

**DESARROLLO DE UN SISTEMA BASADO EN ALGORITMOS DE VISIÓN
POR COMPUTADOR PARA LA CLASIFICACION DE CHONTADUROS
CON RELACIÓN A TAMAÑO Y MADUREZ EN LA EMPRESA NUTRITOST
S.A.S**



RUSBELL RUIZ PORTOCARRERO

JHON ALBERT ERAZO

CORPORACION UNIVERSITARIA AUTÓNOMA DEL CAUCA

FACULTAD DE INGENIERIA

INGENIERIA ELECTRÓNICA

POPAYÁN

2019

**DESARROLLO DE UN SISTEMA BASADO EN ALGORITMOS DE
VISIÓN POR COMPUTADOR PARA LA CLASIFICACION DE
CHONTADUROS CON RELACIÓN A TAMAÑO Y MADUREZ EN
LA EMPRESA NUTRITOST S.A.S**



RUSBELL RUIZ PORTOCARRERO

JHON ALBERT ERAZO

Trabajo de grado para optar al título de Ingenieros en Electrónica

DIRECTOR:

Mg. DANIEL RODRIGO ORTEGA

CORPORACION UNIVERSITARIA AUTÓNOMA DEL CAUCA

FACULTAD DE INGENIERIA

INGENIERIA ELECTRÓNICA

POPAYÁN

2019

NOTA DE ACEPTACIÓN

Aprobado por el comité de grado en cumplimiento de los requisitos exigidos por la corporación universitaria autónoma del cauca para optar al título de ingeniero electrónico.

Mg. DANIEL RODRIGO ORTEGA
Director

Jurado

jurado

Popayán-Cauca, mayo del 2019

DEDICATORIA

para nosotros ha sido de gran importancia en la vida cumplir nuestros propósitos y metas, por eso, este logro que estamos cumpliendo se lo dedicamos a Dios por brindarnos fortaleza y sabiduría en los momentos difíciles.

A nuestros padres porque somos testigos de los sacrificios que durante años han hecho para que podamos llevar a cabo todos nuestros objetivos, por siempre creer en nosotros, por inculcarnos valores éticos y morales que hoy en día nos hacen personas de bien ante la sociedad. Por todas estas razones y muchas más, este logro más que de nosotros es dedicado para ellos.

A nuestros hermanos que son parte importante de nuestras vidas, y siempre han sido un apoyo incondicional en los momentos más difíciles. Al resto de nuestra familia porque de una u otra manera nos han brindado su amor y comprensión.

A nuestros hijos que son un orgullo y el centro de tierra que día a día nos dan un motivo para salir adelante. Por qué de ahora en adelante todos nuestros esfuerzos son por ellos y para ellos.

AGRADECIMIENTO

En primera instancia agradecer a Dios por estar con nosotros, por llenarnos de voluntad y brindarnos fuerza y sabiduría en todo momento.

A nuestros padres porque gracias a sus esfuerzos hoy podemos cumplir uno de nuestros propósitos vitales, porque sin dudarlo ellos son los principales artífices en el cumplimiento de estas metas, gracias a su amor, comprensión y apoyo incondicional.

A nuestros hermanos porque todos ellos hacen parte de la motivación de salir adelante, además de que siempre nos brindan apoyo, ánimo y fuerzas en el diario vivir.

A nuestros asesores, los Ingenieros DANIEL ORTEGA Y JULIAN FERNANDO MUÑOZ, por que creyeron en nosotros, fueron pacientes y gracias a su dirección en nuestro proyecto hoy estamos cumpliendo este gran logro.

A todo el grupo de docentes que estuvieron presentes en nuestra formación, por brindarnos sus conocimientos y permitirnos ver una perspectiva más amplia del mundo que nos rodea.

A la empresa NUTRITOST S.A.S. en especial a sus dirigentes JULIO PANTOJA Y SERGIO LOZANO, que con su colaboración y esfuerzo nos permitieron llevar a cabo el desarrollo de este proyecto.

A nuestras novias porque fueron parte fundamental de esta gran experiencia, ya que en los momentos difíciles de la vida nunca dudaron en brindarnos su apoyo y fortaleza.

Por último, a nuestros amigos de pregrado y allegados porque de una u otra manera contribuyeron en este proceso de formación.

CONTENIDO

1 CAPITULO: CONTEXTO GENERAL	3
1.1 PLANTEAMIENTO	3
1.2 OBJETIVOS	6
1.2.1 OBJETIVO GENERAL	6
1.2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS	6
1.3 METODOLOGIA.....	6
1.3.1 fase preparatoria	7
1.3.2 Fase descriptiva	7
1.3.3 Fase interpretativa por núcleos temáticos.....	8
1.3.4 Fase de construcción teórica global.....	8
1.3.5 Fase de seguimiento y control	8
1.3.6 Fase de extensión y publicación	8
1.4 ORGANIZACION DEL DOCUMENTO	8
2 CAPITULO: MARCO REFERENCIAL	10
2.1 MARCO CONCEPTUAL	10
2.1.1 Chontaduro (bactris gassipaes).....	10
2.1.2 Características del cultivo de chontaduro	11
2.1.3 Proceso De Inspección	13
2.1.4 Visión Por Computador	14
2.1.5 Propósito De Un Sistema De Visión Por Computador.....	14
2.1.6 Elementos De Un Sistema De Visión Por Computador	15
2.1.7 Iluminación.....	17
2.1.8 Propiedades De Los Objetos	17
2.1.9 Tipos De Iluminación	19
2.1.10 Fuentes De Luz.....	23
2.1.11 Técnicas Usadas En Visión Por Computador.....	25
2.1.12 Estimación De Área Del Chontaduro	40
2.1.13 Sistemas De Clasificación	42
2.2 TRABAJOS RELACIONADOS	44
3 CAPITULO: DESARROLLO HARDWARE.....	46

