



UNIVERSIDAD  
DE PIURA

REPOSITORIO INSTITUCIONAL  
PIRHUA

# PROCESAMIENTO DE IMÁGENES USANDO OPENCV APLICADO EN RASPBERRY PI PARA LA CLASIFICACIÓN DEL CACAO

Gabriela Viera-Maza

Piura, marzo de 2017

FACULTAD DE INGENIERÍA

Departamento de Ingeniería Mecánico-Eléctrica

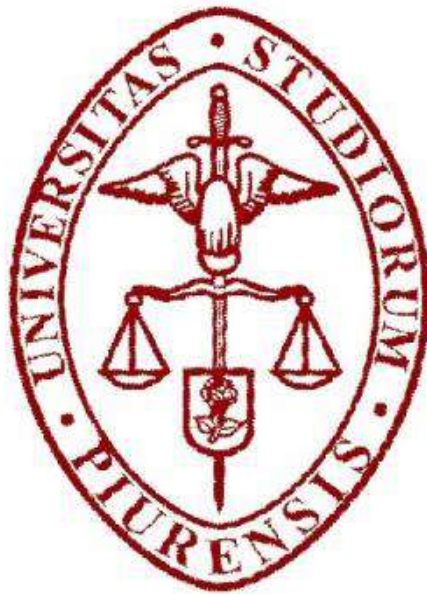
Viera, G. (2017). *Procesamiento de imágenes usando OpenCV aplicado en Raspberry Pi para la clasificación del cacao* (Tesis de licenciatura en Ingeniería Mecánico-Eléctrica). Universidad de Piura, Facultad de Ingeniería. Programa Académico de Ingeniería Mecánico-Eléctrica. Piura, Perú.



Esta obra está bajo una [licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 2.5 Perú](#)

[Repositorio institucional PIRHUA – Universidad de Piura](#)

**UNIVERSIDAD DE PIURA**  
FACULTAD DE INGENIERÍA



**“Procesamiento de Imágenes usando OpenCV aplicado en Raspberry Pi para la  
Clasificación del cacao”**

Tesis para optar el Título de  
Ingeniero Mecánico - Eléctrico

**Gabriela Isamar Viera Maza**

**Asesor: Dr. Ing. William Ipanaqué Alama**

Piura, Marzo 2017





A Dios por estar siempre conmigo  
A mis queridos padres  
Olga y Luis  
y a mis hermanos  
Luis y Juan Carlos  
por su incansable apoyo.







## Prólogo

La agricultura es un sector muy importante e integral de la economía del Perú. La Región Piura, por la diversidad de clima y suelos que posee, es una tierra adecuada para la siembra de diversos productos que ayudan a incrementar la economía de la región. Los productos agrícolas de exportación más comunes son: ají piquillo, cacao, café, banano, frijol castilla, frijol de palo, limón, lúcuma, mangos, papaya, paprika, uva de mesa, etc.

La calidad de productos agrícolas es un factor clave para la agroindustria debido a que influye en la comercialización de la mayoría de los productos. Esta calidad viene dada por una serie de atributos que atraen al consumidor, y es importante garantizar la calidad de los productos en la comercialización y exportación para establecer la confianza de los consumidores y obtener una ventaja en el mercado internacional.

Las propiedades visuales como tamaño, forma, textura, color (madurez) y la presencia de irregularidades visuales (manchas) influyen en la percepción y selección del consumidor. Además, el consumidor asocia características deseables de calidad interna como el dulzor, acidez, frescura o enfermedades interiores, con una cierta apariencia externa.

En la industria alimentaria nacional, procesos como la clasificación y la evaluación de la calidad de los productos agrícolas sigue dependiendo en gran medida de la inspección con métodos manuales (dispositivos mecánicos u ópticos) por personal calificado con la suficiente experiencia, sin embargo, este tipo de inspección es tediosa, ineficiente, inconsistente, costosa, poco confiable por su naturaleza subjetiva, y fácilmente influenciada por factores fisiológicos como fatiga o hábitos adquiridos. Estas razones confirman la necesidad de sistemas de medición eficientes y objetivos.

La demanda de objetividad, consistencia, velocidad, precisión, bajo costo y eficiencia han hecho necesaria la introducción de técnicas de procesamiento de imágenes basados en computadoras.

El enfoque principal de la tesis está orientado a la agricultura, en especial, al cacao piurano, producto de exportación y reconocimiento internacional. Debido a su demanda en el mercado internacional, este producto requiere de modernas técnicas de cultivo y post-cosecha, y un adecuado control de calidad y clasificación de los granos de cacao para así disminuir las pérdidas por pudrición del producto en almacenamiento, disminuir los precios de venta y mejorar la presentación del producto final.

El Perú es uno de los países productores y exportadores de cacao fino y de aroma, el cual es reconocido por su calidad. Sin embargo, las asociaciones de productores de la región de Piura no cuentan con sistemas automatizados de clasificación y realizan la evaluación de forma manual. Sólo algunos productores tienen sistemas mecánicos de clasificación pero este tipo de clasificación no siempre presenta resultados satisfactorios.

En la asociación de productores ASPROBO, se utiliza una máquina tamizadora que cuenta con una serie de mallas que son sacudidas por un motor para separar los granos según el tamaño. Sin embargo, algunos granos seleccionados no cumplen con el calibre establecido. Al final de esta selección por tamaño se realiza un muestreo del total de granos, en la que se observa la parte interior del grano, partiendo transversalmente cada grano con una guillotina especial; si de este total, los granos defectuosos no superan el 20% del total de granos; el total seleccionado es considerado de “buena fermentación”. Si se tuviera la certeza, que el total que se vende tiene una mayor cantidad de granos “buenos”, el precio por kilogramo podría ser mayor al garantizar mayor calidad.

Los productores de las asociaciones se verán beneficiados con la tecnología de procesamiento de imágenes digitales, ya que tendrán un mejor control de calidad, y por ello mejores resultados en la comercialización del producto.

Para finalizar deseo expresar mi agradecimiento a las personas que colaboraron y me asistieron en el desarrollo de la presente tesis, a los agricultores de cacao Buenos Aires (Morropón, Piura), y a los trabajadores de la asociación ASPROBO, quienes amablemente nos mostraron los parámetros de clasificación de granos de cacao y facilitaron las muestras que permitieron la elaboración de la base de datos utilizada en esta tesis.

También es de agradecer al Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control de la Facultad de Ingeniería Mecánico Eléctrica de la Universidad De Piura, especialmente al Dr. William Ipanaqué Alama, Vicedecano de Investigación y asesor del presente proyecto de tesis, por confiar en mi persona y brindarme su apoyo, al equipo de trabajo del proyecto relacionado con esta tesis: M. Sc. Jorge Machacuay e Ing. Juan Carlos Soto.

Y agradezco la gran ayuda recibida por parte de mis padres y hermanos, quienes me han apoyado con su ánimo y paciencia.

Finalmente agradezco al Fondo para la Innovación, la Ciencia y la Tecnología (FINCyT) por el financiamiento de esta tesis por medio del proyecto de “Sistema de procesamiento digital de imágenes para clasificación de productos agroindustriales” (Contrato N° 214-FINCYT-IA-2013).

## **Resumen**

El presente trabajo de investigación busca establecer los conceptos básicos para el desarrollo de la visión artificial aplicada a la agroindustria nacional. Siendo su principal objetivo el desarrollo de un sistema de visión artificial para la clasificación de granos de cacao según características externas como el tamaño en la fase final del secado.

La tesis está dividida en cuatro capítulos de desarrollo teórico y experimental, un capítulo de conclusiones y recomendaciones, las respectivas referencias, y finalmente los anexos.

Los aspectos básicos de esta investigación se resumen en el primer capítulo de la tesis, con el estado del arte del sistema de visión artificial y la problemática de la producción de cacao.

En el segundo capítulo se presenta los conceptos básicos y los elementos de un sistema de visión artificial. En el tercer capítulo, se presenta una descripción del prototipo, del software y la interfaz gráfica para la visualización de los resultados.

En el cuarto capítulo se presentan los resultados del sistema implementado para la clasificación de grano de cacao orgánico según su tamaño, obteniéndose un 88.4% de acierto en la clasificación. Y finalmente en el quinto capítulo se presentan las conclusiones de la tesis.



# Índice

Prólogo .....	i
Resumen .....	iii
Índice .....	v
Introducción.....	1
1 Marco Teórico .....	3
1.1 Estado del Arte.....	3
1.2 Producción de cacao .....	18
1.2.1 Descripción de la planta .....	19
1.2.2 Beneficio o Tratamiento Post-Cosecha .....	22
2 Visión Artificial.....	33
2.1 Introducción .....	33
2.2 Definición .....	33
2.3 Elementos de los sistemas de visión artificial .....	34
2.3.1 Sistema de iluminación.....	34
2.3.2 Cámaras y Tarjeta de captura .....	37
2.3.3 Módulo de proceso y software.....	38
2.4 Etapas.....	38
2.4.1 Adquisición.....	38
2.4.2 Procesamiento.....	43
2.4.3 Segmentación .....	44
2.4.4 Extracción de características .....	46
2.4.5 Reconocimiento e interpretación .....	46
2.5 Lenguajes de programación .....	47
2.5.1 Matlab.....	47
2.5.2 OpenCV .....	49
2.5.3 QT.....	50
2.6 Aplicaciones.....	51

2.7	Procesamiento digital de imágenes .....	58
2.7.1	Color .....	59
2.7.2	Ruido .....	65
2.7.3	Bordes y esquinas .....	65
2.7.4	Morfología .....	65
2.7.5	Histograma .....	67
2.7.6	Filtro .....	69
2.8	Raspberry Pi.....	72
2.8.1	Ventajas y Desventajas .....	76
2.8.2	Inicialización del Raspberry Pi.....	76
3	Desarrollo de Software y su interfaz .....	79
3.1	Introducción .....	79
3.2	Adquisición de imágenes .....	79
3.3	Procesado y segmentación .....	83
3.4	Extracción de características.....	83
3.5	Selección de características.....	84
3.6	Clasificación .....	84
3.7	Interfaz .....	86
3.7.1	Matlab.....	86
3.7.2	Visual Studio con librería OpenCV.....	91
3.7.3	Qt Creator con librería OpenCV.....	99
4	Resultados y discusión .....	103
5	Conclusiones .....	111
	Referencias .....	113
	ANEXOS.....	119

## **Introducción**

La vista es el sentido más avanzado e importante para la percepción de nuestro entorno. A partir de la información que nuestro cerebro obtiene por el sentido de la visión, identificamos los elementos que nos interesan y sus características.

La visión humana está limitada a la llamada banda visible del espectro electromagnético (EM). Sin embargo, existen dispositivos que pueden percibir otras bandas del espectro completo, desde los rayos gamma, a las ondas de radio.

La visión artificial, también conocida como visión por computador, es una rama de la inteligencia artificial. Los sistemas automáticos de visión por computador son sistemas que simulan el proceso del sentido de la visión, mediante el análisis y la interpretación de los objetos que integran una escena en una imagen adquirida.

El crecimiento continuo de aplicaciones relacionadas a la visión artificial se debe al desarrollo de los lenguajes de programación y los sistemas operativos. Entre las aplicaciones más comunes se encuentran: detección y seguimiento de objetos, análisis de terrenos, análisis de imágenes satelitales y médicas, autenticación, inspección industrial automatizada, navegación de robots móviles, reconocimiento de rostros y huellas dactilares, control de calidad de productos, etc.

Debido al creciente desarrollo de la industria en el mundo y la creciente competitividad, las empresas se ven obligadas a desarrollar nuevas alternativas para prestar un mejor servicio, lo que se traduce a tener una mayor producción de mejor calidad con el menor costo posible.

En la actualidad, la automatización es una excelente herramienta para lograr esa meta pues gracias a ella se da una reducción de la intervención humana y por lo tanto una reducción de costos y errores, y también se da un incremento de la productividad y efectividad.

Los sistemas de control automático son necesarios en cualquier sector industrial, en especial en el sector agroindustrial donde ha tenido una gran evolución gracias al mayor desarrollo de distintas técnicas de procesamiento de imágenes digitales combinadas con dispositivos mecánicos para reemplazar el esfuerzo de la manipulación humana en el desempeño de un proceso dado. Estas técnicas de procesamiento de imágenes son utilizadas para mejorar y automatizar los distintos procesos de selección y control de calidad de los productos agrícolas manteniendo una productividad satisfactoria y decisiones objetivas, con el fin de disminuir los costes de producción y aumentar la fiabilidad de la calidad de la producción.

Los sistemas de visión artificial proporcionan una alternativa de evaluación automatizada no invasiva y rentable, que reemplazan los métodos de inspección manual tradicional y se han convertido en una respuesta sencilla y eficaz a distintos problemas de inspección en la agricultura. De cada imagen digital se pueden extraer propiedades del producto escogido tales como forma, tamaño, color, etc.

La ventaja de los sistemas automatizados que se utilizan en la agroindustria es que además de tener una mayor productividad a menor costo y un control de calidad más efectivo, permite la inspección total de la producción de un modo no destructivo, consistente y objetivo. También tiene la capacidad de proporcionar un análisis de cada pixel de la superficie de un producto alimenticio, y la disponibilidad de generar rápidamente resultados del análisis y almacenar datos.

Algunas de sus desventajas son las dificultades encontradas con los objetos que son difíciles de separar del fondo, o cuando varios lados de un producto deben ser evaluados. Se debe tener cierto cuidado en la calibración y ajuste de la cámara e iluminación.

En cuanto a implementación de este tipo de sistemas, en los últimos años con su gran demanda, se ha logrado que los costos de implementación de estos sistemas bajen considerablemente. El Raspberry Pi es una solución muy económica para la aplicación de distintos algoritmos de procesamiento de imágenes.

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un sistema prototipo que realice la selección automática de grano de cacao orgánico según sus características externas por medio de un sistema de visión artificial. Para lograr este objetivo se deben realizar los siguientes objetivos secundarios:

- Desarrollar un sistema de iluminación uniforme y eficiente.
- Definir las características del grano de cacao que determinan su clasificación.
- Desarrollar un software para la adquisición y procesamiento de las imágenes de los granos de cacao en tiempo real, lo que incluye el desarrollo de algoritmos para la segmentación de las imágenes, extracción de características, selección de características y clasificación.
- Para facilitar las pruebas de todo el sistema hay que desarrollar una interfaz amigable que permita a un operador tanto entrenar el sistema como también ajustar los parámetros del procesamiento de imágenes.



# Capítulo 1

## Marco Teórico

### 1.1 Estado del Arte

La visión por computador ha surgido como una alternativa confiable para la evaluación de calidad de diferentes productos agrícolas, pues permite el análisis rápido, efectivo, de bajo costo, no destructivo y objetivo de las características externas e internas del producto en la imagen digital. Sin embargo se presentan algunas dificultades al separar objetos del fondo u objetos superpuestos es por ello que se debe escoger adecuadamente las técnicas de procesamiento de imágenes a utilizar.

Los métodos utilizados para la evaluación de la calidad de granos de cacao, tales como: cromatografía líquida de alto rendimiento (HPLC), cromatografía de gases, índice de fermentación, prueba sensorial, espectroscopia de masas, y la prueba de corte, generalmente son, tediosos, lentos, caros, o destructivos y requieren una preparación cuidadosa de la muestra. Es por ello que se busca una alternativa al aplicar distintas metodologías de procesamiento de imágenes para extraer características de la producción de cacao y determinar su calidad a través de imágenes digitales.

En Perú no se han encontrado referencias de proyectos similares de aplicación de procesamiento de imágenes en granos de cacao, pero es cierto que se han realizado y se llevan a cabo hoy en día estudios parecidos con otros productos. En los siguientes puntos se hace referencia a los proyectos donde se aplican técnicas de procesamiento de imágenes digitales para la evaluación de distintos productos agrícolas.

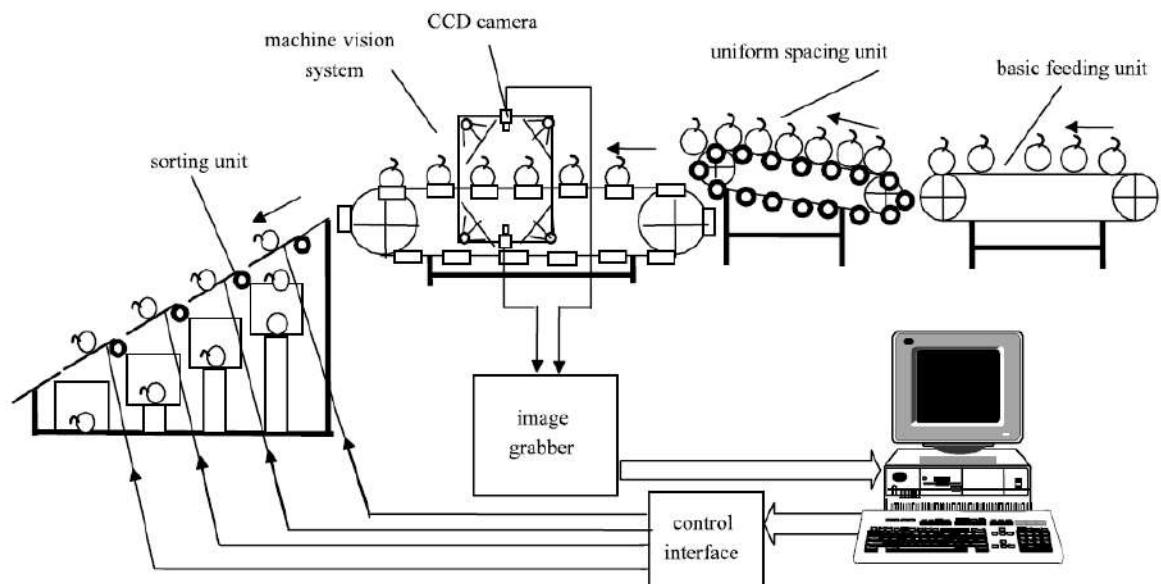
Con el procesamiento de imágenes digitales no solo se evalúa la calidad según las características externas del producto sino también por características internas como en (Kondo et al., 2000) donde el contenido de azúcar y ácido de la naranja Iyokan se evaluó utilizando un sistema de visión artificial. Se capturó imágenes de 30 frutas de naranja Iyokan con una cámara de televisión en color, de estas se extrajo características como la razón de componentes de color  $R/G$ , diámetro de Feret y características de textura. Con estas características se determina el color del fruto, la forma y la rugosidad de la superficie. Al añadir el dato del peso de la fruta a la información ya acumulada, como datos de entrada de una red neuronal, se obtiene el contenido de azúcar o pH de la fruta como los valores de las capas de salida con una precisión razonable.

En (Paliwal et al., 2001) se presenta una evaluación del rendimiento de la clasificación de nueve de las arquitecturas de red neuronal más utilizadas, el objeto de estudio son cinco tipos diferentes de granos de cereales (trigo HRS, trigo CWAD, avena, cebada y centeno). Se tomó 1500 imágenes de cada tipo de grano (7500 granos en total), de estas imágenes se extrajo ocho características morfológicas (área, perímetro, longitud del eje mayor, longitud del eje menor, alargamiento, redondez, diámetro de Feret y compacidad) y se usó como entrada a las redes neuronales.

Los mejores resultados se obtuvieron utilizando una red de retro-propagación de cuatro capas, cada capa conectada a su capa anterior y con sólo cuatro entradas para la clasificación (diámetro de Feret, área, longitud del eje menor y la compacidad). La certeza de una clasificación correcta es mayor al 97% para el trigo HRS, trigo CWAD y avena; y de 88% para la cebada y el centeno.

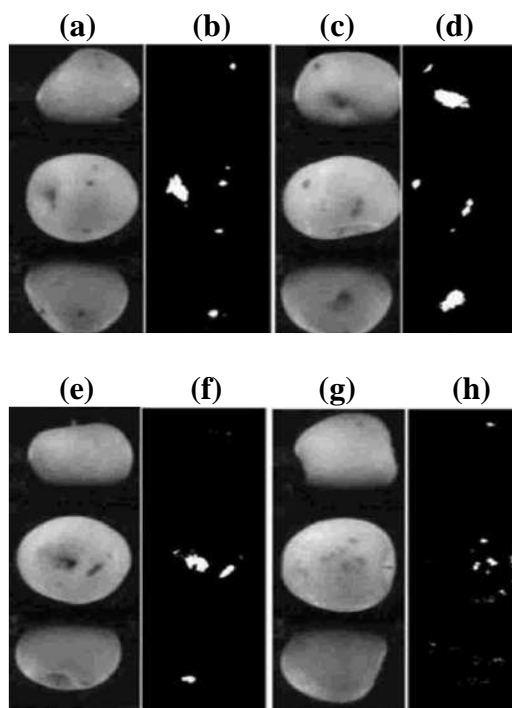
En (Shouche et al., 2001) se muestra un análisis digital de imágenes de 15 variedades de trigo de la India. Procesando las imágenes binarias de los granos se obtuvo sus características geométricas tales como el área, perímetro, compacidad, mayor y menor longitud, etc.

Otro ejemplo se encuentra en (Li et al., 2002) donde se desarrolló un sistema experimental automatizado de detección de defectos superficiales de la manzana basada en técnicas de procesamiento de imágenes digitales como eliminación del fondo, segmentación de defectos y la identificación de las zonas del tallo y del cáliz. Este sistema tiene la ventaja de ser capaz de inspeccionar simultáneamente cuatro lados de cada manzana en la línea de clasificación.



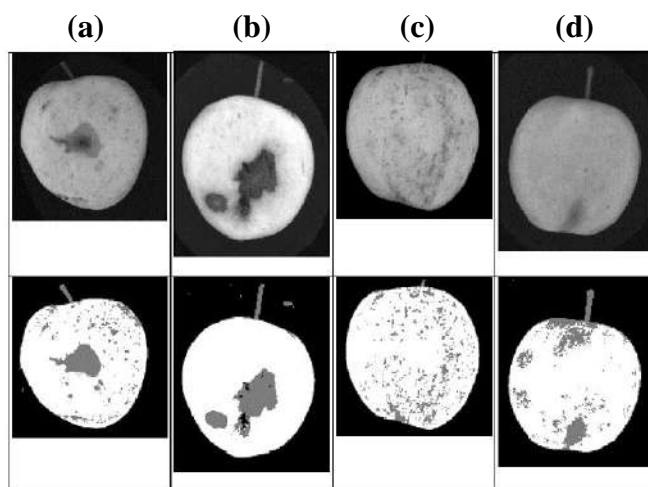
**Figura 1.** Representación esquemática de la clasificación de defectos de manzanas.

Fuente: Li et al., 2002.



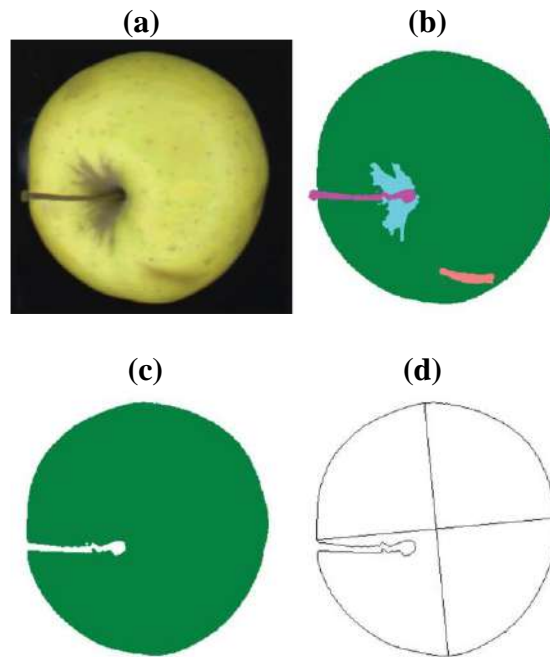
**Figura 2.** Defectos de segmentación resultantes. (a), (c), (e), (g) Imagen original; (b), (c), (f), (h) defectos segmentados.  
Fuente: Li et al., 2002.

En (Leemans et al., 2002) se presenta la clasificación de la manzana en cuatro clases según las normas europeas. La base de datos incluye más de 1000 imágenes de frutas (528 Golden Delicious y 642 Jonagold) que pertenecen a las tres categorías aceptables: extra, I-II, y el rechazo (cada clase representa, respectivamente, alrededor de 60, 10 y 20% de la muestra). Resulta un 78% de certeza de una clasificación correcta con las manzanas Golden Delicious y un 72% de certeza con las manzanas Jonagold.



**Figura 3.** Muestras de manzanas Golden Delicious con diferentes defectos segmentados usando un modelo Gaussiano. (a) Defecto típico, (b) Defecto bien contrastado, (c) Defecto difuso y (d) Magulladura.  
Fuente: Leemans et al., 2002.

Otro ejemplo se encuentra en (Blasco et al., 2003) donde se desarrolló un sistema de visión artificial que evalúa la calidad de naranjas, melocotones y manzanas según algunos atributos de calidad como el tamaño, color, ubicación de tallo y defectos externos; utilizaron un procedimiento de segmentación basado en un análisis discriminante Bayesiano obteniendo un buen rendimiento en la detección del tallo e imperfecciones externas. Para la detección de defecto se obtuvo un 86% de certeza y en la estimación del tamaño se obtuvo 93% de certeza.

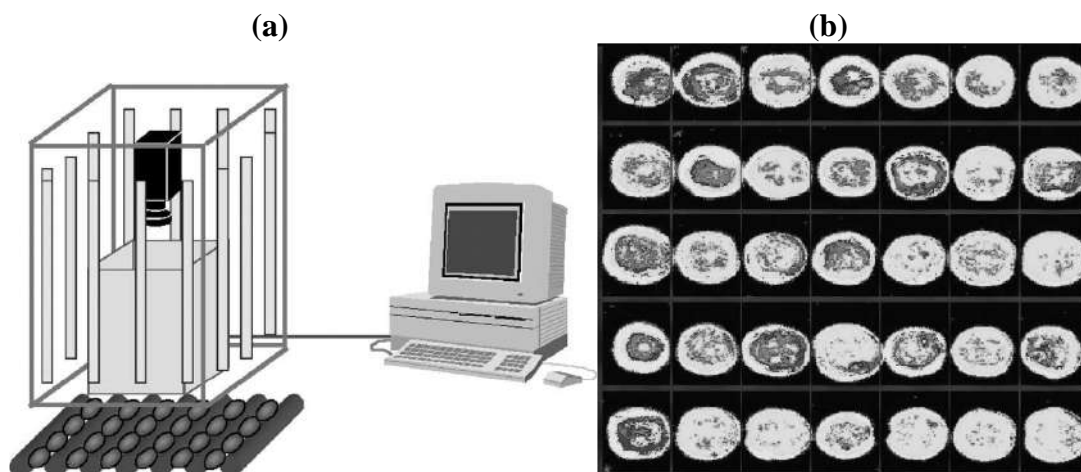


**Figura 4.** (a) Imagen original capturada por la cámara, (b) imagen segmentada, (c) región que contiene todas las clases, excepto el vástago y el fondo, utilizada para calcular el tamaño de la manzana, y (d) imagen que muestra cómo se calcula el tamaño.

Fuente: Blasco et al., 2003.

Para la clasificación de aceitunas de mesa por visión artificial, en (Díaz et al., 2000) se presenta un algoritmo rápido basado en el análisis discriminante Bayesiano. Los expertos clasificaron diferentes lotes de aceitunas en cuatro diferentes clases de calidad y luego se aplicaron algoritmos de aprendizaje que permiten la extracción de características relacionadas con cada clase.

Después, con el fin de discriminar las cuatro categorías anteriores de aceitunas de mesa en función de los defectos superficiales, en (Díaz et al., 2004) se desarrolló un sistema de clasificación basado en un modelo de red neuronal. Los resultados muestran que una red neural con una capa oculta es capaz de clasificar las aceitunas con una precisión de más del 90%. Las aceitunas de la primera y la tercera clase se clasifican casi perfectamente, mientras que la segunda y la cuarta clase tienen una tasa de fracaso de 8.9% y 6.7%, respectivamente.



**Figura 5.** (a) Esquema de prototipo usado para adquirir las imágenes de las aceitunas. (b) Imagen después del proceso de segmentación.

Fuente: Díaz et al., 2004.

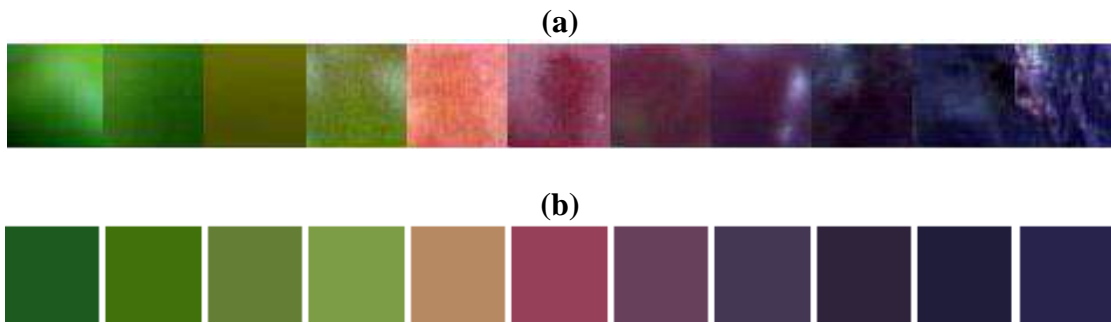
Usando la visión artificial también se puede obtener una clasificación de discos de manzana, después de proceso de deshidratación en función de sus características externas y usando un clasificador de distancia euclidiana. La clasificación resulta con un 95% de certeza (Fernández et al., 2005).



**Figura 6.** Sistema de visión artificial para la adquisición de imágenes.

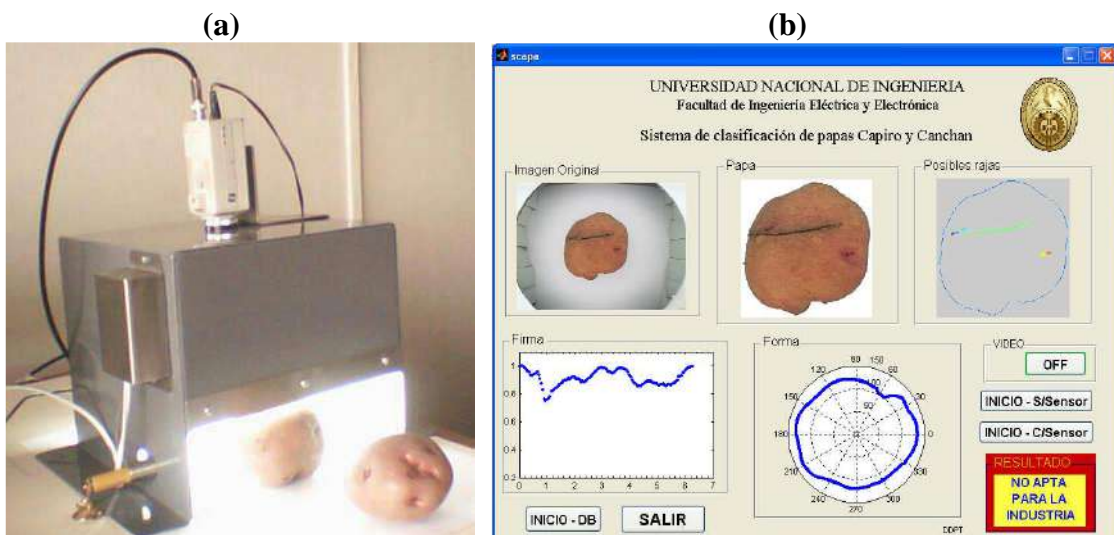
Fuente: Fernández et al., 2005

En la tesis (Sandoval, 2005) se desarrolló un sistema de visión artificial para la clasificación según el estado de madurez de frutos de café. Se extrajo 208 características para describir características externas como forma, tamaño, color y textura de un fruto de café; sin embargo, se seleccionaron solo 9 con base en los resultados de dos métodos de selección de características (univariado y multivariado). Se evaluó tres técnicas de clasificación: Bayesiano, redes neuronales y agrupamiento difuso. Resultando un error de clasificación del 5.43% con el clasificador Bayesiano, un error de 7.46% con redes neuronales y un error de 19.46% usando agrupamiento difuso.



**Figura 7.** (a) Segmentación de once clases (b) Color promedio RGB de las once clases.  
Fuente: Sandoval, 2005.

Otra tesis donde se aplican técnicas de procesamiento de imágenes es (Pastor, 2006), donde se desarrolló algoritmos para la clasificación de papas Capiro y Canchán, según las características: forma, tamaño y presencia de daños mecánicos (“rajás”). La implementación de los algoritmos desarrollados se realizó en Matlab 7.0, con una base de datos de 914 imágenes de papas.

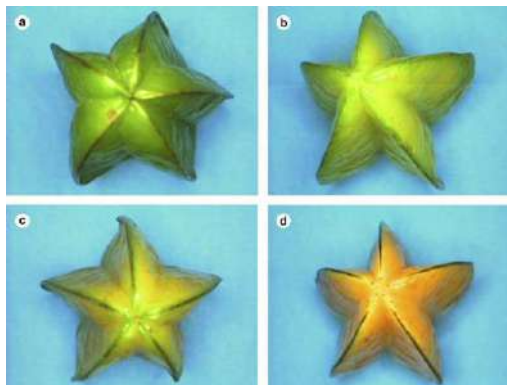


**Figura 8.** (a) Módulo de iluminación. (b) Interfaz gráfica del sistema de clasificación.  
Fuente: Pastor, 2006.

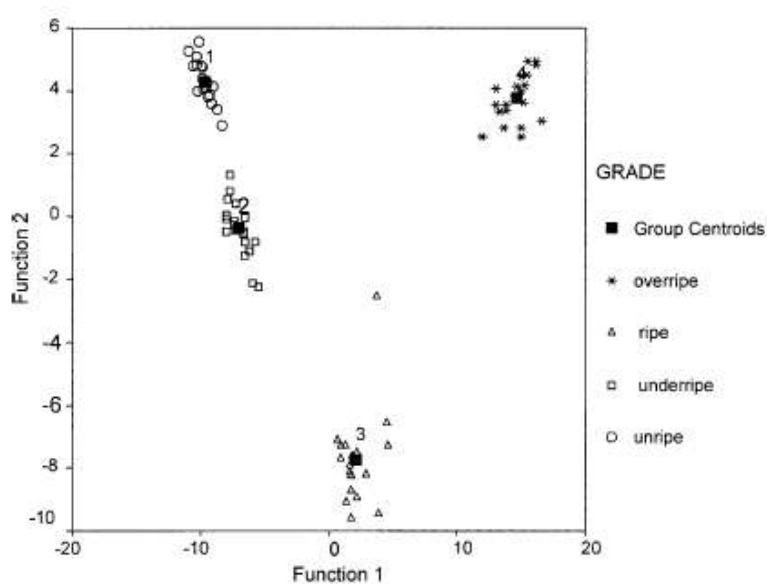
En (Abdullah et al., 2006) se muestra un sistema de inspección automatizada de la calidad de carambolas. Las características de calidad consideradas en este sistema fueron el color y la forma.

Con el color externo del fruto representado en el modelo HSI, se determina el grado de madurez de las carambolas usando clasificadores como el análisis de discriminación lineal y una red neuronal multicapa. Los grados de madurez definidos son: sin madurar, poco madura, madura y muy madura. Durante la etapa de prueba, el promedio de una correcta clasificación con el análisis discriminante lineal fue de 95.3% y con el perceptrón multicapa fue de 90.5%.

Para determinar la característica de forma, se utilizó la transformada de Fourier para clasificar las carambolas en tres categorías de formas: bien formados, ligeramente deformado y seriamente deformado.



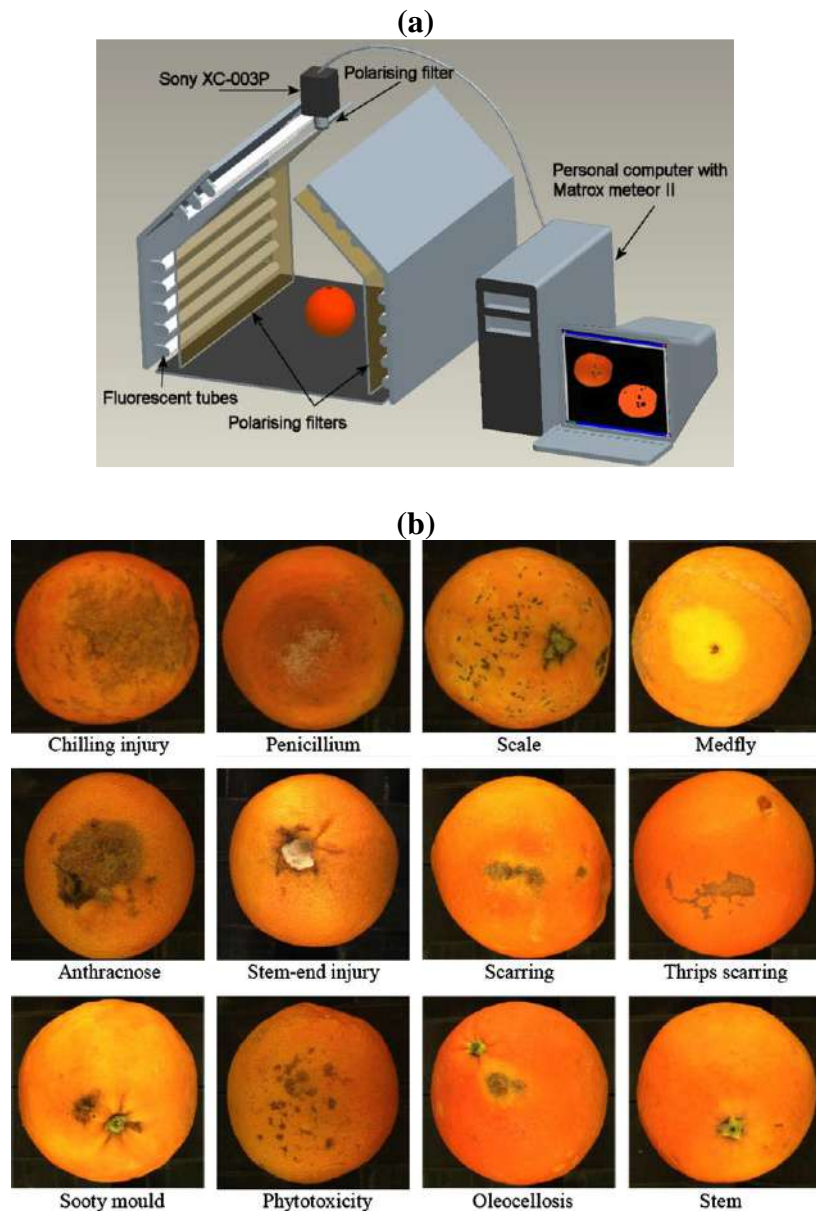
**Figura 9.** Imágenes ejemplo de las cuatro diferentes clases de maduración: (a) sin madurar, (b) poco madura, (c) madura y (d) demasiado madura. Fuente: Abdullah et al., 2006.



**Figura 10.** Un gráfico canónico que muestra la separación discriminante de las clases de carambolas. El gráfico se produjo usando 12 tonalidades principales y promedio de 20 muestras para cada clase.

Fuente: Abdullah et al., 2006.

En (Blasco et al., 2007) se presenta un algoritmo de segmentación por crecimiento de regiones para detectar los defectos más comunes de la cáscara de los frutos, con este algoritmo se resalta el contraste entre las diferentes áreas de la imagen más que el valor individual de los píxeles y así disminuye el efecto de la variabilidad del color de las frutas. El algoritmo fue probado en imágenes de diferentes variedades de naranjas y mandarinas que presentan defectos, resultando detectar correctamente el 95% de los defectos.



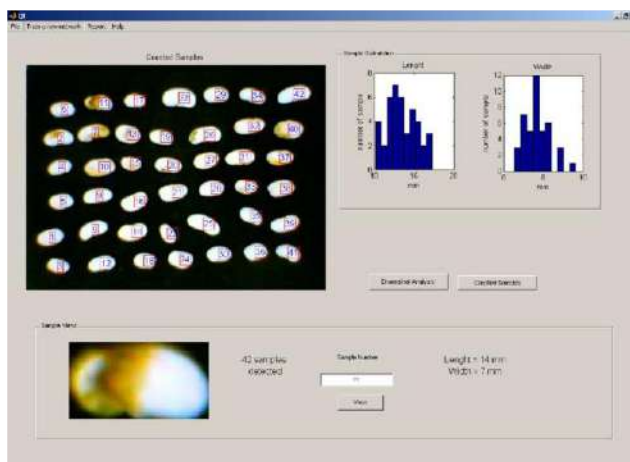
**Figura 11.** (a) Esquema del sistema de adquisición de imágenes.

(b) Detección de defectos superficiales en frutos cítricos.

Fuente: Blasco et al., 2007.

En (Kılıç et al., 2007) se desarrolló un sistema para la inspección de la calidad de los granos, en función de su tamaño y color. En la determinación de tamaños, los resultados del sistema fueron comparados con las medidas obtenidas por un calibrador obteniéndose correlaciones altas ( $r = 0.984$  y  $r = 0.971$  para la longitud y anchura, respectivamente). Para la detección del color de los granos se utilizó una red neuronal artificial (ANN) con cinco clases determinadas por los inspectores expertos. Finalmente se clasificó correctamente el 99.3% de los granos blancos, 93.3% de los granos dañados amarillo-verde, el 69.1% de los granos dañados negros, 74.5% de los granos un poco dañados y 93.8% de los granos altamente dañados. La tasa global de clasificación correcta obtenida fue de 90.6%.

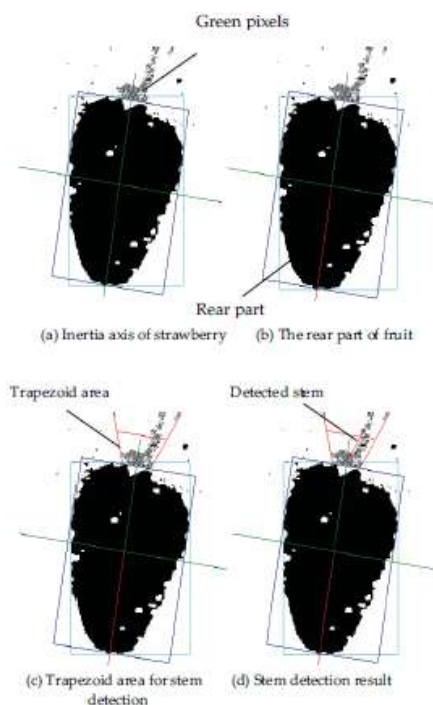




**Figura 12.** Vista de la interfaz del programa desarrollado en Matlab.  
Fuente: Kılıç et al., 2007.

Otro ejemplo se encuentra en (Feng et al., 2008) donde se describe un robot de recolección y clasificación de fresas. Las fresas son recogidas selectivamente en función de su grado de madurez y forma, que es determinada por un método basado en la ecualización de histogramas.

Los resultados experimentales muestran que este método puede alcanzar 93% de certeza en la detección de vástago de fresa y más del 90% de certeza en la determinación de la madurez y forma de la fresa.

