

**APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA EL  
RECONOCIMIENTO DE NARANJAS MADURAS EN EL ÁRBOL**

**HENDERSON BERMÚDEZ RINCÓN**

**JUAN ANTONY BÁEZ PÁEZ**

Estudiantes de Ingeniería Electrónica

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA  
ESCUELA DE INGENIERÍAS Y ADMINISTRACIÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
BUCARAMANGA  
SEPTIEMBRE 2010**

**APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA EL  
RECONOCIMIENTO DE NARANJAS MADURAS EN EL ÁRBOL**

**HENDERSON BERMÚDEZ RINCÓN**

**JUAN ANTONY BÁEZ PÁEZ**

Estudiantes de Ingeniería Electrónica

Tesis de grado presentada como requisito para optar el título de Ingeniero  
Electrónico

**DIRECTOR DEL PROYECTO:**

**LUIS ANGEL SILVA**

Ingeniero Electrónico

PhD. en Robótica Industrial y Visión Artificial por Computador

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA  
ESCUELA DE INGENIERÍAS Y ADMINISTRACIÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
BUCARAMANGA  
SEPTIEMBRE 2010**

Nota de aceptación

---

---

---

---

---

---

---

Firma del jurado

---

Firma del jurado

Bucaramanga, Septiembre de 2010

Ante todo a Dios, doy gracias por otorgarme la sabiduría y la salud para lograr mis propósitos. Dedico este proyecto a mis padres Temilda Páez y Luis Arturo Báez los cuales a través de mi vida han forjado una persona correcta con principios éticos y morales. Gracias a los intercambios de ideas con mis compañeros y amigos de estudio durante el proceso de pregrado.

A mi hermana Sara Báez quien siempre ha estado en todos los momentos y fases de mi vida con su apoyo incondicional. A quien agradezco de todo corazón su generosidad y gratitud. Gracias a ella he logrado trascender de lo cotidiano y he alcanzado mis metas propuestas.

A todas esas personas que de alguna forma u otra pusieron ese granito de arena para que esto funcionara.

JUAN ANTONY BAEZ PAEZ

Papito DIOS a tí más que a nadie te doy gracias cada día por hacer de mí una persona íntegra y llena de valores, por darme la fortaleza y la sabiduría para lograr con mucho esfuerzo terminar mi carrera y por depositar la confianza que cada día hace que me levante lleno de alegría, porque sé que tienes un camino lleno de éxito sembrado de bendiciones para mí.

A mi madre hermosa Irma Gladys Rincón, a ti doy gracias por ser la mejor mamita del mundo, por darme el más sincero amor y por enseñarme que nada es imposible, que ningún sueño es inalcanzable y que todo se puede lograr con esfuerzo y dedicación.

Gracias a tí papito por cuidarme, por enseñarme a crecer lleno de humildad, por darme amor y brindarme seguridad ante momentos de dificultad, por ser esa luz que me ilumina como una estrella resplandeciente en lo más alto del firmamento. Sé que en el cielo hay una gran fiesta, pues estas celebrando este gran logro de mi vida que con mucho cariño y mucho amor más que a nadie va dedicado a tí Eliseo Bermúdez Hernández.

Y finalmente y no menos importantes a ustedes queridos Hermanos por ser un motor de impulso durante mi carrera, por darme apoyo, y optimismo cada día. A mis sobrinos por sacarme una sonrisa del corazón, a mis amigos que siempre han estado ahí para formar parte de recuerdos inolvidables y a todos aquellos que creyeron en mí dedico este gran logro de mi vida... a todos los quiero mucho.

HENDERSON BERMÚDEZ RINCÓN

## **AGRADECIMIENTOS**

Los autores expresan sus agradecimientos a:

A nuestro Director de Tesis: PhD. Luis Ángel Silva por su supervisión, por su tiempo constante e incondicional, por la aclaración de nuestras dudas y sugerencias durante el proceso del proyecto. Gracias le damos porque hoy ya hace parte de una grata amistad que ha surgido de este gran logro y de forma especial y muy sinceramente le damos gracias por sus grandes aportes que van a reflejar grandes triunfos en nuestra vida profesional.

A la MSc. Nancy Stella Páez por sus críticas constructivas en la elaboración del proyecto, aportes conceptuales, ideas que generaron un buen desarrollo y Igualmente por la disposición de sus conocimientos en el proceso del mismo.

Finalmente a todas las personas que estuvieron fusionadas en la realización de este proyecto. Agradecimientos por habernos brindado todo su apoyo, colaboración, ánimo y sobre todo cariño y amistad.

## TABLA DE CONTENIDO

|                                                                                                             | Pág. |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| INTRODUCCION.....                                                                                           | 12   |
| 1. APLICACION DE TECNICAS DE VISION ARTIFICIAL PARA EL RECONOCIMIENTO DE LA NARANJA MADURA EN EL ARBOL..... | 15   |
| 1.1 Adquisición de la imagen.....                                                                           | 16   |
| 1.2 Pre-procesamiento.....                                                                                  | 19   |
| 1.3 Segmentación.....                                                                                       | 27   |
| 1.4 Extracción de características.....                                                                      | 28   |
| 1.5 Visualización del fruto en la imagen.....                                                               | 35   |
| 2. ANALISIS DE RESULTADOS.....                                                                              | 36   |
| 2.1 Muestras tomadas en la mañana.....                                                                      | 39   |
| 2.2 Muestras tomadas a medio día.....                                                                       | 42   |
| 2.3 Muestras tomadas pasada la media tarde.....                                                             | 44   |
| EVALUACION DE DESEMPEÑO DEL SOFTWARE.....                                                                   | 46   |
| 3. OBSERVACIONES Y CONCLUSIONES.....                                                                        | 50   |
| TRABAJOS FUTUROS.....                                                                                       | 52   |
| BIBLIOGRAFIA.....                                                                                           | 53   |
| ANEXOS.....                                                                                                 | 55   |
| ANEXO 1 (generalidades de la naranja).....                                                                  | 54   |
| ANEXO 2 (generalidades de opencv).....                                                                      | 57   |
| ANEXO 3 (modelos de color).....                                                                             | 58   |
| ANEXO 4 (histograma).....                                                                                   | 63   |
| ANEXO 5 (segmentación).....                                                                                 | 63   |
| ANEXO 6 (Como buscar software).....                                                                         | 69   |

## LISTA DE FIGURAS

|                                                                                                            | <b>Pág.</b> |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------|
| Figura 1. Diagrama Estructural del Proceso de Visión Artificial.....                                       | 15          |
| Figura 2. Representación grafica de la toma de imágenes.....                                               | 17          |
| Figura 3. Representación grafica de la Base de Datos.....                                                  | 17          |
| Figura 4. Registro de algunas Imágenes Adquiridas para el Procesamiento.....                               | 18          |
| Figura 5. Estructura de Datos <i>IpImage</i> .....                                                         | 20          |
| Figura 6. Explicación grafica de la función <i>cvCvtColor</i> .....                                        | 20          |
| Figura 7. Histograma para componente S del plano HSV.....                                                  | 21          |
| Figura 8. (a) Imagen RGB, (b) Imagen HSV, (c) Componente S, (d) Imagen<br>Binarizada del plano S.....      | 22          |
| Figura 9. Histograma para componente H del plano HSV.....                                                  | 22          |
| Figura 10. (a) Imagen RGB, (b) Imagen HSV, (c) Componente H, (d) Imagen<br>Binarizada del plano H.....     | 23          |
| Figura 11. Histograma para componente L del plano HLS.....                                                 | 23          |
| Figura 12. (a) Imagen HLS, (b) Componente L, (c) Imagen Binarizada de L.....                               | 24          |
| Figura 13. Histograma para componente Y del plano YCrCb.....                                               | 25          |
| Figura 14. (a) Imagen RGB, (b) Imagen YCrCb, (c) Componente Y, (d) Imagen<br>Binarizada del plano.....     | 25          |
| Figura 15. Histograma para componente Cr del plano YCrCb.....                                              | 26          |
| Figura 16. (a) Imagen RGB, (b) Imagen YCrCb, (c) Componente Cr, (d) Imagen<br>Binarizada del plano Cr..... | 26          |
| Figura 17. Resultado del Proceso de Segmentación.....                                                      | 28          |
| Figura 18. Blobs dibujados sobre la imagen fuente.....                                                     | 29          |
| Figura 19. Componentes que contiene un Blob.....                                                           | 30          |
| Figura 20. Imagen representativa de cómo se identifica un área.....                                        | 31          |
| Figura 21. Imagen representativa de los contornos en la Imagen.....                                        | 32          |
| Figura 22. Imagen representativa de la naranja después del análisis de<br>contorno.....                    | 33          |



|                                                                                                                             | <b>Pág.</b> |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------|
| Figura 23. Diagrama de Flujo del algoritmo de programación.....                                                             | 34          |
| Figura 24. Imagen Final identificada.....                                                                                   | 35          |
| Figura 25. (a) Imagen de naranja con grado de maduración baja y (b) Respectivo histograma .....                             | 37          |
| Figura 26. (a) Imagen de naranja con grado de maduración baja y (b) Respectivo histograma.....                              | 38          |
| Figura 27. a) Registro fotográfico de Imágenes tomadas en la Mañana. b) Identificación de la Naranja por cada registro..... | 40          |
| Figura 28. a) Muestras tomadas al medio Día. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra.....                 | 42          |
| Figura 29. a) Muestras tomadas pasada la media Tarde. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra.....        | 45          |
| Figura 30. Naranja Valencia Late.....                                                                                       | 56          |
| Figura 31. Modelo de Color RGB.....                                                                                         | 59          |
| Figura 32. Representación Espacial del Modelo RGB.....                                                                      | 60          |
| Figura 33. Modelo de Color CMY.....                                                                                         | 60          |
| Figura 34. Modelo de color HLS.....                                                                                         | 61          |
| Figura 35. Modelo de Color HSB.....                                                                                         | 62          |
| Figura 36. Descripción del Valle donde se encuentra el umbral optimo del histograma.....                                    | 66          |

## **RESUMEN GENERAL DE TRABAJO DE GRADO**

**TITULO:** APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA EL RECONOCIMIENTO DE NARANJAS MADURAS EN EL ÁRBOL

**AUTORES:** HENDERSON BERMÚDEZ RINCÓN  
JUAN ANTONY BÁEZ PÁEZ

**FACULTAD:** Facultad de Ingeniería Electrónica

**DIRECTOR:** PhD. LUIS ANGEL SILVA

### **RESUMEN**

Este proyecto tiene como objetivo fundamental, aplicar técnicas de visión artificial para la identificación de la naranja madura en el árbol. El proceso de identificación emplea la siguiente metodología: formación de una base de datos con imágenes adquiridas bajo diferentes condiciones de iluminación, análisis y selección del espacio de color adecuado para el procesamiento de imágenes, segmentación por histogramas aplicando el método de otsu y extracción de las regiones de interés mediante el análisis de blobs. El algoritmo de identificación fue desarrollado en código C y usa algunas funciones de las librerías de código abierto OpenCv. Las pruebas realizadas muestran que el algoritmo propuesto presenta gran robustez en el reconocimiento de la naranja en el árbol bajo condiciones de iluminación variables.

### **PALABRAS CLAVES:**

Visión artificial, RGB, Umbral, Método de otsu, Histogramas, Segmentación.

## **GENERAL SUMMARY OF WORK OF DEGREE**

**TITLE:** APPLICATION OF ARTIFICIAL VISION TECHNIQUES FOR RECONIGNITION OF MATURE ORANGE IN THE THREE

**AUTHORS:** HENDERSON BERMÚDEZ RINCÓN  
JUAN ANTONY BÁEZ PÁEZ

**FACULTY:** Facultad de Ingeniería Electrónica

**DIRECTOR:** PhD. LUIS ANGEL SILVA

### **ABSTRACT**

This project has a fundamental aim, apply computer vision techniques for the identification of the mature orange in the tree. The identification process used the following methodology: Building a database with images acquired under different lighting conditions, analysis and selection of the appropriate color space for image processing, segmentation by histograms applying the Otsu method and extraction regions of interest by analyzing blobs. The identification algorithm was developed in C code and use some functions of the open source library OpenCV. The realized tests show that the proposed algorithm presents great hardiness in the recognition of the orange in the tree under variable lighting conditions.

