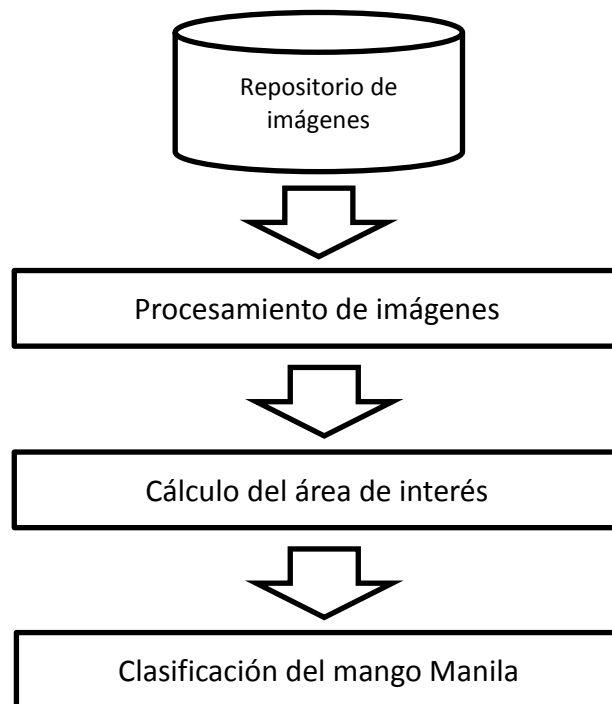


Figura 4.1. Diagrama de bloques de la metodología propuesta.

4.2 Repositorio de imágenes

Las imágenes fueron tomadas bajo un ambiente controlado, es decir, las condiciones de iluminación, distancia del fruto a la cámara y el fondo fueron las mismas para la captura de las fotografías. Así que, como parte del desarrollo de este trabajo se construyó un módulo de toma de imágenes. El módulo nos permite que las condiciones para tomar la imagen sean las mismas para todas las muestras adquiridas. El módulo de toma de imágenes se muestra en la figura 4.2.



(a)



(b)



(c)

Figura 4. 2. Módulo de toma de imágenes. En (a) se observa la vista frontal del módulo para la toma de imágenes. En esta fotografía se puede apreciar la posición de la cámara como las fuentes de iluminación. En (b) se puede ver una toma en perspectiva del módulo, donde se observa la abertura en un costado por donde las muestras fueron colocadas al interior. En (c) se aprecia la parte superior del módulo en donde fue colocada la cámara y sólo para ilustrar la posición de la cámara se dejó abierta.

Por cada muestra fueron tomadas 2 fotografías, con dos cámaras de la empresa *ALLIED Vision Technologies*, el modelo es Marlin-F145C2 (figura 4.3a) y Prosilica GC650 (figura 4.3b), en el anexo A se pueden ver las características de las cámaras.



Figura 4.3. En (a) Marlin-F145C2. En (b) Prosilica GC650

El propósito de utilizar el módulo para la toma de imágenes es el de garantizar las mismas condiciones de iluminación, así como para mantener estática la cámara, en distancia y posición con respecto al objetivo para todas las imágenes capturadas.

El módulo cuenta con iluminación constante, se evita que entre luz ajena a la del sistema y posee un compartimiento para fijar la cámara a una plataforma que puede moverse en cualquier posición según como se requiera.

4.3 Procesamiento de imágenes

El objetivo de este bloque es el de lograr la segmentación de la imagen. La parte que nos interesa segmentar, para su posterior procesamiento, son los defectos y/o enfermedades que presenta el fruto.

Los defectos que podemos encontrar en un mango se mencionan a continuación.

4.3.1 Daños presentes en el mango

4.3.1.1 Enfermedades

Existen un gran número de enfermedades que puede presentar el mango, como son: la antracnosis, bacteriosis, mildiú polvoso, etc. Para fines de este trabajo no es necesario conocer todas las enfermedades que atacan al fruto. Lo que sí es importante es que sabemos que se manifiestan físicamente en la piel del mango, y es por esto que se puede ser capaz de detectarlas mediante imágenes. En la figura 4.4 podemos observar algunos ejemplos de cómo las enfermedades se hacen presentes en el mango.

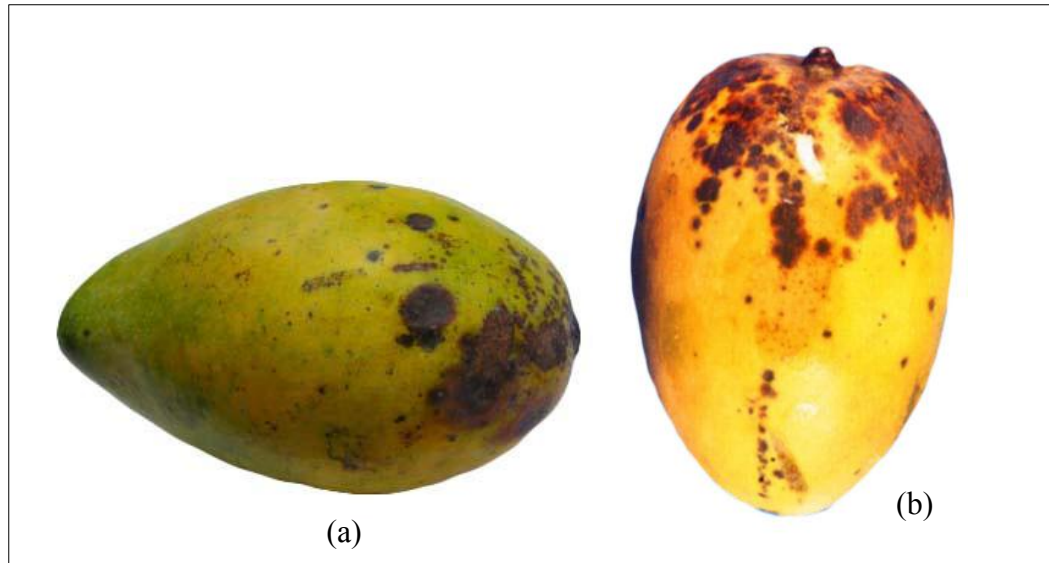


Figura 4.4. En (a) se tiene una muestra de mango con Antracnosis. En (b) se puede observar muestras de mangos con bacteriosis.

4.3.1.2 Manchas por látex

Sucede cuando el fruto es cortado del árbol, derramando látex. Este un líquido gomoso que se origina en la base del pedúnculo y escurre hacia el ápice dejando manchas que pueden ser de color negro o algunas veces transparentes (figura 4.5), pero pegajosas al tacto.

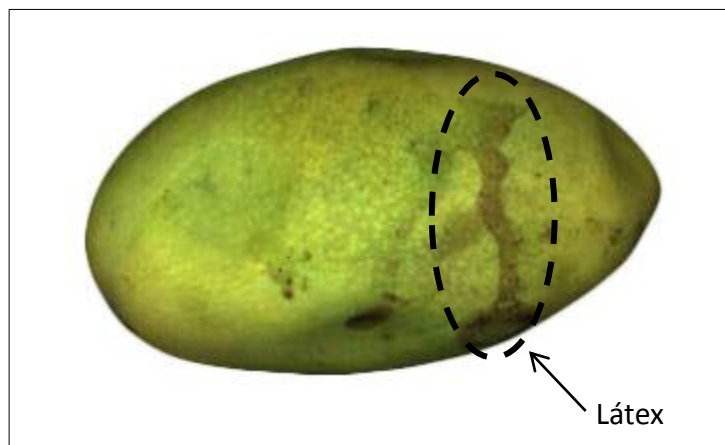


Figura 4.5. Imagen de un mango con mancha por látex.

4.3.1.3 Daño por cicatrices

Es cualquier lesión penetrante que ha formado un tejido de restauración para cerrar la lesión; un ejemplo se observa en la figura 4.6.

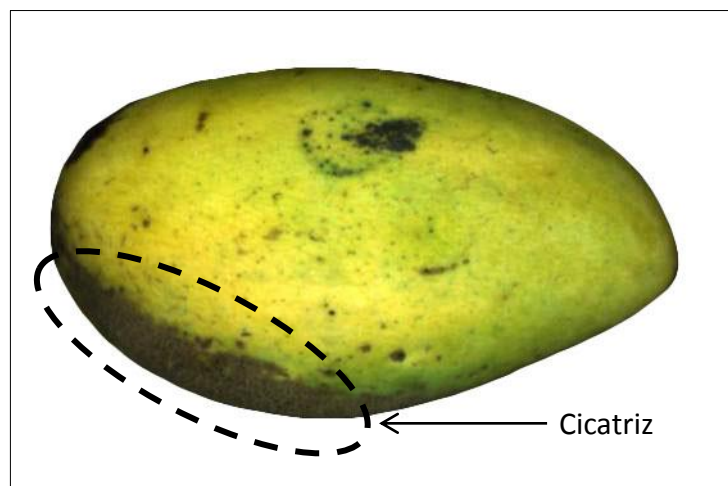


Figura 4.6. Imagen de un mango con cicatrices.

4.3.1.4 Daño mecánico

Son lesiones causadas en las cáscaras de las frutas, por un roce violento al momento de estar manipulando el fruto ya sea durante su cosecha o durante su transportación, en la figura 4.7 se muestra un ejemplo.

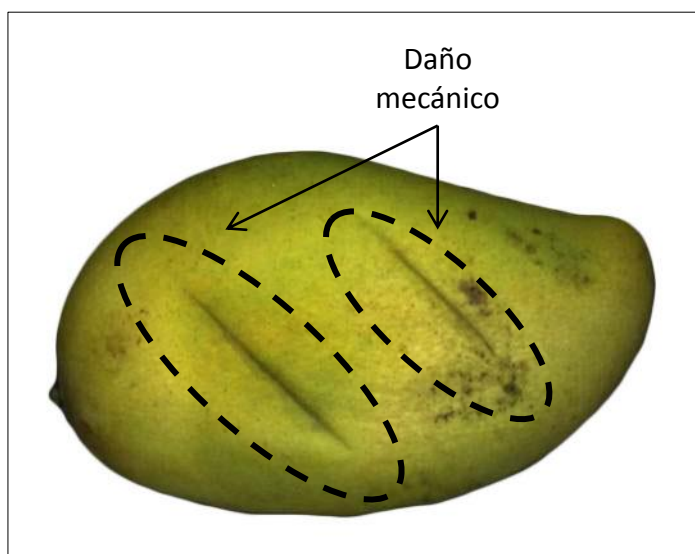


Figura 4.7. Muestra con daño mecánico.

En general estos son los tipos de daños que se puede presentar en un mango. Para fines de este trabajo, no se necesita el identificar cada uno de los defectos y/o enfermedades. Lo que nos interesa es segmentar la imagen del mango Manila, en donde sólo se muestren los defectos que presente el fruto. También considerando que en un solo fruto se puede presentar más de un defecto. Por lo tanto, el resultado del bloque de procesamiento de imágenes es una imagen donde se muestran los defectos. La figura 4.8 nos muestra dos ejemplos del resultado que se busca obtener al final de este bloque.

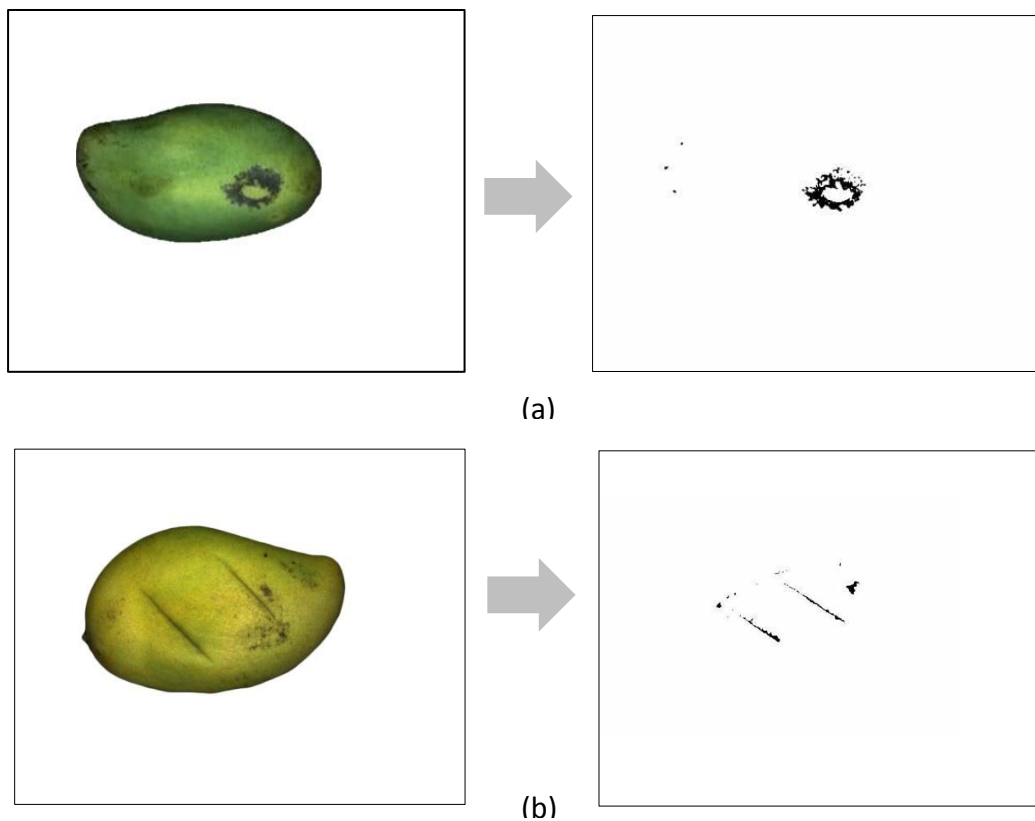


Figura 4.8. En (a) se presenta un ejemplo del resultado esperado del bloque de procesamiento de imágenes, con una muestra de mango con enfermedad. En (b) se presenta un ejemplo del resultado esperado del bloque de procesamiento de imágenes, con una muestra de mango con daño mecánico.

4.3.2 Segmentación de la imagen.

Para la segmentación de imágenes se hizo uso de algunos operadores morfológicos y el proceso se muestra en la figura 4.9.

4.3.2.1 Imagen de entrada

Esta es una imagen proveniente del repositorio de imágenes descrito anteriormente. El diagrama de la figura 4.9, nos indica que se tiene una imagen de entrada, pero para una muestra se tendrán dos imágenes resultantes de este proceso, ya que como se mencionó anteriormente, por cada muestra se tomaron dos imágenes

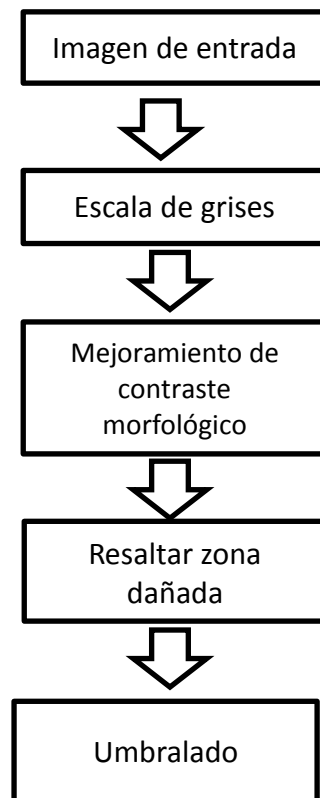


Figura 4.9. Diagrama que muestra los pasos a seguir para la segmentación de la imagen.