3.1 DISEÑO ASISTIDO POR COMPUTADORA (CAD) DEL MEDIO DE ILUMINACION CONTROLADO.	48
3.1.1 ELEMENTOS DE CONSTRUCCION	48
3.2 DISEÑO RESULTANTE.....	52
4 CAPITULO: IMPLEMENTACION	55
4.1 PROCEDIMIENTO	56
4.2 SELECCIÓN Y ENTRENAMIENTO DEL CLASIFICADOR	71
5 CAPITULO: PRUEBAS Y RESULTADOS	80
5.1 PRUEBAS DEL SISTEMA DE CLASIFICACION.....	80
5.2 RESULTADOS	82
6 CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	90
6.1 CONCLUSIONES.....	90
6.2 RECOMENDACIONES	91
6.3 TRABAJOS FUTUROS.....	91

LISTA DE FIGURAS

Fig. 1. Estructura metodológica.....	7
Fig. 2. Lazo cerrado de un sistema de visión por computador.	15
Fig. 3. Diversas propiedades de los materiales.....	18
Fig. 4. Esqueletización.	28
Fig. 5. Matriz de filtro de la mediana.	29
Fig. 6. Segmentación de imagen con su histograma correspondiente.	31
Fig. 7. Calculo matriz de co-ocurrencia.	36
Fig. 8. Relación espacial entre pixeles	36
Fig. 9. Diagrama de flujo para conteo de pixeles en blanco.....	41
Fig. 10. Estructura de un clasificador en un sistema de visión por computador.	42
Fig. 11. Bosquejo de la solución planteada.	47
Fig. 12. Plano superior del sistema de iluminación controlada.	53
Fig. 13. Plano frontal del sistema de iluminación controlada.	53
Fig. 14. Plano 3D del sistema de iluminación controlada.	54
Fig. 15. Diagrama de flujo de segmentación del fruto.	57
Fig. 16. Diagrama de flujo de la extracción del BoudingBox.	60
Fig. 17. Diagrama de flujo de creación de la matriz de ceros para medidas (GLCM)...	62
Fig. 18. Diagrama de flujo para la extracción de características GLCM.	63
Fig. 19. Diagrama de flujo aplicación de transformada de Fourier.	64
Fig. 20. Diagrama de flujo para la esqueletización.	66
Fig. 21. Promedios de color en RGB y HSV.....	68
Fig. 22. Valores promedio de las características del chontaduro según su clase	70
Fig. 23. Valores promedio del contraste de los chontaduros estudiados según su clase	71
Fig. 24. Proporciones de entrenamiento, validación y pruebas	73
Fig. 25. Distribución de la clasificación de testing.	83
Fig. 26. Grafica de dispersión del esqueleto vs la clase.	84
Fig. 27. Grafica de dispersión de la disimilitud vs ASM.	85
Fig. 28. Grafica de dispersión de la homogeneidad vs contraste.	86
Fig. 29. Distribución de chontaduros de testing según criterios de NUTRITOST S.A.S.	88
Fig. 30. Distribución de chontaduros buenos, regulares, malos y los errores.	89

LISTA DE IMÁGENES

Imagen. 1. Político administrativo de Colombia y zonas de producción.	11
Imagen. 2. Fruto del chontaduro (<i>bactriss gassipaes</i>).....	12
Imagen. 3. Proceso de inspección.....	13
Imagen. 4. Componentes de un sistema de visión por computador.	16
Imagen. 5. Iluminación direccional	20
Imagen. 6. Iluminación difusa.	21
Imagen. 7. Iluminación a contraluz.	21
Imagen. 8. Iluminación axial difusa.	22
Imagen. 9. Iluminación dark-ground o dark-field.	23
Imagen. 10. Fuente de luz incandescente.	24
Imagen. 11. Fuentes de luz led.	24
Imagen. 12. Fuentes de luz fluorescentes.	25
Imagen. 13. BackgroundSubtractor MOG.....	33
Imagen. 14. BackgroundSubtractor MOG 2.....	34
Imagen. 15. Ejemplo de texturas.	34
Imagen. 16. Espectro DFT.....	39
Imagen. 17. Cuadrado de 9 cm ² de área y cantidad de pixeles.	40
Imagen. 18. LIFE CAM HD-3000	52
Imagen. 19. Medio de iluminación controlada.	54
Imagen. 20. Proceso de selección.	55
Imagen. 21. Chontaduros en sus 3 clases (buenos, regulares y malos).	56
Imagen. 22. Identificación fruto cámara lateral.....	58
Imagen. 23. Identificación fruto cámara superior.....	58
Imagen. 24. BoundingBox del fruto cámara lateral.....	59
Imagen. 25. BoundingBox del fruto cámara superior.	59
Imagen. 28. Tamaño de 3 chontaduros diferentes.	61
Imagen. 31. Energía y homogeneidad de fruto.....	64
Imagen. 33. Implementación algoritmo transformada de Fourier.	65
Imagen. 35. Esqueletización de cada clase del fruto.....	67
Imagen. 36. Fruto en los espacios de color RGB y HSV.	69