### **KEYWORDS:**

Artificial intelligence, RGB, Threshold, Otsu Method, Histograms, Segmentation.

## INTRODUCCION

Actualmente la tecnología ha alcanzado niveles máximos de expresión en cuanto a conocimiento, ingeniería e innovación y una de las principales ramas que aportan más aprendizaje a esta nueva era del conocimiento es la visión artificial. Ésta posee muchas ventajas ya que su valoración en cuanto a la captura, análisis y procesamiento de imágenes es objetiva, la cual permite una mejor toma de decisiones, siendo este capaz de hacer un trabajo con una eficiencia mucho mas alta y teniendo una mayor autonomía en la exactitud de los resultados.

Dentro de este gran campo una de las técnicas más empleadas es el procesamiento de imágenes, técnica que ha hecho grandes aportes en el campo de la agroindustria en tareas de inspección, clasificación y control de calidad de productos agrícolas, realizando tareas mucho más eficientes que las realizadas por la visión humana.

A partir de las ventajas del procesamiento de imágenes aplicado al sector agroindustrial, y de las necesidades de automatización de la industria de nuestra región, surge al interior del grupo de investigación RoVi de la universidad pontificia bolivariana de Bucaramanga, la idea de desarrollar un prototipo de robot automático recolector de frutos o robot cosechador, con el fin de dar a la industria regional una opción de automatización de sus procesos que les permitan mejorar las condiciones de competitividad de sus productos con un mundo globalizado.

El desarrollo del prototipo empleara la siguiente metodología: selección, diseño y construcción de la estructura robótica, desarrollo de algoritmos para el procesamiento de imágenes de productos agrícolas e implementación de diferentes estrategias de control visual.

Este trabajo titulado. "APLICACIÓN DE TECNICAS DE VISION ARTIFICIAL PARA EL RECONOCIMIENTO DE LA NARANJA MADURA EN EL ARBOL" se encuentra enmarcado en el área de procesamiento de imágenes agrícolas del proyecto Robot cosechador.

En estos momentos no hay reportes sólidos de un proyecto investigativo como el de APLICACIÓN DE TECNICAS DE VISION ARTIFICIAL PARA EL RECONOCIMIENTO DE LA NARANJA MADURA EN EL ARBOL, que se está trabajando en el grupo de investigación (RoVi) de la Universidad Pontificia Bolivariana, sin embargo la empresa Vision Robotics Corporation está desarrollando un proyecto hace tres años que contiene las mismas características para la recolección de la naranja en el árbol. Esta investigación se encuentra a cargo del coordinador Derek Morikawa, el cual dice que el fracaso de los robots construidos anteriormente es que "se aproximaban a los árboles como lo hace un trabajador humano", y por eso eran ineficientes. [1]

La forma manual en que se está bajando la naranja en el árbol, los riesgos que se presentan al subirse a bajar la fruta donde la persona puede caer del mismo y otros inconvenientes, llevaron a la realización de este proyecto que realiza a la vez un aporte significativo al mejoramiento de la producción de la industria agroalimentaria y hortofrutícola, dando surgimiento a nuevas tecnologías que garanticen una mejor calidad de los productos, contando con un sistema nuevo y autónomo de visión artificial que podrá identificar la naranja madura en el árbol para a futuro recolectarla por un robot cosecha enmarcado en un proyecto macro.

La contribución será para todos los agricultores y campesinos de la región o grandes empresarios de la industria agroalimentaria quienes podrán disfrutar de este eficiente y nuevo sistema tecnológico e innovador que logrará aumentarles la producción de sus terrenos sembrados con naranja.

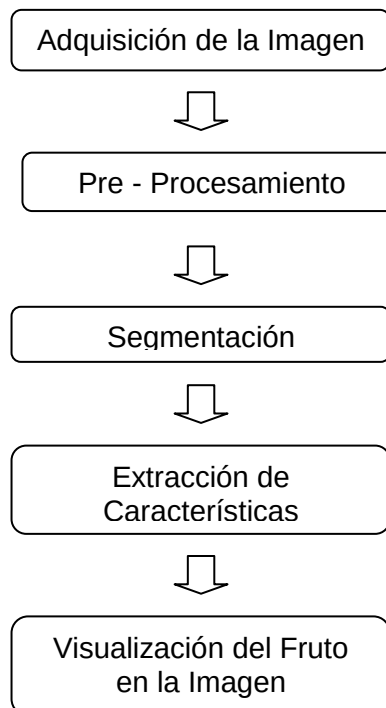
Este documento está estructurado de la siguiente manera: inicialmente se presenta la metodología empleada y su justificación analítica para la identificación de naranjas maduras en el árbol, posteriormente sus análisis de resultados, así como las conclusiones del trabajo desarrollado. Finalmente se dejan los anexos que contienen cada uno de los conceptos básicos de visión artificial.

## 1. APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA EL RECONOCIMIENTO DE LA NARANJA MADURA EN EL ÁRBOL

En este capítulo se describe en forma detallada la metodología empleada para la identificación de la naranja madura en el árbol. El algoritmo implementado permite extraer la fruta en imágenes tomadas con diferentes condiciones de iluminación.

El análisis mediante técnicas de visión artificial se fundamenta básicamente de cinco pasos, los cuales se aprecian en la Figura 1: (1) el proceso realizado para la adquisición correcta de la imagen, (2) las operaciones involucradas para el procesamiento continuo de la imagen, (3) las técnicas de segmentación, (4) la aplicación de técnicas para la extracción de características y (5) el proceso de identificación para la obtención final de la imagen.

**Figura 1. Diagrama Estructural del Proceso de Visión Artificial**



Fuente. Autor

## **1.1 ADQUISICIÓN DE LA IMAGEN**

La variedad de naranja trabajada fue la valenciana (Anexo 1) debido a su mayor productividad a nivel mundial. Esta variedad tiene una particularidad, en sus cogollos se encuentran de a una, dos o un máximo de tres naranjas por ramal.

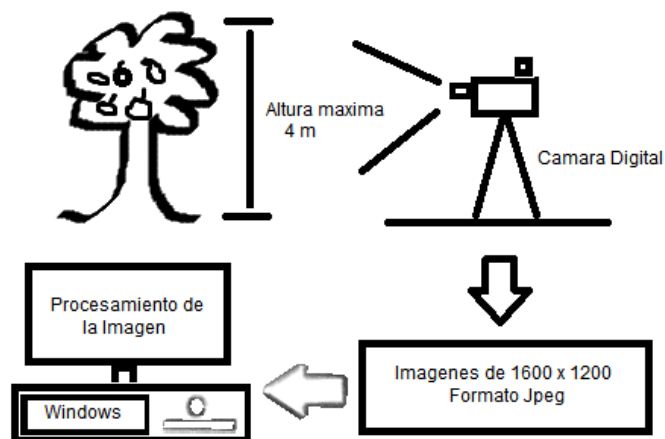
En la finca donde se tomaron las muestras habían alrededor de 100 árboles cada árbol en su etapa de cosecha producía cerca de 50 naranjas semanales aunque en temporada baja su densidad se reduce a un promedio de 12 naranjas por árbol.

Para la adquisición de la imagen de naranja en el árbol, fue importante tener en cuenta varias características y requerimientos como: la distancia de la cámara a la naranja. Una condición importante es el no tomarla a mas de 40 cm para reducir la incidencia del fondo, es decir evitar que se vea el tallo, el piso ó piedras y pasto que puede haber alrededor del árbol y a su vez garantizar que las áreas de naranja a extraer se encuentren en mayor proporción sobre la imagen, y la distancia mínima, que no debe ser inferior al área de la naranja pues no habría una naranja para identificar puesto que esta eliminando todo el contorno en la imagen. Cumpliendo estos requerimientos se va a tener mayor éxito en la etapa de extracción de características.

La altura del árbol fue un factor que no incidió en la toma de imágenes, pues estos no exceden los 4 metros de altura, por lo tanto no era tan difícil adquirir las imágenes, para las naranjas que se encontraban muy altas, se utilizaba una pequeña escalera que pudiera facilitar la toma. Las imágenes se adquirieron de forma manual directas al fruto con un ángulo de 90 grados para mejor ubicación del objeto.



**Figura 2. Representación grafica de la toma de imágenes**



Fuente. Autor

Las imágenes adquiridas fueron almacenadas en una base de datos compuesta por tres carpetas individuales, donde cada una de ellas contiene 10 imágenes con diferentes muestras, las cuales fueron tomadas en las etapas o diferentes jornadas del día analizadas.

**Figura 3. Representación grafica de la Base de Datos**



Fuente. Autor

El registro fotográfico para cada una de las imágenes de la base de datos se realizo con una cámara digital Kodak referencia C713 a una resolución de

1600x1200 pixeles, en términos más explícitos la imagen tiene una calidad de 2 Mega pixeles.

Es importante en la toma de imágenes contar con las condiciones climatológicas adecuadas para la toma de las mismas, con esto se refiere a que no haya nubosidad o lluvia pues impedirían tener una respuesta adecuada en el programa.

Durante el tiempo de ejecución del proyecto se tomaron 240 fotografías, las cuales fueron tomadas a diferentes horas del día; En la mañana, al medio día y pasada la media tarde, en condiciones de tiempo normal osea sin lluvia ni nubosidad.

Al principio se tomaron en una finca ubicada en Ruitoque bajo y luego en una finca que tenía mayor cantidad de frutos, ubicada vía a Piedecuesta cerca a la UPB de Bucaramanga. Las primeras imágenes analizadas fueron de la finca ubicada en Ruitoque, donde se tomaron 30 imágenes que realmente en el proceso no sirvieron por no tener las características adecuadas, y se procedió adquirir las otras imágenes en la finca que está ubicada cerca a la UPB por su fácil acceso ya que respecto a la finca de Ruitoque se encuentra mas cerca del casco urbano.

En la figura 4 se muestra el registro de algunas de las imágenes tomadas

**Figura 4. Registro de algunas Imágenes Adquiridas para el Procesamiento**



(a) Mañana

Fuente. Autor

**Figura 4. Registro de algunas Imágenes Adquiridas para el Procesamiento  
(continuación)**



(b) Medio día



(c) Pasada la media Tarde

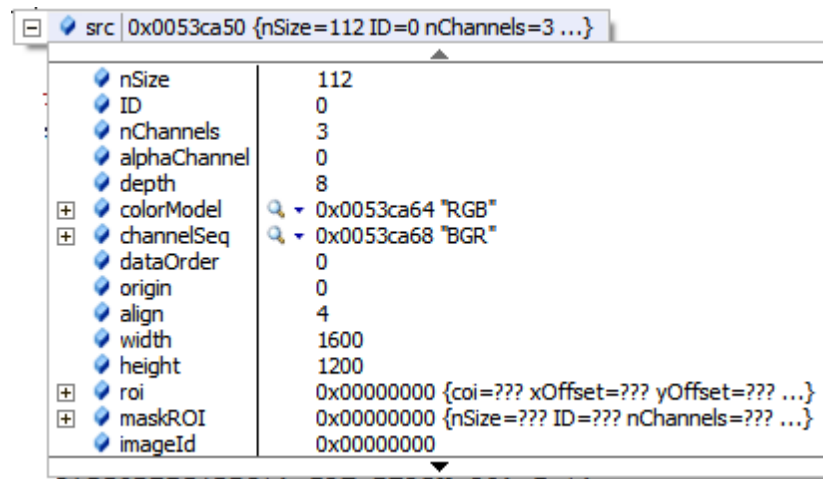
Fuente. Autor

## 1.2 PRE-PROCESAMIENTO

En esta etapa de pre-procesamiento se lee la imagen de disco utilizando la función **cvLoadImage**, de la librería OpenCv (Anexo2) la cual carga la imagen como una estructura de datos *IplImage*, que contiene diferentes tipos de componentes que permiten acceder a diferente información de la imagen.

En la Figura 5 se puede apreciar los componentes que integra este tipo de estructura *IplImage* para una variable de nombre src.

**Figura 5. Estructura de Datos *IplImage***



Fuente. Autor

Las propiedades de color de la imagen de naranja, se analizan mediante modelos de color (Anexo 3), facilitando la cuantificación del color. La imagen inicialmente en el espacio RGB, es convertida a un modelo de color conveniente, útil para la etapa de segmentación.