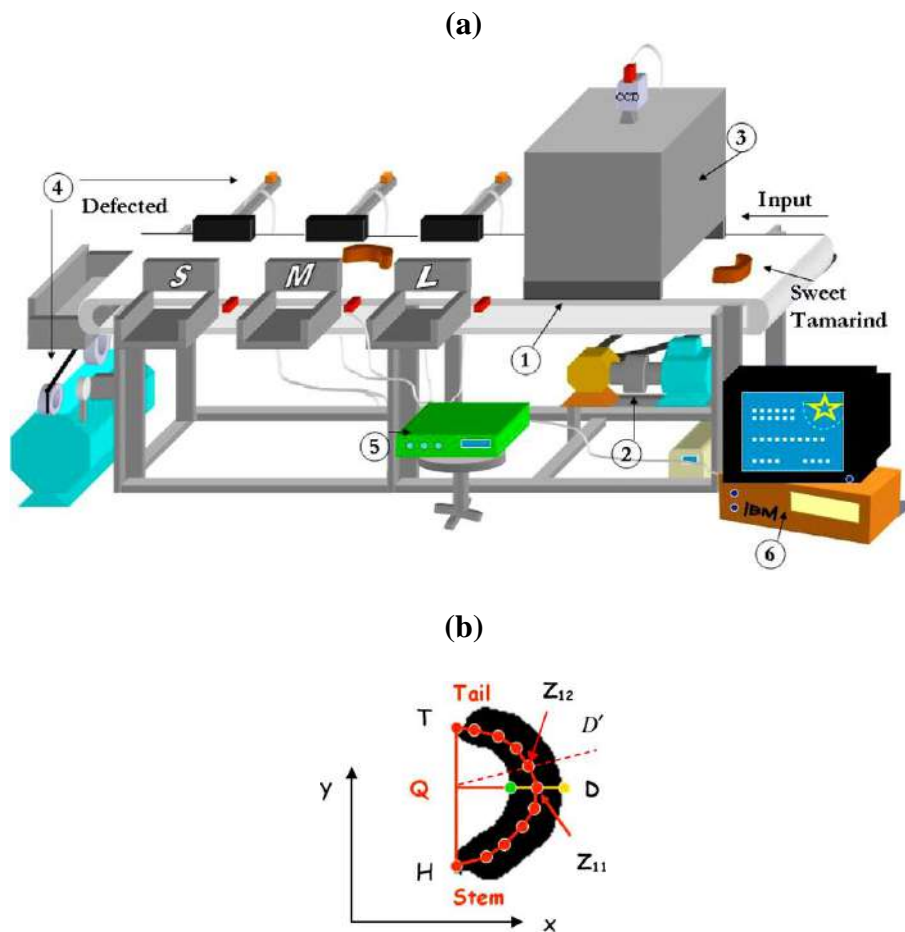


**Figura 13.** Procedimiento y resultado de la detección del vástago de fresa.  
Fuente: Feng et al., 2008.

En (Jarimopas y Jaisin, 2008) se muestra un sistema de clasificación experimental para vainas de tamarindo dulce basado en técnicas de procesamiento de imágenes y utilizando parámetros de clasificación como la forma, tamaño, y defectos superficiales. Las variables que definen la forma y tamaño de las vainas de tamarindo dulce fueron el índice de forma y longitud de la vaina.

Se utilizó vainas de dos cultivares de tamarindo dulce: Sitong y Srichompoo. Y se encontró que el promedio de los índices de forma de las vainas rectas fue de 51.1%, de las vainas ligeramente curvadas fue de 61.6%, y de las vainas curvas fue de 75.8%.

El sistema de clasificación para vainas de tamarindo Sitong, presentó un resultado del 89.8% de certeza, y para vainas Srichompoo presentó un resultado del 94.3% de certeza.



**Figura 14.** (a) Sistema de visión artificial experimental para la clasificación de las vainas de tamarindo dulce (1 es transportadora, 2 es la unidad de potencia, 3 es fuente de luz y una cámara CCD, 4 es separador neumático y el tanque de aire comprimido, 5 es la unidad de control, y 6 es microordenador).

(b) Imagen binaria para determinar la longitud de las vainas de tamarindo dulce.

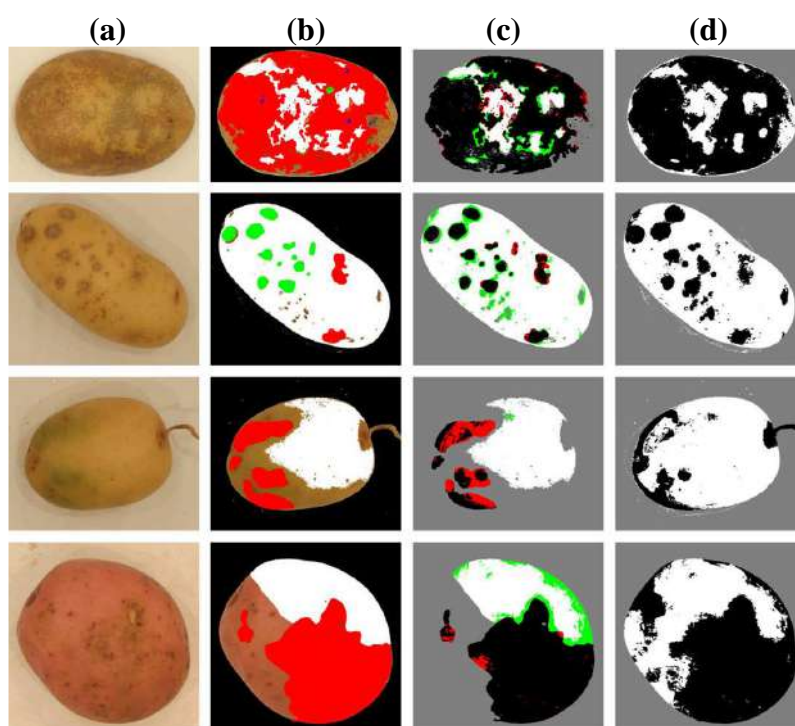
Fuente: Jarimopas y Jaisin, 2008.

Otro ejemplo se encuentra en (Barnes et al., 2010) donde se presenta una técnica para detectar defectos en las papas utilizando las características seleccionadas de un conjunto de información extraída de las imágenes capturadas de las papas, esta selección se lleva a cabo con un algoritmo adaptativo (AdaBoost). Esta técnica se utilizó en dos variedades de papa (roja y blanca), logrando el 89.5% y 89.6% de certeza, respectivamente.



**Figura 15.** La configuración de la cámara para capturar imágenes a una distancia constante.

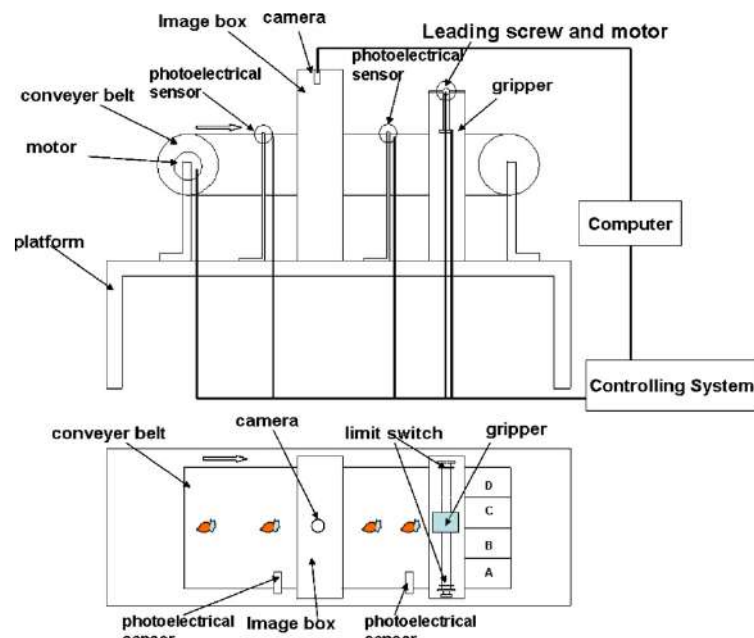
Fuente: Barnes et al., 2010.



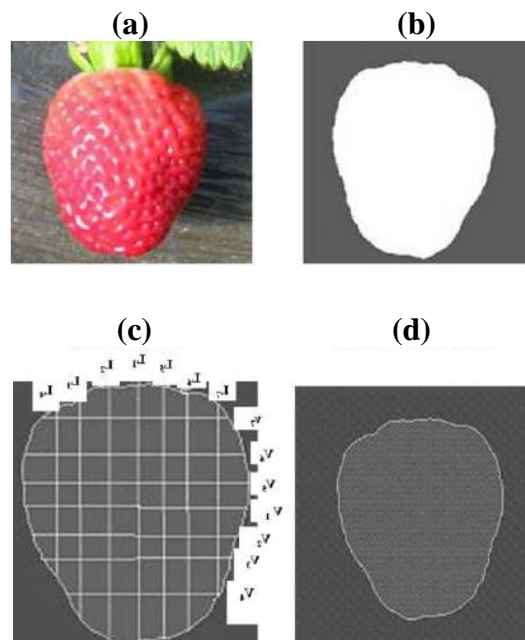
**Figura 16.** Detección de defectos. (a) Imagen original, (b) imagen segmentada, (c) imagen de error, muestra resultados falsos positivos en rojo y falsos negativos en verde, (d) imagen final presenta defectos en negro y superficie buena en blanco.

Fuente: Barnes et al., 2010.

En (Liming y Yanchao, 2010) se presenta un sistema de clasificación automatizada de fresa que puede utilizar uno, dos o tres características (forma, tamaño y color) para calificar la fresa. Los resultados muestran que el error del tamaño no es más de 5%, la certeza de color es 88.8%, y la certeza de forma es mayor al 90%.

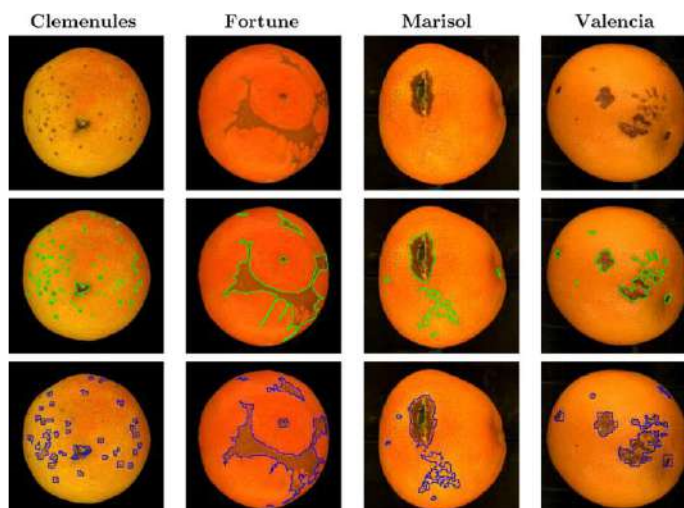


**Figura 17.** La estructura del sistema de clasificación automatizada de fresa.  
Fuente: Liming y Yanchao, 2010.



**Figura 18.** Extracción de característica de forma de fresas. (a) Imagen original, (b) imagen segmentada, (c) detección de bordes, y (d) extracción de características por método de línea.  
Fuente: Liming y Yanchao, 2010.

En (López-García et al., 2010) se muestra un sistema basado en un análisis multivariante y un análisis de componentes principales. El trabajo experimental se realizó en 120 muestras de naranjas y mandarinas de cuatro cultivares diferentes. El resultado para la detección de defectos individuales fue 91.5% en precisión.

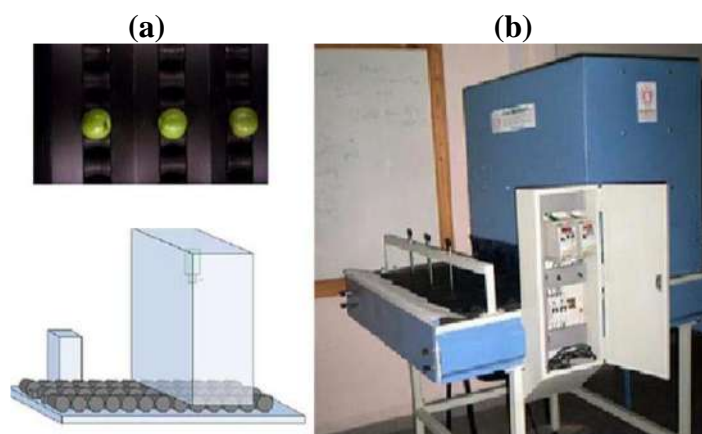


**Figura 19.** Muestras originales (primera fila), defectos marcados en verde (segunda fila) y áreas defectuosas detectadas utilizando el enfoque de Análisis multivariante en azul oscuro (tercera y última fila).

Fuente: López-García et al., 2010.

En (Palacio et al., 2011) se presenta un método de clasificación bayesiana de granos de café con tres grados diferentes de maduración, se seleccionó como característica, los valores RGB y HIV y este modelo se comparó con otros clasificadores ya conocidos.

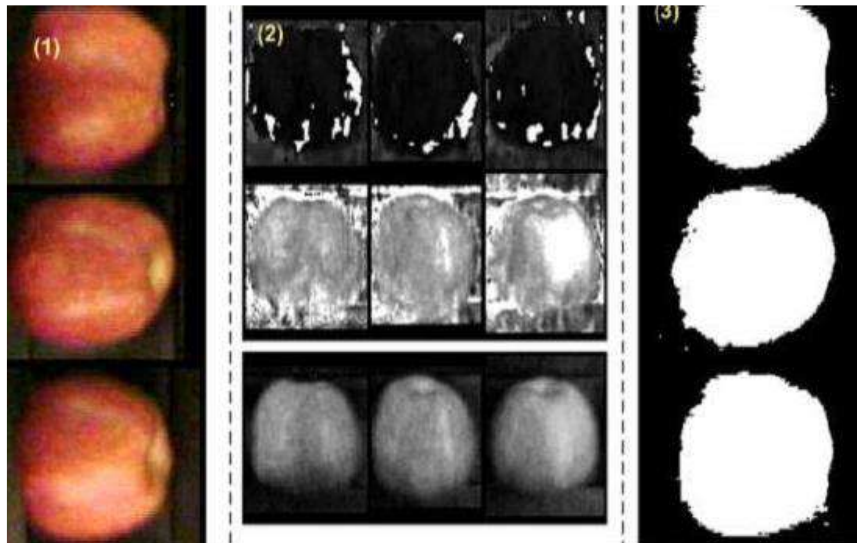
Y en (D amato et al., 2011) se desarrolló un sistema mecánico-digital para la captura y clasificación de manzanas por color. Con base en las imágenes capturadas desde la línea de transporte, el sistema generó una salida que indica la calidad, que se utilizó para distribuir la fruta en diferentes paquetes.



**Figura 20.** (a) Captura dentro de la caja de ambiente controlado mostrando tres líneas.

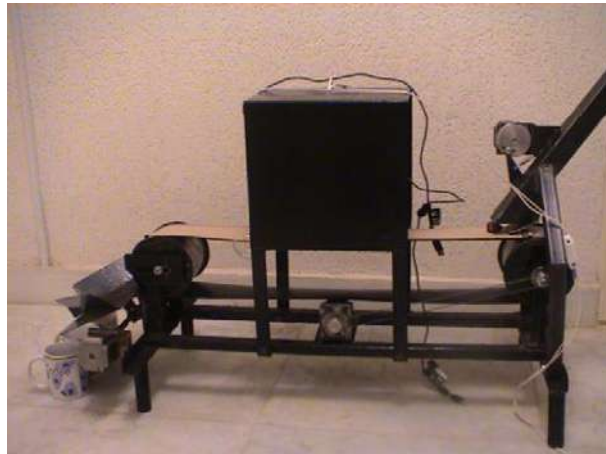
(b) Esquema del prototipo montado.

Fuente: D amato et al., 2011.



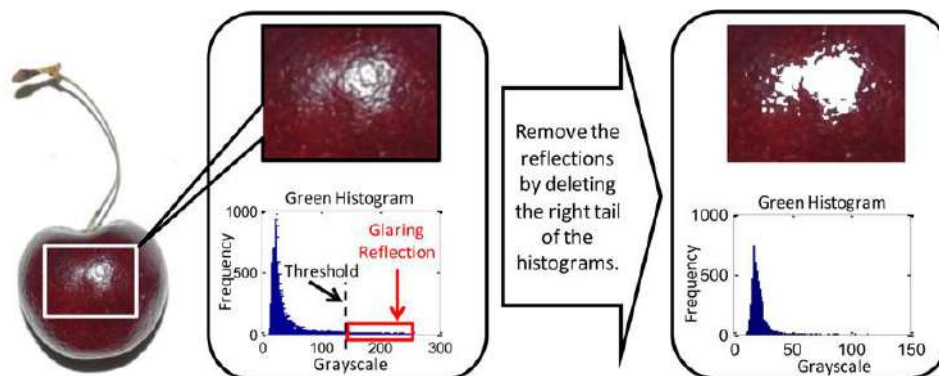
**Figura 21.** (1) Captura de la imagen en tres instantes de tiempo, (2) separación en canales HSL, y (3) umbralado en base al canal L.  
Fuente: D amato et al., 2011.

En (Al Ohali, 2011) se presenta un sistema prototipo para la clasificación y separación de dátiles en tres categorías de calidad (grado 1, 2 y 3) definidos por los expertos, basándose en características externas de calidad extraídas de imágenes de los dátiles. Los resultados de las pruebas muestran que el sistema puede clasificar correctamente 80% de los dátiles utilizando una red neuronal con propagación hacia atrás.



**Figura 22.** Prototipo de clasificador de dátiles.  
Fuente: Al Ohali, 2011.

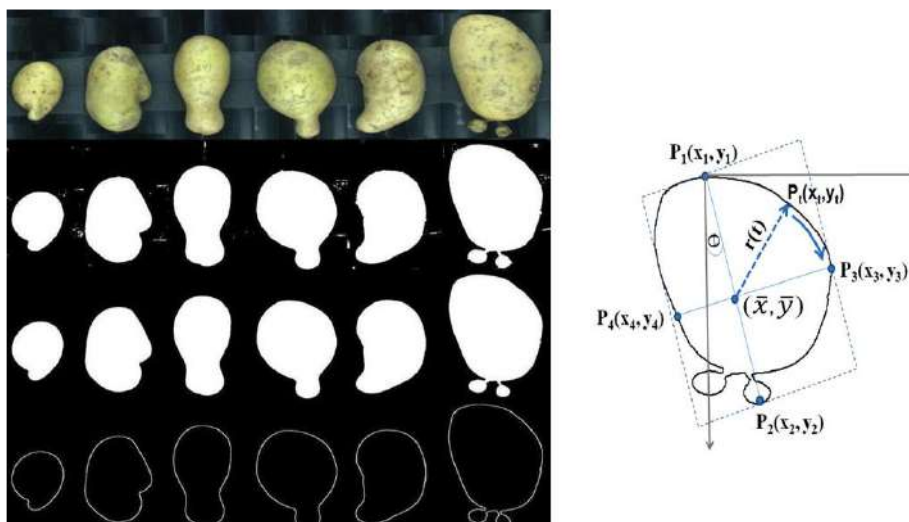
En (Wang et al., 2012) se desarrolló un sistema de clasificación del color de la cereza dulce en ambientes al aire libre, basándose en el procesamiento de imágenes digitales. Los resultados muestran una precisión mayor al 85% sobre la base de 660 muestras de tres pruebas de campo bajo condiciones de iluminación naturales al aire libre.



**Figura 23.** Una ilustración de la eliminación de píxeles de reflexión a partir de una zona seleccionada.

Fuente: Wang et al., 2012.

Finalmente en (ElMasry et al., 2012) se realizó un sistema de visión artificial para detectar papas irregulares en tiempo real. De las imágenes capturadas, se extrajo algunas características geométricas como perímetro, centro de gravedad, área, momento de inercia, longitud, anchura, etc. Con un análisis discriminante lineal, se determinó que con dos características geométricas (redondez y extensión) y cuatro descriptores de forma de Fourier, se puede realizar la clasificación en línea de papas regulares e irregulares con un porcentaje de certeza de 96.2%.



**Figura 24.** Extracción de características.

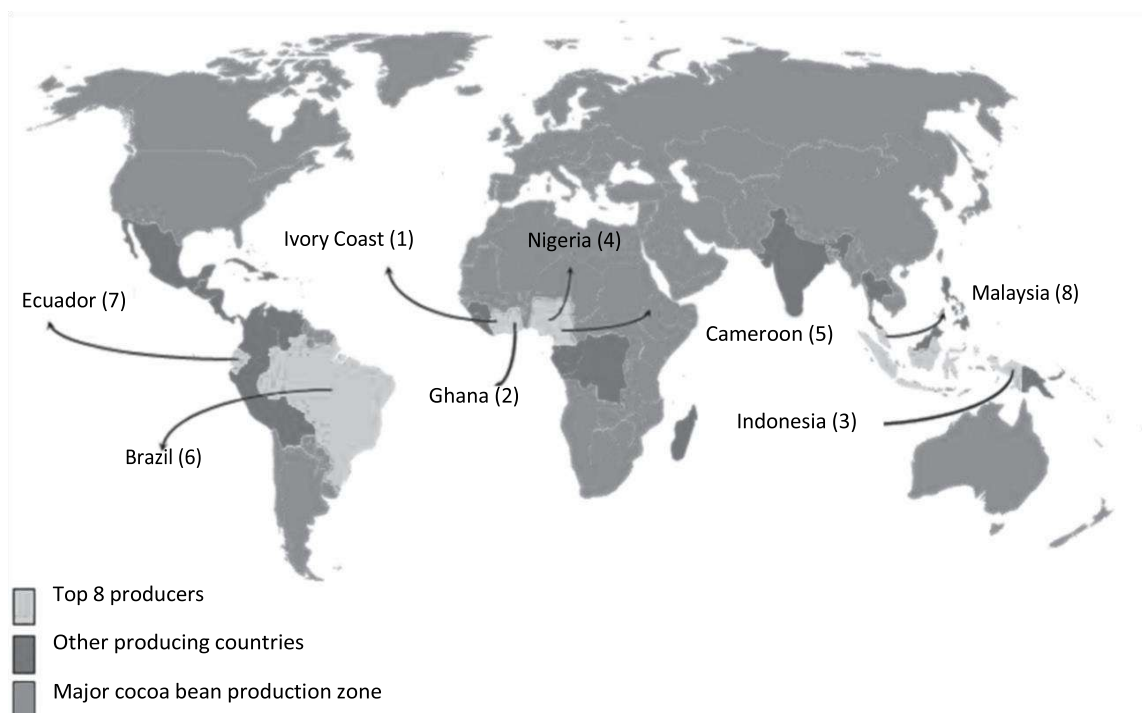
Fuente: ElMasry et al., 2012.

## 1.2 Producción de cacao

Durante las últimas décadas, el cacao ha ganado cada vez más influencia en el mercado mundial. En el 2010, *World Cocoa Foundation* estimó que el número de productores de cacao en todo el mundo era aproximadamente de 5 a 6 millones y el número de personas que dependían del cacao como medio de vida, en todo el mundo, era de 40 a 50 millones. También se estimó que el valor del cultivo anual de cacao en el mercado global era de US\$ 5.1 mil millones (Afoakwa, 2014).

El cacao se cultiva principalmente en África Occidental, América Central y del Sur, y el Sudeste de Asia. La región de África representa aproximadamente el 75% de las exportaciones mundiales netas de cacao, convirtiéndose en la mayor proveedora de cacao a los mercados mundiales, está seguida por Asia y Oceanía que representan el 16% y las Américas que representan el 6%.

Los ocho países que más producen cacao, aproximadamente el 95% de la producción mundial, en la actualidad son Costa de Marfil, Ghana, Indonesia, Nigeria, Camerún, Brasil, Ecuador y Malasia. Costa de Marfil es el mayor exportador mundial de cacao, representando el 37% de las exportaciones netas mundiales, seguido de Ghana con un 22% e Indonesia con un 15% (Afoakwa, 2014).



**Figura 25.** Esquema de los principales países productores de cacao en el mundo. Adaptado de la ICCO 2008. Informe Anual 2006/2007. Organización Internacional del Cacao, Londres, Reino.

Fuente: Afoakwa, 2014.



El resto de producción de cacao se encuentra principalmente en Bolivia, Colombia, Ecuador, Perú, República Dominicana, y Venezuela. En el año 2012, los cultivos de cacao en el Perú se establecen como el segundo cultivo permanente con mayor superficie agrícola de acuerdo al Censo Agropecuario (INEI, 2012), ocupando 144,200 hectáreas (Gómez et al., 2014). Los principales mercados de destino de cacao peruano son Suiza, Francia, Holanda, Venezuela, Reino Unido, Italia, Estados Unidos y Alemania.

La producción de cacao en la región de Piura por las condiciones favorables está concentrada en la provincia de Huancabamba en los distritos de Canchaque, San Miguel del Faique, Lalaquiz; en la provincia de Morropón, los distritos de San Juan de Bigote, Salitral, Yamango; y en la provincia de Piura, en los distritos de Tambogrande y Las Lomas.

El tipo de cacao que se produce en su mayoría es el cacao blanco o porcelana reconocido por sus características de sabor y aroma. García (2010) presenta fichas informativas de 73 cultivos de las principales zonas de producción de cacao en el Perú. El cacao blanco piurano, cuyo nombre varietal es porcelana, pertenece al grupo genético Forastero Alto Amazonas Raza Nativa-Piura (Mosco et al., 2012).



**Figura 26.** Fruto del cacao de Piura.

Fuente: Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control. Universidad de Piura. Perú.

### 1.2.1 Descripción de la planta

El árbol de cacao es una planta originaria de la Selva Amazónica (Bosque húmedo tropical Bh-t) en América del Sur, cuyo nombre científico es “*Theobroma cacao* L” que pertenece al género “*Theobroma*”. El nombre genérico “*Theobroma*” se deriva del griego y significa “alimento de los dioses” y “cacao” deriva del nahua “cacáhua” (Gutiérrez, 2011).

La planta de cacao es un árbol pequeño, de 4 a 8 metros de altura, aunque puede alcanzar hasta 10 metros de altura con la adecuada sombra. Su altura ideal es, más o menos, a 400 msnm. El terreno debe ser rico en nitrógeno y en potasio, y el clima húmedo, con una temperatura entre los 20 °C y los 30 °C (Ortiz, 2013; Afoakwa, 2014). Es un cultivo de tipo permanente con un periodo de vida aproximado de 40 años.

El fruto (mazorca) es ovoide o elipsoidal y alcanza hasta 15-30 cm de longitud y 8-10 cm de ancho, rodeada por una cascara de 10-15 mm de espesor. El fruto maduro contiene entre 30 a 50 granos unidos a una placenta central y cubiertos de un mucilago blanquecino dulce y ácido (Fowler, 2009; Afoakwa, 2010; Hebbar et al., 2011). Esta pulpa se compone de 80 a 90% de agua; 2.7% pentosas; 6-13% de azúcares fermentables; ácido cítrico de 0.5 a 1% y pequeñas cantidades de ácido aspártico, asparagina, ácido glutámico y con un pH de 3 a 3.5 (Ardhana y Fleet, 2003; Mikkelsen, 2010; Afoakwa et al., 2013).

La mazorca de cacao blanco Piurano, presenta la siguiente descripción morfológica (Mosco et al., 2012):

- Color al estado inmaduro: verde oscuro
- Forma básica: elíptico; oblongo
- Forma del ápice: atenuado; agudo
- Rugosidad: ligera
- Constricción basal: ligera; ausente
- Grosor de cáscara: variable
- Separación de un par de lomos: intermedia; ligera
- Profundidad de surcos: superficial; intermedia
- Forma en sección longitudinal: elíptica; ovada.
- Forma en sección transversal: aplanada; intermedia
- Color de cotiledones: morado y blanco; blanco



**Figura 27.** Árbol de cacao de Piura.

Fuente: Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control. Universidad de Piura. Perú.

### 1.2.1.1 Variedades de cacao

Los principales tipos de cacao son: Forastero, Criollo, Trinitario y Nacional (Gutiérrez, 2011; Afoakwa, 2014). Sin embargo, el grupo Forastero abarca una alta variabilidad genética, mientras que las formas Criollo son más estrechamente definidas.

- Forastero: Esta variedad Forastero significa "extranjero" y se refiere a cualquier árbol de cacao que no sea Criollo o un híbrido. Por lo general producen granos de color púrpura (Hebbar et al., 2011) y es nativo de la región amazónica, en gran parte se cultiva en África occidental y el sudeste asiático, y constituye el 95% de la producción mundial de cacao (DeLonga et al., 2009; Fowler, 2009; Afoakwa, 2010; Afoakwa et al., 2012). Las mazorcas cuando están maduras son duras, de color amarillo, tienen una forma redondeada y contienen 30 granos aproximadamente. Los granos de cacao Forastero se caracterizan por tener cotiledones de color marrón oscuro que son ligeramente amargos, pero que tienen un sabor amargo fuerte. Esta variedad generalmente tiene mejor rendimiento y es menos susceptible a enfermedades que la variedad Criollo (Afoakwa, 2010).
- Criollo: Esta variedad es originaria de Centroamérica, Colombia y Venezuela. Esta variedad tiene un bajo rendimiento y una alta susceptibilidad a enfermedades; por lo tanto, es menos cultivado (Afoakwa 2010; Hebbar et al 2011.). Es difícil encontrar esta variedad de cacao pero se encuentra en Venezuela, América Central, Madagascar, Sri Lanka y Samoa (Fowler 2009). Los granos son de color blanco a violeta, y tienen un sabor menos amargo y más aromático que el resto de variedades de cacao. La mazorca es de cáscara fina, suave y poco aromática, y cuando están maduros es larga de color amarillo o rojo, con surcos profundos y contienen de 20 a 30 granos aproximadamente. Esta variedad representa aproximadamente el 10% de la producción mundial. Actualmente no existe cacao criollo puro, sino lo que se llaman tipos acriollados debido a que han tenido varios cruces con otras especies (Gutiérrez, 2011).
- Trinitario: Esta variedad es un híbrido entre las variedades Criollo y Forastero, aunque su calidad es más próxima al del segundo. Trinitario como su nombre lo dice fue desarrollado en Trinidad, pero más tarde se extendió a Venezuela, Ecuador, Camerún, Samoa, Sri Lanka, Java y Papua Nueva Guinea. Esta variedad es de mejor calidad que el Criollo y de mayor rendimiento y menos sensibles a las enfermedades que Forastero (Afoakwa 2010).
- Nacional: Esta variedad se cree originaria en la zona amazónica de Ecuador y tiene un aroma distintivo (Fowler 2009; Afoakwa 2010; Hebbar et al 2011). Contribuye con cerca 5% de la producción mundial de cacao. Actualmente, las variedades de cacao Nacional puros son raros.

**Tabla 1.** Características de las diferentes variedades de cacao.

Características		Criollo	Forastero	Trinitario
Mazorca	Textura	Suave	Dura, Suave	Mayormente dura
	Color	Rojo	Verde	Variable
Granos	Promedio de granos	20 a 30	30 a más	30 a más
	Color de cotiledones	Blanco	Purpura	Variable; blanco
Agronómico	Vigor	Baja	Vigoroso	Intermedio
Calidad	Sensibilidad a plagas y enfermedades	Susceptible	Moderado	Intermedio
	Días de fermentación	1 a 3 días máximo	Normalmente 5 días	4 a 5 días
	Sabor	Chocolate débil	Buen chocolate	Buen chocolate
	Contenido de grasa	Baja	Alta	Media

Fuente: Afoakwa, 2014.

La clasificación comercial del cacao tiene dos categorías: cacao fino o de aroma producidos por los cacaos criollos y trinitarios, y cacao ordinario, producido por el cacao forastero. Los cacaos corrientes son utilizados para la producción de manteca de cacao y productos para los que se requiere gran cantidad de chocolate. Los cacaos finos dan características de sabor, aroma y color a los chocolates finos, coberturas, cacao en polvo. En la zona de Buenos Aires, predomina la variedad de cacao criollo, siendo el porcentaje de cacao de almendra “blanca” de 40%.

### 1.2.2 Beneficio o Tratamiento Post-Cosecha

La calidad final de la producción de cacao, en cuanto a sabor y aroma, es influenciada por diversos factores importantes como la variedad del cacao, condiciones de clima y suelo, y el tratamiento post-cosecha. Este último factor es el más importante para preservar y mejorar las características organolépticas del cacao, entre los pasos más influyentes esta la fermentación y el secado. Para saber cómo se realiza en realidad el tratamiento post-cosecha del cacao, además de visitar ASPROBO, se tomó como referencia los documentos “Manual de Procedimientos de Cosecha y Acopio de Cacao, en el distrito de Buenos Aires, Morropón” y “Procedimientos validados para las buenas prácticas de beneficio de cacao”. En ambos documentos se hace uso de Normas Técnicas Peruanas en cuanto a la producción de cacao.



**Figura 28.** Asociación ASPROBO.  
Fuente: Elaboración propia.

Se denomina beneficio al conjunto de técnicas relacionadas a la transformación biológica de los granos de cacao, después de ser cosechados, para obtener granos de buena calidad. En el proceso para producir la máxima calidad posible de cacao se debe tener cuidado en cada una de las fases del tratamiento de post-cosecha: selección de las mazorcas que se cosechan, apertura y desgrane de las mazorcas, fermentación y secado adecuados, y finalmente la clasificación de los granos.

### **1.2.2.1 Cosecha**

La recolección de frutos de cacao consiste en retirar cuidadosamente las mazorcas de los árboles teniendo en cuenta la madurez de las mazorcas que muchas veces se relaciona con el color externo de la mazorca. La naturaleza del cambio de color depende de la variedad del cacao (Afoakwa, 2010). Cuando no es visible el cambio en la pigmentación o se tiene duda en la maduración, se utilizan los dedos dando un golpe a la mazorca si se produce un sonido hueco, es señal de que el fruto está maduro (Paredes, 2003; Amores et al., 2009; Rodríguez, 2011; Navia y Pazmiño, 2012).

La cantidad de azúcar en la pulpa de las mazorcas no maduras puede no ser idónea para que fermente adecuadamente, por eso sólo las mazorcas maduras (no dañadas y no infectadas con alguna plaga) se cosechan. La recolección se desarrolla utilizando herramientas adecuadas según la ubicación de la mazorca, por ejemplo si está ubicada en la parte baja de la planta, se usa un machete, y si está en la parte alta, se usa una desgarradora (Navia y Pazmiño, 2012; Afoakwa, 2014). Tampoco se debe cosechar frutos sobremaduros porque sus granos están pregerminados y al desprenderse la radícula, pueden ingresar insectos u hongos (Mosco et al., 2012).

En los documentos “Manual de Procedimientos de Cosecha y Acopio de Cacao, en el distrito de Buenos Aires-Morropón” y “Procedimientos validados para las buenas prácticas de beneficio de cacao”, se menciona que la frecuencia de cosecha varía según la época de producción. En la zona de Buenos Aires, la época de mayor producción es durante los

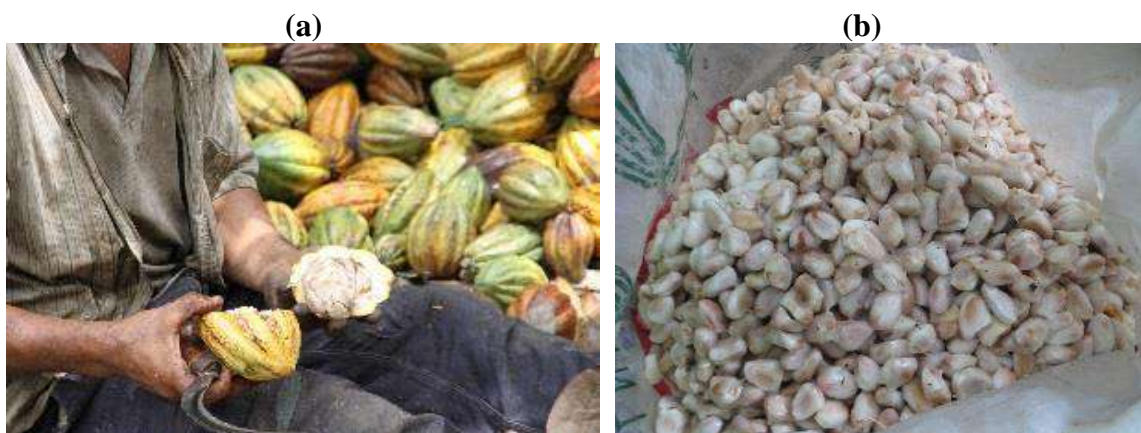
meses de Enero a Julio, en esta época los productores realizan la cosecha con una frecuencia de 7 y 10 días. La época de menor producción es durante los meses de Agosto a Noviembre, en esta época los productores realizan la cosecha con una frecuencia de 15 días.



**Figura 29.** Proceso de cosecha de frutos de cacao en Buenos Aires-Morropón, Piura.  
Fuente: Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control. Universidad de Piura. Perú.

### 1.2.2.2 Apertura

La apertura de las mazorcas es el procedimiento que consiste en abrir la mazorca madura para extraer los granos usando un mazo o un machete, después los granos se sacan cuidadosamente con los dedos o ayudándose con paletillas de madera o bambú. Al cortar las mazorcas se debe tener cuidado de no dañar las mazorcas pues esto ocasionaría el ataque de hongos y de insectos (Paredes, 2003; Amores et al., 2009; Navia y Pazmiño, 2012; Afoakwa, 2014).



**Figura 30.** (a) Proceso de apertura de frutos de cacao en Buenos Aires-Morropón, Piura.  
(b) Granos de cacao con mucilago o “baba”.

Fuente: Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control. Universidad de Piura. Perú.

Los granos extraídos se transportan en recipientes de madera o plásticos, pero no se deben poner en contacto con metales y el tiempo transcurrido entre el desgrane y la puesta en fermentación debe ser máximo de un día.

Las mazorcas que han sido abiertas y cuyos granos se han puesto a fermentar el mismo día de la cosecha no tuvieron tiempo de aguante, muchos agricultores almacenan sus mazorcas cosechadas sin abrir durante 5 a 10 días. En algunos casos esto es para que un pequeño productor tenga el tiempo adecuado para acumular las mazorcas suficientes para la fermentación o para ayudar al desarrollo de procesos bioquímicos en los granos de cacao que ayudan a mejorar su calidad.

En (Portillo et al., 2007) se analizó el comportamiento de algunos compuestos químicos (pH, acidez, taninos, azúcares reductores y totales) en función de la fermentación, tomando en cuenta el tipo de fermentador, frecuencia de remoción, aguante de la mazorca y el tiempo de fermentación. Se demostró que la concentración de acidez se ve muy influenciada por el tiempo de aguante de la mazorca, un mayor tiempo de aguante significó un incremento del pH en el cotiledón y la pulpa, y un descenso de la acidez y azúcares.

Los grados Brix representan el contenido de azúcar en los frutos. Según “Manual de Procedimientos de Cosecha y Acopio de Cacao, en el distrito de Buenos Aires-Morropón”, el cacao de la zona de Buenos Aires presenta los siguientes resultados:

- Un fruto de cacao maduro de la variedad criolla que se quiebra el mismo día de la cosecha, contiene un promedio de 24.6% de grado Brix.
- Un fruto de cacao maduro que se quiebra el tercer día de la cosecha, contiene un promedio de 19.8% de grado Brix.
- Un fruto de cacao maduro que se quiebra el quinto día de la cosecha, contiene un promedio de 19.6% de grado Brix.

### ***1.2.2.3 Fermentación***

La fermentación es un proceso básico que consiste en una transformación bioquímica que tiene gran influencia en la calidad de los granos y consta de dos fases: anaeróbica y aeróbica. En esta transformación se da la degradación de la mayor parte de la pulpa o baba (mucílago azucarado) que rodea los granos de cacao y principalmente, la muerte del embrión, la transformación de los cotiledones y la formación de las sustancias precursoras del sabor y aroma a chocolate. Los granos sin fermentar son amargos y astringentes, ausentes de sabor y aroma, y solo se pueden utilizar para la producción de manteca (Paredes, 2003; Amores et al., 2009; Ortiz, 2013; Afoakwa, 2014).

Muchas diferentes técnicas de fermentación han sido desarrolladas variando según el volumen de producción o tipo de cacao, las más comunes son: ruma o monte de fermentado, caja de fermentación, caja de fermentación tipo escalera, cesta de fermentación y bandeja de fermentación; pero los mejores resultados se obtiene con la cajas de fermentación de madera.



**Figura 31.** Caja de fermentación de madera.  
Fuente: Elaboración propia.

La fermentación suele durar entre 3 a 8 días dependiendo de las condiciones ambientales, método de fermentación, cantidad a fermentar y el tipo de cacao a fermentar. El tiempo de fermentación de los granos de cacao está relacionado con la cantidad de pulpa y la concentración de polifenoles según su genotipo. El tiempo de fermentación es mayor si la intensidad del color violeta de los cotiledones es mayor, esta intensidad depende de la concentración de antocianina. Aproximadamente el grano criollo fermenta de 3 a 4 días, el trinitario fermenta entre 5 a 6 días y el Forastero, de 5 a 8 días. Durante este proceso el grano de cacao es removido de un contenedor a otro para que ingrese oxígeno y favorecer la fermentación aeróbica (Amores et al., 2009).



**Figura 32.** Remoción en caja de fermentación de madera.  
Fuente: Elaboración propia.



Durante la fermentación, la temperatura del conjunto de granos puede alcanzar los 50° C, mientras más cerca se encuentre a esa temperatura, mejor resulta la calidad del cacao seco. Al término de la fermentación, desaparece el embrión, los granos se hinchan considerablemente, la temperatura se reduce hasta llegar a la temperatura ambiental y la humedad disminuye. El grado de fermentación se puede determinar a través del corte de algunos granos. Mientras que los granos fermentados tienen una coloración café-violácea, los no fermentados son violetas y color pizarra por dentro.

La asociación ASPROBO usa cajas de fermentación de madera de aproximadamente 1m<sup>3</sup> (1m × 1m × 1m) con un grosor de 3 a 4 cm y elaboradas a base de madera tipo tornillo, siempre tienen agujeros para facilitar el drenaje y la ventilación. Este tipo de fermentador es el más usado debido a la facilidad de su construcción y los buenos resultados que se obtienen al final de la fermentación además porque permite mantener la temperatura de la masa evitando que por las noches tenga caídas significativas de temperatura. También se notó que para evitar pérdidas de temperatura se tapan los granos con hojas de plátano y sobre estas se colocan sacos negros de yute de esta manera la transferencia de calor de los granos fermentados al ambiente es menor.

Las desventajas de usar este tipo de fermentadores, es la dificultad para remover la masa de un cajón a otro y la presencia de microflora que causa olores desagradables en los granos del cacao.

En ASPROBO, el proceso de fermentación en cajas de madera dura de 6 a 8 días y durante este tiempo se realizan remociones de un cajón a otro con ayuda de baldes, la primera después de 48 horas que se colocaron los granos a fermentar y cada 24 horas pasada la primera remoción.

Durante los primeros dos días, los granos no se deben mover dentro del cajón. Este proceso se denomina fermentación anaeróbica por producirse en ausencia de oxígeno. Al tercer día se debe mover la masa de granos de cacao para el ingreso de oxígeno, a este proceso se le llama fermentación aeróbica.

La fermentación se realiza en una sala completamente cerrada, cuyas paredes son de material noble (ladrillo) y el techo es de calamina, aparte de ser material noble las paredes están cubiertas con capas de material aislante (tecnopor). Esto disminuye la transferencia de calor de la sala de fermentación hacia el ambiente exterior, y en consecuencia, la sala se mantiene a una temperatura mayor a la temperatura ambiente.



**Figura 33.** Sala de fermentación de ASPROBO.

Fuente: Elaboración propia.

#### 1.2.2.4 Secado

Después de la fermentación, el contenido de humedad de los granos debe reducirse de 55-60% a 7-8%, que se considera un contenido de humedad adecuado para el almacenamiento seguro de cacao evitando el crecimiento de hongos y el ataque de insectos.

En el secado se continúa algunos de los cambios químicos iniciados en la fermentación que ayuda a reducir el amargor y la astringencia y también el desarrollo del color marrón característico del grano de cacao (Paredes, 2003; Rodríguez, 2011; Navia y Pazmiño, 2012; Afoakwa, 2014).

El secado puede ser natural colocando los granos de cacao sobre superficies de madera o cemento bajo el sol, de tal manera que forman una capa lo más delgada posible. Es recomendable un secado lento con el fin de favorecer los cambios químicos como lo son las reacciones de oxidación, se remueve cada cierto tiempo para distribuir uniformemente el calor y así conservar la calidad del grano. Los granos deben removerse con rastrillos de madera en camellones. Este tipo de secado tarda aproximadamente una semana bajando la humedad a un 7%. Sin embargo, cuando la condición no es propicio, se emplea el secado artificial. Este secado es utilizado en lugares en donde el clima es húmedo y menos soleado (Afoakwa, 2014; Gómez et al., 2014). Un ejemplo de este tipo de secado es el que utiliza secadores eléctricos o a gas propano, que secan a una temperatura máxima de 45 °C.

Si los granos de cacao se exponen a temperaturas muy altas y a un proceso de secado más rápido, estos resultan con un sabor ácido y amargo. Si en el proceso de secado de granos se utiliza fuego a leña, el humo ocasionado puede originar un sabor ahumado a los granos.



**Figura 34.** Proceso de secado de granos de cacao en ASPROBO.

Fuente: Elaboración propia.