Imagen. 37. Menú inicial de WEKA.	72
Imagen. 38. Archivo training. arff.	74
Imagen. 39. Reconocimiento del archivo (training) por el software Weka.....	75
Imagen. 40. Múltiples clasificadores weka.	76
Imagen. 41. Resultado del primer entrenamiento del clasificador.	77
Imagen. 42. Herramienta selección de atributos.....	78
Imagen. 43. Resultado final del entrenamiento.	79
Imagen. 44. Prueba del entorno de iluminación controlada.	80
Imagen. 45. Adquisición de imagen en entorno de iluminación controlada.	81
Imagen. 46. Prueba de clasificación.	82
Imagen. 47. Resultados de clasificación de testing.	83

LISTA DE TABLAS

Tabla I. Países con mayor participación a los que Colombia exporta frutas y hortalizas.	3
Tabla II. Tipos de motores presentes en la industria	49
Tabla III. Características del motor dc.	50
Tabla IV. Especificaciones tubo led	50
Tabla V. Especificaciones técnicas LIFECAM HD -3000.....	52
Tabla VI. Valores promedio de las características del chontaduro según su clase.	69
Tabla VII. Lógica de decisión del clasificador	81
Tabla VIII. Distribución de chontaduros testing vs clasificación del sistema.....	87

ANEXOS

Anexo. 1. Código de conteo de pixeles en blanco.....	99
Anexo. 2. Segmentación del fruto.	99
Anexo. 3. Algoritmo BoudingBox.	99
Anexo. 4. Código de conteo de pixeles en blanco.....	100
Anexo. 5. Código clasificación por tamaño.	100
Anexo. 6. Algoritmo matriz de ceros para medidas (GLCM).	100
Anexo. 7. Algoritmo GLCM.	101
Anexo. 8. Algoritmo de la transformada de Fourier.....	101
Anexo. 9. Algoritmo esqueletizacion	101

RESUMEN

Este proyecto tiene como objetivo desarrollar un sistema que permita la clasificación del chontaduro rojo costeño, mediante el procesamiento digital de imágenes (PDI), de acuerdo con las características de tamaño y madurez, requeridas por la empresa NUTRITOST S.A.S. Adicionalmente, se abarco un campo más amplio y fiable en la extracción de características como lo es el análisis de texturas que permitió realizar la clasificación a cualquier tipo de chontaduro. Para su desarrollo, se utilizó el lenguaje de programación Python, librerías de tratamiento de imágenes OpenCv y finalmente se realizó la selección y entrenamiento del clasificador RandomForest, mediante el software WEKA, el cual se basa en una herramienta del campo de la estadística conocida como “minería de datos”. Este sistema se considera como un modelo de clasificación predictivo, por ello su validación se realiza haciendo uso de los tres conjuntos fundamentales training, validation y testing, obteniendo como resultados un 89% de eficacia en el entrenamiento del clasificador y un 95% aproximadamente en la clasificación real según los criterios de la empresa.

PALABRAS CLAVE: procesamiento digital de imágenes, RandonForest, minería de datos, librerías OpenCv, software WEKA, sistemas de clasificación, training, testing.

ABSTRACT

The objective of this project is to develop a system that allows the classification of the coastal red chontaduro, through the digital processing of images (PDI), according to the characteristics of size and maturity, required by the company NUTRITOST S.A.S. Additionally, a broader and more reliable field was included in the extraction of characteristics, such as the analysis of textures that allowed classification to any type of chontaduro. For its development, the Python programming language, OpenCv image processing libraries were used and finally the selection and training of the RandomForest classifier was carried out, using the WEKA software, which is based on a tool in the field of statistics known as "data mining". This system is considered as a predictive classification model, so its validation is done using the three fundamental training, validation and testing sets, obtaining as results 89% efficiency in the training of the classifier and 95% approximately in the actual classification according to the criteria of the Company.

KEY WORDS: Digital Image Processing, Random Forest, data mining, OpenCv libraries, Weka software, Classification Systems, training, testing.

INTRODUCCION

El tema sobre los procesos de automatización en las etapas de producción de una empresa o industria ha evolucionado de manera significativa debido a que estos permiten el aumento de los ciclos productivos y de los ingresos de la compañía[1]. Gracias a ello, se ha visto un interés progresivo en la automatización de tareas mediante la visión por computador, ya que permite ejecutar tareas donde la percepción del ser humano juega un papel subjetivo al evaluar distintas características[2].

Para llevar a cabo un sistema de visión artificial es necesario comprender que lo que se desea es imitar la visión humana, enfocándose en la captación de una imagen y la interpretación de la misma, claro está, que simular el sistema visual es demasiado complejo, pero la fase de captación de imágenes por parte del ordenador ya se ha estudiado hace años[3], para este caso se toma como el ojo del computador la cámara digital de video y para la interpretación de las imágenes se requiere de una serie de algoritmos de procesamiento que permitan extraer información dependiendo de las necesidades que se tengan en la aplicación a desarrollar.