La realización del cambio de espacio de color se hace con la función **cvCvtColor** de la librería OpenCv (Anexo 2), la cual transforma una imagen RGB de entrada, en una imagen con tres componentes de salida.

**Figura 6. Explicación grafica de la función *cvCvtColor***



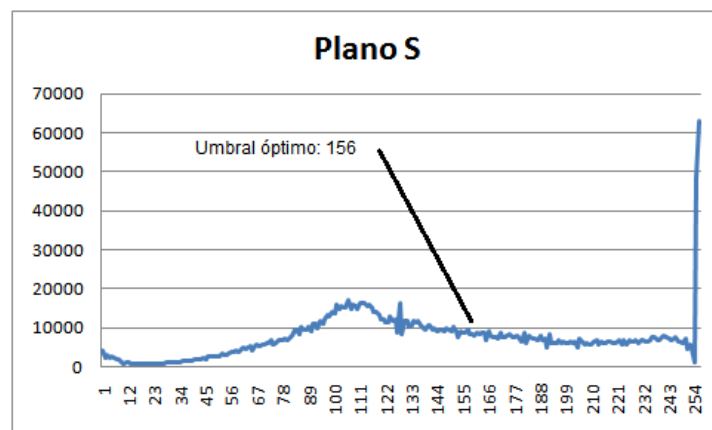
Fuente. Autor

Luego de tener la imagen transformada, se procede a extraer cada uno de los componentes de la imagen, esto se logra con la función **cvCvtPixToPlane** de las librerías de OpenCv, la cual divide la imagen y crea 3 imágenes diferentes en un conjunto de escala de grises. Las imágenes en escala de grises, emplean 8 bits para representar cada píxel lo que sólo permite una escala con 256 intensidades.

A continuación se muestra el análisis de los diferentes espacios de color, dando una explicación grafica de la selección del espacio más adecuado.

El primer espacio de color analizado fue el (HSV, Anexo 3), donde se extrajo la componente S la cual brinda la saturación en la imagen, es decir la gama del color del más fuerte al más claro, también se extrajo la componente H, la cual tiene todas las tonalidades de la imagen y por último se descarto la componente V por ser la de brillo. Para la componente S se obtuvo el (histograma, Anexo 4) figura 7, en el cual se puede apreciar que la distribución no es completamente bimodal. De igual forma se halló el umbral óptimo por medio del método de (Otsu, Anexo 5) y se graficó la imagen binaria, para tener una mejor apreciación del análisis.

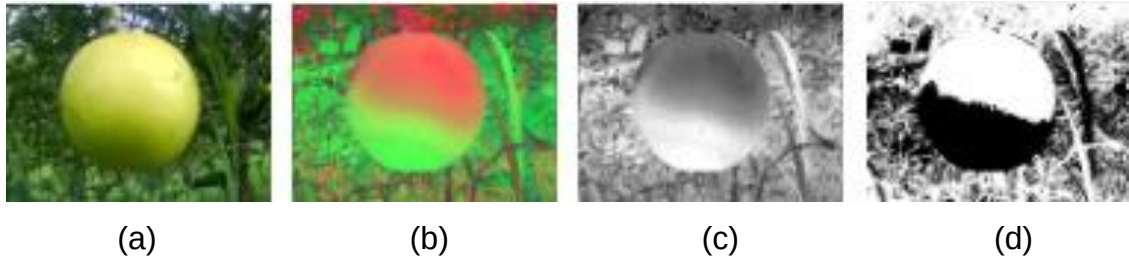
**Figura 7. Histograma para componente S del plano HSV**



Fuente. Autor

En la Figura 8 se puede apreciar el resultado de la binarización de la imagen del plano S, la cual indica que está arrojando mucho ruido en la imagen, y que no identifica claramente el objeto.

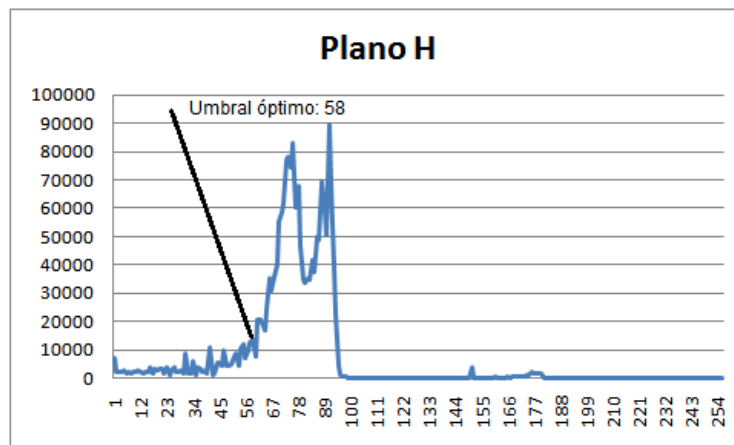
**Figura 8. (a) Imagen RGB, (b) Imagen HSV, (c) Componente S, (d) Imagen Binarizada del plano S**



Fuente. Autor

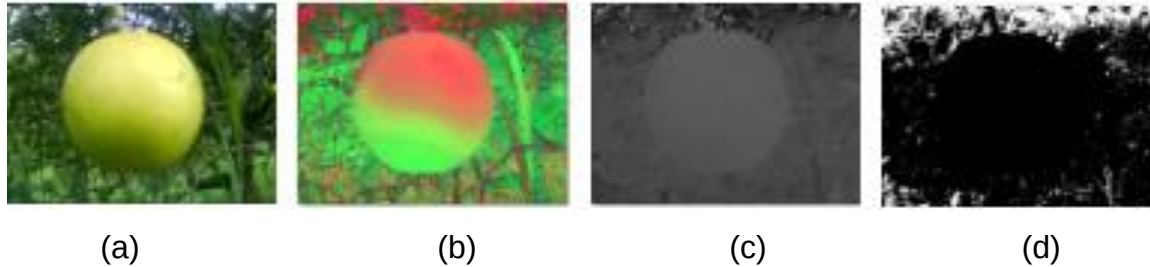
Siguiendo con la componente H, en la Figura 9 se muestra el respectivo histograma, el cual a simple vista parece tener una distribución bimodal que puede servir para (segmentar, Anexo 5) la naranja, pero al hacer un análisis más profundo y ubicar el umbral por el método de otsu, se observa en la imagen binarizada que no era la respuesta que se esperaba, pues no separa correctamente el objeto del fondo Figura 10.

**Figura 9. Histograma para componente H del plano HSV**



Fuente. Autor

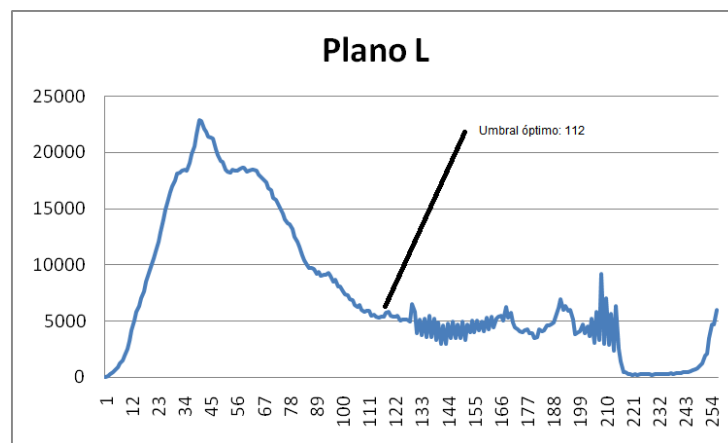
**Figura 10. (a) Imagen RGB, (b) Imagen HSV, (c) Componente H, (d) Imagen Binarizada del plano H**



Fuente. Autor

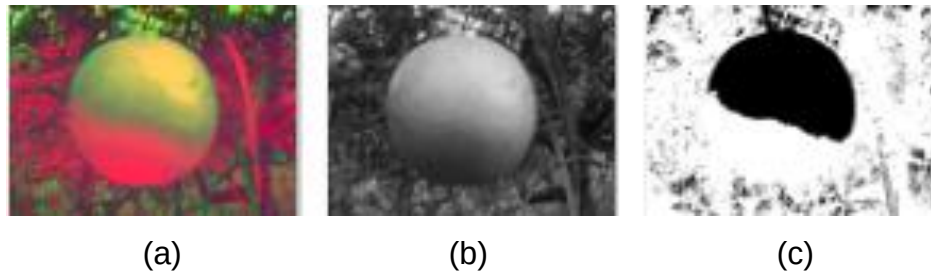
Luego se procedió analizar el espacio HLS(Anexo 3), este contiene también una componente de saturación y de tonalidad, las cuales ya fueron analizadas en HSV, por lo tanto se analizó la componente L, donde se genero un histograma Figura 11 que a simple vista deja percibir que no es adecuado para la segmentación, y clarificando esto se obtuvo la imagen binaria Figura 12, la cual indica que no segmenta correctamente la imagen de entrada, por lo tanto se ratifica que no es un plano adecuado para trabajar.

**Figura 11. Histograma para componente L del plano HLS**



Fuente. Autor

**Figura 12. (a) Imagen HLS, (b) Componente L, (c) Imagen Binarizada de L**



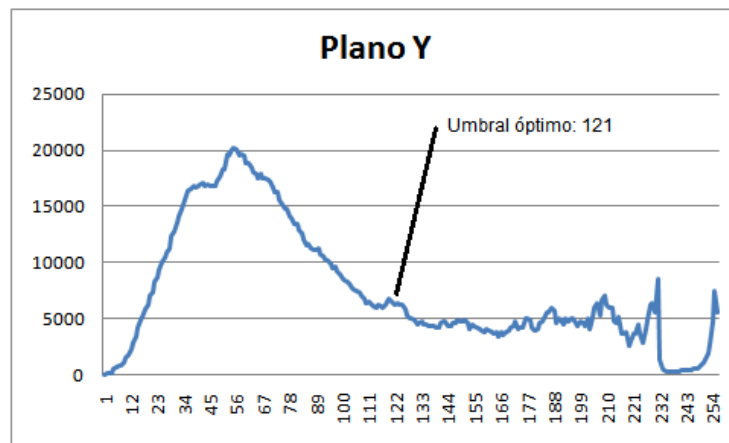
Fuente. Autor

Finalmente se analizó el espacio de color YCrCb (Anexo 3), un espacio donde se define el color en términos de una componente de luminancia y dos de crominancia. Y representa la luminancia (luma) y se encuentra en el rango de 0 a 255, Cb y Cr representan la crominancia (chroma), los colores azul y rojo respectivamente, Se encuentran en el rango -128 a 127 signado ó 0 a 255 no signado.

Primero se obtuvo el histograma Figura 13 de la componente Y, este mostraba una distribución bastante complicada para identificar el valle donde se encuentra el umbral para la separación del objeto del fondo, sin embargo se graficó la imagen binaria Figura 14 para tener un mayor soporte visual que indique si ésta componente realmente separa el objeto del fondo correctamente.



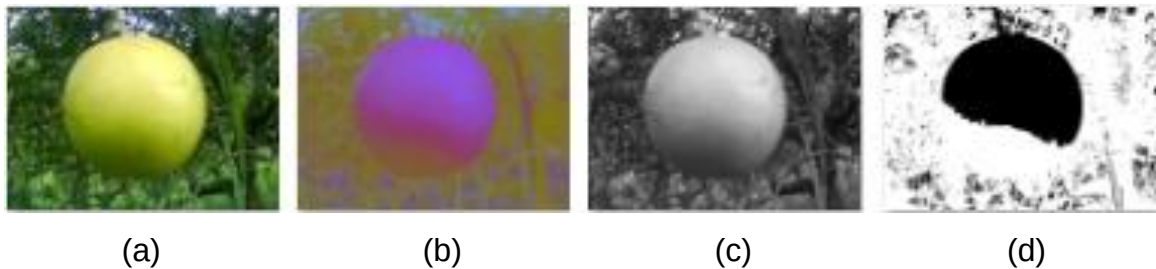
**Figura 13. Histograma para componente Y del plano YCrCb**



Fuente. Autor

Como se había dicho se ratifica que esta componente no sirve para hacer una buena segmentación de la imagen, ya que no extrae el objeto de forma correcta.