### 1.2.2.5 Selección

En general, la calidad puede ser considerada como una especificación o un conjunto de especificaciones que se deben cumplir dentro de las tolerancias o límites dados (Afoakwa, 2014). Actualmente existe una mayor demanda global de granos de cacao; pero a la vez, existe una mayor exigencia en su calidad que se define a través de características físicas (tamaño, peso, grosor de la cáscara), químicas y sensoriales vinculadas con el sabor y el aroma.

Los granos deben ser bien fermentados, pues de lo contrario los granos son ácidos, astringentes y sin aroma, deben estar libre de moho o sabores desagradables, tener tamaños uniformes, en promedio pesar 1 gramo, y estar libre de insectos o residuos. También deben tener un contenido de humedad entre 6 y 8%, un contenido libre de ácidos grasos, menor al 1%, el contenido de manteca de cacao de 50 a 58%, el contenido de la cáscara de menos de 11 a 12 %.

En los países productores la clasificación del cacao se fundamenta visualmente a través de una prueba de corte, en ocasiones complementada con una degustación. La prueba de corte revela la presencia de granos defectuosos en el lote y también indica el grado de fermentación de los granos, que tiene una gran influencia en el sabor y la calidad de los granos. Para realizar la prueba de corte se seleccionan aleatoriamente un determinado número de los granos del lote y se cortan transversalmente de manera cuidadosa. Se consideran granos defectuosos aquellos granos mohosos, pizarrosos, dañados por insectos, germinados, etc. Según la Organización Internacional de Normalización (ISO), un mínimo de 300 granos deben ser analizados por cada tonelada de cacao, y con un mínimo de 30% de los sacos de cacao se determina el grado (Afoakwa, 2014).



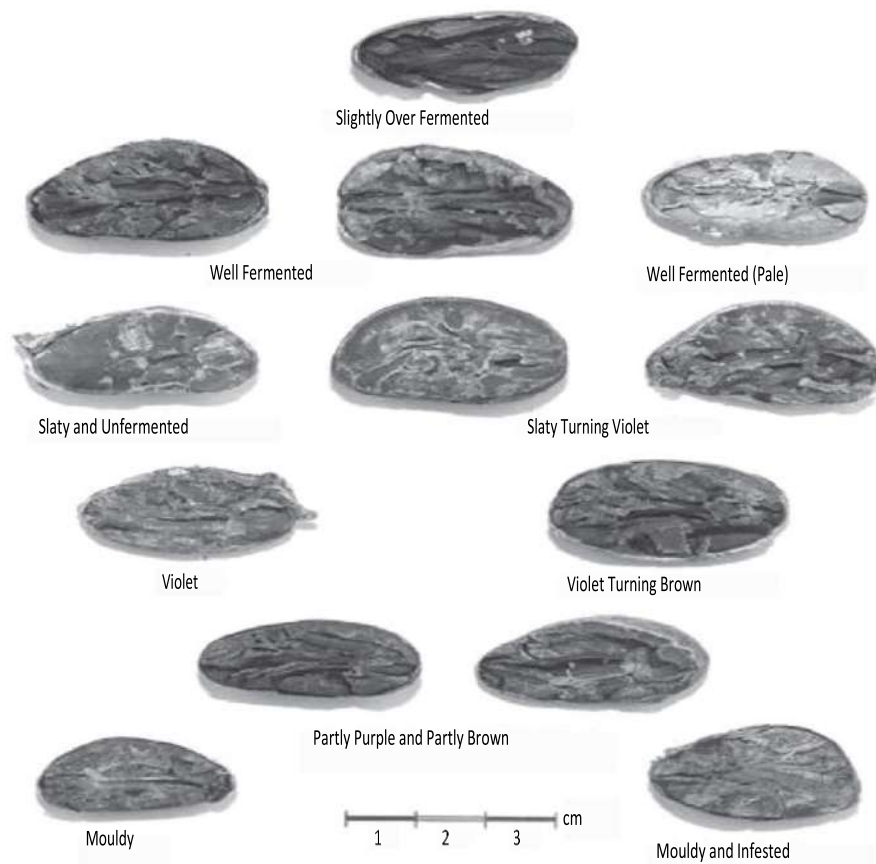
**Figura 35.** Prueba de corte de granos de cacao.  
Fuente: Elaboración propia.

A continuación en la tabla 2 se presentan las distintas características de los granos secos bien fermentados, y los secos mal fermentados.

**Tabla 2.** Características de los granos secos bien fermentados, y los mal fermentados.

Grano fermentado y seco	Grano seco sin fermentar o mal fermentada
Hinchado o grueso	Más bien aplanado
La cáscara se separa fácilmente	Por lo general es difícil separar la cáscara
Color marrón o chocolate	Color violáceo en su interior o blanquecino
Naturaleza quebradiza	Naturaleza compacta
Sabor medianamente amargo	Sabor astringente
Aroma agradable	Aroma desagradable

Fuente: Elaboración propia.



**Figura 36.** El examen visual de la calidad del grano de las pruebas de corte.

Fuente: Afoakwa, 2014

Para llevar a cabo la limpieza y clasificación de los granos se utiliza una zaranda con malla metálica de 1/4 pulg., con la finalidad de eliminar las impurezas y escoger los granos defectuosos (Doble, cortados, partidos, etc.).



**Figura 37.** Máquina de selección de granos de cacao según su tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 38.** Proceso de selección de granos de cacao según su tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.

El último paso es el transporte y almacenamiento. El almacenamiento debe ser el adecuado para evitar la re-humidificación de los granos, la aparición de moho y olores fuertes. El ambiente del almacenamiento debe ser bien ventilado, cerrado, no debe tener el piso húmedo, alejado de productos con olores fuertes como plaguicidas, desinfectantes y combustibles, y debe ser bien iluminado. El cacao bien fermentado y secado se puede guardar por un período de 5 a 6 meses (Amores et al., 2009; Gómez et al., 2014).



**Figura 39.** Almacenamiento de granos de cacao en sacos.  
Fuente: Elaboración propia.



## **Capítulo 2**

### **Visión Artificial**

#### **2.1 Introducción**

El desarrollo de los sistemas de visión por computador se ha visto enormemente impulsado por las necesidades de la industria en materia de automatización en procesos desempeñados normalmente por el ser humano como detección, reconocimiento y clasificación de objetos; realizándolos de un modo automático, más rápido y controlado. Una de las industrias más beneficiadas es la industria agroalimentaria.

#### **2.2 Definición**

La visión artificial es una parte de la inteligencia artificial, es un conjunto de teorías, técnicas y métodos que nos permiten simular el proceso de visión biológico de los humanos y la capacidad de extraer y analizar automáticamente información de las imágenes obtenidas. La visión artificial nos permite crear algoritmos y aplicaciones para interpretar el significado de una imagen, con esto podemos obtener información de un objeto espacial (3D) a partir de la adquisición y procesamiento de una o varias imágenes digitales (2D) de dicho objeto.

La interpretación de ciertos tipos de imágenes, como escenas naturales o rasgos faciales, es un proceso complejo para la máquina. Sin embargo, el análisis cuantitativo en las imágenes es relativamente sencillo para los sistemas de visión artificial.

Los procesos de la visión artificial puede agruparse en 3 niveles según su complicación e implementación (González y Woods, 2002):

- Procesos de bajo nivel: se refieren a operaciones primitivas como es la captura o adquisición de imágenes y el pre-procesamiento de imágenes para reducir el ruido, mejorar el contraste y nitidez de la imagen. Una característica importante de estos procesos es que sus entradas y salidas o resultados son imágenes.

- Procesos de nivel medio: se refieren a operaciones como la segmentación y la descripción de los objetos individuales presentes en una escena para reducirlos a una forma adecuada para su tratamiento informático, reconocimiento y clasificación de estos. Un rasgo importante de estos procesos es que sus entradas son generalmente imágenes, pero sus resultados son características extraídas de las imágenes como bordes, contornos o la identidad de los objetos presentes en las imágenes.
- Procesos de nivel superior: se refieren a operaciones que reconocen un conjunto de objetos en la imagen y realizan funciones cognitivas que normalmente se asocian con la visión, conocido como el proceso de interpretación.

Aunque estas etapas son aparentemente secuenciales, esto no es necesario, y pueden aparecer interacciones entre los diferentes niveles incluyendo la retroalimentación de los niveles altos a los inferiores.

## **2.3 Elementos de los sistemas de visión artificial**

### **2.3.1 Sistema de iluminación**

La iluminación es un elemento de vital importancia en el desarrollo de sistemas de visión artificial para la obtención de resultados óptimos. Eligiendo la iluminación adecuada se puede obtener una mayor exactitud en las medidas, un sistema confiable y un menor tiempo de operación.

Los principales objetivos respecto a la iluminación en los sistemas de visión artificial son: mantener constante la intensidad y dirección de la luz, y optimizar el contraste para diferenciar los objetos presentes del fondo.

En los sistemas de visión artificial para procesos industriales o de laboratorio siempre se diseña un módulo de iluminación adecuado que resalte las características del producto que se piensa analizar. Si se cuenta con un sistema de iluminación adecuado, no es necesario corregir fallas de iluminación por medio de algoritmos. Si se captura una imagen en un entorno con iluminación arbitraria sin tomar en cuenta la información que se desea extraer, es muy probable que dicha imagen tenga un bajo contraste, reflexiones especulares o sombras. Por lo cual, una imagen obtenida con un sistema de iluminación adecuado implica un menor tiempo de procesamiento de ésta pues nos permite independizar las condiciones del entorno y resaltar los rasgos de interés en ella.



### 2.3.1.1 Tipos de iluminación

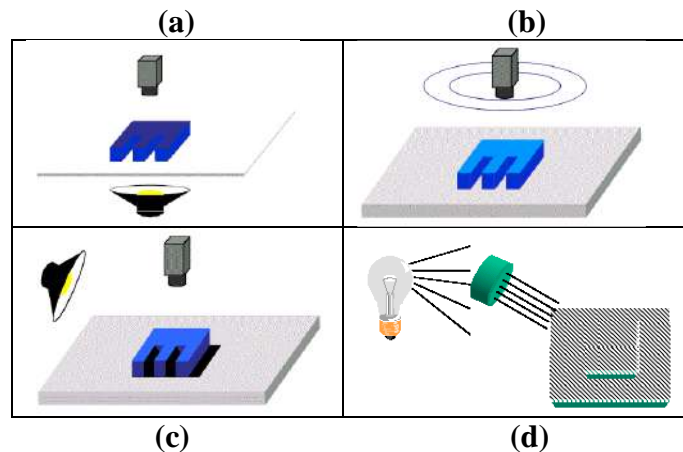
Se puede clasificar los distintos tipos de iluminación según su intensidad, dirección y fuente de origen.

a) Dependiendo de la intensidad de la luz:

Cuando se varía la intensidad de la luz obtenemos distintos efectos resultantes en la imagen capturada, por ejemplo una intensidad fuerte implica que aparezcan grandes contrastes entre las zonas iluminadas y las zonas sombreadas, y a la vez, debido a un rango dinámico limitado, se pierden los detalles en la imagen tanto en las zonas iluminadas como sombreadas. Un efecto opuesto resulta cuando la intensidad es suave, se aprecian mejor los detalles de la imagen tanto en las zonas iluminadas como sombreadas pero se pierden detalles en las texturas.

b) Dependiendo de la dirección de la iluminación:

- Posterior: También llamada retroiluminación, consiste en colocar el objeto entre la fuente de luz y la cámara. Es el tipo de iluminación más adecuado para el reconocimiento y medida de objetos por medio de la detección de bordes, debido a que las imágenes resultantes tienen un alto contraste entre los objetos y el fondo, aunque se pierden algunos detalles de la escena. Un problema común es cuando existen objetos ubicados uno encima de otro, y se debe tener en cuenta que una de sus mayores desventajas es la forma de implementarla dentro de un sistema industrial automático.
- Frontal: consiste en iluminar el objeto frontalmente, es decir la luz incide frontalmente de forma directa sobre el objeto. Permite visualizar las características externas de los objetos como son forma, color o superficies, que permitan una mejor segmentación y reconocimiento de patrones. Es el tipo de iluminación más usado pero en ocasiones no se obtiene un buen contraste entre el objeto y el fondo, debido a la aparición de sombras y reflejos.
- Direccional: consiste en proyectar una luz direccionada en algún sentido en el espacio para destacar determinadas características del objeto, la orientación del foco está hacia el objeto. Se genera sombras sobre el objeto, lo que aumenta el contraste entre partes tridimensionales y con ello obtener información tridimensional. Este tipo de iluminación se usa principalmente para la localización y reconocimiento de objetos, inspección de superficies, seguimiento de cordones de soldadura, etc.
- Estructurada: consiste en proyectar patrones modulados de iluminación sobre el objeto y adquirir información sobre la superficie del objeto utilizando la luz reflejada. Generalmente las fuentes de luz son láseres y los usos principales de este tipo de iluminación son en reconstrucciones 3D de objetos y reconocimiento de formas.



**Figura 40.** (a) Iluminación posterior, (b) frontal, (c) direccional y (d) estructurada.  
Fuente: Sobrado, 2003.

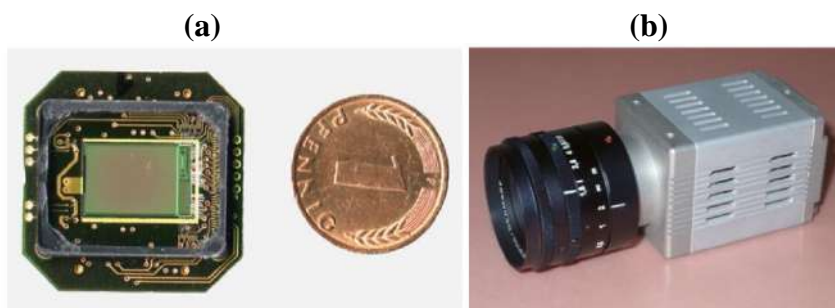
c) Dependiendo de la fuente de iluminación:

- Lámpara incandescente: fue la primera fuente de origen de luz por energía eléctrica y es la fuente más común de iluminación. Es un dispositivo que produce luz por medio del calentamiento por el efecto Joule de un filamento metálico hasta ponerlo al rojo blanco, gracias al paso de electricidad. Su principal ventaja es que existe una gran variedad de potencias y algunas desventajas son la generación de calor excesiva, tiempo de vida relativamente corto, y la reducción de la luminosidad con el tiempo.
- Fluorescente: proporciona una luz brillante sin sombras pero por su limitada variedad de formas, es limitada su aplicación en sistemas de visión artificial. Este tipo de iluminación es más eficaz que la iluminación por lámparas incandescentes y suministra una luz más difusa, por ello es recomendable utilizar en objetos muy reflectores. Generalmente no se utilizan fluorescentes estándar por su efecto de parpadeo, por eso se suele usar fluorescentes que funcionen a alta frecuencia.
- LED (diodo emisor de luz): es una fuente de estado sólido que emite luz cuando la electricidad es aplicada a un semiconductor. Este tipo de iluminación proporciona una luz difusa muy útil de intensidad moderada. Tiene una gran cantidad de ventajas con respecto a la iluminación tradicional, tales como una larga vida útil, bajo consumo de energía, baja generación de calor, tamaño pequeño, económico, respuesta rápida, robustez, y menor sensibilidad a las vibraciones.
- Fibra Óptica: proporciona una gran intensidad de luz uniforme, fría y con ausencia de sombras, y consiste en dirigir la luz procedente de una bombilla halógena, o de xenón, a través de un haz de fibras ópticas que termina en un tipo de adaptador según requiera la aplicación.
- Láser: es utilizado principalmente en la iluminación estructurada. Su principal desventaja es que no es eficiente en superficies que absorben luz. Este tipo de iluminación se utiliza generalmente analizando la distorsión de la luz emitida en aplicaciones como medida de profundidad, detección de irregularidades de superficies, o reconocimiento en 3D.

### 2.3.2 Cámaras y Tarjeta de captura

Una cámara digital es una cámara fotográfica que captura y almacena imágenes de manera digital, gracias a un dispositivo denominado sensor. Generalmente, las cámaras digitales utilizan dos tipos de sensores: sensor CCD (*Charge Couple Device*, en español “dispositivo de carga acoplada”) y sensor CMOS (*Complementary Metal Oxide Semiconductor*, en español “semiconductor complementario de óxido metálico”).

La calidad de la resolución de una cámara digital no depende únicamente del número y distribución de píxeles que me puede dar la cámara, sino también de otros factores como las características del sensor y características del lente.



**Figura 41.** Modernas cámaras de semiconductores: (a) Cámara completa con chip CMOS con salida digital y analógica (imagen cortesía de K. Meier, Kirchhoff-Instituto de Física, Universidad de Heidelberg). (b) Cámara digital de 12 bits de gama alta CCD, Pixelfly (imagen cortesía de PCO GmbH, Alemania).

Fuente: Jähne, 2002.

En esta tesis se ha utilizado una cámara web, es un tipo de cámara digital para uso en red que se conecta a una computadora mediante un puerto USB. Para su instalación solo se necesita conectar la cámara a la PC, pero en algunas ocasiones se necesita el driver de instalación. Este tipo de cámara permite capturar imágenes y videos pero generalmente no ofrece una buena resolución.

La tarjeta de captura es un dispositivo que interconexiona una cámara con un computador, digitaliza y guarda la imagen capturada por la cámara en la memoria de la computadora donde se le realizará el procesamiento adecuado. Las principales características de la tarjeta son precio, controlabilidad de parámetros, resolución, velocidad de transmisión y almacenaje. Son habitualmente llamados *frame grabber* sin embargo ya no son muy utilizados pues ahora las cámaras tienen conexión directa USB para conectarlo al computador.

### **2.3.3 Módulo de proceso y software**

El módulo de proceso puede ser una computadora o un sistema integrado, es el sistema que recibe, almacena las imágenes y las procesa a través de algoritmos adecuados para extraer la información necesaria y luego tomar decisiones según la aplicación del sistema de visión artificial. Los sistemas integrados son aquellos que incorporan el software y todo el hardware necesario en un mismo sistema, disponen de un procesador integrado con capacidad de tomar decisiones.

El software de procesamiento de imágenes es el conjunto de herramientas que analizan la imagen y extraen información de la misma según los algoritmos en los que estén basadas dichas herramientas. Su base es la interpretación y análisis de los píxeles.

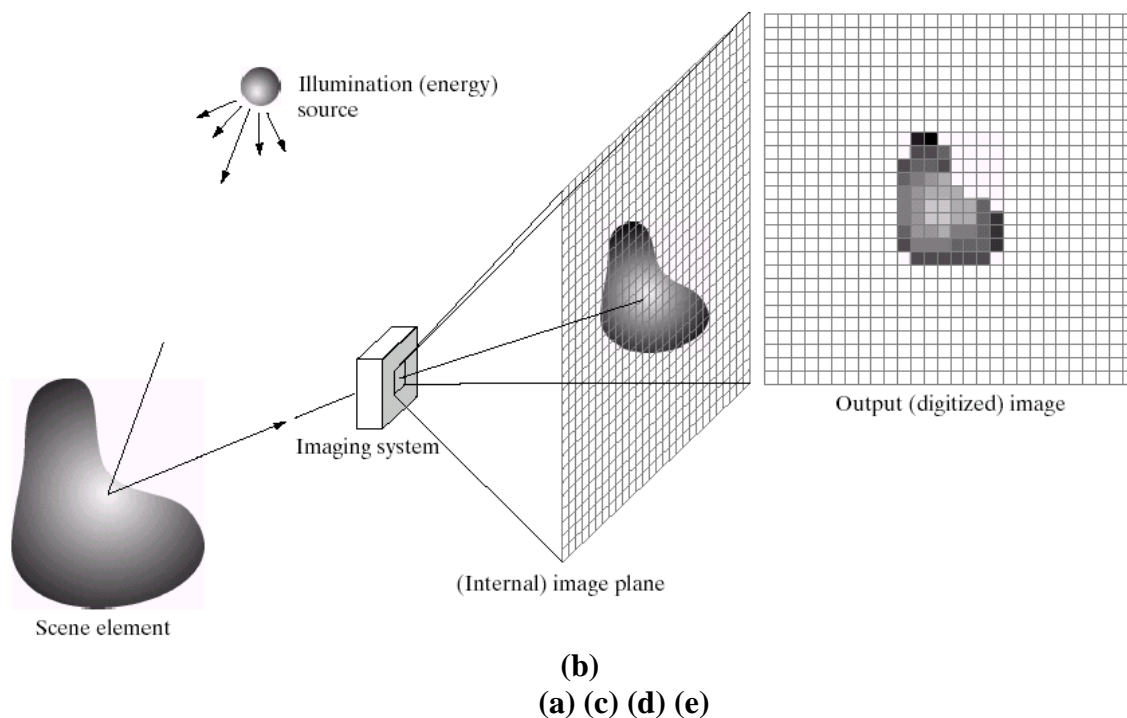
## **2.4 Etapas**

La secuencia de las etapas de la visión artificial varía según la aplicación del sistema de visión artificial, las condiciones ambientales y la información de interés que se quiere extraer, así como otros factores.

### **2.4.1 Adquisición**

La adquisición del objeto en formato digital es la primera etapa de un sistema de visión artificial y consiste principalmente en la digitalización de la imagen y para lograr esto deben existir dos elementos primordiales. El primero es un dispositivo físico que es sensible a la energía irradiada por el objeto (espectro de energía electromagnética) del que queremos capturar la imagen. Y el segundo elemento, llamado digitalizador, es un dispositivo para convertir la salida del dispositivo de detección física en forma digital (González y Woods, 2002).

El resultado de esta etapa es una imagen o conjunto de imágenes normalmente representadas matemáticamente por una matriz bidimensional de valores enteros. Es importante llevar a cabo esta etapa correctamente para después evitar un procesamiento más complicado, por ello es frecuente realizar varias pruebas de adquisición. Al realizar un análisis simple de las imágenes obtenidas, si se detectan fallos o posibles mejoras, se trata de corregir el sistema de adquisición y adquirir un nuevo conjunto de imágenes.



**Figura 42.** Un ejemplo del proceso de adquisición de la imagen digital.

- (a) Fuente de energía ("iluminación"). (b) Un elemento de una escena.  
 (c) Sistema de formación de imagen. (d) Proyección de la escena sobre plano de la imagen.  
 (e) Imagen digitalizada.

Fuente: González y Woods, 2002.

#### 2.4.1.1 Espectro electromagnético

El espectro electromagnético es una representación de la energía en función de la frecuencia. La energía viaja a la velocidad de la luz en forma de ondas y se puede detectar a través de su interacción con el medio ambiente.

En un extremo del espectro están las ondas de radio con longitudes de onda miles de millones de veces más grandes que las de la luz visible. En el otro extremo del espectro se encuentran los rayos gamma con longitudes de onda millones de veces más pequeñas que las de la luz visible. Las ondas electromagnéticas son ondas sinusoidales propagadas de longitud de onda  $\lambda$ , o pueden ser consideradas como una corriente de partículas sin masa que viajan en forma de onda a la velocidad de la luz (González y Woods, 2002).

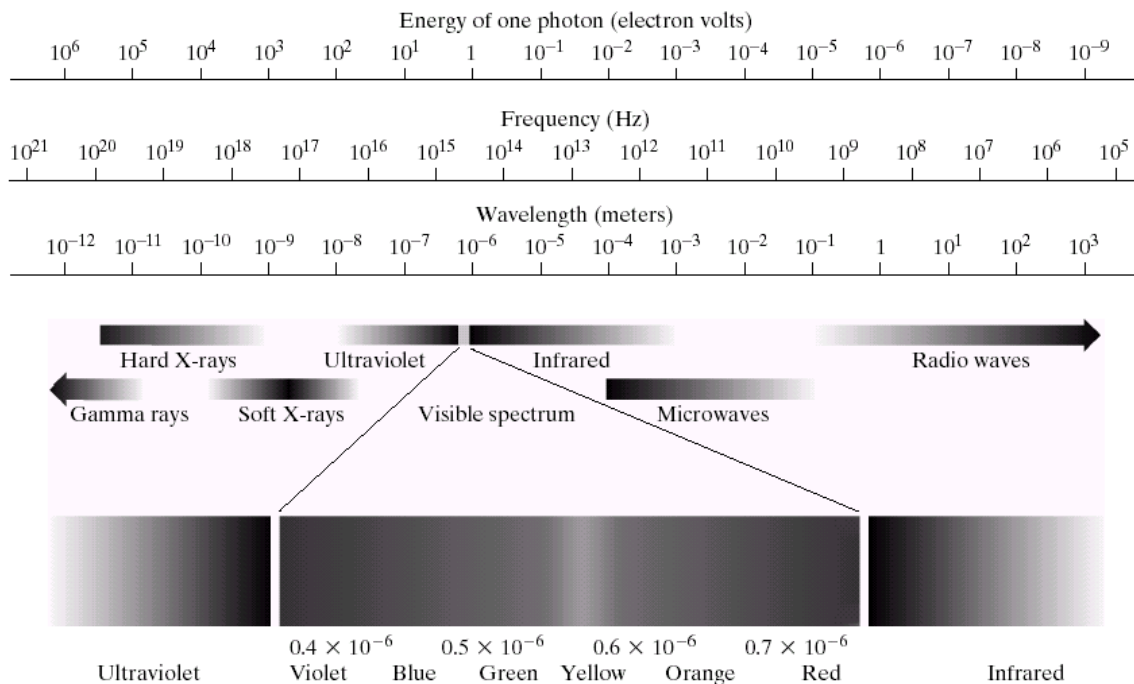
El espectro electromagnético se puede expresar en términos de longitud de onda, frecuencia y energía:

- La longitud de onda  $\lambda$  y la frecuencia  $\nu$  están relacionadas por la expresión  $\lambda = c/\nu$ , donde  $c$  es la velocidad de la luz ( $2.998 \times 10^8$  m/s).
- La energía de los diversos componentes del espectro electromagnético está dada por la expresión  $E = h\nu$ , donde  $h$  es la constante de Planck.

La gama de colores que percibimos en la luz visible representa una porción muy pequeña del espectro electromagnético, desde aproximadamente  $0.43 \mu\text{m}$  (violeta) hasta alrededor de  $0.79 \mu\text{m}$  (rojo). Para mayor comodidad, el espectro de color se divide en seis grandes regiones: violeta, azul, verde, amarillo, naranja y rojo. Cada región se adapta suavemente a la siguiente.

Una forma de describir la calidad de una fuente de luz cromática es utilizando tres cantidades básicas: radiancia, luminancia, y el brillo. Radiancia es la cantidad total de energía que fluye de la fuente de luz medida en vatios ( $W$ ), luminancia es la cantidad de energía que un observador percibe a partir de una fuente de luz medida en lúmenes ( $lm$ ), y el brillo es un descriptor subjetivo de percepción de la luz (González y Woods, 2002).

En la Figura 43 se muestra el espectro electromagnético (energía por fotón) que va desde los rayos gamma (más alta energía) en un extremo a ondas de radio (energía más baja) en el otro.



**Figura 43.** El espectro electromagnético. El espectro visible se muestra ampliado.

Fuente: González y Woods, 2002.

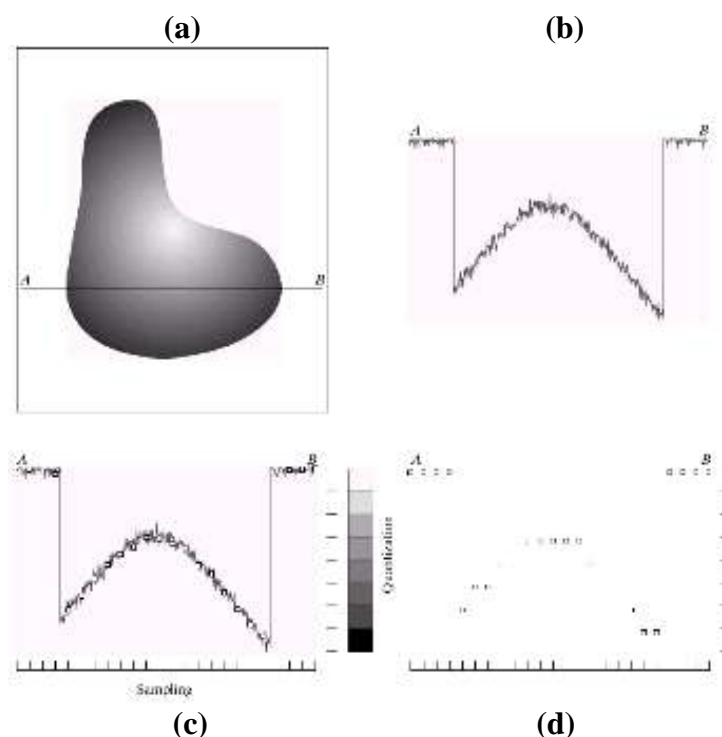
### 2.4.1.2 Muestreo y cuantificación

Las imágenes son generadas por la combinación de una fuente de "iluminación" y el reflejo de una absorción de energía a partir de esa fuente por los elementos de la "escena" que se va a examinar. La energía entrante se convierte en una tensión por la combinación de la energía eléctrica de entrada y el material del sensor, que es sensible al tipo particular de energía que se detecta (González y Woods, 2002).

Los sensores son dispositivos que modifican su señal eléctrica en función de la intensidad luminosa que perciben. Generalmente la respuesta de los sensores es una onda de tensión continua cuya amplitud corresponde al fenómeno físico que se está detectando. Para crear una imagen digital, se digitalizan los datos continuos detectados por los sensores. Se da la descomposición de la imagen real en una matriz discreta de puntos de un determinado tamaño.

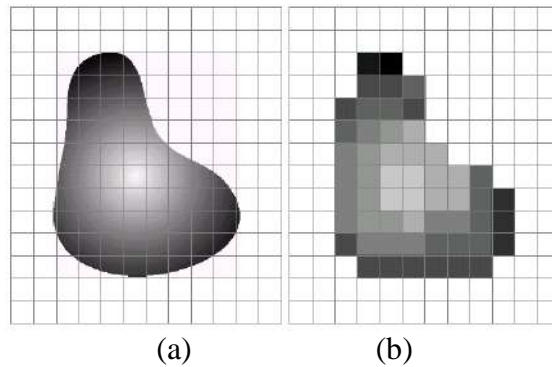
Para entender mejor el proceso de digitalización se debe conocer conceptos como muestreo y cuantificación. La digitalización de una imagen continua debe realizarse en sus coordenadas (ejes  $x, y$ ) y amplitud, el muestreo es la digitalización de los valores de las coordenadas y la cuantificación es la digitalización de los valores de amplitud.

El número de muestras y los niveles de intensidad en el muestreo y la cuantificación, determinan la calidad de una imagen digital.



**Figura 44.** Generación de una imagen digital. (a) Imagen continua. (b) Línea de escaneo de A a B en la imagen continua (nivel de intensidad), utilizada para ilustrar los conceptos de muestreo y cuantificación. (c) Muestreo y cuantificación. (d) Línea de escaneo digital.

Fuente: González y Woods, 2002.



**Figura 45.** (a) Imagen continua proyectada sobre un arreglo de sensores.  
 (b) El resultado del muestreo y cuantificación de imagen.  
 Fuente: González y Woods, 2002.

### 2.4.1.3 Representación de imágenes digitales

Sea  $f(s, t)$  que representa la imagen bidimensional (2D) como una función de dos variables continuas,  $s$  y  $t$ . El valor o amplitud de  $f$  en las coordenadas espaciales  $(x, y)$  es una magnitud escalar positiva cuyo significado físico es la intensidad o nivel de gris de la imagen. Convertimos esta función en una imagen digital mediante el muestreo y la cuantificación, resultando la función  $f(x, y)$ , que contiene  $M$  filas y  $N$  columnas, donde  $(x, y)$  son las coordenadas discretas. Por razones de claridad y conveniencia de notación, utilizamos valores enteros para estas coordenadas discretas:  $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$  e  $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ . Se considera la imagen como digital cuando las coordenadas y los valores de intensidad son cantidades discretas finitas (González y Woods, 2002).

En forma de ecuación, escribimos la representación de una matriz numérica  $M \times N$  como:

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

Se representa como una matriz de números reales y cada elemento de esta matriz se denomina un elemento de imagen o pixel (*picture × element*).

Debido al almacenamiento y consideraciones de hardware de cuantificación, el número de niveles de intensidad  $L$  es una potencia entera de 2 ( $L = 2^k$ ,  $k = \text{número de bits}$ ). Los niveles de intensidad están igualmente espaciados y son números enteros en el intervalo  $[0, L - 1]$ .

En imágenes en escala de grises, el tono de la señal está habitualmente representado por 8 bits (1 byte). Con esta dimensión se puede codificar  $2^8 = 256$  tonos (0 a 255). Generalmente la correspondencia que se aplica entre el valor digital y el tono, es negro (0) y blanco (255).



El número total de bits  $b$  para guardar una imagen digitalizada es:  $b = M \times N \times k$ . Si tenemos una imagen de  $640 \times 320$  píxeles con 256 niveles de gris, para almacenar dicha imagen se requiere:  $640 \times 320 \times 8 = 98.304 \text{ bits de memoria} = 12.288 \text{ bytes}$ .

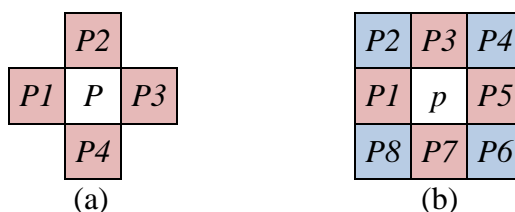
En las imágenes en color el esquema de almacenamiento es similar, por lo que se requiere tres veces más espacio para su almacenamiento.

### Vecindad

La vecindad entre píxeles es la relación que existe entre un píxel y los píxeles más cercanos a él. Los vecinos de un píxel dependen del mallado considerado en el momento del proceso de digitalización de la imagen.

En un mallado cuadrangular, un píxel  $p$  con coordenadas  $(x, y)$  tiene cuatro vecinos directos cuyas coordenadas son  $(x + 1, y)$ ,  $(x - 1, y)$ ,  $(x, y + 1)$ ,  $(x, y - 1)$ . Este conjunto de píxeles, llamados 4-vecinos de  $p$ , se denota por  $N_4(p)$ . Las coordenadas de los cuatro vecinos diagonales de  $p$  son  $(x + 1, y + 1)$ ,  $(x + 1, y - 1)$ ,  $(x - 1, y + 1)$ ,  $(x - 1, y - 1)$ . Y se denota por  $N_D(p)$ . Estos puntos, junto con los 4-vecinos, se llaman 8-vecinos de  $p$ , denotadas por  $N_8(p)$ . Algunos de los lugares vecinos en  $N_8(p)$  caen fuera de la imagen si  $(x, y)$  está en la frontera de la imagen (González y Woods, 2002).

En la Figura 46, la vecindad 4-vecinos del píxel  $p$  se constituye de los píxeles (P1, P2, P3 y P4) que se encuentran arriba, abajo, a la derecha e izquierda del píxel  $p$ . Y la vecindad 8-vecinos se constituye de los píxeles (P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7 y P8) correspondientes a los 4-vecinos más los 4 píxeles diagonales del píxel  $p$ .



**Figura 46.** Definición de la vecindad de un píxel  $p$ . (a) Vecindad 4 y (b) Vecindad 8.

Fuente: Elaboración propia.

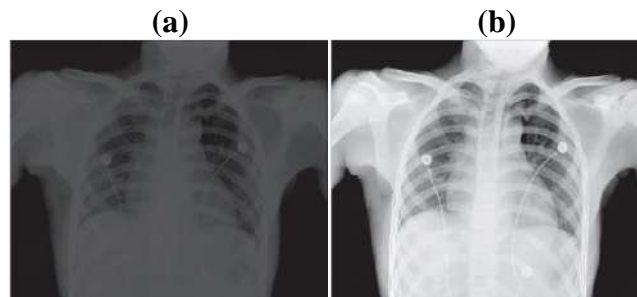
### 2.4.2 Procesamiento

El procesamiento digital de imágenes es el conjunto de prácticas que modifican imágenes digitales para mejorar la visibilidad de ciertas características de los objetos presentes en la imagen para su posterior análisis o simplemente para mejorar la visualización de la imagen.

El procesamiento de imágenes no aumenta la información que se puede extraer de las imágenes, solo realza ciertas características de la imagen. Para procesar la imagen efectivamente se debe considerar el proceso de formación y las características de interés de la imagen.

Cuando se da la formación de la imagen digital, es común el ingreso de ruido o la degradación de la imagen, por ello se deben considerar técnicas para mejorar la imagen. Algunas de estas técnicas de mejora son disminuir el ruido, mejorar el contraste de la imagen, ajustar el brillo, suavizar bordes, mejorar el enfoque, realzar contornos, etc.

En un siguiente capítulo se explica más a fondo la etapa de procesamiento de imágenes digitales.



**Figura 47.** (a) Una imagen con bajo rango dinámico. (b) Resultado de ajuste de contraste. (Imagen original cortesía del Dr. David R. Pickens, Universidad Vanderbilt Centro Médico.)

Fuente: González et al., 2004.

### 2.4.3 Segmentación

Cuando ya se tiene la imagen procesada, es muy importante y necesario identificar los objetos de interés en la imagen. La segmentación se puede definir como la etapa donde la imagen de entrada se separa en cada una de las piezas que la integran, siendo cada una de ellas homogéneas respecto a cierto atributo como textura, intensidad o color.

Esta etapa es una de las más difíciles de la visión artificial pues influye directamente en el análisis de imágenes digitales. Por esta razón, se busca tener una segmentación robusta.

La mayoría de los métodos de segmentación se basan en propiedades de intensidad como la similitud (referida a las regiones) y la discontinuidad (referida a los bordes). Una región se define como un área de la imagen en la que sus píxeles poseen características similares y los bordes son líneas que separan regiones diferentes.

Cuando ya se tiene segmentada la imagen se puede determinar los objetos presentes solo agrupando los píxeles que compartan la misma etiqueta y, simultáneamente, sean vecinos. Utilizando los objetos o regiones etiquetadas, se procede a su clasificación o reconocimiento automático, y se puede extraer rasgos o características discriminantes e información relevante sobre estos objetos contenidos en la imagen.

### 2.4.3.1 Segmentación por umbralización (*thresholding*)

Los umbrales se utilizan como límites que permiten decidir qué conjunto de tonos de gris pertenece a una determinada región u objeto. En una segmentación se puede escoger uno o más umbrales, consiguiendo, en el primer caso, una imagen binaria y, en el segundo, una imagen clasificada.

Las principales ventajas de esta técnica son que se trata de una técnica de segmentación rápida, tiene un coste computacional bajo y puede desarrollarse durante la captura de la imagen. Pero su principal desventaja es que esta técnica de segmentación solo considera la intensidad de los píxeles, sin tomar en cuenta la vecindad de los píxeles.

La imagen segmentada  $g(x, y)$  por umbralización viene dada por:

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

Cuando la variable  $T$  se puede aplicar a una toda una imagen, la variable se conoce como umbral global, pero cuando el valor de  $T$  cambia según áreas en la imagen, la variable se conoce como umbral variable.

### 2.4.3.2 Segmentación por homogeneidad

La segmentación basada en homogeneidad consiste en dividir la imagen en regiones que tiene en común determinadas características.

Generalmente, el algoritmo que se utiliza para esta técnica de segmentación consiste inicialmente en definir una única región que encierra toda la imagen o en definir una región por cada píxel perteneciente a la imagen, luego se establece un criterio de homogeneización de regiones, es decir, se selecciona unos criterios que nos permitan clasificar unas regiones como pertenecientes a una clase u otra. Estos criterios se pueden elegir de forma determinista o aleatoria, y en esa técnica de segmentación los algoritmos más comunes que se utilizan son el algoritmo de crecimiento de regiones y la segmentación por División y Fusión (*Split & Merge*).

### 2.4.3.3 Segmentación basada en bordes

La técnica de segmentación basada en bordes consiste en encontrar los bordes en una imagen, los cuales determinan los límites de cada objeto en la imagen. La detección de contornos tiene como técnica principal medir el gradiente de la imagen en una dirección determinada a lo largo de una recta. Se pueden considerar dos tipos de detectores de bordes: Operadores de gradiente (dos direcciones ortogonales) y Operadores de compás (barrido de direcciones posibles para el máximo).

Existen métodos clásicos que se utilizan en esta técnica de segmentación, tales como Roberts, Prewitt y Sobel.

#### 2.4.3.4 Segmentación basada en modelos

Las técnicas de segmentación basada en modelos suponen que algunas características de los objetos o regiones en la imagen ya son conocidas como son las características de rectas, objetos circulares, etc. La transformada de Hough es una de las técnicas más utilizadas.

#### 2.4.4 Extracción de características

El proceso de extracción de características consiste en identificar y describir las características de los objetos presentes en la imagen como color, textura, superficie, posición, nivel de intensidad, estructura geométrica, etc.

La extracción de características es muy dependiente de la aplicación concreta que se tenga, existen muchos métodos para la extracción de características pero no se cuenta con un método universal porque se utilizan los propios requerimientos del problema.

Las características que se extraen deben cumplir con las siguientes condiciones:

- Capacidad discriminante: resalta los diferentes aspectos para objetos de diferentes clases.
- Fiabilidad: la dispersión entre los objetos de una misma clase debe ser pequeña.
- Incorrelación: las características no deben estar relacionadas considerablemente entre sí, pues no añaden información.
- Rapidez y economía de cálculo: las características deben calcularse en un tiempo aceptable, sin suponer un coste excesivo o un trabajo excesivo.
- Invariancia al tamaño, rotaciones y traslaciones: El tamaño, cambios de ángulo y posición de los objetos no deben ser reflejados en las características.

#### 2.4.5 Reconocimiento e interpretación

El reconocimiento es una fase de selección de características anteriormente extraídas y otra de clasificación. En la selección de características, se elimina o balancea el peso de ciertas características en función de su importancia en la aplicación. La interpretación consiste en la asignación de un significado a un conjunto de objetos reconocido.

El reconocimiento de patrones es el área de conocimiento que trabaja en la clasificación, descripción y agrupamiento automático de objetos, que tiene por objetivo clasificar información extraída de un conjunto de datos. El resultado del proceso es un descriptor o modelo, que toma la decisión sobre la clase a la que pertenece un patrón desconocido en función de sus características.

Existen varios algoritmos de clasificación; entre ellos encontramos clasificadores de mínima distancia, k-NN, bayesianos, redes neuronales, máquinas de soporte vectorial o Svm, o árboles de decisión.

## 2.5 Lenguajes de programación

En la actualidad existen varios lenguajes de programación que permiten poder realizar el procesamiento de imágenes, sin embargo las que se han utilizado en esta tesis son el lenguaje .m en el programa Matlab en Windows y el lenguaje C++ con las librerías OpenCV (en este caso utilizado desde Visual Studio en Windows y en Raspberry Pi).

Ambos lenguajes de programación son los entornos preferidos en aplicaciones de procesamiento de imágenes en la academia, sin embargo el lenguaje C sigue siendo el lenguaje de programación más utilizado para este tipo de aplicaciones en la industria. También existen otros lenguajes menos populares como son Phyton y Java.

### 2.5.1 Matlab

MATLAB es un entorno de software matemático interactivo que en un principio fue creado para proporcionar un mejor acceso al software de matriz desarrollado por los proyectos LINPACK y EISPACK. Actualmente, MATLAB incorpora las librerías LAPACK y BLAS, ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) y su licencia es propiedad de MathWorks Inc.

Utiliza un lenguaje de programación propio (lenguaje M) y está disponible para las plataformas de Unix, Windows, Mac OS X y GNU/Linux (González y Woods, 2002).

MATLAB es la abreviatura de *Matrix Laboratory* ("laboratorio de matrices"). El beneficio de utilizar matrices se resume a que con ellas se puede describir muchas operaciones de una forma matemáticamente eficiente, por ejemplo se utiliza una matriz de pixeles para representar una imagen, o una matriz de fluctuaciones de una señal para representar un sonido. Además, una matriz puede describir el comportamiento de un modelo matemático simple o complejo.

MATLAB es un sistema de alto rendimiento para la computación técnica, las aplicaciones típicas incluyen las siguientes: cálculos matemáticos, desarrollo de algoritmos, representación de funciones, adquisición y análisis de datos, modelado y simulación de prototipos, gráficos científicos y de ingeniería, creación de interfaces graficas de usuario (GUI), comunicación con programas en otros lenguajes como C, C++, Java, Fortran y Python, etc.

Debido a la gran variedad de sus librerías aplicables a diferentes áreas del conocimiento, MATLAB es actualmente muy utilizado en la educación porque permite la implementación de códigos de una forma más simple y comprensible que otros lenguajes de programación, esto debido a un conjunto extenso de funciones especializadas de apoyo.