De esta manera con el fin de contribuir en el desarrollo tecnológico y a la modernización de empresas, reconociendo que la inclusión de este tipo de avances contribuye en la reducción de tiempos, costes y la minimización de errores por operarios[4], en el presente proyecto se propone el desarrollo de un sistema clasificador de chontaduros basado en algoritmos de visión por computador, teniendo en cuenta los criterios de selección de este fruto en el proceso de inspección de la empresa NUTRITOST S.A.S, apoyado en diferentes bases teóricas e implementación de medios de iluminación controlado y desarrollo de diferentes códigos de segmentación y extracción de características, además se realiza mediante el entrenamiento del clasificador RandomForest, el software WEKA y librerías OpenSource de OpenCV.

1 CAPITULO: CONTEXTO GENERAL

1.1 PLANTEAMIENTO

Colombia se encuentra en una situación privilegiada debido a la importancia que tiene su mercado de frutas y hortalizas a nivel nacional e internacional, debido a su favorable condición geográfica y diversidad de pisos térmicos es considerado un país tropical que puede ofrecer gran variedad de productos fruti-hortícolas con un valor nutritivo, en cualquier época del año [5]. Esto junto con la innovación, la combinación de ideas y materias primas les permite a los empresarios colombianos ofrecer una gama amplia de productos procesados con un gran potencial nutritivo a nivel internacional [6].

Al mismo tiempo según Pro Colombia, los 5 países con mayor participación a los que Colombia exporta frutas y hortalizas procesadas, se pueden visualizar en la Tabla I:

Tabla I. Países con mayor participación a los que Colombia exporta frutas y hortalizas.

País	Valor monetaria en millones de US\$	Participación en % de exportación.
Estados unidos	31,4	51,2
Reino unido	4,5	7,4
Alemania	3,1	5,1
Países bajos	3	4,9
Francia	2,6	4,2

Fuente:[6].

No obstante, a pesar de tener buenos resultados en los frutos de exportación (banano, mango, granadilla, pitahaya, tomate de árbol y uchuva, entre otros), se están presentando dificultades debido a sus características organolépticas, lo cual hace referencia a los aspectos físicos que tiene la masa de un objeto en general, según lo perciban los sentidos como por ejemplo sabor, textura, olor, color, temperatura etc. A causa de estas dificultades, en primera instancia no se está logrando abarcar la demanda del producto a nivel internacional. Segundo, los precios son más altos en comparación a otros productos similares y, por último, pero no menos importante, la calidad de cada uno de los frutos no es homogénea, lo cual es una característica determinante en la exportación [7][8]. Dicho lo anterior, hay que tener en consideración que los requerimientos de calidad, son exigidos tanto para los productos de exportación promisorios como para los que buscan abrirse nuevos mercados.

NUTRITOST S.A.S es una empresa caucana que da sus primeros pasos alrededor del 2008 y es impulsada aproximadamente en el 2012 gracias a la integración de socios que le dieron nuevos caminos y distintos mercados. Esta empresa se dedica a la transformación agroindustrial de materias primas no convencionales, como el chontaduro y la arracacha, los cuales después del procesos de transformación (para dar valor agregado al producto), se comercializan a manera de pasabocas tipo snacks, llamados Chontacones y Rakkachips respectivamente [9]. Actualmente, la empresa dedica el mayor esfuerzo a la producción de los primeros, comercializándolos en los departamentos del Cauca, Valle del Cauca, Quindío y Cundinamarca.

Para llevar a cabo la transformación del chontaduro al producto final, la empresa cuenta con una etapa de inspección, que se realiza de manera manual o artesanal por operarios, esto implícitamente conlleva a problemáticas como errores operativos, riesgos laborales, mercados potenciales sin abastecer, pérdidas de tiempos de producción entre otros. Además, la calidad del insumo de chontaduro en un inicio depende de la percepción de los operarios, aspecto que se deriva de una serie compleja de procesos del sistema visual humano[10][11], dando lugar a la subjetividad en la selección del insumo.

Los métodos utilizados por los seres humanos para evaluar la calidad de un producto fruti-hortícola en este caso el chontaduro son: a) escalas objetivas basados en instrumentos de medición y b) métodos subjetivos basados en el juicio humano [8]. En NUTRITOST S.A.S, se implementa el segundo método (mediciones subjetivas basadas en el juicio humano). Se lleva a cabo mediante una disciplina denominada “análisis sensorial”, la cual consiste en analizar y examinar las propiedades organolépticas de un producto[12]. Sin embargo, en el momento de seleccionar grandes cantidades de algún tipo de fruta u hortaliza como el chontaduro, las percepciones de cada uno de los catadores no permitirán homogenizar la calidad del insumo [13] y esto repercute en el aumento de los costos de operación y tiempos de preparación del producto final, dado que, en ocasiones, entran a los demás procesos insumos de chontaduros no aptos para la producción del Chontacón.

Por lo tanto, teniendo en cuenta que uno de los objetivos de la empresa a largo plazo, es abarcar nuevos mercados y llevar a un nivel de exportación el producto del Chontacón, es de gran importancia estandarizar y homogenizar la materia prima de este producto analizando sus propiedades organolépticas, coloración, maduración y su estado general, características que juegan un papel importante para determinar la calidad del producto final, lo cual permitiría cumplir con las expectativas de los nuevos mercados.