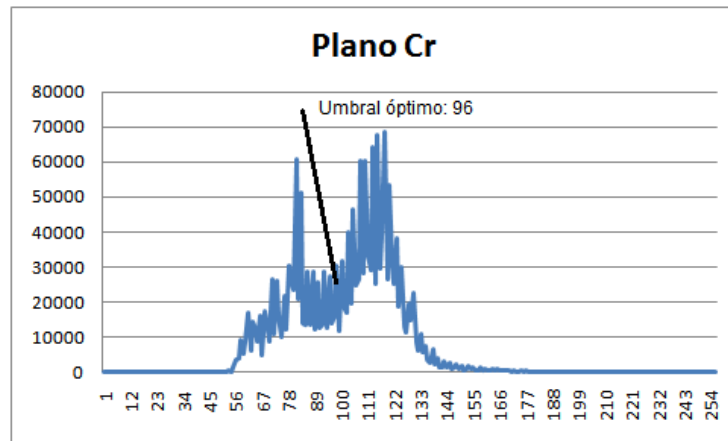
**Figura 14. (a) Imagen RGB, (b) Imagen YCrCb, (c) Componente Y, (d) Imagen Binarizada del plano Y**



Luego se manejó la componente Cr, la cual por su gran porcentaje de colores primarios que contiene parece ser la más viable. En la Figura 15 se muestra el histograma para la componente Cr, en este se puede visualizar mucho mejor respecto a los otros planos analizados la distribución de los dos lóbulos que contienen el fondo y el objeto. Para saber si realmente esta componente genera

buenos resultados, se grafica la imagen binaria Figura 16 la cual va a clarificar la óptima segmentación del objeto.

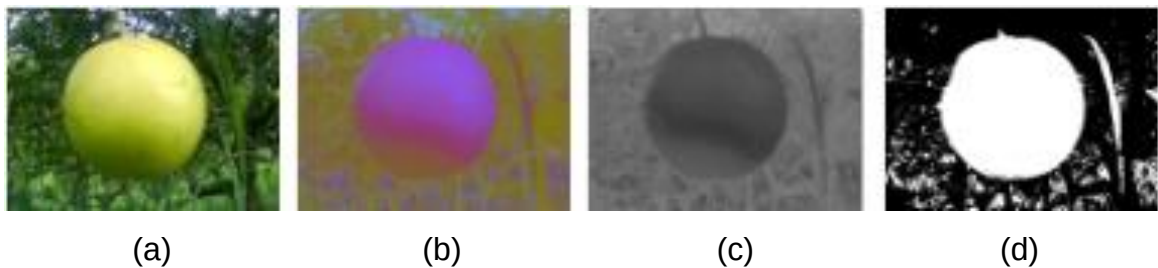
**Figura 15. Histograma para componente Cr del plano YCrCb**



Fuente. Autor

Como se puede apreciar en la Figura 16(d), la binarización de la imagen es mucho mas efectiva, puesto que deja percibir mucho mejor el objeto del fondo, lo cual asegura que esta componente Cr está generando una correcta segmentación de la imagen y además está siendo más eficiente que cualquiera de las otras componentes analizadas anteriormente en los diferentes espacios de color.

**Figura 16. (a) Imagen RGB, (b) Imagen YCrCb, (c) Componente Cr, (d) Imagen Binarizada del plano Cr**



Fuente. Autor

### 1.3 SEGMENTACION

La segmentación(Anexo 5), se lleva a cabo empleando el método de umbralización por histograma. Para ello se halla el umbral automático a través del método de Otsu (Anexo 5) aplicado al plano Cr de la imagen. Al tener este umbral localizado en la imagen, se procede a eliminar los datos que corresponden al fondo, de forma que solo queden los datos del objeto. Para ello se crea otra nueva imagen binaria que contiene los datos de la imagen segmentada.

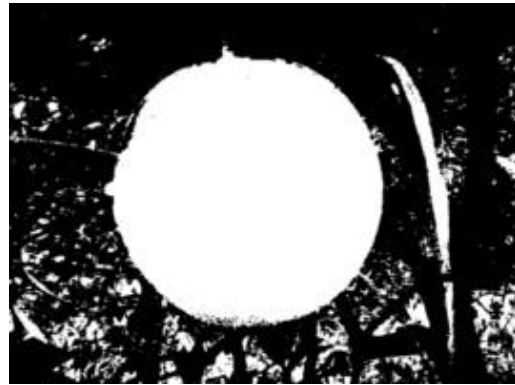
Para obtener la imagen binarizada, se procede a encontrar las regiones de interés, de forma que todos los pixeles cuyo valor esté por debajo del umbral sean colocados en 0, y todos los pixeles cuyo valor sea mayor al umbral sean colocados en 1. De esta forma en la imagen binarizada, los pixeles cuyo valor sea 1 corresponderán al objeto de interés, mientras aquellos cuyo valor sea 0, corresponderán al fondo.

Como se puede observar en la imagen binarizada de la figura 17, a parte del objeto de interés (naranja) se detectan además otros objetos (hojas y ramas) que tienen características de color similares al color del objeto de interés. Por este motivo se va a implementar una técnica avanzada de visión artificial que se basa en la extracción de características (análisis de blobs presente en la imagen binaria), utilizando la identificación de áreas y contornos, técnica utilizada en este proyecto.

**Figura 17. Resultado del Proceso de Segmentación**



a) Imagen Fuente



b) Imagen Binarizada

Fuente. Autor

#### **1.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS**

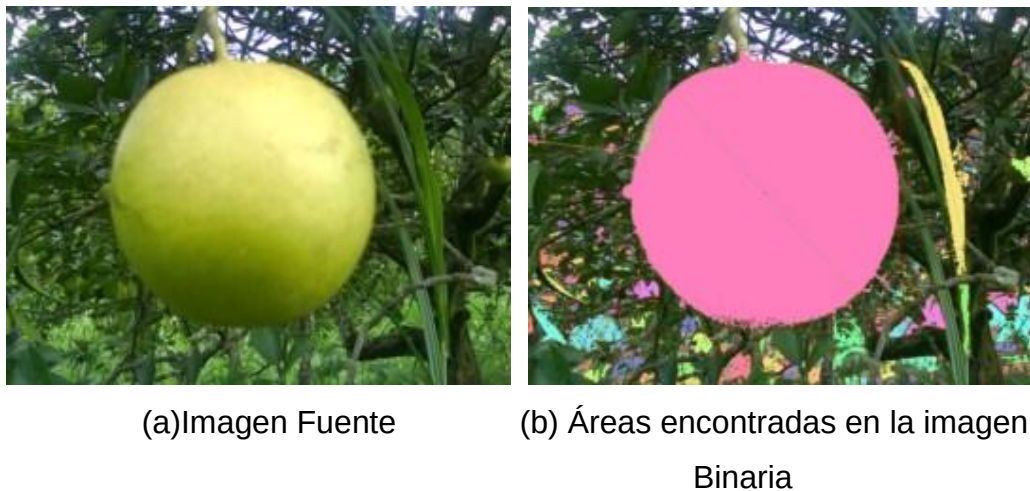
Para tener una óptima interpretación de la imagen final se deben ajustar los parámetros de la misma, debido a que al segmentarla inciden en la imagen otros objetos, como pequeñas hojas, suelo o pasto, los cuales tienen algunas características de color semejante a la naranja. Para esto se utiliza una técnica de procesamiento avanzada que se enfoca en el reconocimiento de las áreas encontradas en la imagen binaria, realizando un barrido de pixel a pixel, con el cual se van agrupando las áreas por conectividad de pixeles, estas áreas son etiquetadas aleatoriamente por colores dependiendo de su tamaño.

Esta técnica se puede implementar utilizando una librería llamada CvBlobs, la cual no hace parte de las OpenCv, pero se pueden descargar y anexar por separado.

La función que permite ubicar las áreas sobre la imagen binaria es **cvLabel**, una función de la librería CvBlobs, la cual pide de entrada una imagen binarizada y de ésta busca características similares para la formación de cada blob, obteniendo una imagen nueva con cada una de las áreas ubicadas sobre la imagen binaria.

Otra función que permitió tener una mayor apreciación de las áreas fue **cvRenderBlobs**, también de CvBlobs la cual sobrepone la imagen de áreas, sobre la imagen en RGB o imagen fuente, dejando percibir mucho más las áreas que encontró sobre la imagen. En la Figura 18 se puede apreciar el resultado de la función y como están ubicadas todas las áreas sobre la imagen fuente.

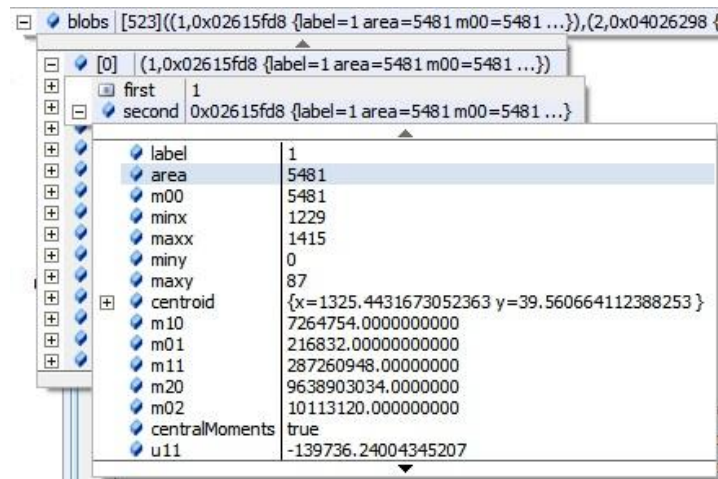
**Figura 18. Blobs dibujados sobre la imagen fuente.**



Fuente. Autor

**Dentro de cada blob hallado se encuentra una estructura de datos, la cual hace referencia a cada blob**, dando información relevante como tamaño de cada blob encontrado, numero de blobs, distancias en x, distancia en y, valor del área en pixeles, perímetro, centroide y contorno entre otros. En la Figura 19 se pueden apreciar los componentes que tiene un blob, cada uno de sus datos y sus respectivos valores.

**Figura 19. Componentes que contiene un Blob**



| Component      | Value                                       |
|----------------|---------------------------------------------|
| label          | 1                                           |
| area           | 5481                                        |
| m00            | 5481                                        |
| minx           | 1229                                        |
| maxx           | 1415                                        |
| miny           | 0                                           |
| maxy           | 87                                          |
| centroid       | {x=1325.4431673052363 y=39.560664112388253} |
| m10            | 7264754.0000000000                          |
| m01            | 216832.0000000000                           |
| m11            | 287260948.00000000                          |
| m20            | 9638903034.000000                           |
| m02            | 10113120.00000000                           |
| centralMoments | true                                        |
| u11            | -139736.24004345207                         |

Fuente. Autor

Haciendo uso de cada uno de los componentes que posee un blob, se procedió hacer el análisis de las áreas encontradas sobre la imagen binaria. Lo primero que se hizo fue crear un área de referencia, la cual esta asignada al 3% de la imagen, es decir se van a buscar las áreas más grandes, las cuales se encuentran por encima del 3% de la imagen total. Este 3% se asigna porque por debajo de este valor no se va a encontrar ninguna naranja, ya que las áreas van a ser muy pequeñas por lo tanto van a ser parte de objetos que pertenecen al fondo.

Luego de asignar esta área de referencia, se hace un análisis de blobs recorriendo todos los blobs hallados sobre la imagen binaria y se halla el objeto ubicando el área más grande en la imagen, la cual va hacer la naranja a identificar.

Una gráfica que deja ver cómo van a ser encontradas estas áreas sobre la imagen binaria, se ve reflejada en la Figura 20. Esta me indica que la naranja se encuentra dentro de un área cuadrada y que además del área circular de la naranja, el blob también identifica el perímetro total del cuadrado, es decir en la imagen se van a

ver partes de fondo que están limitadas por las esquinas del área cuadrada, y que además no hacen parte de la naranja. Por este motivo se procedió a extraer la naranja utilizando criterios de contorno, es decir analizando únicamente el borde del objeto que se necesita, y de esta forma mejorar la extracción.