MATLAB cuenta con una familia de soluciones para aplicaciones específicas denominadas cajas de herramientas (*toolbox*) que extienden considerablemente las funciones presentes en el programa principal. Algunas de las cajas de herramientas son de Adquisición de imágenes, Adquisición de datos, Ajuste de curvas, Análisis financiero, Base de datos, Calibración según modelo, Control de instrumentos, Control de sistemas, Control robusto, Estadística y Aprendizaje automático, Identificación de sistemas, Instrumentos financieros, Lógica Difusa, Matemáticas simbólicas, Optimización, Procesamiento de imágenes,

Procesamiento de Señales, Red neuronal, Sistema de audio, Sistema de comunicaciones, Sistema LTE, Sistemas robóticos, Sistema WLAN, Visión HDL, y Wavelet.

Además también presenta herramientas adicionales, una de ellas es Simulink que es un entorno interactivo de diagramas de bloques, creación automática de códigos y diseño basado en modelos. Otra herramienta adicional es GUIDE que es el editor de interfaces de usuario (GUI).

Una imagen en escala de grises es representada por una matriz bidimensional de  $M \times N$  elementos en donde  $N$  se refiere al número de píxeles del ancho y  $M$  al número de píxeles del largo. Por otro lado una imagen de color RGB es representada por una matriz tridimensional  $M \times N \times P$ , donde  $P$  representa el plano, ya sea rojo (R), verde (G) o azul (B) (González et al., 2004).

$$I_R(M, N, 1) = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1} & \cdots & r_{NM} \end{bmatrix}; I_G(M, N, 2) = \begin{bmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N1} & \cdots & g_{NM} \end{bmatrix}; I_B(M, N, 3) = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{N1} & \cdots & b_{NM} \end{bmatrix}$$

- Comando principal utilizado:

Regionprops es un comando de MATLAB que devuelve medidas de las propiedades especificadas por “propiedades” para cada componente conectado (objeto) en la imagen binaria, BW. Este comando se puede utilizar en regiones contiguas y regiones no contiguas.

*Sintaxis: STATS = regionprops (BW, propiedades)*

Donde  $BW$  es una matriz de etiquetas presentes en una imagen binaria y  $STATS$  es una estructura que contiene propiedades de los objetos de la imagen binaria correspondiente a  $BW$ . Este comando es muy útil para el procesamiento morfológico de una imagen.

Las propiedades de comando regionprops son:

- Mediciones de forma: Area, EulerNumber, Orientation, BoundingBox, Extent, Perimeter, Centroid, Extrema, PixelIdxList, ConvexArea, FilledArea, PixelList, ConvexHull, FilledImage, Solidity, ConvexImage, Image, SubarrayIdx, Eccentricity, EquivDiameter, MajorAxisLength, MinorAxisLength.
- Mediciones de Valor Pixel: MaxIntensity, MinIntensidad, WeightedCentroid, MeanIntensity, PixelValues.

## 2.5.2 OpenCV

OpenCV (*Open Source Computer Vision*) es una librería multiplataforma originalmente desarrollada como proyecto por Intel para apoyar a los primeros compiladores Intel C++ y Microsoft Visual C++ en x86. Es muy utilizada actualmente para el procesamiento de imágenes y la visión artificial en general, también se ha utilizado en infinidad de aplicaciones como control de procesos, sistemas de seguridad con detección de movimiento, reconocimiento de objetos, robótica avanzada, etc.

Según la página oficial de OpenCV, esta es una librería completamente libre y gratuita, pues se distribuye bajo licencia BSD (*Berkeley Software Distribution*), que permite que sea usada libremente en distintos proyectos con propósitos comerciales y de investigación, siempre y cuando, cumpla con las condiciones de la licencia.

OpenCV está optimizada para ser utilizada bajo procesadores Intel, pero puede ser utilizada bajo cualquier otro tipo de procesadores y puede tomar ventaja de procesadores multinúcleo. Las librerías OpenCV pueden instalarse tanto bajo Linux como bajo Windows.

OpenCV cuenta con una buena eficiencia computacional y con un fuerte enfoque en aplicaciones en tiempo real. Está escrito en C y C++ optimizados, y se puede ejecutar en GNU/Linux, Windows, Android, iOS y Mac OS X. También es importante notar que hay un activo desarrollo en las interfaces de Python, Ruby, Matlab, y otros lenguajes.

OpenCV se estructura en cinco componentes principales (Bradski y Kaehler, 2008):

- El componente de CV contiene los algoritmos de procesamiento de imágenes y de visión por ordenador en nivel básico y superior.
- ML es la biblioteca de aprendizaje de máquina, que incluye muchos clasificadores estadísticos y herramientas de agrupación.
- HighGUI contiene rutinas y funciones de I/O (entrada/salida) para el almacenamiento y carga de video e imágenes.
- CXCore contiene las estructuras básicas y algoritmos, apoyo XML, y funciones gráficas. Recibe información de CV, MIL y HighGUI.
- CvAux, que contiene algunos algoritmos experimentales.

Con respecto al campo de procesamiento de imágenes, uno de los objetivos de OpenCV es proporcionar una infraestructura accesible y sencilla. La biblioteca OpenCV contiene funciones utilizadas en distintas áreas de la visión por computador, como es la inspección de productos, identificación de personas u objetos en movimiento, reconocimiento de rostros humanos en una imagen, imágenes médicas, seguridad, interfaces de usuario, reconstrucción 3D, robótica, etc.

### 2.5.3 QT

Qt es un *framework* creado por la compañía Trolltech para la creación de aplicaciones e interfaces multiplataforma. La función más conocida de Qt es la creación de interfaces de usuario, también realiza otras funciones como facilitar determinadas tareas de programación (manejo de *sockets*, soporte de programación multihilo, etc.), comunicar bases de datos, manejar cadenas de caracteres, y también para el desarrollo de programas sin interfaz gráfica.

Qt comúnmente utiliza el lenguaje C++, pero se pueden utilizar otros lenguajes de programación a través de *bindings* como Python mediante PyQt, Java mediante QtJambi, o C# mediante Qyoto. Además, se puede compilar en cualquier entorno, como Linux, MAC, o Windows. El API multiplataforma de la biblioteca proporciona distintos modos para acceder a bases de datos utilizando SQL (*Structured Query Language*; en español Lenguaje de consulta estructurada).

Una característica muy importante y distintiva de Qt son las señales y *slots*, que sirven para la comunicación entre los objetos de una aplicación. Los *widgets* de Qt poseen señales y *slots* predeterminados, pero es posible desarrollar *widgets* personalizados con determinadas señales y *slots*.

Qt está disponible bajo varias licencias. Si se quiere construir aplicaciones comerciales, se debe comprar una licencia de Qt comercial; si se quiere construir programas de código abierto, se puede utilizar la edición de código abierto (GPL). Qt es la base sobre la cual se construyen el entorno de escritorio K (KDE) y las muchas aplicaciones de código abierto que van con él.

Además de cientos de clases de Qt, hay complementos que amplían el alcance y el poder de Qt. Algunos de estos productos, como Qt script para Aplicaciones (QSA) y los componentes Qt Solutions, están disponibles de Trolltech, mientras que otros son suministrados por otras empresas y por la comunidad de código abierto (Blanchette y Summerfield, 2006).

Muchas compañías privadas también han decidido adoptar Qt en productos comerciales. Qt es utilizada principalmente en Autodesk, The Foundry's Nuke, Adobe Photoshop Album, Google Earth, Skype, VLC media player, VirtualBox, Dassault DraftSight, Volvo, o Mathematica, y en empresas o entidades como la Agencia Espacial Europea, DreamWorks, HP, KDE, Lucas Film, Samsung, Philips, Panasonic, Siemens, Volvo, Walt Disney Animation Studios o Research In Motion.

Muchos sofisticados sistemas de software en los mercados verticales, tales como herramientas de animación 3D, procesamiento de películas digitales, automatización de diseño electrónico, exploración de petróleo y gas, y servicios financieros, se construyen con Qt.

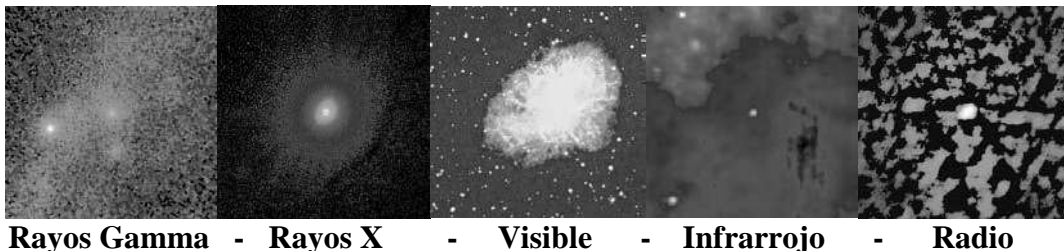


El paquete Qt tiene las siguientes componentes:

- Qt Assistant: es una herramienta que sirve como ayuda para la búsqueda y visualización de documentación oficial de Qt en forma de páginas HTML.
- Qt Designer: es una herramienta para el diseño y desarrollo de interfaces gráficas de usuario (GUI). Con esta herramienta, el código de programación se integra fácilmente y se pueden modificar las propiedades de cualquier elemento. Presenta una paleta con botones, *widgets*, ítems, contenedores para la creación de la interfaz. Es importante mencionar que los *widgets* pueden agruparse utilizando señales y *slots*.
- Qt Linguist: sirve para la traducción de aplicaciones.
- Qt Creator: es un entorno de desarrollo integrado (IDE) multiplataforma que utiliza el lenguaje C++ e integra otras dos herramientas: Qt Assistant y Qt Designer. Una de las mayores ventajas de este entorno es que permite que un conjunto de desarrolladores comparta un proyecto por medio de varias plataformas de desarrollo como son Microsoft Windows, Mac OS X, Linux, Symbian, MeeGo, Maemo, etc.

## 2.6 Aplicaciones

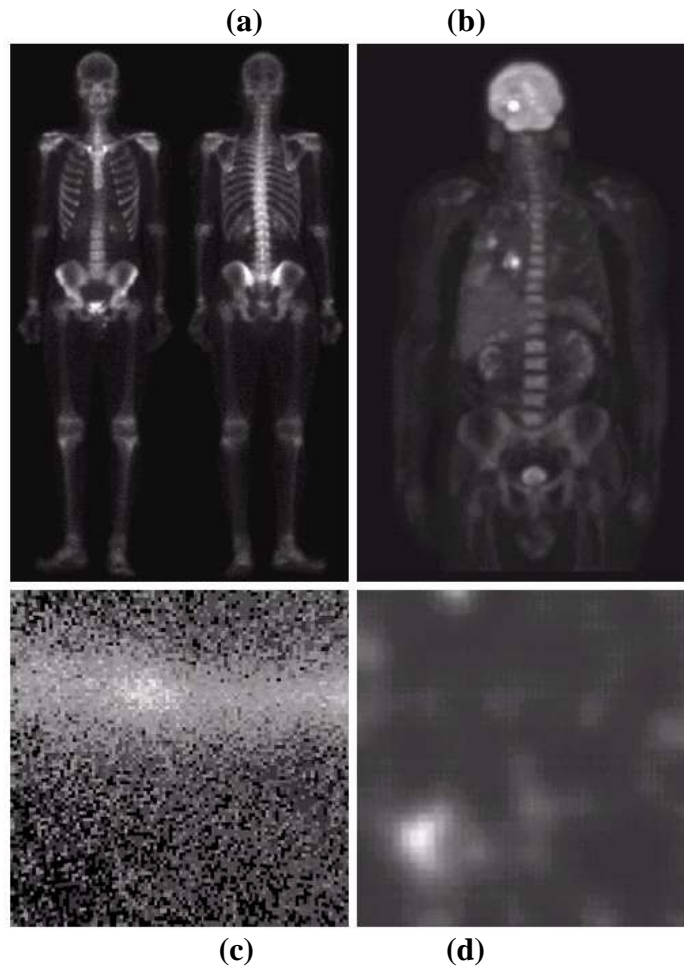
Una de las maneras más simples de entender la amplitud de las aplicaciones de procesamiento de imágenes es clasificar las imágenes según el espectro electromagnético (González y Woods, 2002).



**Figura 48.** Imágenes del Púlsar del Cangrejo (en el centro de cada imagen) cubriendo el espectro electromagnético. (Cortesía de la NASA).

Fuente: González y Woods, 2002.

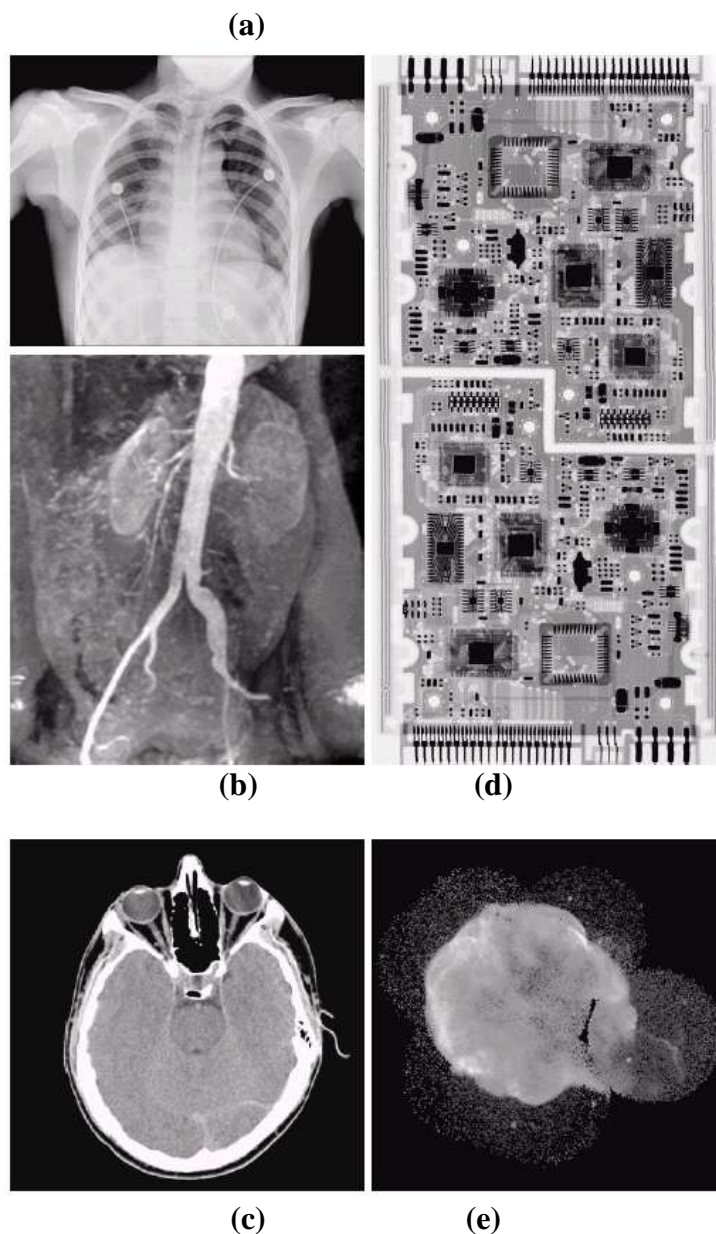
- Rayos Gamma: Los principales usos de imágenes formadas por rayos gamma son en la medicina nuclear y observaciones astronómicas.



**Figura 49.** Ejemplos de imágenes de rayos gamma. (a) Radiografía. (b) Imagen PET. (c) Constelación Cygnus. (d) Radiación gamma (punto brillante) de una válvula del reactor. (Imagen (a) cortesía de *G. E. Medical Systems*, imagen (b) cortesía del Dr. Michael E. Casey, *CTI PET Systems*, imagen (c) cortesía de la NASA, imagen (d) cortesía de los profesores Zhong Él y David K. Wehe, Universidad de Michigan).

Fuente: González y Woods, 2002.

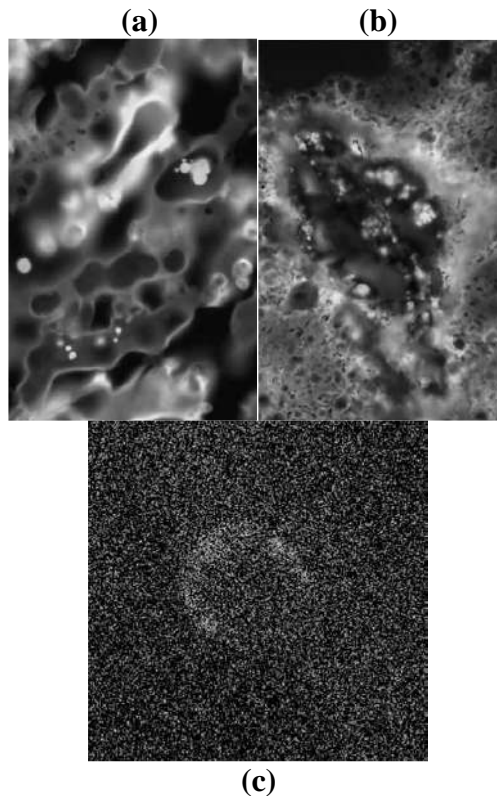
- Rayos X: El principal uso de imágenes formadas por rayos X es el diagnóstico médico, pero también se utilizan ampliamente en la industria y la astronomía.



**Figura 50.** Ejemplos de imágenes de rayos X. (a) Radiografía de tórax. (b) Angiografía aórtica. (c) Tomografía computarizada de la cabeza. (d) Tablero de circuitos. (e) Constelación Cygnus. (Imágenes (a) y (c) son cortesía del Dr. David R. Pickens, Departamento de Radiología y Ciencias Radiológicas, *Vanderbilt University Medical Center*. Imagen (b) cortesía del Dr. Thomas R. Gest, División de Ciencias anatómicas, Universidad de Michigan Escuela Médica. Imagen (d) cortesía del señor Joseph E. Pascente, Lixi, Inc. Imagen (e) cortesía de la NASA.)

Fuente: González y Woods, 2002.

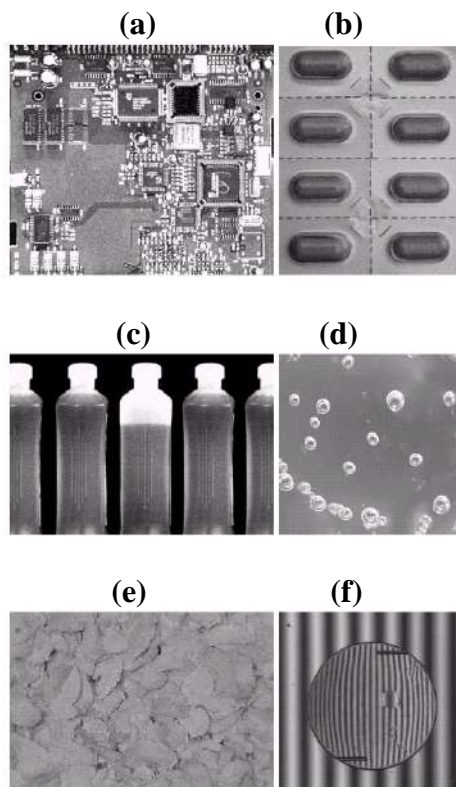
- Banda ultravioleta: Algunas de las aplicaciones de la radiación ultravioleta son la litografía, inspección industrial, biología y astronomía. También se utiliza en la microscopía, en especial, de fluorescencia.



**Figura 51.** Ejemplos de formación de imágenes ultravioleta. (a) Maíz normal. (b) Maíz. (c) Constelación Cygnus. (Imágenes (a) y (b) cortesía del Dr. Michael W. Davidson, de la Universidad del Estado de Florida, imagen (c) cortesía de la NASA.)

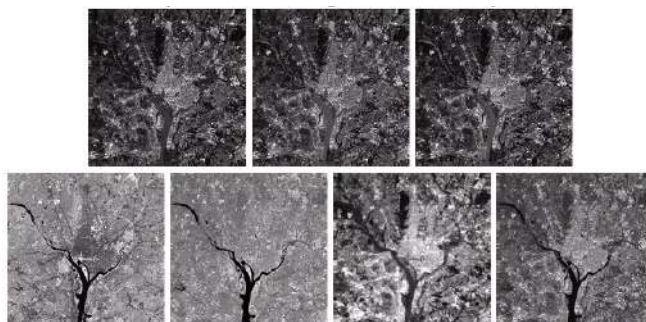
Fuente: González y Woods, 2002.

- Banda visible e infrarroja: Las aplicaciones de la banda visible del espectro electromagnético son las más familiares, y superan en número a las aplicaciones de las otras fases del espectro electromagnético.  
Un área importante en el espectro visual es la inspección visual automatizada de procesos y bienes manufacturados (control de calidad), la inspección determina si el objeto cumple con los requisitos que se piden. Es importante considerar que los criterios de evaluación de un producto dependen del usuario como son tolerancias geométricas, posición y orientación.



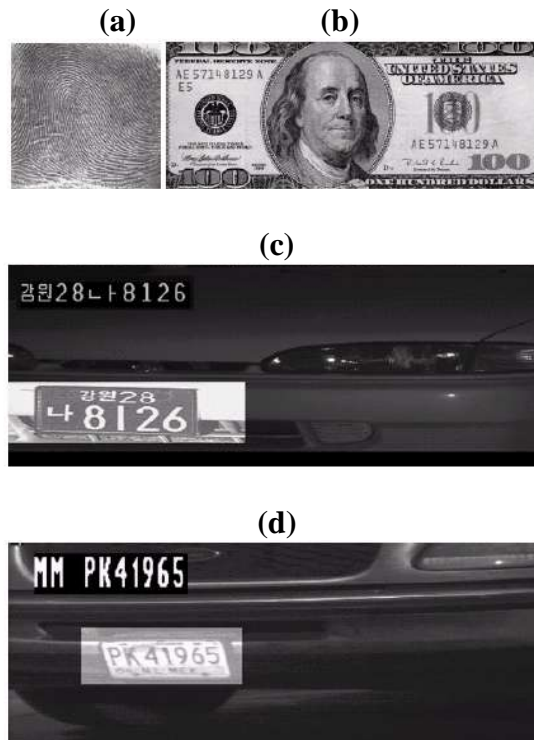
**Figura 52.** Algunos ejemplos de los productos fabricados a menudo se comprueban mediante procesamiento digital de imágenes. (a) Tarjeta de circuitos. (b) Pastillas envasadas. (c) Botellas. (d) Burbujas de aire en un producto de plástico transparente. (e) Cereal. (f) Imagen de implante intraocular. (Figura (f) es cortesía de Mr. Pete Sites, *Perceptics Corporation*.)  
Fuente: González y Woods, 2002.

Un uso importante del procesamiento de imágenes es la teledetección, que por lo general incluye las bandas visual e infrarroja del espectro. Mediante el uso de imágenes estereoscópicas aéreas o de satélite es posible obtener diferentes características del terreno como área, superficie, elevaciones, etc. También es posible detectar la presencia de ciertas infraestructuras (edificios, carreteras, canales, puentes) a través de técnicas de extracción de bordes combinadas con la segmentación de regiones.



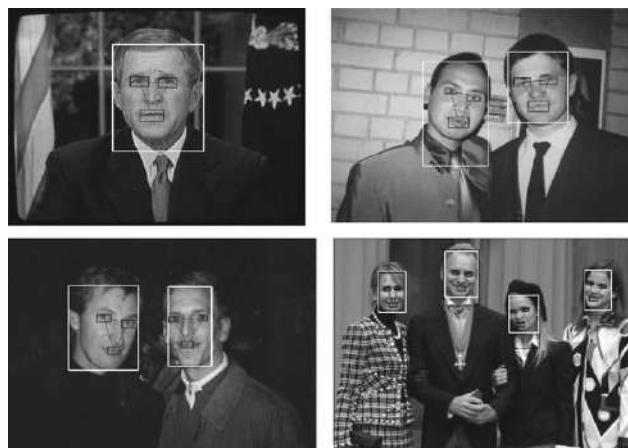
**Figura 53.** Imágenes del satélite LANDSAT de la zona Washington, D. C. en diferentes bandas temáticas. (Imágenes cortesía de la NASA.)  
Fuente: González y Woods, 2002.

Otro uso importante es el reconocimiento y clasificación de diferentes objetos según el criterio que se escoja como el reconocimiento de huellas dactilares, o el Reconocimiento Óptico de Caracteres (identificación de matrículas de vehículos).



**Figura 54.** Algunos ejemplos adicionales de formación de imágenes en el espectro visual. (a) Huella del pulgar. (b) Billete. (c) y (d) Lectura automática de matrículas. (Figura (a) es cortesía del Instituto Nacional de Estándares y Tecnología. Las figuras (c) y (d) son cortesía del Dr. Juan Herrera, *Perceptics Corporation*.)

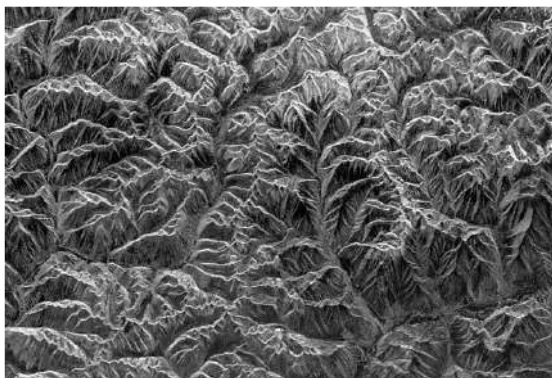
Fuente: González y Woods, 2002.



**Figura 55.** Algunos resultados de la extracción de características faciales.

Fuente: Shih, 2010.

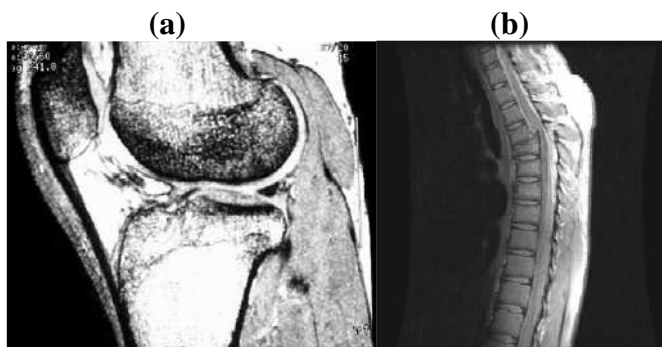
- Banda de microondas: El principal uso de imágenes formadas en la banda de microondas es el radar, estas imágenes de radar se caracterizan por recopilar información de cualquier región sin importar el clima o condiciones de luz ambiental.



**Figura 56.** Imagen de radar espacial de las montañas en el sureste del Tíbet. (Cortesía de la NASA).

Fuente: González y Woods, 2002.

- Banda de radio: Los principales usos de imágenes formadas en la banda de radio están en la medicina y la astronomía. En especial en el campo de la medicina donde se utilizan imágenes de resonancia magnética (MRI).



**Figura 57.** Imágenes MRI de (a) una rodilla, y (b) la columna vertebral humana. (La imagen (a) es cortesía del Dr. Thomas R. Gest, División de Ciencias anatómicas, Universidad de Michigan Escuela Médica, e imagen (b) es cortesía del Dr. David R. Pickens, Departamento de Radiología y Ciencias Radiológicas, Universidad Vanderbilt Centro Medico.)

Fuente: González y Woods, 2002.

## 2.7 Procesamiento digital de imágenes

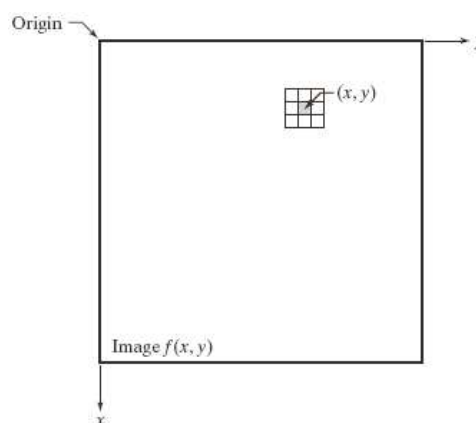
Los métodos de mejora de imágenes se dividen en dos amplias categorías que son dominio espacial y dominio frecuencial, hay técnicas de mejora de la imagen que se basan en la combinación de las dos categorías anteriores (González y Woods, 2002).

- Los métodos en el dominio espacial se aplican al propio plano de la imagen, estos se basan en la manipulación directa de los píxeles de una imagen. Dos categorías principales de procesamiento en dominio espacial son las transformaciones de intensidad que operan en los píxeles individuales (especialmente manipulación de contraste y la umbralización) y filtrado espacial que opera en las vecindades de píxeles pertenecientes a la imagen. Generalmente, las técnicas de dominio espacial son computacionalmente más eficientes y requieren menos recursos de procesamiento a implementar.
- Los métodos en dominio frecuencial en el que las operaciones se realizan en la transformada de Fourier de una imagen, en lugar de la propia imagen.

Los procesos de dominio espacial pueden designarse con  $g(x, y) = T[f(x, y)]$ . Donde  $f(x, y)$  es la imagen de entrada,  $g(x, y)$  es la imagen de salida, y T es un operador definido sobre la vecindad del punto  $(x, y)$ .

El proceso, que la Figura 58 muestra, se conoce como filtrado espacial y consiste en aplicar el operador T a los píxeles en la vecindad para obtener la salida en ese lugar. Por lo tanto, para cualquier ubicación específica  $(x, y)$ , el valor de la imagen de salida  $g$  en esas coordenadas es igual al resultado de la aplicación de T a la vecindad, que en este caso es un cuadrado de tamaño  $3 \times 3$ , y el operador T se define como "cálculo de la intensidad media de la vecindad".

El filtro espacial también se conoce como máscara espacial, plantilla, o ventana. El tipo de operación realizada en la vecindad determina la naturaleza del proceso de filtrado.



**Figura 58.** Una vecindad rectangular de  $3 \times 3$  centrada en un punto arbitrario  $(x, y)$  en una imagen en el dominio espacial. La vecindad se mueve de píxel a píxel en la imagen para generar una imagen de salida.

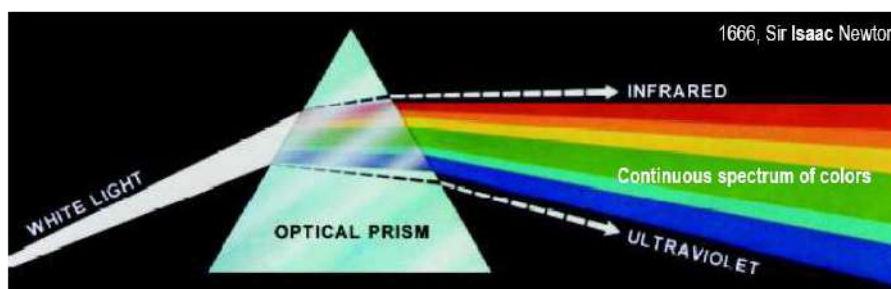
Fuente: González et al., 2004.



### 2.7.1 Color

El color es una característica perceptual originada como la respuesta del ojo humano a diferentes longitudes de onda del espectro visible, es un descriptor importante que simplifica la identificación de objetos en la imagen.

En 1666, Isaac Newton descubrió que cuando un haz de luz del sol pasa a través de un prisma de cristal, el haz que emerge de la luz consiste en un espectro continuo de colores (González y Woods, 2002). El espectro de color se divide en seis grandes regiones: violeta, azul, verde, amarillo, naranja y rojo.



**Figura 59.** Espectro de color que se ve haciendo pasar luz blanca a través de un prisma.

(Cortesía de *General Electric Co., Lamp Business Division.*)

Fuente: González et al., 2004.

Los conos son los sensores en el ojo responsables de la visión del color. Evidencia experimental detallada ha establecido que los 6 a 7 millones de conos en el ojo humano se pueden dividir en tres categorías principales de detección, que corresponde aproximadamente a rojo (65%), verde (33%), y azul (2%), pero los conos azules son los más sensibles.

Los colores pueden considerarse como una combinación variable de los llamados colores primarios rojo (R), verde (G) y azul (B); por ejemplo magenta (rojo más azul), cian (verde, más azul), y amarillo (rojo más verde). Con el propósito de la normalización, la CIE (Comisión Internacional de la Iluminación) designó los siguientes valores de longitudes de onda específicas a los tres colores primarios: *azul* = 435,8 nm, *verde* = 546,1 nm, y *rojo* = 700 nm (González y Woods, 2002).

Las características generalmente utilizadas para distinguir un color de otro son el brillo, el tono y la saturación. El brillo se refiere a la noción acromática de intensidad, el tono (*hue*) es un atributo que se refiere a la longitud de onda dominante en una mezcla de ondas de luz (color dominante) y la saturación se refiere a la cantidad de luz blanca mezclada con una tonalidad (pureza relativa). El tono y la saturación representan juntos la cromaticidad, que es un atributo de la sensación visual, según el cual, un área observada aparece más o menos coloreada.

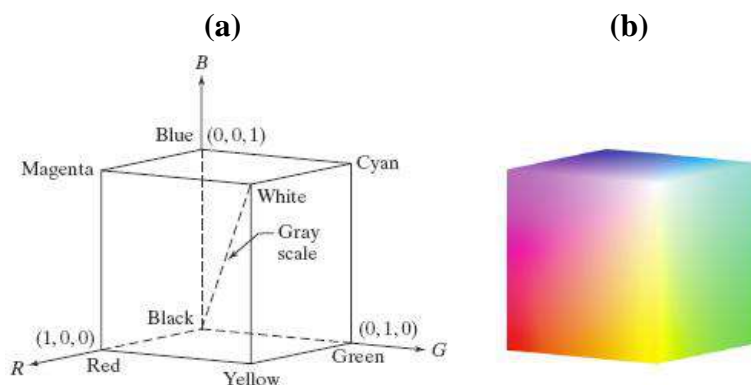
### 2.7.1.1 Modelos de color

Un modelo de color, también llamado espacio de color o sistema de color, es una especificación de un sistema de coordenadas donde cada color está representado por un único punto. Su principal función es especificar colores de una forma estandarizada.

Los modelos más utilizados son el modelo RGB (rojo, verde, azul) que es un modelo para monitores de color y una amplia clase de cámaras de vídeo de color, el modelo CMY (cian, magenta, amarillo) y el modelo CMYK (cian, magenta, amarillo, negro) que son los modelos de impresión en color, y el modelo HSI (tono, saturación, intensidad) que es el más cercano a como los seres humanos interpretan el color.

#### 2.7.1.1.1 Modelo RGB

El modelo RGB es un modelo de color aditivo que utiliza una mezcla de 3 componentes espectrales primarios de color rojo R, verde G y azul B. Este modelo se basa en un sistema de coordenadas cartesianas que forma un cubo en el que los valores R, G y B están en 3 esquinas; los valores de cian, magenta y amarillo están en las otras 3 esquinas; el negro está en el origen y el blanco está en el vértice opuesto al origen. La escala de grises es una línea que une los puntos negro y blanco. Los diferentes colores son puntos sobre o dentro del cubo, y se definen por medio de vectores que se extienden desde el origen.

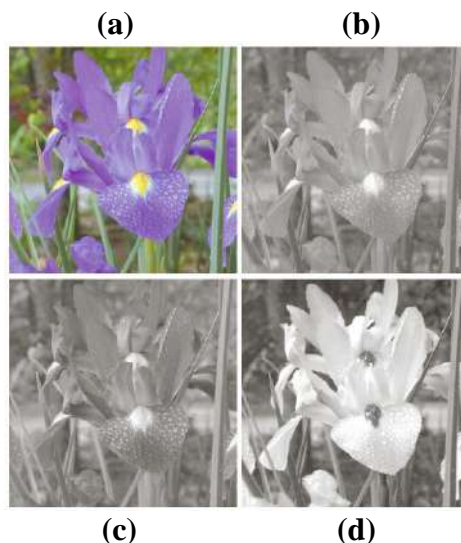


**Figura 60.** (a) Esquema del cubo unidad de color RGB (normalizado) que muestra colores primarios y secundarios en los vértices. Puntos a lo largo de la diagonal principal representan la escala de grises, desde negro en el origen hasta blanco en el punto (1, 1, 1).  
(b) El cubo de color RGB.

Fuente: González et al., 2004.

Es el modelo de color más usado en el procesamiento digital de imágenes y aunque el modelo RGB es muy sencillo, poco considera la forma de captura de los colores, además de ser altamente sensitivo al cambio de iluminación.

Una imagen a color RGB es un arreglo de tamaño  $M \times N \times P$ , donde  $M \times N$  define las dimensiones de los planos, mientras que la dimensión correspondiente a  $P$  define si se trata del plano R, G o B. Dicha imagen será, entonces, un conjunto de tres matrices, representando los valores de rojo, verde y azul para cada píxel.



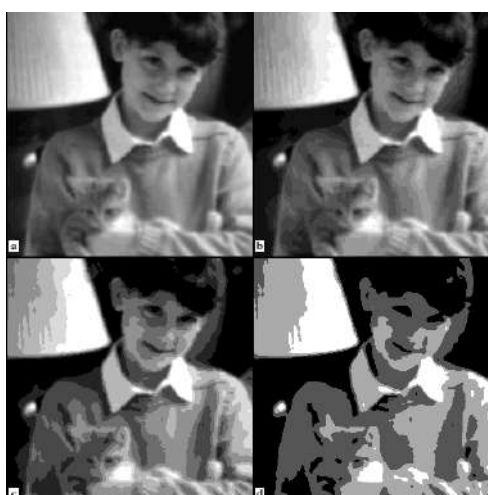
**Figura 61.** (a) Imagen RGB. (b)-(d) Imágenes de componentes rojo, verde y azul, respectivamente.

Fuente: González et al., 2004.

#### 2.7.1.1.2 Escala de grises

El nivel de gris  $l$  de una imagen en un punto  $(x, y)$  es la intensidad  $f$  de una imagen monocromática en esas coordenadas, se expresa como:  $l = f(x_0, y_0)$ .

El nivel de gris  $l$  está en el rango  $[L_{min}, L_{máx}]$ , denominado escala de grises. Para una mayor facilidad se suele desplazar el rango del nivel de gris de la imagen hasta el rango  $[0, L]$ , donde  $l = 0$  se considera negro y  $l = L - 1$  se considera blanco y todos los valores intermedios son tonos de gris.



**Figura 62.** Cuatro representaciones de la misma imagen, con variación en el número de niveles de grises utilizado: (a) 32. (b) 16 (c) 8. (d) 4.

Fuente: Russ, 1999.

Al aumentar el número de bits que definen la resolución de la imagen, la variación del tono gris será mucho más tenue y en consecuencia más cercana a la representación de la imagen. En la mayoría de casos, una imagen en escala de grises usa 8 bits por pixel y el rango de los valores de intensidad se encuentra entre  $[0 - 255]$ .



**Figura 63.** Cuatro representaciones de la misma imagen, con variación en el número de pixeles utilizado: (a)  $256 \times 256$ . (b)  $128 \times 128$ . (c)  $64 \times 64$ . (d)  $32 \times 32$ .

Fuente: Russ, 1999.

Las imágenes se convierten a escala de grises para poder trabajar con ellas con mayor facilidad, pues los tres canales se reducen a un solo canal que representa la intensidad de la imagen. La conversión de una imagen RGB a escala de grises se realiza a través del cálculo de un equivalente  $E$  que depende de cada plano de color del modelo RGB. Una de las formas más simples es establecer este equivalente como el promedio de los valores de los tres componentes de color:

$$E_p(x, y) = \frac{R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)}{3}$$

#### 2.7.1.1.3 Modelo CMY y CMYK

El modelo CMY (Cian, Magenta y Amarillo) corresponde a los colores secundarios de la luz o, alternativamente, los colores primarios de los pigmentos que son Cian, Magenta y Amarillo. Y el modelo CMYK (Cian, Magenta, Amarillo y Negro) usa como color adicional al color negro, este modelo es usado principalmente en la impresión.

La mayoría de los dispositivos que depositan pigmentos de color en el papel, como las impresoras y copadoras, requieren la entrada de datos en CMY o realizan una conversión interna de RGB a CMY.

La conversión matricial de la imagen es la siguiente (González y Woods, 2002):

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Donde, de nuevo, la suposición es que todos los valores de color se han normalizado a la gama  $[0, 1]$ .

#### 2.7.1.1.4 Modelo HSI

El termino HSI es la abreviatura de Tono, Saturación e Intensidad (*Hue-Saturation-Intensity*). El modelo de color HSI es una transformación no lineal del modelo RGB.

El tono es un descriptor que describe un color puro, mientras que la saturación da una medida del grado en el que un color puro se diluye por la luz blanca. El brillo es un descriptor subjetivo de la sensación de color.

El modelo RGB es ideal para generación de imágenes a color pero su uso para la descripción de color es limitado, por eso el modelo HSI es el modelo más adecuado para describir colores como los seres humanos pues separa la componente de intensidad de la información de color (tono y saturación) en la imagen de color.

Dada una imagen en formato de color RGB, el componente H de cada píxel RGB se obtiene usando las siguientes ecuaciones (González y Woods, 2002).

$$H = \begin{cases} \theta, & \text{si } B \leq G \\ 360 - \theta, & \text{si } B > G \end{cases}$$

donde

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{1/2}} \right\}$$

El componente de saturación viene dada por:  $S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)]$

Finalmente, el componente de intensidad está dada por:  $I = \frac{1}{3}(R + G + B)$

Se supone que los valores RGB se han normalizado a la gama  $[0, 1]$ , y que el ángulo  $\theta$  se mide con respecto al eje rojo del espacio HSI. El tono se pueda normalizar con el rango  $[0, 1]$  dividiendo por  $360^\circ$  todos los valores resultantes de la primera ecuación para hallar H. Los otros dos componentes S e I ya están normalizados si los valores RGB dados están en el intervalo  $[0, 1]$ .

Así como el espacio RGB se representa por un cubo, el HSI lo forman dos pirámides unidas por su base. La escala de grises se encuentra a lo largo del eje central. La saturación es la distancia desde el eje, mientras que la dirección especifica la tonalidad.



**Figura 64.** De izquierda a derecha: componentes de tono, saturación e intensidad de la Figura 61(a).

Fuente: González et al., 2004.

Dentro de las variaciones de este espacio de color, se destaca, por su utilidad, el modelo HSV. Otras variantes son: HSB (Tono-Saturación-Brillo) y HSL (Tono-Saturación-Luminosidad).

#### 2.7.1.1.5 Otros modelos

- **Modelo HSV:** El término HSV es la abreviatura de Tono-Saturación-Valor. Este espacio de color se basa en una transformación no lineal del modelo RGB y difiere del modelo HSI en que está formado por un único cono en lugar de dos. Este modelo facilita la caracterización de propiedades como tonalidad e iluminación ya que estas características se encuentran explícitamente como parte del modelo a diferencia del modelo RGB donde estas características se encuentran implícitamente.
- **Modelo YUV:** Se basa en la teoría de colores opuestos y reformula el modelo RGB haciendo más eficiente la transmisión de señal de luminancia y cromancia. Actualmente es usado en la radiodifusión y difusión de televisión.
- **Modelo YIQ:** Es el modelo usado por la NSTC (Comité Nacional de Sistema de Televisión). Este modelo se utiliza principalmente en las emisiones de televisión, también para la codificación de secuencias de video y la compresión de imágenes.
- **Modelo XYZ:** En los espacios de color HSI y HSV, aparecen coeficientes negativos para colores de determinada longitud de onda. Por lo tanto la CIE estableció el espacio de color XYZ con el objeto de evitar los coeficientes negativos. El modelo XYZ al igual que los otros modelos se obtiene partiendo de una transformación lineal del modelo RGB. En la componente Y está la luminancia y en XZ la coloración, el eje Y es perpendicular al plano definido por XZ.
- **Modelo CIE L\*a\*b:** Este modelo usa la uniformidad del color para representarlo a una cierta distancia proporcional en el espacio para que se pueda observar las diferencias visuales entre ellos. Al igual que el modelo XYZ, este modelo es independiente del hardware.

### 2.7.2 Ruido

El ruido es la información no deseada presente en la imagen digital, que provoca una oscilación en el valor de sus píxeles alrededor de su valor real.

Generalmente, el ingreso de ruido a la imagen se produce durante la adquisición y/o transmisión de imágenes, el rendimiento de los sensores de imagen se ve afectada por una variedad de factores, tales como las condiciones ambientales durante la adquisición de imágenes, y la sensibilidad de los mismos elementos sensores.

