

**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL
PARA LA IDENTIFICACIÓN DEL ESTADO DE MADUREZ DE LA GRANADILLA
MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL SOBRE UN ORDENADOR DE
PLACA REDUCIDA**

DIEGO ALVENIZ ESCOBAR FIGUEROA

UNIVERSIDAD DE CUNDINAMARCA

Ingeniería electrónica

Facultad de ingeniería

Fusagasugá, Colombia

2016

**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL
PARA LA IDENTIFICACIÓN DEL ESTADO DE MADUREZ DE LA GRANADILLA
MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL SOBRE UN ORDENADOR DE
PLACA REDUCIDA**

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar por el título de
Ingeniero Electrónico

DIEGO ALVENIZ ESCOBAR FIGUEROA
Estudiante de ingeniería electrónica
Cód. 162206115

Director:
MsC. Edgar Eduardo Roa Guerrero

Línea de investigación:
Software, sistemas emergentes y nuevas tecnologías

UNIVERSIDAD DE CUNDINAMARCA
Ingeniería electrónica
Facultad de ingeniería
Fusagasugá, Colombia
2016

Dedicatoria

A mi familia, a Leidy por el apoyo incondicional confianza y acompañamiento en este camino.

Agradecimientos

A Dios por permitirme la culminación de esta etapa tan importante.

A mi director Edgar Eduardo Roa Guerrero mi total gratitud por su asesoramiento y posibilitar la realización de este trabajo bajo su dirección.

A los productores de granadillas por facilitar el acceso a cultivos y a los técnicos expertos por brindarme su conocimiento para este desarrollo investigativo.

A el ingeniero Oscar Díaz por su ayuda en temas de Software Libre y a Vistronica S.A.S por su apoyo en el tema de hardware para el dispositivo.

Resumen

En los últimos años la demanda de frutas exóticas se ha venido incrementando notablemente debido a los aportes nutricionales como calorías, carbohidratos entre otras, debido a las condiciones climatológicas que presenta Colombia para su producción en comparación con otros países que no cuentan con un clima tropical. En el año 2012, Colombia exportó más de 48,6 millones de dólares en frutas exóticas como la Uchuva, la Gulupa, la Granadilla y la Pitahaya (LEGISCOMEX.com, 2013). Hoy en día, el estado de maduración de las frutas se evalúa a partir de un análisis manual después de la cosecha, incrementa el porcentaje de errores producidos en el proceso.

Las técnicas de procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones implementadas sobre sistemas embebidos surgen como una propuesta prometedora en la automatización de procesos, debido a las limitaciones de la visión humana para percibir objetos o detalles diminutos, lo cual, permite extraer información de los objetos sobre imágenes digitales según la aplicación. Particularmente en el caso de la identificación del estado de maduración de frutas (*Passiflora Ligularis* Juss)¹, extrae la información del color para clasificar el fruto y dar soporte tecnológico en la identificación del estado de maduración, contribuyendo al mejoramiento de los índices de calidad para los pequeños y medianos productores.

El principal aporte del proyecto fue diseñar e implementar una herramienta computacional sobre un ordenador de placa reducida de forma portable para identificación del estado de madurez de la granadilla (*Passiflora Ligularis* Juss), el sistema está compuesto por hardware libre y diseño modular portable el cual consiste en: un ordenador de placa reducida que se encargara de hacer el procesado de las imágenes, un módulo cámara para la captura de las mismas, baterías para su alimentación, pantalla para la visualización, en cuanto a software, el dispositivo contara con algoritmos desarrollados en Python y librerías de procesamiento de imágenes bajo licenciamiento libre, una interfaz para la interacción amigable con el usuario.

Los resultados obtenidos con la herramienta computacional propuesta, fueron validados comparando los estados de maduración de la fruta, en un conjunto de 252 imágenes a partir de 90 granadillas entre los diferentes estados de maduración en el municipio de Pasca, Cundinamarca (Colombia) y corroborados por un técnico experto

¹ *Passiflora ligularis* Juss: Caracterización ecofisiológica del cultivo de granadilla.

en la identificación del estado de maduración de la fruta acorde a los procedimientos establecidos por (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA, 2008). Se realizó la comparación con las medidas obtenidas por parte del técnico experto y se comprobó para el estado de maduración verde 95.7%, para el estado de maduración pintona 94.68% y para el estado de maduración madura 92.8% de exactitud en la clasificación de las frutas a partir del conjunto de imágenes obtenida. También se reporta el porcentaje de frutas detectadas correctamente con un 92% de exactitud en los casos analizados y, además, presenta una precisión para identificar granadillas en estado de maduración madura de 91.8%, en estado de maduración pintona de 91.5% y en estado de maduración verde de 94.5% respectivamente.

Finalmente, el desarrollo del proyecto contribuye al análisis de identificación del estado de maduración de granadillas, convirtiéndose en una alternativa para los productores del fruto en Colombia. Así mismo, incentiva a los estudiantes de la Universidad de Cundinamarca a profundizar en visión artificial y promueve el desarrollo tecnológico del sector agrícola que mejore la competitividad y calidad de los productos agrícolas de la región.

Abstract

In recent years the demand for exotic fruits has been increasing significantly due to nutritional intake as calories, carbohydrates among others, due to weather conditions presented by Colombia for its production compared to other countries that do not have a tropical climate. In 2012, Colombia exported more than 48.6 million dollars in exotic fruits like Uchuva, the Gulupa, the Granadilla and Pitahaya (LEGISCOMEX.com, 2013). Today, the ripeness of the fruit is evaluated from a manual scan after harvest, increases the percentage of errors in the process.

The techniques of image processing and pattern recognition implemented on embedded systems emerge as a promising approach in process automation, due to the limitations of human vision to perceive objects or tiny details, which allows to extract information from the objects digital images depending on the application. Particularly in the case of state identification ripening fruit (*Passiflora Ligularis* Juss), extracted color information to classify the fruit and give technological support in identifying the state of maturation, contributing to improving the quality indices for small and medium producers.

The main contribution of the project was to design and implement a computational tool on a computer small plate so portable for identification of ripeness of the fruit (*Passiflora Ligularis* Juss), the system is composed of free hardware and portable modular design which consists in: a computer reduced plaque that will take care of processing the images, a camera to capture the same module, batteries for power, screen display, in terms of software the device will feature algorithms developed in Python and image processing libraries under free licensing friendly interface for user interaction.

The results obtained with the proposed computational tool, were validated by comparing the states of ripening fruit in a set of 252 images from 90 granadillas between the different stages of maturity in the municipality of Pasca, Cundinamarca (Colombia) and corroborated by an expert technician in identifying the state of maturation of the fruit according to the procedures established by (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA, 2008). Comparison with the measurements obtained by the skilled artisan, checked for the state of green ripening 95.7%, for the state of maturation pintoná 94.68%, and for the state of mature 92.8% accuracy maturation in the classification of fruit was made from the set of images obtained. the percentage of fruit detected correctly with 92% accuracy in the cases analyzed and further has an accuracy to identify granadillas state mature maturation of

91.8%, in a state of pintoná maturation of 91.5% and status is also reported green ripening 94.5% respectively.

Finally, the project contributes to the analysis of state identification passion fruit ripening, becoming an alternative for fruit producers in Colombia. It also encourages students of the University of Cundinamarca to deepen artificial vision and promotes technological development of the agricultural sector to improve competitiveness and quality of agricultural products in the region.

CONTENIDO

	Pág.
Resumen.....	7
Abstract.....	9
Introducción.....	17
1. Capítulo 1. El problema	18
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	18
1.2. HIPÓTESIS	19
1.3. OBJETIVOS DEL ESTUDIO	19
1.3.1. Objetivo general.....	19
1.3.2. Objetivos específicos.....	19
1.4. JUSTIFICACIÓN	19
1.4.1. Beneficios tecnológicos.....	20
1.4.2. Beneficios institucionales.....	20
1.5. Alcances y limitaciones.....	21
1.5.1. Alcances	21
1.5.2. Limitaciones	21
2. Capítulo 2: Marco teórico.....	22
2.1. Estado del arte	22
2.2. Fundamentos teóricos	44
2.2.1. Fundamentos en cosecha y pos cosecha de la granadilla.....	44
2.2.2. Fundamentos en procesamiento de imagen.....	50
3. Capítulo 3. Desarrollo metodológico	62
3.1. Metodología	62
3.1.1. Adquisición de las imágenes.....	64
3.1.2. Creación de la base de datos.....	66
3.1.3. Pre-procesado de imágenes para realce de características de la fruta.....	67
3.1.4. Segmentaciones y extracción de la fruta.....	69
3.1.5. Caracterización y clasificación de granadillas: Aplicación del agrupamiento K-medias.....	70
3.1.6. Evaluación y comparación de los resultados.....	73

4. Capítulo 4. Análisis de resultados y discusión	75
4.1. Proceso de filtrado	77
4.2. Extracción de características de las frutas	78
4.3. Clasificación de las frutas	79
4.4. Validación de resultados	81
5. Conclusiones y trabajos futuros	84
Apéndice 1. Guia instalacion OpenCv en Python y puesta en marcha sistema embebido.	86
Apéndice 2 Guia procesamiento basico de imágenes con Opencv	89
Apéndice 3: Interfaz gráfica del dispositivo.	95
Apéndice 4: Socialización de proyecto.	96
Bibliografía.....	99

Índice de figuras

Figura 1. Algoritmo general utilizado en la detección de defectos.	22
Figura 2. Las variaciones en el valor de R de los píxeles a lo largo de las tiras después de usar un promedio móvil.	23
Figura 3. Ejemplos del rendimiento para diferentes aplicaciones.	24
Figura 4. Diagrama de bloques del sistema.	25
Figura 5. Resultados del proceso de extracción del fondo de las imágenes. A imagen original, B imagen resultado.	25
Figura 6. Resultado del proceso de segmentación de la fruta.	26
Figura 7 Resultado del proceso de conteo de daños en la fruta.	26
Figura 8. A. Imagen original, B. Información del canal Cb.	27
Figura 9. A. Histograma de la imagen con la información del canal Cb, B. Imagen umbralizada.	28
Figura 10. Diferentes niveles de madurez. A y B. Listo para el embalaje, C. Separación leve de la piel, D y E. Suave con la luz roja o de color naranja, F. Parcialmente roja, G. Cabeza Amarilla, H. punta amarillo, I y J. Parcialmente amarillo, K. Amarillo, L. Desecho.	29
Figura 11. Imagen resultados de la segmentación. (a) Imagen original, (b) canal azul, (c) canal rojo, (d) la imagen binaria del canal azul, (e) la imagen binaria del azul O rojo con la imagen binaria de color rojo, (f) imagen Fruta segmentado utilizando (e) como una máscara, (g) los índices de color (f), (h) imagen binaria después de filtrar fondo azul oscuro, imagen Fruta segmentado (i) el uso (h) como una máscara, y (j) los índices de color (i).	29
Figura 12. A. Imagen de frutos con defectos, B. Imagen con frutos segmentados y defectos encontrados.	30
Figura 13 Imagen en rango visible (izquierda), Imagen térmica (en el centro), imagen térmica después de que el procedimiento de umbral con tres áreas seleccionadas (derecha).	32
Figura 14 Curso de aumento de la temperatura de la manzana durante el calentamiento en 20 °C con curvas de regresión ajustadas.	32
Figura 15 Relación entre parámetros (dT_{total} / dt) ($1 / m$) y SSC para corazón acuoso en frutas afectadas y las manzanas con tejido sano, con la línea de regresión ajustada.	33
Figura 16. Los histogramas de la predicción de puntuaciones ($n = 311$ observaciones de la temporada 1) sobre el eje mecánico para cada fecha de cosecha.	34
Figura 17. Proyección de las puntuaciones de PCA ($n = 200$ observaciones de la temporada 2) ejes mecánicos y ópticos, clasificados por fecha de cosecha. Los valores medios por cada fecha de cosecha se proyectan como líneas de puntos del color correspondiente a cada fecha de cosecha.	34
Figura 18. Imagen de piña en espacio de color RGB (Izquierda) y HSV (Derecha).	35
Figura 19. Filtrado del histograma del plano S, (A) histograma sin filtrar, (B) histograma filtrado mediante el filtro "Moving Average"	36

Figura 20. Proceso de segmentación: imagen original, imagen binaria, imagen segmentada.	36
Figura 21. Centroides finales de la etapa de entrenamiento.	37
Figura 22. Resultado de clasificación en el proceso de evaluación para una piña de ejemplo.	37
Figura 23. (a) nivel de luz normal, (b) muestra otra prueba realizada, tomando una fuente externa de iluminación, en este caso una lámpara de luz blanca a 2 metros de distancia en forma vertical respecto a los limones, (c) una lámpara de luz a 1 metro de distancia sobre los limones.	38
Figura 24. Métodos de segmentación, para la detección de color verde y amarillo, en (a) se muestra la imagen original con la detección de color. En (b) se muestra la detección únicamente del color amarillo, cabe mencionar que puede que exista pequeñas señales de ruido, pero es debido a los filtros aplicados. En el inciso (c) se muestra la detección de color verde, misma que se aplicó con el algoritmo diseñado mediante filtros de color y técnicas de suavizado.	39
Figura 25. Imagen original, e imagen pre-procesada.	40
Figura 26. Binary Large Object del mango.	40
Figura 27. Secciones del mango de azúcar.	41
Figura 28. Peso real, peso estimado de la fruta.	41
Figura 29. Toma de imágenes en condiciones controladas.	42
Figura 30. Resultados de predicción de los modelos PLS establecidos para todos los parámetros fisiológicos de tomate.	43
Figura 31. Tabla de color de la granadilla.	47
Figura 32. Recolección de granadilla.	49
Figura 33. A) Mallón para proteger la granadilla de daños. B) Granadillas en cajas para el transporte.	49
Figura 34. A. imagen en escala de grises, B. valor de cada uno de los píxeles.	50
Figura 35. Imagen en escala de grises.	51
Figura 36. Modelo de color RGB.	51
Figura 37. Imagen en RGB.	52
Figura 38. A, imagen original en formato RGB, B. imagen en espacio del color YIQ.	53
Figura 39. A. Imagen original en formato RGB, B. Imagen en formato YCbCr.	53
Figura 40. Modelo de color CMY.	54
Figura 41. Modelo de color CMY.	54
Figura 42. A) Imagen en escala de grises. B) Imagen segmentada.	55
Figura 43. A) Imagen con bordes segmentados B) imagen a segmentar	56
Figura 44. a) Imagen original. b) imagen del resultado la aplicar la operación morfológica considerando la rejilla de 3 x 3.	57
Figura 45. A) Imagen en escala de grises. B) Imagen segmentada mediante Otsu.	57
Figura 46. Esquema de una unidad de proceso típica.	58
Figura 47. Imagen de centroides finales de la etapa de entrenamiento.	59

Figura 48. Raspberry pi modelo B.....	60
Figura 49. Raspberry pi modelo 2B.....	61
Figura 50. Diagrama Estructural del proceso Metodológico.....	62
Figura 51. Diagrama de bloques de un sistema de visión artificial.	63
Figura 52. Módulo Picamera de Raspberry pi.	64
Figura 53. Esquema de iluminación direccional utilizado.	65
Figura 54. Compartimiento de captura.	66
Figura 55. Extracción de puntos en el espacio del color para las bases de datos	67
Figura 56. Filtro de Convolución	68
Figura 57. (A) Filtrado de granadilla, (B) Segmentado de granadilla, (C) Clasificación de granadilla.	68
Figura 58. (A) Filtrado de granadilla, (B) Segmentado de granadilla, (C) Clasificación de granadilla.	69
Figura 59. A, C y E: Granadillas maduras, verdes y pintonas respectivamente. B, D y F Segmentación de granadillas utilizando Umbral óptimo.	70
Figura 60. Diagrama de flujo clasificación de Granadillas.	72
Figura 61. Matriz de confusión.	73
Figura 62. Estructura del dispositivo.	75
Figura 63. Cultivo de granadillas (A), Indicaciones de cuidados en la captura (B).	76
Figura 64. Enfermedad que no permite crecer el fruto (A), Enfermedad que lo deteriora (B).76	
Figura 65. Imágenes capturadas mediante el dispositivo portable de granadillas maduras (A, B, C, D, E), granadillas pintonas (F, G, H, I, J) y granadillas verdes) (K, L, M, N, Ñ).	77
Figura 66. Proceso de Filtrado Granadillas. A) Imagen Granadilla Madura, B) Granadilla Madura con filtro de convolución, C) Imagen Granadilla Verde, D) Granadilla Verde con filtro de convolución, E) imagen Granadilla pintona, F) Granadilla pintona con filtro de convolución.	78
Figura 67. Proceso de Segmentación Granadillas. A, C y E Imagen original Granadillas, B) Granadilla Madura segmentada por Otsu, D) Granadilla Verde segmentada por Otsu, F) Granadilla pintona segmentada por Otsu.....	79
Figura 68. Separación de los puntos que representan Granadillas Maduras (rombos amarillos), Pintonas (estrellas purpura) y Verdes (asteriscos verdes).....	80
Figura 69. A, C y E: Granadillas maduras, verdes y pintonas respectivamente (izquierda). B, D y F clasificación de granadillas utilizando la Clustering.	81
Figura 70. Correlación entre el técnico experto y la herramienta computacional	82
Figura 72. Visualización de imagen en OpenCv	89
Figura 73. Imagen en diferentes espacios de color.	92
Figura 74. Imagen filtrada con OpenCv.....	93
Figura 75. Imagen segmentada con OpenCv.....	94
Figura 76 interfaz de inicio del dispositivo.....	95
Figura 77. Interfaz de captura de imágenes.	95

Índice de tablas

Tabla 1. Clasificación botánica de la granadilla.	45
Tabla 2. Condiciones agroecológicas del cultivo de Granadilla.....	45
Tabla 3. Composición Nutricional de la Granadilla.	46
Tabla 4. Criterios de interpretación de la granadilla.	48
Tabla 5. Resultados correlación técnico experto y herramienta computacional	82

Introducción

La determinación del estado de maduración de las frutas a través de dispositivos portables o herramientas computacionales, se ha ido popularizando debido a las ventajas que ofrecen para identificar el color (Afrisal, y otros, 2013), así como para la evolución del estado de maduración mediante técnicas de espectroscopia (Cirilli, y otros, 2016). Las ventajas ofrecidas por dichos dispositivos pueden resumirse en: mayor rapidez y exactitud en los análisis. Sin embargo, los altos costos de los equipos para determinar el estado de maduración del fruto, limitan su incursión en el mercado. Debido a esto, la clasificación se continúa realizando mediante una inspección visual por parte del personal especializado.

En la actualidad, los productores de frutas realizan la clasificación del estado de maduración de sus productos, basándose en la experiencia de los técnicos expertos a través de su capacidad de observación, debido a esto aún se siguen presentando muchos problemas por los cuales los resultados nunca serán lo suficientemente confiables. Por esta razón, este trabajo plantea una solución tecnológica al problema de la falta de repetitividad en las mediciones de los estados de maduración de las frutas, mediante la implementación de un sistema de visión artificial que integre propiedades relevantes de las técnicas de filtrado, Otsu y análisis de Clustering, para extraer las características de las granadillas en la imagen. Además, se pretende definir un estándar de análisis, caracterización y evaluación de los diferentes estados de maduración y la subsiguiente comparación con las medidas estandarizadas por la (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA, 2008).

Finalmente, se desarrollará 1 manual que sirva de soporte a los planes académicos de Ingeniería Electrónica, agronomía y a los productores de frutas, contribuyendo al desarrollo de aplicaciones que mejoren los procesos de producción y a la calidad de los productos tipo exportación. Así mismo, permitirá mejorar los procesos internos para contribuir a la acreditación de alta calidad para los programas académicos de Ingeniería Electrónica y agronomía en la Universidad de Cundinamarca.

1. Capítulo 1. El problema

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En los últimos años la demanda de frutas exóticas se ha venido incrementando notablemente debido a los aportes nutricionales como calorías, carbohidratos entre otras, debido a las condiciones climatológicas que presenta Colombia para su producción en comparación con otros países que no cuentan con un clima tropical. En el año 2012, Colombia exportó más de 48,6 millones de dólares en frutas exóticas como la Uchuva, la Gulupa, la Granadilla y la Pitahaya (LEGISCOMEX.com, 2013). Hoy en día, el estado de maduración de las frutas se evalúa a partir de un análisis manual después de la cosecha, en el caso particular de la granadilla son consideradas como maduras aquellas que tienen su cascara de color amarillo, son consideradas como verdes aquellas donde su cascara aún es verde y son consideradas como muy maduras o dañadas aquellas donde su color se torna oscura. Esta prueba consiste en una inspección visual por parte del técnico experto, donde se realizan pruebas que dependen de características físicas como: el color de la corteza, dimensiones, firmeza y presencia de hojas secas en el árbol, características químicas como sólidos solubles, pH y acidez y finalmente, características organolépticas como sabor, aroma, textura y color según los criterios establecidos por el Instituto Colombiano Agropecuario (ICA) y manual de manejo cosecha y pos-cosecha de granadilla (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA, 2008).

Luego de una revisión exhaustiva de las diferentes técnicas utilizadas en el análisis del estado de madurez en granadillas, se desconoce de una metodología generalizada que permita la repetitividad en los resultados del cálculo de los parámetros como el color y la forma. El problema general que se pretende resolver es la subjetividad en la medición de parámetros de coloración en la identificación del estado de madurez del fruto de granadilla, proporcionando un dispositivo portable, programable y modular como soporte tecnológico a la inexactitud en la medición de las características físicas de color, identificando como frutos verdes aquellos en los cuales la mayoría de los pixeles son verdes, como frutos que están iniciando el proceso de maduración aquellos en los cuales se presentan pixeles verdes y amarillos, como maduros aquellos frutos que presentan en su mayoría pixeles de color amarillo y frutos no aptos aquellos que presentan defectos identificadas mediante coloraciones oscuras.

1.2. HIPÓTESIS

Esta investigación pretende dar un soporte tecnológico, flexible y portabilidad a un sistema que permita reducir la subjetividad en las mediciones del técnico experto en el estado de madurez de granadillas, a partir de técnicas de procesamiento de imágenes.

1.3. OBJETIVOS DEL ESTUDIO

1.3.1. Objetivo general

Diseñar e implementar una herramienta computacional para la identificación del estado de madurez de la granadilla empleando técnicas de visión artificial y procesamiento de imágenes sobre un ordenador de placa reducida.

1.3.2. Objetivos específicos

Identificar una técnica para la adquisición y pre procesado de las imágenes que permita mejorar el contraste y la intensidad del color en los pixeles que varían bruscamente.

Desarrollar una metodología para extracción y reconocimiento de la fruta mediante técnicas de procesamiento de imágenes.

Caracterizar y clasificar las granadillas mediante un estándar de identificación y evaluación del estado de maduración a partir del color.

Evaluar los resultados obtenidos en la caracterización con el dispositivo portátil comparándolos con los que ofrecen los sistemas semi-automáticos y con los criterios de la norma técnica colombiana NTC 4101.

1.4. JUSTIFICACIÓN

El análisis del estado de maduración de frutas en la antigüedad se realizaba únicamente a través de la capacidad de observación por parte de un técnico experto hoy en día, el desarrollo de las técnicas de análisis del estado de maduración de frutas ha experimentado un gran avance, principalmente desde la introducción de programas informáticos que proporcionan datos numéricos y gráficos que han permitido mejorar este análisis sin depender de evaluaciones subjetivas. Para mejorar la precisión de estos datos, se han desarrollado sistemas para clasificación de frutas, para el caso

particular de la granadilla (*Passiflora ligularis* Juss) el color, la textura y la forma del fruto. Sin embargo, estos sistemas son lentos, imprecisos, costosos y no disponen de estándares adecuados para incursionar en el mercado. En el presente trabajo se propone desarrollar un sistema de visión artificial que implica un abordaje investigativo desde el desarrollo tecnológico, con el fin de mejorar la calidad en la inspección del fruto con respecto a los sistemas implementados y al análisis manual realizado actualmente.

El aporte principal de este trabajo es el desarrollo de un dispositivo portátil basado en computadores de placa reducida, programable y modular que permita el desarrollo de sistemas más complejos. La aplicación se justifica por la disminución de errores causados por la subjetividad debido a la fatiga ocular por parte del técnico experto en la detección del estado de madurez de la fruta, adicionando situaciones no deseadas que modifican el patrón en el análisis del estado de maduración del fruto.

Este sistema de visión por computador a partir de sistemas embebidos se convierte en una herramienta fundamental para detección del estado de maduración de la granadilla, favoreciendo el sector hortofrutícola, mediante la utilización de un sistema cuantitativo en la ciudad, el desarrollo de su metodología presenta una alternativa a nivel nacional a los productores y exportadores de fruta.

1.4.1. Beneficios tecnológicos

Se dará a conocer una nueva perspectiva en la detección del estado de maduración de las frutas empleando sistemas embebidos y técnicas de visión artificial, haciendo un dispositivo compacto en tamaño, portable y además de obtener un análisis oportuno y efectivo del estado de maduración del fruto que fortalece la investigación y posteriormente el desarrollo de tecnologías para beneficio de la comunidad, como apoyo al análisis del estado de maduración de frutas en grandes, medianos y pequeños productores.