**Figura 20. Imagen representativa de cómo se identifica un área**



Fuente. Autor

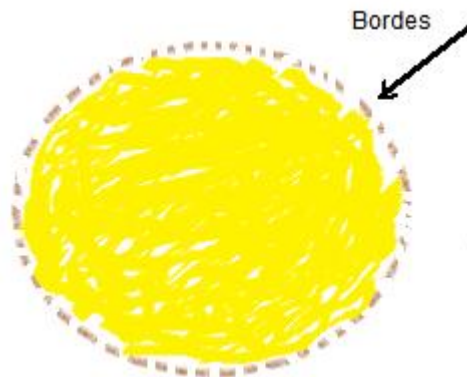
Este proceso se conoce teóricamente como discontinuidad, donde los objetos tienen formas geométricas que definen unos contornos. Estos bordes delimitan unos objetos de otros. Esta detección de contornos físicos suele ser bastante tediosa por estar invadida de errores y de discontinuidades en los bordes. Por tanto, resulta difícil obtener los contornos cerrados, libres al ruido y sin desplazamiento entre el contorno real y el logrado. Por eso se debe ser bastante cuidadoso a la hora de desarrollar el proceso.

Llevando a cabo el procedimiento, cuando se tienen las áreas más grandes ubicadas, se procede a analizar el contorno o borde de cada una. Lo primero que se hace es utilizar la función **cvConvertChainCodesToPolygon**, la cual permite convertir todos los datos del contorno que se encuentran en un tipo de código generado por los blobs, a un tipo polígono, que como su nombre lo indica conforma una figura de varios lados, es decir va a generar el código en datos entendibles tipo polígono, los cuales son valores en (x,y) que indican cada una de

las posiciones del borde sobre la imagen, esto se hace para tener un manejo adecuado de los mismos en la matriz de la imagen.

En la Figura 21 se puede apreciar una representación de cómo están compuestos los contornos sobre la imagen, y que tan solo son puntos que se encuentran ubicados en la matriz de la imagen en una posición  $(x, y)$ . El objeto estrictamente hace parte del contenido de esta serie de puntos que se llaman contornos.

**Figura 21. Imagen representativa de los contornos en la Imagen**



Fuente. Autor

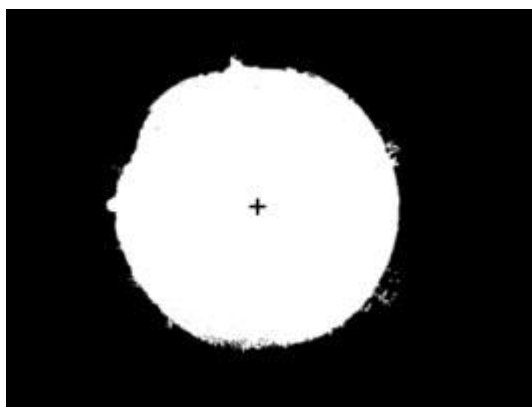
Teniendo estos datos del polígono se procede a analizar cada contorno con el fin de unir un área, que en este caso sería la de la naranja a identificar. De esta forma se analizan cada uno de los contornos, asignándole a los datos que estén dentro del mismo un valor de uno, color blanco en la imagen, y los datos que no pertenezcan al contorno pues se les asignara el valor de 0, color negro, de esta forma todos los datos que tengan el color blanco pertenecerán a la naranja y los que tengan negro harán parte del fondo.

En la Figura 22 se puede tener una mejor apreciación del resultado obtenido en la extracción de características por medio del análisis de contornos, en la cual la



imagen permite ver claramente la identificación de la naranja sin ninguna clase de ruido.

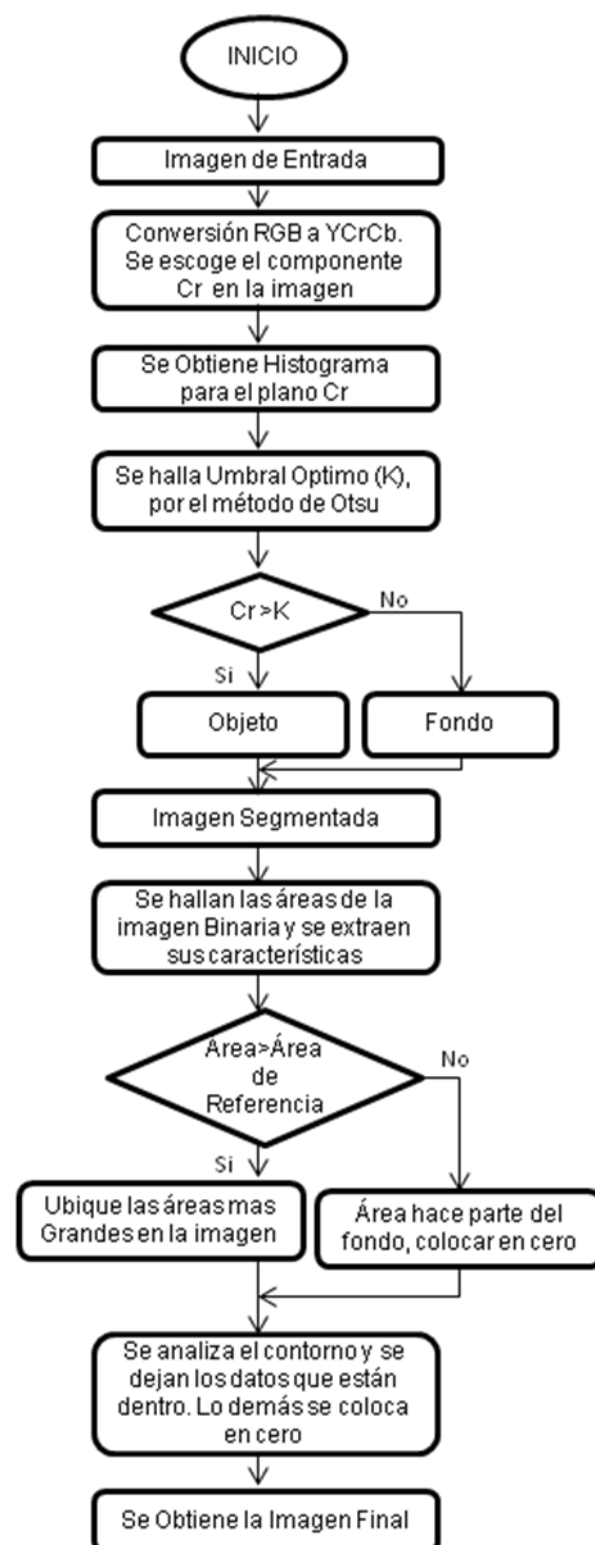
**Figura 22. Imagen representativa de la naranja después del análisis de contorno**



Fuente. Autor

A continuación se muestra un diagrama de flujo que permite apreciar la forma en que se llevo a cabo la programación del algoritmo de identificación de naranjas maduras.

Figura 23. Diagrama de Flujo del algoritmo de programación



Fuente. Autor

## 1.5 VISUALIZACION DEL FRUTO EN LA IMAGEN

Para la imagen final se parte de la imagen con extracción de características, luego de haber pasado por el análisis de contornos, la cual ya tiene identificadas las áreas exactas de las naranjas, por lo tanto se procede hacer una máscara, la cual sobrepone la imagen con extracción de características sobre la imagen de entrada en RGB, de esta forma se logra apreciar claramente la identificación de las naranjas, las cuales tienen un centroide dibujado, que identifica cual es exactamente el centro de la naranja para que a futuro el robot cosecha sepa correctamente donde extraer la naranja del árbol.

A continuación se muestra la imagen final libre ruido con su respectivo centroide, la cual deja percibir la correcta identificación de la naranja madura en el árbol. El fondo de la imagen se toma de color oscuro para tener una mayor apreciación de la naranja, ya que en YCrCb el color negro es representado con un color gris claro.

**Figura 24. Imagen Final identificada**



(a) Imagen de entrada



(b) Imagen final identificada

Fuente. Autor

## 2. ANALISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos en el proceso de identificación de la naranja en el árbol. El registro fotográfico se realizó desde el inicio y durante el proceso del proyecto y las fotografías fueron agrupadas dependiendo de la hora del día en que fueron tomadas. Los resultados muestran que el algoritmo de identificación propuesto tiene gran robustez ante condiciones de iluminación variables.

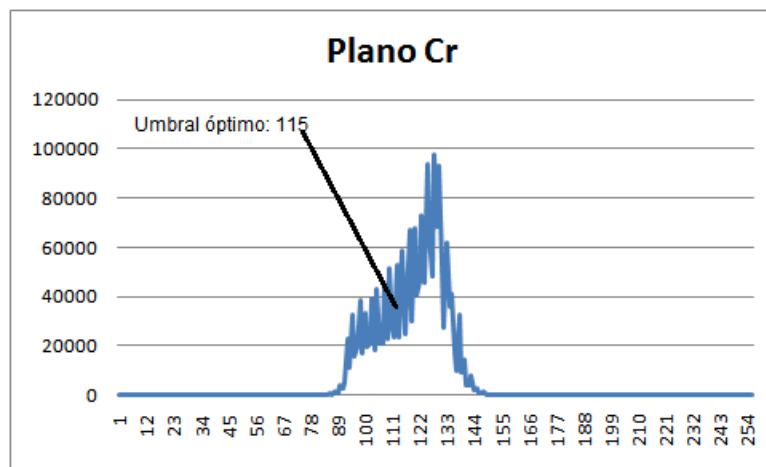
Antes de entrar en detalle a las muestras tomadas en las diferentes horas del día, se quiere hacer énfasis en algo particular, y es la representación bimodal del histograma, la cual va ser mucho más apreciable en naranjas que tienen un grado de maduración alto, dejando percibir claramente los dos lóbulos en la imagen del histograma que separan el objeto del fondo. Cuando la Imagen es madura, pero su pigmentación es algo verdosa, es decir no tiene un grado de maduración alta, es menos apreciable la distribución bimodal en el histograma, por lo tanto en la segmentación es muy posible que se cuelen objetos que hagan parte del fondo. Ese fue el análisis que se hizo durante el proceso de ejecución del proyecto. De de igual forma cada uno de los objetos que se filtran en la imagen, son eliminados en la etapa de extracción de características obteniendo una correcta identificación de la naranja.

A continuación se muestra el histograma para una imagen con grado de maduración baja Figura 25, y su respectiva imagen de naranja.

**Figura 25. (a) Imagen de naranja con grado de maduración baja y (b) Respectivo histograma**



(a)



(b)

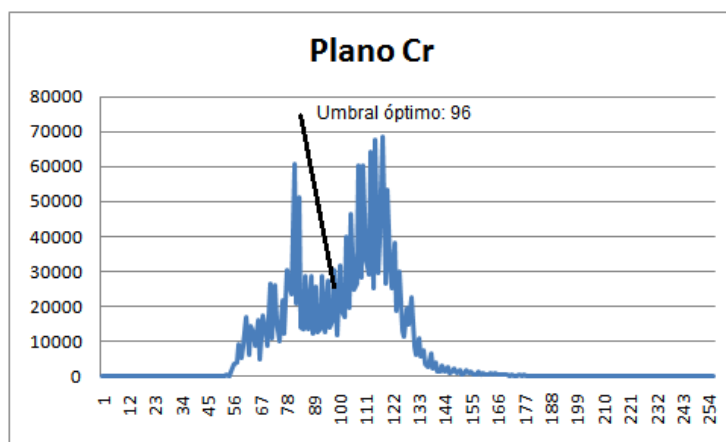
Fuente. Autor

El histograma presenta una mejor representación cuando la naranja se encuentra en un grado de maduración alto, lo cual se puede apreciar en la Figura 26.

**Figura 26. (a) Imagen de naranja con grado de maduración baja y (b) Respectivo histograma**



(a)



(b)

Fuente. Autor

Para este análisis se escogieron dos imágenes de la misma jornada del día y se analizaron cada uno de sus histogramas, donde se clarifica que la representación del histograma para una naranja con grado de maduración alto deja percibir más claramente los dos lóbulos que separan el fondo del objeto. Teniendo ya claro el análisis anterior se procede hacer el análisis de las muestras tomadas para las diferentes jornadas del día.