Matemáticamente se puede representar con  $g(x, y) = f(x, y) + n(x, y)$ ; donde  $f(x, y)$  es la imagen ideal,  $n(x, y)$  es el ruido que se le añade y  $g(x, y)$  es la imagen real resultante.

Existen distintos modelos de ruido, según las funciones de densidad de probabilidad que sigan sus intensidades. Los tipos más comunes de ruido son: gaussiano, de Rayleigh, gamma, exponencial, impulsional (sal y pimienta), uniforme (frecuencial y multiplicativo), aditivo, etc.

### 2.7.3 Bordes y esquinas

Los bordes son un conjunto de puntos (píxeles) en una imagen en los cuales el nivel de intensidad en una determinada dirección cambia drásticamente y definen los límites de los objetos. El valor de los píxeles en el borde de una imagen depende del cambio presentado en la intensidad, este cambio normalmente es calculado a partir de la derivada.

Las esquinas son puntos prominentes contenidos en una imagen que se caracterizan por presentar un alto valor del gradiente, pero a diferencia de los bordes, este alto valor del gradiente se presenta en varias direcciones. Se puede considerar a las esquinas como puntos en la imagen que colindan con diferentes bordes a la vez.

### 2.7.4 Morfología

La morfología matemática es una técnica para extraer elementos de la imagen que son útiles en la representación y descripción de la forma de la región, tales como límites, esqueletos, etc. Las operaciones morfológicas binarias son las operaciones de deslizamiento de un elemento estructurante sobre la imagen. La forma y el tamaño escogido del elemento estructurante depende de las características seleccionadas de los objetos analizados.

Hay dos operaciones principales del procesamiento morfológico: la dilatación y la erosión. La dilatación consiste en incorporar en un objeto todos los puntos de fondo que se conectan al objeto, mientras que la erosión consiste en eliminar todos los puntos de contorno del objeto, estos puntos son píxeles que se encuentran en el objeto, pero tiene al menos un píxel vecino fuera del objeto.

La dilatación se puede utilizar para reducir las diferencias entre dos objetos separados. La erosión es útil para eliminar, de una imagen, detalles demasiado pequeños.

### 2.7.4.1 La erosión

Con A y B como conjuntos en  $Z^2$ , la erosión de A por B, asignada  $A \ominus B$ , se define como:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} = \{z | (B)_z \cap A^c = \emptyset\}$$

El conjunto B se supone que es un elemento estructurante. La erosión de A por B es el conjunto de todos los puntos z tal que B, trasladado por z, está contenido en A. Esta definición es equivalente a B no compartiendo ningún elemento común con el fondo, donde  $A^c$  es el complemento de A y  $\emptyset$  es el conjunto vacío (González y Woods, 2002).

La erosión contrae o adelgaza objetos en una imagen binaria, y se puede considerar como una operación de filtrado morfológico en el que los detalles de imagen más pequeños que el elemento estructurante se filtran o retiran de la imagen.

### 2.7.4.2 Dilatación

Con A y B como conjuntos en  $Z^2$ , la dilatación de A por B, asignada como  $A \oplus B$ , se define:

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} = \{z | [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\}$$

Se supone que B es un elemento estructurante y A es el conjunto (objetos de imagen) que se va a dilatar. La ecuación anterior se basa en reflejar B sobre su origen, y el desplazamiento de esta reflexión por z. La dilatación de A por B, es el conjunto de todos los desplazamientos, z, tal que B y A se superponen por al menos un elemento (González y Woods, 2002).

A diferencia de la erosión, que es una operación de contracción o adelgazamiento, la dilatación es una operación morfológica de expansión o aumento de objetos en una imagen binaria. La forma específica y el alcance de esta expansión depende de la forma y tamaño del elemento estructurante utilizado.

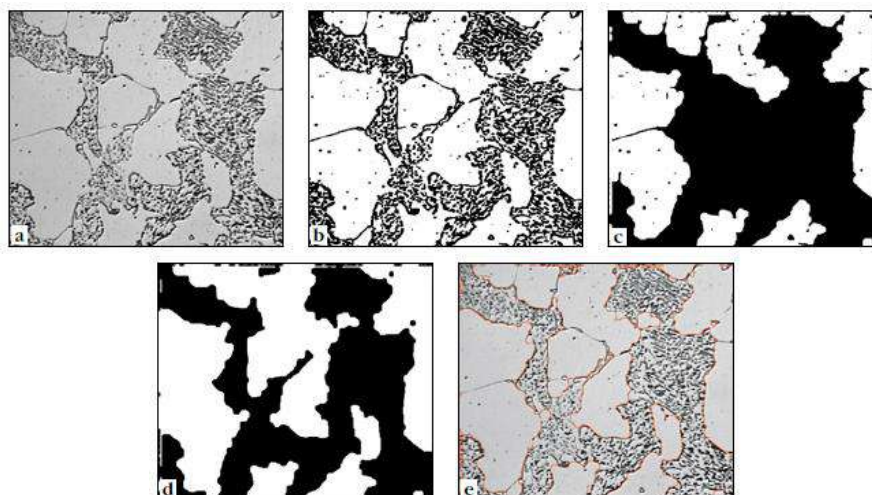
Las operaciones morfológicas de dilatación y erosión no son operaciones inversas, es decir, no se puede reconstruir una imagen erosionada mediante la aplicación sucesiva de dilataciones. Pero son duales de uno al otro con respecto al conjunto de complementación y la reflexión (González y Woods, 2002). Es decir,

$$(A \ominus B)^c = A^c \oplus \hat{B}$$

$$(A \oplus B)^c = A^c \ominus \hat{B}$$

Algunas de las otras operaciones morfológicas son la definición de los componentes conectados, casco convexo, esqueleto de una región, relleno de región, translación, reflexión, complemento de una región, diferencia, apertura, cierre, transformada Acierto-o-Fracaso, extracción de límites, adelgazamiento, espesamiento.





**Figura 65.** Combinación de cierre y apertura para delinear una región.  
Fuente: Russ, 1999.

Todas las operaciones morfológicas anteriormente mencionadas, con excepción de la transformación Acierto-o-Fracaso, se pueden aplicar a imágenes en escala de grises. También, las operaciones morfológicas pueden operar con imágenes a color procesando cada plano como si se tratase de una imagen en escala de grises independiente.

### 2.7.5 Histograma

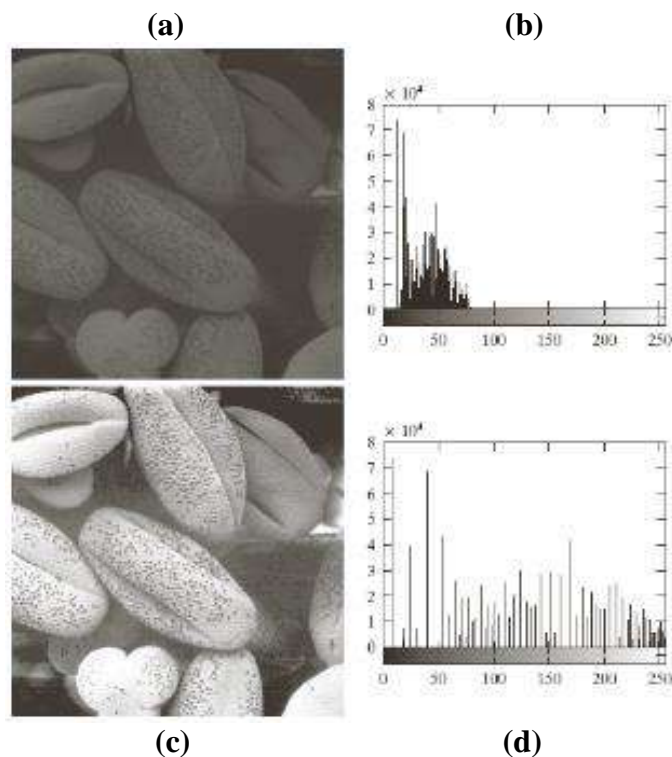
El histograma de la imagen en escala de grises es la frecuencia relativa de aparición de cada nivel de gris en la imagen. Matemáticamente, el histograma de una imagen digital con niveles de intensidad en el rango  $[0, L - 1]$  es una función discreta  $h(r_k) = n_k$ , donde  $r_k$  es el valor de la intensidad de orden  $k$  y  $n_k$  es el número de píxeles de la imagen con intensidad  $r_k$  (González y Woods, 2002).

La información que se obtiene del histograma de una imagen se utiliza para su descripción global. El histograma no proporciona información acerca del origen de los píxeles que lo conforman, es decir se pierde la información espacial de los píxeles en la imagen, por lo que resulta imposible reconstruir una imagen a partir de su histograma. Sin embargo, el histograma muestra características muy importantes de una imagen, como el contraste y el rango dinámico.

El proceso de ecualización del histograma básicamente es la redistribución de los niveles de gris de la imagen por la reasignación de los valores de brillo de los píxeles, sin embargo el ruido surge como un problema para la ecualización, debido a que este aumenta el contraste y distorsiona los distintos objetos que forman la imagen.

Dada una imagen con  $M \times N$  píxeles ( $M$  y  $N$  son las filas y columnas de la imagen), con  $n_k$  píxeles para cada nivel de gris  $r_k$ , la ecualización del histograma consiste en dividir cada uno de sus componentes por el número total de píxeles de la imagen, indicados por el producto  $M \times N$ . Un histograma normalizado está dada por  $p(r_k) = n_k / (M \times N)$ , para  $k = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ . En términos generales,  $p(r_k)$  es una estimación de la probabilidad de ocurrencia de nivel de intensidad  $r_k$  en una imagen.

La suma de todos los componentes de un histograma normalizado es igual a 1 y la dispersión del histograma resulta en un mayor rango dentro del intervalo  $[0, L - 1]$ . Donde  $L$  es el número total de posibles niveles de gris en la imagen.



**Figura 66.** Ilustración de la ecualización de histogramas. (a) Imagen de entrada, y (b) su histograma. (c) Imagen con histograma ecualizado, y (d) su histograma. La mejora entre (a) y (c) es evidente. (Cortesía de imagen original del Dr. Roger Heady, Escuela de Investigación de Ciencias Biológicas, Universidad Nacional de Australia, Canberra.)

Fuente: González et al., 2004.

### 2.7.6 Filtro

Un filtro es un conjunto de operaciones en donde el nuevo valor de un pixel depende de su anterior valor y el de los pixeles vecinos. Este conjunto de operaciones no afecta el tamaño de la imagen resultante, de tal forma que la relación entre la imagen resultante y la imagen original sigue siendo igual que en las operaciones de pixel 1 a 1.

El filtro se basa en una función de transferencia que al aplicarse a una señal de entrada, se obtiene una señal de salida según lo que se necesita. Se considera una matriz de convolución deslizante.

Los principales usos de los filtros son para suavizar la imagen que consiste en uniformizar la intensidad de los pixeles vecinos, realzar la imagen que consiste en aumentar los niveles de intensidad, eliminar ruido y detectar bordes.



**Figura 67.** (a) Imagen original. (b) Aplicación de filtro promedio  $3 \times 3$ .  
(c) Aplicación de filtro Laplaciano.

Fuente: Shih, 2010.

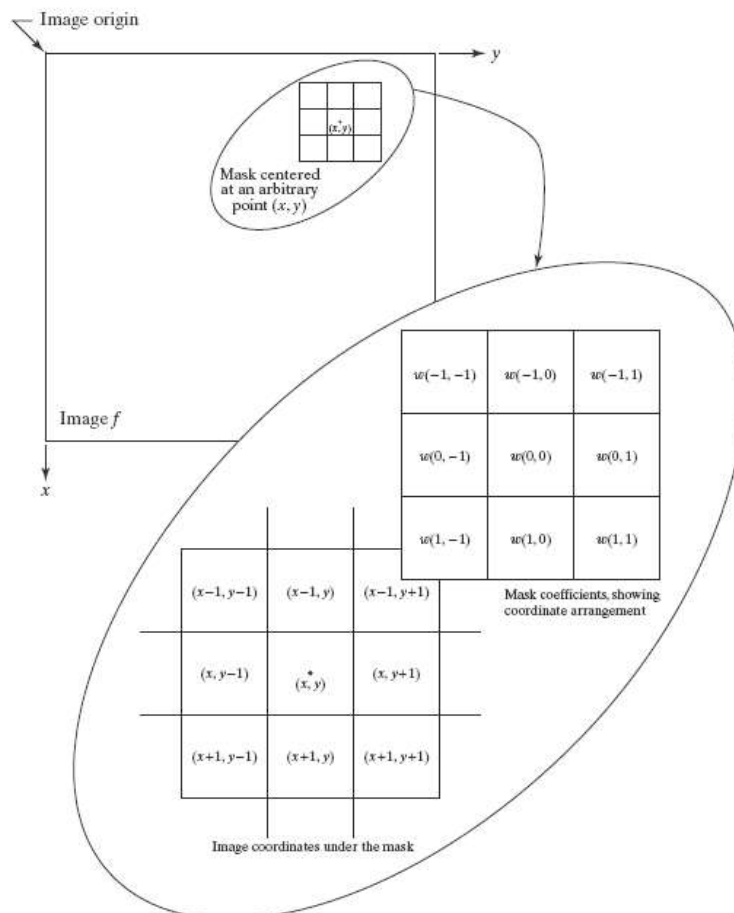
De acuerdo con las imágenes resultantes que se quiera obtener, los filtros se clasifican en:

- Filtros de paso bajo: El término pasa bajo se refiere a que dejar pasar componentes de frecuencia baja y, por el contrario, no deja pasar los componentes de frecuencia alta. En las imágenes resultantes se amortigua los cambios repentinos de niveles de intensidad entre pixeles vecinos. Las principales aplicaciones de este tipo de filtro son la eliminación de ruido, suavizado de la imagen y reducción de la nitidez.
- Filtros de paso alto: El término pasa alto se refiere a que deja pasar los componentes de frecuencia alta y, por el contrario, no deja pasar los componentes de frecuencia baja. La principal aplicación de este tipo de filtro es la detección de zonas de contraste elevado como los bordes.
- Filtros Paso Banda: El término pasa banda se refiere a que deja pasar los componentes de cierto rango de frecuencia. Las principales aplicaciones de este tipo de filtro es aislar los efectos de ciertas bandas de frecuencias seleccionadas sobre una imagen y eliminar ruido, pero son poco usados porque elimina mucho contenido de las imágenes.

Los filtros también se pueden clasificar según el dominio de trabajo, existen filtros en el dominio del espacio, que operan sobre el plano de la imagen directamente en los píxeles de la imagen, y filtros en el dominio de la frecuencia que operan en la transformada de Fourier de la imagen.

### 2.7.6.1 Filtros en el dominio del espacio

Un filtro en el dominio del espacio o espacial consiste en una operación predefinida que se aplica a los píxeles tomando en cuenta sus píxeles vecinos. Una imagen filtrada o procesada se genera mientras el centro del filtro opera en cada píxel de la imagen de entrada. Si la operación que se realiza en los píxeles de la imagen es lineal, entonces el filtro se llama un filtro espacial lineal, y si no es lineal se llama filtro no lineal como son el mínimo, máximo, mediana, moda, etc.



**Figura 68.** La mecánica de filtrado espacial lineal utilizando una máscara de filtro  $3 \times 3$ . La forma elegida para indicar las coordenadas de los coeficientes de la máscara de filtro simplifica la escritura de expresiones de filtrado lineal.

Fuente: González et al., 2004.

El tamaño del filtro es un parámetro importante de un filtro, que determina cuales vecinos del pixel de la imagen original serán considerados para calcular el nuevo pixel.

La forma de la región del filtro puede ser cualquiera, sin embargo, la forma cuadrada es la más utilizada porque además de facilidad de cálculo, permite considerar pixeles vecinos en todas las direcciones. También se puede asignar un peso diferente a cada pixel que participe en el cálculo del nuevo valor del pixel central.

La Figura 68 ilustra los mecanismos de filtrado espacial lineal utilizando una vecindad de  $3 \times 3$ . En cualquier punto  $(x, y)$  de la imagen, la respuesta  $g(x, y)$  del filtro es la suma de productos de los coeficientes de filtro y los píxeles de la imagen abarcados por el filtro (González y Woods, 2002):

$$g(x, y) = w(-1, -1)f(x - 1, y - 1) + w(-1, 0)f(x - 1, y) + \dots + w(0, 0)f(x, y) + \dots + w(1, 1)f(x + 1, y + 1)$$

El centro del filtro  $w(0, 0)$ , se alinea con el píxel en la posición  $(x, y)$ . Para una máscara de tamaño  $m \times n$ ; suponemos que  $m = 2a + 1$  y  $n = 2b + 1$ , donde  $a$  y  $b$  son números enteros positivos. En general, el filtrado espacial lineal de una imagen de tamaño  $M \times N$  con un filtro de tamaño  $m \times n$  está dado por la expresión:

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t)f(x + s, y + t)$$

Donde  $x$  e  $y$  se varían de manera que cada píxel en  $w$  visita cada píxel de  $f$ .

### 2.7.6.2 Filtrado en el dominio de la frecuencia

La correspondencia entre el filtrado en el dominio del espacio y el filtrado en el dominio de la frecuencia está establecida por el teorema de la convolución.

Las representaciones en el dominio de la frecuencia consiguen mostrar la información de una imagen al explicar la frecuencia de repetición de pixeles pertenecientes a la imagen. Las transformadas en el dominio de la frecuencia más utilizadas en el procesamiento de imágenes son transformada de Fourier (funciones base: senos y cosenos), transformada del coseno (funciones base: cosenos), transformada wavelet (funciones base: Haar, Daubechies) y transformada de Karhunen-Loeve o Análisis de Componentes Principales (PCA).

Generalmente, las operaciones de realce y suavizado en el dominio de frecuencia son más eficaces que en el dominio espacial porque el ruido puede ser eliminado más fácilmente en el dominio de la frecuencia. Cuando una imagen se transforma en el dominio de frecuencia, los componentes de frecuencia baja corresponden a las regiones lisas o estructuras principales en la imagen, los componentes de frecuencia media corresponden a características de la imagen y los componentes de frecuencia alta corresponden a los bordes u otras transiciones bruscas como el ruido.

## 2.8 Raspberry Pi

Existen varias opciones de plataformas sobre las que se pueden construir proyectos de base tecnológica. Actualmente, placas de desarrollo de microcontroladores como el Arduino representan una opción muy popular porque es muy fácil trabajar con él.

Una opción diferente es utilizar un sistema de plataformas de chips como el Raspberry Pi que es muy diferente a los microcontroladores tradicionales. Se puede decir que el Raspberry Pi tiene más en común con una computadora que con un Arduino. La elección de la plataforma a utilizar dependerá de las necesidades del proyecto.

El Raspberry Pi fue desarrollado en Inglaterra por la Fundación Raspberry Pi, una organización sin ánimo de lucro y con la intención de promover la enseñanza de ciencias de la computación en las escuelas. La idea de crear este ordenador surgió en 2006, se quería desarrollar un equipo de bajo costo con capacidades de programación y lo suficientemente accesible económicamente. Así que en 2011 salió el primer modelo de Raspberry Pi, producido en Inglaterra.

La definición de Raspberry Pi según su página oficial, es que se trata de una placa computadora u ordenador de placa reducida (en inglés: *Single Board Computer* o SBC) de bajo costo basado en la arquitectura ARM, integrado en una placa con dimensiones similares a las de una tarjeta de crédito. Parte de la razón del bajo costo es que algunos componentes adicionales no están incluidos en la tarjeta, por ejemplo, no viene una caja para protegerlo ni viene con una fuente de alimentación.

El Raspberry Pi es de precio accesible y tiene un consumo eléctrico muy bajo, por estas características, se puede utilizar en la construcción de un almacenamiento de bajo consumo energético.

Este miniordenador versátil tiene el poder suficiente para ejecutar una amplia gama de aplicaciones y muchas de las tareas que a diario desarrollamos con ordenadores mucho más grandes, como es el procesamiento de audio o vídeo, control remoto o robots autónomos, construcción de una supercomputadora, navegación por Internet, centro de medios de comunicación, edición de documentos, emuladores de videojuegos, gestión domótica de determinados elementos, etc.

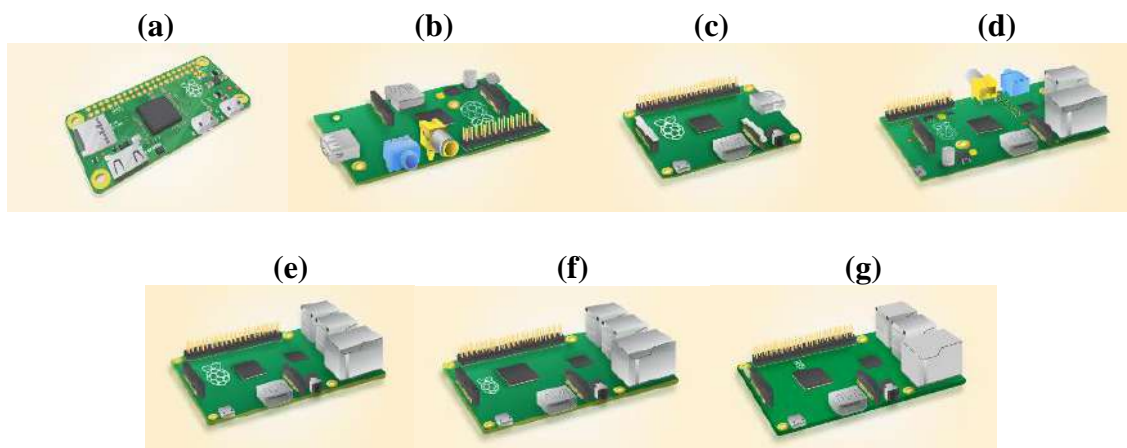
El Raspberry Pi se entrega sin sistema operativo, por eso es necesario instalar un sistema operativo en una tarjeta SD (*Secure Digital*), ya sea en tamaños SDHC o microSDHC. En la página oficial de la Fundación Raspberry Pi, podemos descargar varios sistemas operativos como Raspbian, Ubuntu MATE, Snappy Ubuntu Core, Windows 10 IoT Core, OSMC, LibreELEC, PINet, RISC OS, o Weather Station.

El sistema operativo oficial es Raspbian, que es el más difundido y más práctico. Raspbian es una distribución Debian adaptada para Raspberry Pi que se puede instalar directamente o por medio del instalador NOOBS. Para realizar la instalación directa de Raspbian sobre una tarjeta SD, debemos realizarlo mediante otro equipo, en el que hayamos descargado la imagen del Sistema Operativo y que tenga un lector de tarjetas SD.

Varias generaciones de Raspberry Pi se han lanzado. La primera generación (Raspberry Pi 1) fue lanzada en febrero de 2012, un modelo básico llamado modelo A y un modelo de mayor especificación llamado modelo B. Los modelos A+ y B+ fueron lanzados un año después. El Raspberry Pi 2 modelo B fue lanzado en febrero de 2015 y el Raspberry Pi 3 Modelo B fue lanzado en febrero de 2016. Actualmente, en la página oficial de la Fundación Raspberry Pi se pueden ver las características de los siguientes modelos: Raspberry Pi Zero, Raspberry Pi 1 Modelo A+, Raspberry Pi 1 Modelo B+, Raspberry Pi 2 Modelo B, Raspberry Pi 3 Modelo B.

Según la página oficial de la fundación Raspberry Pi, estas tarjetas tienen un precio entre 20 y 35 US\$. Todos los modelos cuentan con un sistema en un chip (SOC) Broadcom, que incluye una CPU compatible con ARM y una unidad de procesamiento gráfico GPU (VideoCore IV).

El modelo A+ cuenta con 256 MB de RAM, un puerto USB, 40 pines GPIO y ningún puerto Ethernet. El Modelo B+ es la revisión final del original Raspberry Pi, cuenta con 512 MB de RAM, cuatro puertos USB, 40 pines GPIO, y un puerto Ethernet. El Raspberry Pi 2 comparte muchas características con el Pi 1 B+, pero utiliza una SoC Broadcom BCM2836 con un procesador ARM Cortex-A7 de cuatro núcleos de 32 bits a 900 MHz y tiene 1 GB de RAM. El Pi 2 es totalmente compatible con las tarjetas de primera generación. El Raspberry Pi 3 Modelo B utiliza una SoC Broadcom BCM2837 con un procesador ARM Cortex-A53 de cuatro núcleos de 64 bits a 1,2 GHz, tiene 1 GB de RAM, LAN inalámbrica 802.11n integrada, y Bluetooth 4.1. Por último, el Raspberry Pi Zero es la mitad del tamaño de un modelo A+, con una CPU de 1 GHz de un solo núcleo y 512 MB de RAM, mini-HDMI y puertos USB.



**Figura 69.** Modelos de Raspberry Pi: (a) Pi Zero. (b) Pi 1 Modelo A. (c) Pi 1 Modelo A+. (d) Pi 1 Modelo B. (e) Pi 1 Modelo B+. (f) Pi 2 Modelo B. (g) Pi 3 Modelo B.

Fuente: Página oficial de Raspberry Pi

El Raspberry Pi utilizado es el Raspberry Pi 1 Modelo B, este modelo se basa en un chip integrado Broadcom BCM2835, que incluye un procesador central (CPU) ARM11 con varias frecuencias de funcionamiento y la posibilidad de subirla (*overclocking*) hasta 1 GHz sin perder la garantía (ARM1176JZF-S a 700MHz), un procesador gráfico GPU (VideoCore IV), y tiene 512 MB de RAM.

Sus dimensiones son  $8.56 \times 5.398$  cm, posee una conexión ethernet RJ45 10/100 y, no tiene una conexión Wi-Fi, pero gracias a los dos puertos USB incluidos podremos suplir dicha carencia con un adaptador Wi-Fi USB. Los puertos tienen una limitación de corriente, por lo que si queremos conectar discos duros u otro dispositivos será a través de un *hub* USB con alimentación.

a) Partes del Raspberry Pi

- **Procesador:** Este procesador es la parte central del Raspberry Pi, encargado de los procesos del audio, video, procesamiento gráfico y comunicación de las interfaces (principalmente teclado y mouse). Todas estas tareas están repartidas en dos memorias especiales: la RAM y el GPU. La primera fue diseñada para el procesamiento de los datos, mientras que la misión de la segunda es la del acelerador de video propio de la tarjeta (Rayo y Chimbo, 2013).  
El Raspberry Pi 1 modelo B tiene un sistema BCM2835 Broadcom en un chip integrado (SoC), que incluye un ARM1176JZF-S a 700 MHz, un procesador gráfico GPU (VideoCore IV) y una memoria RAM de 512 MB.
- **Puerto USB:** El Raspberry Pi 1 Modelo B posee 2 puertos USB para la conexión de dispositivos como el teclado y el mouse, también se puede conectar un *hub* USB para alimentar a más dispositivos con salida USB para así conectarlos a la tarjeta, en este caso además del teclado y el mouse también se conecta una cámara web USB.
- **Puerto Ethernet:** El modelo B tiene un puerto estándar Ethernet RJ45. El Modelo A no lo tiene pero se puede conectar a una red cableada por un adaptador Ethernet USB.
- **Conector HDMI:** En el Raspberry Pi 1 Modelo B, el puerto HDMI ofrece salida de audio y video, 14 resoluciones de video diferentes son compatibles, y la señal HDMI se pueden convertir a DVI, compuesta (señal analógica de vídeo por lo general lleva a través de un conector RCA amarillo) o SCART (una norma europea para la conexión de equipos de audio-visual) con adaptadores externos (Richardson y Wallace, 2013).
- **LEDs:** El Raspberry Pi 1 Modelo B cuenta con cinco indicadores LED que proporcionan información visual según las condiciones de funcionamiento del Pi.

**Tabla 3.** LEDs indicadores del Raspberry Pi.

LED	Color	Condición
ACT	Verde	Se enciende cuando se accede a la tarjeta SD
PWR	rojo	conectado a la energía 3.3V
FDX	Verde	Se enciende cuando la red está adaptada dúplex completo
LNK	Verde	Indicador de actividad de la Red
100	Amarillo	enciende cuando la conexión de red es de 100 Mbps

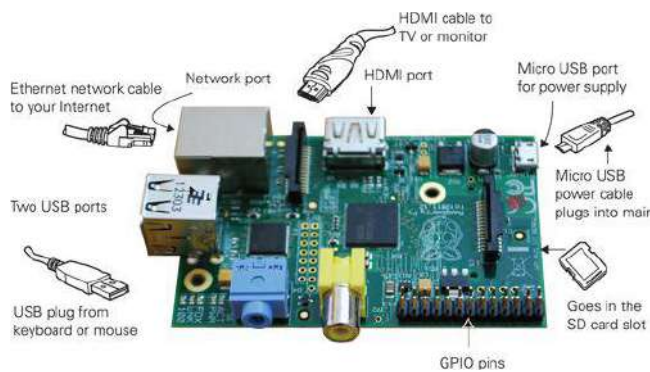
Fuente: Richardson y Wallace, 2013.



- Salida de audio analógico: El Raspberry Pi 1 Modelo B cuenta con un mini de audio analógico con un estándar de 3.5 mm, previsto para manejar cargas de alta impedancia (altavoces amplificados).
- Salida de Video: El Raspberry Pi 1 Modelo B está diseñado para soportar tres estándares diferentes de salida de video: RCA, HDMI, DSI. Los dos primeros son de fácil acceso al usuario ya que se encuentran en los televisores analógicos y digitales de la era actual, mientras que para el último estándar, es necesario un hardware adicional para su óptimo funcionamiento.
- Entrada de Poder: No hay un interruptor de encendido del Pi. Un conector micro USB se utiliza para suministrar energía (no es un puerto USB adicional).
- Entrada/Salida de Propósito General (GPIO): son los pines que le permiten al Raspberry Pi comunicarse con otros componentes y circuitos electrónicos, además con una programación adecuada se dispone de la opción de censar temperatura, controlar servo motores, etc. Existen pines habilitados y deshabilitados para el usuario, los pines deshabilitados o reservados no deben conectarse a ningún equipo externo o a la propia Raspberry Pi porque se encuentran conectados directamente con el procesador BMC2835 y cualquier otra conexión dañaría la tarjeta permanentemente (Rayo y Chimbo, 2013).

b) Otras partes que no vienen con el Raspberry pi:

- Fuente de alimentación: Esta es una de las principales ventajas de este microcomputador, su procesador requiere un bajo consumo de energía, por lo tanto basta con un cargador que tenga por salida un micro USB que puede proporcionar 5V y al menos 700mA de corriente (Rayo y Chimbo, 2013).
- Tarjeta SD: Se necesita al menos 4 GB, y debe ser una tarjeta de clase 4 que es capaz de transferir al menos 4 MB/s. También se puede utilizar una tarjeta microSD en el adaptador.
- Un cable HDMI: Si se quiere conectar a una pantalla se necesita esto, o un adaptador adecuado para un monitor DVI.
- Cable Ethernet / cable LAN (conector RJ45 estándar).
- Monitor, Teclado y Ratón.
- *USB-Hub*: con este componente se puede conectar varios dispositivos a utilizar. Se recomienda utilizar un *USB-Hub* con alimentación pues se proporciona energía adicional a los dispositivos sin afectar el funcionamiento del Raspberry Pi.



**Figura 70.** Componentes de la Raspberry Pi.

Fuente: Philbin, 2014.

### 2.8.1 Ventajas y Desventajas

Algunas de las ventajas del uso de Raspberry son:

- Trabaja con software libre, lo cual ahorra el pago de licencias.
- Bajo consumo de energía y bajo costo.
- Diseño compacto con salidas digitales y analógicas para visualizar su entorno gráfico: RCA o HDMI.
- Capacidad de navegación por internet y puede funcionar como un pequeño servidor dependiendo de la aplicación.

Y algunas de sus limitaciones son:

- Si bien no es costoso, su hardware es limitado. Se necesita conseguir dispositivos de comunicación como el teclado, monitor y ratón.
- No posee receptor WiFi, ni de *bluetooth*.
- No puede alimentar gran cantidad de periféricos en caso de una alta demanda de corriente.
- Es algo lento al usarse en procesos que necesiten mucho procesamiento.

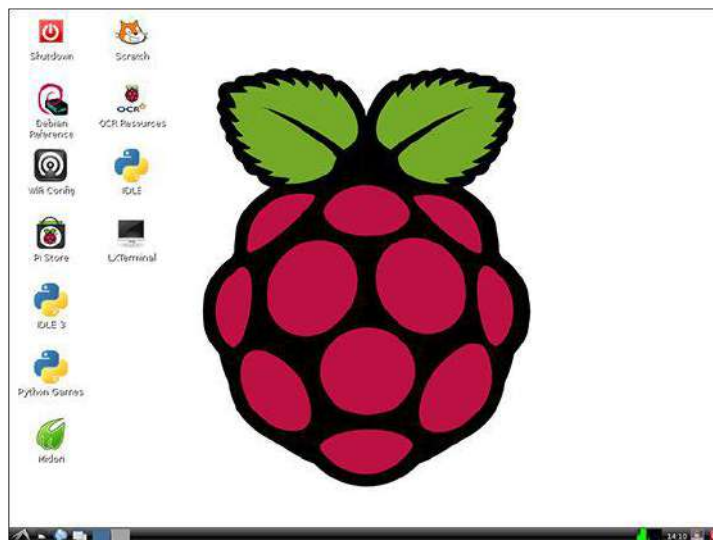
### 2.8.2 Inicialización del Raspberry Pi

Una vez que el arranque del Raspberry Pi ha tenido lugar, se solicitará ingresar nombre de usuario y contraseña para iniciar la sesión. El usuario predeterminado para el Raspberry Pi en Raspbian se llama “pi”, y la contraseña predeterminada es “raspberrypi”. Al igual que muchos dispositivos de computación, no se puede ver lo que se teclea en el cuadro de contraseña por razones de seguridad.

Si se escribe “startx” en el terminal, se inicia la sesión en el entorno de escritorio como se muestra en la Figura 71.

```
raspberrypi login: pi
password:
pi@raspberrypi ~$ startx
```

**Figura 71.** Inicio de sesión en Raspberry Pi e iniciar el entorno de escritorio.  
Fuente: Elaboración propia.

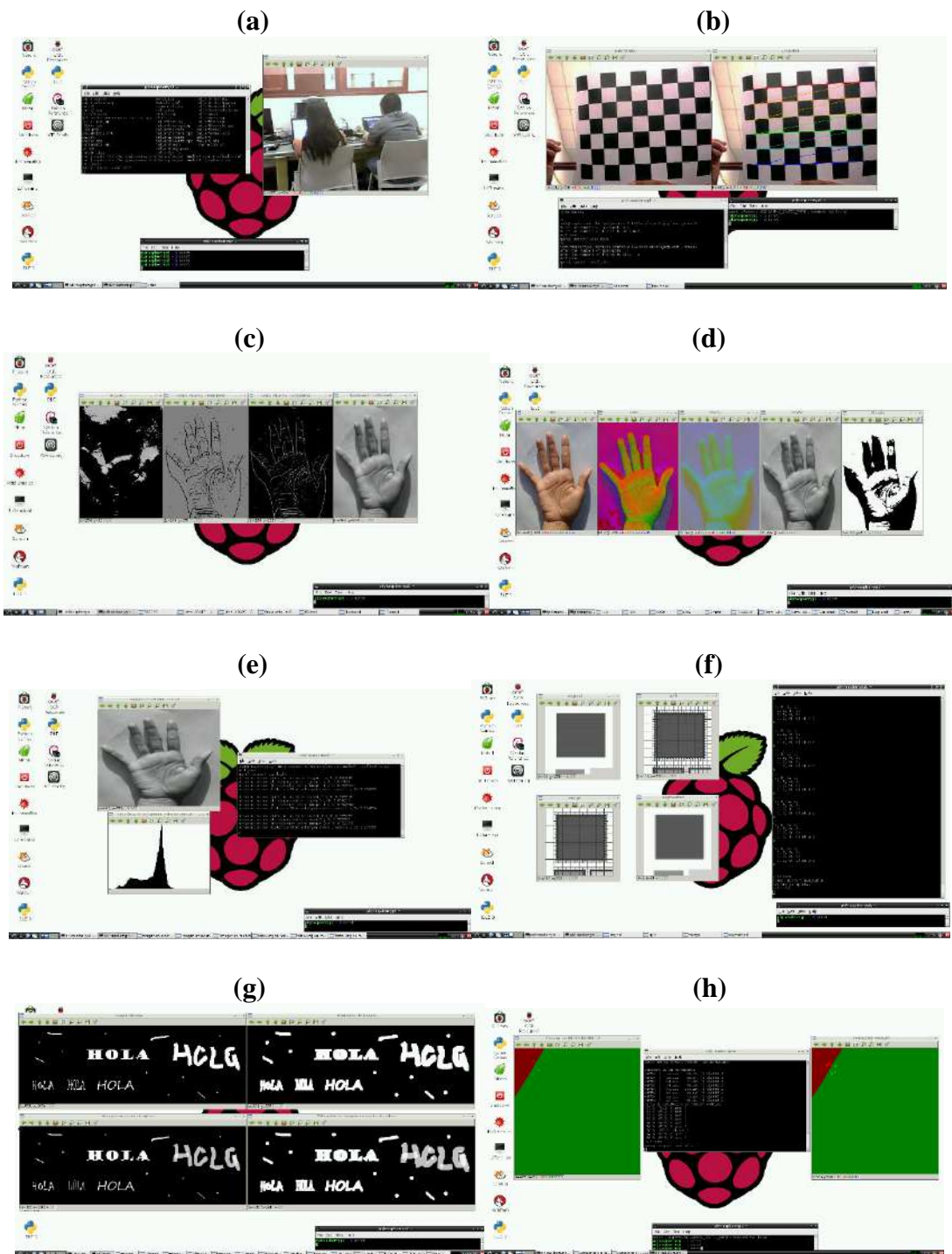


**Figura 72.** Entorno de escritorio.  
Fuente: Elaboración propia.

Después de la instalación de la librería OpenCV y Qt Creator, se procede a desarrollar el programa para la clasificación de granos de cacao mediante imágenes digitales. A continuación se muestra imágenes resultantes de operaciones de procesamiento de imágenes que se desarrollaron en la Raspberry Pi.



**Figura 73.** Respuesta de ejecutable *facetect*  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 74.** (a) Captura de video con código. (b) Calibración de cámara. (c) Filtros. (d) Modelos de color. (e) Histograma. (f) Segmentación *Split-merge*. (g) Adelgazamiento. (h) Morfología. (i) Entrenamiento-Prueba  
Fuente: Elaboración propia.

## Capítulo 3

### Desarrollo de Software y su interfaz

#### 3.1 Introducción

La interfaz gráfica de usuario (GUI) permite a un usuario interactuar, con mayor facilidad, con un programa. Debido a que constituye la primera toma de contacto entre el sistema creado y el usuario, es necesario que sea fácil de usar y agradable para una mejor comprensión de los datos obtenidos.

Se desarrolló una interfaz en Matlab, Visual Studio y Qt Creator usando la librería OpenCV para trabajar con un ordenador de escritorio, y una Raspberry Pi alternativamente y así lograr un menor coste computacional en la aplicación del programa de clasificación de granos según el tamaño.

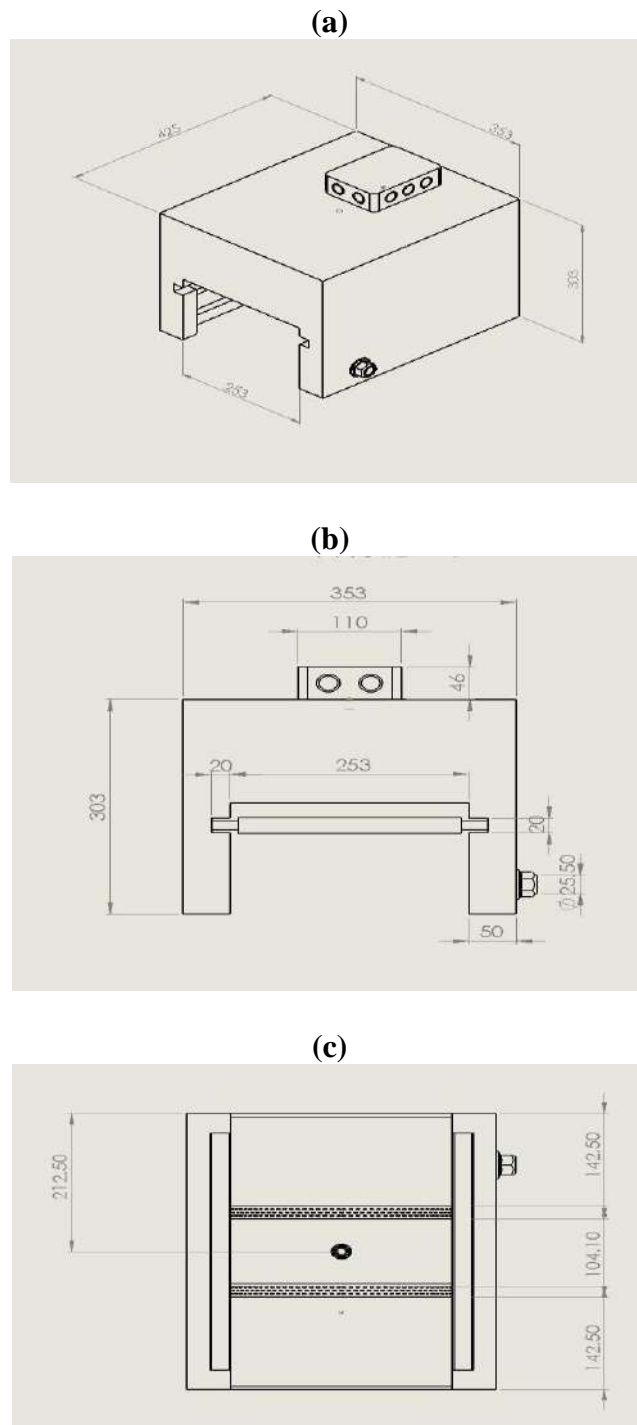
#### 3.2 Adquisición de imágenes

Con el objetivo de recrear de la manera más realista posible un sistema de visión artificial, fue construido un pequeño prototipo de clasificación de granos de cacao (Figura 75), compuesto por una caja de madera, una bandeja blanca, dos cámaras digitales con conexión USB, una fuente de alimentación de 12V e iluminación LED.

La cabina de iluminación para la obtención de las muestras se construyó en madera con paredes internas en color blanco. La fuente de iluminación se instaló en la parte superior, por encima de la bandeja que contiene los granos de cacao.

Una cámara se ubicó en la parte superior de la caja de iluminación y encima de la bandeja con granos de cacao, captando imágenes desde arriba. Y otra cámara se ubicó en el costado de la caja de iluminación, obteniendo una vista de perfil de los granos.

Se obtuvieron en el laboratorio 600 fotos (300 frontales y 300 de perfil), en formato jpeg, modelo RGB, de dimensión 1280 × 720.



**Figura 75.** (a) Plano isométrico del sistema de adquisición de imágenes. (b) Plano frontal del sistema. (c) Plano inferior del sistema de adquisición de imágenes.

Todas las medidas están en milímetros.

Fuente: Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control. Universidad de Piura. Perú.



**Figura 76.** Prototipo del sistema de adquisición de imágenes.  
Fuente: Elaboración propia.

Un elemento primordial es la cámara a utilizar pues necesitamos una resolución adecuada, en este caso se utilizó 2 cámaras Microsoft LifeCam Studio q2f-00009 con un sensor CMOS y con una resolución máxima del sensor de  $1920 \times 1080$ , aunque la resolución se varía según quiera el operador.

Entre sus características más importantes están que conserva la nitidez de la imagen con el enfoque automático desde 10 cm, permite disparar en un gran ángulo con el objetivo de vidrio de alta precisión. Para la opción de filmación, se le ha incorporado la tecnología *TrueColor* que permite conseguir un vídeo de colores brillantes, y la tecnología *ClearFrame* que proporciona secuencias detalladas.

En la Figura 77, se muestra la cámara con la que se han adquirido imágenes en el rango visible para la caracterización externa.



**Figura 77.** Cámara del sistema de análisis de grano de cacao en el espectro visible.  
Fuente: Ficha técnica cámara Microsoft® LifeCam Studio™ q2f-00009.

Lo ideal es tener una iluminación difusa que libere a la imagen capturada de sombras. Para que la luz exterior no afecte al procesamiento de imágenes, se construyó un módulo de iluminación, tipo carcasa, cuyas paredes internas son de color blanco de manera uniforme.