1.4.2. Beneficios institucionales

El desarrollo del proyecto permitirá al programa de ingeniería electrónica de la Universidad de Cundinamarca UdeC, contar con una poderosa herramienta para el procesamiento de imágenes en posteriores investigaciones, fortaleciendo la investigación y apoyando al grupo de investigación GITEINCO en beneficio de tecnologías de la información y las comunicaciones. Finalmente, permite contribuir en

la generación de la investigación en visión artificial en la UdeC y el inicio de una nueva línea de investigación en visión artificial y procesamiento de imágenes.

1.5. Alcances y limitaciones

1.5.1. Alcances

Con el desarrollo del dispositivo se pretende medir las características del fruto como el estado de madurez de la granadilla sin depender de las variaciones por fatiga ocular por parte del técnico experto, así mismo tendrá como fortalezas su portabilidad, la utilización de software libre sobre sistemas embebidos recientes, la interacción amigable con el usuario y la fácil adaptabilidad a otros frutos, se espera que el diseño e implementación del dispositivo, soporte la investigación científica en áreas de la ingeniería electrónica, agronómica y sistemas. También, se propondrá un estándar para la determinación del estado de maduración de granadillas mediante procesamiento de imágenes, por otra parte, se pretende introducir e incentivar a los estudiantes de pregrado a realizar sus proyectos de grado en torno a la línea de investigación en visión artificial y procesamiento de imágenes.

1.5.2. Limitaciones

El proyecto estará limitado por la capacidad y tiempo de procesamiento de los equipos que se dispongan y el software disponible para implementar los algoritmos.

Así mismo la calidad de las fotografías en parámetros controlados para su procesamiento dependerá de los equipos con los que se cuente para este fin.

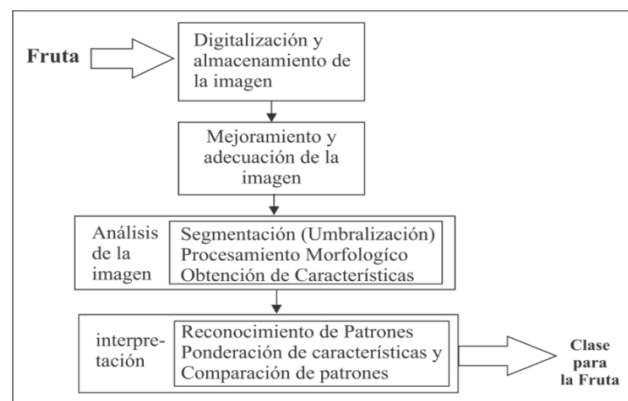
2. Capítulo 2: Marco teórico

2.1. Estado del arte

A través de los años la visión artificial en especial el procesamiento digital de imágenes, se ha convertido en una de las técnicas para identificación, clasificación y precepción más utilizadas en la automatización de procesos en la industria, debido a sus ventajas en la identificación de patrones sobre imágenes y por las limitaciones de la visión humana para percibir anomalías en objetos diminutos, permitiendo extraer información relevante según la aplicación. Particularmente en el caso de la identificación del estado de maduración de las frutas, esta permite extraer el color, la textura e identificar manchas presentes en el fruto. A nivel internacional la identificación del estado de madurez y calidad de frutas y hortalizas, ha estado estrechamente ligada a atributos como color, apariencia, sabor y textura. Actualmente, el sector agrícola también ha realizado pruebas de detección de frutas a partir de atributos internos como control de calidad, tratando de dar respuesta a las exigencias de un mercado altamente competitivo. A continuación, se describen las técnicas más relevantes en cuanto a la identificación del estado de madurez de frutas:

DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFECTOS EN FRUTAS MEDIANTE EL PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES, desarrollado por (Pencue & León Téllez, 2003). Los autores proponen el diseño de un sistema para detectar defectos en frutas a partir de imágenes, su método se basó en cuatro fases como se muestra en la figura 1.

Figura 1. Algoritmo general utilizado en la detección de defectos.



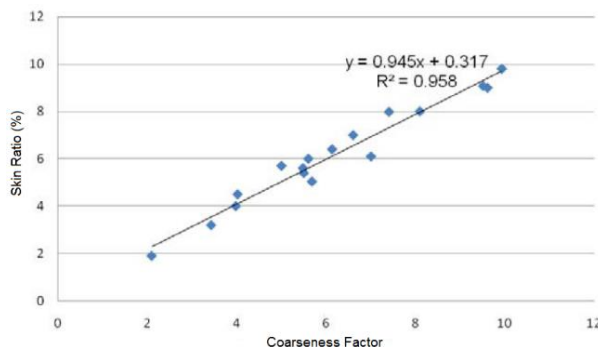
Fuente: (Pencue & León Téllez, 2003)

Para la realización de las operaciones de entrenamiento se utilizó 165 frutos, la toma de las imágenes se hizo con una cámara CCD JVC modelo TK-C1380 a color. Las imágenes se digitalizan con una tarjeta Matrox Meteor II/Std y se procesan en una estación Leica Q550IW, software Qwin/Quips para adquisición, procesamiento y análisis de imágenes con una resolución de 432x432 píxeles a color, el objeto en las imágenes es detectado mediante un operador de umbralización y se ecualiza el histograma para mejorar el contraste.

Las frutas fueron clasificadas en 5 clases teniendo en cuenta el tipo de daño que presentan como: cicatrices externas rozaduras, manchas en la piel (debidas a la oleocelosis¹ y a otros agentes), lesiones oscuras entre otras, en la clase extra se encuentran los frutos sin defectos y con un buen estado en su madurez, forma y tamaño, pasando por las clases I, II y III en las que la calidad se va degradando hasta obtener la clase IV en la cual se desecha la fruta. Finalmente, los resultados obtenidos muestran una efectividad del 90% de aciertos, sin embargo, se concluyó que no es posible determinar factores de calidad como el aroma, la textura de la pulpa, la dureza y los defectos internos.

ORANGE GRADING BASED ON VISUAL TEXTURE FEATURES (Abdolabbas, Reza, & Atefeh), en este documento los autores proponen un método para clasificar naranjas a partir de las características de textura. Se determinó la correlación entre la rugosidad y espesor de las pieles por medio de las técnicas de visión artificial. Se trabajó con imágenes tomadas por medio de una cámara convencional con una resolución de 2592 x 1944 píxeles e iluminación especial para mejorar las variaciones en los valores del píxel y enfatizar la diferencia entre el grueso y texturas suaves.

Figura 2. Las variaciones en el valor de R de los píxeles a lo largo de las tiras después de usar un promedio móvil.



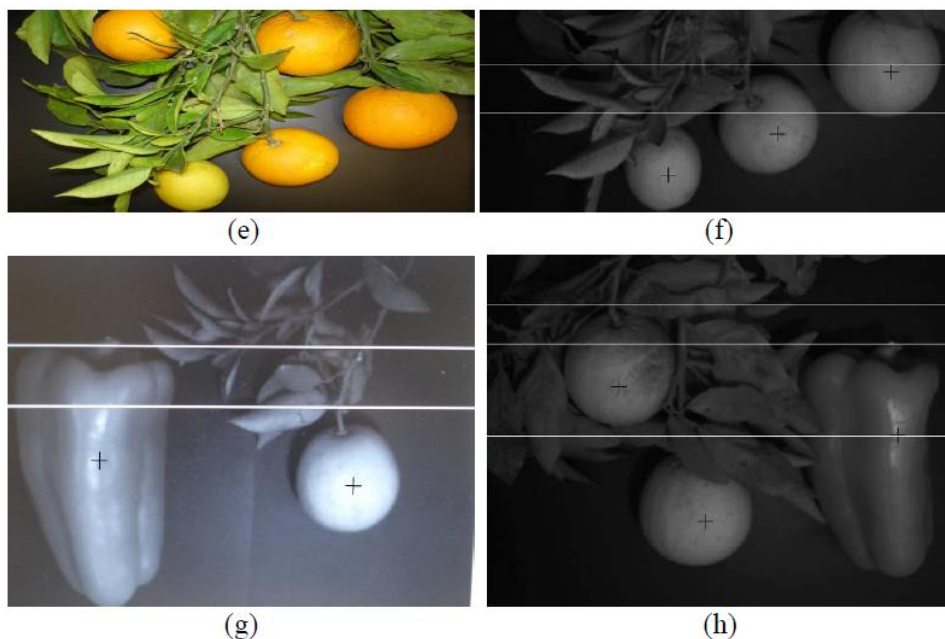
Fuente: (Abdolabbas, Reza, & Atefeh)

¹ Oleocelosis: Alteración fisiológica de la corteza de los frutos cítricos.

La figura 2, establece que el cambio de la rugosidad de la piel está relacionado con el espesor de la piel y los gráficos de correlación se pueden utilizar adicionalmente para la aproximación del espesor de la naranja en un método no destructivo ya que sería de gran utilidad utilizar este método en máquinas que separen los cítricos.

COMPUTER VISION APPLIED TO FLOWER, FRUIT AND VEGETABLE PROCESSING descrito por (Gracia, Perez-Vidal, & Gracia, 2011). Los autores en este trabajo proponen un sistema de visión por computador para describir y caracterizar la posición y tamaño de las flores, frutas, verduras en imágenes complejas, también presentar la compatibilidad electromagnética (CEM) en donde se utilizó un banco de pruebas de iluminación con técnicas de eliminación de ruido, erosión y dilatación por software como Visual C++ y MatLab. Estas técnicas permiten extraer las características deseadas en donde la información se puede utilizar para varios tipos de tareas agrícolas como la recolección, el corte, embalaje, clasificación, fumigación, entre otras. Ya que se puede trabajar tanto en el campo como en un invernadero, resaltando la pertinencia del enfoque agrícola debido al nivel de exportaciones en toneladas anualmente.

Figura 3. Ejemplos del rendimiento para diferentes aplicaciones.



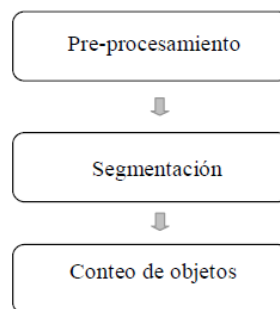
Fuente: (Gracia, Perez-Vidal, & Gracia, 2011)

Esta aplicación detecta el centro del objeto (flores, frutas o verduras), como se observa en la figura 3 (e) es la imagen original y (f) después del proceso (g) y (h) son ejemplos con varios objetos adicionando hojas para determinar el punto de corte del objeto y el

pedúnculo en un tiempo de 66 milisegundos, considerándolo como tiempo real, mostrando con una marca (+) el centro y con una línea el punto de corte del pedúnculo.

PONDERACION DE CALIDAD EN FRUTAS USANDO TECNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA ESTIMACION DE DAÑOS, elaborado por (Larcher, Juárez, Ruggeri, BIASONI, Cattaneo, & Villalba, 2013). Los autores proponen un sistema de visión por computador en donde se toman imágenes de peras para analizar el nivel de daños que presentan las frutas, usando un entorno controlado de iluminación y de esta manera proporcionar datos confiables y objetivos sobre su nivel de daño, para lo cual implementaron un algoritmo en MatLab, el cual se dividió en tres fases (pre procesamiento, segmentación, conteo) como lo describe la figura 4.

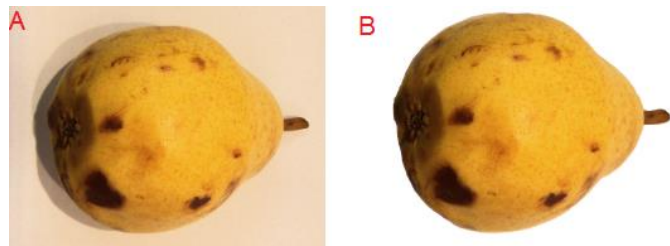
Figura 4. Diagrama de bloques del sistema.



Fuente: (Larcher, Juárez, Ruggeri, BIASONI, Cattaneo, & Villalba, 2013)

En la primera fase se realizó el pre-procesamiento de las imágenes con el fin de extraer el objeto del fondo mediante operaciones sobre la componente de color rojo como se evidencia en la figura 5.

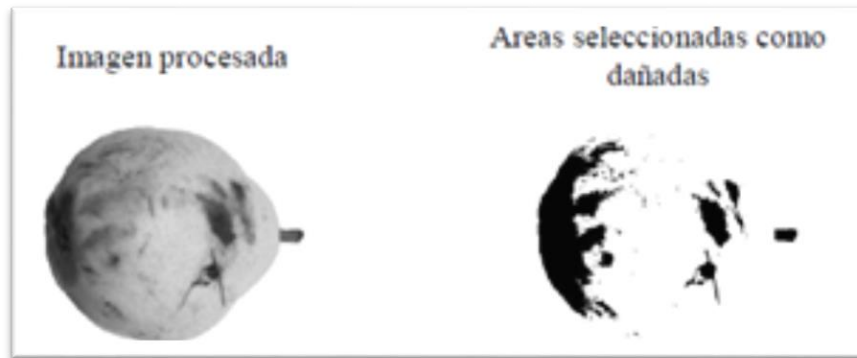
Figura 5. Resultados del proceso de extracción del fondo de las imágenes. A imagen original, B imagen resultado.



Fuente: (Larcher, Juárez, Ruggeri, BIASONI, Cattaneo, & Villalba, 2013)

En la segunda fase se realizó la segmentación del objeto a partir de técnicas convencionales como el umbralizada global sobre imágenes en escala de grises, en la figura 6 se evidencia los resultados del proceso de segmentación.

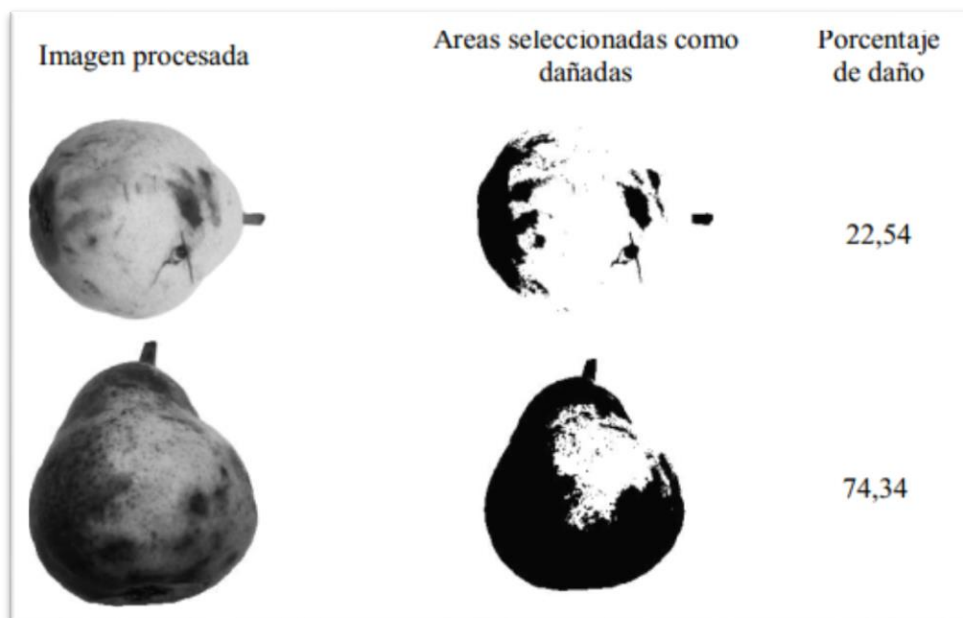
Figura 6. Resultado del proceso de segmentación de la fruta.



Fuente: (Larcher, Juárez, Ruggeri, BIASONI, Cattaneo, & Villalba, 2013).

Finalmente, se realizó un conteo de las áreas que presentaban colores diferentes al blanco, clasificándolas como daños sobre la fruta, en la figura 7 se evidencian los resultados del proceso de conteo.

Figura 7 Resultado del proceso de conteo de daños en la fruta.

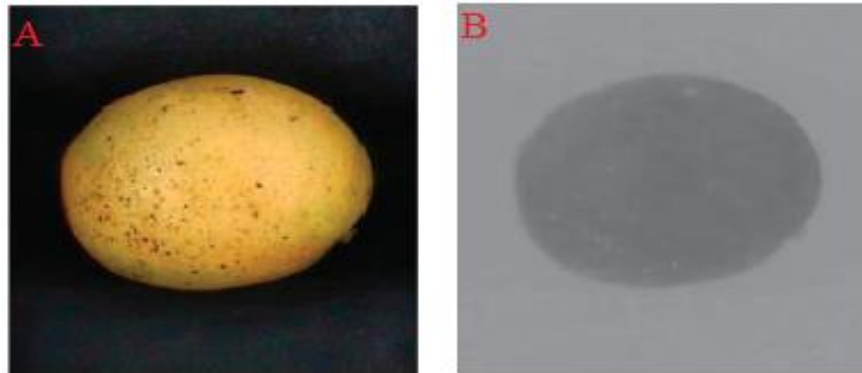


Fuente: (Larcher, Juárez, Ruggeri, BIASONI, Cattaneo, & Villalba, 2013)

El proceso proporciona una primera aproximación en la inspección de la calidad tanto pre recolección y pos recolección, aportando ciertas ventajas como facilitar información para su valoración precisa y posterior tratamiento, el tiempo de pre-procesamiento es alto y los resultados son aproximaciones en donde se detecta el pedúnculo o el cáliz de la fruta como anomalía.

DISEÑO DE UN SISTEMA DE CONVERSIÓN DE ESPACIOS DEL COLOR PARA ESTIMACIÓN DEL COLOR SOBRE FRUTAS, elaborado por (Moreno Bermúdez, Ballesteros padilla, & Sánchez Torres, 2013). Los autores desarrollaron un sistema para la identificación de frutas a partir de la conversión del espacio del color RGB al HSI (Hue, Saturation and Intensity) or YCbCr (Luminance and Chroma components) combinando con técnicas tradicionales como detección de bordes para separar el objeto del fondo de las imágenes. Seguidamente, se obtuvo la segmentación del fruto a partir de la imagen proporcionada por el canal Cb, como se muestra en la figura 8.

Figura 8. A. Imagen original, B. Información del canal Cb.

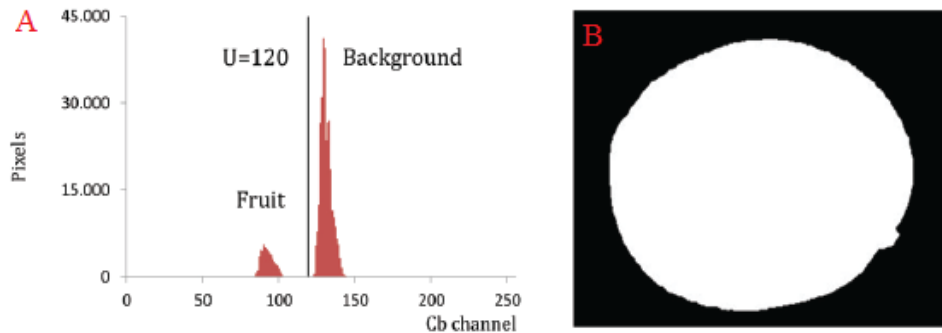


Fuente: (Moreno Bermúdez, Ballesteros padilla, & Sánchez Torres, 2013)

Seguidamente, se realizó el proceso de umbralización para separar el fondo de las imágenes del objeto, mediante la umbralización por el histograma para una imagen digital con niveles de gris en el rango $[0, 255]$ esta técnica permite separar los objetos de interés del fondo de la imagen a partir de un umbral. El histograma representa la distribución de la cantidad de píxeles pertenecientes a un nivel de gris con el fin de separar el objeto mediante la ecuación 1. En la figura 9 se evidencia la separación del fruto aplicando el umbral como se indica a continuación.

$$Imseg = g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{si } Cb(x,y) < Umbral \\ 0, & \text{si } Cb(x,y) \geq Umbral \end{cases} \quad (1)$$

Figura 9. A. Histograma de la imagen con la información del canal Cb, B. Imagen umbralizada.



Fuente: (Moreno Bermúdez, Ballesteros padilla, & Sánchez Torres, 2013)

La clasificación mostró baja precisión, porque la estimación de puntos es altamente dependiente de la posición de la fruta durante la adquisición de la imagen. Por otra parte, la distribución de las manchas en la superficie de la fruta no es uniforme; conllevando a la mala identificación de la fruta mediante las técnicas descritas anteriormente.

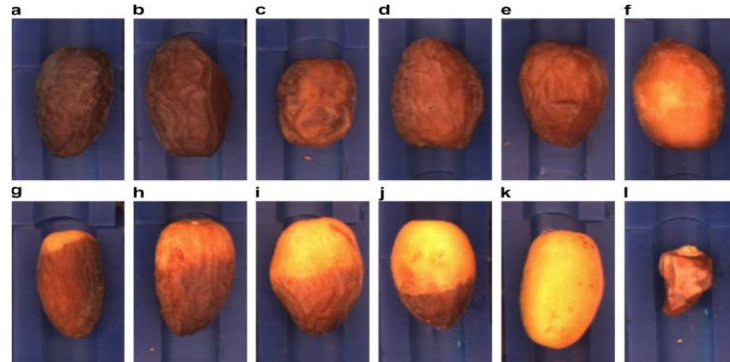
ROBUST COLOR SPACE CONVERSION AND COLOR DISTRIBUTION ANALYSIS TECHNIQUES FOR DATE MATURITY EVALUATION, otros autores (Dah-Jye, James K, Yu-Chou, & Greco R, 2008), proponen un método que consiste en la transformación del espacio del color para encontrar el grado de madurez de la fruta, con un alto grado de precisión, en la figura 10 se muestran los siete niveles de madurez utilizados por la Asociación de Productores (Medjool). Estos incluyen: todos los procesos que debe cumplir el fruto desde su inicio pasando por maduración hasta que la fruta debe desecharse.

El método propuesto de conversión del espacio del color consiste en convertir el modelo RGB en 3D a un modelo lineal, aunque limita los colores de interés a valores representados mediante 8-bit en el espacio del color lineal puede ser suficiente para identificación de parámetros en muchas aplicaciones. La fórmula de conversión utilizada en el proyecto se muestra en la ecuación 2:

$$Val = c_1RGB + c_2R^2 + c_3B^2 + c_4G^2 + c_5RG + c_6RB + c_7GB + c_8R + c_9G + c_{10}B + c_{11} \quad (2)$$

Dónde: R, G y B son valores de 8-bit para un píxel dado en la imagen original y cada c_i es un peso específico, estos pesos son obtenidos por calibración usando valores RGB de un color de interés seleccionado y el índice de color lineal para cada uno.

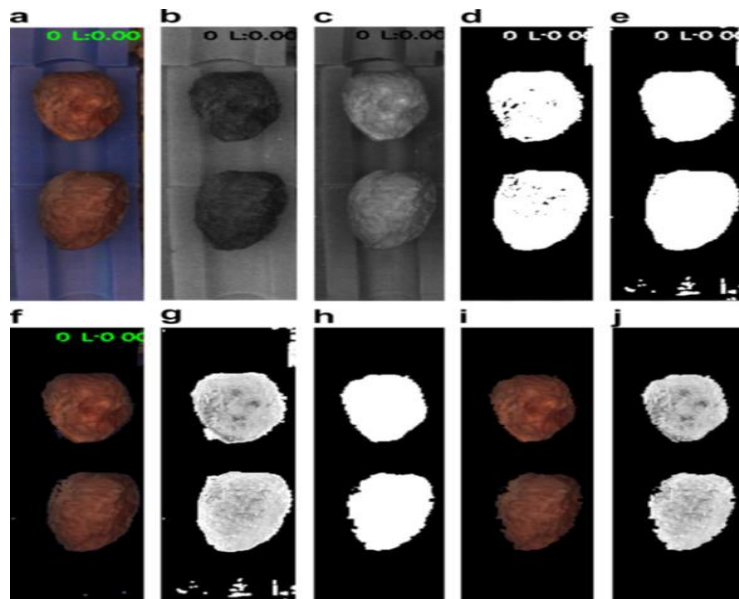
Figura 10. Diferentes niveles de madurez. A y B. Listo para el embalaje, C. Separación leve de la piel, D y E. Suave con la luz roja o de color naranja, F. Parcialmente roja, G. Cabeza Amarilla, H. punta amarilla, I y J. Parcialmente amarillo, K. Amarillo, L. Desecho.



Fuente: (Dah-Jye, James K, Yu-Chou, & Greco R, 2008).

El método de conversión de espacio de color propuesto es utilizado para eliminar las zonas de sombra que se presentan en los diferentes niveles de maduración como se muestra en la figura 10 y figura 11 respectivamente.

Figura 11. Imagen resultados de la segmentación. (a) Imagen original, (b) canal azul, (c) canal rojo, (d) la imagen binaria del canal azul, (e) la imagen binaria del azul O rojo con la imagen binaria de color rojo, (f) imagen Fruta segmentado utilizando (e) como una máscara, (g) los índices de color (f), (h) imagen binaria después de filtrar fondo azul oscuro, imagen Fruta segmentado (i) el uso (h) como una máscara, y (j) los índices de color (i).