## **2.1 MUESTRAS TOMADAS EN LA MAÑANA**

La hora de muestreo fue entre las nueve y diez y cuarenta de la mañana. Se tomaron 240 muestras durante todo el desarrollo del proyecto, de las cuales un 70% no sirvió, puesto que no se tenían claras las características para la adquisición de la imagen.

Ya teniendo en claro los requerimientos para adquirir la imagen se creo una base de datos con 30 imágenes, 10 para cada jornada del día, donde se encuentran imágenes tomadas en diferentes posiciones respecto al sol, por este motivo en algunas imágenes incide directamente y en otras simplemente no alcanza a llegar. Aplicando el algoritmo propuesto, los resultados de identificación de la naranja se observan en la figura 27.

Para este tipo de muestras se observa, que en algunas imágenes la naranja está acompañada de algunos pequeños segmentos de hoja o fondo. Esto se debe a que la luz incide directamente sobre estos objetos de la escena y provoca un brillo que se asocia al color del objeto deseado, ocasionando directamente, que estos objetos adicionales tengan el mismo matiz de la naranja.

Como se puede observar en todas las imágenes se identifica de forma correcta la naranja en el árbol, dejando a relucir a la vez el centro de la misma para su ubicación.

**Figura 27. a) Registro fotográfico de Imágenes tomadas en la Mañana. b) Identificación de la Naranja por cada registro.**



a)

b)

Fuente. Autor



**Figura 27. a) Registro de Imágenes tomadas en la Mañana. b) Identificación de la Naranja para cada registro. (Continuación)**



a)

b)

Fuente. Autor

## 2.2 MUESTRAS TOMADAS AL MEDIO DIA

El registro fotográfico se llevo a cabo entre las doce y una y cuarenta de la tarde, con iluminación total de sol. Al igual que las imágenes tomadas en la mañana, pueden salir pixeles muy relevantes sobre la imagen final, debido al brillo que se crea cuando incide la luz sobre una hoja o cuando se encuentra la misma tonalidad de la naranja en el fondo. Estos pixeles hacen parte del área de la naranja y por este motivo es que se alcanzan a ver en la imagen final.

A la vez puede que se pierda un porcentaje muy pequeño del área de alguna naranja si llega a incidir directamente el sol sobre ella, de tal forma que causaría un contraste muy alto casi de color blanco, que para el programa seria asumido como parte del fondo.

Como se puede apreciar en las imágenes de la figura 28, se identifica la naranja de una forma exitosa, ubicando el centroide sobre ella para una mejor interpretación.

**Figura 28. a) Muestras tomadas al medio Día. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra.**



a)



b)

Fuente. Autor

**Figura 28. a) Muestras tomadas al medio Día. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra. (Continuación)**



a)

b)

Fuente. Autor

**Figura 28. a) Muestras tomadas al medio Día. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra. (Continuación)**



a)

b)

Fuente. Autor

### **2.3 MUESTRAS TOMADAS PASADA LA MEDIA TARDE**

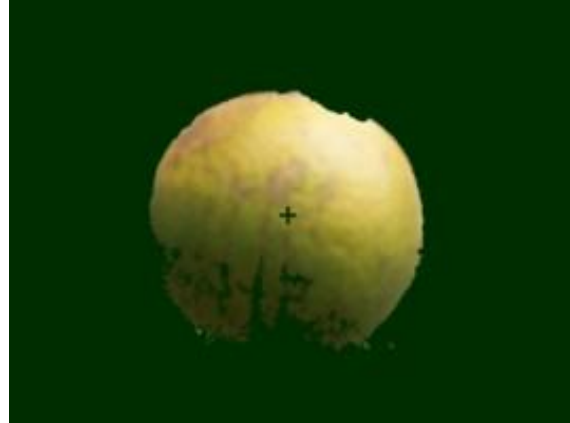
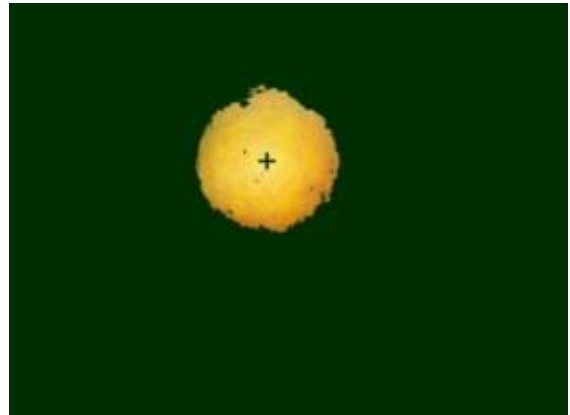
Este registro se llevo a cabo entre las tres y treinta de la tarde y las cinco de la tarde, al principio con un grado de sol siempre alto, pero pasado e tiempo casi llegando a las 5 con iluminación tenue pues el sol ya se empezaba a ocultar.



Para este registro de imágenes es menos probable que hayan pequeños puntos o píxeles sobresalientes acompañando la naranja identificada, sin embargo no se descarta la posibilidad de que pueda incidir en alguna de las muestras.

Se puede observar en la figura 29, que para este tipo de muestras se presenta una menor ocurrencia en la aparición de pequeños puntos acompañando la imagen de naranja identificada. Esto se debe a que la iluminación es más tenue para estas horas del día ya que el sol está próximo a ocultarse, igualmente a las otras jornadas del día se identifica la naranja exitosamente y se le asigna la identificación respectiva del centroide.

**Figura 29. a) Muestras tomadas pasada la media Tarde. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra.**



**Figura 29. a) Muestras tomadas pasada la media Tarde. b) Identificación de la Naranja para cada tipo de muestra. (Continuación)**



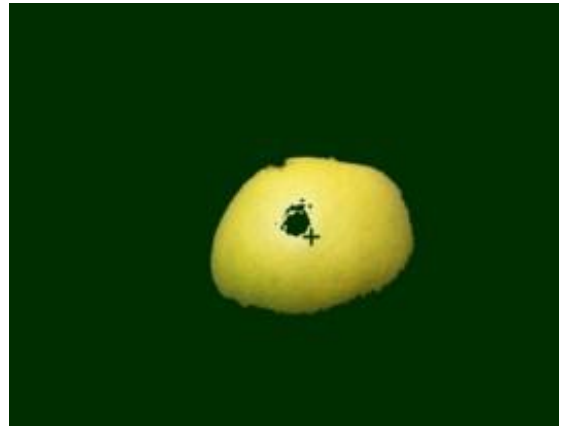
a)

b)

Fuente. Autor



a)



b)

Fuente. Autor

## **EVALUACION DESEMPEÑO DEL SOFTWARE**

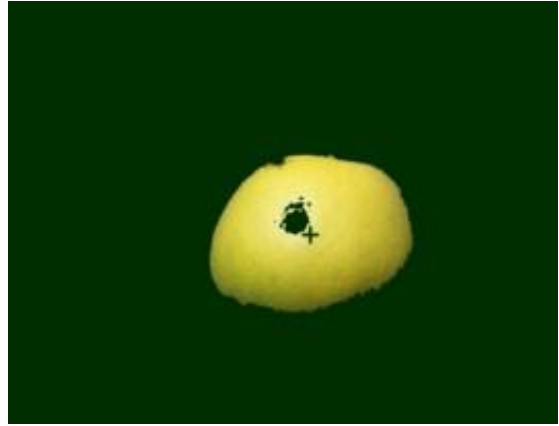
Para el análisis de la capacidad de desempeño del software se hizo un análisis a ojo, determinando las características que hacen posible una buena identificación.

Dentro de la base de datos se encontró una imagen de pasada la media tarde la cual presenta cierta irregularidad, debido a que el centroide por el cual es identificada la imagen, se corre unos milímetros respecto al centro real de la imagen, esto se debe al efecto sombra que se produce en la imagen, el cual se espera corregir a futuro utilizando otra cámara de verificación de datos que tome muestras en un ángulo diferente al presentado inicialmente. La Imagen analizada se puede apreciar a continuación.

**Figura 30. Imagen Pasada la Media tarde, con pequeños inconvenientes.**



a)



b)

Fuente. Autor

### **3. OBSERVACIONES Y CONCLUSIONES**

Se desarrolló un algoritmo que en su proceso realiza la segmentación de la imagen de naranja mediante histogramas, aplicando el método de Otsu que permite dividir el fondo de la naranja. Este proceso se llevo a cabo partiendo de la componente de crominancia Cr perteneciente al espacio de color YCrCb, el cual en la etapa de pre-procesamiento resulto ser el más adecuado para la segmentación. Luego de la segmentación se extrajeron las características adecuadas realizando un análisis de área y contorno que permitió finalmente identificar la naranja madura en el árbol y ubicar el centroide en cada una de ellas.

Se creó una base de datos en disco con 3 carpetas para las imágenes de naranja capturadas para el procesamiento, donde se ordenaron de acuerdo a la jornada del día en que fueron tomadas, mañana, medio día y pasada la media tarde para un mejor análisis de cada muestra.



Se estudiaron los modelos de color RGB, HLS, HSV, y YCrCb, donde se analizaron cada una de sus histogramas, componentes y características, que llevaron a la selección del modelo YCrCb por ser el más apropiado para el desarrollo del programa debido a que brinda una mejor representación del objeto respecto al fondo.

Se aprendió que el método de Otsu utiliza técnicas estadísticas para hallar el umbral óptimo partiendo del histograma de la imagen en escala de grises del plano Cr, ubicando el umbral en la iteración donde se encuentra el máximo valor de la “varianza entre grupos” dividiendo la imagen en dos grupos el fondo y la naranja, los pixeles que estén por debajo del umbral se convierten a negro y los mayores a este umbral se convierten a blanco obteniendo una imagen binaria.

La extracción de características se realizó detectando las áreas importantes en la imagen Binarizada, es decir las áreas más grandes, a las cuales se les hizo análisis de contorno para poder extraer mejor la naranja. Esto se logro con ayuda de la librería CvBlobs, en donde se usaron cada uno de sus componentes de estructura para poder ubicar la naranja en la imagen con su respectivo centroide.

En algunas imágenes se ve la naranja acompañada de algunos pequeños puntos que pueden ser hojas, fondo, o parte de otra fruta. Esto se debe a que la luz está incidiendo directamente sobre estas pequeñas áreas de la imagen provocando un brillo que se asocia directamente al matiz de la naranja.

Este proyecto impulsa y motiva a los estudiantes de la UPB de Bucaramanga a investigar en el campo de la visión artificial aplicada al sector agrícola de la región, abriendo un espacio tecnológico que permita el mejoramiento de la calidad y competitividad regional.

## **TRABAJOS FUTUROS**

A futuro se pretende desarrollar cada una de las etapas que se encuentran dentro de este proyecto macro del Robot Cosechador, otorgando a los estudiantes de pregrado proyectos para realizar tanto el diseño y construcción de la estructura robótica, como el desarrollo de algoritmos para el procesamiento de imágenes de productos agrícolas y finalmente la implementación de diferentes estrategias de control visual para el acercamiento del robot al árbol de naranjas.

Incentivar a la comunidad académica en el campo de procesamiento de imágenes y su aplicación a la industrialización de la región ya que esta posee diversidad de productos agrícolas que pueden ser de gran interés para el análisis de procesamiento de imágenes siendo aprovechados por los estudiantes de la UPB con el fin de generar buenas propuestas que ayuden y beneficien al sector agroalimentario.