4.3.2.2 Escala de grises

El primer paso para la segmentación es obtener una imagen en escala de grises. Para obtener tal imagen, lo que se hizo fue tomar el canal verde de la imagen, que es el canal en donde se obtiene una imagen más nítida como se puede ver en el siguiente ejemplo.

La figura 4.10 nos muestra una imagen de entrada, que es dividida en los planos rojo, verde y azul.

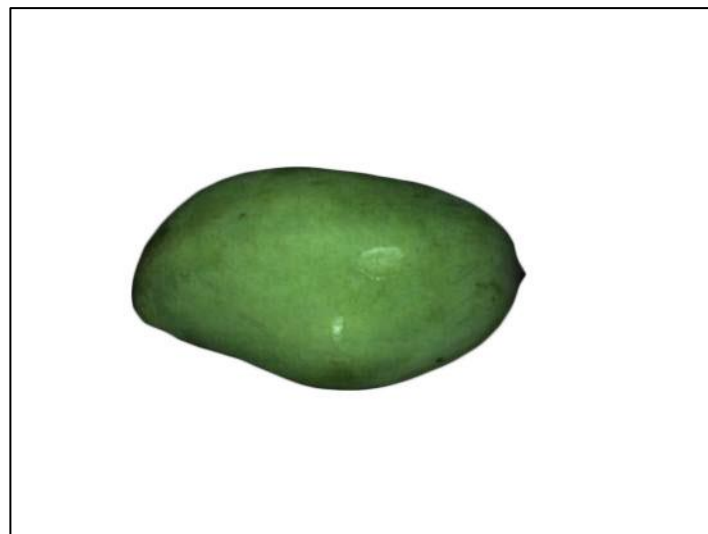


Figura 4.10. Imagen de entrada que será dividida en los planos rojo, verde y azul.

El resultado de dividir la imagen de la figura 4.10 se muestra en la figura 4.11. Como se puede ver, el plano verde es la mejor imagen, por lo tanto es la que se elige y así es como tenemos nuestra imagen en escala de grises.

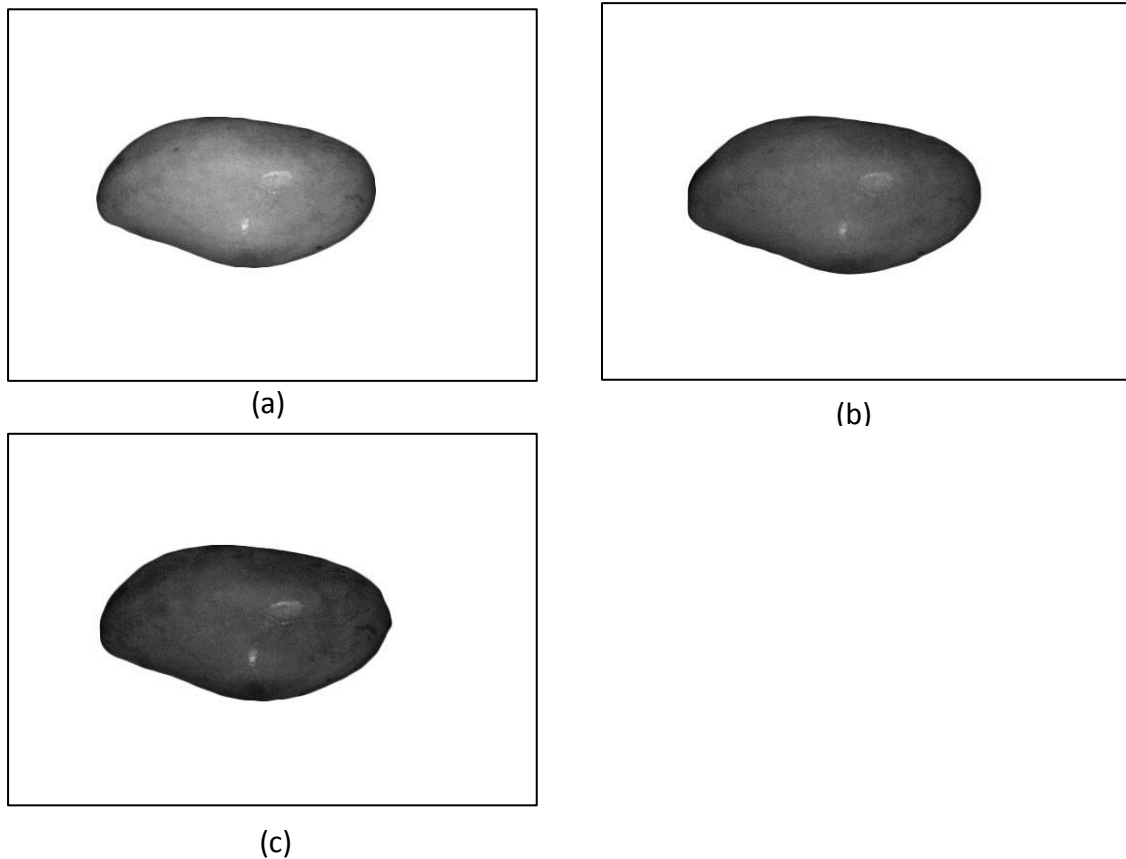


Figura 4.11. En (a) se tiene el plano rojo de la figura 4.10. En (b) se tiene el plano verde de la figura 4.10. En (c) se tiene el plano rojo de la figura 4.10.

4.3.2.3 Elección del elemento de estructura

La elección del elemento de estructura (EE) es muy importante, al aplicar los operadores sobre una imagen, pero con diferentes elementos de estructura se obtienen resultados distintos. La forma y el tamaño del EE son elegidos con base al conocimiento del objeto que se desea estudiar. En este trabajo para la elección del EE fue experimentalmente, es decir, se probaron diferentes formas y tamaños eligiendo el que mejor segmentaba la región dañada en el mango. La figura 4.12 presenta la muestra utilizada para ejemplificar los resultados con diferentes tipos y tamaños de EE. Mientras en la figura 4.13 se muestran las formas de los elementos de estructura con los que se realizaron las pruebas.

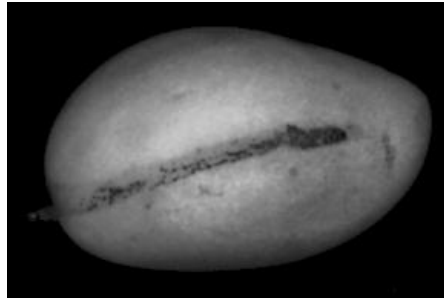


Figura 4.12. Imagen de la muestra tomada para ejemplificar los resultados obtenidos con las diferentes formas y tamaños del EE.

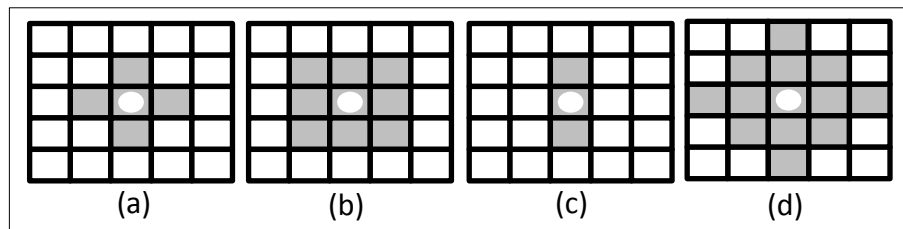


Figura 4.13. En a). Elemento de estructura en forma de cruz. En b) Elemento de estructura de forma cuadrada. En c) Elemento de estructura de forma rectangular. En d) Elemento de estructura circular.

4.3.2.4 Pruebas con un elemento de estructura en forma de cruz

La figura 4.14 muestra los resultados de aplicar los operadores morfológicos con un EE de tipo cruz. En (a) se muestra el resultado con un EE de 5 píxeles de diámetro, como se observa en la región encerrada en la elipse, el área dañada que se identifica con este EE es muy poca. En (b) se aplicó un EE de 21 píxeles de diámetro, la región encerrada en el círculo nos indica que el pedúnculo fue identificado como área dañada y no nos interesa el estudio de esta parte del fruto. En (c) se aplicó un EE de 51 píxeles de diámetro y en el área encerrada se observa que con este EE, el resultado nos da un área dañada más grande de lo que en realidad es.

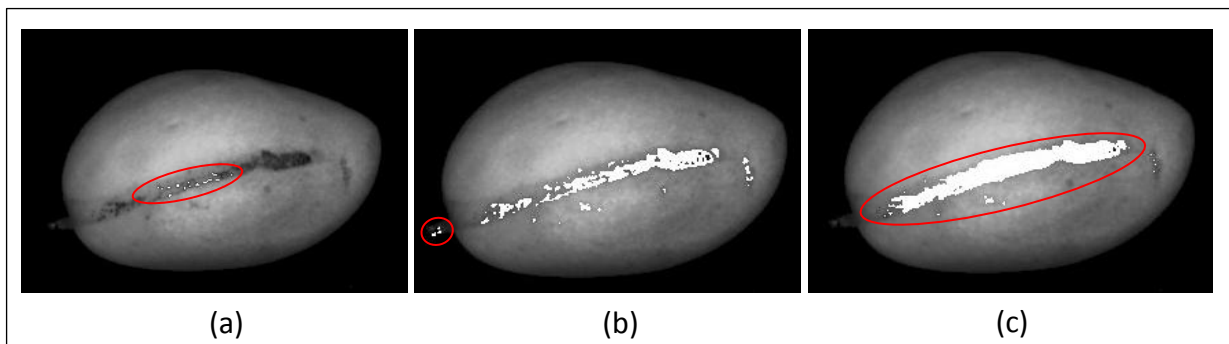


Figura 4.14. Resultados de aplicar un EE en forma de cruz.

4.3.2.5 Pruebas con un elemento de estructura rectangular

La figura 4.15 muestra los resultados obtenidos con un EE en forma rectangular. En (a) se utiliza un EE de 3x5 píxeles, donde se observa que no se alcanza a identificar toda el área dañada, sólo algunas zonas pequeñas. En (b) el EE utilizado fue de 3x21, se puede ver que no se cubre toda el área dañada en la región marcada con la elipse. En (c) el EE empleado fue de 3x51 píxeles, el área identificada es más grande que la que presenta el mango.

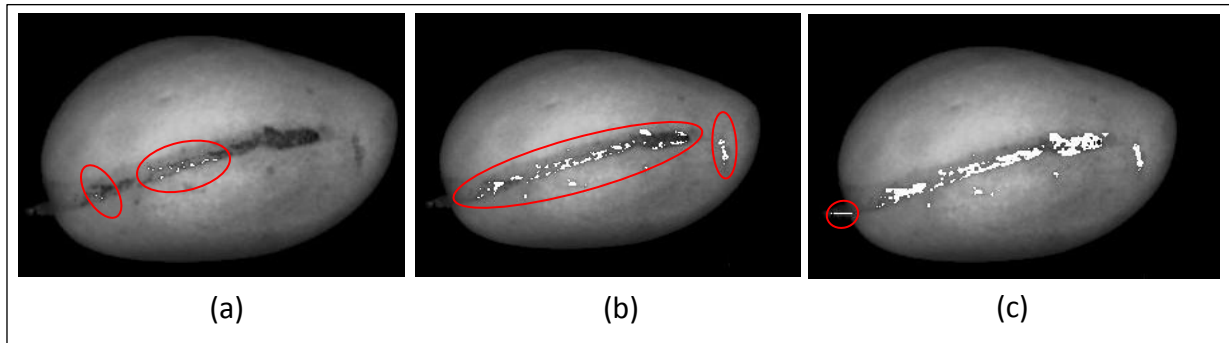


Figura 4.15. Resultados de aplicar un EE rectangular.

4.3.2.6 Pruebas con un elemento de estructura circular

La figura 4.16 muestra los resultados obtenidos con un EE en forma circular. En (a) se utiliza un EE de 5 píxeles de diámetro, sólo algunas zonas pequeñas de daño son identificadas. En (b) el EE utilizado fue de 21 píxeles de diámetro, se puede ver que el pedúnculo es identificado como área dañada. En (c) el EE empleado fue de 51 píxeles de diámetro, la zona dañada identificada es más grande que la mostrada en la imagen original.

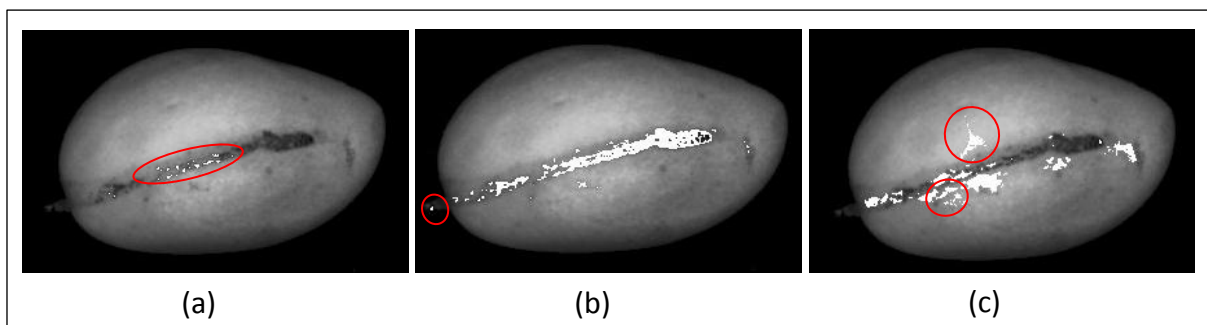


Figura 4.16. Resultados de aplicar un EE rectangular.

4.3.2.7 Pruebas con un elemento de estructura cuadrado

La figura 4.17 muestra los resultados obtenidos con un EE cuadrado. En (a) se utiliza un EE de 5x5 píxeles, sólo se identifica una pequeña parte del área dañada. En (b) el EE utilizado fue de 21x21 píxeles, con este EE se cubre el área dañada que aparece en la imagen original y además descarta la zona en donde se encuentra el pedúnculo. En (c) el EE empleado fue de 51x51 píxeles y la zona dañada identificada, al igual que con las pruebas anteriores con EE grandes, es más grande que la mostrada en la imagen original.