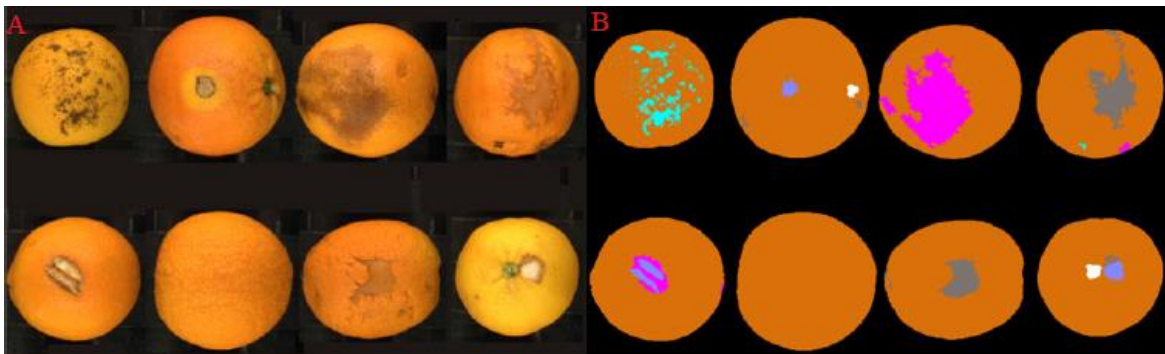
Fuente: (Dah-Jye, James K, Yu-Chou, & Greco R, 2008).

Este material fue escogido para construir el soporte de fruta porque el color azul no se produce de forma natural en el estado de madurez y, en segundo lugar, el azul es uno de los tres canales en el espacio de color RGB, por lo que es más fácil el filtrado y la segmentación de la imagen original en imágenes en escala del color RGB.

El sistema propuesto presenta buenos resultados en cuanto a la detección de formas, pero por otra parte la conversión de un sistema en 3D a un sistema lineal conlleva a la pérdida de color y la detección de la madurez del fruto no es la más precisa, debido a que depende de la escogencia de los pesos por parte de un experto.

DETECCIÓN DE DEFECTOS EXTERNOS EN FRUTAS, elaborado por (Cubero, Aleixos, Moltó, Gómez-Sanchis, & Blasco, 2010). Los autores proponen la detección de defectos en la cascara y daños en las frutas. La presencia de daños en la cascara de los frutos son la prueba más clara de la falta de calidad de un producto. Una de las principales dificultades es determinar las áreas de los frutos donde se presentan defectos. Los autores (Bennedsen & Peterson, 2005) describieron un sistema de procesamiento de imágenes para reducir esta falencia en manzanas, este sistema determina los falsos positivos a partir de múltiples imágenes tomadas mientras los frutos rotaban. Las imágenes fueron capturadas con 2 filtros ópticos centrados con (740 y 959) nm. Otros autores, (López-García, García Andreu, Blasco, Aleixos, & Valiente, 2010), propusieron un método que combina la información relacionada con la textura y el color del fruto, a partir de un modelo de análisis de componentes principales (PCA) para la detección de defectos en la cascara de naranjas. Para las imágenes usaron el formato RGB, tomaron cada valor de los píxeles y sus vecinos para dos ventanas de (3X3) y (5X5), como se evidencia en la figura 12.

Figura 12. A. Imagen de frutos con defectos, B. Imagen con frutos segmentados y defectos encontrados.



Fuente: (Cubero, Aleixos, Moltó, Gómez-Sanchis, & Blasco, 2010)

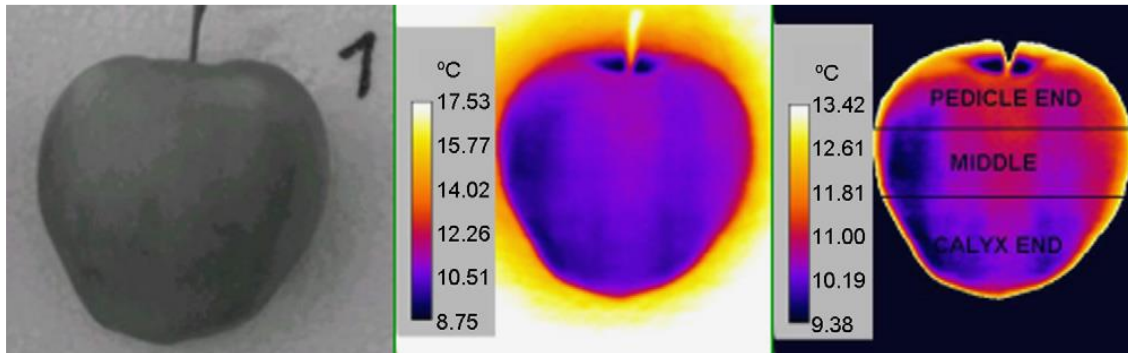
Mediante este método encontraron que el 91,5% de los defectos en las frutas fueron encontrados con éxito para 4 variedades de naranjas, en la figura 12.B se muestra la detección de los defectos en las frutas.

DETECTION OF WATERCORE IN 'GLOSTER' APPLES USING THERMOGRAPHY,

en este trabajo los autores (Baranowski, Lipecki, Mazurek, & Walczak, 2008) proponen identificar desordenes internos de las manzanas conocidos como corazón acuoso, este desorden fisiológico se debe a temperaturas extremas en el aire durante la pre cosecha. Para este trabajo se tomaron 35 manzanas tipo (Gloster) de cada categoría, se mantuvieron a 1,5 °C por unos días antes del experimento, donde las imágenes térmicas de la superficie de manzana fueron tomadas con un sistema de AGEMA 880 LWB que es sensible en el rango espectral de 8-13 μm , el detector en la unidad de escáner es (MCT) telurio cadmio de mercurio, que se enfría con nitrógeno líquido y una cámara CCD registra las imágenes por las 2 caras visibles del objeto estudiado, en el cual se analizan en simultaneo 8 imágenes en escala visible y térmica con intervalos de 10 minutos previa adecuación de su temperatura. Seguidamente, se midió el diámetro de la imagen en planos horizontales, verticales y el valor medio de estas dos lecturas para calcular la relación de la densidad con el fin de verificar los resultados de las mediciones termo gráficas evaluadas después de cortar cada fruta longitudinalmente a lo largo del plano radial.

Las imágenes de la superficie de tejido de la fruta se obtuvieron con un circuito cerrado de televisión con cámara de video WV-BP130 / GE, el procesamiento de las imágenes se realizaron mediante el software ImageJ. Se cuantifico la gravedad del corazón acuoso con análisis de imágenes en escala de grises distinguiendo la superficie del fondo y utiliza un umbral para encontrar las diferencias de intensidad entre el ajuste de escala de grises del corazón acuoso y áreas de tejido, permitiendo el cálculo de la zona afectada por corazón acuoso se observan 4 zonas: superficie, extremo pedículo, parte media y final del cáliz que cubren la totalidad de la superficie como se evidencia en la figura13.

Figura 13 Imagen en rango visible (izquierda), Imagen térmica (en el centro), imagen térmica después de que el procedimiento de umbral con tres áreas seleccionadas (derecha).



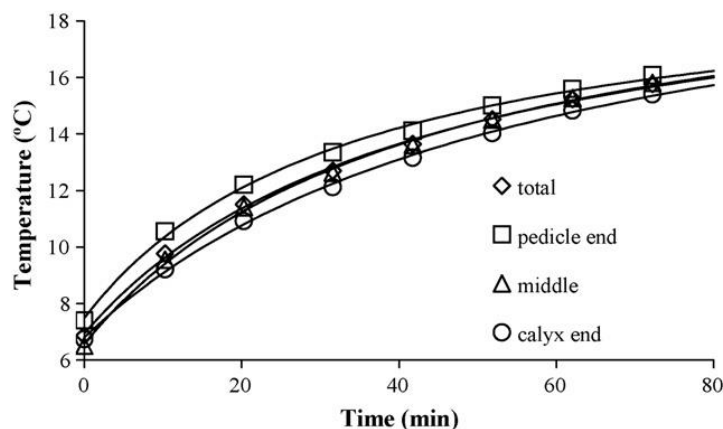
Fuente: (Baranowski, Lipecki, Mazurek, & Walczak, 2008)

Implementando un procedimiento de estimación no lineal de software (STATISTICA) para las áreas seleccionadas de una secuencia, se utilizó el modelo de regresión, que se describe con la siguiente ecuación de hipérbola rectangular:

$$T(t) = A_0 + \frac{A_1 t}{A_2 + t} \quad (3)$$

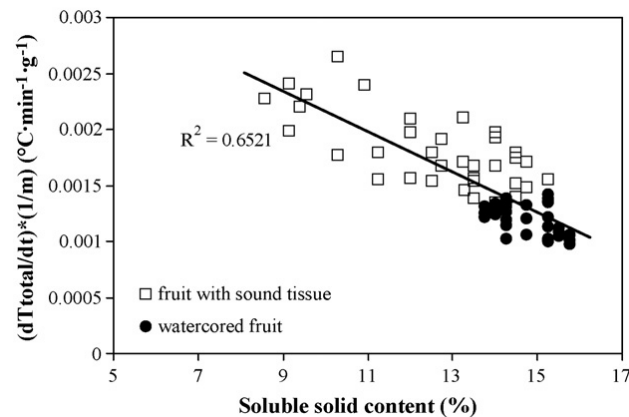
Donde T es la temperatura de radiación de la superficie de la fruta en (°C), t el tiempo (min), A0, A1 y A2 son los coeficientes de regresión.

Figura 14 Curso de aumento de la temperatura de la manzana durante el calentamiento en 20 °C con curvas de regresión ajustadas.



Fuente: (Baranowski, Lipecki, Mazurek, & Walczak, 2008)

Figura 15 Relación entre parámetros (dT_{total} / dt) ($1 / m$) y SSC para corazón acuoso en frutas afectadas y las manzanas con tejido sano, con la línea de regresión ajustada.



Fuente: (Baranowski, Lipecki, Mazurek, & Walczak, 2008)

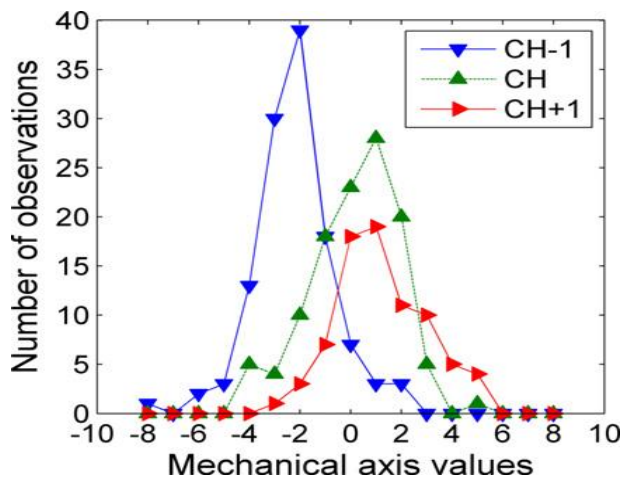
Las figuras 14 y 15 muestran los resultados de la creación de un gradiente de temperatura entre la superficie y el aire alrededor de la manzana, con el fin de controlar con precisión las condiciones externas, también el método de recolección de imágenes en este gradiente de temperatura es de 18,5 °C entre la superficie de la fruta y la temperatura ambiente que es suficiente para distinguir las diferencias en la velocidad del calentamiento entre las manzanas afectadas con corazón acuoso y no afectados, sin embargo, un aumento razonable de este gradiente reduciría considerablemente el tiempo de análisis.

COMBINATION OF OPTICAL AND NON-DESTRUCTIVE MECHANICAL TECHNIQUES FOR THE MEASUREMENT OF MATURITY IN PEACH. Los autores de este trabajo proponen la aplicación de técnicas no destructivas para hacer un análisis eficiente y sistemático del estado de maduración para melocotones (Herrero, Fernández, Roger, Palagós, & Lieo, 2012), donde se usaron técnicas de separación de color de fondo, color de la carne o el color de la piel no afectada, tomando esto como el mejor indicador de la calidad de la cosecha posterior a su maduración. Fue utilizada una escala de color verde-rojo como índice de maduración, seguidamente se aplican dos técnicas ópticas básicamente: índices espectrales e imágenes de reflectancia empleando el modo de histograma como una variable continua (RIR^2), que se relaciona con la firmeza y la madurez. Para ello se tomaron muestras de un árbol en varias fechas de maduración, esto produce una gran variabilidad de la madurez para los melocotones de la misma fecha y así tomar sus valores promedios

² Variable método del histograma R680 | R800)

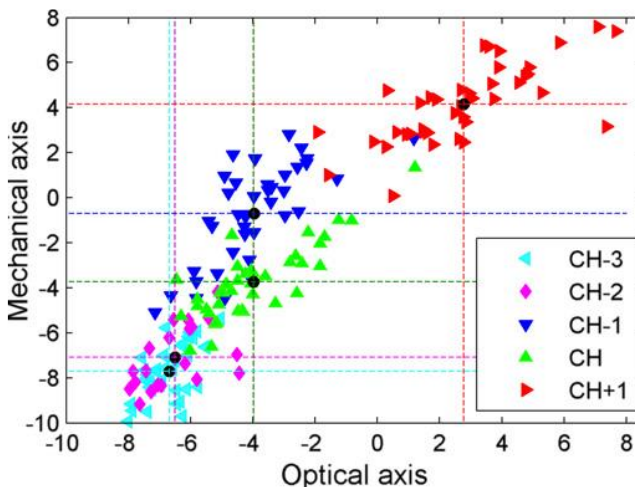
como referencia y por medio de este hacer un análisis (PCA³) y de (LMI⁴) para calcular y graficar su relación, como se muestra en la Figura 16 y 17.

Figura 16. Los histogramas de la predicción de puntuaciones (n = 311 observaciones de la temporada 1) sobre el eje mecánico para cada fecha de cosecha.



Fuente: (Herrero, Fernández, Roger, Palagós, & Lio, 2012)

Figura 17. Proyección de las puntuaciones de PCA (n = 200 observaciones de la temporada 2) ejes mecánicos y ópticos, clasificados por fecha de cosecha. Los valores medios por cada fecha de cosecha se proyectan como líneas de puntos del color correspondiente a cada fecha de cosecha.



Fuente: (Herrero, Fernández, Roger, Palagós, & Lio, 2012)

³ Análisis de componentes principales

⁴ Bajo impacto de masas

Se observa como resultado en la figura 17 la combinación con éxito de los métodos no destructivos para evaluar la madurez de melocotón con valores medios de las fechas de cosecha secuenciales como referencia de madurez (puntos negros), en cada una de las mediciones ópticas mostraron el mejor comportamiento para la evaluación de la madurez en la cosecha (agrupación de triángulos de colores), mientras que las mediciones de bajo impacto de masas (LMI) presentan eventos por manipulación (triángulos rojos) y se espera a futuro trabajos únicamente con bajo impacto de masa.

EVALUACIÓN DEL ESTADO DE MADURACIÓN DE LA PIÑA EN SU VARIEDAD PEROLERA MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL.

La metodología propuesta por los autores (Silva & Lizcano, 2011) emplea las técnicas de visión artificial con las etapas de adquisición, pre-procesamiento, segmentación, extracción de características, clasificación y evaluación, para el cual se hace la adquisición de imágenes con una cámara fotográfica digital Canon Power Shot A590 con una resolución de 1536x2048 píxeles, y para facilitar su procesamiento se construye una recámara con condiciones controladas de iluminación pintada de color negro y fondo azul con medidas de 60x60x60 cm, seguidamente se realiza la toma de las 1500 imágenes a través de un agujero durante los 11 días de maduración de piñas post cosecha, tomando una parte para el proceso de entrenamiento y otra para la evaluación, posterior a esto se cambiaron la imágenes del espacio de color RGB a HSV y se filtraron mediante un filtro de mediana con ventana de [9x9] sobre los canales de tonalidad H y saturación S del histograma como se observa en la figura 18 y 19.

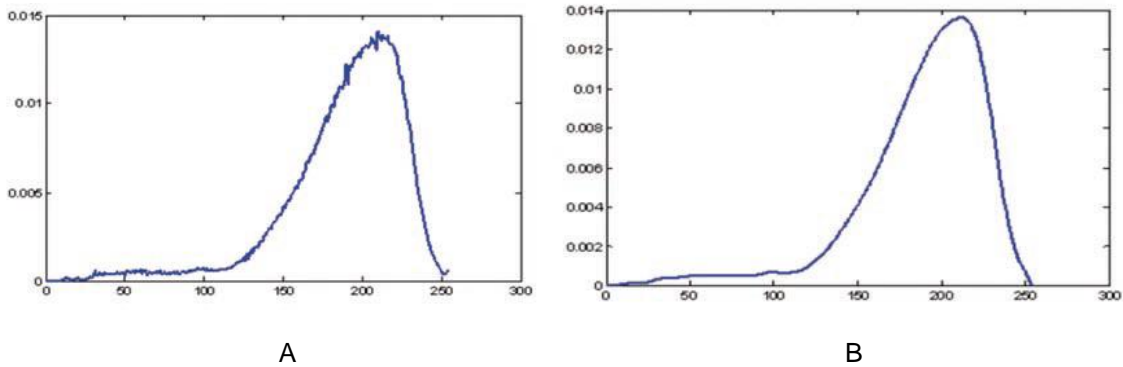
Figura 18. Imagen de piña en espacio de color RGB (Izquierda) y HSV (Derecha).



Fuente: (Silva & Lizcano, 2011)

Posterior a esto se toman los canales H y S para hacerle corrección de ruido con suavizado ya sea por pixel o por histograma.

Figura 19. Filtrado del histograma del plano S, (A) histograma sin filtrar, (B) histograma filtrado mediante el filtro "Moving Average".



Fuente: (Silva & Lizcano, 2011)

Figura 20. Proceso de segmentación: imagen original, imagen binaria, imagen segmentada.

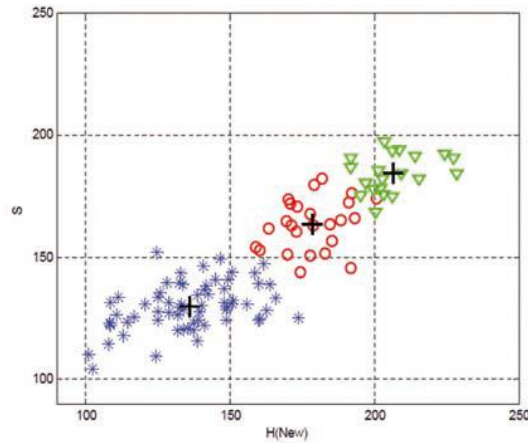


Fuente: (Silva & Lizcano, 2011)

Seguidamente, se procedió a hacer la umbralización por el método de Otsu debido a su fiabilidad para encontrar los límites que separen la fruta del fondo de las imágenes. Finalmente, se toman y grafican los conjuntos de entrenamiento con sus respectivos centroides de las muestras después de pasar por el algoritmo MBSAS⁵ para su respectiva clasificación como se muestra en la figura 21.

⁵ MBSAS: Algoritmo para aprendizaje del clasificador basado en Cluster.

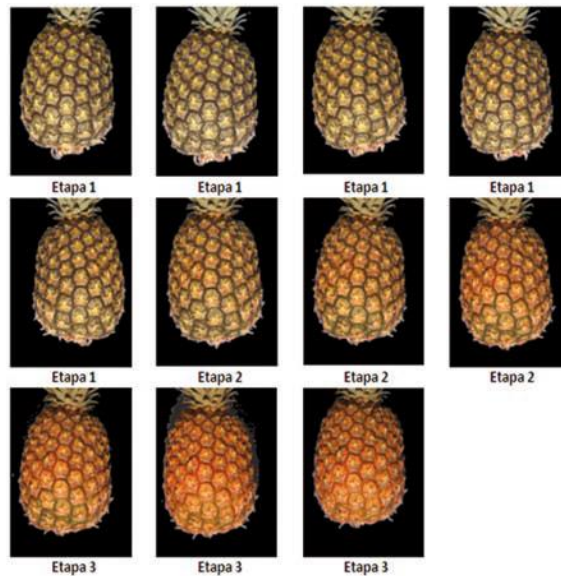
Figura 21. Centroides finales de la etapa de entrenamiento.



Fuente: (Silva & Lizcano, 2011)

Luego de realizar el proceso de aprendizaje se procede a realizar la clasificación de los frutos mediante la aplicación de la distancia euclídea mínima entre las características de cada muestra y los centroides, determinando así a que clasificación pertenece: piña verde, piña pintona, piña madura, donde se obtuvo un resultado de efectividad del 96.36% con respecto de la clasificación manual de 3 expertos como se observa en la figura 22 proponiendo ampliar a varios productos agrícolas esta aplicación.

Figura 22. Resultado de clasificación en el proceso de evaluación para una piña de ejemplo.



Fuente: (Silva & Lizcano, 2011)

METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN DE LIMÓN PERSA EN BANDA TRANSPORTADORA, UTILIZANDO DETECCIÓN DE CONTORNOS Y SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES. Los autores (Malagón, Herrera, Sandoval, Rodríguez, & Chávez, 2013) proponen disminuir el costo de los sistemas que existen actualmente y el nivel de errores en línea de producción por parte de los trabajadores, que hacen la selección identificando limones que no cumplan con una coloración uniforme, utilizando varios algoritmos como: detección de contornos, los umbrales, la saturación y segmentación, de sus caras sobre una banda transportadora. Dicha banda hace girar la fruta para tomar las imágenes en el espacio del color RGB, seguidamente se realizó el pre proceso y se convirtió en el modelo de color HSV, para aplicar los métodos de tracking (seguimiento dinámico de objetos) y Clustering (agrupación cuyos miembros son similares).

Seguidamente, se separa cada uno de los canales H, S y V (Tonalidad, saturación y brillo), para suavizar dichas imágenes con el fin de eliminar ruido indeseado, como se evidencia en los resultados de la figura 23.

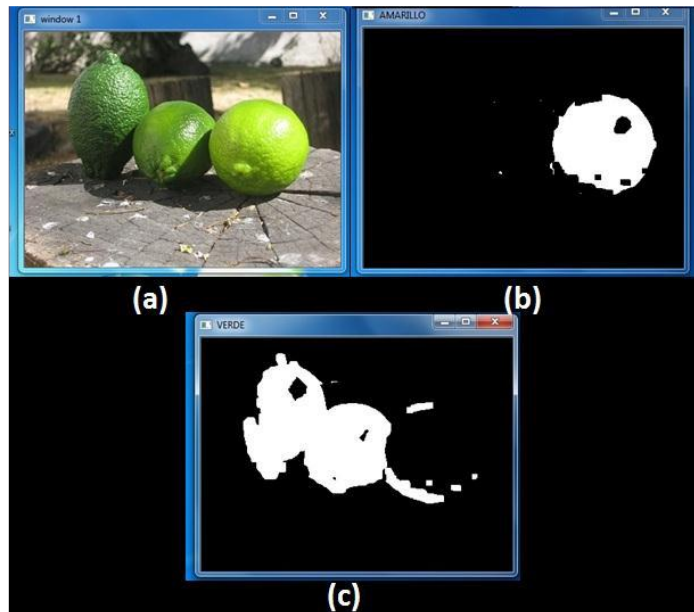
Figura 23. (a) nivel de luz normal, (b) muestra otra prueba realizada, tomando una fuente externa de iluminación, en este caso una lámpara de luz blanca a 2 metros de distancia en forma vertical respecto a los limones, (c) una lámpara de luz a 1 metro de distancia sobre los limones.



Fuente: (Malagón, Herrera, Sandoval, Rodríguez, & Chávez, 2013)

Posteriormente, se determinan los umbrales o parámetros de color para los componentes (H, S, V) con el fin de segmentar (extraer) y codificar cada pixel usando técnicas de barrido y separación de fondo. Finalmente, los autores proponen la detección con diferentes tipos de iluminación como se muestra en la figura 24.

Figura 24. Métodos de segmentación, para la detección de color verde y amarillo, en (a) se muestra la imagen original con la detección de color. En (b) se muestra la detección únicamente del color amarillo, cabe mencionar que puede que exista pequeñas señales de ruido, pero es debido a los filtros aplicados. En el inciso (c) se muestra la detección de color verde, misma que se aplicó con el algoritmo diseñado mediante filtros de color y técnicas de suavizado.



Fuente: (Malagón, Herrera, Sandoval, Rodríguez, & Chávez, 2013)

Con los resultados de la figura 24 se hizo una mejora en la selección de limón persa, ya que se pudo detectar y separar cada limón en buen estado por su color e implementando un sistema en una empacadora de la zona centro del estado de Veracruz.

En el proyecto se aplicaron algoritmos como el de Canny que en futuras investigaciones puedan ser de gran ayuda para disminuir el error en la selección de dicho producto, en futuras investigaciones se tiene previstas sobre el estudio del tracking y Clustering, así como el mejoramiento de los algoritmos realizados anteriormente con el fin de reducir los errores obtenidos en la segmentación de los frutos.

ENFOQUE GEOMÉTRICO PARA LA ESTIMACIÓN DEL PESO DEL FRUTO MANGO DE AZÚCAR MEDIANTE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES. Los autores (Atencio & Sánchez, 2009) implementan el procesamiento, detección de la fruta y estimación del peso y estado de maduración a partir de 142 imágenes adquiridas en entorno controlado de iluminación, fondo no reflectante y distancia, con

una cámara KODAK y un trípode graduable para controlar la altura del lente a la fruta. La resolución fue de 1280 x 960 pixeles en el espacio del color RGB con formato jpg, en la figura 25 se muestran la imagen de la fruta normal y la filtrada.

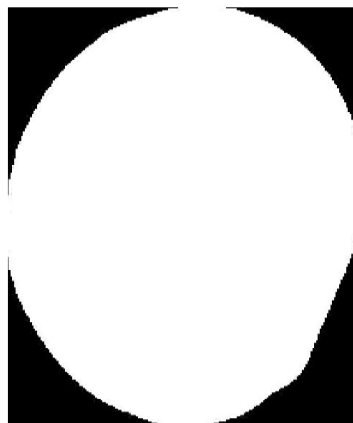
Figura 25. Imagen original, e imagen pre-procesada.