De acuerdo con la necesidad identificada en la empresa NUTRI TOST S.A.S, el presente trabajo de grado, se desarrolla con el objetivo de darle respuesta a la siguiente pregunta de investigación:

¿Qué características debe tener un sistema electrónico que permita la inspección y clasificación del chontaduro con pigmentación roja, respecto a tamaño y grado de madurez para el proceso de elaboración del Chontacon en la empresa NUTRI TOST S.A.S?

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema que permita la clasificación de la variedad chontaduro rojo-costeño, mediante el procesamiento digital de imágenes (PDI), de acuerdo con las características de tamaño y madurez del fruto requeridas por la empresa NUTRITOST S.A.S.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Caracterizar las propiedades del chontaduro en cuanto a tamaño y madurez para el sistema de clasificación.
- Diseñar un medio de iluminación controlado para la obtención de las imágenes a procesar.
- Aplicar los algoritmos de procesamiento digital a las imágenes obtenidas para su clasificación.
- Validar el dispositivo mediante un caso de estudio.

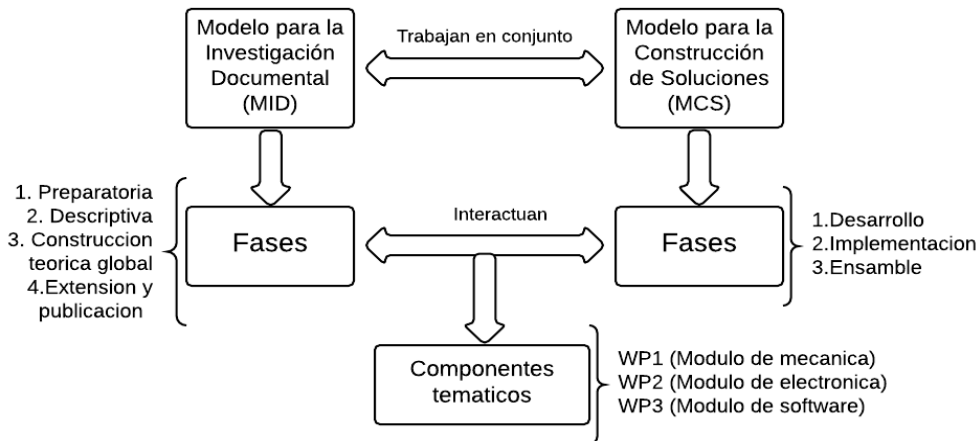
1.3 METODOLOGIA

La metodología planteada para el desarrollo de este proyecto contiene el componente de modelo de la investigación documental (MID) y el modelo para la construcción de soluciones (MCS). El primero facilita la adquisición de documentación para la construcción del estado de conocimiento y a través de la recolección de información, establecer las diferentes técnicas de estudio en el procesamiento digital de imágenes [14].

El segundo se empleará para el desarrollo de un prototipo clasificador de chontaduros mediante procesamiento digital de imágenes con el fin de realizar la inspección del fruto, teniendo en cuenta las características de tamaño y madurez en el proceso de clasificación de la empresa NUTRI TOST S.A.S.

En la Fig. 1 se presenta un esquema de la metodología planteada para este proyecto con sus dos componentes (el modelo para la investigación documental MID y el modelo para la construcción de soluciones MCS)

Fig. 1. Estructura metodológica.



Fuente: sistema electrónico de control para una fresadora CNC académica de bajo costo [10].

A continuación, se especifican cada una de las fases necesarias para el desarrollo de modelo de investigación documental.

1.3.1 fase preparatoria

Permite establecer las condiciones necesarias en el desarrollo del proyecto, para la realización del estudio respectivo, la centralización del tema principal y sus núcleos temáticos, orientando de manera correcta al desenlace del proyecto con sustento teórico.

1.3.2 Fase descriptiva

Esta fase permitirá por medio del trabajo de campo dar a conocer los diferentes tipos de estudios realizados sobre el tema central y sus núcleos temáticos, sus referentes disciplinares teóricos, las delimitaciones espaciales, temporales y contextuales y qué perspectivas metodológicas se han utilizado.

1.3.3 Fase interpretativa por núcleos temáticos

Esta fase permite reforzar y profundizar en el conocimiento, comprendiendo en ella las actividades encaminadas al análisis y la síntesis de los elementos clave para la interpretación del conocimiento

1.3.4 Fase de construcción teórica global

En esta fase se realiza un balance en los resultados del proyecto con el fin de identificar vacíos, limitaciones, dificultades, tendencias y los logros obtenidos en las temáticas con el fin de presentar el estado actual de la investigación

1.3.5 Fase de seguimiento y control

Esta fase permite determinar aquellas actividades relacionadas al establecimiento de puntos de control y seguimientos de entregables del proyecto de investigación.

1.3.6 Fase de extensión y publicación

En esta fase se realiza la divulgación de los resultados obtenidos en el proyecto de manera oral o en forma escrita.