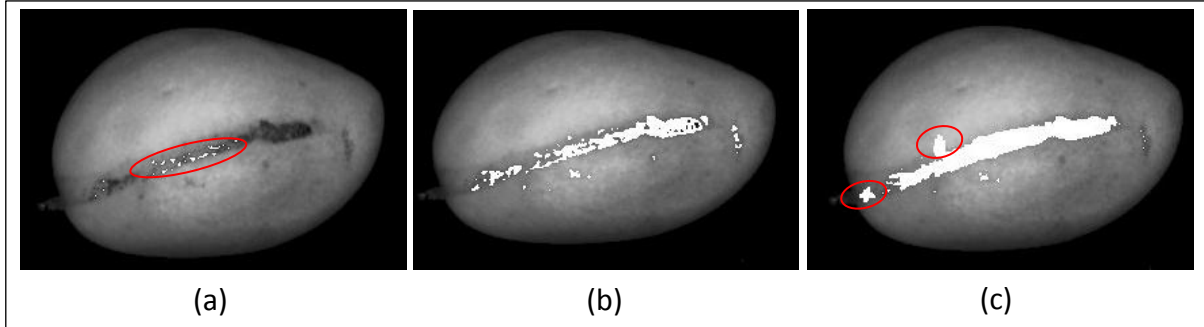


Figura 4.17. Resultados de aplicar un EE rectangular.

4.3.2.8 Mejoramiento de contraste morfológico

A partir de los operadores morfológicos, apertura y clausura, que fueron explicados en el capítulo 3, se definen otros dos operadores que son el Top-hat y Bot-hat.

Top-hat es la diferencia entre la imagen original y la apertura de la imagen original, se define como

$$WTH(f) = f - \gamma(f)$$

Bot-hat es la diferencia entre la clausura de la imagen original y la imagen original, se define como:

$$BTH(f) = \phi(f) - f$$

Para hacer uso de estos dos operadores morfológicos, se definió un elemento de estructura cuadrado de 21x21. Este elemento de estructura fue utilizado ya que los resultados obtenidos fueron buenos para el mejoramiento del contraste.

Los pasos para obtener la imagen con un mejoramiento de contraste morfológico son:

1. Aplicar la operación de Top-hat a la imagen en escala de grises (figura 4.18-a).
2. Aplicar la operación de Bot-hat a la imagen en escala de grises (figura 4.18-b).
3. Hacer una suma aritmética entre la imagen original y el resultado del paso 1 (figura 4.18-c).
4. Hacer una resta aritmética del resultado del paso 3 y el resultado del paso 2 (figura 4.18-d).

Para la ilustración de este ejemplo, se utilizó como imagen en escala de grises la figura 4.11-b.

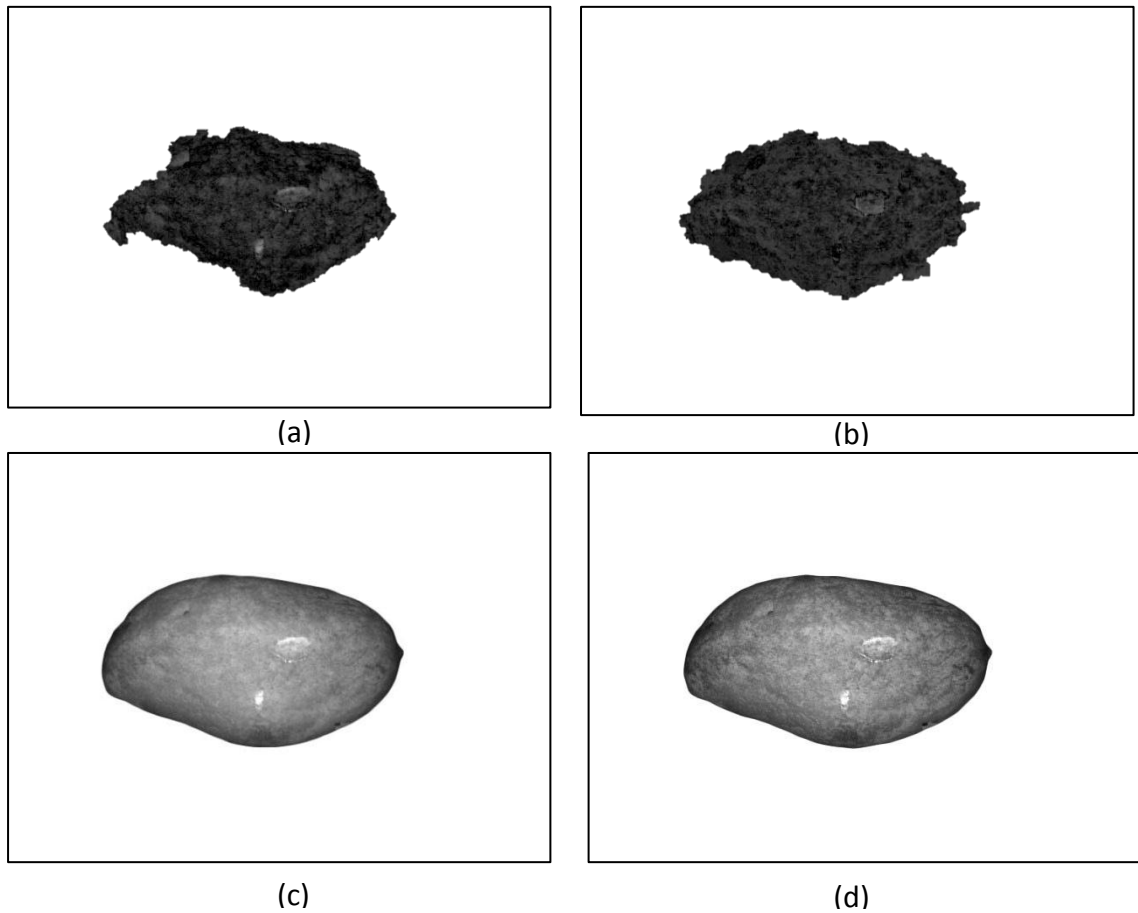


Figura 4.18. (a)Top-hat de la figura 4.11-b. (b) Bot-hat de la figura 4.11-b. (c) Resultado de la suma aritmética del paso 3. (d) Resultado de la resta aritmética descrita en el paso 4.

El resultado del proceso de mejoramiento de contraste morfológico se puede observar en la figura 4.18-d, y es con la imagen que se trabaja en los pasos siguientes.

4.3.2.9 Resaltar zona dañada

El siguiente paso es aplicar nuevamente el operador Bot-hat, que nos permitirá resaltar las regiones con daños. En la figura 4.19 se puede ver el resultado de aplicar el operador.

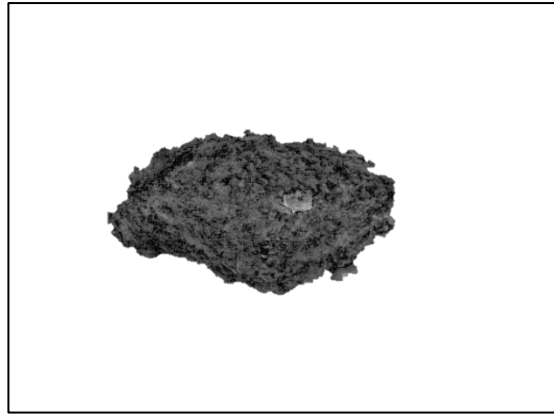


Figura 4.19. Resultado de aplicar el operador Bot-hat a la imagen a la cual se le realizó el mejoramiento de contraste.

4.3.2.10 Umbralado

Como último paso de la segmentación de la imagen sólo queda hacer el umbralado. Para que nos quede una imagen binaria con el daño que presenta el fruto. El algoritmo utilizado para el binarizado es el de Otsu y el resultado se puede ver en la figura 4.20.

El procedimiento descrito anteriormente, que nos lleva a obtener una imagen binaria, es invariante a la rotación y traslación. Que quiere decir, que no importa en qué posición dentro de la imagen se encuentre el fruto, ni tampoco importa en qué ángulo se encuentra posicionado. La segmentación encontrara el área dañada del fruto.

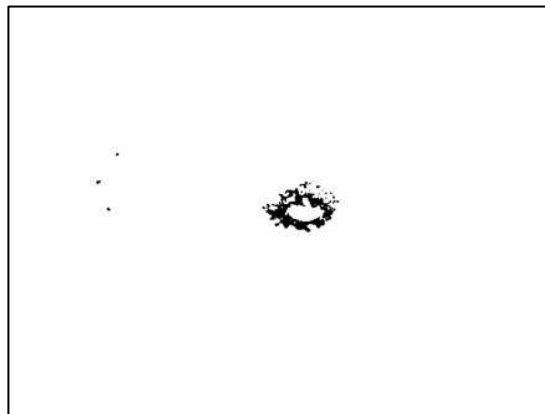


Figura 4.20. Umbralado mediante el algoritmo de Otsu.

4.4 Estimación del área dañada

Una vez segmentada la imagen con los daños presentes en el mango, nos queda una imagen binaria que contiene en blanco las regiones de interés. Sobre esta imagen se cuenta el número de píxeles con valor de 255 (blanco), para estimar el área dañada.

Para hacer la clasificación del mango Manila, es necesario tener cuantificada el área dañada presente en el fruto en milímetros cuadrados para poder seguir los criterios que establece la norma mexicana. Por lo que es necesario realizar la calibración de la cámara para poder obtener estos valores. Como primer proceso de calibración se realiza lo siguiente:

- Obtener 3 fotografías con cuadros de 5 mm² cada una, como se muestra en la figura 4.21. Las imágenes se obtienen con las mismas condiciones en las que se fotografiaron los mangos.
- Procesar cada imagen para obtener el número de píxeles de cada cuadrado.
- Después de procesar las tres imágenes se obtuvo el promedio de píxeles de cada cuadrado, y este promedio es considerado como el número de píxeles por centímetro cuadrado. En nuestros resultados el promedio fue de 48 píxeles equivalen a 5 mm².
- Con el área en píxeles de la muestra a analizar se aplica la siguiente regla de tres para estimar daño en centímetros cuadrados:

$$\text{Área Dañada en mm}^2 = \# \text{ píxeles obtenidos de la imagen segmentada} / 48$$

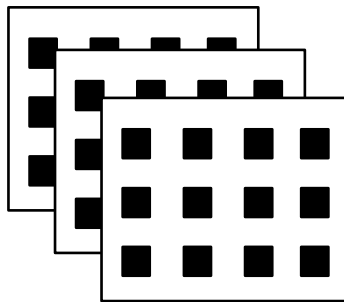


Figura 4.21. Imágenes con cuadrados de 5 mm².

Con esta primer calibración obtenemos que 1 mm² equivale a 48 píxeles, pero con este proceso sólo lo podemos utilizar para poder estimar el área de objetos planos, que es lo que nos interesa calcular más adelante. Si queremos estimar el área sobre la superficie del mango, es necesario hacer otra calibración similar a la anterior. Lo que cambia es que los cuadros son puestos sobre la superficie del mango para posteriormente obtener la cantidad de píxeles en un milímetro cuadrado.

La calibración consiste en poner cuadros de medidas conocidas en la superficie del mango, hacer tomas con la cámara y posteriormente procesar las imágenes de tal manera que en la segmentación sólo queden los cuadros y poder contar cuantos píxeles hay en los cuadros.

En la figura 4.22-a se muestra la imagen obtenida para hacer la calibración con cuadros de 5 mm². A su vez, en la figura 4.22-b se puede observar el resultado de la segmentación de la imagen, en donde se obtuvieron los cuadros colocados sobre la cascara del mango.

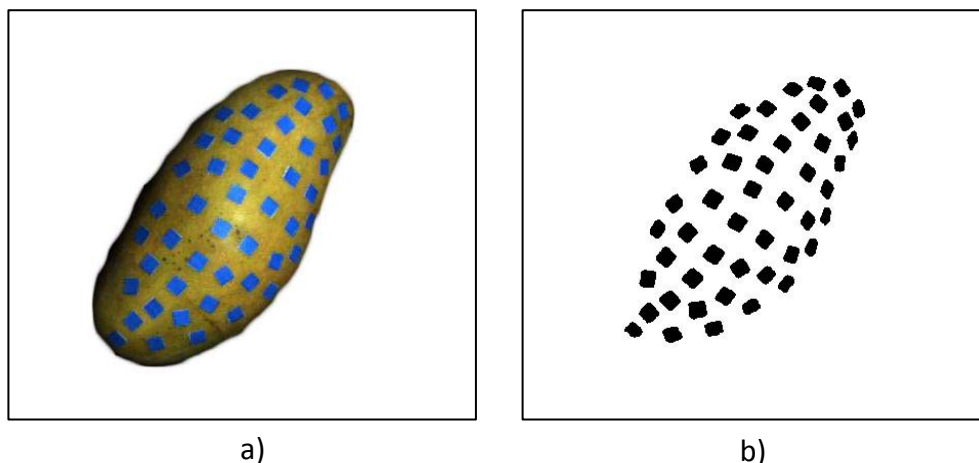


Figura 4.22. a) Imagen que muestra como fueron colocados los cuadros en la cascara del mango.
b) Segmentación de la imagen que contiene sólo los cuadros colocados en la cascara del mango.

Dada la curvatura del mango y como se puede observar en la figura 4.22-b, los cuadrados colocados en la cascara, se aprecian de diferente tamaño. Los cuadrados colocados a la orilla del mango ocupan un menor número de píxeles aunque sabes que todos son del mismo tamaño. Esto puede afectar cuando el daño está presente a las orillas del fruto. Considerando este hecho, se propuso dividir la cara del mango en zonas, en cada zona la relación pixel-milímetros cuadrados es diferente.

La propuesta consiste en que cada cara del mango es dividida en 3 zonas diferentes, como se observa en la figura 4.23-b. Cada zona fue limitada a partir de realizar un cuadrículado sobre el mango como se muestra en la figura 4.23-a, en donde cada punto en la cuadrícula de la figura 4.23-b, es un vértice de cada zona. En el anexo C se muestra a detalle el proceso para realizar el cuadrículado sobre un mango.

Como se mencionó anteriormente, la división en estas tres zonas es porque en cada una de estas zonas el valor de los cuadros colocados es diferente debido a la forma del mango. La partición de las tres zonas se estableció a partir de cuantificar el número de píxeles en cada zona. En la tabla 4.1 se puede observar como se comportan los datos en cada una de las zonas. Los datos de la tabla 4.1 fueron obtenidos de colocar cuadrados de 5 mm^2 en cada una de las zonas.

En la tabla 4.1 se observa el promedio en píxeles de cuadros que representan 5 mm^2 ; de acuerdo a estos promedios obtenemos los valores de la tabla 4.2. La tabla indica que los cuadros de la zona 2 y de la zona 3 tienen menos píxeles, esto se debe a la deformación que sufren los cuadros por la forma del mango.