Fuente: (Atencio & Sánchez, 2009)

Luego de esto se convierte la imagen a escala de grises y se binariza mediante el uso de umbralización. El objetivo de binarizar la imagen es separar los objetos presentes en ella a través del estudio de BLOB's⁶ (Binary Large Object) son regiones de pixeles binarios con un grado alto de cercanía, más brillantes o más oscuros (dependiendo del caso) como se muestra en la figura 26.

Figura 26. Binary Large Object del mango.



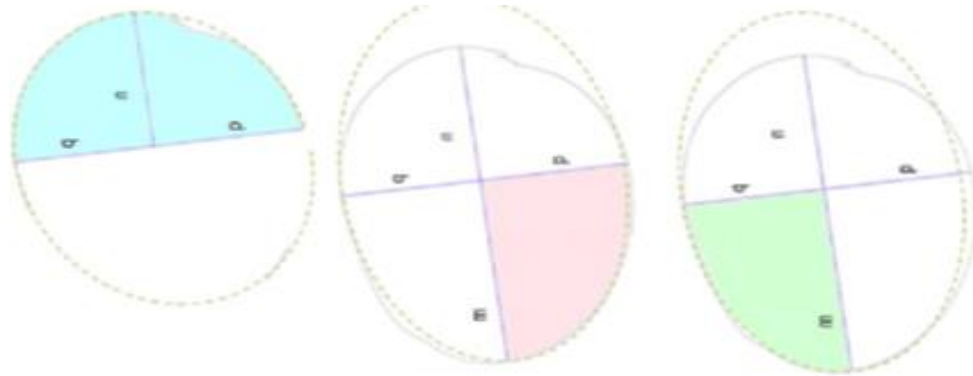
Fuente: (Atencio & Sánchez, 2009)

Para la construcción un modelo con forma elíptica que permitiera calcular un volumen aproximado del mango, se divide el mango en 4 secciones como se muestra en la Figura 26. Debido a la redondez del mango de azúcar en su geometría para este

⁶ Etiquetado de componentes conexas

estudio se calculó el volumen del mango de acuerdo 3 secciones como se muestra en la Figura 27.

Figura 27. Secciones del mango de azúcar.



Fuente: (Atencio & Sánchez, 2009)

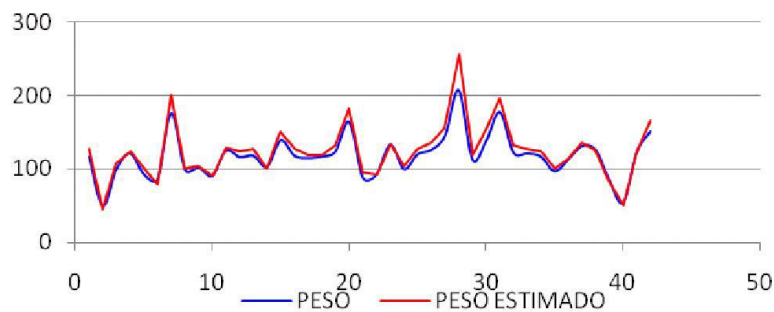
Para el cálculo del volumen se toma la suma de los volúmenes de cada región, como se observa en la ecuación (4) y el cálculo del peso se hace con la ecuación (5).

$$Vt = V1 + V2 + V3 \quad (4)$$

$$peso \cong m = \bar{d} \times \sum_i^3 V_i \quad (5)$$

Donde se concluye con las pruebas realizadas que el método proporciona una aproximación estadísticamente correcta, tanto para la medición del peso como para la aproximación del volumen como se observó en la figura 28 y se resalta su completa automatización, los bajos costos de montaje y se propone reducir el error aumentando la cantidad de muestras, para posteriores trabajos extenderlo para frutas como patilla y naranja.

Figura 28. Peso real, peso estimado de la fruta.

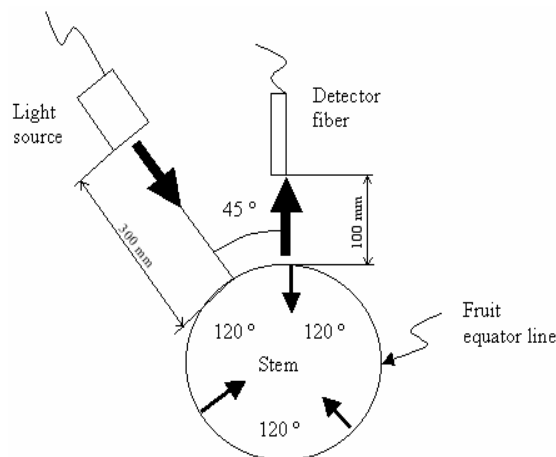


Fuente: (Atencio & Sánchez, 2009)

NONDESTRUCTIVE DETERMINATION OF TOMATO FRUIT QUALITY CHARACTERISTICS USING VIS/NIR SPECTROSCOPY TECHNIQUE.

En este trabajo los autores (He, Ahang, Pereira, Gómez, & Wang, 2005) proponen medir las características de la calidad del tomate usando técnicas no destructivas con espectroscopia NIR⁷, donde se cosecharon a mano 200 tomates de diferentes arboles al azar para tomar las muestras, así mismo analizar la reflectancia se tomaron imágenes con un espectrofotómetro (FieldSpec Pro FR (350-2500 nm) / A110070, Analytical Spectral Devices, Inc); escaneando 10 veces por ángulo de 120 grados equidistantes en el centro de la fruta utilizando software Windows® RS2. Y en condiciones de iluminación y distancia controladas como se muestra en la figura 29.

Figura 29. Toma de imágenes en condiciones controladas.

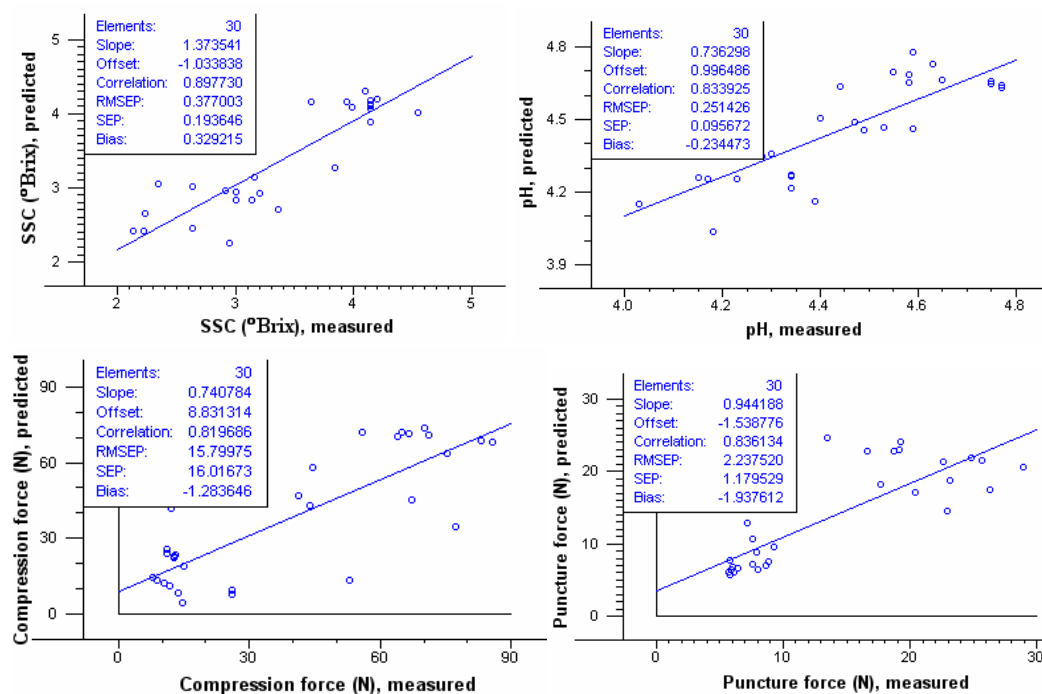


Fuente: (He, Ahang, Pereira, Gómez, & Wang, 2005)

Se realizaron pruebas en donde se miden entre otras cosas la firmeza de la fruta con ensayos de compresión, el contenido de sólidos solubles (SSC) y la acidez (pH); para el procesamiento de imágenes el filtrado previo permitió suavizar las variaciones entre píxeles, promediando los valores para establecer el mejor parámetro de calidad y además se corrigió efectos multiplicativos y aditivos eligiendo el modelo de los métodos de calibración multivariante PCR y PLS con menor error estándar de calibración, en donde los resultados de predicción para contenido de sólidos, acidez, de compresión y de punción de fuerzas solubles se presentan en los gráficos de dispersión que se muestran en la figura 30.

⁷ Infrarrojo cercano

Figura 30. Resultados de predicción de los modelos PLS establecidos para todos los parámetros fisiológicos de tomate.



Fuente: (He, Ahang, Pereira, Gómez, & Wang, 2005)

Para este trabajo se concluye que la espectroscopia NIR es una muy buena opción para la medición de las características de calidad como el pH y la fuerza de punción de forma predictiva como se observa en la figura 30, con ventajas importantes en la rapidez y fiabilidad como también el potencial de los métodos PCR⁸ Y PLS⁹ para la estimación predictiva de las propiedades fisicoquímicas.

⁸ Regresión de componentes principales

⁹ Mínimos cuadrados parciales

2.2. Fundamentos teóricos

En la actualidad las acciones diarias han excedido los límites de la percepción del ojo humano; es por esto que la industria ha identificado la necesidad de crear sistemas que permitan vigilar de manera visual, automatizada, precisa y con calidad, sus tareas. La visión artificial, es un conjunto de técnicas para obtener información útil acerca de características en diferentes aplicaciones a partir de imágenes digitales estáticas o en movimiento, por medio de un dispositivo electrónico que realice alguna tarea específica de manera automática.

El procesamiento digital de imágenes se utiliza para mejorar la apariencia visual de la imagen y que su resultado sea más adecuado para determinar los objetos de interés por parte del observador en el cual se enmarcan técnicas para captura, almacenamiento, procesamiento, reconocimiento y presentación de las imágenes. A continuación, se describirán los fundamentos teóricos en cuanto a cosecha y pos cosecha de la granadilla, procesamiento de imágenes y computadores de placa reducida.

2.2.1. Fundamentos en cosecha y pos cosecha de la granadilla.

Hoy en día un gran número de frutas han ganado un espacio en el comercio internacional, debido a la promoción del consumo de productos exóticos que se han venido realizando en los últimos años en países productores como Colombia. A pesar de ello, todavía se encuentran brechas tecnológicas que es importante cubrir. Dentro de las fallas a mejorar en esta cadena se presenta la falta de acompañamiento en las etapas de cosecha y pos cosecha, y de este modo se reduzcan las pérdidas en estas etapas e incrementen su oferta en el mercado mundial con productos de mejor calidad.

2.2.1.1. Generalidades

La granadilla cuyo nombre científico es (*passiflora ligularis juss*) es originaria de América tropical en los altiplanos de la zona Andina, su producción se encuentra diseminada desde Argentina hasta México, sin embargo, también se produce en países como Costa de Marfil, sur de África, Kenia y Australia. En Colombia y Costa Rica es conocida como granadilla, pero en otros países la denominan como parchita, maracuyá dulce o sweet passion fruit, en la tabla 1 se observa la clasificación botánica.

Tabla 1. Clasificación botánica de la granadilla.

Reino	Vegetal
Subreino	Espermatofita
División	Antófito
Subdivisión	Angiosperma
Clase	Dicotiledónea
Subclase	Archiclamydae
Orden	Parietales
Suborden	Flacaurtineas
Familia	Passifloraceae
Género	Passiflora
Especie	Ligularis
Nombre científico	Passiflora ligularis Juss.

Fuente: (Bernal, 1991)

2.2.1.2. Condiciones agroecológicas

En la producción de frutas exóticas es de gran importancia para el desarrollo de los cultivos las condiciones agroecológicas como la temperatura, radiación solar, altitud, precipitación y humedad entre otras como lo evidencia (Miranda, y otros, 2009) y se observa en la tabla 2.

Tabla 2. Condiciones agroecológicas del cultivo de Granadilla.

ALTITUD	m.s.n.m	1800-2200	
RADIACIÓN	H/día	8	
TEMPERATURA	°C	14-20	
PRECIPITACIÓN	mm	2000-2500	
HUMEDAD	%	70-80%	
PENDIENTE	%	< 30%	
ZONA DE VIDA	Bosque húmedo premontano Bosque muy húmedo premontano Bosque muy húmedo montano bajo		
NIVEL DE NUTRIENTES DEL SUELO	N	Kg/ha	120
	P205	Kg/ha	18
	K20	Kg/ha	170
	pH		5.5-6.5
PROFUNDIDAD	cm.	> 60	
TEXTURA	Clase	Franca, franco-arenosa, franco-arcillosa	
DISTANCIAS DE SIEMBRA (m)		4x4,5x5, 6x6	
DENSIDAD DE SIEMBRA (Plantas /Ha)		625, 400, 277	
VIDA UTIL		6 años	
COSECHA: Los primeros frutos se cosechan entre los 9 y 10 meses después de la siembra.			

Fuente: Secretaría Técnica Cadena Frutícola Huila – SEDAM

2.2.1.3. Composición nutricional.

La granadilla es una fruta exótica muy apetecida en el extranjero debido a su composición nutricional aportando al organismo vitaminas A, B2, B3, B6, C, E y minerales como el calcio, hierro, fósforo, potasio y zinc entre otros como se observa en la tabla 3.

Tabla 3. Composición Nutricional de la Granadilla.

COMPONENTES	CONTENIDO DE 100 g DE PARTE COMESTIBLE	VALORES DIARIOS RECOMENDADOS (Basado o en una dieta de 2000 Calorías)
Agua	86%	
Proteína	1.1%	
Carbohidratos	11.6%	300g
Ceniza	0.1%	
Grasa Total	46	66g
Calorías	0.3g	
Fibra	20mg	25g
Acido Ascorbico	7mg	60g
Calcio	30mg	162mg
Fósforo	0.8mg	125mg
Hierro	2.0mg	18mg
Niacina	0.1mg	20mg
Riboflavina	0.1mg	1.7mg

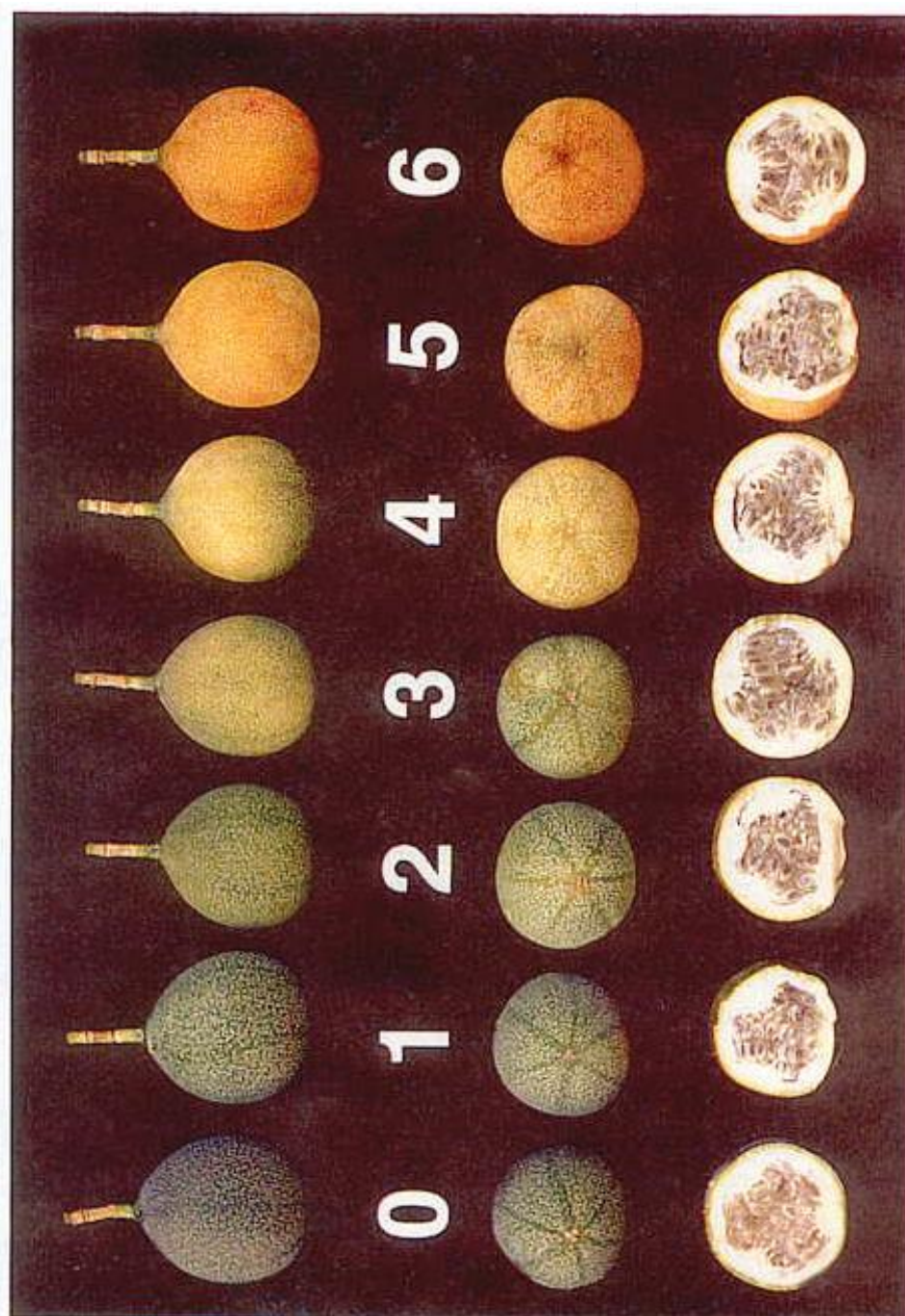
Fuente: Secretaría Técnica Cadena Frutícola Huila - SEDAM

2.2.1.4. Cosecha y clasificación.

El objetivo general de la cosecha es obtener un fruto de excelentes condiciones físicas y químicas para el mercado extranjero que es exigente en calidad, para cumplir con necesidades del consumidor final según (Miranda, y otros, 2009). Para el logro de este objetivo se reconoce el inicio de la maduración por con una coloración verde amarilla en la cascara del fruto identificando así el momento de iniciar la cosecha y su maduración completa en el momento que el fruto se torna de color amarillo anaranjado, tarea de vital importancia para el proceso de distribución y exportación ya que influye directamente en la calidad y sobre los costos de producción.

Para determinar el estado de maduración de la granadilla la norma técnica ICONTEC 4101 establece una tabla de color como apoyo para esta labor como se observa en la figura 31 y su interpretación en la tabla 4.

Figura 31. Tabla de color de la granadilla.



Fuente: ICONTEC NTC 4101, 1997.

Tabla 4. Criterios de interpretación de la granadilla.

Color	Interpretación
0	Fruto de color verde oscuro bien desarrollado
1	El color verde pierde intensidad y aparecen leves tonalidades amarillas
2	Aumenta el color amarillo en la zona media del fruto y permanece verde en la región cercana al pedúnculo y a la base del fruto
3	Predomina el color amarillo que se hacen más intenso, manteniéndose verde la zona cercana al pedúnculo y a la base
4	El color amarillo ocupa casi toda la superficie del fruto, excepto pequeñas áreas cercanas al pedúnculo y a la base, en donde se conserva el color verde
5	El fruto es totalmente amarillo
6	El fruto presenta coloraciones anaranjadas y tonalidades rojizas

Fuente: ICONTEC NTC 4101, 1997.

Esta tarea que puede durar días incluso semanas, es realizada por personal que debe tener en cuenta parámetros de manipulación del fruto para que no sufra daños debido a la delicadeza física, la granadilla cuenta con una película de cera natural que la recubre y la protege del deterioro, que es exigida como factor de calidad en los mercados internacionales, además de su color y tamaño. Para evitar que esta cera sea removida la manipulación no debe ser excesiva, además debe protegerse con el uso de componentes como el mallalón o capuchón, en la figura 32 se observa la granadilla envuelta en una malla de polietileno expandido conocido como mallalón según (Rivero, Miranda, Avila , & Nieto, 2002), la cual ha mostrado buenos resultados en la protección de la fruta contra el daño por fricción que ocasionan ralladuras. Esta labor de inspección y clasificación la realizan directamente en la planta el técnico experto de manera visual quien identifica la coloración del fruto, el cual sobrepone el capuchón, posterior a esto pasan personas encargadas de cortar y colocar el fruto en cajas con recubrimientos de cartón o periódico listo para ser almacenado y transportado, como se evidencia en la figura 33, en esta labor de inspección son muy comunes los errores por subjetividad visual debido a grandes cantidades de frutas que se deben analizar por parte del técnico experto, lo cual conlleva a la devolución de lotes de mercancía por no cumplir con los criterios exigidos por el país importador, estos errores además implican una etapa extra en donde se clasifica de nuevo el fruto para homogenizar los parámetros del producto y prevenir el rechazo, en la imagen 32 se observa la cosecha del fruto de la granadilla.

Figura 32. Recolección de granadilla.



Fuente: (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA, 2008).

Figura 33. A) Mallón para proteger la granadilla de daños. B) Granadillas en cajas para el transporte.



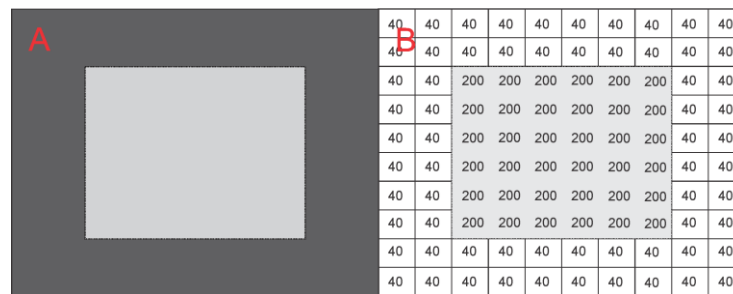
Fuente: (Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA, 2008).

2.2.2. Fundamentos en procesamiento de imagen.

2.2.2.1. Imagen digital.

Una imagen digital es una representación del mundo tridimensional en dos dimensiones a partir de una matriz de píxeles distribuidos en filas y columnas, dependiendo del tipo de imagen cada píxel puede representarse de forma diferente, debido a las componentes que esta presenta, en la figura 34 se evidencia la representación de una imagen en escala de grises en forma de matriz de punto.

Figura 34. A. imagen en escala de grises, B. valor de cada uno de los píxeles.



Fuente: Autor

2.2.2.2. Tipos de imágenes:

Las imágenes pueden clasificarse de diferentes maneras, según sea la forma en que se generen. Imágenes vectoriales que están formada por objetos geométricos independientes (segmentos, polígonos, arcos, etc.). Las de Mapa de bits que son imágenes creada sobre una matriz, conformada por píxeles. Dependiendo del rango de los valores que pueda tomar cada píxel podemos distinguir los siguientes tipos de imágenes:

Imagen en escala de grises: Las imágenes en escala de grises o imagen de intensidad son aquellas en las que los píxeles presentan variaciones de intensidad de (0 a 255). Las imágenes representadas de este tipo están conformadas por sombras de grises, que se encuentra en un rango de valores desde el negro más profundo cambiando la intensidad de grises gradualmente hasta llegar al blanco como se observa en la figura 35.

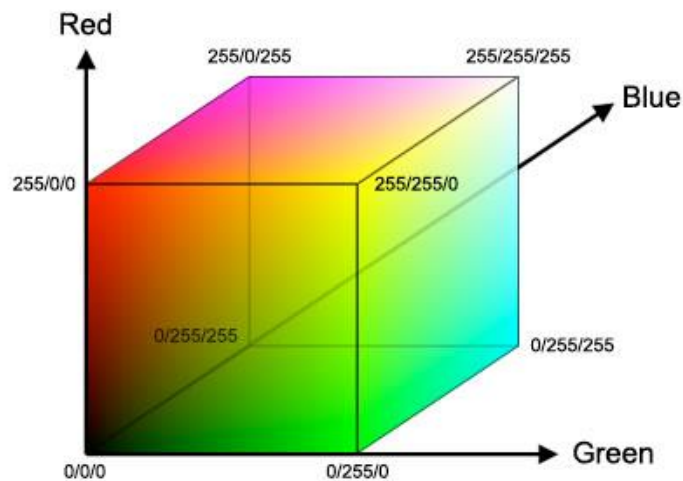
Figura 35. Imagen en escala de grises.



Fuente: Procesada por el Autor.

Imágenes en el espacio del color RGB: La composición de un color RGB (Rojo, Verde, Azul) hace referencia a la síntesis aditiva de los colores primarios. La forma más sencilla de conseguir un color concreto en este modelo de color es determinar la cantidad de color rojo, verde y azul que se necesita combinar, para ello se realiza la suma aritmética de las tres componentes. Las imágenes en este modelo se forman por la combinación en diferentes proporciones de cada uno de los colores primarios RGB, como se evidencia en (Gonzales & Woods, 1996). En la figura 36 se muestra claramente la combinación de colores y en la figura 37 se muestra una imagen en formato de color RGB.

Figura 36. Modelo de color RGB.



Fuente: (Gonzalez & Woods, 2008).

Figura 37. Imagen en RGB.