1.4 ORGANIZACION DEL DOCUMENTO

para un mejor entendimiento, se presenta una estructura jerárquica del desarrollo del proyecto, y se da una breve explicación de los capítulos que lo conforman

En el segundo capítulo, se abordaron todas las bases teorías fundamentales para el desarrollo de un sistema de visión por computador, tales como la iluminación, algoritmos de segmentación, extracción de característica, fuentes de luz entre otros.

En el tercer capítulo, se presenta el diseño hardware necesario para generar un ambiente de experimentación con iluminación controlado, que trabaje en conjunto con una banda transportara y un sistema de adquisición de imágenes.

En el cuarto capítulo, se especifica cómo se llevó a cabo la implementación de diferentes algoritmos tanto de segmentación como extracción de características, haciendo uso del lenguaje de programación Python y las librerías OpenCV (open source). Además, se detalla el proceso de entrenamiento del clasificador RandomForest, el cual se ejecutó haciendo uso del software WEKA (de uso libre). Este se basa en una herramienta del campo de la estadística conocida como “minería de datos”.

En el quinto capítulo, se detallan y analizan los resultados obtenidos en el proceso de validación del sistema de visión por computador. Finalmente, en el sexto capítulo se presentan las conclusiones que resultaron del desarrollo del proyecto, las recomendaciones que se deben tener en cuenta en un sistema de visión por computador, y por último se nombran algunos trabajos futuros que pueden resultar de este proyecto.

2 CAPITULO: MARCO REFERENCIAL

Debido a que se necesitan conocimientos previos para la implementación de un sistema de clasificación de insumos como el chontaduro, se procede a desarrollar un marco conceptual con el fin de explicar los núcleos temáticos del proyecto. Seguido se muestran diferentes trabajos relacionados con el procesamiento digital de imágenes que sirven de referencia para el desarrollo del presente proyecto.

2.1 MARCO CONCEPTUAL

2.1.1 Chontaduro (*bactris gassipaes*)

El chontaduro denominado (*bactris gassipaes*), constituye uno de los frutos nativos del trópico americano centrándose las poblaciones nativas de este fruto en Perú, Colombia, Ecuador, Venezuela, Bolivia, Panamá y Costa Rica. Esta fruta forma parte de la dieta básica de los indígenas de la región y es cultivada desde hace 2000 años por los aborígenes latinoamericanos utilizando sus propiedades vitamínicas de muchas maneras. En la última década el cultivo ha tomado mucha fuerza en distintos países de América Latina, es reconocido con 73 especies y 21 variedades, localizándose desde el sur de México hasta el sur de Brasil y Paraguay, con una mayor diversidad en la Amazonia[15]

En Colombia el chontaduro es cultivado en mayor cantidad en la región pacífica, los afluentes del río Amazonas y el piedemonte de la cordillera oriental, donde los departamentos más productivos en estas zonas son: Nariño, Cauca, Valle, Chocó, Risaralda occidental, Urabá Antioqueño, Amazonas, Vaupés, Guaviare, sur del Caquetá, Putumayo, Caquetá y sur del Meta; además de otros departamentos como Caldas, Quindío y Guainía, donde la producción es baja. Ver Imagen. 1[16].

Imagen. 1. Político administrativo de Colombia y zonas de producción.



Fuente: análisis fisicoquímicos y funcionales del chontaduro (*Bactris gasipaes*) en Colombia y la cuenca amazónica [12].

La Imagen. 1 muestra que los departamentos en rojo son los productores del occidente, en azul son las zonas productoras de la región amazónica y en amarillo no hay productores del chontaduro.

2.1.2 Características del cultivo de chontaduro

- **Hábitat:** propio de áreas tropicales, adaptable en zonas con alta precipitación pluvial y alta temperatura, buena adaptación en la mayoría de las topografías y suelos, menos en áreas inundables o con niveles freáticos superficiales[16].

- **Morfología:**

- Tallo: forma cilíndrica y alcanza diámetros de 10 a 25 centímetros y una altura hasta de 25 metros[16].
- Hoja: forma pinnada de 2 a 4 metros de largo con raquis espinoso[16].
- Inflorescencia: racimos con 11 a 53 espigas, existe intercalamiento de flores masculinas y femeninas, y posible presencia de flores hermafroditas. Hay casos donde los racimos pueden tener de 80 a 250 frutos y pesar aproximadamente de 10 a 12 kilogramos[16].
- Fruto: conjunto de drupas (coco en miniatura), recubiertas con una capa amilácea de espesura variable, de forma cónica, ovoide o elipsoidal, se encuentra en diferentes colores (rojo, amarillo anaranjado, jaspeado) y miden de 2.5 a 5 centímetros y contienen una semilla por fruto[16]. Ver Imagen. 2.

Imagen. 2. Fruto del chontaduro (*Bactris gasipaes*).



Fuente:[17].

- **Variedades:** se agrupan por la ausencia de frutos con semilla, la presencia o no de espinas en el tronco y el contenido de aceite en su pulpa. Además de su coloración, los cuales van desde el rojo intenso al anaranjado y del amarillo al verde-amarillo [18].