Fortalecer la línea de investigación control de calidad en productos agrícolas utilizando técnicas de visión artificial, que se encuentra en el grupo de investigación en Robótica y Visión (RoVi), con el fin de continuar desarrollando la propuesta del proyecto macro y dar surgimiento a esta gran idea del Robot Cosecha, el cual dará un aporte tecnológico que beneficiara no solo a la región, sino al mercado internacional, implementando el sistema en la industria Agroalimentaria y hortofrutícola, y brindándole las mejores garantías en cuanto a desarrollo y mejoramiento de producción en sus cultivos de naranjas

## BIBLIOGRAFIA

- [1] Secretaría Regional Latinoamericana (Rel-UITA) Montevideo-Uruguay Con información de *Inovação Tecnológica*, 30 agosto 2007
- [2] PAJARES M, Gonzalo y DE LA CRUZ G, Jesús M. Visión por Computador. Imágenes digitales y aplicaciones. 2da Edición. México: Alfaomega, 2008. p. 2.
- [3] FU, K. S. Syntactic Pattern Recognition, Citado por PAJARES M, Gonzalo y DE LA CRUZ G, Jesús M. Op. Cit., p. 8.
- [4] M. Omid , M. Khojastehnazhand, A. Tabatabaeefar (2010) Estimating volume and mass of citrus fruits by image processing technique., Journal of food Engineering 100 315-321.
- [5] J. Blasco, N. Aleixos, E. Moltó (2007) Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm, Journal of food Engineering 81 535-543.
- [6] LOPEZ GARCIA, Fernando. GARCIA, Gabriela Andreu. BLASCO, J. ALEIXOS, Nuria. VALIENTE, José-Miguel. (2010) Automatic detection of skin defects in citrus fruits using a multivariate image analysis approach., Computers and electronics in Agriculture 71 189-197.
- [7] BRADSKI, Gary and KAEHLER, Adrian. Learning OpenCV. Computer Vision with the OpenCV Library. USA: O'REILLY, 2008.
- [8] [http://www.infonegocio.com/copuzol/web-2001/historia\\_naranja.htm](http://www.infonegocio.com/copuzol/web-2001/historia_naranja.htm)

[9][http://www.infoagro.com/buscador/Default.asp?zoom\\_query=naranja&zoom\\_per\\_page=10&zoom\\_and=1&zoom\\_sort=0](http://www.infoagro.com/buscador/Default.asp?zoom_query=naranja&zoom_per_page=10&zoom_and=1&zoom_sort=0)

[10] Agustí, Manuel. *Citricultura (2a. ed.)*. España: Mundi-Prensa, 2008. p 45.

[11] Agustí, Manuel. *Citricultura (2a. ed.)*. España: Mundi-Prensa, 2008. p 46.

[12] Agustí, Manuel. *Citricultura (2a. ed.)*. España: Mundi-Prensa, 2008. p 47

[13] D.M. Bulanon, T. Kataoka, Y. Ota, & T. Hiroma, (2002) A segmentation Algorithm for the Automatic Recognition of Fuji Apples at Harvest., *Biosystems Engineering.*, vol. 83(4), pp. 405-412

## **ANEXOS**

### **ANEXO 1**

#### **GENERALIDADES DE LA NARANJA**

El naranjo dulce (también conocido como Citrus Sinensis) es el origen de las principales variedades de naranjas que hoy se comercializan en todo el mundo. Su origen se sitúa en las regiones del sureste de China y en épocas anteriores fue parte de los continuos intercambios comerciales europeos. [8]

La mayoría de las variedades han surgido como mutaciones estables. Estas mutaciones son muy frecuentes en cítricos y se estabilizan rápidamente.

Pueden considerarse 3 tipos de variedades: la Navel, que tiene buena presencia y cultivos muy precoces y se caracteriza por tener un ombligo en la zona opuesta al pedúnculo; la Sanguina, que es una variedad muy productiva; y la variedad blanca, la cual es la de mayor demanda para el consumo en fresco y industrialización en la fabricación de zumos. Esta última variedad va a ser especificada, ya que dentro de esta se encuentra la naranja tipo valenciana que será la estudiada en este proyecto. [9]

En la variedad de Naranjas Blancas vemos tres clases, la variedad Salustiana que posee un árbol vigoroso con tamaño medio a grande y con cierta tendencia a la formación de ramas verticales, la variedad verna la cual tiene un fruto ligeramente ovalado y un elevado porcentaje de zumo y la variedad valencia late más comúnmente llamada en la región como valenciana, la cual va a ser especificada mas a fondo por ser la variedad estudiada en este proyecto. [10][12]

## VARIEDAD VALENCIA LATE

Tiene un árbol vigoroso que presenta un buen desarrollo con ligera tendencia a la verticalidad y se adapta bien a diversos climas y suelos, su fruto de tamaño medio a grande, es esférico o ligeramente alargado, de color intenso o algo pálido y de corteza espesa pero fina. Prácticamente no tiene semillas. Elevado contenido en zumo y acidez. De maduración tardía, se recolecta a partir de marzo, aunque puede mantenerse en el árbol en buenas condiciones durante varios meses, si bien con el aumento de las temperaturas tiende a reverdecer.

Existe una selección mejorada de esta variedad, la 'Valencia Delta seedless', originaria de Sudáfrica y recientemente introducida en España. Es más productiva que la 'Valencia late', fructifica por el interior de la copa, y sus frutos son ligeramente más grandes que los de ésta, de corteza fina, de zumo con menor concentración de azúcares y de ácidos, sin apenas semillas. [11]

**Figura 30. Naranja Valencia Late**



Fuente. <http://www.soyagricultora.com/naranja10.html>

## ANEXO 2

### GENERALIDADES DE OPENCV

Es una librería sofisticada para el estudio del procesamiento de imágenes y la visión por computador. Es open source, es decir que cualquier persona puede tener acceso a ella sin ningún costo, está escrita en C y C++ y corre bajo los sistemas operativos de Linux, Windows y Mac OS X.

OpenCv fue diseñado para obtener una mejor eficiencia computacional y dar a su vez un fuerte enfoque en aplicaciones de tiempo real, y objetivamente pretendiendo brindar una forma simple de usar, permitiendo con su infraestructura crear aplicaciones de visión bastante sofisticadas. La biblioteca OpenCv contiene más de 500 funciones que abarcan muchas áreas en la visión, incluyendo la inspección de productos industriales, fábricas de productos alimenticios, incluso reconocimiento de lugares como lo hace google earth posicionando un área geográfica y a la vez en el área médica, de seguridad, visión estéreo, y robótica.

[7]

OpenCV permite entre muchas otras cosas:

- ❖ Operaciones básicas,
- ❖ Procesado de imágenes y análisis,
- ❖ Análisis estructural,
- ❖ Análisis de movimiento,
- ❖ Reconocimiento del modelo,
- ❖ Reconstrucción 3d y calibración de la cámara,
- ❖ Interfaz gráfica y adquisición,

## Características de OpenCv

OpenCV implementa una gran variedad de herramientas para la interpretación de la imagen. Es compatible con Intel Image Processing Library (IPL) que implementa algunas operaciones en imágenes digitales. A pesar de primitivas como binarización, filtrado, estadísticas de la imagen, pirámides. OpenCV es principalmente una librería que implementa algoritmos para las técnicas de la calibración (Calibración de la Cámara), detección de rasgos, para rastrear (Flujo Óptico), análisis de la forma (Geometría, Contorno que Procesa), análisis del movimiento (Plantillas del Movimiento, Estimadores), reconstrucción 3D (Transformación de vistas), segmentación de objetos y reconocimiento (Histograma, etc.).

OpenCV en cuanto a análisis de movimiento y seguimiento de objetos, ofrece una funcionalidad interesante. Incorpora funciones básicas para modelar el fondo para su posterior sustracción, generar imágenes de movimiento MHI (Motion History Images) para determinar dónde hubo movimiento y en qué dirección, algoritmos de flujo óptico, etc.

## **ANEXO 3**

### **MODELOS DE COLOR**

El modelo de color facilita la interpretación de la imagen respecto a los objetos que se encuentren en ella, específicamente está formado por un sistema de coordenadas en 3-D y un sub-espacio dentro de ese sistema, donde cada color es representado como un punto. Teóricamente los modelos de color describen y representan la gama de colores existentes: un espacio de color está definido para que al observar, se visualice con exactitud el color.

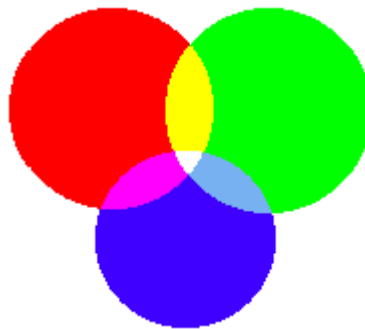


Hay diferentes modelos de color pero los más utilizados son RGB, HSB, CMY y YCrCb, cada uno de estos viene representado con diferentes características ya sea de brillo, saturación, luminancia o crominancia, los cuales le dan cierta particularidad a cada uno en la utilización o desarrollo de diferentes procesos.

### **MODELO DE COLOR RGB**

El modelo RGB (Red-Green-Blue) es el modelo de color más usado en diferentes trabajos y actividades. En síntesis, este espacio de color esta dado en términos de la intensidad de los colores primarios: el rojo, el verde, y el azul. En este espacio de color se puede mezclar diferentes tonalidades de los colores primarios para generar un nuevo color (figura 31).

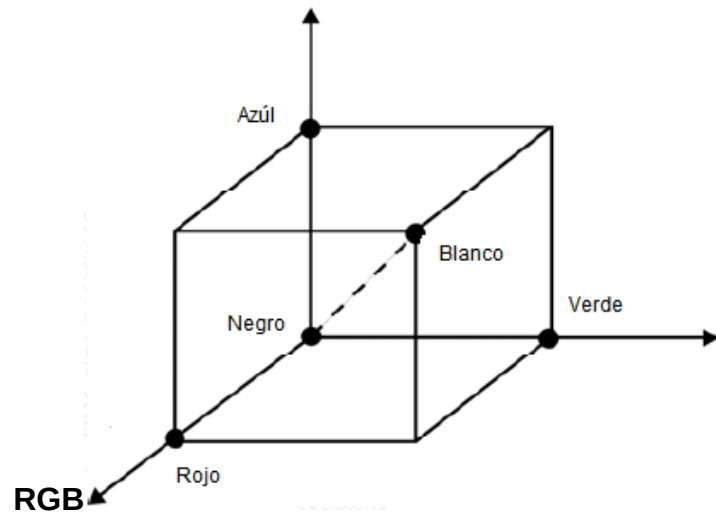
**Figura 31. Modelo de Color RGB**



Fuente. ORTIZ, Francisco. Procesamiento Morfológico de Imágenes en Color.  
Aplicación a la Reconstrucción Geodésica. Alicante, 2002 p.19

A continuación se observa el modelo de color RGB y sus tres componentes donde se facilita la visualización de cada color. En la figura 32, se puede detallar la gama que puede existir de tonalidades.

**Figura 32. Representación Espacial del Modelo**

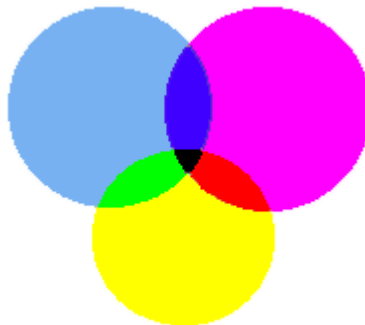


Fuente. ORTIZ, Francisco. Procesamiento Morfológico de Imágenes en Color.  
Aplicación a la Reconstrucción Geodésica. Alicante, 2002 p.24

### **MODELO DE COLOR CMY**

El modelo CMY es un modelo de color que utiliza colores secundarios de la síntesis aditiva: el cyan, el amarillo, y el magenta. Básicamente se fundamenta en la absorción de luz (figura 33).

**Figura 33. Modelo de Color CMY**



Fuente. ORTIZ, Francisco. Procesamiento Morfológico de Imágenes en Color.  
Aplicación a la Reconstrucción Geodésica. Alicante, 2002 p.19

Esta definido matemáticamente mediante una transformación lineal, derivado del modelo RGB, donde

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

Según la expresión anterior, la transformación, indica que cuando el modelo de color CMY refleja una intensidad en una área amarilla solamente, ésta no posee intensidad azul, Binariamente CMY=(0.0,255), RGB=(255,255,0) y de la misma forma para las otras dos opciones en la máxima intensidad del cyan no reflejara luz roja CMY=(255,0,0), RGB(0,255,255), y el magenta no reflejara verde CMY=(0,255,0), RGB(255,0,255).

## MODELO DE COLOR HLS

El modelo de color HLS trabaja con el matiz, luminosidad y saturación de los colores. El matiz es la característica que detalla cuando se pasa de un color a otro (tono). La luminosidad define el grado de claridad, y la saturación la pureza del color. De una forma más simbólica, el matiz es especificado en grados, en el rango de 0 a 360 y los otros dos planos saturación y brillo en porcentajes de 0 a 100 (figura 34).