Fuente: Procesada por el Autor.

Imágenes en el espacio del color YIQ: El modelo YIQ es empleado en la transmisión de televisión a color en el sistema NTSC utilizado en Estados Unidos, una de las principales ventajas de este formato es que la información de la escala de grises está separada de la información de color, así la misma señal puede ser usada tanto para equipos a color o a blanco y negro. En el modelo YIQ, la información de color está dada por tres componentes la luminancia (Y), el tono (I), y la saturación (Q). El primer componente, la luminancia, representa la información de las escalas de grises, mientras que los dos últimos componentes representan la información de color, como se evidencia en (Acharya & Ray, 2005), La transformación del modelo RGB a YIQ está dada por las siguientes ecuaciones, en la figura 38 se muestran los resultados de la conversión del espacio del color RGB al espacio del color YIQ.

$$Y = 0,299R + 0,587G + 0,114B \quad (6)$$

$$I = 0,596R - 0,274G - 0,322B = 0,74(R - Y) - 0,27(B - Y) \quad (7)$$

$$Q = 0,211R - 0,523G + 0,312B = 0,48(R - Y) + 0,41(B - Y) \quad (8)$$

Figura 38. A, imagen original en formato RGB, B. imagen en espacio del color YIQ.



Fuente: Procesado por el autor

Imágenes en el espacio del color YCbCr: El modelo YCbCr es representado por la luminancia¹⁰ (Y) y por dos valores diferentes del tono de color (Cb y Cr) indican el tono del color: Cb ubica el color en una escala entre el azul y el amarillo, Cr indica la ubicación del color entre el rojo y el verde que son características colorimétricas, es también una codificación no lineal del espacio de color RGB cuyo resultado se observa en la figura 39, comúnmente usada por los estudios de televisión europeos (Acharya & Ray, 2005).

Figura 39. A. Imagen original en formato RGB, B. Imagen en formato YCbCr.

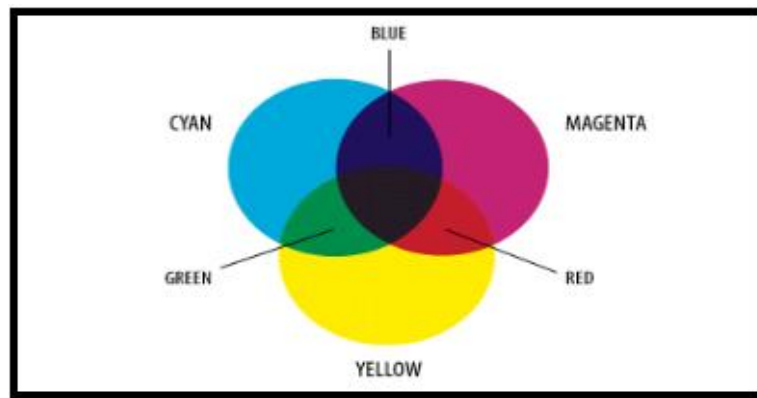


Fuente: Procesada por el Autor.

¹⁰ La luminancia es la cantidad lineal de luz, directamente proporcional a la intensidad física, y ponderada por la sensibilidad de la percepción humana en el espectro visible.

Imágenes en el espacio del color CMY: El modelo CMY Cian (C), Magenta (M) y Amarillo (Y) son los colores secundarios de la luz, o bien los colores primarios de los pigmentos. Se denominan sustractivos ya que se utilizan como filtros para sustraer colores de la luz blanca. La mayoría de los dispositivos que depositan pigmentos Figura 40. Modelo RGB coloreados sobre papel, tales como impresoras y fotocopiadoras en color, necesitan una entrada CMY o bien una conversión interna de RGB a CMY como se observa en la figura 41. El sistema coordinado es el mismo que en modelo RGB, pero en donde había negro ahora existe blanco y viceversa, como se evidencia en (Valongo de Souza, Siqueira Carneiro, & Bezerra Candeias, 2009).

Figura 40. Modelo de color CMY.



Fuente: (Gonzalez & Woods, 2008).

Figura 41. Modelo de color CMY.



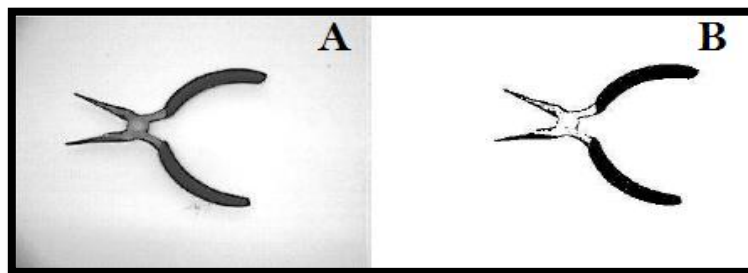
Fuente: Procesada por el Autor.

2.2.2.3. Segmentación de imágenes

La segmentación de imágenes tiene su inicio en diversos estudios psicológicos que señalan la preferencia de los humanos por agrupar regiones visuales en términos de proximidad, similitud y continuidad, para constituir un conjunto de unidades significativas. En general la segmentación es una de las tareas más significativas en el procesamiento de imágenes, en este paso del proceso determina el eventual éxito o fracaso del análisis de la imagen. Los algoritmos de segmentación de imágenes tienen tres formas comunes: métodos basados en bordes, técnicas basadas en regiones y técnicas de umbral.

Segmentación por Histograma: La segmentación por histograma es una técnica global que se basa, inicialmente, en asumir que hay un sólo objeto sobre un fondo uniforme. Por esto se consideran dos regiones en la imagen y para dividir las se toma como base el histograma de intensidades. Podemos asumir que si hay dos regiones se tiene dos picos en el histograma. Entonces se toma el valle (mínimo) entre los dos y este se considera como la división entre las dos regiones. De esta forma todos los píxeles que correspondan a un lado del histograma se toman como una región y el resto como otra, como se ilustra en la figura 42. Segmentación por histograma. Del lado izquierdo se muestra una imagen en escala de grises. La cual produce el histograma, en la imagen del lado derecho se observa el resultado de la segmentación a partir de histograma.

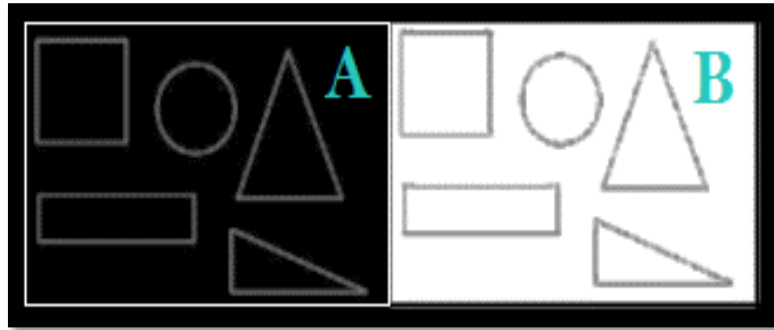
Figura 42. A) Imagen en escala de grises. B) Imagen segmentada.



Fuente: Imagen tomada de (Cuevas & Navarro, 2000)

Segmentación por bordes: Se centran en la detección de contornos. Delimitan el borde de un objeto y segmentan los píxeles dentro del contorno como pertenecientes a ese objeto. Su desventaja consiste en conectar contornos separados o incompletos, lo que los hace susceptibles a fallas en imágenes con muchos colores, en la figura 43 se observa la segmentación de los bordes de figuras geométricas en una imagen.

Figura 43. A) Imagen con bordes segmentados B) imagen a segmentar

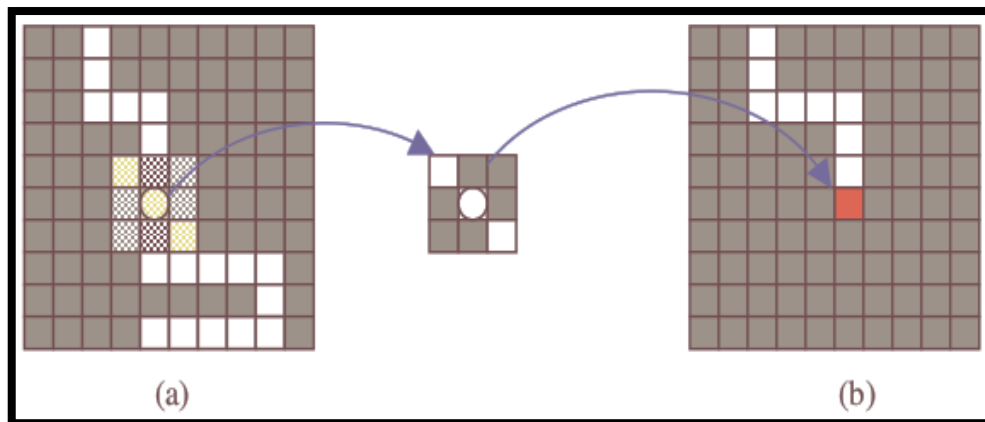


Fuente: Imagen procesada por el autor.

Operadores morfológicos: La segmentación por operaciones morfológicas es uno de los procesos más utilizadas sobre imágenes previamente binarizadas. Las operaciones morfológicas son operaciones realizadas sobre imágenes binarias que se basan en formas. Dichas operaciones toman como entrada una imagen binaria regresando como resultado una imagen también binaria. El valor de cada píxel de la imagen binaria resultado es basado en el valor del correspondiente píxel de la imagen original binaria y de sus vecinos.

Entonces eligiendo apropiadamente la forma de los vecinos a considerar, puede construirse operaciones morfológicas sensibles a una forma en particular. Las principales operaciones morfológicas son la dilatación y la erosión, la operación de dilatación adiciona píxeles en las fronteras de los objetos, mientras la erosión los remueve. En las dos operaciones se utiliza una rejilla 2 que determina cuales vecinos del elemento central de la rejilla serán tomados en cuenta para la determinación del píxel resultado, mientras que los lugares que tengan ceros no serán tomados en cuenta como se observa en la figura 44.

Figura 44. a) Imagen original. b) imagen del resultado la aplicar la operación morfológica considerando la rejilla de 3 x 3.



Fuente: Imagen tomada de (Cuevas & Navarro, 2000).

Método de segmentación de Otsu: El método de **Segmentación de Otsu**, llamado así por su inventor, Nobuyuki Otsu (1976), mostrado como resultado en la figura 45, es uno de los métodos más utilizados para la segmentación que describe un procedimiento no paramétrico que selecciona el umbral óptimo maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva de umbral.

Figura 45. A) Imagen en escala de grises. B) Imagen segmentada mediante Otsu.



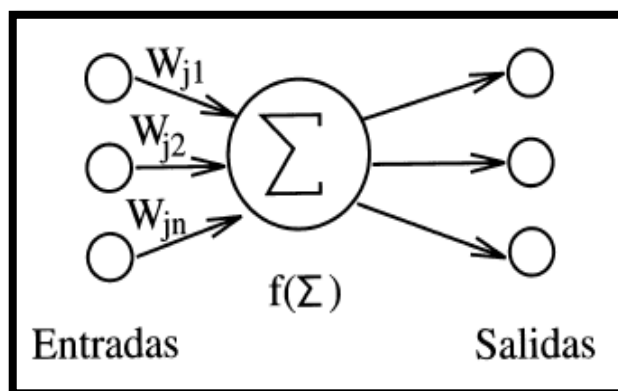
Fuente: Imagen procesada por el autor.

2.2.2.4. Clasificación de objetos.

Redes neuronales : Las redes neuronales son un paradigma del aprendizaje en la inteligencia artificial, estas intentan imitar la naturaleza de las neuronas del cerebro humano, y se describen como la serie de interconexiones de elementos de

procesamiento llamados neuronas en la figura 46 se observa una neurona con sus entradas y salidas, las redes neuronales son un método de solución de problemas de forma individual o mezclada con otras técnicas en aquellos trabajos de clasificación, identificación y predicción.

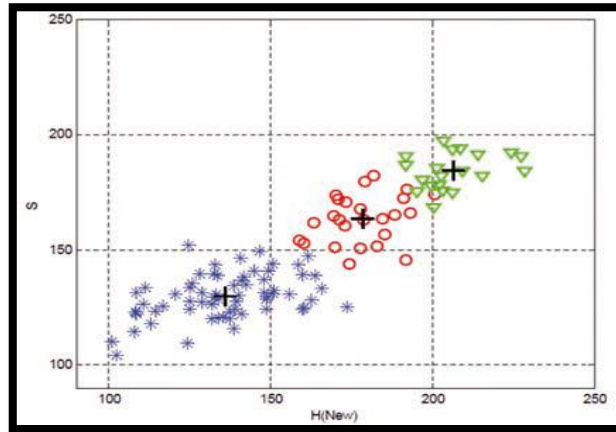
Figura 46. Esquema de una unidad de proceso típica.



Fuente: Imagen Tomada de (Isasi, 2004).

Agrupamiento (Clustering): El Clustering es una metodología hoy día muy importante en el desarrollo y ejecución de múltiples aplicaciones comerciales como en la investigación, usada en el aprendizaje de máquina que no requiere ser supervisado, principalmente basada en la división y agrupamiento de datos semejantes con medida de la distancia entre cada una de las muestras como se evidencia en (Xu. & Wunsch. , 2009). En la actualidad se encuentran diferentes algoritmos de Clustering, algunos de ellos basados en métodos jerárquicos, métodos de particionamiento y recolección, en este último uno de los más utilizados es el algoritmo k medias o Clustering k medias que describe el agrupamiento de las muestras en k grupos, ubicando el centro de cada grupo de tal forma que se reduzca la distancia entre las muestras y el centro de dicha muestra en donde se definen criterios de agrupamiento, como se observa en la figura 47. Tres grupos con centroides identificados con una cruz negra que definen tres etapas de maduración, piña verde, piña pintona, piña madura identificados con asteriscos azules, círculos rojos y triángulos verdes respectivamente, que se usaran posteriormente para clasificar en la etapa de evaluación.

Figura 47. Imagen de centroides finales de la etapa de entrenamiento.



Fuente: (Silva & Lizcano, 2011).

Fundamentos en computadores de placa reducida

Los computadores de placa reducida o SBC (Single Board Computer) por sus siglas en inglés con gran variedad en Hardware Libre, son computadores compactados en una sola placa de tamaño pequeño, pero que cumplen los requerimientos para ejecutar un sistema operativo real, una característica importante es su bajo costo, modularidad y versatilidad, Por ello son dispositivos útiles para la ejecución de diversas tareas que brinden soluciones electrónicas fácil de utilizar de forma adaptable a necesidades variadas.

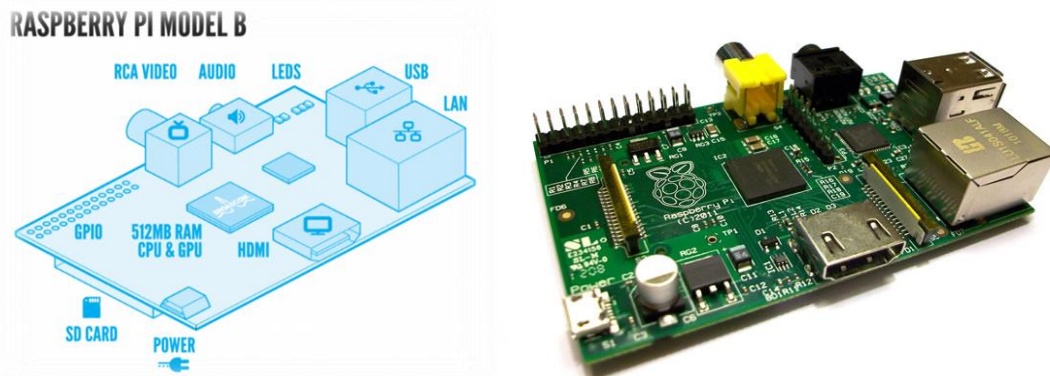
Raspberry Pi

Raspberry Pi es un computador de bajo costo SBC (Single Board Computer) desarrollada en el Reino Unido y lanzamiento el 29 de febrero de 2012, tiene el tamaño de una tarjeta de crédito, que se desarrolló con el objetivo de promover el estudio de las ciencias de la computación a nivel escolar de manera divertida en el proceso de aprendizaje, posee las características de un ordenador convencional según la fundación Raspberry pi.

Este sistema embebido presenta dos modelos actualmente, el modelo B figura 48 cuenta en Hardware con dimensiones de placa de 8.5 por 5.3 cm, un chip integrado Broadcom BCM2835 con procesador (CPU) ARM1176JZF-S, varias frecuencias de funcionamiento hasta 1 GHz sin perder la garantía, un procesador gráfico VideoCore IV, cuentan con 512 MB de memoria RAM, con la posibilidad de reproducir vídeo en 1080p ya que en la placa cuenta además con una salida de vídeo y audio a través de un conector HDMI, dos puertos USB incluidos, cuenta con un lector de tarjetas SD que

hace las veces de disco duro en el cual se instala el sistema operativo, para su alimentación dispone de un puerto micro USB y que puede proveer una corriente de 750 mA o hasta 1 amperio, un conector RJ45 conectado a un integrado lan9512 -jzx de SMSC para conectividad a 10/100 Mbps, una salida análoga de audio estéreo por Jack de 3.5 mm, una salida análoga de video RCA, conexiones o puertos de entrada y salida de propósito general llamado GPIO, que permiten hacer todo tipo de interfaces con hardware externo como se muestra en la figura 48.

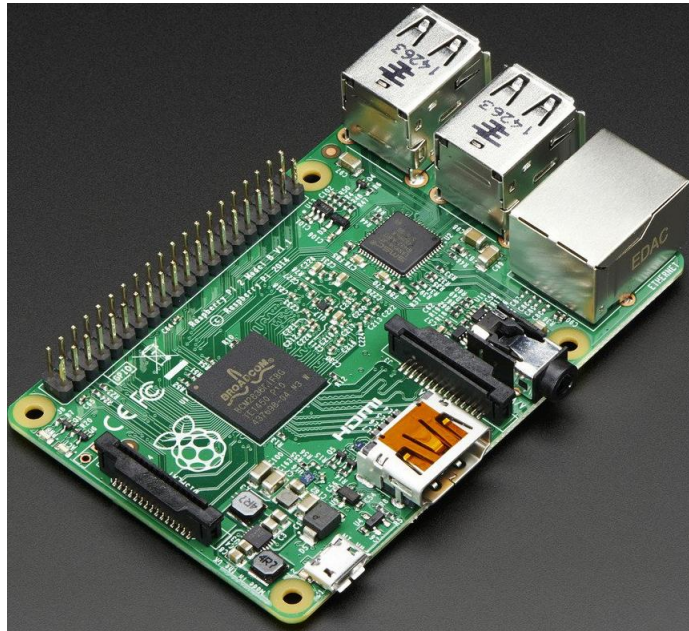
Figura 48. Raspberry pi modelo B.



Fuente: <http://www.raspberrypi.org/help/faqs/>

El modelo 2B en la Figura 49, fue lanzada en febrero de 2015, cuenta con mejoras respecto de su predecesor el modelo B, esta nueva versión posee un procesador quad-core ARM Cortex-A7 a 900MHz como CPU, 1GB de memoria RAM, 4 puertos USB, 40 pines GPIO, puerto HDMI, Puerto Ethernet, conector de audio de 3,5 mm combinado, puerto para cámara (CSI), puerto para pantalla (DSI), ranura para tarjetas micro SD, Video Core IV 3D núcleo de gráficos (Raspberry, 2015). Debido a que tiene un procesador ARMv7, se puede ejecutar toda la gama de distribuciones ARM GNU / Linux, incluyendo Raspbian, Snappy, Ubuntu Core, entre otras.

Figura 49. Raspberry pi modelo 2B



Fuente: Autor.

OpenCv: La librería OpenCv (Open Computer Vision Library) fue creada en el año 2000 por Intel® Corporation. Que funciona bajo plataformas Linux, Windows y Mac OS X, OpenCv es una librería Open Source escrita en C y C++ fue diseñado para la eficiencia computacional y con un fuerte enfoque en aplicaciones en tiempo real en visión artificial o visión por computadora junto con la participación en robótica avanzada, además que puede tomar ventaja de procesamiento multi-núcleo también se puede utilizar con lenguajes como Python, Ruby, Matlab entre otros, el objetivo de OpenCv es promover el uso comercial junto con la investigación abierta y libre. Esto implica que puede ser embebida completa o parcialmente en otras aplicaciones sin la obligación de que esas aplicaciones sean abiertas o libres.

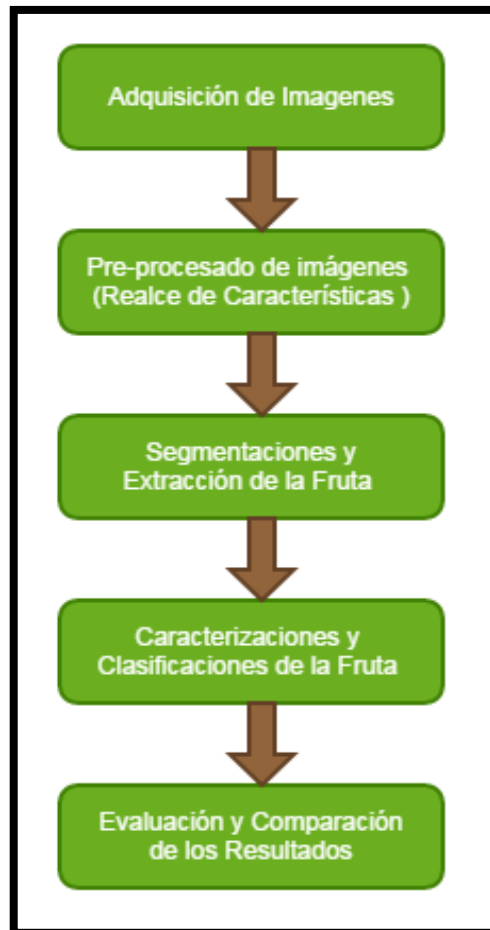
Python: Python es un lenguaje de programación flexible y poderoso, que puedes usar en desarrollo web/de Internet, para escribir interfaces gráficas de usuario (GUI) de escritorio, crear juegos, calculo científico y mucho más (Python, 2015). Es un lenguaje de alto nivel, lo que quiere decir que leer y escribir en Python es realmente fácil. Interpretado lo que implica que no necesitas un compilador para escribir y ejecutarlo Python, además es orientado objetos, ya que les permite a los usuarios manipular estructuras de datos llamadas objetos, para construir y ejecutar programas. El nombre de Python viene de la comedia británica Monty Python's Flying Circus, y el código y los tutoriales de ejemplo a menudo incluyen bromas del programa.

3. Capítulo 3. Desarrollo metodológico

3.1. Metodología

El momento histórico en que se hace relevante la visión artificial es en la década de los 80 con la invención de las cámaras de video con sensores CCD¹¹, producto de la evolución de los microprocesadores y el avance en las ciencias de la computación donde la visión artificial se asocia a una gran cantidad de conceptos de hardware, software y también con progresos teóricos acerca de su tratamiento, el cual describe una metodología general como se ilustra en la figura 50.

Figura 50. Diagrama Estructural del proceso Metodológico.

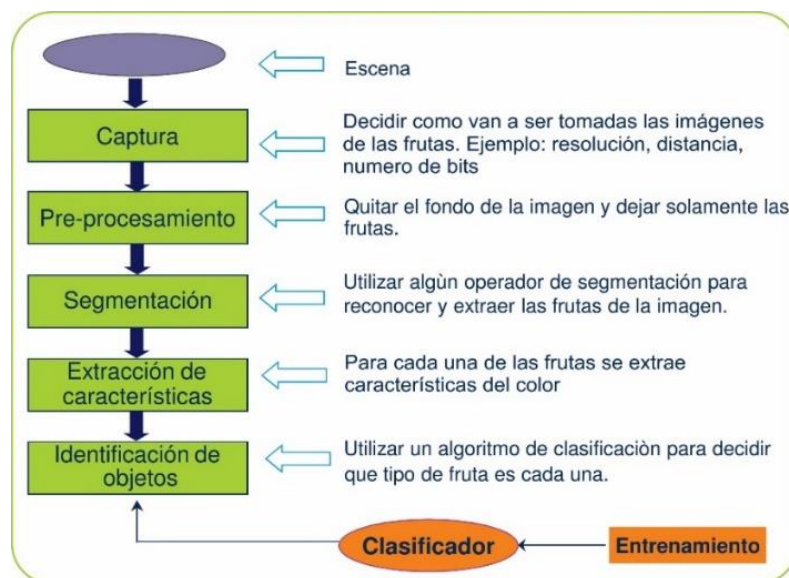


Fuente: Autor.

¹¹ *Charge Coupled Device.*

La metodología empleada para la identificación del estado de madurez de las granadillas se muestra en la figura 51. Está compuesta por una etapa de adquisición de la imagen. Seguidamente por una etapa de pre-procesamiento que tiene como objetivo disminuir las variaciones bruscas entre píxeles (Picture Elements). Posteriormente la etapa de segmentación la cual consiste en extraer los objetos de interés en este caso las frutas del fondo. Finalmente, la etapa de clasificación o reconocimiento, que evalúa cada uno de los objetos para clasificarlos de acuerdo al color o la forma.

Figura 51. Diagrama de bloques de un sistema de visión artificial.