2.1.3 Proceso De Inspección

La inspección dentro de una empresa permite determinar la calidad de un producto final, la cual es concebida en la actualidad no solo en los procesos de producción sino, en todos los que intervienen en la creación de un bien o servicio que garantice la satisfacción del cliente y que a su vez permita obtener grandes índices de productividad, rentabilidad y competitividad en un medio lleno de complejos competidores [19]. Por tal motivo, en la actualidad se ha visto como una necesidad lograr establecer niveles de calidad más elevados en los productos manufacturados, para lo cual es indispensable o juega un papel vital los procesos de inspección en la industria, definiéndola de forma general como el proceso mediante el cual se estima o determina si un producto o insumo se encuentra fuera del rango de un conjunto de especificaciones dadas con sus rangos de tolerancia bien establecidos [2]. En la Imagen. 3 se observa un proceso de inspección de calidad de naranjas en una empresa determinada.

Imagen. 3. Proceso de inspección.



Fuente:[20].

A causa de lo anterior, las empresas actualmente se están certificando en diferentes normas de calidad (ISO 9001, 14000, 9004, entre otras). Lo dicho hasta aquí supone que sí, llegase a encontrar una inconformidad en el proceso de inspección de las empresas, se encenderá una alarma que puede llevar a tomar acciones como despidos de personal responsable, dadas las repercusiones económicas y también de prestigio, en caso de entregarse un producto no conforme para algún cliente. Por este motivo, es tan importante en

las organizaciones de siglo XXI tener procesos de inspección controlados o monitoreados en los cuales se verifique la calidad de los insumos o productos que entran a la empresa como los que salen [21].

2.1.4 Visión Por Computador

Cuando se habla de visión por computador se puede establecer una relación con la visión del ser humano en términos de “ver su entorno e interpretarlo para realizar determinada función”, por ello es imprescindible decir que tanto para el ser humano y para la visión por computador requiere de acciones complejas en las cuales deben existir los elementos adecuados para percibir el medio, compararlo y procesarlo con información preestablecida y realizar acciones según lo requerido[1].

Gracias al avance tecnológico en las últimas décadas, las computadoras han alcanzado altas velocidades de procesamiento de datos y esto a su vez, permite manejar gran cantidad de información empleando procedimientos automáticos, logrando una adecuada eficiencia para poder trabajar en visión por computador. Pues bien, podemos decir que la visión por computador permite la transferencia del entorno visual hacia las máquinas, con el fin de que puedan percibir únicamente lo necesario para analizar y procesar la información [1].

2.1.5 Propósito De Un Sistema De Visión Por Computador

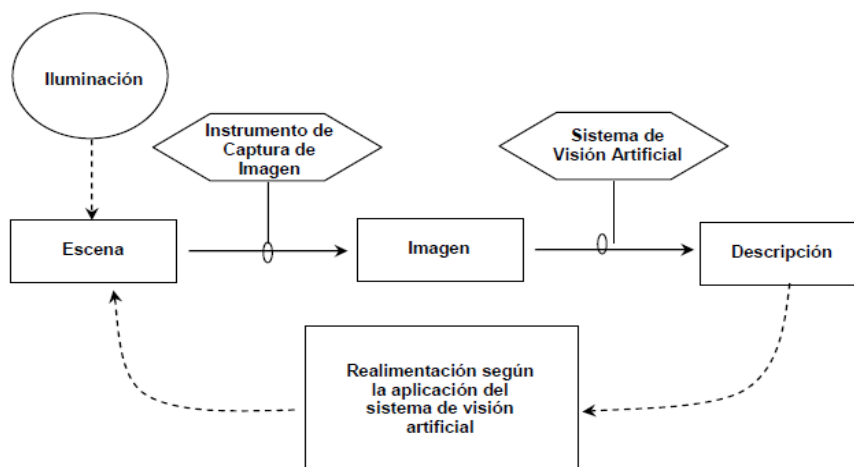
La idea principal de un sistema de visión por computador es analizar las imágenes capturadas y producir datos a partir de estas. Estos datos deben captar información específica del objeto al que se está analizando en la imagen con el fin, de que esta información sea utilizada en cualquier otro proceso[1].

Según [1] la visión por computador puede ser un sistema de lazo cerrado (ver Fig. 2) relacionado con la tarea de tomar y analizar las imágenes. Por otro lado, hay elementos del mismo lazo que se encargan de la toma de decisiones y la implementación de las mismas a partir de los resultados arrojados del procesamiento. La salida de un sistema de visión por computador debe satisfacer dos criterios muy importantes:

- Mantener relación con la imagen capturada
- Contener la información necesaria para ejecución de la siguiente tarea.

El primer criterio garantiza que la salida está relacionada con la entrada y el segundo criterio permite que la información obtenida a partir del procesamiento de verdad va a ser útil por otro proceso.

Fig. 2. Lazo cerrado de un sistema de visión por computador.