Para la alimentación del prototipo (iluminación) se adquirió una fuente de alimentación regulable, limitada a 12V. Se realizaron pruebas en el prototipo variando diversas opciones de posición y tipo de focos (Leds, halógenos, etc.), observándose un mejor comportamiento con la iluminación LED. Se seleccionaron dos filas de focos LED en disposición axial sobre la placa, de manera que se cubra toda la superficie.

Utilizando LEDs, la imagen capturada está libre de sombras y se puede apreciar con total claridad y homogeneidad su superficie, pero aún hay que mejorar algunos detalles, como el modificar el contraste y brillo de la imagen para resaltarla mejor. Por ello se probó cambiando los parámetros propios de la cámara de video como son: brillo, contraste, saturación, etc.

En la Figura 78, se aprecia el sistema de iluminación instalado en el primer prototipo. La disposición de los LEDs ha permitido tener una imagen clara sin presencia de sombras.



**Figura 78.** Distribución de iluminación LED en el sistema de adquisición del experimento de análisis de grano de cacao en el espectro visible.

Fuente: Elaboración propia.

La disposición de las cámaras se decidió por las características más importantes que se deseaba obtener como la forma, largo, ancho y altura del grano.

El funcionamiento es básicamente el siguiente: los granos de cacao se colocan en la bandeja dentro del módulo, en la parte superior de la caja se encuentra una cámara que tomará las imágenes frontales y en la misma línea de la bandeja se encuentra otra cámara que tomará las imágenes de perfil. Estas imágenes serán comunicadas al software vía USB, donde serán procesadas, analizadas y clasificadas según los parámetros que deseemos.

Un conjunto de 300 granos de cacao fue seleccionado aleatoriamente del proceso de secado en el mes de octubre del 2015. En el conjunto de granos existían muestras de las tres variedades según el largo de los granos y la resolución establecida de las imágenes fue de  $1280 \times 720$  en formato jpeg.



### 3.3 Procesado y segmentación

Para poder definir cada uno de los granos presentes en la imagen es necesario procesar la imagen binaria de esta.

La imagen original en el espacio de color RGB se transforma a escala de grises y luego al espacio de color binario con la operación de binarización con el método de Otsu, luego se procede a rellenar los agujeros en la imagen binarizada con el comando `imfill` en Matlab y en el caso de OpenCV se utiliza las operaciones de cerrado y apertura.

En Matlab, con la imagen obtenida de la cámara ubicada al costado del grano, se realiza primero un recorte de la región de interés para disminuir el tiempo de trabajo y luego se procede con la binarización al igual que con la imagen frontal.

Se definen restricciones de área en los objetos de la imagen, para omitir elementos demasiado pequeños o demasiado grandes del análisis de características. Y luego se procede al etiquetado de los elementos pertenecientes a la imagen, en el caso de Matlab se utiliza el comando `bwlabel` y en el caso de OpenCV se utiliza el comando `findContours`.

### 3.4 Extracción de características

Después de tener etiquetados cada uno de los elementos u objetos pertenecientes a la imagen, se extraen características de estos para luego identificar la naturaleza de los elementos.

Con Matlab, en la nueva imagen binarizada se utiliza el comando `regionprops` para definir las propiedades o características de las regiones (etiquetas) que representan a cada uno de los granos presentes en la imagen.

Con el mismo `regionprops` gracias al centroide y al axis menor y mayor se pueden dibujar, sobre los grano de cacao, las elipses que más se asemejen a su forma real y también se obtiene valores de distintas características externas como el largo, ancho, altura, etc. que nos permiten realizar una clasificación según el tamaño del grano.

También con datos de la `regionprops` se definen los puntos convexos y así determinar si existen algunos granos pegados.



**Figura 79.** Detección de granos pegados.

Fuente: Elaboración propia.

Las características principales que se obtienen con `regionprops` son: Area (Área), Perimeter (Perímetro), Centroid (Centroide), ConvexArea (Área convexa), Eccentricity (Excentricidad), EquivDiameter (Diámetro equivalente), MajorAxisLength (Longitud del mayor eje) y MinorAxisLength (Longitud del menor eje).

Con OpenCV, con el comando `findContours` se crea un vector de los contornos hallados en la imagen, con los objetos etiquetados se utiliza el comando `fitEllipse` para ajustar una elipse en el elemento y de esta forma obtener las distintas características externas de los granos como son largo, ancho, posición, forma, etc.

### 3.5 Selección de características

En esta etapa de selección, se analiza que característica o grupo de características son las más representativas para la clasificación que se decida. En este caso, solo se necesita la característica de largo para la clasificación de tamaño pero también se puede, por ejemplo, hacer una clasificación más complicada combinando largo y altura para definir grados de fermentación con ayuda de clasificadores estadísticos.

Para la detección de granos pegados y color de granos, se utilizó otras características como convexidad y modelo de color HSV.

### 3.6 Clasificación

El tamaño es una característica de particular importancia en la agroindustria ya que el precio de muchos productos está directamente relacionado con su tamaño. Las variables más utilizadas para estimar el tamaño son el área, perímetro, longitud o anchura.

En este caso se eligió la longitud del grano para clasificarlo en tres distintas clases, los parámetros estándar son elegidos por el operador, pues el tamaño límite varía según la altura y posición a la que se coloca la cámara, o según el brillo o enfoque que alteran el análisis de la imagen.

Expertos de ASPROBO seleccionaron un conjunto representativo de granos de cacao señalando su clase respectiva según su tamaño (largo). El conjunto de comprobación del sistema de clasificación fue generado mediante la selección de 300 granos de cacao.

A pesar de ser clasificado como un cacao de buen tamaño, algunas veces estos granos presentan un achatamiento lo que puede ser debido a una mala fermentación del grano, no logrando que se forme el porcentaje adecuado de estrías y por ende ser clasificado de mala calidad.

Por la presencia de este problema, en Matlab, se optó por utilizar dos cámaras, una en la parte superior que me indica el tamaño del grano (largo y ancho) y una cámara al costado del grano que me permita observar si presenta o no un achatamiento considerable.



**Figura 80.** Análisis de tamaño del grano en valores de pixeles en Matlab.  
Fuente: Elaboración propia.

La clasificación según el tamaño de los granos de cacao se da a partir de la imagen adquirida, por eso para realizar una buena clasificación las condiciones del experimento deben mantenerse constantes, estas condiciones son: la distancia con que se toma la imagen, el foco de la cámara, la iluminación en el prototipo, los valores límites de cada clase, y la conversión de pixeles a milímetros.

Existen diferentes calibres para la clasificación por tamaño pues estos valores cambian de acuerdo al mercado que se desea abastecer. En esta parte del proyecto se estableció tres tipos de grano según su largo: Categoría 1 es de tamaño grande, Categoría 2 es de tamaño intermedio y Categoría 3 es el más pequeño (descarte). A continuación se muestra, en la tabla 4, las clases en que han sido agrupados y sus calibres.

**Tabla 4.** Clasificación según el tamaño del grano de cacao.

Clase	Longitud
Tipo 1	24-30 mm
Tipo 2	19-24 mm
Tipo 3	10-19 mm

Fuente: Elaboración propia.

También se ha implementado una clasificación según el color externo del grano de cacao para identificar elementos que no sean granos de cacao o sean granos con un color no correspondientes un buen secado.

En el análisis aplicado en el modelo de color HSV se concluyó que el valor de color adecuado oscila entre los valores de 0.04 y 0.15 en el parámetro H (tono), entre 0.29 y 0.7 en el parámetro S (saturación), y entre 0.28 y 0.68 en el parámetro V (valor).

Se eligió este modelo de color por haber una mayor facilidad de diferenciar los valores de distintos elementos pues se reduce la intervención de ruido en la imagen.

### 3.7 Interfaz

El programa Matlab y la librería de código abierto OpenCV 2.4.9 en su versión para C++ en Microsoft Visual Studio 2012 y Qt Creator, han sido utilizadas en la implementación de la interfaz del sistema de clasificación.

El sistema que se presenta a continuación es una parte de la plataforma de selección de granos de cacao según su tamaño. La interfaz se utiliza para procesar las imágenes capturadas del conjunto de granos trasladados por una faja.

#### 3.7.1 Matlab

La Interfaz gráfica del sistema de análisis externo de granos de cacao está conformada por:

- Cuadros de imágenes:
  - 2 Imágenes capturadas o importadas correspondientes a la parte superior y de perfil del grano a analizar.
  - 2 Ventanas de análisis de características externas correspondientes a la parte superior y de perfil del grano a analizar.
- Ingreso de valores límites de las clases para la clasificación según el tamaño (largo) de los granos.

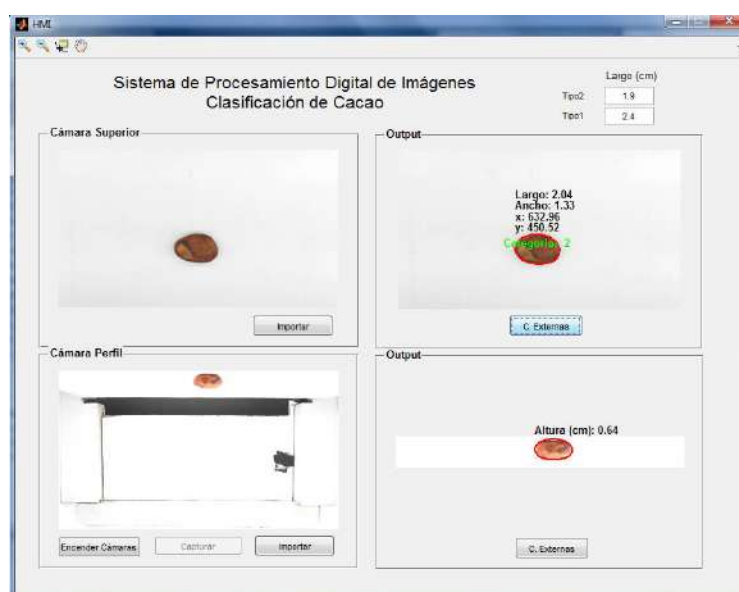
La interfaz cuenta además con 4 tipos de botones. La función de los botones es como sigue:

- Importar: Este botón permite cargar, desde una base de datos, la imagen de un grano dentro del módulo de iluminación. Una vez que se elige la imagen a procesar, ésta se carga en la ventana ubicada en la parte superior del botón “Importar”, se debe tener en cuenta que el botón superior “Importar” corresponde a la vista frontal del grano y el botón inferior “Importar” corresponde a la vista de perfil del grano.
- Encender Cámaras: Este botón permite activar el video en la ventana del lado superior izquierdo y la ventana del lado inferior izquierdo, que corresponden a la vista frontal y de perfil, respectivamente.
- Capturar: Este botón permite la captura de la imagen de un grano dentro del módulo de iluminación. La imagen frontal del grano aparece en la ventana del lado superior izquierdo y la imagen de perfil del grano aparece en la ventana del lado inferior izquierdo.
- C. externas: Se desarrolla el procesamiento de la imagen y el análisis de las características externas del grano, y se muestran los valores de las características seleccionadas. También se muestra la imagen frontal con los granos encerrados en una elipse y sus características se muestran en la ventana del lado superior derecho, y la imagen de perfil con sus granos encerrados en una elipse y sus características se muestran en la ventana del lado inferior derecho.

A continuación se explica el procedimiento que se realiza en la interfaz de Matlab para la clasificación de grano.

- Primero se da el ingreso de la imagen original, podemos utilizar dos opciones para ingresar la imagen del elemento seleccionado, se puede capturar directamente por medio de la cámara web (Botones: Encender y Capturar) o importar una imagen ya guardada en el equipo (Botón: Importar). En el código ya se encuentran definidos los valores de parámetros como el zoom, foco y brillo de la captura de video.
- Para capturar directamente, primero se encienden las cámaras al presionar el botón “Encender Cámaras” y luego se activará el botón “Capturar”; al presionar el botón “Capturar” se guardan las imágenes capturadas (frontal y de perfil) en la carpeta de trabajo. Después de presionar la opción de “Capturar” también se activa la opción “C. externas” (características externas) para ambas vistas (frontal y de perfil).
- Para analizar imágenes guardadas anteriormente, se presiona el botón “Importar” en ambas vistas (frontal y de perfil). Esta opción llama una imagen anteriormente guardada en cualquier carpeta y esta imagen se guarda en la carpeta de trabajo. Luego se activa la opción “C. externas” (características externas) para ambas vistas.
- En la parte superior de la interfaz se puede modificar los valores límites para la clasificación según el tamaño de los granos. En este caso solo se ha definido la característica de largo para realizar la clasificación.
- Al presionar la opción de “C. externas” de cada vista, se realiza el procesamiento de la imagen en cuestión y en la ventana respectiva aparecen la clase según su tamaño y los datos de las características que se han seleccionado como largo, ancho y posición en centímetros, a excepción de la ubicación del grano ( $x, y$ ) que se encuentra en píxeles.

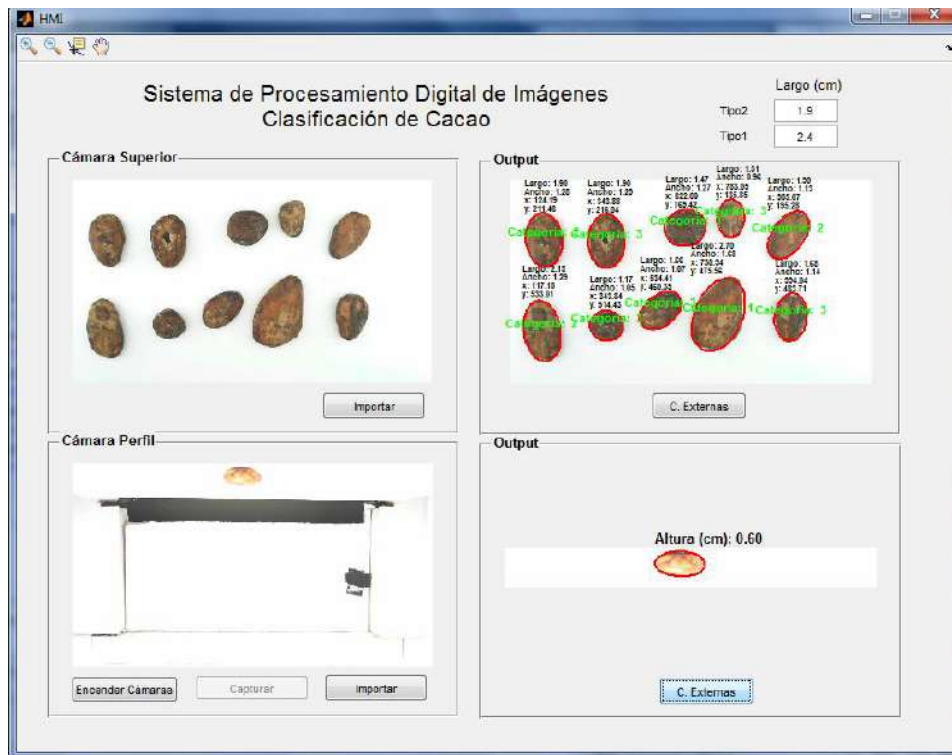
En la Figura 81, se observa la interfaz desarrollada en Matlab donde se presentan solo las características seleccionadas. El grano de ejemplo en este experimento es el número 1 de la base de 300 granos.



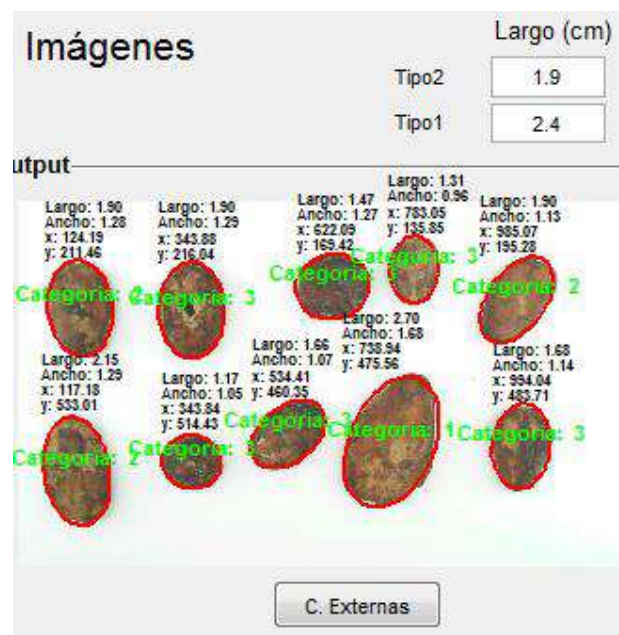
**Figura 81.** Interfaz gráfica para la clasificación según tamaño en Matlab (Grano No. 1).

Fuente: Elaboración propia.

Se comprobó el rendimiento del código con una imagen que contiene un mayor número de granos, en la Figura 82 se observa la interfaz resultante.

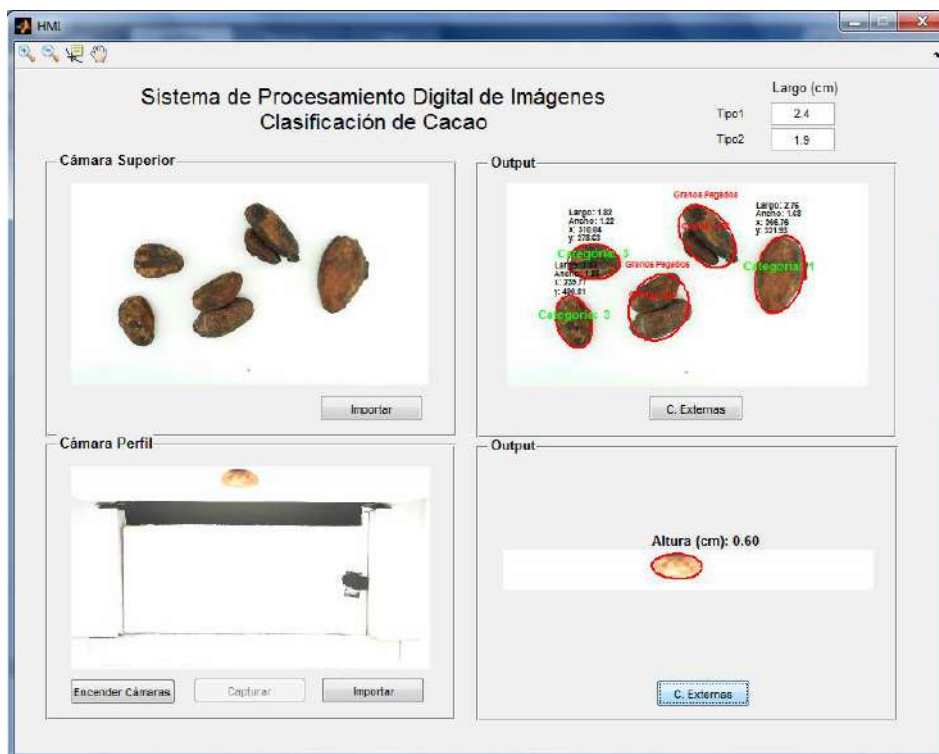


**Figura 82.** Interfaz gráfica para la clasificación según tamaño en Matlab.  
Fuente: Elaboración propia.

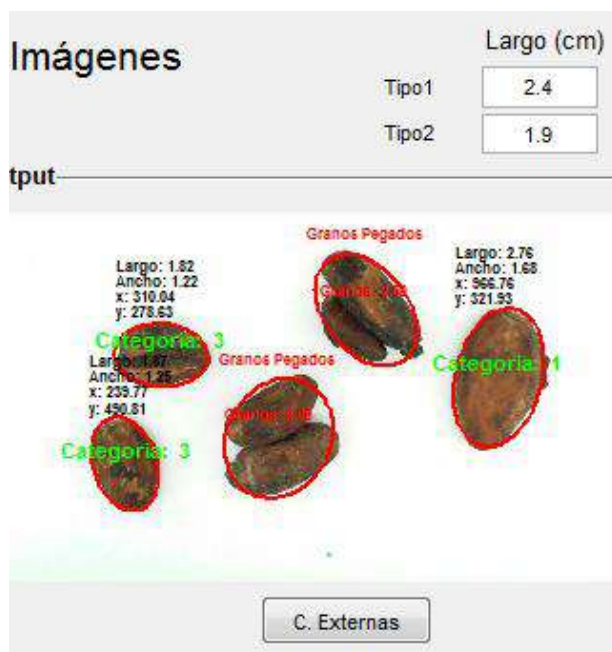


**Figura 83.** Vista ampliada de ingreso de valores límites en interfaz gráfica para la clasificación según tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.

También se comprobó el rendimiento del código con una imagen que contiene granos pegados, en la Figura 84 se observa la interfaz resultante.



**Figura 84.** Interfaz gráfica para la clasificación según tamaño en Matlab.  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 85.** Vista ampliada de definición de valores límites en interfaz gráfica para la clasificación según tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.

En Matlab, el comando de `regionprops` crea una matriz donde se almacena todas las características externas que se extraen de cada uno de los elementos presentes en la imagen que se procesa, en este caso se denomina "s". Al igual que la clase (variable: categoría), el valor de color también se almacena en una matriz donde el número 0 indica que no es un grano por no tener el color adecuado y el número 1 indica que si es el color adecuado para un grano de cacao seco.



**Figura 86.** Interfaz gráfica para la clasificación según color y tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.

	<code>color</code>	<code>[0 1 1 0 0]</code>
	<code>s</code>	<code>&lt;5x1 struct&gt;</code>

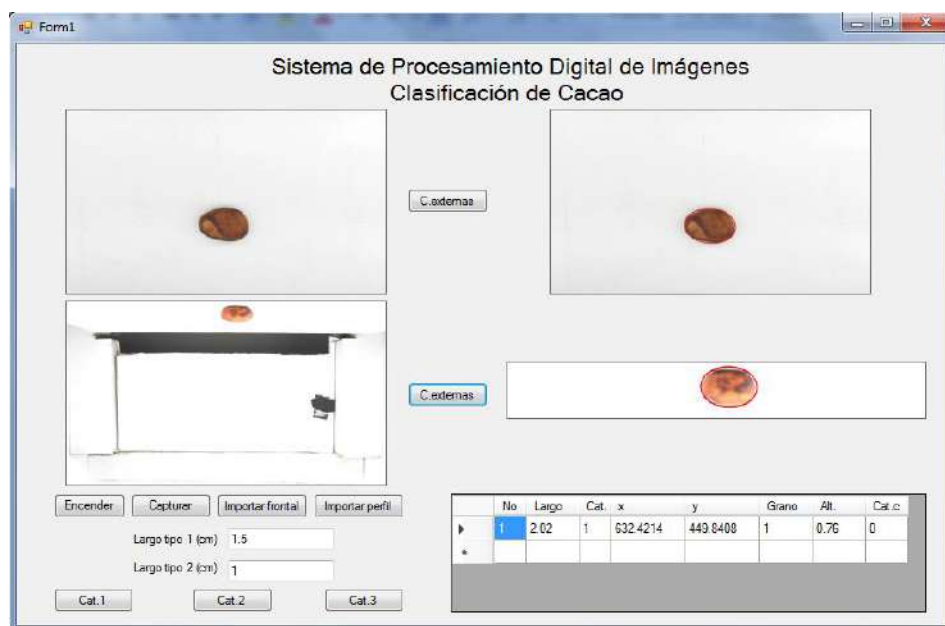
**Figura 87.** Matrices resultantes del código.  
Fuente: Elaboración propia.

Para hallar el valor de color se realiza un mapeo por los pixeles correspondientes a cada elemento de la imagen captada y se saca un valor promedio de cada uno de los canales H, S y V.



### 3.7.2 Visual Studio con librería OpenCV

En lenguaje C++ también se desarrolló un algoritmo similar al realizado en Matlab, esto con la finalidad de poder implementar con mayor facilidad la librería de OpenCV. A diferencia de la interfaz en Matlab, en esta interfaz no se toma en cuenta la cámara colocada en el perfil para disminuir el coste computacional.



**Figura 88.** Diseño inicial de interfaz gráfica.

Fuente: Elaboración propia.

Se realizaron modificaciones en el diseño de la interfaz gráfica, con respecto a los componentes presentes en la interfaz de Matlab, para una mejor presentación de los datos resultantes del análisis de las características externas y para mejorar el funcionamiento del algoritmo.

Los cambios fueron suprimir la opción de importar y unir las opciones de capturar y analizar las características externas en una sola opción llamada “Capturar/Analizar”. Se agregó tres opciones para filtrar cada una de las categorías (Tipo 1, 2 y 3) de la clasificación según el tamaño.

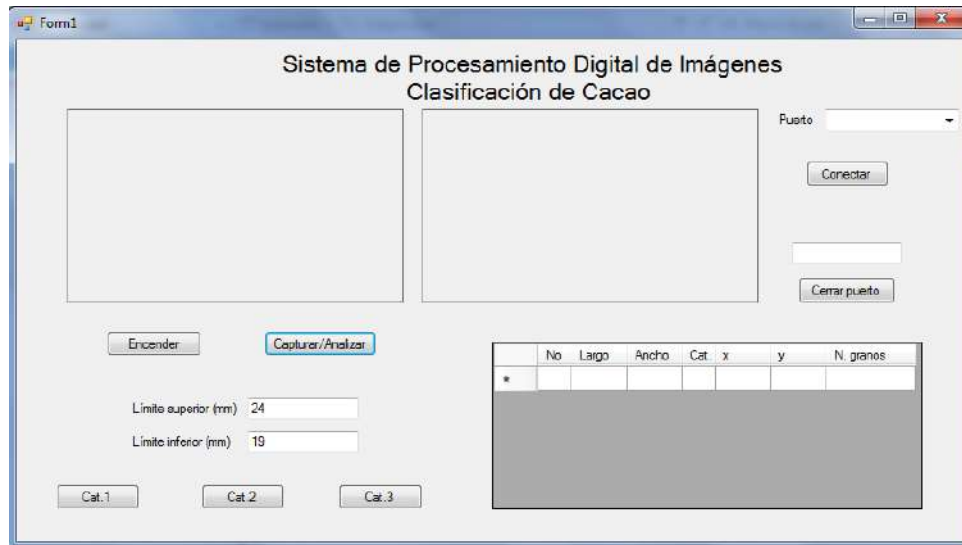
También se implementó la conexión por puerto serial para transmitir los datos obtenidos con el análisis de características externas como la ubicación de cada uno de los píxeles y la clase a la que pertenecen.

Finalmente, la interfaz gráfica del sistema de análisis externo de granos de cacao está conformada por:

- 2 Cuadros de imágenes:  
Izquierda: Video en tiempo real con vista de la parte superior del grano a analizar.  
Derecha: Imagen de los granos etiquetados y encerrados en elipses de color rojo.
- 3 Cuadros de texto:
  - Al costado de la etiqueta “Límite superior (mm)” para colocar el límite superior deseado o también utilizar el límite predeterminado.
  - Al costado de la etiqueta “Límite inferior (mm)” para colocar el límite inferior deseado o también utilizar el límite predeterminado.
  - Debajo del botón “Conectar” donde se indica si se realiza la conexión satisfactoriamente (“Éxito”) o fallo (“Puerto no abierto”).
- Barra de selección: Donde se selecciona el puerto donde se comunicaran los datos de los granos seleccionados.
- Tabla de datos: Donde aparecen los datos de los granos seleccionados. Estos datos son la etiqueta, categoría, largo, ancho, centroide y número de granos de cada uno de los objetos presentes en la figura.

La interfaz cuenta además con 7 botones. La función de los botones es como sigue:

- Encender: Este botón permite activar la cámara web.
- Capturar/Analizar: Este botón permite la captura de la imagen de los granos dentro del módulo de iluminación, esta imagen se procesa y se extraen las características del grano que se necesitan. Se muestra la imagen frontal con los granos encerrados en una elipse y sus características se muestra en la tabla del lado derecho.
- Cat. 1, Cat. 2 y Cat. 3: Filtra los valores de las características de los granos correspondientes a cada una de las clases, respectivamente.
  - Cat. 1: Selecciona los granos de la categoría 1 y presenta sus datos.
  - Cat. 2: Selecciona los granos de la categoría 2 y presenta sus datos.
  - Cat. 3: Selecciona los granos de la categoría 3 y presenta sus datos.
- Conectar: Se conecta al puerto elegido en la barra de selección de puertos para transmitir la información de los granos seleccionados.
- Cerrar puerto: cierra conexión de puerto.



**Figura 89.** Interfaz gráfica.  
Fuente: Elaboración propia.

Los granos de cacao ingresan al prototipo donde se analiza sus características externas como el tamaño y color, a continuación se explica con mayor detalle el procedimiento que se realiza en Visual Studio para la clasificación de grano según el tamaño.

- En el código ya se encuentran definidos los valores de parámetros como el zoom, el foco y el brillo de la captura de imágenes de video.
- Debajo de los botones de “Encender” y “Capturar/Analizar”, se puede modificar los valores límites para la clasificación según el tamaño de los granos. En este caso solo se ha definido la característica de largo para realizar la clasificación.
- Para capturar directamente la imagen, primero se enciende la cámara web, se presiona el botón “Encender” y en la ventana izquierda aparece el video en tiempo real. Y luego al presionar el botón “Capturar/Analizar” se guarda la imagen capturada de los granos en la carpeta de trabajo y se realiza el procesamiento de la imagen en cuestión. En la ventana derecha aparecen los granos identificados con una etiqueta y rodeados con una elipse, y en la tabla aparecen los valores de determinadas características como largo, ancho, clase o categoría, ubicación del grano en los ejes  $x$ ,  $y$  (en milímetros todos los datos), y el número de granos que señala si se encuentran granos pegados.  
En el caso de granos pegados, se verificar si el contorno es convexo para definir si se encuentran granos pegados (formas extrañas) y así llenar el vector de número de granos. Si hay solo un grano, en número de granos se considera el valor 1, si hay más granos se considera número de granos con valor 2 y categoría 3 (descarte).  
En el caso de que no se trate de un grano (diferente color), en número de granos se considera con valor cero 0 y categoría 3 (descarte).
- En la etiqueta “Puerto” se selecciona un puerto serial y al presionar “Conectar” se conecta al puerto anteriormente seleccionado, en la caja de abajo aparece un mensaje que comunica si se ha conectado correctamente.

- Del grupo total de granos se puede filtrar según la clase de los granos, si se quiere visualizar solo los datos de los granos de clase 1 se presiona el botón Cat. 1, igualmente con las otras categorías o clases presionando el botón Cat. 2 y Cat. 3 para los granos de clase 2 y 3, respectivamente. Los granos de la categoría seleccionada aparecen encerrados en una elipse de color azul y en la tabla inferior solo aparecerán los datos de los granos que pertenezcan a la categoría (Etiqueta de grano, centroide en x-y, largo, ancho, número de granos).

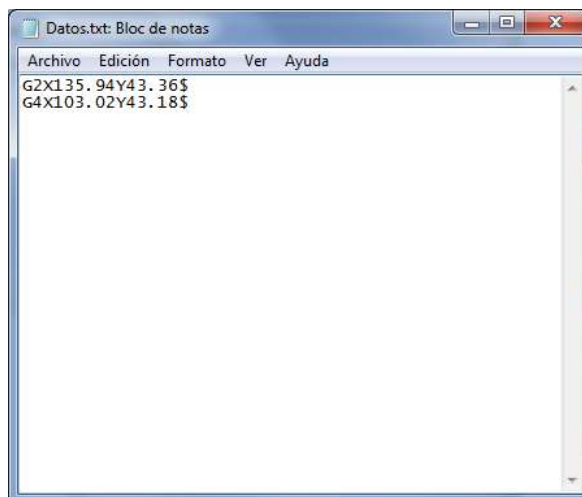


**Figura 90.** Interfaz gráfica luego de presionar el botón “Encender”.  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 91.** Interfaz gráfica luego de presionar el botón “Capturar/Analizar”.  
Fuente: Elaboración propia.

- Al presionar cada uno de los botones para el filtro según clases, estos valores se envían por la conexión de puerto serial anteriormente realizada. También se guardan estos datos en un block de notas en la carpeta de trabajo, en nuestro caso se llama “Datos.txt” con el formato de: G-etiqueta de grano-X-centro en x-Y-centro en y-\$



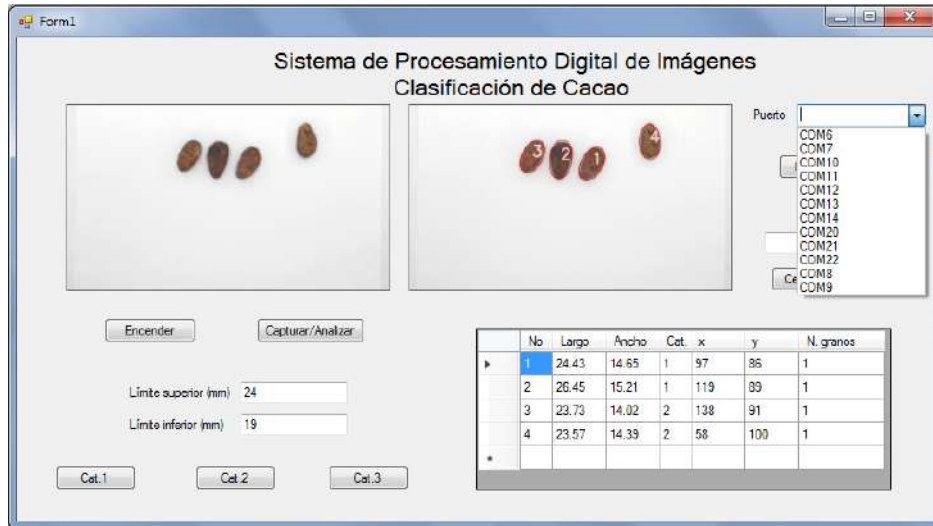
**Figura 92.** Datos de granos de categoría 1 en block de notas “Datos.txt”.  
Fuente: Elaboración propia.

Si no se ha conectado a ningún puerto en la casilla de conexión (abajo del botón de conectar) aparecerá “Puerto no abierto”.



**Figura 93.** Puerto no abierto.  
Fuente: Elaboración propia.

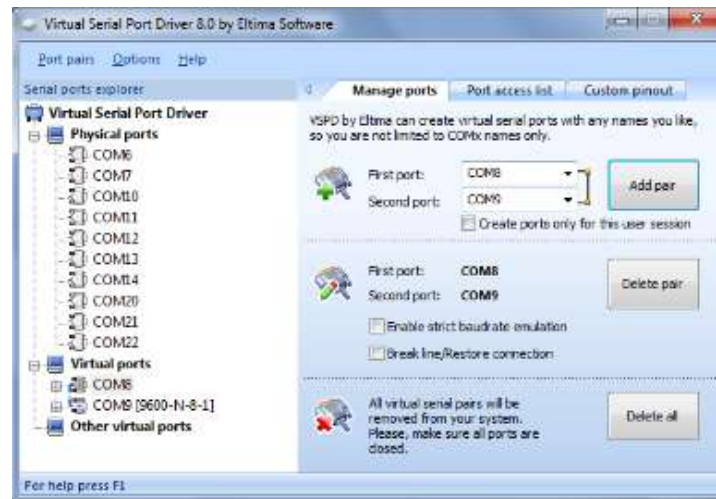
Primero se busca un puerto disponible en la casilla blanca al costado de la etiqueta “Puerto” y luego se presiona el botón “Conectar” para que se conecte, la casilla de conexión muestra “Puerto conectado” cuando es correcta la conexión y “Puerto no abierto” cuando no se ha conectado correctamente.



**Figura 94.** Lista de puertos disponibles.

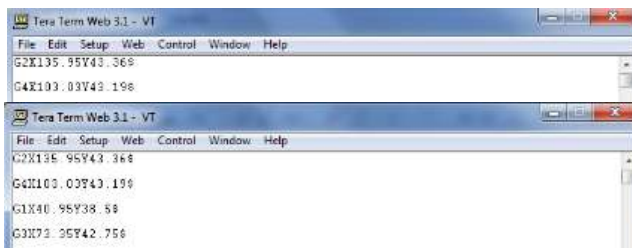
Fuente: Elaboración propia.

Para verificar que realmente se da la conexión se utilizó puertos virtuales.



**Figura 95.** Puertos virtuales.

Fuente: Elaboración propia.



**Figura 96.** Datos enviados por la categoría 1 (arriba) y categoría 2 (abajo).  
Fuente: Elaboración propia.

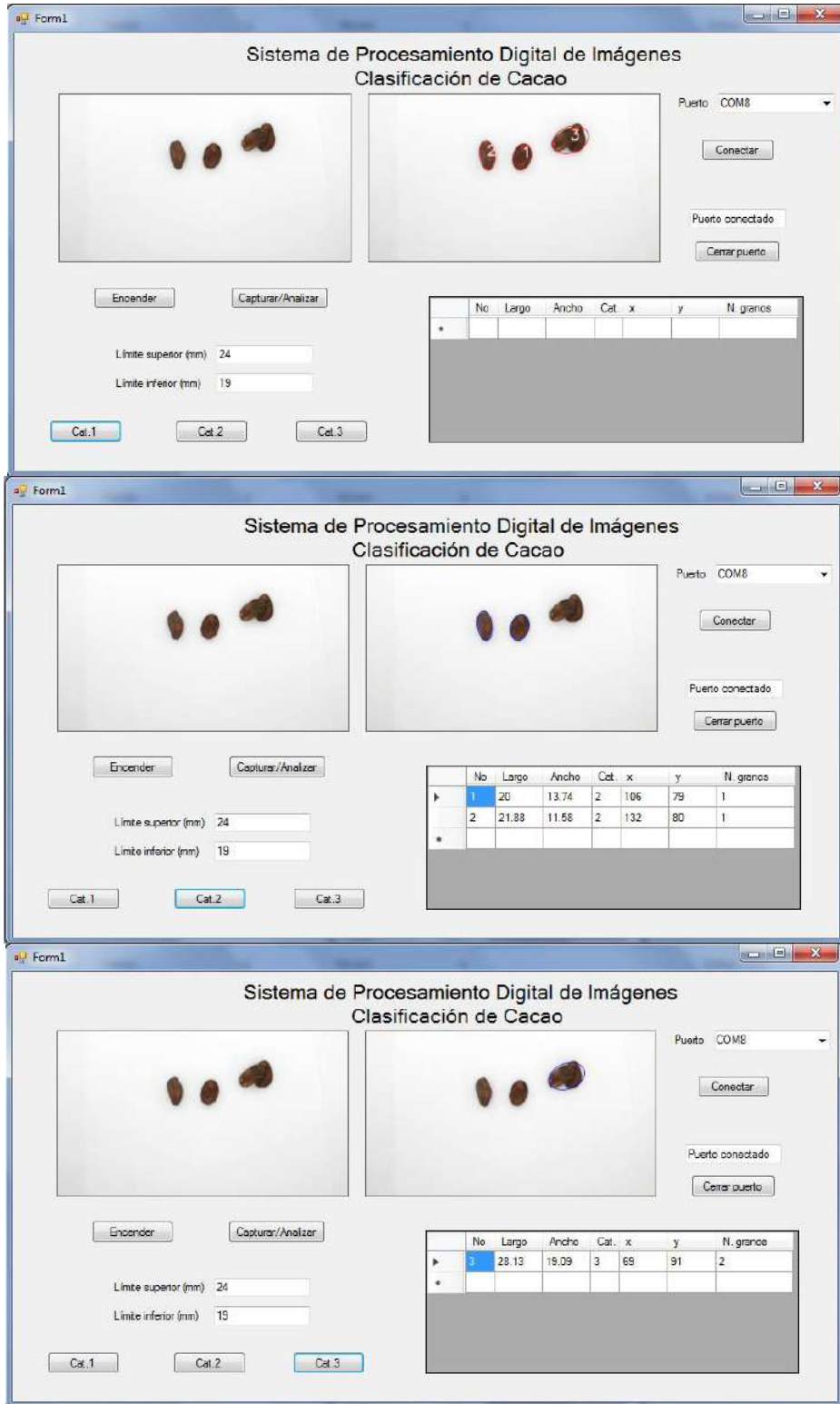
- Al terminar el proceso se presiona el botón “Cerrar puerto” para terminar la conexión por puerto serial.

En la Figura 97, se observa la interfaz desarrollada en Visual Studio donde se presentan solo las características seleccionadas.



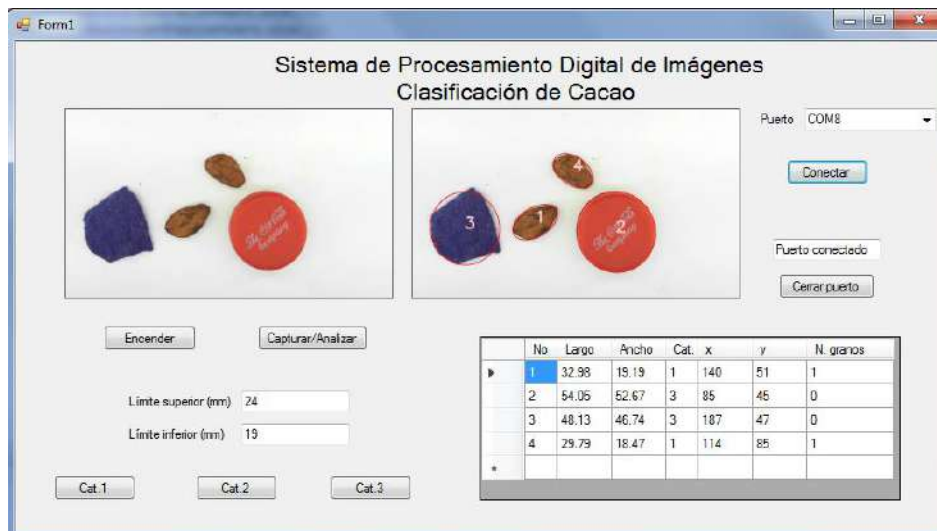
**Figura 97.** Interfaz gráfica en Visual Studio.  
Fuente: Elaboración propia.

Se tomaron varias imágenes en distintas posiciones para comprobar si los resultados de la clasificación eran correctos, no solo con un solo grano sino también con una mayor cantidad de granos colocados aleatoriamente y también con presencia de granos pegados como se observa en la Figura 97. También se colocaron restricciones para poder descartar elementos en la imagen que no sean granos de cacao como se observa en la Figura 99. El anterior código de Matlab para la determinación del color externo del grano se implementó en la interfaz gráfica de Visual Studio.



**Figura 98.** Filtro de grano categoría 1, 2, 3 según su tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.





**Figura 99.** Interfaz con objetos que no son granos (*número de granos = 0*).  
Fuente: Elaboración propia.

### 3.7.3 Qt Creator con librería OpenCV

Las componentes de la interfaz en Qt son parecidas a las componentes de la interfaz en Visual Studio, pero para disminuir el coste computacional al utilizarse el Raspberry Pi, se debió excluir algunas funciones como la conexión de puerto serial. También se utiliza el lenguaje C++ y la librería libre OpenCV,

Se realizaron modificaciones en el diseño de la interfaz gráfica, con respecto a los componentes presentes en la interfaz de Visual Studio, para un mejor funcionamiento del algoritmo. Como por ejemplo se eliminó la opción de encender la cámara, por ello la cámara se activará automáticamente al ejecutar el programa.

Finalmente, la interfaz gráfica del sistema de análisis externo de granos de cacao está conformada por:

- 2 Cuadros de imágenes:  
Superior: Video en tiempo real con vista de la parte superior del grano a analizar.  
Inferior: Imagen de los granos etiquetados y encerrados en elipses de color rojo.
- 2 Cuadros de texto:
  - Al costado de la etiqueta “Limite tipo1 (mm)” para colocar el límite superior deseado o también utilizar el límite predeterminado.
  - Al costado de la etiqueta “Limite tipo2 (mm)” para colocar el límite inferior deseado o también utilizar el límite predeterminado.
- Tabla de datos: Tabla donde aparecen los datos de los granos seleccionados. Estos datos son la etiqueta, categoría, largo, ancho, centroide y número de granos de cada uno de los objetos presentes en la figura.