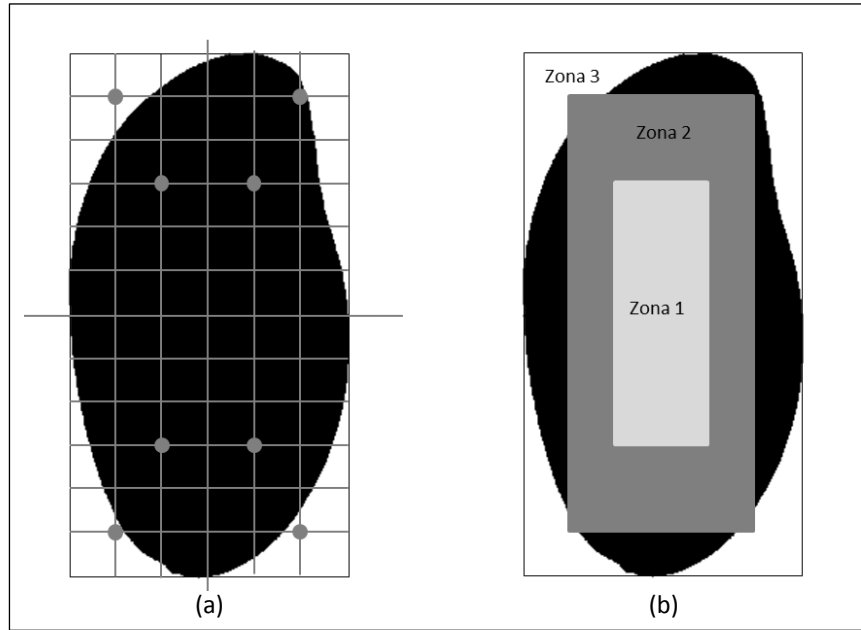


Figura 4.23. a) Cuadrículado de la superficie del mango. b) División de la cara del mango por zonas.

A partir de los datos de la tabla 4.2 se puede obtener un factor que nos ayude a compensar los píxeles que se están perdiendo. En la primera calibración obtuvimos que 48 píxeles equivalen a 1 mm^2 , que nos da la misma proporción que la zona 1 lo que indica que en esta zona no se tiene deformación. Pero en la zona 2 y 3 obtuvimos pérdida de píxeles, así que para estas dos zonas se obtiene un factor para compensar esta pérdida como se indica a continuación.

Para la zona 1, comprando los resultados de la calibración sobre una superficie plana, nos da el mismo resultado por lo que el factor de la zona es igual a 1, como lo indica la ecuación 4.1.

$$\text{Factor Zona 1} = \frac{48}{48} = 1 \quad (4.1)$$

Para la zona 2 el número de píxeles que obtuvimos fue de 46 así que el factor para esta zona está dado por la ecuación 4.2.

$$\text{Factor Zona 2} = \frac{48}{46} = 1.0434 \quad (4.2)$$

Mientras que el factor de la zona 3 está dado por la ecuación 4.3.

$$\text{Factor Zona 3} = \frac{38}{46} = 1.2631 \quad (4.3)$$

Con estos factores podemos aproximar los valores que obtengamos de en las zonas 2 y 3, al valor obtenido de la calibración sobre una superficie plana.

Muestra	Número de pixeles por muestra según la zona		
	Zona 1	Zona 2	Zona 3
1	225	230	196
2	218	209	203
3	220	228	198
4	230	230	179
5	218	219	202
6	259	253	227
7	225	240	179
8	278	258	219
9	259	254	159
10	265	220	180
11	218	243	222
12	276	215	175
13	249	235	191
14	246	247	202
15	269	231	171
16	225	211	211
17	278	244	183
18	259	227	179
19	224	233	233
20	230	217	181
Promedio	243.55	232.2	194.5
Varianza	479.0475	200.56	390.85
Desv. Estd	21.8871538	14.161921	19.7699267

Tabla 4.1. Tabla que muestra el número de pixeles de cuadrados de 5 mm² por zonas.

	Zona 1	Zona 2	Zona 3
Número de pixeles en 1 mm ²	48	46	38

Tabla 4.2. Valor en pixeles de 1 mm² en cada zona.

4.4.1 Estimación del área no vista

Como se ha mencionado anteriormente, para este trabajo se hacen dos tomas por cada mango, una por cara. Dada la forma del mango y la posición en que fueron obtenidas las fotografías, existe una parte de la superficie del mango que no se alcanza a apreciar.

Con el objetivo de obtener la superficie que no se percibe en las tomas se realizó el proceso que se describe a continuación.

Lo que se necesita conocer para estimar la pérdida de la superficie no vista es el área total. Para obtener este dato lo que se hizo fue tomar 11 muestras, quitar la cascara del fruto y extenderla para que quedara plana como se muestra en la figura 4.24.



Figura 4.24. Imagen de la cascara del mango extendida.

Cuando hemos obtenido las fotografías de la cascara extendida se procesa la imagen para obtener imágenes como la que se muestra en la figura 4.25.

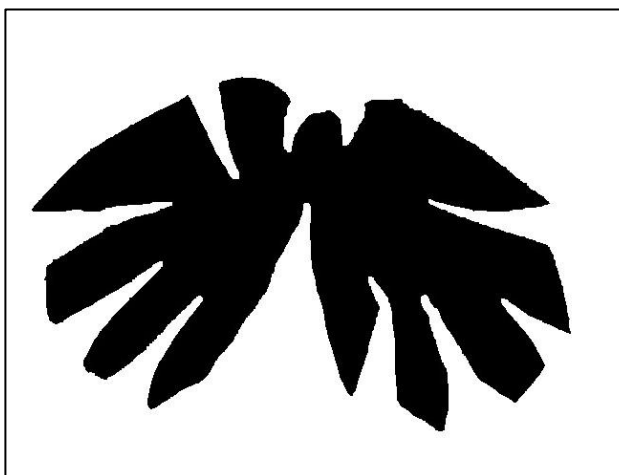


Figura 4.25. Resultado segmentar la imagen con cascara del mango extendida.

Teniendo las imágenes de la forma en que se muestra en la figura 4.25, se puede estimar el área total de la superficie del mango, tomando en cuenta el valor de pixeles por milímetro cuadrado de la calibración sobre una superficie plana. Con esto obtenemos el valor del área de cada muestra.

El paso siguiente es obtener la superficie que alcanzamos a percibir sobre las dos tomas del mango para determinar la pérdida que se tiene. Para esto se obtiene el total de pixeles en una cara del mango. Como los pixeles tiene en valor diferente, dependiendo de la zona donde se encuentren, al total de pixeles de la cara se dividen en tres grupos de acuerdo a como se muestra en la figura 4.23-b y a cada zona se multiplica por su factor correspondiente (ecuaciones 4.1 y 4.2), para obtener el área de la cara total. Este proceso se aplica a las dos caras, al obtener el total de cada cara se realiza la suma y se obtiene el área total de un mango que se aprecia en ambas tomas.

Los resultados del procedimiento descrito anteriormente se muestran en la tabla 4.3.

Muestra	Total superficie extendida	Cara A			Cara B			Total de las dos tomas	% Perdida
		zona 1	zona 2	zona 3	zona 1	zona 2	zona 3		
1	119205	12481	27981	17590	12108	28503	17322	115985	2.70122898
2	118432	12548	27455	17555	12013	27800	17390	114761	3.09966901
3	149216	15135	36192	21789	15980	35024	21963	146083	2.09964079
4	128131	13373	30576	18835	12828	30139	19304	125055	2.40066807
5	142127	15158	32808	21249	15252	33637	20753	138857	2.30075918
6	113141	12197	26389	16853	11664	26723	16373	110199	2.60029521
7	105747	11381	24153	15965	11358	24617	15418	102892	2.69984018
8	156131	16405	37334	22921	16415	36952	22981	153008	2.00024339
9	145359	14583	34545	21662	15792	33558	21150	141290	2.79927627
10	158807	16087	37973	23279	16197	37896	23404	154836	2.5005195
11	104623	11000	24148	16013	10904	24559	15489	102113	2.39909007

Tabla 4.3. Resultados de la estimación del área no vista.

De acuerdo a los datos de la tabla 4.3, el área que no se aprecia es en promedio del 2.5%.

4.5 Clasificación del mago Manila

Al tener la cuantificación de la superficie dañada del mango como se describió anteriormente, se lleva a cabo la clasificación del fruto. En este trabajo se consideró la norma mexicana NMX-FF-058-SCFI-2006 [31], la cual establece tolerancias de daños según la clase a la que puede pertenecer el mango. En NMX-FF-058-SCFI-2006, se exponen los tipos de daños que se pueden presentar en un mango, además la tolerancia de cada daño. La norma considera 3 clases según la calidad del mango, que son: extra, primera y segunda.

Para realizar la clasificación no se hace distinción de los tipos de defectos (como enfermedades, daños mecánicos, etc.) que presenta un mango, sino que se obtiene toda la superficie dañada, esto se realiza para hacer una aproximación a los criterios y tolerancias establecidos en la norma. El identificar los tipos de defectos que presenta un mango es considerado como trabajo futuro inmediato y así seguir firmemente las tolerancias establecidas en la norma mexicana.

Una vez obtenida la superficie total de daños en mm^2 , se emplea el árbol de decisión que se muestra en la figura 34, en la que se tienen las tolerancias permitidas de cada clase. Así que para hacer la clasificación del mango, se parte de los criterios establecidos en la norma mexicana y se construye el árbol de decisión que se muestra en la figura 4.26.

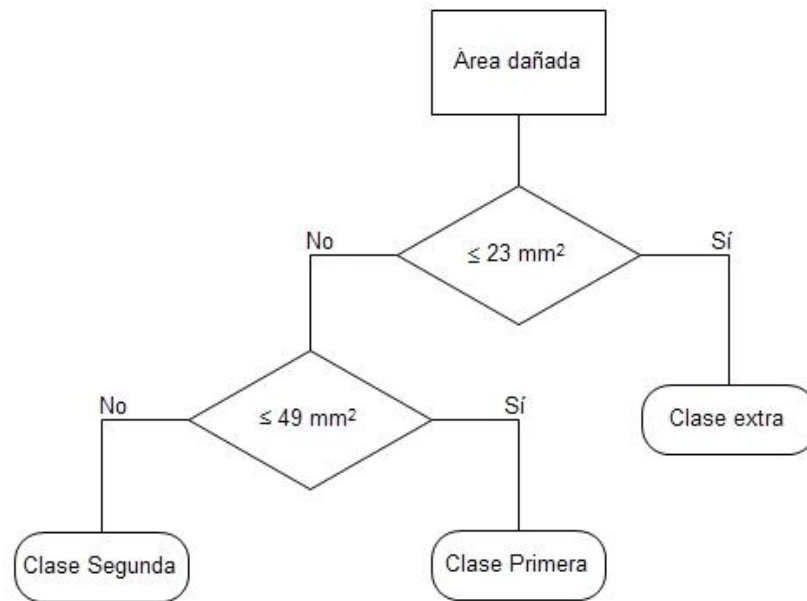


Figura 4.26. Árbol de decisión para la clasificación del mango.

Capítulo 5

Resultados experimentales

Se presentan los resultados obtenidos al aplicar a una muestra de mangos Manila la metodología propuesta en el capítulo anterior.

5.1 El entorno de trabajo

Como se mencionó anteriormente, la toma de imágenes ocurre bajo un ambiente controlado. Se contó con la cabina mostrada en el capítulo anterior. La cual nos proporciona un ambiente controlado, con la iluminación constante. Con un fondo negro para evitar reflejos y sombras. Esto hace que el procesamiento de imágenes sea menos costoso.

Por cada muestra se hicieron 2 tomas, una por cara del mango como se muestra en la figura 51.



Figura 5.1. Imagen que muestra las caras de una sola muestra.

5.1.2 Hardware

- Cabina para toma de las fotografías.
- Laptop DELL Intel Core 2 Duo. 2GB RAM
- Cámara Marlin-F145C2.
- Cámara Prosilica GC640.

5.1.3 Software

Sistema operativo Ubuntu 11.10.
GNU C++.
Opencv [32].
Sublime Text.

5.2 Ejemplos

Hay que recordar que para cada muestra se tiene dos tomas, y la decisión de a qué clase pertenece la muestra no se realiza hasta que se han procesado las dos caras en el caso de que la muestra pueda caer en la clasificación de Extra o Primera. En el caso de que al procesar la primera imagen de la muestra, se haya obtenido una clasificación de Segunda, ya no tiene sentido procesar la segunda imagen, ya que no hay forma de que sea una muestra de clase Extra o Primera.

Esto se puede ver mejor con algunos ejemplos de cómo se hace la clasificación, y se muestran a continuación. El objetivo de los ejemplos es: dada como entrada las imágenes de ambas caras de un mango Manila, realizar la separación de las áreas dañadas en la superficie del fruto. Una vez separada el área dañada se cuantifica el daño. Para finalmente hacer la clasificación siguiendo el árbol de decisión de la norma mexicana.

Ejemplo 1

Dada la imagen de entrada de una de las caras de un mango, que se muestra en la figura 5.2, se realiza la segmentación de la imagen para obtener el área dañada.

Una vez obtenida el área dañada, como se muestra en la figura 5.3, se procede a realizar la cuantificación del daño. En este ejemplo el área en la zona 1 es de 0.66 mm^2 , en la zona 2 es de 1.32 mm^2 y en la zona 3 es de 4.62 mm^2 . Por lo que tenemos un total de área dañada para esta de 6.6 mm^2 . Esto nos indica que la muestra puede caer en cualquier categoría. Así que se continúa con el procesamiento de la siguiente cara de la misma muestra.

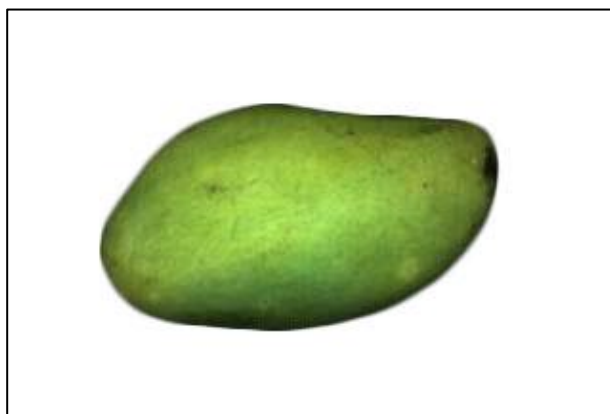


Figura 5.2. Imagen de entrada del ejemplo1 de una de las caras.

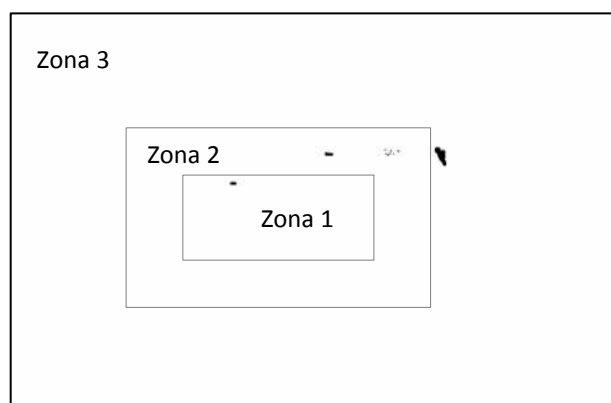


Figura 5.3. Segmentación del área dañada de la primera cara del fruto.