**Figura 34. Modelo de color HLS**



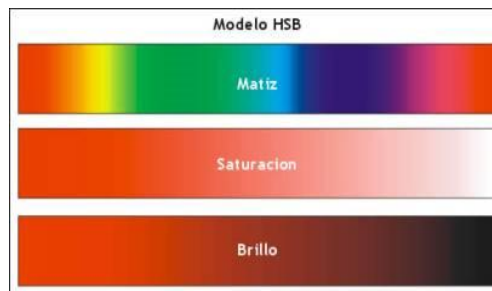
Fuente. [http://fcom.us.es/blogs/aulasdeinformatica/files/2009/03/modelo\\_hsb](http://fcom.us.es/blogs/aulasdeinformatica/files/2009/03/modelo_hsb)

## MODELO DE COLOR HSB

El modelo de color HSB trabaja similarmente al modelo de color HLS donde define sus planos como matiz (H) saturación (S) y brillo (B). El cambio del plano de luminosidad por el del brillo (B claridad o intensidad de la luz). El plano H define el pigmento de un color, el plano S define la pureza de un color si es apagado o sobresaliente, y el plano B define la cantidad de blanco que tiene el color, a mayor color blanco mayor brillo.

En este caso también se puede detallar gráficamente cada plano, el matiz es especificado en grados en el rango de 0 a 360 y los otros dos planos saturación y brillo en porcentajes de 0 a 100 (figura 35).

**Figura 35. Modelo de Color HSB**



Fuente. [http://fcom.us.es/blogs/aulasdeinformatica/files/2009/03/modelo\\_hsb](http://fcom.us.es/blogs/aulasdeinformatica/files/2009/03/modelo_hsb)

## MODELO DE COLOR YCRCB

El modelo YCrCb es un modelo muy apropiado para imágenes expuestas a escenas con un grado alto de intensidad lumínica. Y es luma y Cr y Cb son las componentes rojas y azules. La componente Y es una componente muy natural de color y hace referencia a la luminancia o la información que hay del color.

blanco y negro, la componente Cr y Cb hace referencia a los colores cromáticos e informa que porcentaje hay de los colores primarios.

## **ANEXO 4**

### **HISTOGRAMA**

Un histograma es la representación estadística de los píxeles de una imagen. Este indica la agrupación de las tonalidades de la imagen, mostrando el comportamiento en la escala de grises comprendido en el intervalo de 0 a 255.

Algunas de las propiedades que un histograma puede entregar a cerca de la distribución de los niveles de gris en la imagen son:

- La media: Representa el valor medio de los niveles de gris en la imagen por lo tanto entrega información acerca del brillo general de la misma. Si la media es alta, entonces el brillo en la imagen también lo será y viceversa.
- La varianza: Mide la dispersión alrededor de la media. Si en una imagen hay un contraste alto, la varianza será igualmente alta y viceversa.
- La energía: Proporciona información acerca de la distribución de los niveles de gris. Mayor número de niveles, menor energía y viceversa.

## **ANEXO 5**

### **SEGMENTACIÓN**

En las técnicas de tratamiento de imágenes cada píxel es modificado de un valor a otro diferente. Estos cambios, en su mayoría, se efectúan para favorecer la división de la imagen en zonas de píxeles destacados. En esta nueva etapa se trata de asociar los píxeles, por alguna característica de uniformidad, para dividir la

imagen en áreas de conveniencia. Estas zonas deben tener alguna característica física.

Según Fu, la segmentación está basada en dos principios fundamentales: discontinuidad y similitud. [3]

- ❖ Similitud: Los píxeles agrupados del objeto deben ser similares respecto algún criterio (nivel de gris, color, borde, o textura).
- ❖ Discontinuidad: Los objetos tienen formas geométricas que definen unos contornos. Estos bordes delimitan unos objetos de otros.

En el campo práctico, la exigencia de estas condiciones sobre la táctica de segmentación resulta casi inverosímil. Muy seguramente si se inicia por los criterios de similitud y debido a surgimiento de ruido, o a la falta de iluminación uniforme de la imagen, se tendrá que probar con la discontinuidad, siempre va ser un manejo constante de lado a lado.

La agrupación de los píxeles (similitud), se efectúa cuando sus vecinos son semejantes en algunas características como la de luminancia, color, bordes, texturas, y movimientos. Cuando la imagen ha sido dividida, la unidad deja de ser el píxel para ser la agrupación de píxeles que conforman el objeto. La imagen estará determinada por un grupo de objetos, habiendo pasado de un nivel bajo, a otro más elaborado. Los datos de la imagen deben estar preparados para su reconocimiento y su interpretación.

En el caso de la detección de los contornos físicos, la tarea suele ser bastante tediosa por estar invadida de errores y de discontinuidades en los bordes. Resulta difícil obtener los contornos cerrados, libres al ruido y sin desplazamiento entre el

contorno real y el logrado. Por eso se debe ser bastante cuidadoso a la hora de desarrollar el proceso.

Existen varias técnicas de segmentación que se pueden llegar a utilizar y pueden ser muy efectivas dependiendo de la escena, a continuación se van a explicar las técnicas de segmentación mas influyentes sobre este proyecto.

## SEGMENTACIÓN POR UMBRALIZACIÓN

La umbralización es una técnica de segmentación usada en prácticas industriales. Es utilizada cuando se observa una gran diferencia entre el objeto a extraer y el fondo de la imagen. Los fundamentos que imperan son la **similitud** entre los píxeles correspondientes a un objeto y las diferencias respecto a la parte sobrante de la imagen (fondo). La imagen debe caracterizarse por un fondo uniforme y por objetos parecidos.

Al fijar un valor de umbral, la imagen en escala de grises se transforma en una imagen binaria; donde se representa la imagen con dos valores: “1” para el color negro que destacaría los pixeles que corresponden al fondo y “0” para el color blanco que destacaría los pixeles que representan al objeto.

Este comportamiento se representa en la ecuación 2:

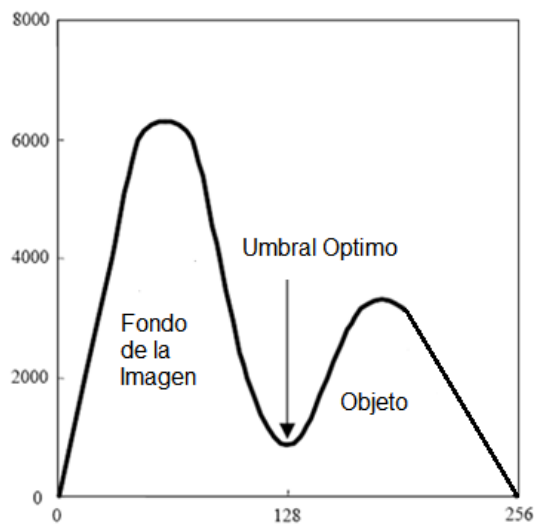
$$g(x, y) = \begin{cases} 1 \longrightarrow f(x, y) > T \\ 0 \longrightarrow f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2)$$

donde  $f(x,y)$  es la función con los valores de la imagen en escala de grises de cada pixel  $(x,y)$ ,  $g(x,y)$  es la nueva función que representa la imagen binaria y  $T$  es el valor de umbral.

## SEGMENTACIÓN POR HISTOGRAMA

La segmentación por histograma es una técnica que divide la imagen en una serie de regiones donde el objeto es apartado del resto de la imagen (fondo). Esta técnica asume que el histograma tiene una distribución normal (picos y valles). Al realizar la segmentación por histograma el valor del umbral está definido en el valle, donde se delimitan las regiones (figura 36). En una región se encuentra el objeto y en la otra el fondo de la imagen. Se observa que este proceso no toma las relaciones de vecindad de los píxeles.

**Figura 36. Descripción del Valle donde se encuentra el umbral optimo del histograma**



Fuente. Autor

La segmentación por histograma como toda técnica de segmentación tiene sus inconvenientes.

- ❖ Complejidad de la determinación de los valores mínimos exactos en el histograma.



- ❖ Dificultad cuando un área respecto a otra varía muy tenuemente su tonalidad.
- ❖ El histograma es ajustable solo cuando hay pocas áreas de tonalidad (normalmente dos).
- ❖ No se puede diferenciar un área de otra cuando la tonalidad es del mismo valor.
- ❖ No tiene en cuenta la conectividad lo que ocasiona la utilización de otras técnicas de post-procesado.

Cuando resulta muy tedioso identificar el umbral en una imagen, debido a que su tonalidad varía muy tenuemente en la imagen, se debe utilizar un método más práctico y eficiente, como el método de otsu.

## MÉTODO DE OTSU

El método de Otsu realiza eficientemente la búsqueda de un umbral adecuado para la imagen de forma automática. Este umbral se emplea en el proceso de segmentación empleando el histograma.

A continuación se va a definir como está compuesto teóricamente.

El método de otsu se fundamenta en la hipótesis de que la función de densidad del fondo,  $C_f$  y la del objeto  $C_o$ , tienen patrón gaussiano.

$$N(\mu_f, \sigma_f^2) \text{ y } N(\mu_o, \sigma_o^2) \quad (3)$$

cada uno de estos grupos está formado por sus respectivas tonalidades de escala de grises donde el umbral es el limitante para estas áreas.

$$C_f = \{0,1,2,\dots,T\} \quad C_o = \{T+1,T+2,\dots,I-1\} \quad (4)$$

El umbral está obligado a disminuir la suma ponderada de cada una de las varianzas de la región Cf y la región Co ya que conforman la suma de las dos normales y se aproxima más al histograma real. Las desviaciones serán menores.

Probabilidad del histograma:

$$P_{C_f} = \sum_{i=0}^T p_i \quad P_{C_o} = \sum_{i=T+1}^{I-1} p_i \quad (5)$$

Donde  $p_i$  es la probabilidad de la intensidad  $i$  de la imagen. Las medias y varianzas están definidas de la siguiente forma:

$$\mu_{C_f} = \frac{1}{P_{C_f}} \sum_{i=0}^T i * p_i \quad \mu_{C_o} = \frac{1}{P_{C_o}} \sum_{i=T+1}^{I-1} i * p_i \quad (6)$$

$$\sigma_{C_f}^2 = \frac{1}{P_{C_f}} \sum_{i=0}^T (i - \mu_{C_f})^2 * p_i \quad \sigma_{C_o}^2 = \frac{1}{P_{C_o}} \sum_{i=T+1}^{I-1} (i - \mu_{C_o})^2 * p_i \quad (7)$$

Obteniendo finalmente la varianza ponderada:

$$\sigma_P^2 = P_{C_f} * \sigma_{C_f}^2 + P_{C_o} * \sigma_{C_o}^2 \quad (8)$$

De esta forma el método de Otsu determina el umbral  $T$ , que corresponde al nivel de gris que proporcione la mínima varianza ponderada entre las dos clases.

## ANEXO 6

Se entrega en un Cd el contenido del software, son su respectiva base de datos, es decir tres carpetas que contienen cada una de las imágenes para las diferentes jornadas del día. En el programa se va encontrar estructurada cada una de las etapas que hicieron posible el desarrollo de este proyecto, empezando por la adquisición de la imagen, desarrollando el pre-procesamiento, la segmentación y extracción de características para llegar finalmente a la visualización de la imagen final.

Para poder abrir el programa primero se debe tener instalado en el computador el visual C++ Express Edition 2008. Si ya esta instalado entonces se procede a abrir la carpeta de nombre “Software para Detección de Naranja Madura en el Árbol”, donde se va a encontrar otra carpeta llamada “blob”, y dentro de esta se van a encontrar tanto la “Base de Datos”, como varios archivos de código fuente y un archivo tipo “VC++ Project” llamado “blo” el cual tiene que ser abierto para poder entrar a la consola del programa.

Estando en la consola del programa se debe abrir la carpeta de archivos de código fuente y abrir el main o archivo principal, llamado “blo.cpp”, el cual va contener el código para la identificación de la naranja madura en el árbol.

Para llamar una imagen se tiene que ir a la “adquisición de imagen”, y escribir el nombre de la imagen que va analizar ejemplo “imagen de naranja.jpg”, especificando el formato y además verificando que esté guardada en la carpeta de nombre “Base de Datos”, en cualquiera de las tres jornadas del día analizadas.