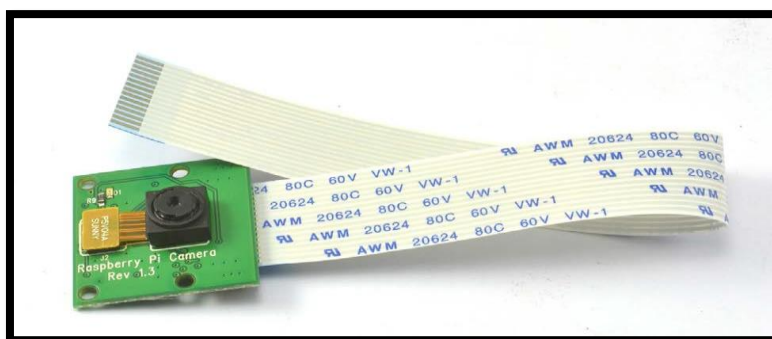
Fuente: Autor.

Previo a realizar cualquier prueba o implementación se llevó a cabo la selección del entorno de desarrollo y el lenguaje de programación, para la realización de los algoritmos con la librería de código abierto OpenCV, el entorno que se eligió fue Spyder junto con el lenguaje de programación interpretado de alto nivel Python con licenciamiento libre y multiplataforma con aplicación en numerosas áreas, incluyendo web, scripting, computo científico e inteligencia artificial, usado en organizaciones como Google, NASA y Disney entre otros. Se elige la librería OpenCV de código abierto ya que está orientada a aplicaciones de procesamiento de imágenes, debido a su interacción con diferentes sistemas operativos con distribuciones diversas, en este caso sobre el sistema operativo Gnu Linux

3.1.1. Adquisición de las imágenes

La adquisición de una imagen digital es el primer paso cuando se utiliza un sistema de visión artificial. Para tomar las imágenes de las granadillas es importante tener en cuenta exigencias como lo son la distancia a la que se toma la imagen, para que el fruto quede bien proporcionado respecto del fondo ayudando de esta manera en procesos posteriores, otro factor importante a la hora de realizar este paso es identificar el tamaño de la muestra (252 imágenes) para que los resultados sean significativos al comparar la clasificación del dispositivo y validarlo con la del técnico experto, también es importante en este paso los parámetros de iluminación además del ángulo de captura para que no se generen sombras que ocasionen pérdidas de información, así mismo, la exposición excesiva a la luz solar sobre el fruto en el árbol será determinante en el proceso de segmentación ya que el color del fruto varía debido a este parámetro, de la misma manera es de resaltar la delicadeza del fruto ya que sobre él existe un recubrimiento ceroso que se pierde si la fruta se manipula demasiado, afectando esto los requerimientos físicos para la exportación del fruto, la captura de las imágenes se harán mediante un módulo Picamera que se muestra en la figura 52, la cual se acopla a la tarjeta mediante un bus de datos de cinta corta, lente de enfoque fijo que cuenta con 5 Megapíxeles de resolución (2592×1944 píxeles), cuyas dimensiones de 25 mm x 20 mm x 9 mm, su peso es de poco más de 3 gramos la hacen ideal para el dispositivo portátil.

Figura 52. Módulo Picamera de Raspberry pi.



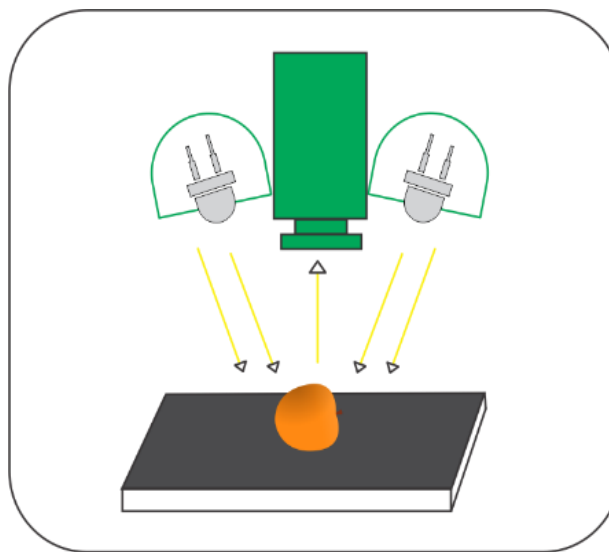
Fuente: (Monk, 2013)

Para la adquisición de las imágenes se utilizó el módulo cámara para Raspberry Pi Cam, cuenta con resolución de 5 mega píxeles, para diferenciar las frutas en la escena, tiene compatibilidad con la plataforma de procesamiento tanto en el hardware (conexión) como en el software (controladores y programas), en donde se obtienen

252 imágenes de frutas en diferentes estados de maduración en el espacio del color RGB (Red, Green, Blue).

Se empleó iluminación direccional, que es utilizada a menudo en la fase de adquisición de imágenes digitales y que consiste en colocar la cámara apuntando al objeto e iluminándolo en la misma dirección de la cámara, con un bajo ángulo de incidencia como se muestra en la figura 53. De este modo la cámara recibe la mayor parte de la luz reflejada por el objeto, además se seleccionó iluminación Led (diodos emisores de luz) con fondo blanco opaco.

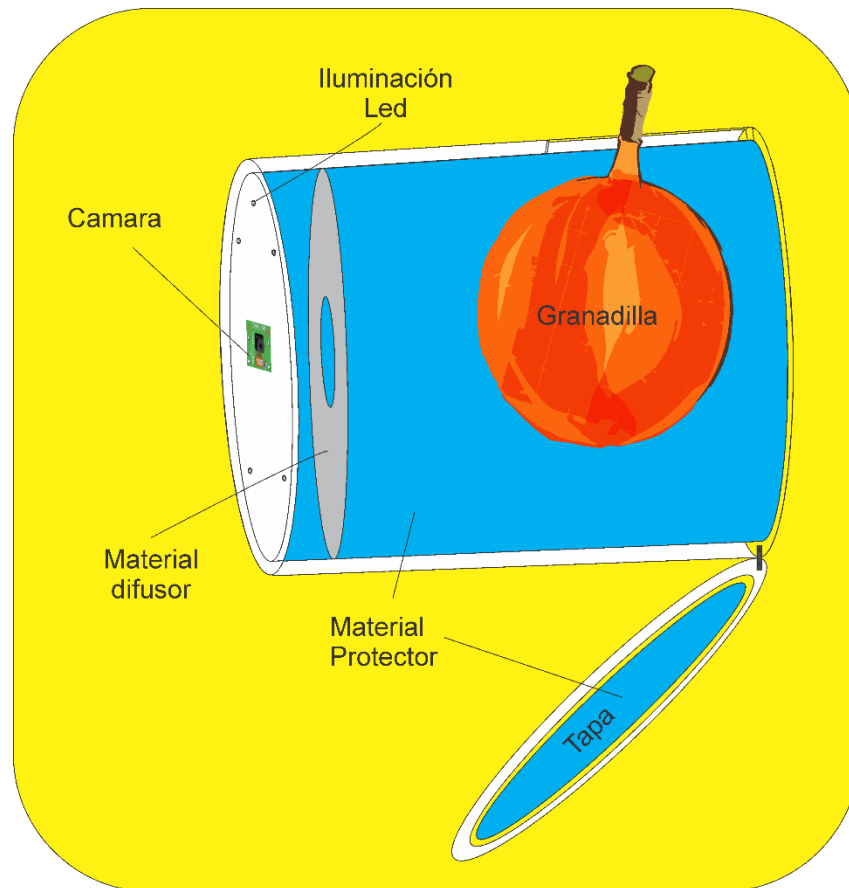
Figura 53. Esquema de iluminación direccional utilizado.



Fuente: Autor.

Para la captura de las imágenes, se disponen de iluminación led alrededor del módulo de cámara conectados al puerto de entradas y salidas de la placa, sobre un soporte en la parte frontal de la estructura contenedora, como se muestra en la figura 54, el compartimiento de captura se dispuso de forma cilíndrica, con una lámina de material difusor de luz en su interior, posee una abertura para deslizar la fruta por el pedúnculo a su interior, fue cubierto con material protector para evitar el deterioro tanto de los frutos como del árbol.

Figura 54. Compartimiento de captura.



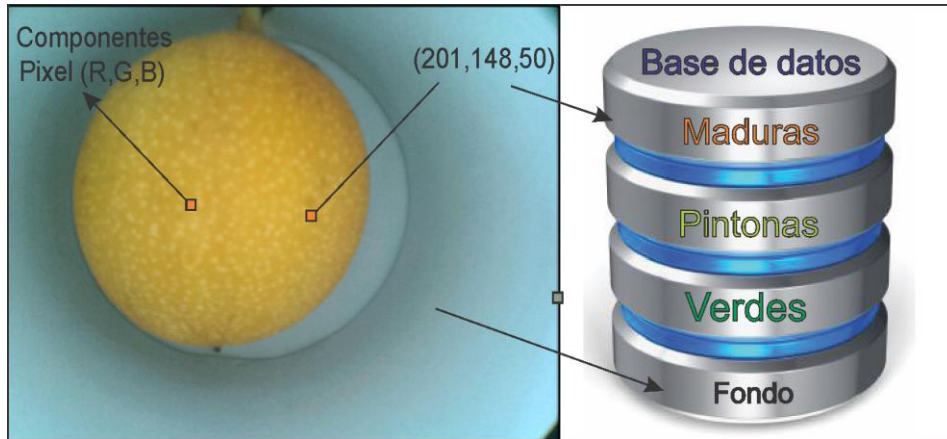
Fuente: Autor.

Para el desarrollo del dispositivo portátil se utilizó un ordenador de placa reducida (Raspberry pi modelo 2B), un Power Bank con 9000 miliamperios hora, para la alimentación, un pulsador para hacer la captura y procesamiento de las imágenes, leds indicadores, módulo cámara, botón de encendido y apagado de los leds, tapa de cierre del compartimiento.

3.1.2. Creación de la base de datos

Para la creación de la base de datos se toman 110 puntos en el espacio del color de cada estado de maduración de las granadillas, para realizar el clúster de cada estado y determinar el centroide clasificador de cada uno como se muestra en la figura 55.

Figura 55. Extracción de puntos en el espacio del color para las bases de datos



Fuente: Autor.

3.1.3. Pre-procesado de imágenes para realce de características de la fruta

Posterior a la adquisición de las imágenes de forma digital se inicia el pre-procesado de la imagen en espacio de color RGB, cuyo objetivo principal es el realce de características como el contraste a la vez que la disminución de ruido e imperfecciones mediante la aplicación de filtros.

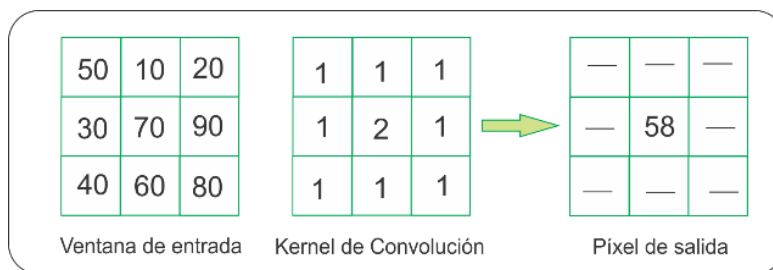
Posterior a la captura de las imágenes se debe efectuar el pre-procesado de la imagen en el espacio del color RGB con el propósito de eliminar o disminuir el ruido presente por la falta de calidad y poca iluminación, así como disminuir las variaciones bruscas de color en los píxeles vecinos además de realzar las características de los objetos presentes en la imagen. Durante este trabajo se realizaron pruebas con el filtro de convolución el cual minimiza el efecto de objetos indeseados en las imágenes. Este filtro identifica la media de los píxeles en la imagen definidos por la ventana rectangular de tamaño $N \times M$ de acuerdo a la ecuación (9).

$$\mu = \frac{1}{N \times M} \sum_{n1, n2} V(n1, n2) \quad (9)$$

Donde $n1$ y $n2$ son todos los píxeles definidos por la ventana $N \times M$.

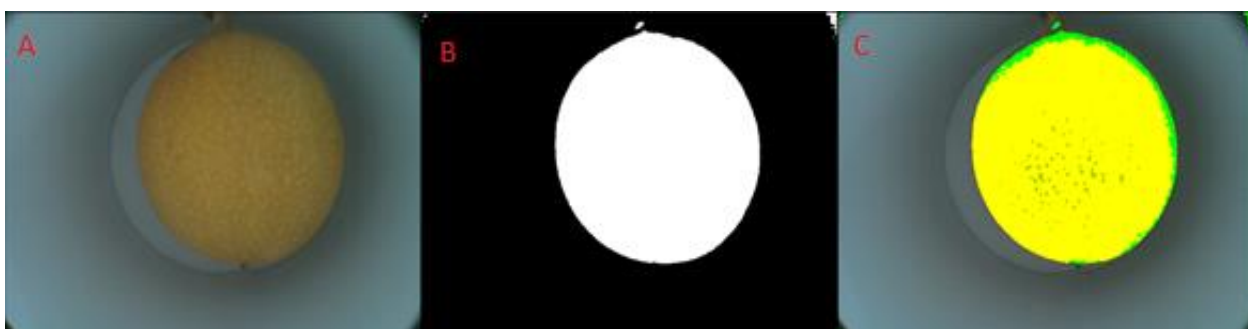
La convolución se calcula multiplicando cada uno de los píxeles de la ventana definida por el kernel de convolución, se identifica el promedio y se reemplaza el píxel central de la ventana con el nuevo valor medio, como se muestra en la figura 56.

Figura 56. Filtro de Convolución



Fuente: Autor.

Figura 57. (A) Filtrado de granadilla, (B) Segmentado de granadilla, (C) Clasificación de granadilla.

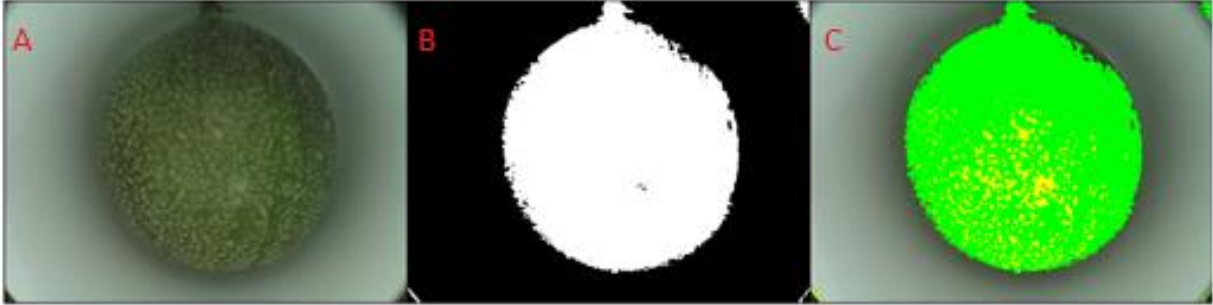


Fuente: Autor.

En la figura 57 A se observa el resultado de aplicar el filtro de convolución o filtro 2D que presenta mejores resultados en la clasificación de las granadillas en la figura 57 B la granadilla es segmentada y en la figura 57 C es clasificada con un porcentaje de 95,30% en la clase Madura.

Los filtros aplicados en la etapa de pruebas fueron el filtro de Mediana, filtro Gaussiano, filtro de convolución, filtro bilateral, filtro promedio, en la figura 58 se muestra el resultado del filtro de convolución en granadillas en estado de maduración Verde.

Figura 58. (A) Filtrado de granadilla, (B) Segmentado de granadilla, (C) Clasificación de granadilla.



Fuente: Autor.

3.1.4. Segmentaciones y extracción de la fruta

En esta etapa se separa la imagen en los diferentes objetos que la conforman, haciendo de esta manera que sobresalga la fruta, principalmente de su fondo para que su representación cambie a una más significativa y fácil de analizar respecto del color del fruto, que varía según el estado de maduración en que se encuentre, formando finalmente una imagen umbralizada.

Para la clasificación del estado de maduración de las granadillas fueron probadas las técnicas de segmentación de Otsu (Nobuyuki Otsu, 1979) y análisis del histograma (OpenCv, 2015). Se optó por utilizar la umbralización por el método de Otsu el cual permite encontrar un nivel de umbral en imágenes con un fondo diferente, el cual se basa en los pesos, la media y la varianza para cada clase, mediante las ecuaciones (10), (11), (12) y (13) respectivamente.

$$W_0 = \frac{\sum_{q=0}^{k-1} p_q}{\sum_{q=0}^{L-1} p_q} \quad (10)$$

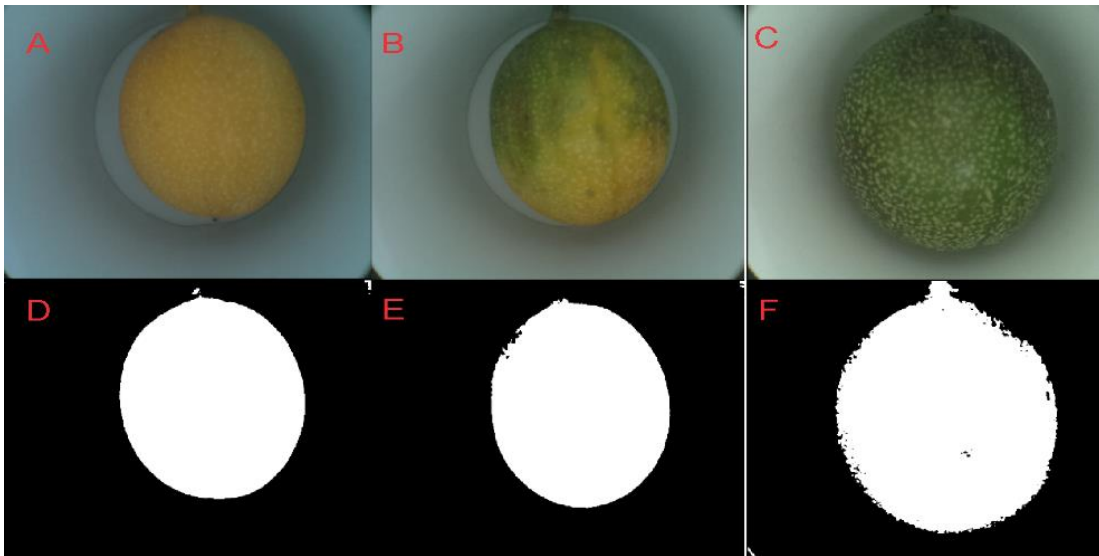
$$\mu_0 = \frac{\sum_{q=0}^{k-1} p_q r(q)}{\sum_{q=0}^{k-1} p_q} \quad (11)$$

$$\mu_0^2 = \frac{\sum_{q=0}^{k-1} p_q (r(q) - \mu_0)^2}{\sum_{q=0}^{k-1} p_q} \quad (12)$$

$$\sigma_1^2 = W_0 \mu_0^2 + W_1 \mu_1^2 \quad (13)$$

El método describe un procedimiento no paramétrico el cual selecciona el umbral óptimo como la menor variación entre clases sus resultados se pueden observar en la figura 59, obteniendo como resultado una imagen binarizada en la cual se encuentran los objetos de interés Con color diferente al fondo, objetos de color blanco y fondo de color negro.

Figura 59. A, C y E: Granadillas maduras, verdes y pintonas respectivamente. B, D y F Segmentación de granadillas utilizando Umbral óptimo.



Fuente: Autor.

3.1.5. Caracterización y clasificación de granadillas: Aplicación del agrupamiento K-medias.

Para obtener una adecuada interpretación en esta etapa es importante la determinación y selección de características de color apropiadas en cada una de las etapas de maduración, en ella se debe observar claramente la imagen del fruto sin ruidos, ya que de ella depende el éxito o fracaso del proceso de clasificación, en el que determina finalmente en qué estado de maduración se encuentra el fruto y si es apto o no para su exportación.

Posterior a la extracción las regiones pertenecientes a las granadillas en la imagen original RGB, se procedió a clasificarlas mediante la aplicación de técnicas de agrupamiento K-medias, debido a que su representación gráfica y estadística posee

significados relevantes. El método consiste en determinar la distancia euclidiana del valor en el espacio RGB de cada píxel de la imagen segmentada, con respecto a cada centroide de las clases. Finalmente, se asigna cada píxel a la clase correspondiente cuya distancia euclidiana es la mínima.

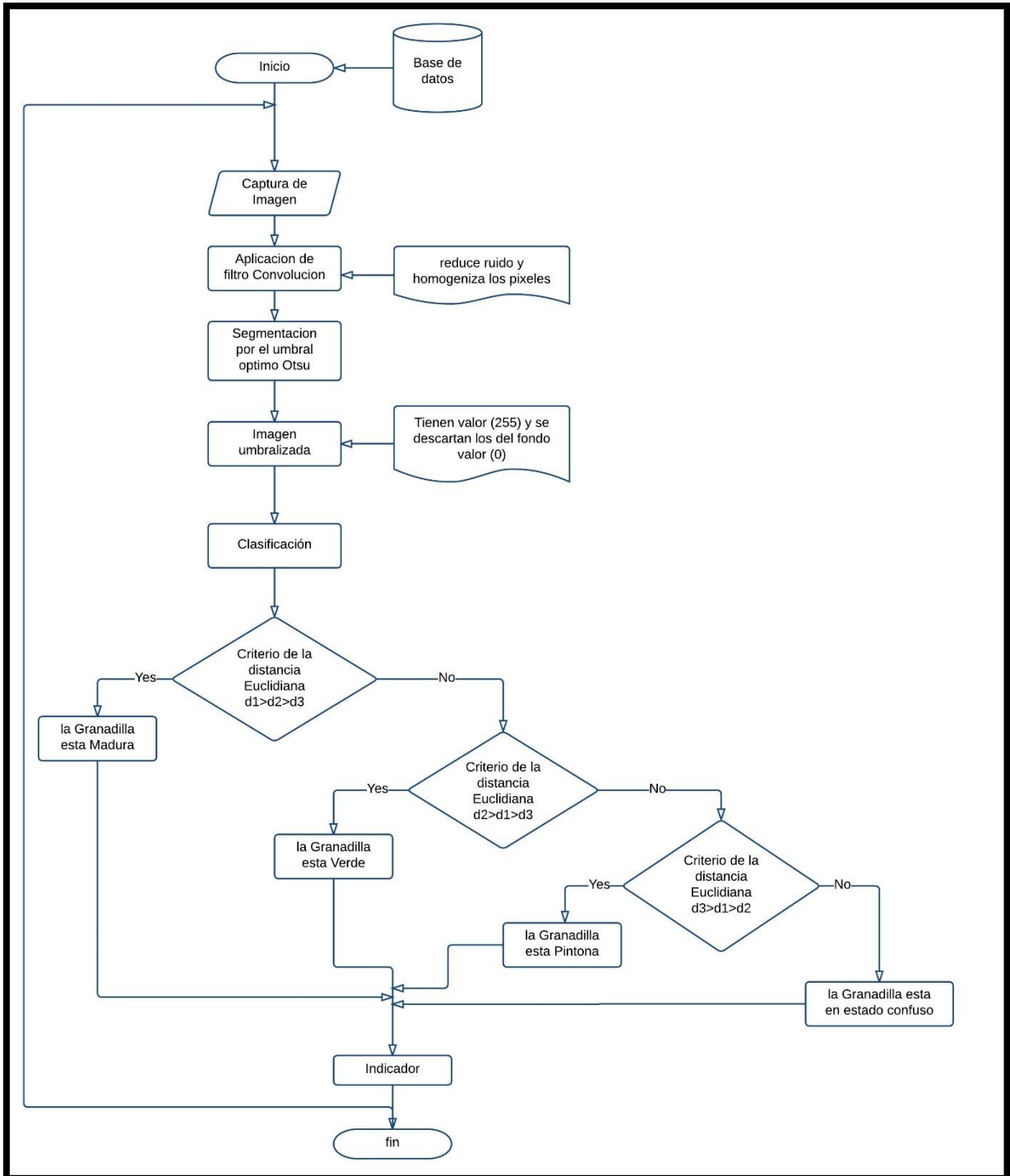
Con el propósito de separar las granadillas se identifican las características de las granadillas en estado de maduración madura, verde y pintona en las imágenes a través de la toma de puntos (componentes de color BGR) que pertenecen a cada clase para diferentes imágenes

Clase 1: Granadillas en estado maduro, se tomaron 110 puntos pertenecientes a las componentes de color BGR de diferentes imágenes.

Clase 2: Granadillas en estado verde, se tomaron 110 puntos pertenecientes a las componentes de color BGR de diferentes imágenes.

Clase 3: Granadillas en estado pintonas, se tomaron 110 puntos pertenecientes a las componentes de color BGR de diferentes imágenes.

Figura 60. Diagrama de flujo clasificación de Granadillas.



Fuente: Autor.

3.1.6. Evaluación y comparación de los resultados.

En esta etapa se hace la comparación de capacidad y desempeño del dispositivo, en la clasificación del estado de madurez de la granadilla con la estimación del técnico experto, de esta manera validar porcentualmente la exactitud del dispositivo en la cantidad de errores por subjetividad del técnico experto que se disminuyen con su uso mediante gráficos de correlación junto con métodos estadísticos.

El instrumento más usado para evaluar la exactitud de una clasificación en un algoritmo o sistema de visión artificial es la matriz de confusión, también llamada matriz de error. Esta matriz con dimensiones $n \times n$, donde n es el número de clases. Esta matriz evidencia la correlación entre dos o más mediciones.

Para la estimación del error junto con la exactitud del algoritmo, se usa un conjunto de prueba y otro de entrenamiento, el clasificador se diseña usando las muestras de entrenamiento para luego evaluar obteniendo el error en clasificación para las muestras de prueba. Con base en el error obtenido se puede predecir el desempeño del algoritmo clasificador.