Cuando se termina de cuantificar el área dañada se sigue con el procesamiento de la segunda cara de la misma muestra, como se ve en la figura 5.4.

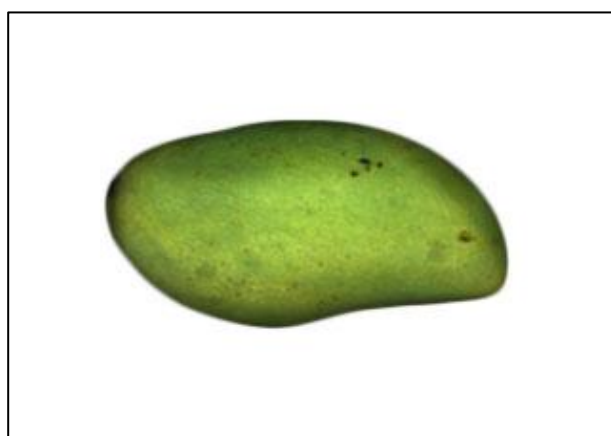


Figura 5.4. Imagen de la segunda cara del ejemplo 1.

Al igual que con la primera cara se hace la segmentación del área dañada como se muestra en la figura 5.5.

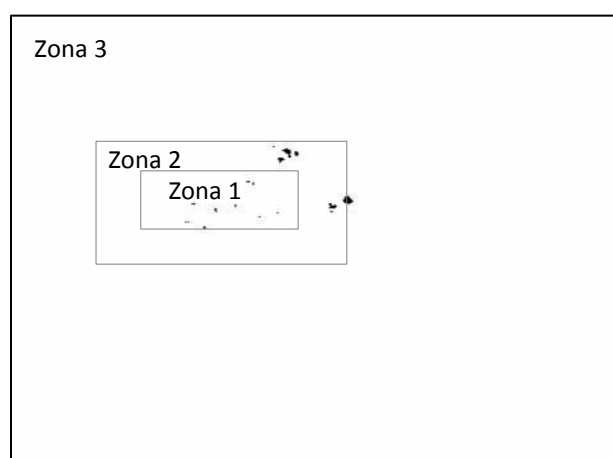


Figura 5.5. Segmentación del área dañada de la segunda cara de la muestra del ejemplo 1.

Al tener la segmentación de la segunda cara, se cuantifica el área dañada. Obtenemos en la zona 1 1.313 mm^2 , en la zona 2 8.08 mm^2 y en la zona 3 0.707 . Lo que nos da un total de 10.1 mm^2 . Cuando se tiene la cuantificación de ambas caras se hace la suma para obtener el total. En este caso el total es de 16.7 mm^2 . Es hasta este momento cuando se hace el recorrido por el árbol de decisión de la figura 4.16 para determinar la clase a la que pertenece la muestra, que es de clase Primera para este ejemplo.

Ejemplo 2

La imagen de la figura 5.6 muestra la primera cara de la muestra que será procesada.

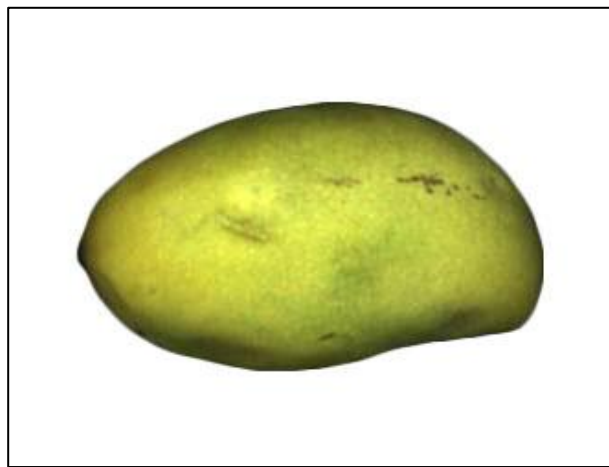


Figura 5.6. Imagen de la primera cara del ejemplo 2.

Se sigue con el procesamiento de esta primera cara, y la segmentación del área dañada se muestra en la figura 5.7.

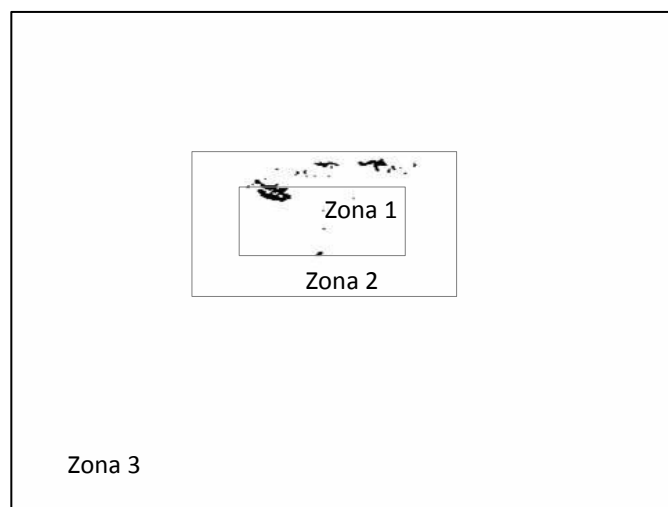


Figura 5.7. Segmentación de la imagen de la primera cara del ejemplo 2.

La cuantificación de esta área da como resultado en la zona 1 3.113 mm^2 , en la zona 2 22.923 mm^2 y en la zona 3 0.08 mm^2 ; obteniendo un total de 28.3 mm^2 para esta cara, lo que indica que esta muestra ya no puede ser de clase Extra, pero aún puede ser de Primera o puede caer en la clase Segunda. Se sigue con el procesamiento de la segunda cara, que se muestra en la figura 5.8.



Figura 5.8. Imagen de la segunda cara del ejemplo 2.

A partir de la imagen de la figura 5.8, se hace la segmentación de la imagen para obtener la cuantificación del daño como se muestra en la figura 5.9.

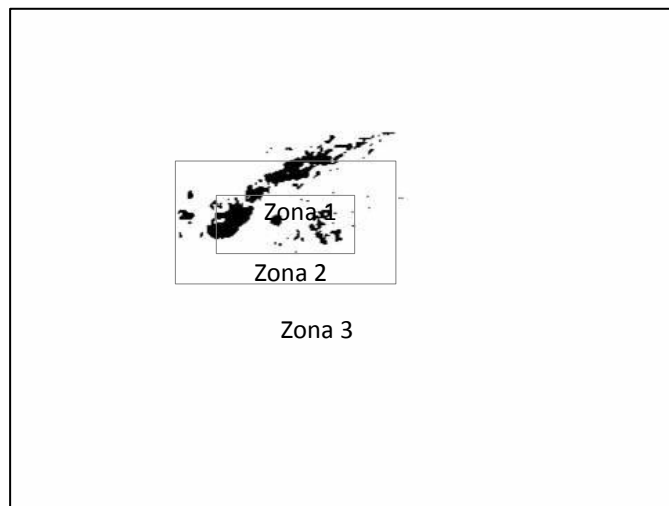


Figura 5.9. Segmentación de la imagen de la segunda cara del ejemplo 2.

A partir de la figura 5.9, se realiza la cuantificación, que da como resultado en la zona 1 25.632 mm^2 , en la zona 2 38.448 mm^2 y en la zona 3 16.02 mm^2 ; obteniendo un total de 80.1 mm^2 . Como ya se obtuvo la cuantificación de las dos caras, se hace la suma y da 108.4 mm^2 . De acuerdo con la norma mexicana, esta muestra se clasificó en la clase Segunda.

Ejemplo 3

En este ejemplo la imagen de la primera cara de la muestra se observa en la figura 5.10. Al igual que en los ejemplos anteriores van a ser segmentados los daños presentes en el fruto.

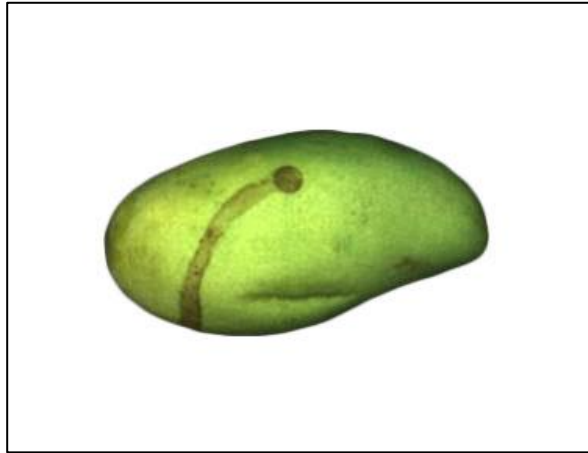


Figura 5.10. Segmentación de la imagen de la segunda cara del ejemplo 3.

Al procesar la imagen de entrada de la primera cara del ejemplo 3, se obtiene la imagen de la figura 5.11.

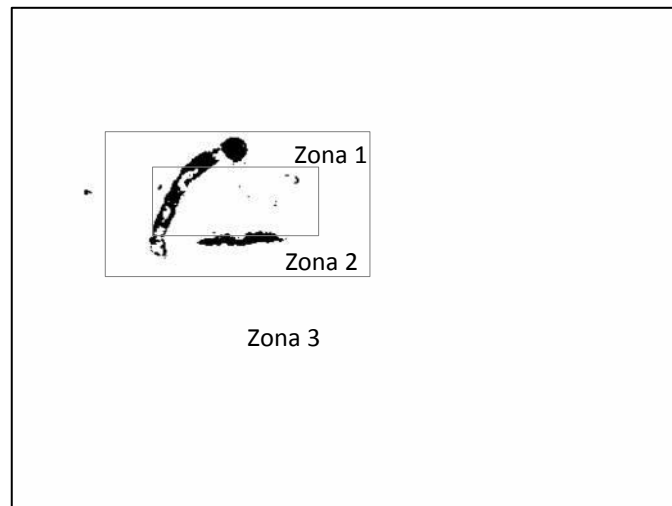


Figura 5.11. Segmentación de la imagen de la segunda cara del ejemplo 3.

Al obtener la segmentación de la imagen de la primera cara del ejemplo 3, se realiza la cuantificación. En este caso el resultado para la zona 1 es de 31.8 mm^2 , para la zona 2 de 63.6 mm^2 y para la zona 3 de 10.6 mm^2 ; que nos da un total de 106 mm^2 . Basándonos en el árbol de decisión que obtuvimos a partir de la norma mexicana, la clasificación de esta cara está dentro de la clase Segunda, por lo que sin importar el

resultado que arroje el procesamiento de la segunda cara, seguirá dentro de la misma clase. Así que este ejemplo nos muestra el caso en donde no es necesario procesar la segunda cara de la muestra.

El objetivo de mostrar estos ejemplos es el de ilustrar como se toma la decisión de a qué clase pertenece un mango. En especial en el tercer ejemplo se demostró el caso en el que no es necesario hacer el procesamiento de la segunda cara de una muestra.

5.3 Resultados obtenidos

La metodología fue aplicada a 167 muestras, que nos da un total de 334 imágenes. Al aplicar la metodología a todas las muestras y siguiendo el árbol de decisión obtenido a partir de la norma mexicana, se obtuvieron los resultados mostrados en la tabla 5.1.

Clase Extra	Clase Primera	Clase Segunda
47	60	60

Tabla 5.1. Resultado de la clasificación.

Una vez obtenida esta clasificación lo que se buscó fue comparar los resultados obtenidos con alguna clasificación. Como no existe algún sistema o experimentos registrados que se basen en la norma mexicana para hacer la clasificación del mango, lo que se hizo fue consultar a una persona que conoce de la clasificación del mango con base en su experiencia.

En la tabla 5.2 se muestra a detalle los resultados de la comparación hecha entre el sistema de visión por computadora que se propone en este trabajo, contra la clasificación realizada tradicionalmente.

Como resultado tenemos una coincidencia del 94.6% en la clasificación automática contra la humana.

Muestra	Cara A (mm2)			Cara B (mm2)			Total (mm2)	Resultado	Muestra supervisión
	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 1	Zona 2	Zona 3			
1	7.7115432	8.4637627	9.2117291	13.540712	6.3612204	15.794364	61.083332	3	3
2	0.8291265	4.7616063	25.328638	22.319952	26.508845	4.251833	84	3	3
3	1.0820206	3.4777734	3.2064884	7.2269695	1.9402762	11.816472	28.75	2	2
4	0.0043491	0.034933	0.221449	1.4423148	2.7918091	5.6301449	10.125	1	1
5	3.1424958	3.5008353	10.298993	11.742409	12.169155	16.396112	57.25	3	3
6	7.1314704	2.409475	24.741271	14.623071	23.217929	9.7517832	81.875	3	3
7	0.5582468	0.8382006	9.6307029	0.3563611	2.5197104	13.055112	26.958334	2	2
8	3.4194645	4.7422293	10.875688	14.6949	3.9202055	20.847512	58.5	3	3
9	12.331852	26.506358	20.31326	22.992419	14.283375	34.864408	131.29167	3	3
10	0.4891915	5.8643631	10.190629	3.8504853	1.1488159	17.123183	38.666668	2	2
11	5.6901789	1.6438368	25.897155	0.1693559	13.519952	27.412857	74.333336	3	3
12	1.3569843	5.3583069	6.6060602	4.7471637	7.8794372	3.8437137	29.791666	2	2
13	2.6459417	9.9717043	11.988713	97.264712	3.925675	101.74493	227.54167	3	3
14	6.7111373	2.1831033	22.895198	16.354168	3.6924161	19.872313	71.708336	3	3
15	1.7374681	2.4315526	20.810859	8.3794064	13.372614	24.101435	70.833336	3	3
16	1.4977007	13.128681	15.288924	14.427348	3.3223436	16.00167	63.666668	3	3
17	1.8453537	5.0827046	13.624978	3.5962964	1.0540211	43.33831	68.541664	3	3
18	1.6750258	3.3493396	4.8801101	13.643448	15.000366	40.70171	79.25	3	3
19	3.2580793	7.035261	15.892139	9.0173602	9.445975	10.976186	55.625	3	3
20	0.3794467	1.2622553	2.395065	0.3162342	25.776169	81.204166	111.33334	3	3
21	0.0116417	0.0927808	0.1932107	0.2227112	0.5253298	27.495992	28.541666	2	2
22	1.6147954	3.2452069	5.3728085	3.3834258	3.6859353	27.78116	45.083332	2	2
23	0.7882534	1.9951244	16.739478	12.51125	22.902953	11.854605	66.791664	3	3
24	0.66	1.32	4.62	1.313	8.08	0.707	16.7	1	1
25	0.0678838	0.2966943	2.9191478	2.4334121	1.6377741	1.1034209	8.458333	1	1
26	0.0606256	0.4862207	0.9965339	17.193247	20.548827	10.672878	49.958332	3	3
27	5.1852229	10.441541	10.77388	2.2295028	0.1030388	28.350146	57.083332	3	3
28	1.6109582	1.3928428	12.714125	13.652538	6.5440645	20.793803	56.708332	3	3
29	3.3304126	12.200796	10.775746	3.9381099	0.826754	31.136513	62.208332	3	3
30	1.8109133	1.2534457	5.3886762	11.037639	0.2662716	18.618054	38.375	2	2
31	1.5120212	13.302054	18.812203	30.186617	13.941872	18.411896	96.166664	3	3
32	3.8062021	3.2230389	17.196905	2.2681858	0.3146844	22.315984	49.125	3	3
33	2.2057584	3.4522624	5.6327653	4.5269386	2.0912907	8.7576507	26.666666	2	2
34	0.7919734	0.7482216	6.4686142	5.8633137	4.9043362	20.723541	39.5	2	2
35	0.046181	0.4796728	1.776452	0.2002364	2.5757453	18.796713	23.875	2	2
36	1.5247553	1.6852187	10.285386	24.708477	4.8563509	21.189812	64.25	3	3
37	1.5601381	12.147378	19.889144	21.692459	5.3544898	42.856392	103.5	3	3
38	0.5770108	4.3685097	4.2905266	6.4886184	2.1527443	22.74759	40.625	2	2
39	0.2600101	8.4940215	13.70437	10.838973	3.4019734	13.175652	49.875	3	3
40	0.2568509	0.2920453	2.0887203	0.4361085	2.6609798	4.3069622	10.041667	1	1
41	1.4218797	2.1483839	13.646604	11.532088	5.1255968	7.1671156	41.041668	2	2
42	3.113	22.923	0.08	25.632	38.448	16.02	108	3	3
43	0.1003278	0.4303455	1.0105491	6.7417602	4.3833007	2.6670497	15.333333	1	1
44	0.4610192	3.8060551	9.7108238	26.77822	14.716449	40.319098	95.791664	3	3

Tabla 5.2. Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.