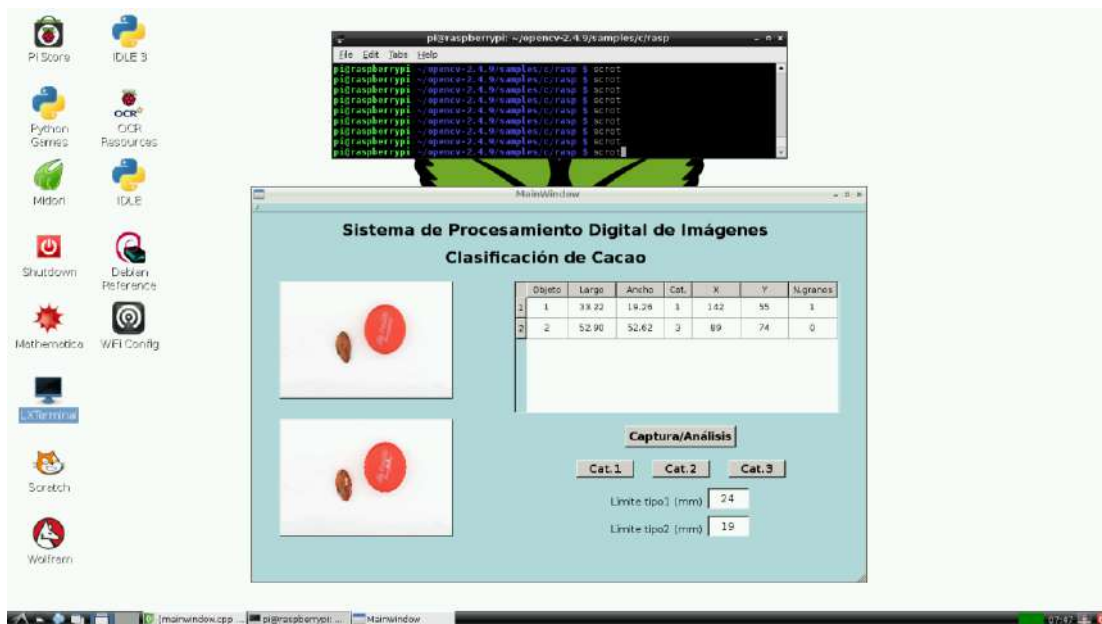
La interfaz cuenta además con 5 botones. Las funciones de los botones son las siguientes:

- Captura/Análisis: Este botón permite la captura de la imagen de los granos dentro del módulo de iluminación, esta imagen se procesa y se extraen las características del grano que se necesitan. Se muestra la imagen frontal con los granos encerrados en una elipse y sus características se muestra en la ventana del lado derecho.
- Cat. 1, Cat. 2 y Cat. 3: Filtra los valores de las características de los granos correspondientes a cada una de las clases, respectivamente.
  - Cat. 1: Selecciona los granos de la categoría 1 y presenta sus datos.
  - Cat. 2: Selecciona los granos de la categoría 2 y presenta sus datos.
  - Cat. 3: Selecciona los granos de la categoría 3 y presenta sus datos.

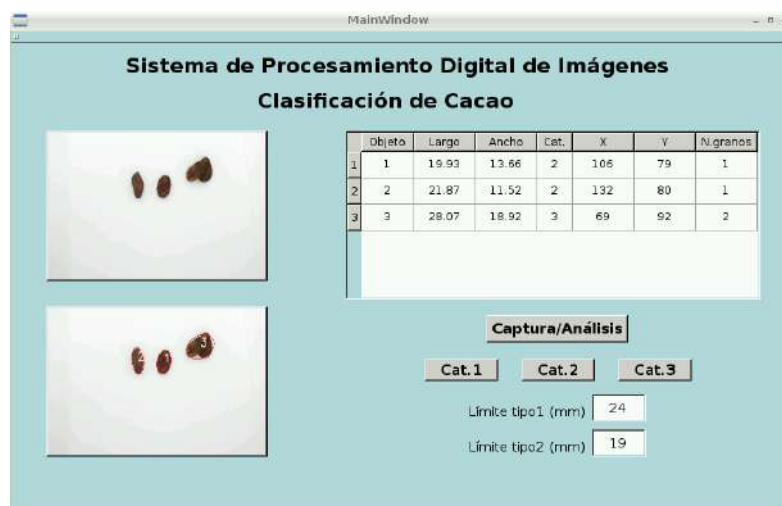
Los granos de cacao ingresan al prototipo donde se analiza sus características externas como el tamaño y color, a continuación se explica con mayor detalle el procedimiento que se realiza en Qt para la clasificación de grano según el tamaño.

- En el código ya se encuentran definidos los valores de parámetros como el zoom, foco y brillo de la captura de imágenes de video.
- En la etiqueta de límites, se puede modificar los valores límites para la clasificación según el tamaño de los granos. En este caso solo se ha definido la característica de largo para realizar la clasificación.
- Al presionar el botón “Captura/Análisis” se guarda la imagen capturada de los granos en la carpeta de trabajo y se realiza el procesamiento de la imagen en cuestión. En la ventana inferior aparecen los granos identificados con una etiqueta y rodeados con una elipse, y en la tabla aparecen los valores de determinadas características como largo, ancho, clase o categoría, ubicación del grano en los ejes  $x$ ,  $y$  (en milímetros todos los datos), y el número de granos.
- En el caso de granos pegados, se verifica si el contorno es convexo para definir si realmente se encuentran granos pegados (formas extrañas) y así llenar el vector de número de granos. Si hay solo un grano, en número de granos se considera el valor 1, si hay más granos se considera número de granos con valor 2 y categoría 3 (descarte).  
En el caso de que no se trate de un grano (evaluación de color y tamaño), el número de granos se considera con valor cero 0 y categoría 3 (descarte).
- Del grupo total de granos se puede filtrar según la clase de los granos, si se quiere visualizar solo los datos de los granos de clase 1 se presiona el botón Cat. 1, igualmente con las otras categorías o clases presionando el botón Cat. 2 y Cat. 3 para los granos de clase 2 y 3, respectivamente. Los granos de la categoría seleccionada aparecen encerrados en una elipse de color azul y en la tabla inferior solo aparecerán los datos de los granos que pertenezcan a la categoría (Etiqueta de grano, centroide en  $x$ - $y$ , largo, ancho, número de granos).

En la Figura 100, se observa la interfaz desarrollada en Qt donde se presentan solo las características seleccionadas.

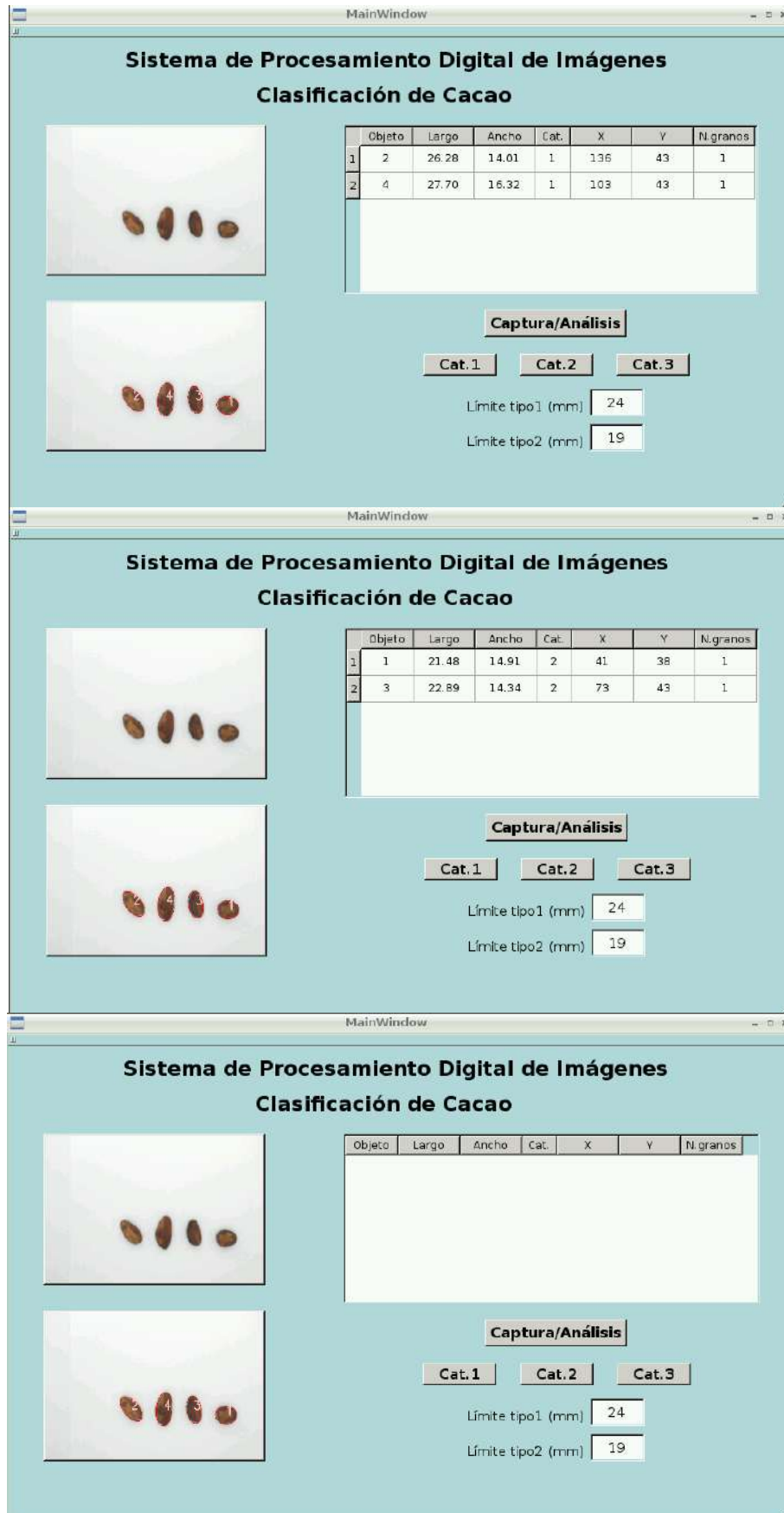


**Figura 100.** Interfaz gráfica en Qt Creator funcionando en el Raspberry Pi.  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 101.** Interfaz gráfica en Qt Creator-Raspberry Pi.  
Fuente: Elaboración propia.

Se tomaron varias imágenes en distintas posiciones para comprobar si los resultados de la clasificación eran correctos, no solo con un solo grano sino también con una mayor cantidad de granos colocados aleatoriamente y también con presencia de granos pegados como se observa en la Figura 101. También se colocaron restricciones para poder descartar elementos en la imagen que no sean granos de cacao como se observa en la Figura 100. El anterior código de Matlab para la determinación del color externo del grano se implementó en la interfaz gráfica de Qt Creator.



**Figura 102.** Filtro de grano tipo 1, 2, 3 según su tamaño.  
Fuente: Elaboración propia.

## Capítulo 4

### Resultados y discusión

El propósito del experimento es clasificar los granos de cacao, en función de las características externas seleccionadas. En ese caso, el tiempo invertido en la adquisición de imagen más el tiempo de análisis (menor a 2 segundos por imagen) es mucho menor al tiempo dedicado por el experto de campo, además de permitir reasignar su tiempo en otras tareas de mayor cualificación.

A continuación en la tabla 5, se muestra los datos que se obtuvieron manualmente para las primeras 25 muestras de un total de 300 muestras.



**Figura 103.** Muestras de 300 granos.  
Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 5.** Registro de características de 25 granos de cacao.

N° Grano	Etiqueta	Color	Categoría manual	Fermentación	Longitud (cm)		
					Largo	Ancho	Altura
1	1	Blanco	2	Buena	2	1.2	0.8
2	2	Morado	2	Buena	2	1.3	0.8
3	3	Blanco	1	Buena	2.5	1.3	1
4	4	Blanco	2	Buena	2.4	1.4	0.9
5	5	Morado	2	Buena	2.2	1.3	0.8
6	6	Blanco	1	Parcial	2.5	1.3	0.7
7	7	Blanco	2	Buena	2.3	1.2	0.5
8	8	Morado	2	Buena	2.1	1.4	0.8
9	9	Morado	2	Buena	2.2	1.3	0.9
10	10	Morado	2	Parcial	2	1.4	1
11	11	Blanco	2	Buena	2.3	1.4	0.9
12	12	Morado	2	Buena	2.4	1.4	0.7
13	13	Blanco	2	Parcial	2.2	1.4	0.6
14	14	Morado	2	Buena	2.6	1.4	0.5
15	15	Blanco	2	Buena	-	-	-
16	16	Morado	2	Buena	2.4	1.2	0.9
17	17	Blanco	2	Buena	2	1.3	0.9
18	18	Morado	2	Buena	2.1	1.4	0.8
19	19	Morado	1	Buena	2.6	1.5	0.8
20	20	Blanco	2	Buena	2.2	1.3	0.8
21	21	-	-	-	2.2	1.2	0.7
22	22	Morado	2	Buena	2	1.3	0.9
23	23	Blanco	2	Parcial	2.1	1.4	0.8
24	24	Morado	2	Parcial	2.2	1.4	0.7
25	25	Blanco	1	Parcial	2.3	1.3	0.8

Fuente: Elaboración propia.

En el color interno del grano, se distingue dos clases: color blanco y morado. Y en el apartado de grado de fermentación se distinguen tres clases: grano bien fermentado, grano parcialmente fermentado y grano mal fermentado.

Analizando los resultados de la clasificación según el largo del grano realizada manualmente por los trabajadores de la asociación ASPROBO, se definen los valores límites tal que la categoría 2 es de 19 mm a 23 mm, para la categoría 1 es de 24 mm a 40 mm y la categoría 3 agrupa los granos de descarte de 10 mm a 19 mm. Anteriormente en el código se introduce una restricción de área para que elementos demasiado pequeños (cáscaras, desperdicios, etc.) o demasiado grandes no sean considerados en la clasificación.

La tabla 6 muestra los resultados en píxeles de algunas de las características extraídas de las imágenes procesadas de granos de cacao (frontal y del perfil) para las primeras 25 muestras de un total de 300 muestras. Entre las características de tamaño mostradas se encuentran: área, largo, ancho, perímetro, excentricidad, altura, área convexa, diámetro equivalente, y extensión.

Y entre las características de color se encuentra el valor promedio de cada una de los componentes del modelo de color HSV, estos valores luego se utilizan para verificar si el elemento seleccionado es un grano de cacao según su color.

La tabla 7 muestra la comparación de 25 valores medidos con pie de rey y los valores obtenidos con el software desarrollado. La conversión de los píxeles a milímetros se halla con anterioridad en la calibración de la cámara.

Cámara colocada en la parte superior del prototipo:  $1 \text{ cm} = 101 \text{ píxeles}$

Cámara colocada en el perfil del prototipo:  $1 \text{ cm} = 100 \text{ píxeles}$

En esta comparación se obtiene un error de aproximadamente 0.06 cm entre los valores medidos directamente y los medidos por medio del programa desarrollado.

Finalmente, en la tabla 8 muestra la clasificación resultante, el acierto obtenido por la clasificación realizada por los trabajadores de la asociación es de aproximadamente 78%. Y el acierto obtenido por la clasificación realizada por el programa es de aproximadamente 89%

**Tabla 6.** Registro de características de 25 granos de cacao en pixeles. Fuente: Elaboración propia.

N° Grano	Etiq.	Área (pixeles)	Ancho (pixeles)	Largo (pixeles)	Excentricidad	Área convexa (pixeles)	Diámetro equivalente (pixeles)	Extensión	Perímetro (pixeles)	Altura (pixeles)	Promedio H	Promedio S	Promedio V
1	1	21244	133.3813712	203.5664128	0.755435621	21451	164.4648926	0.784838185	565.7300141	74.27918129	0.068767491	0.527092733	0.503559206
2	2	19829	124.819888	202.5273919	0.787502747	20071	158.8932564	0.799556452	550.5168107	67.08661847	0.054251193	0.553890347	0.571487789
3	3	26180	133.5778046	253.0869097	0.849372283	26693	182.5743993	0.717378199	673.4701295	75.08234344	0.078072954	0.517370476	0.515230606
4	4	25056	137.8713267	233.7073737	0.807453342	25394	178.6121217	0.762670076	636.4579362	68.69350243	0.059167848	0.641869281	0.515062887
5	5	23027	132.480504	221.8220257	0.8020642	23314	171.2275883	0.764001327	598.1147904	76.8119137	0.058309114	0.641437784	0.532894122
6	6	27006	134.2374563	259.3634764	0.855643896	27417	185.4322171	0.764046851	673.1858582	67.27080994	0.062836767	0.546337151	0.589553955
7	7	21629	124.5766054	222.3791678	0.828358008	21869	165.9484803	0.75357118	590.7005769	58.40760659	0.059479136	0.525572353	0.581600955
8	8	21749	135.7443297	205.6509812	0.751202872	22096	166.4081935	0.739761905	580.9848481	69.84349322	0.063360257	0.548478926	0.567945157
9	9	21675	130.7333097	213.9238628	0.79153739	21943	166.124854	0.744154908	587.529004	74.17281425	0.062472796	0.520466128	0.528763507
10	10	22090	142.3060846	200.0200718	0.702727586	22346	167.7076669	0.721895425	578.884343	82.36319111	0.05821074	0.51826453	0.518973007
11	11	23706	132.3097126	230.5420521	0.818920436	24236	173.7337522	0.72789241	628.156421	72.66688663	0.061230627	0.504951273	0.562987446
12	12	26870	140.6969636	243.7711671	0.816625299	27236	184.9647171	0.766947338	653.0853532	68.09039134	0.057306418	0.554527449	0.531647073
13	13	22473	134.651525	214.0194553	0.77727943	22700	169.1552905	0.786869748	589.002092	66.21387949	0.056886729	0.640396353	0.489394419
14	14	25630	141.8880651	231.4899608	0.790134118	26010	180.6464213	0.751524748	636.156421	68.49885859	0.062382964	0.555832147	0.625736843
15	15	24496	136.5056613	229.6112112	0.804089826	24809	176.6048581	0.791163362	621.3868684	60.95080381	0.062388996	0.524941959	0.592634892
16	16	22586	121.9528254	236.1622839	0.856351018	22819	169.5800353	0.784726565	608.901587	74.89702774	0.110671443	0.479160143	0.479050531
17	17	22539	136.7212292	211.7928543	0.763724586	22847	169.4035008	0.752252854	593.529004	73.95152321	0.091584291	0.434556132	0.442341945
18	18	22266	137.4416638	207.001083	0.747762838	22569	168.374439	0.76489179	585.1858582	68.07603314	0.068262176	0.524154252	0.538026147
19	19	28528	147.2320971	248.7774535	0.806068307	28840	190.5858802	0.739163104	674.0975465	73.63655187	0.076230044	0.521834748	0.517218721
20	20	23152	128.7484269	231.2997244	0.830760343	23497	171.6917061	0.753572242	618.8010819	71.92811307	0.056308016	0.558716127	0.537261677
21	21	23260	133.802694	222.5416901	0.799062654	23530	172.0916959	0.764779378	603.529004	66.51873175	0.080597319	0.602521849	0.394946808
22	22	21401	138.5347664	196.8832628	0.710557517	21599	165.0714981	0.801085532	561.9726548	79.03751376	0.060671358	0.653130347	0.414311407
23	23	22622	134.7262101	215.3182614	0.780057922	22899	169.7151289	0.756968379	598.3574311	70.94383708	0.058076167	0.588520321	0.563398808
24	24	24856	140.7663986	225.3914644	0.780991355	25166	177.8978418	0.784942841	617.0437226	67.72829068	0.070601768	0.558575339	0.519077573
25	25	24022	129.4452599	238.3070739	0.839611867	24380	174.8878508	0.762095111	639.529004	67.42891253	0.064221727	0.621937353	0.670669697



**Tabla 7.** Comparación de longitudes de granos de cacao.

N° Grano	Etiqu.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Largo	Ancho	Altura	Largo	Ancho	Altura	Largo	Ancho	Altura
1	1	2	1.2	0.8	2.015509038	1.320607636	0.735437439	0.015509038	0.120607636	0.064562561
2	2	2	1.3	0.8	2.005221702	1.235840476	0.670866185	0.005221702	0.064159524	0.129133815
3	3	2.5	1.3	1	2.505810987	1.322552521	0.750823434	0.005810987	0.022552521	0.249176566
4	4	2.4	1.4	0.9	2.313934393	1.36506264	0.686935024	0.086065607	0.03493736	0.213064976
5	5	2.2	1.3	0.8	2.19625768	1.311688159	0.768119137	0.00374232	0.011688159	0.031880863
6	6	2.5	1.3	0.7	2.567955212	1.329083726	0.672708099	0.067955212	0.029083726	0.027291901
7	7	2.3	1.2	0.5	2.201773939	1.233431737	0.584076066	0.098226061	0.033431737	0.084076066
8	8	2.1	1.4	0.8	2.036148329	1.344003265	0.698434932	0.063851671	0.055996735	0.101565068
9	9	2.2	1.3	0.9	2.118058047	1.294389205	0.741728142	0.081941953	0.005610795	0.158271858
10	10	2	1.4	1	1.98039675	1.408971134	0.823631911	0.01960325	0.008971134	0.176368089
11	11	2.3	1.4	0.9	2.282594575	1.309997154	0.726668866	0.017405425	0.090002846	0.173331134
12	12	2.4	1.4	0.7	2.413575912	1.393039243	0.680903913	0.013575912	0.006960757	0.019096087
13	13	2.2	1.4	0.6	2.119004508	1.333183416	0.662138795	0.080995492	0.066816584	0.062138795
14	14	2.6	1.4	0.5	2.29197981	1.404832328	0.684988586	0.30802019	0.004832328	0.184988586
15	16	2.4	1.2	0.9	2.338240435	1.207453717	0.748970277	0.061759565	0.007453717	0.151029723
16	17	2	1.3	0.9	2.096958954	1.353675536	0.739515232	0.096958954	0.053675536	0.160484768
17	18	2.1	1.4	0.8	2.049515673	1.360808552	0.680760331	0.050484327	0.039191448	0.119239669
18	19	2.6	1.5	0.8	2.463143104	1.457743535	0.736365519	0.136856896	0.042256465	0.063634481
19	20	2.2	1.3	0.8	2.290096281	1.2747369	0.719281131	0.090096281	0.0252631	0.080718869
20	21	2.2	1.2	0.7	2.203383071	1.324779148	0.665187317	0.003383071	0.124779148	0.034812683
21	22	2	1.3	0.9	1.949339236	1.371631351	0.790375138	0.050660764	0.071631351	0.109624862
22	23	2.1	1.4	0.8	2.131863975	1.333922873	0.709438371	0.031863975	0.066077127	0.090561629
23	24	2.2	1.4	0.7	2.231598657	1.393726719	0.677282907	0.031598657	0.006273281	0.022717093
24	25	2.3	1.3	0.8	2.359475979	1.281636237	0.674289125	0.059475979	0.018363763	0.125710875
25	26	2	1.3	0.7	2.205832695	1.369408024	0.694159602	0.205832695	0.069408024	0.005840398

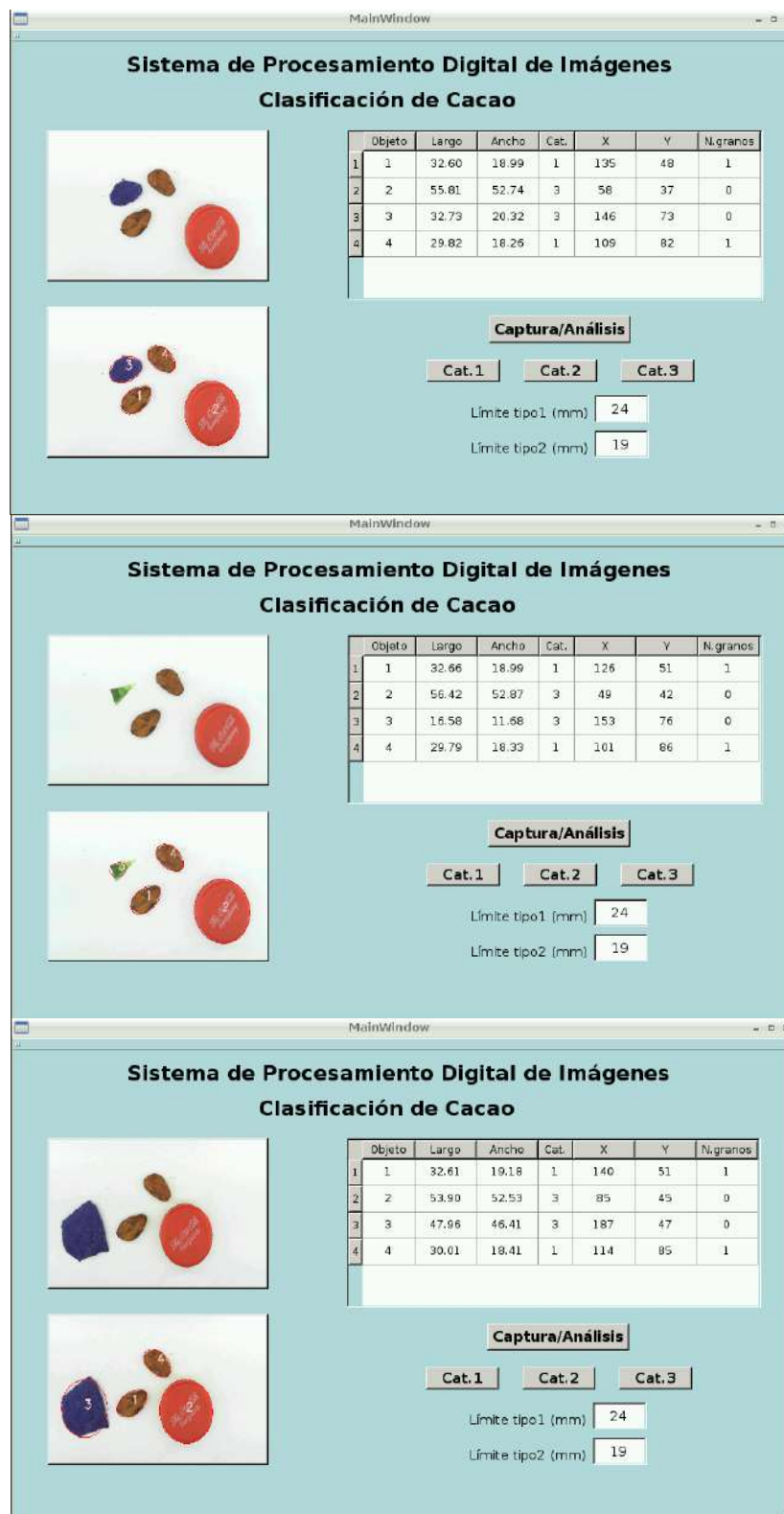
Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 8.** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño.

<b>N° Grano</b>	<b>Etiqueta</b>	<b>Clasificación</b>	<b>Clasificación de experto</b>	<b>Clasificación de código</b>
<b>1</b>	<b>1</b>	2	2	2
<b>2</b>	<b>2</b>	2	2	2
<b>3</b>	<b>3</b>	1	1	1
<b>4</b>	<b>4</b>	2	2	2
<b>5</b>	<b>5</b>	2	2	2
<b>6</b>	<b>6</b>	1	1	1
<b>7</b>	<b>7</b>	2	2	2
<b>8</b>	<b>8</b>	2	2	2
<b>9</b>	<b>9</b>	2	2	2
<b>10</b>	<b>10</b>	2	2	2
<b>11</b>	<b>11</b>	2	2	2
<b>12</b>	<b>12</b>	2	2	1
<b>13</b>	<b>13</b>	2	2	2
<b>14</b>	<b>14</b>	1	2	2
<b>15</b>	<b>15</b>	-	2	2
<b>16</b>	<b>16</b>	2	2	2
<b>17</b>	<b>17</b>	2	2	2
<b>18</b>	<b>18</b>	2	2	2
<b>19</b>	<b>19</b>	1	1	1
<b>20</b>	<b>20</b>	2	2	2
<b>21</b>	<b>21</b>	2	-	2
<b>22</b>	<b>22</b>	2	2	2
<b>23</b>	<b>23</b>	2	2	2
<b>24</b>	<b>24</b>	2	2	2
<b>25</b>	<b>25</b>	2	1	2

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente se comprueba la detección de objetos que no son granos en la imagen analizada.



**Figura 104.** Detección de objetos que no son granos (*número de granos* = 0).  
Fuente: Elaboración propia.



## **Capítulo 5**

### **Conclusiones**

En este capítulo se resumen las principales conclusiones y líneas futuras de esta tesis.

1. En el Perú no existen muchos sistemas de visión artificial para la evaluación de calidad y clasificación de productos agrícolas. Generalmente, la inspección se realiza de manera manual, siendo esto una limitante para el desarrollo de la agroindustria.
2. La visión artificial cumple un rol muy importante en el desarrollo de nuevas aplicaciones en la industria agroalimentaria, como la evaluación de calidad y selección de un producto respetando ciertos parámetros impuestos por el consumidor. Con las opciones baratas y rápidas tanto en software como hardware, se utilizarán más sistemas de visión artificial para la evaluación de la calidad de los alimentos, y así, aumentarán las posibilidades de comercialización.
3. En los últimos años, con el aumento del uso de técnicas de procesamiento de imágenes, que es el núcleo de la visión por computador, se ha logrado que la inspección de productos sea automatizada, objetiva, rápida e higiénica. Sobre la base de la visión por ordenador, es factible aumentar el rendimiento de la producción, disminuir los costes de producción, y mejorar la confiabilidad de la calidad de los productos.
4. La iluminación juega un papel muy importante en los sistemas de visión artificial, se debe tener en cuenta la disposición e intensidad de la iluminación, pues influye en el procesamiento de la imagen. El sistema desarrollado se basa en la extracción de las características externas de los granos de cacao como el tamaño y color, entonces durante la adquisición se deben evitar en la imagen dos defectos: las sombras y los brillos. Las sombras aparecen cuando no se ubica adecuadamente la fuente de iluminación, o existe una escasez de fuentes de iluminación, y los brillos aparecen cuando la dirección de la iluminación no es la adecuada.

5. El diseño de un prototipo sencillo y práctico para la clasificación de granos de cacao según características externas, sirve para saber que mejorar para su implementación en la industria. Además, permite abordar proyectos aplicando el conocimiento sobre visión artificial adquirido en esta tesis, pues las mismas técnicas de procesamiento de imágenes utilizada para el grano de cacao se puede adaptar para evaluar y seleccionar automáticamente otros productos como café, banano, mango, etc.
6. El sistema desarrollado implica una disminución del tiempo de selección con respecto a la manera artesanal, y una mayor precisión en la evaluación. Sería importante utilizar nuevas características específicas que complementen a las anteriormente utilizadas para determinar otras cualidades como el grado de fermentación durante la producción.
7. El resultado de esta tesis es un sistema para la clasificación de granos de cacao según su tamaño utilizando técnicas de procesamiento de imágenes con un porcentaje de acierto de 89% en un total de 300 imágenes evaluadas. Con respecto al tamaño de los granos se midió su largo, presentando en este caso un error máximo de 0.06 cm en un total de 300 fotos evaluadas. La diferencia entre el valor real y experimental se debe principalmente a que las medidas se realizaron con un pie de rey, como sabemos los granos tiene un volumen deforme entonces en ciertos casos había que hacer algunas aproximaciones.
8. Actualmente los sistemas existentes de visión artificial no tienen la suficiente flexibilidad para manejar las variaciones biológicas en distintos productos. Se debe tener en cuenta que los productos agrícolas tienen una forma incierta, tamaño y colores diferentes, incluso si son de la misma variedad. Por ello, la inspección de calidad de estos productos presenta desafíos específicos debido a que algunas de las características representativas de calidad no se pueden definir fácilmente. Por ejemplo, existen ciertas irregularidades en la apariencia del producto que son aceptable para ciertos clientes y para otros no.
9. Si se utiliza una cámara web para capturar imágenes del perfil del grano de cacao se puede hallar una relación entre la altura y el ancho de los granos, con el grado de fermentación de estos. Una mala fermentación puede causar un achatamiento considerable del grano y no se forma el porcentaje adecuado de estrías.
10. A medida que se lleva a cabo el proceso de fermentación, el color externo de los granos de cacao varía gradualmente. Se puede monitorear y relacionar el cambio de color externo y la variación de temperatura en la fermentación, y así determinar si las condiciones de fermentación son las adecuadas: condiciones ambientales, técnicas de fermentación (monte, caja, cesta o bandeja de fermentación), tiempo de fermentación, cantidad y tipo de granos de cacao, etc.
11. Una posibilidad de trabajo futuro es modificar el sistema de adquisición para que se pueda trabajar en otros rangos del espectro. Por ejemplo, el sistema desarrollado en el rango visible podría combinarse con un sistema hiperespectral, con lo cual se podría analizar características internas y externas de los granos de cacao y la relación entre ellas.

## Referencias

- Abdullah, M. Z., Mohamad-Saleh, J., Fathinul-Syahir, A. S., Mohd-Azemi, B. M. N. (2006). Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L.) using automated machine vision system. *Journal of Food Engineering* 76, 506-523.
- Afoakwa, E.O. (2010). *Chocolate Science and Technology*. Oxford, UK: Wiley-Blackwell.
- Afoakwa, E.O., Quao, J., Takrama, J., Budu, A. S., y Saalia, F. K. (2012). Influence of pulp preconditioning and fermentation on fermentative quality and appearance of Ghanaian cocoa (*Theobroma cacao*) beans. *International Food Research Journal* 19 (1), 127-133.
- Afoakwa, E. O., Kongor, J. E., Takrama, J. F., Budu, A. S., y Mensah-Brown, H. (2013). Effects of pulp preconditioning on total polyphenols, o-diphenols and anthocyanin concentrations during fermentation and drying of cocoa (*Theobroma cacao*) beans. *Journal of Food Science and Engineering* 3, 235-245.
- Afoakwa, E. O. (2014). *Cocoa Production and Processing Technology*. Nueva York: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Al Ohali, Y. (2011). Computer vision based date fruit grading system: Design and implementation. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences* 23, 29-36.
- Amores, F., Palacios, A., Jiménez, J., Zhang, D. (2009). Entorno ambiental, genética, atributos de calidad y singularización del cacao en el nor-oriente de la provincia de Esmeralda. Instituto Nacional Autónomo de Investigaciones Agropecuarias. Estación Experimental Tropical Pichilingue. Boletín técnico N° 135.
- Ardhana, M. M., y Fleet, G. H. (2003). The microbial ecology of cocoa bean fermentations in Indonesia. *International Journal of Food Microbiology* 86, 87-99.
- ASPROBO BUENOS AIRES (2011). Manual de Procedimientos de Cosecha y Acopio de Cacao, en el distrito de Buenos Aires-Morropón. Aplicación de la Norma Técnica Peruana NTP 208.040:2008. Buenas Prácticas para la Cosecha y Beneficio de Cacao. Proyecto: PIPEA 107-2011.
- ASPROBO BUENOS AIRES (2011). Procedimientos validados para las buenas prácticas de beneficio de cacao. Aplicación de la Norma Técnica Peruana NTP 208.040:2008. Buenas Prácticas para la Cosecha y Beneficio de Cacao. NTP 1114:2006. Granos de Cacao. Prueba de corte. Proyecto: PIPEA 107-2011.
- Barnes, M., Duckett, T., Cielniak, G., Stroud, G., Harper, G. (2010). Visual detection of blemishes in potatoes using minimalist boosted classifiers. *Journal of Food Engineering* 98, 339-346.

- Blanchette, J., y Summerfield, M. (2006). *C++ GUI Programming with Qt 4*. New Jersey: Trolltech AS.
- Blasco, J., Aleixos, N., y Moltó, E. (2003). Machine Vision System for Automatic Quality Grading of Fruit. *Biosystems Engineering* 85 (4), 415-423.
- Blasco, J., Aleixos, N., y Moltó, E. (2007). Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm. *Journal of Food Engineering* 81, 535-543.
- Bradski, G., y Kaehler, A. (2008). *Learning OpenCV*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc.
- D amato, J. P., Bauza C. G., Boroni, G. (2011). Color Based Fruits Classification Using GPU. *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 9, No. 3.
- Delonga, K., Redovniković, R. I., Mazor, S., Dragović-Uzelac, V., Carić, M., y Vorkapić-Furač, J. (2009). Polyphenolic content and composition and antioxidative activity of different cocoa liquors. *Czech Journal of Food Science* 27 (5), 330-335.
- Díaz, R., Faus, G., Blasco, M., Blasco, J., Moltó, E. (2000). The application of a fast algorithm for the classification of olives by machine vision. *Food Research International* 33, 305-309.
- Díaz, R., Gil, L., Serrano, C., Blasco, M., Moltó, E., Blasco, J. (2004). Comparison of three algorithms in the classification of table olives by means of computer vision. *Journal of Food Engineering* 61, 101-107.
- ElMasry, G., Cubero, S., Moltó, E., y Blasco, J. (2012). In-line sorting of irregular potatoes by using automated computer-based machine vision system. *Journal of Food Engineering* 112, 60-68.
- Feng, G., Qixin, C., y Masateru, N. (2008). Fruit Detachment and Classification Method for Strawberry Harvesting Robot. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 5, No. 1.
- Fernández, L., Castellero, C., Aguilera, J. M. (2005). An application of image analysis to dehydration of apple discs. *Journal of Food Engineering* 67, 185-193.
- Fowler, M.S. (2009). *Cocoa beans: From tree to factory*. In *Industrial Chocolate Manufacture and Use* (4<sup>a</sup> Ed.) Oxford: Blackwell.
- García, L. F. (2010). Catálogo de cultivares de cacao del Perú. Ministerio de Agricultura y Riego-DEVIDA-Perú Progreso para Todos.
- Gómez, R., García, R., Tong, F., y González, C. (2014). Paquete Tecnológico del Cultivo del Cacao Fino de Aroma. UNODC-DEVIDA-Perú Progreso para Todos.
- González, R. C., y Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing* (2<sup>a</sup> Ed.) New Jersey: Prentice Hall, Inc.



- González, R. C., Woods, R. E., Eddins, S. L. (2004). *Digital Image Processing Using MATLAB* (2ª Ed.) New Jersey: Pearson Education, Inc.
- Gutiérrez, B. E. (2011). Estudio agromorfológico y fisicoquímico de los ecotipos de cacao cultivados en los municipios de Izalco y Nahulingo, en el Departamento de Sonsonate en El Salvador. Tesis para optar el Título de Ingeniera en Alimentos. Universidad Dr. José Matías Delgado. Antigua Cuscatlán.
- Hebbar, P., Bittenbender, H. C., y O'Doherty, D. (2011). *Farm and forestry production and marketing profile for cacao (Theobroma cacao)*.
- Jarimopas, B., Jaisin, N. (2008). An experimental machine vision system for sorting sweet tamarind. *Journal of Food Engineering* 89, 291-297.
- Jähne, B. (2002). *Digital Image Processing* (5ª Ed.) Verlag Berlin Heidelberg: Springer.
- Kılıç, K., Boyacı, İ. H., Köksel, H., Küsmenoğlu, İ. (2007). A classification system for beans using computer vision system and artificial neural networks. *Journal of Food Engineering* 78, 897-904.
- Kondo, N., Ahmad, U., Monta, M., y Murase, H. (2000). Machine vision based quality evaluation of Iyokan orange fruit using neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture* 29, 135-147.
- Leemans, V., Magein, H., Destain, M.-F. (2002). On-line Fruit Grading according to their External Quality using Machine Vision. *Biosystems Engineering* 83 (4), 397-404.
- Li, Q., Wang, M., Gu, W. (2002). Computer vision based system for apple surface defect detection. *Computers and Electronics in Agriculture* 36, 215-223.
- Liming, X. y Yanchao, Z. (2010). Automated strawberry grading system based on image processing. *Computers and Electronics in Agriculture* 71S, S32-S39.
- López-García, F., Andreu-García, G., Blasco, J., Aleixos, N., Valente, J. M. (2010). Automatic detection of skin defects in citrus fruits using a multivariate image analysis approach. *Computers and Electronics in Agriculture* 71, 189-197.
- Mikelle, L. (2010). Quality Assurance along the Primary Processing Chain of Cocoa Beans from Harvesting to Export in Ghana. Student in Food Science at the University of Copenhagen, Faculty of Life Sciences, Frederiksberg, 2-37.
- Mosco, M., Espinoza, E., Mendoza, L., Rojas, J. C., y Salvador, N. (2012). Manual Manejo Técnico del Cultivo de Cacao Blanco de Piura. Ministerio de Agricultura.
- Navia, A. A., y Pazmiño, N. V. (2012). Mejoramiento de las Características Sensoriales del Cacao CCN51 a través de la Adición de Enzimas durante el Proceso de Fermentación. Tesis para optar el Título de Ingenieros de Alimentos. Escuela Superior Politécnica del Litoral. Guayaquil, Ecuador.

- Ortiz, K. L. (2013). Efecto del Vertimiento de Subproductos del Beneficio de Cacao sobre algunas Propiedades Químicas y Biológicas en el Suelo de una Finca Cacaotera, Municipio de Yaguarú (Huila). Tesis para optar el título de Magíster en Desarrollo Sostenible y Medio Ambiente. Universidad de Manizales. Manizales, Colombia.
- Palacio, J. A., Vásquez, M., Agudelo, D. E. (2011). Reconocimiento de granos de café empleando técnicas estadísticas de clasificación. *Revista Politécnica ISSN 1900-2351, Año 7, Número 12.*
- Paliar, J., Visen, N. S., y Gayas, D. S. (2001). Evaluation of Neural Network Architectures for Cereal Grain Classification using Morphological Features. *J. agric. Engng Res.* 79 (4), 361-370.
- Paredes, M. (2003). Manual de cultivo del Cacao. Ministerio de Agricultura-Programa para el desarrollo de la Amazonia (Proamazonia).
- Pastor, D. D. (2006). Sistema de Clasificación de Papas Capiro y Canchan teniendo en cuenta su forma, tamaño y daños mecánicos. Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero Electrónico, Universidad Nacional de Ingeniería. Lima, Perú.
- Philbin, C. A. (2014). *Adventures in Raspberry Pi*. John Wiley & Sons, Inc.
- Portillo, E., Graziani de Farinas, L., y Betancourt, E. (2007). Análisis Químico del cacao criollo Porcelana (*Theobroma Cacao L*) en el sur del lago Maracaibo. *Rev. Fac. Agron. (LUZ)* 24, 522-546.
- Rayo, J. A., y Chimbo, J. A. (2013). Utilización de la minicomputadora Raspberry Pi para la adquisición y evaluación de datos de consumo de energía eléctrica de equipos a 220 voltios. Tesina de Seminario previa a la obtención del Título de Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones, Escuela Superior Politécnica del Litoral, Guayaquil, Ecuador.
- Richardson, M., y Wallace, S. (2013). *Getting Started with Raspberry Pi*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc.
- Rodríguez, J. (2011). Estudio de los compuestos volátiles de *Theobroma cacao L.*, durante el proceso tradicional de fermentación, secado y tostado. Tesis para optar el grado de Doctor en Ciencias en Alimentos. Instituto Politécnico Nacional. D. F., México.
- Russ, J. C. (1999). *The Image Processing Handbook* (3ª Ed.) CRC Press LLC.
- Sandoval, Z. L. (2005). Caracterización y Clasificación de Café Cereza usando Visión Artificial. Tesis para el grado de Magíster en Automatización Industrial, Universidad Nacional de Colombia. Manizales, Colombia.
- Shih, F. Y. (2010). *Image Processing and Pattern Recognition. Fundamentals and Techniques*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

- Shouche, S. P., Rastogi, R., Bhagwat, S. G., y Sainis, J. K. (2001). Shape analysis of grains of Indian wheat varieties. *Computers and Electronics in Agriculture* 33, 55-76.
- Sobrado, E. A. (2003). Sistema de Visión Artificial para el reconocimiento y manipulación de objetos utilizando un brazo robot. Tesis para Optar el Grado de Magister en Ingeniería de Control y Automatización, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.
- Wang, Q., Wang, H., Xie, L., y Zhang, Q. (2012). Outdoor color rating of sweet cherries using computer vision. *Computers and Electronics in Agriculture* 87, 113-120.



## **ANEXOS**



## Anexo A

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao.