Otra forma de validar los resultados es a través de métodos estadísticos que permiten encontrar el error de la medición. Un parámetro importante es la exactitud la cual es definida como el grado de concordancia entre las clases asignadas por la herramienta con respecto al técnico experto medido mediante la ecuación 14.

$$Exactitud = \frac{Vp+Vn}{(Vp+Fp+Vn+Fn)} \quad (14)$$

Dónde:

VP son los verdaderos positivos; VN son los verdaderos negativos; FP son los falsos positivos; FN son los falsos negativos.

Figura 61. Matriz de confusión.

	Verdadero	Falso
Verdadero	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
Falso	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (VN)

Fuente: Autor.

El cálculo de la precisión en la clasificación de granadillas se hace mediante la ecuación 15.

$$P_1 = \frac{Vp}{(Vp+Fp)} \quad (15)$$

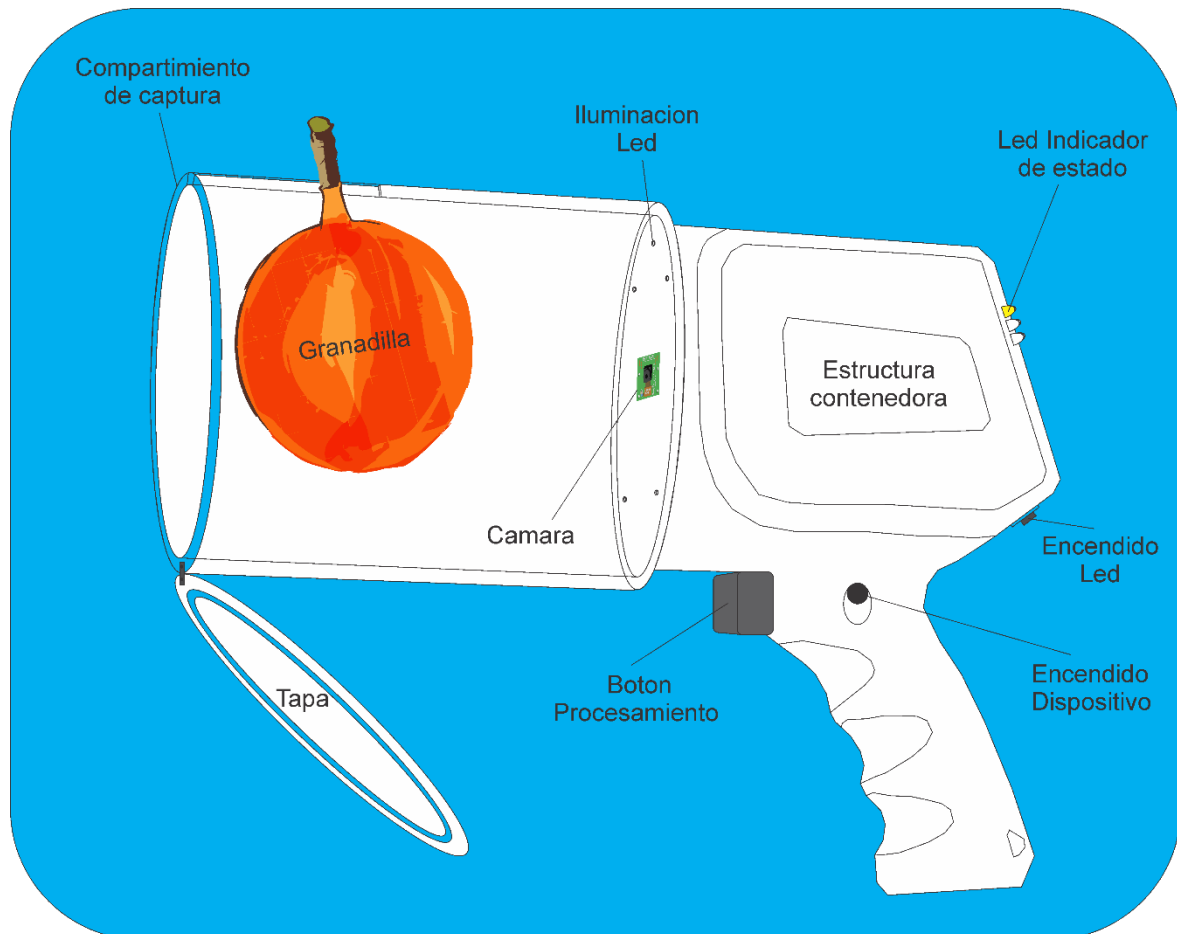
Dónde:

VP son los verdaderos positivos y FP son los falsos positivos.

4. Capítulo 4. Análisis de resultados y discusión

Con el propósito de desarrollar la herramienta computacional para la identificación del estado de maduración de granadillas, fueron analizadas múltiples imágenes en diferentes estados de maduración con parámetros controlados de iluminación. Inicialmente, se realizaron pruebas de captura de imágenes mediante el dispositivo portátil implementado como se muestra en la figura 62.

Figura 62. Estructura del dispositivo.



Fuente: Autor

En la figura 62 se observa el diseño, la disposición de los componentes del dispositivo portable, con el que se hizo la captura y el procesado de las imágenes en el cultivo de granadillas directamente en el árbol.

En las figuras 63 y 64 se indicaron las condiciones y cuidados que se deben tener en cuenta en el momento de realizar las capturas para no afectar el fruto ni el árbol con el dispositivo, además de hizo la explicación de algunas enfermedades que afectan los frutos de granadillas.

Figura 63. Cultivo de granadillas (A), Indicaciones de cuidados en la captura (B).



Fuente: Autor

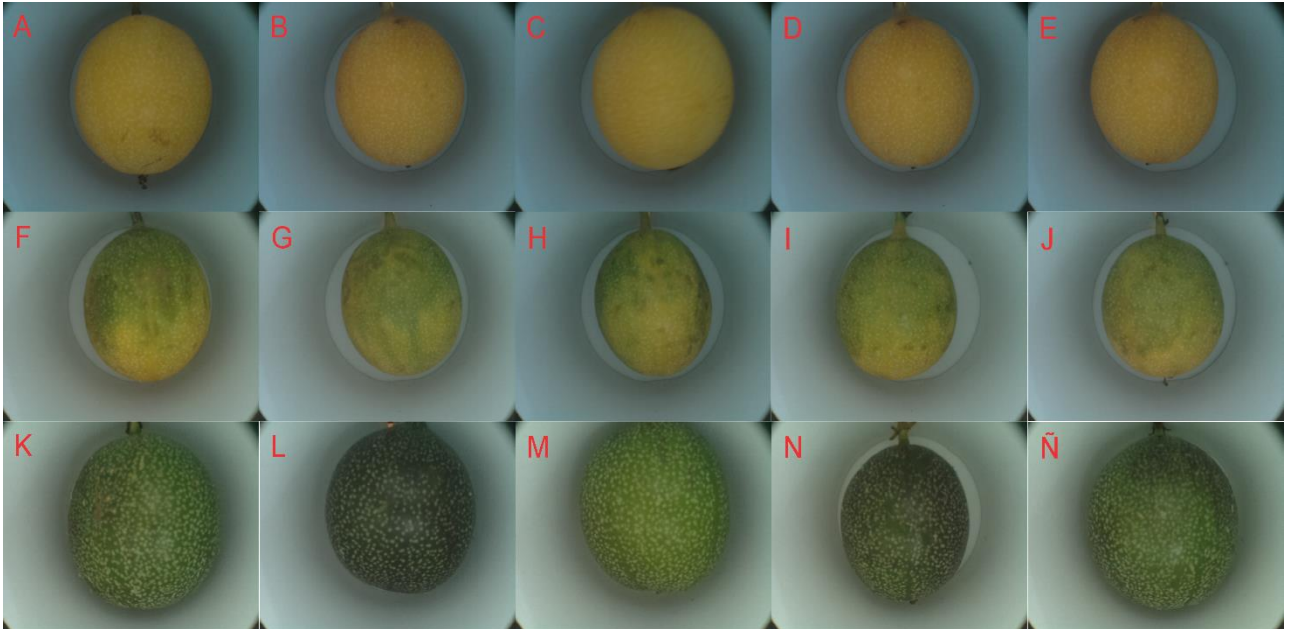
Figura 64. Enfermedad que no permite crecer el fruto (A), Enfermedad que lo deteriora (B).



Fuente: Autor

En la figura 65 se muestran imágenes de granadillas en diferentes estados de madurez capturadas con el dispositivo en el cultivo directamente en el árbol.

Figura 65. Imágenes capturadas mediante el dispositivo portable de granadillas maduras (A, B, C, D, E), granadillas pintonas (F, G, H, I, J) y granadillas verdes (K, L, M, N, Ñ).

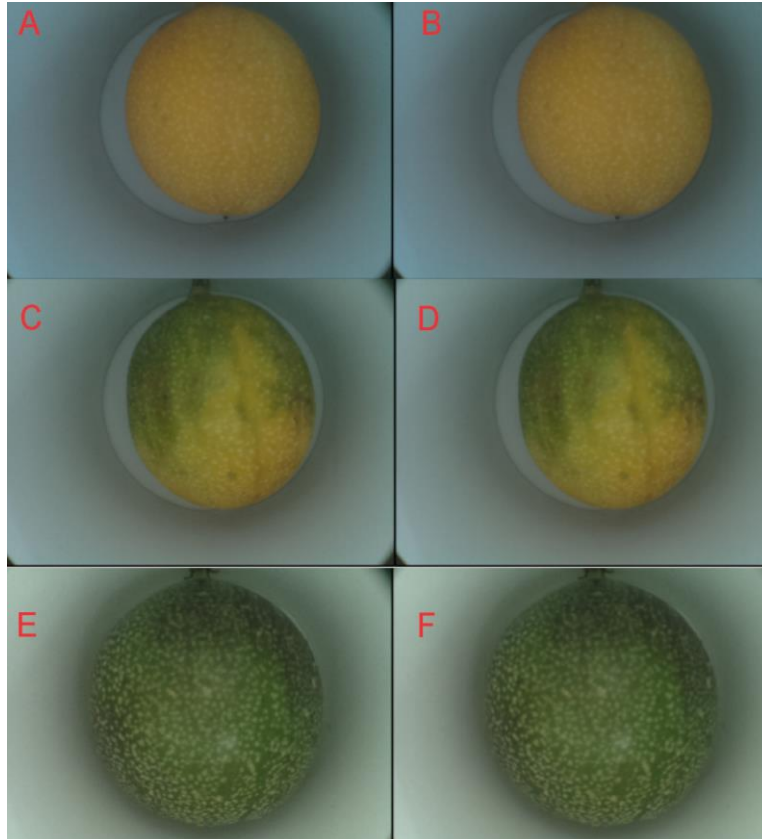


Fuente: Autor.

4.1. Proceso de filtrado

La primera etapa probada de la metodología propuesta fue el proceso de filtrado, para ello se utilizó el filtro de convolución, el cual brinda homogeneidad en todos los pixeles además de disminuir posibles ruidos como se evidencia en la figura 66.

Figura 66. Proceso de Filtrado Granadillas. A) Imagen Granadilla Madura, B) Granadilla Madura con filtro de convolución, C) Imagen Granadilla Verde, D) Granadilla Verde con filtro de convolución, E) imagen Granadilla pintona, F) Granadilla pintona con filtro de convolución.

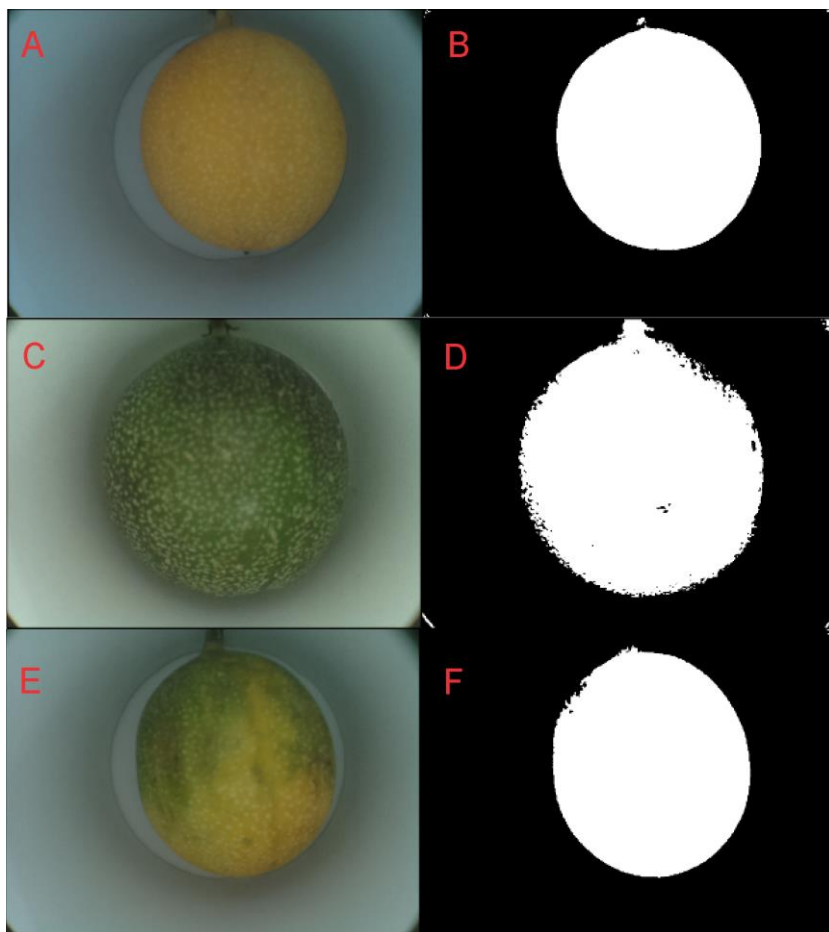


Fuente: Autor

4.2. Extracción de características de las frutas

La segunda etapa probada fue el proceso de segmentación como se evidencia en la figura 67. El método de segmentación por umbral Otsu, presentó resultados favorables en la extracción de los objetos con respecto del fondo en las imágenes.

Figura 67. Proceso de Segmentación Granadillas. A, C y E Imagen original Granadillas, B) Granadilla Madura segmentada por Otsu, D) Granadilla Verde segmentada por Otsu, F) Granadilla pintona segmentada por Otsu.

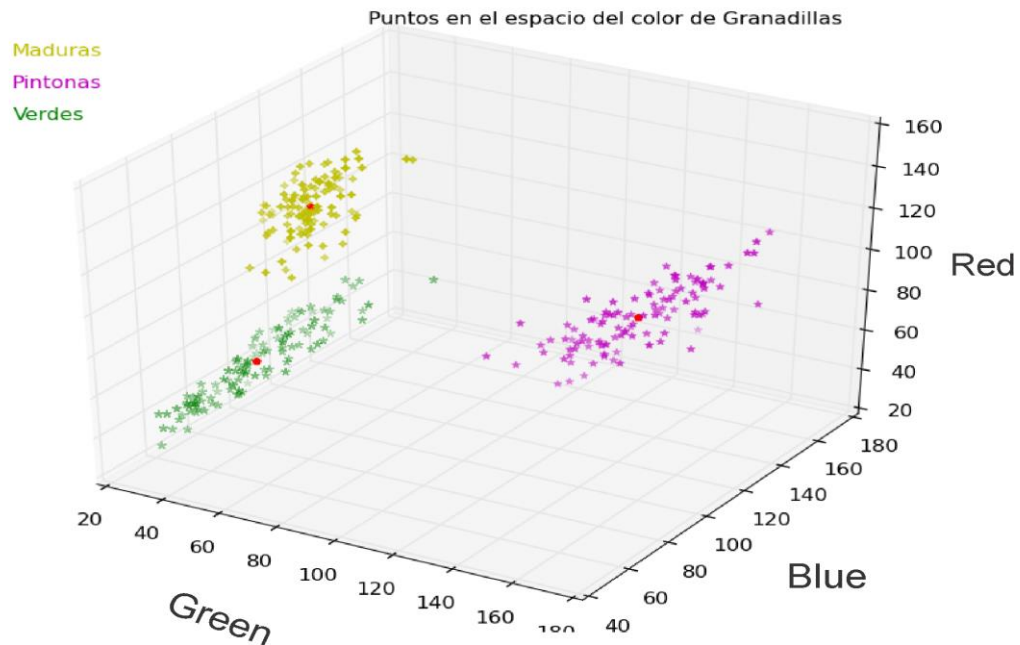


Fuente: Autor

4.3. Clasificación de las frutas

Finalmente, para la etapa de caracterización y clasificación de las granadillas se aplicó el método de análisis de agrupamiento K-medias, para separar las granadillas por su estado de maduración, a continuación, en la figura 68 se muestran los puntos en el espacio del color RGB pertenecientes a las granadillas en los estados de maduración.

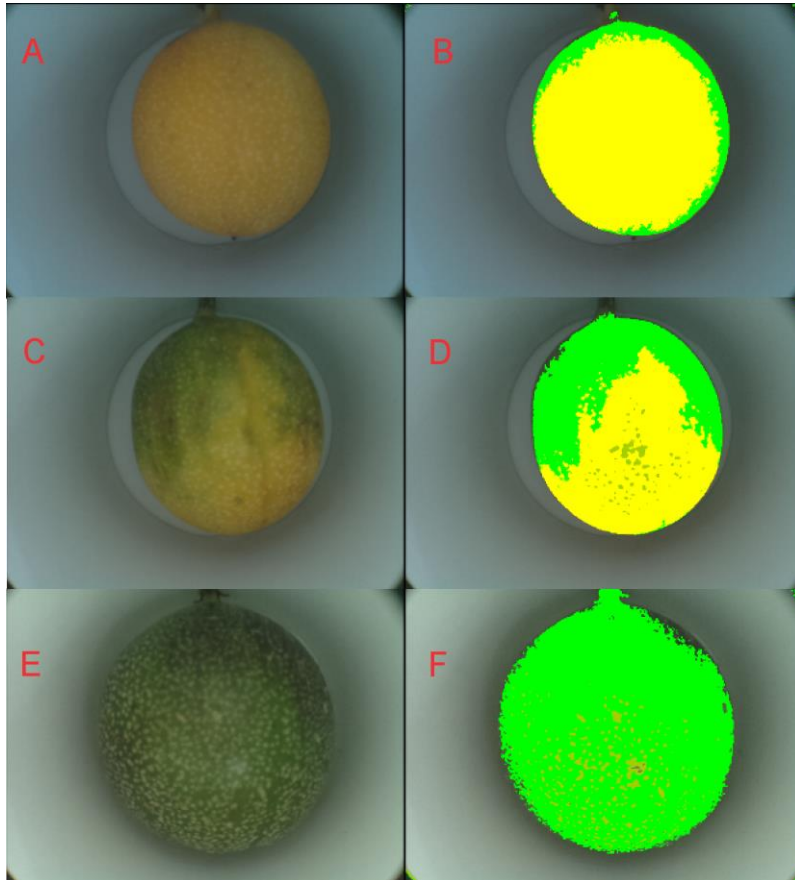
Figura 68. Separación de los puntos que representan Granadillas Maduras (rombos amarillos), Pintonas (estrellas purpura) y Verdes (asteriscos verdes).



Fuente: Autor

El análisis de agrupamiento se realizó con el fin de separar las granadillas verdes de las maduras y las pintonas. La figura 68 muestra la clasificación de 330 puntos de los cuales 110 pertenecen a granadillas maduras representadas por rombos amarillos, 110 pertenecen a granadillas verdes representados por asteriscos verdes y 110 que pertenecen a granadillas pintonas representados por estrellas purpura, evidenciando que las granadillas son fácilmente separables mediante las componentes de color RGB. Así mismo, en la figura 69 se presentan los resultados de la clasificación de las granadillas, en ella se evidencian las áreas pertenecientes a las granadillas en estado de maduración maduro con un porcentaje de puntos mayor al 75% en color amarillo, las áreas pertenecientes a las granadillas en estado de maduración verde con un porcentaje mayor al 75% en color verde y las áreas pertenecientes a las granadillas en estado de maduración pintona aquellas que presentan los dos colores con porcentajes inferiores al 75%.

Figura 69. A, C y E: Granadillas maduras, verdes y pintonas respectivamente (izquierda). B, D y F clasificación de granadillas utilizando la Clustering.

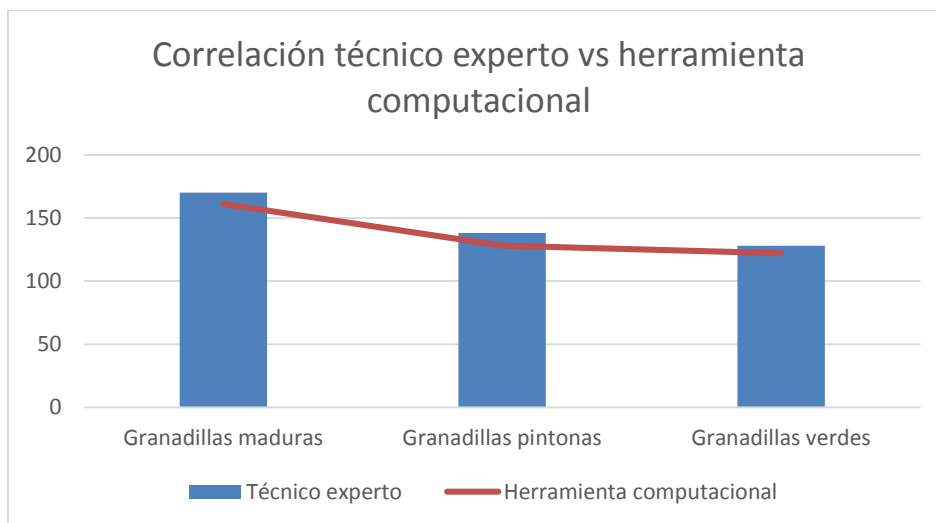


Fuente: Autor

4.4. Validación de resultados

En la validación se realizaron pruebas a través de graficas estadísticas y la matriz de confusión, definida como una herramienta de visualización para determinar el desempeño junto con los porcentajes de error en las mediciones. En la figura 70 se evidencian los resultados de la correlación, entre las medidas obtenidas por el técnico experto en comparación con las medidas de la herramienta computacional, sobre 252 imágenes de granadillas en varios estados de maduración, allí se comprobó que la herramienta computacional identifico un alto porcentaje de estados de madurez de granadillas que concuerdan con respecto a la evaluación del experto.

Figura 70. Correlación entre el técnico experto y la herramienta computacional



Fuente: Autor.

En la evaluación del dispositivo a través de la matriz de confusión, se usaron 90 imágenes de granadillas maduras, 76 imágenes de granadillas pintonas y 86 imágenes de granadillas verdes como se muestra en la tabla 5.

Tabla 5. Resultados correlación técnico experto y herramienta computacional

Técnico experto	Herramienta computacional		
	Maduras	Pintonas	Verdes
Maduras	82	7	0
Pintonas	8	69	5
Verdes	0	0	81
Exactitud	92%		

Fuente: Autor.

$$Exactitud = \frac{82+69+81}{69+5+81+82+7+8} = \frac{232}{252} = 0,92$$

Para la clasificación se usaron 252 imágenes que pertenecen a 90 granadillas en diferentes estados de madurez, en la que se obtiene un 92% de acierto con relación al técnico experto de manera visual, como se evidencio a través de la ecuación de exactitud, mostrando un porcentaje de error es significativamente bajo con respecto a las medidas proporcionadas por el experto.

La precisión en la clasificación de granadillas maduras es del 91.8% que se obtiene de la ecuación 16.

$$P_M = \frac{90}{(90+8)} = 0,918$$

La precisión en la clasificación de granadillas Pintonas es del 91.5% que se obtiene de la ecuación 17.

$$P_P = \frac{76}{(76 + 7)} = 0,915$$

La precisión en la clasificación de granadillas Verdes es del 94.5% que se obtiene de la ecuación 18.

$$P_V = \frac{86}{(86 + 5)} = 0,945$$

5. Conclusiones y trabajos futuros

Conclusiones

Se presentó el desarrollo de un dispositivo portable para la identificación de estado de madurez de granadillas mediante técnicas de visión artificial. El dispositivo está diseñado para poder adquirir y procesar imágenes, efectuar un realce selectivo de la información visual que selecciona la coloración deseada. Se mostraron los detalles de implementación del hardware y los algoritmos empleados. El desarrollo utiliza únicamente bibliotecas Open Source, además está diseñado para permitir una rápida adaptación a nuevos frutos y dispositivos embebidos.

Se presentaron los resultados obtenidos en situaciones reales dentro de un cultivo de granadillas, los cuales muestran que el desarrollo es efectivamente aplicable como dispositivo que identifica estado de madurez, y actualmente se encuentra en etapa de mejora en cuanto a hardware y software.

La técnica de Clustering K-medias permitió hacer la clasificación de imágenes con granadillas maduras, verdes y pintonas comparando la mínima distancia a través de sus componentes en color RGB, demostrando con la matriz de confusión que la correlación del técnico experto y el dispositivo portable es alta, obteniendo como resultado un 92% de exactitud en la clasificación del estado de madurez de granadillas a pesar de tener mayores exigencias en comparación con el experto.

La precisión en la clasificación de granadillas maduras es del 91.8%, en estado de maduración pintonas de 91.5% y en estado de maduración verde de 94.5% lo que demuestra una alta tasa de precisión para clasificar granadillas.