Muestra	Cara A (mm2)			Cara B (mm2)			Total (mm2)	Resultado	Muestra supervisión
	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 1	Zona 2	Zona 3			
45	1.282568	0.0661081	21.127801	56.782217	42.527119	15.922515	137.70833	3	3
46	1.9563956	6.559422	7.6339616	8.8088458	0.8097019	14.356673	40.125	2	2
47	0.3208612	5.1467734	7.65145	10.168408	0.9240455	43.038462	67.25	3	3
48	0.004102	0.2669753	0.3733038	8.9143194	0.1948843	9.7564152	19.51	1	2
49	0.1172921	0.0672633	0.5823177	0.2478858	0.5082896	2.1019514	3.625	1	1
50	1.4308312	1.6533451	5.8767236	0.3155696	3.0588869	8.9146436	21.25	1	1
51	0.0012183	0.0022601	0.0027084	2.215447	0.7317501	8.2966161	11.25	1	1
52	0.3276574	0.3106541	3.2336703	1.6138247	0.495254	4.6022725	10.583333	2	2
53	0.0016539	0.0066787	0.0310126	6.6110301	5.4544279	45.853529	57.958332	3	3
54	5.0495856	16.87922	18.115384	8.9144909	46.952936	58.088383	154	3	3
55	4.7579348	4.3482104	14.171348	8.0840181	1.9303968	15.12476	48.416668	2	2
56	0.2648012	0.0432816	1.0715141	10.802348	3.2066994	11.56969	26.958334	2	2
57	1.5557738	3.1145867	13.868629	4.1729778	13.447368	16.465664	52.625	3	3
58	0.1415948	0.7953235	4.3212404	11.3225	12.058006	11.611336	40.25	2	2
59	0.6514327	0.0648921	5.2561428	0.3895619	0.441031	19.821939	26.625	2	2
60	15.528859	33.540258	26.03981	4.0368648	2.6493432	69.038193	150.83333	3	3
61	0.75918	1.7544324	2.5877362	4.6486384	4.567346	22.932667	37.25	2	2
62	2.5225443	5.2909266	13.403153	9.3260863	6.5871237	22.120166	59.25	3	3
63	3.0272703	14.357155	13.642437	14.965082	10.953763	30.637629	87.583336	3	3
64	0.4371699	0.859878	3.5689803	4.0974493	6.0304582	7.1260643	22.12	1	2
65	0.0001744	0.0896239	0.1304655	1.7511497	1.6778569	0.6840626	4.333333	1	1
66	1.3303045	2.6921185	3.382472	1.1264537	3.1098399	6.6088113	18.25	1	1
67	0.2955756	4.0777454	8.6555476	0.9709619	0.4799051	14.68693	29.166666	2	2
68	0.3520678	1.7232912	1.6881999	9.1886379	23.076969	19.345834	55.375	3	3
69	1.4761475	3.3338047	5.3185219	8.3527119	3.5747457	6.7774023	28.833334	2	2
70	0.7430207	5.3970278	7.5671312	3.9560041	3.0856922	15.084456	35.833332	2	2
71	1.3204391	4.346154	3.6931527	12.724899	5.6133704	16.135317	43.833332	2	2
72	0.7368952	0.5017692	3.0037012	2.1334725	3.4650291	5.0757998	14.916667	1	1
73	0.7386139	1.3398611	2.6898043	3.1276062	1.7718515	2.457263	12.125	1	1
74	0.1025048	0.2091478	0.5922761	3.1880089	2.4986068	6.7011227	13.291667	1	1
75	2.0275365	9.3961583	10.482913	5.4602722	9.3439248	22.955863	59.666668	3	3
76	0.3407565	0.7254717	0.6077996	2.882616	14.737247	12.122775	31.416666	2	2
77	0.4336186	0.6534026	1.0924445	4.5920512	3.7528829	7.9356002	18.46	1	2
78	0.1703619	2.0320401	13.245671	13.819316	14.703865	7.4870774	51.458332	3	3
79	4.1760753	4.1500124	22.896525	16.355749	0.4042862	36.475688	84.458336	3	3
80	1.9134665	0.3040332	8.4202024	7.5208488	8.2791639	4.0206182	30.458333	2	2
81	1.8371599	10.569486	21.095147	16.426634	17.187815	21.758758	88.875	3	3
82	1.2986823	6.2608658	8.4457732	33.19452	13.417273	22.174549	84.791664	3	3
83	0.1395553	0.8732084	4.4019312	1.8700459	3.7316712	12.400254	23.416666	2	2
84	0.6976762	1.691622	1.6594879	4.0136572	3.2270724	7.6604843	18.95	1	2
85	3.7230941	8.1047766	6.3100986	5.9362644	9.8754481	7.9253182	41.875	2	2
86	0.8045714	1.5192253	2.5031171	20.750884	24.614223	14.474643	64.666664	3	3
87	31.8	63.6	10.6	4.66551	3.62873	2.07356	116.3678	3	3
88	1.5407654	0.0065698	8.2701406	0.1435637	8.9726463	12.23298	31.166666	2	2

Tabla 5.2. (Continuación) Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.

Muestra	Cara A (mm2)			Cara B (mm2)			Total (mm2)	Resultado	Muestra supervisión
	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 1	Zona 2	Zona 3			
89	0.665117	1.5291479	7.221131	5.2431302	2.7580356	7.2917724	24.708334	2	2
90	0.6704757	0.817765	3.505883	10.361611	1.3837317	24.427202	41.166668	2	2
91	0.0301459	0.1638422	0.1885248	0.7742353	2.0722381	4.0626808	7.291667	1	1
92	0.2016403	0.2637654	1.0574765	13.248805	36.68572	71.000928	122.45834	3	3
93	0.0044158	0.0130769	0.02076	3.1952896	4.5306217	3.9441691	11.708333	1	1
94	0.6278622	5.9803158	5.9963138	3.7258376	1.5639749	8.3973617	26.291666	2	2
95	0.1362477	1.0783013	1.1109129	4.5870537	14.4529	10.092919	31.458334	2	2
96	1.2056336	2.142932	3.3840805	2.456782	0.5483843	14.220522	23.958334	2	2
97	0.7036923	1.6455984	1.4209755	1.5923195	3.3019077	1.8355065	10.5	1	1
98	4.1750051	5.8552201	12.471201	0.8475363	2.3866088	54.389429	80.125	3	3
99	1.3956788	5.1459828	8.5308684	3.2752144	5.6139	7.6216897	31.583334	2	2
100	1.8556757	0.2612056	8.8009199	0.169838	5.1599756	31.960717	48.208332	2	2
101	0.0638939	0.113326	0.4107851	0.2300065	0.2800333	0.4436222	1.541667	1	1
102	4.7172518	7.689362	13.018221	8.8027261	11.980674	5.7084328	51.916668	3	3
103	0.2289311	2.3256748	4.3438595	7.9174443	7.5204929	0.4135974	22.75	1	1
104	0.9474676	1.5361053	7.5724822	7.3457794	17.548435	17.008062	51.958332	3	3
105	0.5212453	0.4517096	2.5518345	0.8043662	0.8456059	3.8252385	9	1	1
106	0.797656	2.8603966	2.9958424	7.6866417	3.7637898	8.0206736	26.125	2	2
107	0.1270421	0.5374767	9.288561	0.4297296	4.6299907	22.195532	37.208332	2	2
108	0.4463538	1.7052072	2.3220864	0.0537952	2.7749413	4.530949	11.833333	1	1
109	1.6705813	1.2117654	8.4806927	18.769964	9.3606677	16.089661	55.583332	3	3
110	2.2564327	1.9677424	6.8835622	0.2382386	1.8442311	9.143127	22.333334	1	1
111	1.7537856	10.592441	26.432191	16.194343	15.287636	12.07294	82.333336	3	3
112	0.0353181	0.3398923	0.5340887	0.5315689	0.0281333	1.4059986	2.875	1	1
113	0.7497463	2.8592824	7.0730062	2.9764162	0.6919986	9.9828844	24.333334	2	2
114	0.3113915	0.12182	3.8445746	2.9494289	0.1429457	18.838173	26.208334	2	2
115	0.0025088	2.4913924	3.0672003	2.7634106	0.0490095	5.0431453	13.416667	1	1
116	0.1097936	1.3259834	5.6190799	7.8635406	6.1644626	5.3338059	26.416666	2	2
117	0.3714053	0.3937807	1.3313669	10.155177	14.682971	35.023631	61.958332	3	3
118	0.021502	0.0473928	0.5750816	1.380192	0.9648597	0.5109719	3.5	1	1
119	0.28546	2.1863728	3.6679038	4.5510452	5.154958	5.2842603	21.13	1	2
120	0.1371019	0.4302809	0.5171448	0.9973011	0.9377694	0.5637349	3.583333	1	1
121	0.882987	1.1205738	14.655599	4.1371145	7.2604949	5.4015631	33.458332	3	3
122	0.237921	0.0263624	1.333133	1.7103566	2.7204661	5.0550939	11.083333	1	1
123	0.0712847	0.8633793	1.5765992	2.4150547	7.0461188	20.494563	32.467	2	2
124	2.2528221	2.9481931	5.8502976	2.5459485	1.4082775	8.1194612	23.125	2	2
125	0.3016991	0.2933994	10.947516	1.2829812	3.6228562	14.593214	31.041666	2	2
126	2.1734584	2.3568398	8.4626335	5.6168607	3.6752122	5.3399954	27.625	2	2
127	0.79057	3.782643	3.5688942	4.2701665	13.753978	12.833748	39	2	2
128	0.5839668	2.9532725	7.1552889	14.830468	11.205004	10.472	47.2	2	3

Tabla 5.2. (Continuación) Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.

Muestra	Cara A (mm2)			Cara B (mm2)			Total (mm2)	Resultado	Muestra supervisión
	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 1	Zona 2	Zona 3			
129	2.2094759	4.2072242	11.084637	16.294724	16.423567	91.322044	141.54167	3	3
130	0.2790144	0.7890485	5.0234527	8.0987831	1.4489433	7.152424	22.791666	1	1
131	0.592155	1.6160444	1.3265626	3.416727	2.8874505	9.8010605	19.64	1	2
132	0.8831612	1.9623199	5.0700843	4.060406	6.3873355	5.011693	23.375	2	2
133	0.1127124	1.733363	2.629046	3.1943636	9.5857155	10.203134	27.458334	2	2
134	0.4454423	0.661218	2.0711617	8.6764877	7.3994783	2.4862121	21.74	1	2
135	0.1416491	0.2332959	0.8086687	11.480498	16.926396	27.409492	57	3	3
136	0.1393206	1.2143752	1.1885887	5.8011816	7.5660482	4.3821517	20.291666	1	1
137	0.0032722	0.013304	0.0262844	29.171037	12.232454	17.595316	59.041668	3	3
138	0.0364324	0.1042289	0.8396142	0.6563648	0.573849	2.7061776	4.916667	1	1
139	0.2980938	0.6992943	0.7317302	1.3731672	0.2974261	4.1836214	7.583333	1	1
140	0.0016655	0.007941	0.0190919	0.7519219	0.639576	3.8298037	5.25	1	1
141	1.2800255	0.8263079	4.0767134	4.233109	2.5703893	5.4717889	18.458334	1	1
142	0.8297536	3.2909808	11.139259	11.874504	0.697122	23.210049	51.041668	3	3
143	1.1636081	1.967559	10.070209	8.0757053	7.345614	4.9189731	33.541668	2	2
144	0.3011466	1.6710748	6.9404828	3.4702303	1.2601493	4.81525	18.458334	1	1
145	0.5778541	0.4285601	4.2003257	24.52898	0.6652071	31.515741	61.916668	3	3
146	0.1084039	0.4224328	2.6689039	2.0420667	1.639716	5.6601436	12.541667	1	1
147	0.4970002	3.7617313	7.3031139	7.2345985	14.808545	12.235011	45.84	2	3
148	0.5187403	1.2113258	1.9523626	24.714377	27.041345	9.3951851	64.833336	3	3
149	0.6591953	1.9055572	3.3531876	3.3465175	3.864257	0.7462854	13.875	2	2
150	0.9828575	0.9900225	4.0460044	5.0190332	0.8334364	18.46198	30.333334	2	2
151	0.0010335	0.0128921	0.0195566	0.4569753	0.3290325	0.68051	1.5	1	1
152	0.7330905	2.6246739	3.9522739	10.228556	3.990573	6.8458328	28.375	2	2
153	0.2598898	2.7622858	15.836578	4.6389106	9.2056926	8.2549748	40.958332	2	2
154	0.1449834	0.2641905	0.2927799	13.159948	10.196323	31.733443	55.791668	3	3
155	0.4382716	2.0590039	2.0196627	10.541699	4.6247576	6.0666055	25.75	2	2
156	1.9150901	3.4255136	4.0761294	6.8530721	1.699643	8.0722177	26.041666	2	2
157	0.4392469	3.7743698	4.3417581	3.11284	0.4879231	5.5521962	17.708334	1	1
158	0.0360588	0.7775379	1.3222141	8.2632701	7.9032017	5.4060514	23.708334	2	2
159	2.526419	4.2215046	7.1594603	0.5736285	5.125419	8.4352346	28.041666	2	2
160	0.1006805	0.1207412	0.4539312	6.691772	5.5796809	3.8448602	16.791666	1	1
161	1.5978714	1.23897	9.264368	2.9590317	3.8768989	8.81286	27.75	2	2
162	1.0739957	2.1180162	29.336897	14.998187	4.5724421	14.400462	66.5	3	3
163	0.4891178	0.9700961	1.692196	1.4469922	1.1220776	1.9461873	7.666667	1	1
164	0.3548278	0.4009755	2.3067125	0.0180066	0.4537623	3.1323822	6.666667	1	1
165	2.1188106	2.0704014	17.614644	5.4909824	14.543789	14.203041	56.041668	3	3
166	0.0920686	0.3518341	0.5218694	5.7258782	5.1809154	0.6691013	12.541667	1	1
167	1.2207291	4.9563141	6.6161934	2.367572	5.4750683	12.697455	33.333332	2	2

Tabla 5.2. (Continuación) Comparación entre la muestra de supervisión y el resultado de la clasificación con la metodología propuesta.