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Altura	Lar.	Anc.	Alt.
1	1	2	1.2	0.8	2.015509038	1.320607636	0.735437439	0.015509038	0.120607636	0.064562561
2	2	2	1.3	0.8	2.005221702	1.235840476	0.670866185	0.005221702	0.064159524	0.129133815
3	3	2.5	1.3	1	2.505810987	1.322552521	0.750823434	0.005810987	0.022552521	0.249176566
4	4	2.4	1.4	0.9	2.313934393	1.36506264	0.686935024	0.086065607	0.03493736	0.213064976
5	5	2.2	1.3	0.8	2.19625768	1.311688159	0.768119137	0.00374232	0.011688159	0.031880863
6	6	2.5	1.3	0.7	2.567955212	1.329083726	0.672708099	0.067955212	0.029083726	0.027291901
7	7	2.3	1.2	0.5	2.201773939	1.233431737	0.584076066	0.098226061	0.033431737	0.084076066
8	8	2.1	1.4	0.8	2.036148329	1.344003265	0.698434932	0.063851671	0.055996735	0.101565068
9	9	2.2	1.3	0.9	2.118058047	1.294389205	0.741728142	0.081941953	0.005610795	0.158271858
10	10	2	1.4	1	1.98039675	1.408971134	0.823631911	0.01960325	0.008971134	0.176368089
11	11	2.3	1.4	0.9	2.282594575	1.309997154	0.726668866	0.017405425	0.090002846	0.173331134
12	12	2.4	1.4	0.7	2.413575912	1.393039243	0.680903913	0.013575912	0.006960757	0.019096087
13	13	2.2	1.4	0.6	2.119004508	1.333183416	0.662138795	0.080995492	0.066816584	0.062138795
14	14	2.6	1.4	0.5	2.29197981	1.404832328	0.684988586	0.30802019	0.004832328	0.184988586
15	16	2.4	1.2	0.9	2.338240435	1.207453717	0.748970277	0.061759565	0.007453717	0.151029723
16	17	2	1.3	0.9	2.096958954	1.353675536	0.739515232	0.096958954	0.053675536	0.160484768
17	18	2.1	1.4	0.8	2.049515673	1.360808552	0.680760331	0.050484327	0.039191448	0.119239669
18	19	2.6	1.5	0.8	2.463143104	1.457743535	0.736365519	0.136856896	0.042256465	0.063634481
19	20	2.2	1.3	0.8	2.290096281	1.2747369	0.719281131	0.090096281	0.0252631	0.080718869
20	21	2.2	1.2	0.7	2.203383071	1.324779148	0.665187317	0.003383071	0.124779148	0.034812683
21	22	2	1.3	0.9	1.949339236	1.371631351	0.790375138	0.050660764	0.071631351	0.109624862
22	23	2.1	1.4	0.8	2.131863975	1.333922873	0.709438371	0.031863975	0.066077127	0.090561629
23	24	2.2	1.4	0.7	2.231598657	1.393726719	0.677282907	0.031598657	0.006273281	0.022717093
24	25	2.3	1.3	0.8	2.359475979	1.281636237	0.674289125	0.059475979	0.018363763	0.125710875
25	26	2	1.3	0.7	2.205832695	1.369408024	0.694159602	0.205832695	0.069408024	0.005840398
26	27	2.5	1.3	0.8	2.483289549	1.268030048	0.673847933	0.016710451	0.031969952	0.126152067
27	28	2.6	1.4	0.6	2.513334429	1.417503829	0.68147164	0.086665571	0.017503829	0.08147164
28	29	2.3	1.3	0.8	2.203211206	1.270117376	0.690124557	0.096788794	0.029882624	0.109875443
29	30	2.5	1.5	0.8	2.62860098	1.554126943	0.666719875	0.12860098	0.054126943	0.133280125
30	31	2.7	1.3	0.8	2.613927948	1.262395898	0.665127835	0.086072052	0.037604102	0.134872165
31	32	2.5	1.5	0.7	2.358432317	1.464385656	0.703061602	0.141567683	0.035614344	0.003061602
32	33	2.2	1.3	0.7	2.209341748	1.361966433	0.708202231	0.009341748	0.061966433	0.008202231
33	34	2.3	1.4	0.8	2.217928841	1.332177805	0.686050936	0.082071159	0.067822195	0.113949064
34	35	2.5	1.4	0.7	2.314343548	1.352844448	0.61627866	0.185656452	0.047155552	0.08372134
35	36	2.2	1.3	0.8	2.190384089	1.304369199	0.647816733	0.009615911	0.004369199	0.152183267
36	37	2.5	1.3	0.8	2.498317354	1.289645566	0.688796004	0.001682646	0.010354434	0.111203996
37	38	2.4	1.3	0.7	2.395344088	1.305291634	0.660548806	0.004655912	0.005291634	0.039451194
38	39	2.4	1.4	0.6	2.41719423	1.435360867	0.605699195	0.01719423	0.035360867	0.005699195

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
39	40	2.5	1.4	0.8	2.58333757	1.492620272	0.664619394	0.08333757	0.092620272	0.135380606
40	42	2.5	1.5	0.5	2.44754811	1.501229662	0.531095245	0.05245189	0.001229662	0.031095245
41	43	2.7	1.4	0.5	2.68842784	1.47767863	0.786626545	0.01157216	0.07767863	0.286626545
42	44	2.5	1.4	0.5	2.469838932	1.451853085	0.626451151	0.030161068	0.051853085	0.126451151
43	45	2.5	1.3	0.7	2.509803432	1.311226639	0.701533909	0.009803432	0.011226639	0.001533909
44	46	2.5	1.3	0.5	2.394621114	1.331763623	0.523810694	0.105378886	0.031763623	0.023810694
45	47	2	1.1	0.8	2.090074021	1.198078022	0.723284438	0.090074021	0.098078022	0.076715562
46	48	2.3	1.3	0.9	2.274434974	1.310908001	0.719551361	0.025565026	0.010908001	0.180448639
47	49	2.2	1.5	0.8	2.287632333	1.460875492	0.734897883	0.087632333	0.039124508	0.065102117
48	50	2.4	1.3	0.4	2.265068132	1.334088842	0.521905234	0.134931868	0.034088842	0.121905234
49	51	2.2	1.3	0.7	2.26861914	1.315992984	0.669412342	0.06861914	0.015992984	0.030587658
50	52	2.7	1.5	0.7	2.654218644	1.505994675	0.606682709	0.045781356	0.005994675	0.093317291
51	53	2.1	1.3	0.5	2.131924476	1.30284683	0.522157502	0.031924476	0.00284683	0.022157502
52	54	2	1.2	0.8	1.954385134	1.190078096	0.715963996	0.045614866	0.009921904	0.084036004
53	55	2.2	1.3	0.8	2.142985551	1.389276252	0.676482234	0.057014449	0.089276252	0.123517766
54	56	2.2	1.3	0.8	2.142116242	1.282662414	0.714755058	0.057883758	0.017337586	0.085244942
55	57	2.1	1.3	0.7	2.105977388	1.269920906	0.628986175	0.005977388	0.030079094	0.071013825
56	58	2.5	1.1	0.7	2.377382905	1.226818974	0.565849463	0.122617095	0.126818974	0.134150537
57	59	2	1.2	0.7	1.866022941	1.182538044	0.558259259	0.133977059	0.017461956	0.141740741
58	60	2	1.3	0.8	2.165139675	1.324481336	0.613590497	0.165139675	0.024481336	0.186409503
59	61	2.4	1.5	0.8	2.307017173	1.402674608	0.768775865	0.092982827	0.097325392	0.031224135
60	62	2.3	1.2	0.7	2.177877185	1.217787814	0.734237873	0.122122815	0.017787814	0.034237873
61	63	2	1	0.8	1.954631255	1.164411427	0.675588867	0.045368745	0.164411427	0.124411133
62	64	2.5	1.5	0.5	2.392183498	1.428323957	0.52365699	0.107816502	0.071676043	0.02365699
63	65	2.3	1.2	0.9	2.180317083	1.308212011	0.724481165	0.119682917	0.108212011	0.175518835
64	66	2.6	1.3	0.7	2.616421047	1.389798422	0.658710658	0.016421047	0.089798422	0.041289342
65	67	2	1.2	0.8	1.901353232	1.244959481	0.666254534	0.098646768	0.044959481	0.133745466
66	68	2.4	1.4	0.6	2.362541364	1.325289593	0.555622421	0.037458636	0.074710407	0.044377579
67	69	2	1.3	0.7	2.013535262	1.244261871	0.612803847	0.013535262	0.055738129	0.087196153
68	70	2.1	1.2	0.8	2.08270691	1.189299692	0.638530155	0.01729309	0.010700308	0.161469845
69	71	2	1.3	0.7	2.026323678	1.244217036	0.634551859	0.026323678	0.055782964	0.065448141
70	72	2.4	1.4	0.8	2.357330743	1.221036403	0.660341262	0.042669257	0.178963597	0.139658738
71	73	2.3	1.5	0.8	2.290899896	1.456350044	0.628933488	0.009100104	0.043649956	0.171066512
72	74	2	1.1	0.8	1.923495929	1.180599203	0.702528754	0.076504071	0.080599203	0.097471246
73	75	2.5	1.5	0.7	2.384937569	1.313251309	0.610903699	0.115062431	0.186748691	0.089096301
74	76	2.5	1.3	0.7	2.476237398	1.374688804	0.611242812	0.023762602	0.074688804	0.088757188
75	77	2.2	1.3	0.5	2.274647451	1.361394824	0.549300206	0.074647451	0.061394824	0.049300206
76	78	2	1.3	0.8	2.006467717	1.259570095	0.726263983	0.006467717	0.040429905	0.073736017
77	79	2	1.3	0.7	1.962690515	1.240089994	0.538910224	0.037309485	0.059910006	0.161089776
78	80	1.8	1.2	0.8	1.765848198	1.114135717	0.696459785	0.034151802	0.085864283	0.103540215



**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
79	81	2.2	1.3	0.9	2.138569118	1.251741849	0.766086396	0.061430882	0.048258151	0.133913604
80	82	1.8	1.3	0.6	1.861208239	1.286283207	0.607387313	0.061208239	0.013716793	0.007387313
81	83	1.8	1.2	1	1.783007835	1.239405592	0.73227559	0.016992165	0.039405592	0.26772441
82	84	2	1.4	0.7	2.023086456	1.422886378	0.621275568	0.023086456	0.022886378	0.078724432
83	85	2.3	1	0.7	2.273624134	1.119636673	0.637138753	0.026375866	0.119636673	0.062861247
84	86	2	1.1	0.7	1.999082511	1.045665318	0.576101624	0.000917489	0.054334682	0.123898376
85	88	1.9	1	0.7	1.904292334	1.05546944	0.553539047	0.004292334	0.05546944	0.146460953
86	89	2	1.2	0.7	2.001062461	1.23489106	0.611069862	0.001062461	0.03489106	0.088930138
87	90	2.1	1.1	0.7	2.164772316	1.157842876	0.573347826	0.064772316	0.057842876	0.126652174
88	91	2.3	1.3	0.7	2.217293469	1.345687036	0.726150015	0.082706531	0.045687036	0.026150015
89	92	2.4	1.1	0.8	2.395828601	1.250882446	0.643305246	0.004171399	0.150882446	0.156694754
90	93	2.4	1.4	0.8	2.318072986	1.331988774	0.701365516	0.081927014	0.068011226	0.098634484
91	94	2.2	1.4	0.6	2.19147549	1.365698633	0.65291257	0.00852451	0.034301367	0.05291257
92	95	2.1	1.3	0.8	2.102869681	1.365040397	0.681148261	0.002869681	0.065040397	0.118851739
93	96	2.2	1.4	0.6	2.190717055	1.360257595	0.611298348	0.009282945	0.039742405	0.011298348
94	97	2.3	1.3	0.7	2.388444284	1.336963896	0.612592557	0.088444284	0.036963896	0.087407443
95	98	2.1	1.3	0.5	2.063957292	1.305849962	0.526400846	0.036042708	0.005849962	0.026400846
96	99	2.5	1.4	0.8	2.415631019	1.34338225	0.67782191	0.084368981	0.05661775	0.12217809
97	100	2	1.3	0.6	2.072148899	1.285059954	0.650531651	0.072148899	0.014940046	0.050531651
98	101	2.2	1.4	0.7	2.254456043	1.37826057	0.666196249	0.054456043	0.02173943	0.033803751
99	102	2.3	1.2	1	2.252008781	1.227420811	0.76517486	0.047991219	0.027420811	0.23482514
100	103	2	1.3	0.8	1.932812283	1.319681093	0.72739949	0.067187717	0.019681093	0.07260051
101	104	2	1.3	0.5	2.011197458	1.291840793	0.575184226	0.011197458	0.008159207	0.075184226
102	105	2	1.1	0.6	1.997515701	1.158614011	0.610642236	0.002484299	0.058614011	0.010642236
103	106	2.1	1.3	0.7	2.042575883	1.265594915	0.630896369	0.057424117	0.034405085	0.069103631
104	107	1.9	1.2	0.8	1.952669111	1.212875678	0.723587438	0.052669111	0.012875678	0.076412562
105	108	2.5	1.4	0.6	2.512376474	1.447488375	0.662673057	0.012376474	0.047488375	0.062673057
106	109	2.2	1.3	0.7	2.128152081	1.310734539	0.496580353	0.071847919	0.010734539	0.203419647
107	110	2.2	1.4	0.7	2.111374456	1.381394864	0.7050383	0.088625544	0.018605136	0.0050383
108	111	2.5	1.3	0.7	2.469893565	1.407331682	0.591208967	0.030106435	0.107331682	0.108791033
109	112	2.5	1.1	0.5	2.364098191	1.126124162	0.530441632	0.135901809	0.026124162	0.030441632
110	113	2.2	1.3	0.4	2.166439319	1.261403103	0.497112519	0.033560681	0.038596897	0.097112519
111	114	2.2	1.5	0.6	2.164814192	1.396531902	0.59937772	0.035185808	0.103468098	0.00062228
112	115	2.3	1.2	0.5	2.210966914	1.254376608	0.55846907	0.089033086	0.054376608	0.05846907
113	116	2.4	1.3	0.8	2.40107013	1.288664927	0.674941769	0.00107013	0.011335073	0.125058231
114	117	2.4	1.2	0.5	2.293619429	1.257525117	0.526601323	0.106380571	0.057525117	0.026601323
115	118	2.6	1.4	0.6	2.461401054	1.388487615	0.608814803	0.138598946	0.011512385	0.008814803
116	119	1.9	1.3	0.7	1.948071094	1.28724082	0.689475526	0.048071094	0.01275918	0.010524474
117	120	2	1.2	0.7	2.103329047	1.229997565	0.611594295	0.103329047	0.029997565	0.088405705
118	121	2	1.3	0.8	2.005055815	1.277872905	0.613786078	0.005055815	0.022127095	0.186213922

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
119	122	2.3	1.3	0.8	2.29720396	1.28474486	0.713024488	0.00279604	0.01525514	0.086975512
120	123	2.4	1.4	0.7	2.411526183	1.524128262	0.603692638	0.011526183	0.124128262	0.096307362
121	124	2.3	1.4	0.5	2.284703292	1.393248473	0.51807456	0.015296708	0.006751527	0.01807456
122	125	1.9	1.1	0.8	2.000506879	1.202831006	0.675308041	0.100506879	0.102831006	0.124691959
123	126	2.4	1.5	0.7	2.380116128	1.46720635	0.608003778	0.019883872	0.03279365	0.091996222
124	127	2.5	1.5	0.7	2.426832529	1.401431323	0.716375854	0.073167471	0.098568677	0.016375854
125	128	2.4	1.4	0.8	2.348480197	1.306042689	0.63618651	0.051519803	0.093957311	0.16381349
126	129	2.4	1.4	0.8	2.379888264	1.44681962	0.72427292	0.020111736	0.04681962	0.07572708
127	130	2.1	1	0.8	2.218334391	1.065582542	0.673815017	0.118334391	0.065582542	0.126184983
128	131	2.1	1.1	0.8	2.083423287	1.099873105	0.59011604	0.016576713	0.000126895	0.20988396
129	132	2	1.3	0.7	1.945480071	1.295753622	0.618579079	0.054519929	0.004246378	0.081420921
130	133	2.3	1.2	0.8	2.251660446	1.228223838	0.650078837	0.048339554	0.028223838	0.149921163
131	134	2	1.4	0.8	1.974529955	1.377058847	0.682696775	0.025470045	0.022941153	0.117303225
132	135	2.6	1	0.6	2.588769721	1.131416058	0.589436253	0.011230279	0.131416058	0.010563747
133	136	2.4	1.3	0.8	2.351033984	1.290515003	0.578013927	0.048966016	0.009484997	0.221986073
134	137	2	1.1	0.6	1.89274402	1.119147965	0.601884474	0.10725598	0.019147965	0.001884474
135	138	2.3	1.3	0.7	2.298072534	1.372079754	0.637768494	0.001927466	0.072079754	0.062231506
136	139	2.4	1.4	0.6	2.411307906	1.453495906	0.603418705	0.011307906	0.053495906	0.003418705
137	140	2.2	1.4	0.5	2.286945253	1.388818103	0.60585877	0.086945253	0.011181897	0.10585877
138	141	2.5	1.4	0.8	2.510203042	1.328131741	0.652484476	0.010203042	0.071868259	0.147515524
139	142	2.4	1.4	0.8	2.384876995	1.356693894	0.685707235	0.015123005	0.043306106	0.114292765
140	143	2.2	1.2	0.5	2.190311526	1.281776778	0.566028789	0.009688474	0.081776778	0.066028789
141	144	2.1	1.2	0.7	2.053021553	1.219674977	0.606778828	0.046978447	0.019674977	0.093221172
142	145	2	1	0.7	2.08558467	1.054680669	0.677550009	0.08558467	0.054680669	0.022449991
143	146	2.2	1.2	0.9	2.049292086	1.145382005	0.70085529	0.150707914	0.054617995	0.19914471
144	147	2.5	1.3	0.6	2.535791202	1.334383365	0.651583534	0.035791202	0.034383365	0.051583534
145	148	2.2	1.2	-	2.122005151	1.170752283	0.630096477	0.077994849	0.029247717	-
146	149	2.4	1.4	0.5	2.366938352	1.347427797	0.558293784	0.033061648	0.052572203	0.058293784
147	150	2.1	1.3	0.7	2.086869871	1.207536261	0.629689354	0.013130129	0.092463739	0.070310646
148	151	2	1.1	0.8	1.898674052	1.109225783	0.642561571	0.101325948	0.009225783	0.157438429
149	152	2.3	1.4	0.7	2.1713839	1.347768233	0.638709797	0.1286161	0.052231767	0.061290203
150	153	1.3	1	0.8	1.816988758	1.011232875	0.57877295	0.516988758	0.011232875	0.22122705
151	154	2.1	1.3	0.8	2.131723685	1.322547805	0.687999783	0.031723685	0.022547805	0.112000217
152	155	2	1.1	0.8	1.87601899	1.148425688	0.663379269	0.12398101	0.048425688	0.136620731
153	156	2.2	1.1	0.6	2.116930798	1.143870384	0.581652062	0.083069202	0.043870384	0.018347938
154	157	2.1	1.3	0.6	2.068494984	1.33663531	0.562142843	0.031505016	0.03663531	0.037857157
155	158	2.4	1.4	0.5	2.232090039	1.309392712	0.547635521	0.167909961	0.090607288	0.047635521
156	159	2.2	1.3	0.8	2.11927274	1.148022087	0.594854897	0.08072726	0.151977913	0.205145103
157	160	2.7	1.5	0.6	2.581127734	1.437882775	0.581689237	0.118872266	0.062117225	0.018310763
158	161	2.2	1.3	0.5	2.136291253	1.332576415	0.603447674	0.063708747	0.032576415	0.103447674

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
159	162	1.7	1.1	0.7	1.831602194	1.131539833	0.537161234	0.131602194	0.031539833	0.162838766
160	163	2.2	1.4	0.8	2.038178139	1.383941205	0.673987579	0.161821861	0.016058795	0.126012421
161	164	2	1.1	0.5	1.949256649	1.127480507	0.592344808	0.050743351	0.027480507	0.092344808
162	165	2.2	1.2	0.5	2.193139595	1.161443306	0.518242198	0.006860405	0.038556694	0.018242198
163	166	2.3	1.3	0.7	2.260379609	1.232938615	0.63924161	0.039620391	0.067061385	0.06075839
164	167	2.2	1.2	0.8	2.21441012	1.288935357	0.722287655	0.01441012	0.088935357	0.077712345
165	168	2.2	1.3	0.9	2.161025626	1.274576463	0.789575989	0.038974374	0.025423537	0.110424011
166	169	2.2	1.2	0.6	2.186005879	1.267920782	0.651549964	0.013994121	0.067920782	0.051549964
167	170	2.5	1.5	0.5	2.422539466	1.508276147	0.596716124	0.077460534	0.008276147	0.096716124
168	171	2.2	1.1	1	2.152411583	1.275593345	0.746440591	0.047588417	0.175593345	0.253559409
169	172	2.4	1.4	0.7	2.194445229	1.300141795	0.630350736	0.205554771	0.099858205	0.069649264
170	173	2.3	1.5	0.9	2.239294968	1.354905544	0.689142264	0.060705032	0.145094456	0.210857736
171	174	2.1	1.3	0.7	2.103889931	1.2957318	0.607653123	0.003889931	0.0042682	0.092346877
172	175	1.3	1.3	0.6	2.185677301	1.276126435	0.558616518	0.885677301	0.023873565	0.041383482
173	176	2.5	1.4	0.7	2.481378007	1.376270425	0.900120613	0.018621993	0.023729575	0.200120613
174	177	2.3	1.4	0.8	2.24780174	1.439722193	0.722577011	0.05219826	0.039722193	0.077422989
175	178	2.1	1.2	1	2.079781663	1.247987862	0.710988933	0.020218337	0.047987862	0.289011067
176	179	2.2	1.3	0.7	2.343079134	1.316433435	0.670338814	0.143079134	0.016433435	0.029661186
177	180	2.8	1.3	0.9	2.934524892	1.270686641	0.734900338	0.134524892	0.029313359	0.165099662
178	181	2	1.1	0.7	2.027716582	1.14918831	0.613673285	0.027716582	0.04918831	0.086326715
179	182	2	1.1	0.9	2.072888261	1.123960683	0.723900254	0.072888261	0.023960683	0.176099746
180	183	2.1	1.4	0.8	2.052143565	1.372493348	0.695973486	0.047856435	0.027506652	0.104026514
181	184	2.3	1.4	0.7	2.27726493	1.364540559	0.636762248	0.02273507	0.035459441	0.063237752
182	185	2.2	1.2	0.7	2.020861462	1.185031607	0.60912263	0.179138538	0.014968393	0.09087737
183	186	1.8	1.1	0.6	1.784978053	1.065035489	0.525972279	0.015021947	0.034964511	0.074027721
184	187	1.9	1	0.8	1.891826368	0.94627105	0.600945388	0.008173632	0.05372895	0.199054612
185	188	2.1	1.3	0.6	2.058435315	1.290741457	0.586312025	0.041564685	0.009258543	0.013687975
186	189	2	1.3	0.6	1.959758408	1.315441786	0.604221632	0.040241592	0.015441786	0.004221632
187	190	2	1.1	0.6	1.978332728	1.239687401	0.6446889	0.021667272	0.139687401	0.0446889
188	191	2.5	1.6	0.7	2.506405381	1.6587504	0.662384156	0.006405381	0.0587504	0.037615844
189	192	2.2	1.4	0.7	2.171977405	1.319888463	0.626384338	0.028022595	0.080111537	0.073615662
190	193	2.2	1.4	0.7	2.236540317	1.377463665	0.634714305	0.036540317	0.022536335	0.065285695
191	194	1.8	1.1	0.5	1.718211519	1.037190127	0.541228369	0.081788481	0.062809873	0.041228369
192	195	1.6	1.1	0.6	1.555111811	1.104547117	0.564150845	0.044888189	0.004547117	0.035849155
193	196	1.8	0.9	0.3	1.689038703	0.932600008	0.362867789	0.110961297	0.032600008	0.062867789
194	197	1.7	1.1	0.3	1.651514595	1.160198147	0.414518056	0.048485405	0.060198147	0.114518056
195	198	2	1.1	0.4	1.888218456	1.148936395	0.457595813	0.111781544	0.048936395	0.057595813
196	199	2	1	0.2	1.979732872	0.997857395	0.343125527	0.020267128	0.002142605	0.143125527
197	200	1.8	1.2	0.5	1.863885961	1.133985724	0.598151069	0.063885961	0.066014276	0.098151069
198	201	1.7	1	0.3	1.632522339	1.05222843	0.377906188	0.067477661	0.05222843	0.077906188

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
199	202	2	1	0.4	1.955484101	1.045968116	0.432541254	0.044515899	0.045968116	0.032541254
200	203	2	1	0.4	1.950771988	1.082017664	0.430827268	0.049228012	0.082017664	0.030827268
201	204	1.6	1	0.6	1.530134694	1.042201509	0.598395797	0.069865306	0.042201509	0.001604203
202	205	1.7	1.1	0.4	1.71883848	1.102477186	0.478044287	0.01883848	0.002477186	0.078044287
203	206	1.9	1.1	0.4	1.8417157	1.16477171	0.473452704	0.0582843	0.06477171	0.073452704
204	207	1.8	1.1	0.4	1.80483118	1.149635018	0.449681508	0.00483118	0.049635018	0.049681508
205	208	1.5	1.2	0.5	1.482171121	1.195822928	0.486832871	0.017828879	0.004177072	0.013167129
206	209	1.5	1	0.4	1.487507474	0.991397734	0.484272343	0.012492526	0.008602266	0.084272343
207	210	1.6	1	0.6	1.610447729	1.070314339	0.537632202	0.010447729	0.070314339	0.062367798
208	211	1.7	1	0.4	1.720169725	1.044753191	0.437787901	0.020169725	0.044753191	0.037787901
209	212	1.8	1	0.4	1.71833151	1.029874092	0.518022336	0.08166849	0.029874092	0.118022336
210	213	1.8	1.2	0.5	1.800905798	1.259326303	0.544096048	0.000905798	0.059326303	0.044096048
211	214	1.9	1.1	0.4	1.895397832	1.131196927	0.518191236	0.004602168	0.031196927	0.118191236
212	215	1.7	1	0.5	1.684497767	0.998970343	0.532226117	0.015502233	0.001029657	0.032226117
213	217	1.7	1.1	0.6	1.681321314	1.129425333	0.609298784	0.018678686	0.029425333	0.009298784
214	218	1.8	1.3	0.6	1.724109793	1.232978413	0.567168598	0.075890207	0.067021587	0.032831402
215	219	2	1.1	0.4	1.959372965	1.184970776	0.488291351	0.040627035	0.084970776	0.088291351
216	220	1.9	1.1	0.4	1.751160213	1.068590695	-	0.148839787	0.031409305	-
217	221	1.8	1	0.5	1.794659949	1.079937041	0.540683571	0.005340051	0.079937041	0.040683571
218	222	2	1.2	0.4	1.962843425	1.208789983	0.460736085	0.037156575	0.008789983	0.060736085
219	223	2	1.1	0.4	1.947484396	1.111435858	0.481807911	0.052515604	0.011435858	0.081807911
220	224	2	1.1	0.5	1.908593703	1.098330975	0.505640431	0.091406297	0.001669025	0.005640431
221	225	1.7	0.9	0.3	1.735432291	0.920765427	0.364494304	0.035432291	0.020765427	0.064494304
222	226	2	1.1	0.3	1.921741466	1.150112124	0.41268158	0.078258534	0.050112124	0.11268158
223	227	1.7	1	0.4	1.754775522	1.079742604	0.430194732	0.054775522	0.079742604	0.030194732
224	228	2.1	1.3	0.4	1.482171121	1.195822928	0.529275423	0.617828879	0.104177072	0.129275423
225	229	1.7	1	0.7	1.727494768	1.077743043	0.637660016	0.027494768	0.077743043	0.062339984
226	230	1.9	1.2	0.3	1.928410364	1.198902567	0.445043981	0.028410364	0.001097433	0.145043981
227	231	1.8	1	0.4	1.917824272	1.119984955	0.480411962	0.117824272	0.119984955	0.080411962
228	232	1.8	1.1	0.3	1.725386462	1.162509685	0.382063702	0.074613538	0.062509685	0.082063702
229	233	2	1.2	0.4	2.066820365	1.274290845	0.489455242	0.066820365	0.074290845	0.089455242
230	234	1.7	1	0.4	1.772133143	1.051232699	0.538744543	0.072133143	0.051232699	0.138744543
231	235	1.9	1	0.5	1.996463143	1.106103908	0.525169794	0.096463143	0.106103908	0.025169794
232	236	1.7	1	0.4	1.625872432	0.930177464	0.462988151	0.074127568	0.069822536	0.062988151
233	237	1.8	1.2	0.4	1.835018971	1.238224124	0.469471486	0.035018971	0.038224124	0.069471486
234	238	2.7	1.3	0.7	2.479810722	1.29610723	0.661129112	0.220189278	0.00389277	0.038870888
235	239	2.3	1.3	0.8	2.341094824	1.374851042	0.708333978	0.041094824	0.074851042	0.091666022
236	240	2.5	1.5	0.6	2.293716266	1.37484061	0.647449857	0.206283734	0.12515939	0.047449857
237	241	2.3	1.3	0.4	2.357586846	1.342108849	0.529029231	0.057586846	0.042108849	0.129029231
238	242	2.8	1.9	0.6	2.592891379	1.393452782	0.638550848	0.207108621	0.506547218	0.038550848

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
239	243	2.5	1.4	0.5	2.511732649	1.394134169	0.605468339	0.011732649	0.005865831	0.105468339
240	244	2.7	1.3	0.6	2.547794186	1.308713035	0.658218885	0.152205814	0.008713035	0.058218885
241	245	2.4	1.4	0.6	2.415809142	1.356913381	0.652319886	0.015809142	0.043086619	0.052319886
242	246	2.5	1.4	0.8	2.409655997	1.404854124	0.688102039	0.090344003	0.004854124	0.111897961
243	247	2.3	1.3	0.6	2.314686997	1.395931063	0.71256184	0.014686997	0.095931063	0.11256184
244	248	2.3	1.2	0.5	2.352192943	1.249663716	0.564357216	0.052192943	0.049663716	0.064357216
245	249	2.5	1.4	0.5	2.367930389	1.392752133	0.647028304	0.132069611	0.007247867	0.147028304
246	250	2.5	1.3	0.6	2.433214331	1.343638666	0.639212075	0.066785669	0.043638666	0.039212075
247	251	2.4	1.4	0.5	2.329768098	1.407058331	0.648944214	0.070231902	0.007058331	0.148944214
248	252	2.4	1.3	0.8	2.348724363	1.28660321	0.741720563	0.051275637	0.01339679	0.058279437
249	253	2.8	1.3	0.5	2.688955541	1.327603517	0.55705626	0.111044459	0.027603517	0.05705626
250	254	2.4	1.2	0.5	2.354640829	1.164923345	0.611500612	0.045359171	0.035076655	0.111500612
251	255	2.9	1.4	0.8	2.790341482	1.300508205	0.710829243	0.109658518	0.099491795	0.089170757
252	256	2.8	1.4	0.9	2.623948737	1.371523566	0.817439806	0.176051263	0.028476434	0.082560194
253	257	2.5	1.3	0.6	2.384767851	1.319369253	0.677051687	0.115232149	0.019369253	0.077051687
254	258	2.5	1.5	0.6	2.437906995	1.502921823	0.637361421	0.062093005	0.002921823	0.037361421
255	259	2.5	1.4	0.5	2.377960873	1.419010064	0.588053085	0.122039127	0.019010064	0.088053085
256	260	2.4	1.4	0.7	2.45101219	1.428155302	0.786243121	0.05101219	0.028155302	0.086243121
257	261	2.4	1.4	0.7	2.310141287	1.396279353	0.693626126	0.089858713	0.003720647	0.006373874
258	262	2.7	1.3	0.5	2.719396664	1.366545566	0.559236274	0.019396664	0.066545566	0.059236274
259	263	2.3	1.3	0.6	2.256513563	1.316379002	0.610017791	0.043486437	0.016379002	0.010017791
260	264	2.6	1.6	0.5	2.563932391	1.562738021	0.701200155	0.036067609	0.037261979	0.201200155
261	265	2.5	1.5	0.7	2.405913116	1.421035492	0.686889054	0.094086884	0.078964508	0.013110946
262	266	2.7	1.5	0.7	2.618774159	1.443884212	0.720260478	0.081225841	0.056115788	0.020260478
263	267	2.7	1.5	0.6	2.659989036	1.418073885	0.619193219	0.040010964	0.081926115	0.019193219
264	268	2.3	1.2	0.5	2.285374985	1.25412216	0.615603913	0.014625015	0.05412216	0.115603913
265	269	2.4	1.5	0.6	2.398275729	1.516626332	0.699535137	0.001724271	0.016626332	0.099535137
266	270	2.6	1.4	0.5	2.571457668	1.369669776	0.550438941	0.028542332	0.030330224	0.050438941
267	271	2.2	1.4	0.6	2.224031902	1.374272882	0.708770591	0.024031902	0.025727118	0.108770591
268	272	2.5	1.2	0.7	2.429494712	1.260199866	0.687925214	0.070505288	0.060199866	0.012074786
269	273	2.6	1.3	0.5	2.550182328	1.29794696	0.614162773	0.049817672	0.00205304	0.114162773
270	274	2.6	1.4	0.7	2.566080806	1.420982391	0.66019348	0.033919194	0.020982391	0.03980652
271	275	2.5	1.5	0.6	2.409526606	1.485005662	0.598388682	0.090473394	0.014994338	0.001611318
272	276	2.7	1.4	0.8	2.584861868	1.319450272	0.715425262	0.115138132	0.080549728	0.084574738
273	277	2.6	1.4	0.6	2.492890897	1.390469282	0.714804644	0.107109103	0.009530718	0.114804644
274	278	2.4	1.3	0.5	2.33244406	1.389866354	0.598358556	0.06755594	0.089866354	0.098358556
275	279	2.5	1.3	0.8	2.450505119	1.340215073	0.655869024	0.049494881	0.040215073	0.144130976
276	288	2.3	1.4	0.5	2.304501925	1.398784946	0.65112234	0.004501925	0.001215054	0.15112234
277	289	2.5	1.5	0.6	2.472905271	1.435001884	0.65455067	0.027094729	0.064998116	0.05455067
278	290	2.3	1.3	0.5	2.281626412	1.335807825	0.617801991	0.018373588	0.035807825	0.117801991

**Tabla A-1:** Comparación de longitudes de granos de cacao (continuación).

N°	Et.	Longitud (cm)			Longitud convertida (píxeles a cm)			Error (cm)		
		Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.	Lar.	Anc.	Alt.
279	291	2.7	1.4	0.7	2.602210144	1.307723683	0.673556582	0.097789856	0.092276317	0.026443418
280	292	2.8	1.9	0.8	2.659137872	1.406859452	0.70636593	0.140862128	0.493140548	0.09363407
281	293	2.2	1.4	0.5	2.162718621	1.365243875	0.643349943	0.037281379	0.034756125	0.143349943
282	294	2.5	1.4	0.6	2.494606838	1.410397492	0.658983152	0.005393162	0.010397492	0.058983152
283	295	2.5	1.4	0.6	2.427239669	1.309340076	0.694500626	0.072760331	0.090659924	0.094500626
284	296	2.6	1.4	0.6	2.522811881	1.337891048	0.598890024	0.077188119	0.062108952	0.001109976
285	297	2.7	1.4	0.6	2.623347383	1.457820169	0.698699669	0.076652617	0.057820169	0.098699669
286	298	2.6	1.5	0.6	2.461253598	1.526621309	0.709275638	0.138746402	0.026621309	0.109275638
287	299	2.4	1.3	0.6	2.37593249	1.355071859	0.711434102	0.02406751	0.055071859	0.111434102
288	300	2.4	1.4	0.8	2.301081621	1.355631261	0.761694916	0.098918379	0.044368739	0.038305084
289	301	2.6	1.5	0.6	2.447872364	1.498409527	0.672381054	0.152127636	0.001590473	0.072381054
290	302	2.5	1.4	0.5	2.419917602	1.449227879	0.656909129	0.080082398	0.049227879	0.156909129
291	303	2.5	1.5	0.9	2.461845319	1.413154437	0.804732912	0.038154681	0.086845563	0.095267088
292	304	2.5	1.4	0.9	2.469940462	1.324559839	0.713377133	0.030059538	0.075440161	0.186622867
293	305	2.5	1.3	0.5	2.469920806	1.332732947	0.627186546	0.030079194	0.032732947	0.127186546
294	306	2.5	1.3	0.5	2.386742512	1.321751389	0.65180555	0.113257488	0.021751389	0.15180555
295	307	2.3	1.4	0.8	2.281509774	1.409817546	0.655544913	0.018490226	0.009817546	0.144455087
296	308	2.5	1.3	0.7	2.476108993	1.337368909	0.702563169	0.023891007	0.037368909	0.002563169
<b>PROMEDIO</b>								0.066623906	0.049617688	0.088568975

N°: Número de grano  
Et. : Etiqueta  
Lar.: Largo  
Anc. : Ancho  
Alt.: Altura

Fuente: Elaboración propia

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño.

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
1	1	2	2	2
2	2	2	2	2
3	3	1	1	1
4	4	2	2	2
5	5	2	2	2
6	6	1	1	1
7	7	2	2	2
8	8	2	2	2
9	9	2	2	2
10	10	2	2	2
11	11	2	2	2
12	12	2	2	1
13	13	2	2	2
14	14	1	2	2
15	15	-	2	2
16	16	2	2	2
17	17	2	2	2
18	18	2	2	2
19	19	1	1	1
20	20	2	2	2
21	21	2	-	2
22	22	2	2	2
23	23	2	2	2
24	24	2	2	2
25	25	2	1	2
26	26	2	2	2
27	27	1	1	1
28	28	1	1	1
29	29	2	2	2
30	30	1	1	1
31	31	1	1	1
32	32	1	2	2
33	33	2	2	2
34	34	2	-	2
35	35	1	2	2
36	36	2	2	2
37	37	1	1	1
38	38	2	2	2
39	39	2	2	1
40	40	1	1	1
41	41	-	1	1

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
42	42	1	2	1
43	43	1	1	1
44	44	1	2	1
45	45	1	1	1
46	46	1	2	2
47	47	2	2	2
48	48	2	1	2
49	49	2	1	2
50	50	2	2	2
51	51	2	2	2
52	52	1	1	1
53	53	2	2	2
54	54	2	2	2
55	55	2	2	2
56	56	2	2	2
57	57	2	2	2
58	58	1	2	2
59	59	2	2	3
60	60	2	2	2
61	61	2	-	2
62	62	2	2	2
63	63	2	2	2
64	64	1	1	2
65	65	2	2	2
66	66	1	-	1
67	67	2	2	2
68	68	2	2	2
69	69	2	2	2
70	70	2	2	2
71	71	2	2	2
72	72	2	3	2
73	73	2	1	2
74	74	2	2	2
75	75	1	2	2
76	76	1	1	1
77	77	2	2	2
78	78	2	2	2
79	79	2	2	2
80	80	3	-	3
81	81	2	2	2
82	82	3	2	3



**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
83	83	3	2	3
84	84	2	2	2
85	85	2	2	2
86	86	2	2	2
87	87	-	2	2
88	88	3	2	2
89	89	2	2	2
90	90	2	2	2
91	91	2	2	2
92	92	2	-	2
93	93	2	1	2
94	94	2	2	2
95	95	2	-	2
96	96	2	2	2
97	97	2	2	2
98	98	2	2	2
99	99	1	1	1
100	100	2	2	2
101	101	2	2	2
102	102	2	2	2
103	103	2	2	2
104	104	2	2	2
105	105	2	2	2
106	106	2	2	2
107	107	3	2	2
108	108	1	2	1
109	109	2	2	2
110	110	2	2	2
111	111	1	1	1
112	112	1	1	2
113	113	2	2	2
114	114	2	2	2
115	115	2	-	2
116	116	2	2	1
117	117	2	2	2
118	118	1	1	1
119	119	3	2	2
120	120	2	2	2
121	121	2	2	2
122	122	2	2	2
123	123	2	2	1

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
124	124	2	2	2
125	125	3	2	2
126	126	2	2	2
127	127	1	1	1
128	128	2	2	2
129	129	2	3	2
130	130	2	2	2
131	131	2	2	2
132	132	2	2	2
133	133	2	2	2
134	134	2	2	2
135	135	1	2	1
136	136	2	-	2
137	137	2	3	3
138	138	2	2	2
139	139	2	1	1
140	140	2	2	2
141	141	1	1	1
142	142	2	1	2
143	143	2	2	2
144	144	2	2	2
145	145	2	2	2
146	146	2	2	2
147	147	1	1	1
148	148	2	2	2
149	149	2	1	2
150	150	2	2	2
151	151	2	2	3
152	152	2	2	2
153	153	3	3	3
154	154	2	2	2
155	155	2	2	3
156	156	2	2	2
157	157	2	2	2
158	158	2	2	2
159	159	2	2	2
160	160	1	1	1
161	161	2	2	2
162	162	3	2	3
163	163	2	2	2
164	164	2	2	2

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
165	165	2	2	2
166	166	2	2	2
167	167	2	2	2
168	168	2	1	2
169	169	2	2	2
170	170	1	2	1
171	171	2	2	2
172	172	2	2	2
173	173	2	2	2
174	174	2	2	2
175	175	3	2	2
176	176	1	1	1
177	177	2	2	2
178	178	2	2	2
179	179	2	2	2
180	180	1	1	1
181	181	2	2	2
182	182	2	2	2
183	183	2	2	2
184	184	2	2	2
185	185	2	2	2
186	186	3	3	3
187	187	3	3	3
188	188	2	2	2
189	189	2	2	2
190	190	2	2	2
191	191	1	1	1
192	192	2	2	2
193	193	2	2	2
194	194	3	3	3
195	195	3	3	3
196	196	3	3	3
197	197	3	3	3
198	198	2	3	3
199	199	2	3	2
200	200	3	3	3
201	201	3	3	3
202	202	2	3	2
203	203	2	3	2
204	204	3	3	3
205	205	3	3	3

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
206	206	3	3	3
207	207	3	3	3
208	208	3	3	3
209	209	3	3	3
210	210	3	3	3
211	211	3	3	3
212	212	3	3	3
213	213	3	3	3
214	214	3	3	3
215	215	3	3	3
216	216	3	3	3
217	217	3	3	3
218	218	3	3	3
219	219	2	3	2
220	220	3	3	3
221	221	3	3	3
222	222	2	3	2
223	223	2	3	2
224	224	2	3	2
225	225	3	3	3
226	226	2	3	2
227	227	3	3	3
228	228	2	3	3
229	229	3	3	3
230	230	3	3	2
231	231	3	3	2
232	232	3	3	3
233	233	2	3	2
234	234	3	3	3
235	235	3	3	2
236	236	3	3	3
237	237	3	3	3
238	238	1	3	1
239	239	2	1	2
240	240	1	1	2
241	241	2	1	2
242	242	1	-	1
243	243	1	1	1
244	244	1	1	1
245	245	2	1	1
246	246	1	-	1

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
247	247	2	-	2
248	248	2	1	2
249	249	1	1	2
250	250	1	1	1
251	251	2	1	2
252	252	2	1	2
253	253	1	1	1
254	254	2	1	2
255	255	1	1	1
256	256	1	1	1
257	257	1	-	2
258	258	1	1	1
259	259	1	1	2
260	260	2	1	1
261	261	2	1	2
262	262	1	-	1
263	263	2	-	2
264	264	1	1	1
265	265	1	-	1
266	266	1	-	1
267	267	1	1	1
268	268	2	1	2
269	269	2	1	2
270	270	1	1	1
271	271	2	1	2
272	272	1	1	1
273	273	1	-	1
274	274	1	1	1
275	275	1	1	1
276	276	1	1	1
277	277	1	1	1
278	278	2	1	2
279	279	1	-	1
280	288	2	1	2
281	289	1	1	1
282	290	2	1	2
283	291	1	1	1
284	292	1	1	1
285	293	2	1	2
286	294	1	1	1
287	295	1	1	1

**Tabla A-2:** Resultados de clasificación de granos de cacao según su tamaño (continuación)

N° Grano	Etiqueta	Clasificación	Clasificación de experto	Clasificación del código
284	292	1	1	1
285	293	2	1	2
286	294	1	1	1
287	295	1	1	1
288	296	1	1	1
289	297	1	1	1
290	298	1	1	1
291	299	2	1	2
292	300	2	1	2
293	301	1	1	1
294	302	1	1	1
295	303	1	1	1
296	304	1	-	1
297	305	1	1	1
298	306	1	-	2
299	307	2	-	2
300	308	1	1	1
		<b>Acierto</b>	77.81818182	88.55218855

Fuente: Elaboración propia