El uso de software libre es de gran beneficio en este tipo de aplicaciones debido a su amplio soporte, accesibilidad y bajo costo. Así mismo, la herramienta computacional presentó una correlación significativa en la inspección de manera automática con respecto a la inspección visual por el técnico experto, ya que los resultados proporcionados por el examen visual pueden ser propensos a errores debido a estrés visual y cansancio del técnico experto. Las divergencias también se presentan debido a diferentes juicios de una persona a otra, resultando en decisiones imprecisas y subjetivas.

Se propone en trabajos futuros continuar con la investigación en diferentes frutos identificando estados de madurez y abarcando otras investigaciones como detección de deficiencias nutricionales en la planta, por medio de dispositivos portables con

ordenadores de placa reducida.

Apéndice 1. Guia instalacion OpenCv en Python y puesta en marcha sistema embebido.

Pasos previos

Antes de iniciar con la instalacion de OpenCv se debe actualizar los paquetes y dependencias del sistema operativo en este caso Raspbian para ello se abre una terminal y se teclean los siguientes comandos.

```
$ sudo apt-get update  
$ sudo apt-get upgrade
```

Ahora se hace la actualizacion del firmware de la Raspberry pi 2

```
$ sudo rpi-update
```

Antes de continuar se debe reiniciar la Raspberry pi 2

```
$ sudo reboot now
```

Paso 1

Instalar las herramientas y paquetes de desarrollo necesarios:

```
$ sudo apt-get install build-essential cmake pkg-config
```

Tiempo estimado 40 seg.

Tanto build-essential y pkg-config ya se encuentran probablemente instalados, pero por si acaso no lo estan, asegúrese de incluir en su orden apt-get.

Paso 2

Instalar en paquete de imágenes necesaria de I/O. Estos paquetes permiten cargar varios formatos de archivo de imagen tales como JPEG, PNG, TIFF, etc.

```
$ sudo apt-get install libjpeg8-dev libtiff4-dev libjasper-dev libpng12-dev
```

Tiempo estimado 30 seg.

Paso 3

instalar la biblioteca de desarrollo de GTK. Esta biblioteca se utiliza para construir interfaces gráficas de usuario (GUI) y es necesario para la biblioteca OpenCV para permitir visualizar las imágenes en la pantalla.

```
$ sudo apt-get install libgtk2.0-dev
```

Tiempo estimado 3 Min.

Paso 4

Instalar los paquetes de video necesaria de I/O. Estos paquetes se utilizan para cargar los archivos de vídeo usando OpenCV:

```
$ sudo apt-get install libavcodec-dev libavformat-dev libswscale-dev libv4l-dev
```

Tiempo estimado 30 seg.

Paso 5

Instalar bibliotecas que se utilizan para optimizar diversas operaciones dentro de OpenCV:

```
$ sudo apt-get install libatlas-base-dev gfortran
```

Tiempo estimado 30 seg.

Paso 6

Instalar pip

```
$ wget https://bootstrap.pypa.io/get-pip.py
```

```
$ sudo python get-pip.py
```

Tiempo estimado <30 seg

Paso 7

Usando virtualenv y virtualenvwrapper le permite crear entornos Python aislados, separados de su sistema de instalación de Python. Esto significa que puede ejecutar múltiples versiones de Python, con diferentes versiones de los paquetes instalados en cada entorno virtual. De nuevo, es una práctica habitual en la comunidad Python utilizar entornos virtuales, por lo que le recomiendo que empezar a utilizarlos.

```
$ sudo pip install virtualenv virtualenvwrapper
```

```
$ sudo rm -rf ~/.cache/pip
```

Tiempo estimado 17 seg.

Después de instalar virtualenv y virtualenvwrapper se debe actualizar en archivo (~/.profile)

```
$ export WORKON_HOME=$HOME/.virtualenvs
```

```
$ source /usr/local/bin/virtualenvwrapper.sh
```

Posterior a esto se debe recargar el archivo.

```
$ source ~/.profile
```

Crear su entorno virtual visión por ordenador:

```
$ mkvirtualenv cv
```

Tiempo estimado < 2 Min.

Paso 8

Ahora se pueden instalar las herramientas de desarrollo de Python 2.7:

```
$ sudo apt-get install python2.7-dev
```

Nota: Sí, vamos a utilizar Python 2.7. OpenCV 2.4.X todavía no soporta Python 3 por eso recomiendo seguir con OpenCV 2.4.X por el momento.

También tenemos que instalar NumPy desde los enlaces de OpenCV Python para representar imágenes como matrices multidimensionales.

```
$ pip install numpy
```

Tiempo estimado <15 Min.

Paso 9

Descargar OpenCV y descomprimirlo:

```
$ wget -O opencv-2.4.10.zip http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary/files/opencv-unix/2.4.10/opencv-2.4.10.zip/download
```

```
$ unzip opencv-2.4.10.zip
```

```
$ cd opencv-2.4.10
```

Configuración:

```
$ wget -O opencv-2.4.10.zip http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary/files/opencv-unix/2.4.10/opencv-2.4.10.zip/download
```

```
$ unzip opencv-2.4.10.zip
```

```
$ cd opencv-2.4.10
```

Tiempo estimado 1.5 Min.

Ahora se compila

```
$ make
```

Importante: Asegúrese de que está en el entorno virtual cv de manera que OpenCV se compila dentro del entorno virtual Python y NumPy. De lo contrario, OpenCV se compilará en otra parte del sistema Python y NumPy y esto puede conducir a problemas en el futuro.

Tiempo estimado 2.8 Horas.

Finalmente se uninstalar opencv

```
$ sudo make install
```

```
$ sudo ldconfig
```

Tiempo estimado <1 Min.

Paso 10

Si ha llegado hasta aquí en la guía, OpenCV ahora se debe instalar en /usr/local/lib/python2.7/site-packages

Pero a fin de utilizar OpenCV dentro de nuestro entorno virtual cv, primero tenemos que sym-link OpenCV en nuestro directorio:

```
$ cd ~/.virtualenvs/cv/lib/python2.7/site-packages/
```

```
$ ln -s /usr/local/lib/python2.7/site-packages/cv2.so cv2.so
```

```
$ ln -s /usr/local/lib/python2.7/site-packages/cv.py cv.py
```

Paso 11

Finalmente podemos probar la instalación y la versión

```
$ workon cv
```

```
$ python
```

```
>>> import cv2
```

```
>>> cv2.__version__
```


Apéndice 2 Guia procesamiento basico de imágenes con Opencv

Lo primero que se debe hacer es abrir un Shell de Python y abrir un nuevo script, posterior a esto importar los módulos, para ello se usa la función `import` seguido del módulo a usar, OpenCv lee imágenes en formato BMP, JPG, PNG, entre otros, como se muestra a continuación.

Leer una imagen

Utilice la función `cv2.imread()` para leer una imagen. La imagen debe estar en el directorio de trabajo o se debe tener la ruta completa de la imagen.

```
import numpy as np
import cv2
# Leer una imagen
img = cv2.imread('imagen.jpg')
```

Mostrar imagen

Para mostrar una imagen en una ventana utilice la función `cv2.imshow ()`. La ventana se ajusta automáticamente al tamaño de la imagen.

El primer argumento es un nombre de ventana que es una cadena. El segundo argumento es la imagen. Puede crear tantas ventanas como desee, pero con diferentes nombres de las ventanas.

```
cv2.imshow('imagen',img)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```

el resultado se muestra a continuación en la figura 68.

Figura 71. Visualización de imagen en OpenCv



Fuente: Autor

`cv2.waitKey ()` es una función de unión teclado. Su argumento es el tiempo en milisegundos que la función espera para cualquier evento de teclado. Si pulsa cualquier tecla en ese momento, el programa continúa. Si se pasa un 0, se espera indefinidamente una pulsación de tecla. También se puede configurar para detectar pulsaciones de teclas específicas.

`cv2.destroyAllWindows ()` simplemente destruye todas las ventanas que hemos creado. Si desea destruir cualquier ventana específica, utilizar la función de `cv2.destroyWindow ()` donde se pasa el nombre de la ventana exacta como argumento. Guardar imagen

Utilice la función `cv2.imwrite ()` para guardar una imagen, el primer argumento es el nombre del archivo, el segundo argumento es la imagen que desea guardar.

```
cv2.imwrite('imagen.png',img)
```

Esto guardará la imagen en formato PNG en el directorio de trabajo.

Matplotlib

Matplotlib es una biblioteca de trazado para Python que le da amplia variedad de métodos de trazado con matplotlib puede mostrar múltiples imágenes en una misma ventana.

```
import numpy as np
import cv2
from matplotlib import pyplot as plt
img = cv2.imread('imagen.jpg',0)
plt.xticks([], plt.yticks([]) # esto es para ocultar los valores de graduación de ejes X e Y.
plt.show()
```

Ejercicio: mostrar 2 imágenes en la misma ventana con Matplotlib.

Evaluación y acceso a píxel

Lo primero que se debe hacer es cargar una imagen en color

```
import cv2
import numpy as np
img = cv2.imread('Tux.jpg')
```

Se puede acceder al valor de un píxel por sus coordenadas de fila y columna. Para la imagen BGR, que devuelve una matriz de azul, verde, rojo. Para una imagen en escala de grises, se devuelve la intensidad correspondiente.

```
px = img[100,100]
print px
>>>[157 166 200]
```

Para acceder solamente al pixel de la componente azul

```
blue = img[100,100,0]
print blue
>>>157
```

Características de la imagen

Las características de la imagen incluyen el número de filas, columnas y canales, tipo de datos de imagen, número de píxeles, etc. tamaño de la imagen se accede mediante `img.shape` que devuelve una tupla de número de filas, columnas y canales (si la imagen es color).

```
print img.shape
>>>(342, 548, 3)
```

Para saber el número total de pixels

```
print img.size
>>>562248
```

El tipo de dato de la imagen se obtiene mediante `img.dtype`

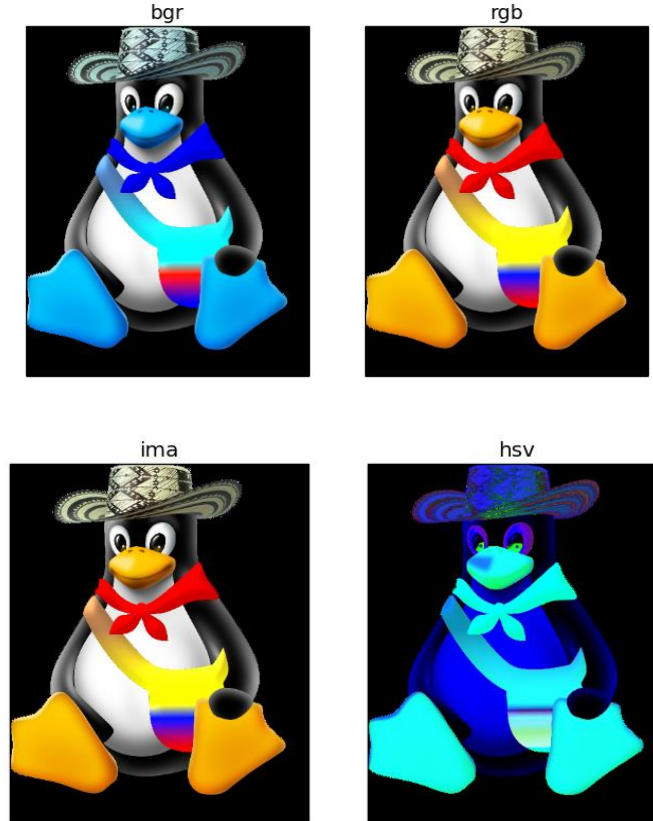
```
print img.dtype
>>>uint8
```

Cambio de espacios de color

Hay más de 150 métodos de conversión de espacio de colores disponibles en OpenCV. Pero se mostrará los más utilizados, BGR-RGB y BGR-HSV. Para esto se utiliza la función `cv2.cvtColor()` como se indica a continuación.

```
import cv2
import numpy as np
img = cv2.imread('Tux.jpg')
rgb = cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_BGR2RGB)
hsv = cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_BGR2HSV)
```

Figura 72. Imagen en diferentes espacios de color.



Fuente: Autor

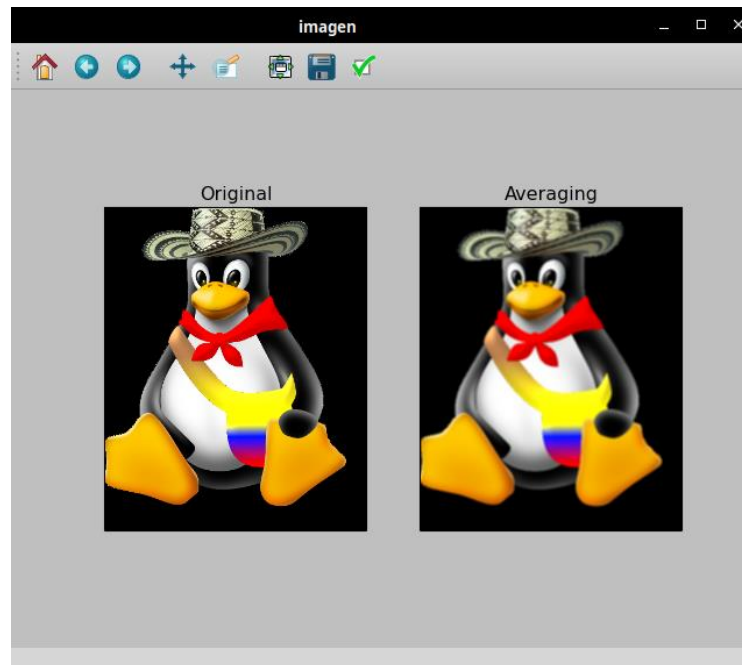
Filtrado de imágenes, las imágenes también se pueden filtrar con varios tipos de filtros que ayude en la eliminación de ruido o desenfoco de la imagen. OpenCV proporciona funciones para este fin

```
cv2.filter2D()  
cv2.GaussianBlur()  
cv2.blur()  
cv2.medianBlur(img,ventana)  
cv2.bilateralFilter()
```

```
import cv2  
import numpy as np  
from matplotlib import  
pyplot as plt  
img = cv2.imread('opencv_logo.png')  
kernel = np.ones((5,5),np.float32)/25  
dst = cv2.filter2D(img,-1,kernel)  
plt.subplot(121),plt.imshow(img),plt.title('Original')  
plt.xticks([]), plt.yticks([])
```

```
plt.subplot(122),plt.imshow(dst),plt.title('Averaging')
plt.xticks([]), plt.yticks([])
plt.show()
```

Figura 73. Imagen filtrada con OpenCv.



Fuente: Autor

Ejercicio: Implementar diferentes filtros con ventanas de diferentes tamaños una imagen.

Umbralización de imágenes

Si el valor de pixel es mayor que un valor umbral, se le asigna un valor de lo contrario se le asigna otro valor (puede ser negro). La función utilizada es `cv2.threshold`

. El primer argumento es la imagen de origen, que debe ser una imagen de escala de grises.

. Segundo argumento es el valor umbral que se utiliza para clasificar los valores de píxel.

. En tercer argumento es el máximo valor que representa el valor que debe asignarse si el valor de píxel es mayor al valor de umbral.

OpenCV proporciona diferentes estilos de umbral y se decide en el cuarto parámetro de la función. Los diferentes tipos son:

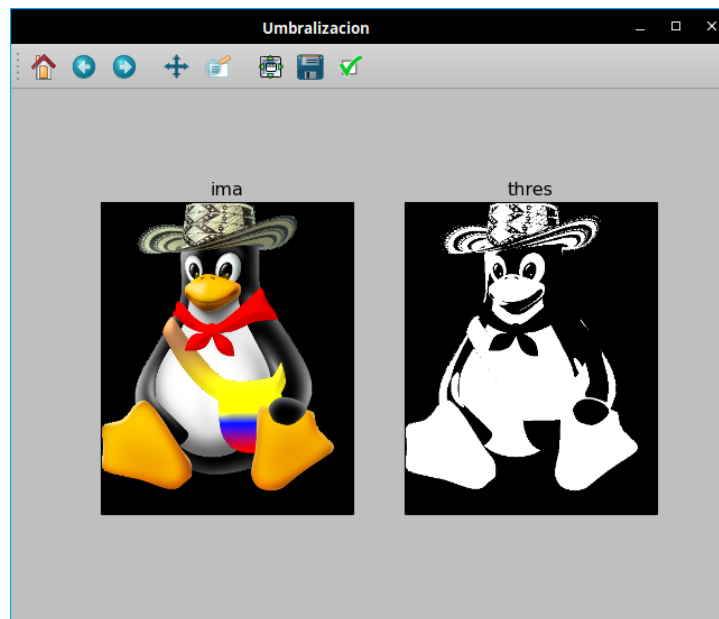
- `cv2.THRESH_BINARY`
- `cv2.THRESH_BINARY_INV`
- `cv2.THRESH_TRUNC`

- cv2.THRESH_TOZERO
- cv2.THRESH_TOZERO_INV

A continuación, un ejemplo de umbralización.

```
import cv2
import numpy as np
from matplotlib import
pyplot as plt
img = cv2.imread('gradient.png',0)
ret,thresh1 = cv2.threshold(img,127,255,cv2.THRESH_BINARY)
```

Figura 74. Imagen segmentada con OpenCv.



Fuente: Autor

Ejercicio: Graficar los diferentes resultados de los de segmentación de imágenes en escala de grises en una misma ventana como se mostró en ejemplos anteriores con la biblioteca matplotlib.

Apéndice 3: Interfaz gráfica del dispositivo.

Figura 75 interfaz de inicio del dispositivo.



Fuente: Autor

Figura 76. Interfaz de captura de imágenes.



Fuente: Autor

Apéndice 4: Socialización de proyecto

El proyecto fue presentado a discusión en los siguientes eventos:

1. Fue presentado como ponencia en el III Festival latinoamericano de instalación de software libre (Flisol) Fusagasugá 2015.



2. Fue presentado como ponencia en Bogotá Mini Maker Faire octubre 2015.



3. Fue presentado como ponencia en el primer Raspberry Jam Bogotá 2016.



4. Fue presentado como ponencia en III congreso internacional de ingeniería Fusagasugá octubre de 2015.



5. El proyecto fue enviado y aprobado para publicación a la revista Redes de Ingeniería de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

R(Σ)DES DE INGENIERÍA
[Rompiendo las barreras del conocimiento]

6. Con base en este proyecto se participó y aprobó satisfactoriamente el curso Introducción a la visión por computador: desarrollo de aplicaciones con OpenCv de la universidad Carlos III de Madrid España.

HONOR CODE CERTIFICATE



Universidad
Carlos III de Madrid

This is to certify that

Diego Alveniz Escobar F.

successfully completed and received a passing grade in

**ISA.1x: Introducción a la visión por computador:
desarrollo de aplicaciones con OpenCV**

a course of study offered by UC3Mx, an online learning initiative of
Universidad Carlos III de Madrid through edX.

Arturo de la Escalera Hueso
Profesor Titular del Departamento de Ingeniería de
Sistemas y Automática
Universidad Carlos III de Madrid

Carlos Delgado Kloos
Vicerrector de Estrategia y Educación Digital
Universidad Carlos III de Madrid



HONOR CODE CERTIFICATE
Issued 4 de April, 2016

VALID CERTIFICATE ID
d7bdbd0eb4c647ad8f5c8524371dbe9e

Bibliografía

- Cirilli, M., Bellincontro, A., Urbani, S., Servili, M., Esposito, S., Mencarelli, F., & Muleo, R. (2016). On-field monitoring of fruit ripening evolution and quality parameters in olive mutants using a portable NIR-AOTF device. *Food Chemistry*, 96-104.
- Abdolabbas, J., Reza, M., & Atefeh, F. (s.f.). Orange Grading Based on Visual Texture Features Naranja .
- Acharya, T., & Ray, A. (2005). *Image Processing Principles and Applications*. Unate Estate of America: JOHN WILEY & SONS, INC.
- Afrisal, H., Faris, M., Utomo, G., Grezelda, L., Soesanti, I., & Andri, M. (2013). Portable Smart Sorting and Grading Machine for Fruits Using Computer Vision. *2013 International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications*, 71-75.
- Atencio, P. S., & Sánchez, G. (2009). Enfoque geométrico para la estimación del peso del fruto mango. *Revista Avances en Sistemas e Informática Vol.6*, 8-16.
- Baranowski, P., Lipecki, J., Mazurek, W., & Walczak, R. T. (2008). Detection of watercore in 'Gloster' apples using thermography. *Postharvest Biology and Technology*, 358–366.
- Bennedsen, B. S., & Peterson, D. L. (2005). Identifying defects in images of rotating apples. *Computers and Electronics in Agriculture*.
- Bernal, J. (1991). El Cultivo de Granadilla. *Memorias Primer Simposio Internacional de Pasifloras*.
- Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria CORPOICA. (2008). MANUAL DE MANEJO COSECHA Y POSCOSECHA DE GRANADILLA. *CORPOICA*, 62-68.
- Cubero, S., Aleixos, N., Moltó, E., Gómez-Sanchis, J., & Blasco, J. (2010). Advances in Machine Vision Applications for Automatic Inspection and Quality Evaluation of Fruits and Vegetables. *Food Bioprocess Technol*, 487-504.
- Cuevas, E. V., & Navarro, D. Z. (2000). *Visión por Computador utilizando MatLAB Y el Toolbox de Procesamiento Digital de Imagenes*.
- Dah-Jye, L., James K, A., Yu-Chou, C., & Greco R, C. (2008). Robust color space conversion and color distribution analysis techniques for date maturity evaluation. *Journal of Food Engineering*, 364-372.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2008). *Digital Image Processing*. Prentice Hall .

- Gracia, L., Perez-Vidal, C., & Gracia, C. (2011). Computer Vision Applied to Flower, Fruit and. *World Academy of Science, Engineering and Technology*.
- He, Y., Ahang, Y., Pereira, A., Gómez, A., & Wang, J. (2005). Nondestructive Determination of Tomato Fruit Quality Characteristics Using Vis/NIR Spectroscopy Technique. *International Journal of Information Technology*, 97-108.
- Herrero, A., Fernández, E., Roger, J., Palagós, B., & Lleo, L. (2012). Combination of optical and non-destructive mechanical techniques for the measurement of maturity in peach. *Journal of Food Engineering*, 150-157.
- Isasi, P. V. (2004). *Redes de Neuronas Artificiales*. Madrid: Prentice Hall.
- Larcher, L. I., Juárez, P. M., Ruggeri, A., Biasoni, E., Cattaneo, C., & Villalba, G. (2013). PONDERACION DE CALIDAD EN FRUTAS USANDO TECNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA ESTIMACION DE DAÑOS. *Mecánica Computacional Vol XXXII*, 2473-2484.
- LEGISCOMEX.com. (15 de Mayo de 2013). *LEGISCOMEX.com*. Recuperado el 17 de Agosto de 2014, de <http://www.legiscomex.com/BancoMedios/Documentos%20PDF/estudio-frutas-exoticas-colombia-completo.pdf>
- López-García, F., García Andreu, G., Blasco, J., Aleixos, N., & Valiente, J.-M. (2010). Detección automática de defectos de la piel de las frutas cítricas, utilizando un enfoque de análisis de imágenes multivariado. *Informática y electrónica en la Agricultura*, 189-197.
- Malagón, F. G., Herrera, I. A., Sandoval, O. G., Rodríguez, C. B., & Chávez, M. G. (2013). Metodología para la selección de limón persa en banda transportadora, utilizando detección de contornos y segmentación de imágenes. *X Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico*, 6.
- Miranda, D., Fischer, G., Carranza, C., Magnitskiy, S., Casierra, F., Piedrahíta, W., & Flórez, E. (2009). *Cultivo, poscosecha y comercialización de las pasifloráceas en Colombia*. Bogota: Sociedad Colombiana de Ciencias Hortícolas.
- Monk, S. (2013). *Raspberry Pi Cookbook*. Gravenstein: O'Reilly Media.
- Moreno Bermúdez, A., Ballesteros padilla, D., & Sánchez Torres, G. (2013). Análisis de imágenes para la estimación automatizada de características del fruto Mangifera indica. *Ingeniería y Desarrollo*, 84-104.
- Pencue, E. L., & León Téllez, J. (2003). DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFECTOS EN FRUTAS MEDIANTE. *REVISTA COLOMBIANA DE FISICA*, 148-151.
- Python, F. (21 de Octubre de 2015). *python.org*. Obtenido de <https://www.python.org/>

Raspberry, p. (14 de Mayo de 2015). *Raspberrypi.org*. Obtenido de <https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-2-model-b/>

Rivero, B., Miranda, D., Avila , L., & Nieto, A. (2002). *Manejo integral del cultivo de cultivo dela granadilla Passiflora Ligularis juss*. Manizales: Litoas.

Silva, L. Á., & Lizcano, S. (2011). Evaluación del estado de maduración de la piña en su variedad perolera mediante técnicas de visión artificial. *ITECKNE Vol. 9*, 31-41.

Valongo de Souza, L., Siqueira Carneiro, L., & Bezerra Candeias, A. (2009). Modelos de Cores CMY e YIQ no SPRING e no MATLAB para Análise Visual de Imagens IKONOS e CBERS. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto* (págs. 7173-7180). Natal: INPE.

Xu., R., & Wunsch. , D. (2009). Clustering. Hoboken. *IEEE/Wiley, Computing Reviews*.