El número de muestras en las que no hubo coincidencia de clasificación son 9 y se muestran en la tabla 5.3. Observando los resultados del área estimada y considerando los rangos en que se esperaba cayera la muestra de acuerdo a la muestra de supervisión. Obtenemos en promedio 3.6 mm^2 de diferencia entre el área estimada y el rango según el resultado de la muestra de supervisión. Esto se puede deber a que al hacer la clasificación manual, no existe la manera de medir exactamente el área dañada y podemos considerar que estas muestras se encuentran en el límite de pertenecer a una clase de mayor categoría o a otra menor categoría.

Muestra que difiere la clasificación	Clasificación supervisada	Resultado obtenido	Área del árbol de decisión (mm^2)	Área estimada (mm^2)
1	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	19.51
2	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	22.12
3	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	18.46
4	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	18.95
5	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	21.13
6	2	1	> 49	47.2
7	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	19.64
8	2	1	$> 23 \text{ y } \leq 49$	21.74
9	3	2	> 49	45.84

Tabla 5.3. Resultados de las muestras que no coincidieron en la clasificación de los dos métodos.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo futuro

En este capítulo se dan las conclusiones obtenidas por el desarrollo de este trabajo de tesis. También se presentan una serie de propuestas de trabajo futuro.

6.1 Conclusiones

Se presentó una metodología para realizar la clasificación del mango Manila mediante procesamiento de imágenes, haciendo uso de operadores morfológicos, los cuales, nos permitieron realizar la segmentación de los defectos presentes en el fruto.

Los operadores morfológicos utilizados durante la metodología propuesta son capaces de identificar los diferentes defectos que se presentan en el mango, ya sean por enfermedades, daño mecánico, cicatrices o escurrimiento de látex, que son los defectos más comunes que se presentan. Como se menciona en el marco teórico, los operadores morfológicos hacen uso de un elemento auxiliar, llamado elemento de estructura. El resultado que se obtiene al aplicar un operador morfológico no siempre es el mismo, esto es consecuencia de la elección del tamaño y forma del elemento de estructura. En este trabajo se propusieron los elementos de estructura adecuados para detectar los daños presentes en el fruto. Los elementos de estructura propuestos nos permitieron detectar y por lo tanto segmentar las regiones dañadas presentes en las imágenes de mango, para posteriormente hacer una cuantificación de los daños.

Un objeto que pudo causar ruido en la segmentación es el pedúnculo, pero con los elementos de estructura propuestos, la segmentación quita este objeto, cuyo estudio o identificación no es de nuestro interés. Con la eliminación de este objeto, las imágenes de los mangos quedan libres de cualquier cuerpo o elemento que pueda ser considerado como área dañada.

Otro punto importante fue la propuesta de estimar el área dañada, ya que gracias a ésta, se pudieron seguir los criterios de clasificación que se establecen en la norma mexicana, ya que no hay forma en la que se pueda medir o estimar de la forma en la que tradicionalmente se hace la clasificación del mango.

En cuanto a los resultados experimentales, se puede observar que son similares a los que puede dar una persona que hace la clasificación del mango manualmente, con la diferencia de que los daños que presenta el fruto, dentro de la propuesta, son cuantificados, pudiendo ser más confiable y precisa la clasificación hecha a través de la metodología propuesta, en contraste a que si se realiza con solo observar los daños.

El sistema de visión por computadora, que incluye la metodología propuesta puede ser de gran utilidad si se logra implementar dentro de la industria, ya que puede ayudar a mejorar el proceso de control de calidad del mango Manila, mejorando tiempos y costos; considerando que se necesita realizar el proceso de inspección de calidad de manera rápida y confiable por el corto tiempo en que la fruta madura; también considerando que la tecnología avanza de tal forma que cada vez es más accesible y su costo va disminuyendo considerablemente.

También hay que considerar y tener presentes las limitaciones que se tienen: por ejemplo el tener que trabajar sobre un ambiente controlado, por el momento el sistema considera que hay un solo mango en la cabina para tomar la imagen y se considera que el mango no está deforme.

6.2 Contribuciones

Considerando los resultados obtenidos durante el desarrollo de este trabajo de tesis, se tienen las siguientes contribuciones:

- Se desarrolló una metodología para la segmentar los daños presentes en el mango Manila sin hacer distinción de que tipo de daño se trate.
- Se realizó la clasificación del mango Manila de acuerdo con su calidad y basándose en el estándar de comercialización establecidos en México.
- Se elaboró un prototipo de un sistema de visión por computadora que es capaz de automatizar el proceso de inspección de calidad del mango Manila.

6.3 Trabajo futuro

- Hacer la cuantificación del daño cuando se tenga más de un mango en la escena donde se toma la imagen.
- Identificar los diferentes tipos de daños que pueden estar presentes en el mango.
- Implementar el sistema de visión por computadora en hardware, con la capacidad de separar físicamente el fruto según la calidad que presente.
- Realizar la clasificación del mango Manila considerando información obtenida de otro tipo de hardware, como puede ser la acidez, firmeza, etc.

Referencias

- [1] Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, <http://www.fao.org/corp/statistics/en/>. Consultada en abril 2013.
- [2] Huang, S. Y Huang, K.. Increased U.S. Imports of Fresh Fruit and Vegetables. Report from the Economic Research Service. USDA-ERS, Sept. 2007. <http://www.ers.usda.gov/Publications/fts/2007/08Aug/fts32801/fts32801.pdf>. Consultada en abril del 2013.
- [3] Cámara de diputados. H. Congreso de la unión. <http://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/130.pdf>. Consultada en abril del 2013.
- [4] C.-J. Du y D.-W. Sun, Learning techniques used in computer vision for food quality evaluation: a review , 2006, pp. 39-55, Journal of Food Engineering.
- [5] T. & S. D.-W. Brosnan, Improving quality inspection of food products by computer vision—a review, 2004, pp. 3-16, Journal of Food Engineering.
- [6] Wen-Hung Chang, Suming Chen, Vision Based Fruit Sorting System Using Measures of Fuzziness and Degree of Matching, 1994, pp. 2600-2604, IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology
- [7] Zulma Sandoval, Flavio Prieto, Procesamiento de imágenes para la clasificación de café cereza, 2000, pp. 67-73, Revista Prospectiva.
- [8] Monai Krairiksh, Anal Mearnchu, Chnwonong Phongcharoenpanich, Non-destructive Determination of Firmness and Yellowness of Mango during Growth and Storage using Visual Spectroscopy, 2004, pp. 397-402, Elsevier.
- [9] S.N. Jha A, Sangeeta Chopra, A.R.P. Kingsly, Modeling of color values for nondestructive evaluation of maturity of mango, 2005, pp. 22-26, Elsevier.
- [10] P.P. Subedi , K.B. Walsh, G. Owens, Prediction of mango eating quality at harvest using short-wave near infrared spectrometry, 2006, pp. 326-334, Elsevier.
- [11] Devrim Unay, Bernard Gosselin, Artificial Neural Network-Based Segmentation and Apple Grading by Machine Vision, 2005, pp. 630-633, IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology.
- [12] Thanarat Chalidabhongse, Panitnat Yimyam, 2D/3D Vision-Based Mango's Feature Extraction and Sorting, 2006, pp. 1-6, IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology.
- [13] J. Gómez-Sanchis, G. Camps-Valls, Segmentation of Hyperspectral Images for the Detection of Rotten Mandarins, 2008, pp. 1071-1080, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

- [14] Pingju Ge, Qiulan Wu, The Design Of Fruit Automated Sorting System, 2008, pp. 1-9, Springer.
- [15] Juan Jesús Cruz, Control de calidad del tomate mediante procesamiento de imágenes, 2008, Centro de investigación en Computación.
- [16] Jin-jing Wang, De-an Zhao, Wei Ji, Jun-jun Tu, Ying Zhang, Application of Support Vector Machine to Apple Recognition using in Apple Harvesting Robot, 2009, pp. 1110-1115, International Conference on Information and Automation.
- [17] Anderson Rochaa, Daniel C. Hauaggeb, Jacques Wainera, Siome Goldensteina, Automatic fruit and vegetable classification from image, 2009, pp. 96-104, Elsevier.
- [18] Pedro Atencio, Germán Sanchez, John William Branch, Modelo visual automático para la Clasificación y medida de calidad de fruto: caso mangifera indica l, 2009, pp. 317-326, Redalyc.
- [19] Germán Sánchez, Pedro S. Atencio O., Geometric approach for stimating the weigth of mango sugar fruit by digital image processing, 2009, pp. 111-118, Avances en Sistemas e informática.
- [20] D.C. Slaughter, Evaluación de métodos no destructivos para la detección de la madurez en Mangos, 2009, pp. 121-130, Biological and Agricultural Engineering University of California, Davis.
- [21] Carlos Alberto Padrón Pereira, Sistema de visión computarizada y herramientas de diseño gráfico para la obtención de imágenes de muestras de alimentos segmentadas y promediadas en coordenadas Cie-L*A*B*, 2009, pp. 283-301, Agronomía Costarricense.
- [22] Dharini Sivakumar, Yuming Jiang, Elhadi M. Yahia , Maintaining mango (Mangifera indica L.) fruit quality during the export chain, 2010, pp. 1254-1263, Elsevier.
- [23] Lauro Soto Rojas, Evaluación de severidad de antracnosis en frutos de mango usando proyecciones geométricas obtenidas de imágenes digitales, 2010, Colegio de Postgraduados.
- [24] Mario-Alberto Ibarra-Manzano, Michel Devy, Real-time classification based on color and texture attributes on an Fpga-based architecture, 2010, pp. 250-257, IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology.
- [25] A. M. Aibinu, M. J. E. Salami, Automatic Fruits Identification System Using Hybrid Technique, 2011, pp. 217-221, IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology.
- [26] Padungsak Wanitchang, Anupun Terdwongworakul, Non-destructive Maturity Classification of Mango Based on Physical, Mechanical and Optical Properties, 2011, pp. 477-484, Journal of Food Engineering.

- [27] Oscar Manuel Rojas, Extracción de rasgos de imágenes de tortillas de maíz de diferentes niveles de productores para su caracterización inductiva, 2011, Centro de investigación en Computación.
- [28] Gonzales and Wood, Digital image processing, 2008, pp. 150-215 3rd Edition, Prentice-Hall.
- [29] P. Soille, Morphological Image Analysis principles and applications, 2004, pp. 74-150, Springer Books.
- [30] Serra J., Image Analysis and Mathematical Morphology, Vol. 1, 1982, Academic Press, San Diego.
- [31] <http://www.economia-nmx.gob.mx/normasmx/detallenorma.nmx?clave=NMX-FF-058-SCFI-2006>, Consultada en abril del 2013.
- [32] Open source computer vision (OpenCV), <http://opencv.org/>. Consultada en abril del 2013

Anexo A

Especificaciones de las cámaras

Property	Marlin F-145C2	Prosilica GC650
Regulations	EN 55022, EN 61000, EN 55024, FCC Class B; DIN ISO 9022, RoHS (2002/95/EC)	CE, FCC, Class A, RoHS
Resolution	1280 x 960 pixeles (Format_2); soporta todos los formatos fijos más pequeños; hasta 1392 x 1040 pixeles (Format_7 Mode_1)	659 x 493 pixeles
Image device	Type 1/2, progressive scan Sony CCD	Type 1/3, Sony ICX424 CCD progressive
Cell size	4.65µm x 4.65 µm	7.4 µm
Lens mount	C-Mount	C/CS
Digital interface	IEEE 394 IIDC v. 1.3	IEEE 802.3 1000baseT
Power requirements	DC 8 V- 36 V vía IEEE 1394 or 12 pin HIROSE	DC 12 V
Power consumption	Less than 3 watt (@ 12 V DC)	3 W (12 V)
Mass	<120 g (without lens)	99 g
Dimensions	72 mm x 44 mm x 29 mm (L x W x H); w/o tripod and lens	59 mmx46 mmx33 mm including connectors, w/o tripod and lens

Tabla 5.3. Resultados de las muestras que no coincidieron en la clasificación de los dos métodos.

Anexo B

La norma mexicana NMX-FF-058-SCFI-2006 se incluye como archivo anexo en la misma ubicación que este documento de tesis.

Anexo C

C.1. Cuadriculado sobre el mango

El proceso para obtener el cuadriculado sobre el mango los pasos que se realizaron fueron:

- Obtención del borde
- Obtención del centroide a partir del borde
- Calcular cuadrícula

Cada proceso se detalla a continuación.

C.1.1 Obtención del borde

Para obtener el borde del mango se utilizó la transformación hit-or-miss (HMT). Esta transformación envuelve dos elementos de estructura (EE), el primer elemento debe coincidir con el objeto a estudiar mientras que el segundo no tiene que coincidir. Usando la definición de erosión, HMT puede ser descrita en términos de una intersección de dos erosiones:

$$HMT_B(X) = \varepsilon_{B_{FG}}(X) \cap \varepsilon_{B_{BG}}(X^c) \quad (C.1)$$

Para la obtención del contorno se utiliza HMT en dos ocasiones. En la primera, se aplica sobre la imagen original del mango en escala de grises, ver figura C.1-A. Con un elemento de estructura rectangular de 1x3 como se muestra en la figura C.1-B, la transformación se aplica con el EE en un ángulo de 0°, 90°, 180° y 270°. En la figura C.1-B se muestran los valores de los niveles de gris para hacer la transformación dando como resultado una imagen binaria como se muestra en 1-C.

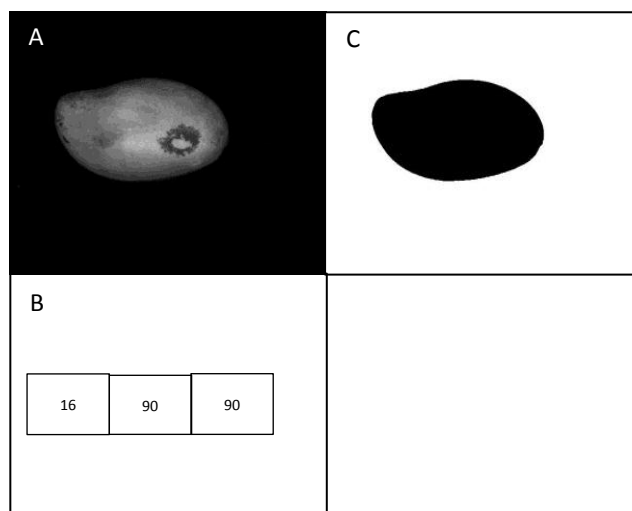


Figura C.1. A) Imagen original en escala de grises. B) Elemento de estructura para HMT en escala de grises C) Resultado de HMT.

La segunda vez que se aplica HMT, se hace sobre la imagen binaria obtenida como se muestra en C.1-C. También se aplica un EE rectangular de 1x3 pero ahora es sobre una imagen binaria por lo que los valores contenidos en el EE ahora son 0 o 255, que se representan como se muestra en C.2-B. Se vuelve a aplicar la operación con los mismos ángulos que con el primer EE. Al hacer esta transformación sobre una imagen binaria se obtiene el borde con un ancho de un pixel como se muestra en C.2-A.

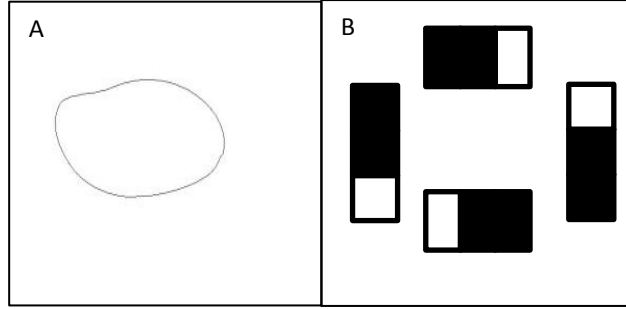


Figura C.2. A) Borde del mango resultante de HMT. B) EE en los 4 ángulos para HMT sobre una imagen binaria.

C.1.2 Obtención del centroide a partir del borde

Una vez que se ha obtenido el borde del mango se procede a calcular el centroide de los pixeles a partir de éste. El cálculo del centroide se realiza de acuerdo a la ecuación C.2.

$$\frac{\sum_{i=1}^n (X_i, Y_i)}{n} \quad (C.2)$$

En donde:

n = número de pixeles del borde.
 (X_i, Y_i) = Coordena de cada pixel del borde.

C.1.3 Calcular cuadrícula

Partiendo del cálculo del centroide, el siguiente paso es obtener un eje a lo largo del mango como se muestra en la figura C.3. Este eje es la primera línea de la cuadrícula que se obtiene y lo llamaremos eje mayor.

El eje mayor se calcula obteniendo los puntos A y B que se muestran en la figura C.3. Para obtener estos puntos y con base al conocimiento que se tiene sobre la forma del mango, se realiza el cálculo de la distancia euclidiana (ver sección 3.2.4) entre el centroide y los puntos que forman el borde, quedándonos con el punto al que tiene una mayor distancia. Como indica la ecuación C.3

$$\max(D_e((C_x, C_y), (X_i, Y_i))) \quad (C.3)$$

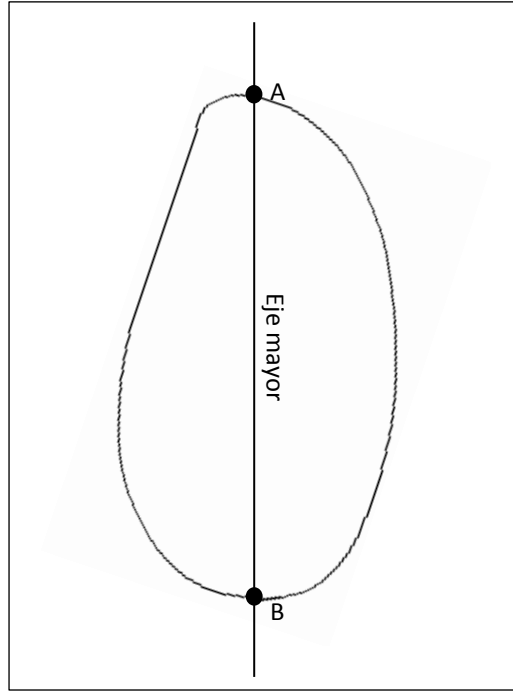


Figura C.3. Figura que muestra el eje mayor sobre el mango.

En donde:

(C_x, C_y) = Coordenadas del centroide.

(X_i, Y_i) = coordenadas de cada pixel del borde desde $i = 1$ hasta $i = n$.

Al aplicar la ecuación C.3 se obtiene el punto A que se muestra en la figura C.3. Para encontrar el siguiente punto se aplica nuevamente la ecuación C.3, pero ahora el primer parámetro de la función de la distancia euclidiana cambia por el valor de las coordenadas del punto A, como se muestra en la ecuación C.4.

$$\max(D_e((A_x, A_y), (X_i, Y_i))) \quad (C.3)$$

En donde:

(A_x, A_y) = coordenadas del punto A.

(X_i, Y_i) = coordenadas de cada pixel del borde desde $i = 1$ hasta $i = n$.

Ya que hemos obtenido los dos puntos que nos dan la referencia del eje mayor, necesitamos trazar una línea entre los puntos A y B para obtener el eje mayor. Para esto se hace uso de la función `cv::line` de la biblioteca de OpenCv[32], que nos realiza esta tarea. Al aplicar la función obtenemos los puntos entre A y B que nos marcan el eje mayor y que necesitaremos en pasos siguientes del cuadrículado.

Con los pasos realizados hasta ahora podemos decir cuanto mide de largo la cuadrícula que pondremos sobre el mango. Ahora calcularemos el ancho.

A partir de las coordenadas del eje mayor calculamos el ancho; emplearemos la ecuación C.4 como parte del proceso.

$$\alpha = \arccos \left(\frac{(D_e(A,C))^2 + (D_e(A,B))^2 - (D_e(B,C))^2}{2(D_e(A,C))(D_e(A,C))} \right) \approx 90^\circ \quad (C.4)$$

En donde:

A = coordenadas (x,y) de cada pixel del eje mayor.

B = coordenadas (x,y) del punto B.

C = coordenadas (x,y) de cada pixel del borde.

Lo que se busca, como marca la ecuación C.4, es encontrar un punto A y C formen un ángulo igual o lo más cercano a 90° y además tenga la mayor distancia entre A y C. La figura C.4-A, ejemplifica la aplicación de la fórmula sobre la imagen. En C.4-B, se observa el punto C que se desea encontrar.

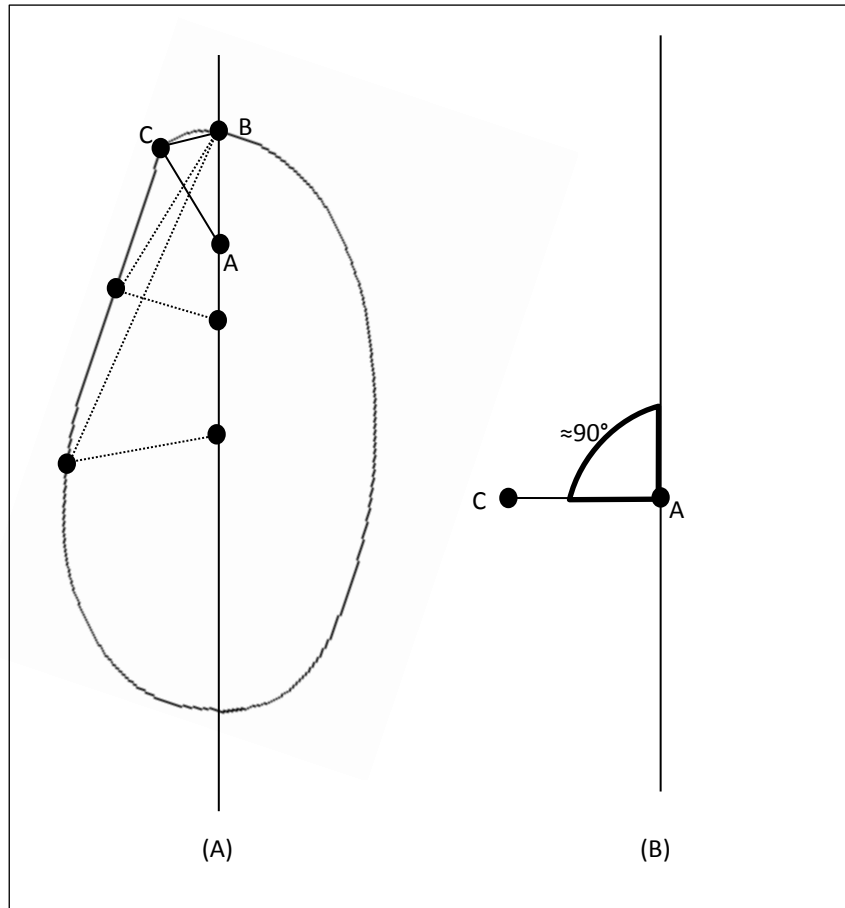


Figura C.4. En (A) se ejemplifica como se hace el cálculo del punto C. En (B), se muestra el punto encontrado al aplicar la ecuación C.4.

Con este valor aproximamos el valor del ancho del mango considerando que la distancia entre los puntos A y C es la mitad del ancho del mango, tomamos como el ancho al multiplicarlo por 2. Calculados estos valores ya podemos calcular las zonas sobre el mango como se muestra en la figura C.5.

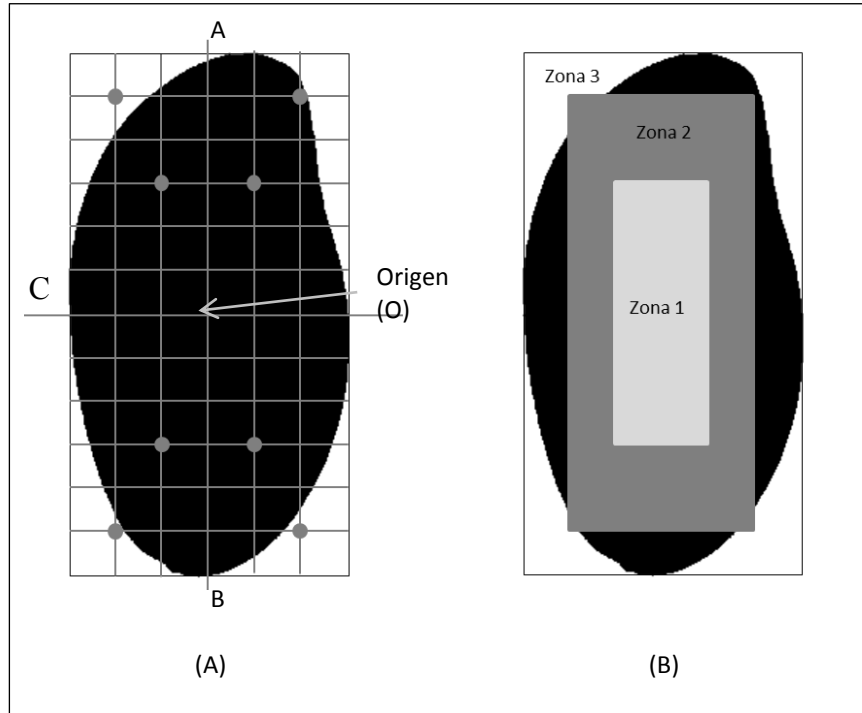


Figura C.5. En (A), se observa el cuadrículado sobre el mango. En (B), se muestra la división por zonas a partir del cuadrículado.

Comenzamos calculando la coordenada origen que se muestra en C.5-A, que es la mitad del eje mayor utilizando la ecuación C.5.

$$O = (O_x, O_y) = \frac{D_e(A,B)}{2} \quad (C.5)$$

Como se puede ver en la figura C.5-A, a partir del origen hacia el punto C se divide en 3 partes. Y a partir del origen hacia A y B se divide en 6 partes correspondientemente. Con estos datos podemos obtener las 4 coordenadas de la zona 1.

$$C1 = (O_x + \frac{D_e(O,C)}{3}, O_y + \frac{D_e(O,A)}{3})$$

$$C2 = (O_x - \frac{D_e(O,C)}{3}, O_y - \frac{D_e(O,A)}{3})$$

$$C3 = (O_x + \frac{D_e(O,C)}{3}, O_y - \frac{D_e(O,A)}{3})$$

$$C4 = (O_x - \frac{D_e(O,C)}{3}, O_y + \frac{D_e(O,A)}{3})$$

Para obtener las 4 coordenadas de la zona 2 se hacen los siguientes cálculos:

$$C1 = (O_x + \frac{D_e(O, C)}{3} * \frac{2}{3}, O_y + \frac{D_e(O, A)}{3} * \frac{5}{6})$$

$$C2 = (O_x - \frac{D_e(O, C)}{3} * \frac{2}{3}, O_y - \frac{D_e(O, A)}{3} * \frac{5}{6})$$

$$C3 = (O_x + \frac{D_e(O, C)}{3} * \frac{2}{3}, O_y - \frac{D_e(O, A)}{3} * \frac{5}{6})$$

$$C4 = (O_x - \frac{D_e(O, C)}{3} * \frac{2}{3}, O_y + \frac{D_e(O, A)}{3} * \frac{5}{6})$$

Al tener los vértices de cada zona ahora sólo falta identificar cuando un pixel está dentro de cada una de éstas. Para verificar si un pixel P se encuentra dentro de una zona se hace lo siguiente:

- Se toman las cuatro coordenadas de determinada zona y separamos en un arreglo las abscisas y ordenadas en un vector, por ejemplo:

$$\begin{aligned} \text{abscisas} &= [C1x, C2x, C3x, C4x] \\ \text{ordenadas} &= [C1y, C2y, C3y, C4y] \end{aligned}$$

- Ordenamos de menor a mayor cada vector.
- Para verificar que un punto $P (P_x, P_y)$, se encuentra dentro de la zona, se debe cumplir que:

$$P_x \leq \text{abscisas}[0] \text{ y } P_x \leq \text{abscisas}[1] \text{ y } P_x \geq \text{abscisas}[2] \text{ y } P_x \geq \text{abscisas}[3]$$

Y

$$P_y \leq \text{ordenadas}[0] \text{ y } P_y \leq \text{ordenadas}[1] \text{ y } P_y \geq \text{ordenadas}[2] \text{ y } P_y \geq \text{ordenadas}[3]$$