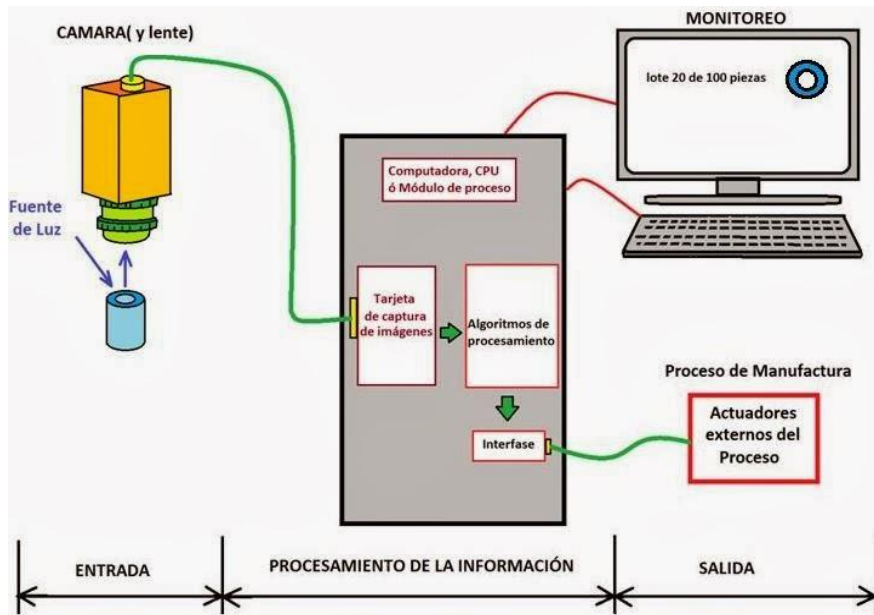


Fuente: [1][22].

2.1.6 Elementos De Un Sistema De Visión Por Computador

En la Imagen. 4 se observan los componentes de un sistema de visión por computador, donde cada componente tiene una función en específico las cuales se detallan a continuación:

Imagen. 4. Componentes de un sistema de visión por computador.



Fuente: [23].

- **Cámara:** este dispositivo es el encargado de capturar la imagen requerida del exterior o realidad, con el fin de llevarla a la CPU.
- **Computadora:** es la encargada de almacenar la información proveniente de la cámara y ejecutar los algoritmos de procesamiento digital de imágenes.
- **Algoritmos:** son código de líneas hechos por el usuario, que se encargan de extraer la información requerida por la aplicación, con el fin de analizar y procesar dicha información.
- **Monitor:** es el encargado de permitir visualizar dicho procesamiento en la imagen capturada, además muestra los resultados obtenidos.

Además, para el desarrollo de un sistema de visión por computador es importante tener en cuenta el factor iluminación en la captura de la escena, por ello a continuación se hace un énfasis en diferentes sistemas de iluminación.

2.1.7 Iluminación

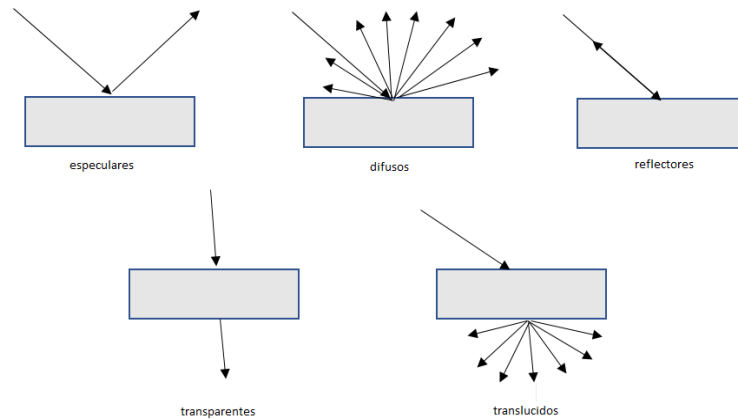
Para el desarrollo del proyecto, hay que tener en cuenta que la iluminación juega un papel muy importante en la visión por computador, pues gracias a ella se facilita de manera considerable el procesamiento y posterior interpretación de la imagen de interés. Es un componente que puede afectar de manera positiva o negativa el desarrollo del algoritmo de procesamiento, por ello seleccionar un método de iluminación eficiente para el proyecto puede facilitar la solución del problema [24]-[25].

La iluminación del entorno no se considera la más adecuada para el desarrollo de un proyecto de visión por computador ya que, en ocasiones se presenta el caso de imágenes con bajo contraste, poco o muy iluminadas, sombras no deseadas, entre otras[24]. Por ello para este proyecto, se diseñó un medio de iluminación controlado que permita el desarrollo de este, para esto se realizó una investigación minuciosa de diferentes tipos de superficies y sus propiedades además de diferentes fuentes de luz.

2.1.8 Propiedades De Los Objetos

Para determinar de manera eficiente las propiedades de un objeto cuando un haz de luz incide sobre él, hay que tener en cuenta tres casos que pueden suceder; primero, que todo el haz de luz se refleje (efecto espejo); segundo, que todo el haz de luz sea absorbido (cuerpo negro), por último, que al reflejarse el haz de luz sobre el objeto se transmita todo a través de él (un cristal). Entonces se habla de propiedades reflexivas, absorbentes y transitivas [24]. En la Fig. 3 se observa una representación gráfica del comportamiento de un haz de luz al incidir sobre diferentes materiales según su propiedad.

Fig. 3. Diversas propiedades de los materiales.



Fuente: [24].

2.1.8.1 Propiedades Reflexivas.

- **Materiales Especulares:** en estos materiales el ángulo de haz luminoso reflejado es igual al ángulo de luz incidente, con estos materiales acompañado de unos espejos puede generarse una imagen más compacta[24].
- **Materiales Difusos:** los haces de luz reflejados se dirigen en todas las direcciones. El uso de estos materiales permite que el objeto que se pretende iluminar no genere sombras pronunciadas[24].
- **Materiales Reflectores:** el haz de luz se refleja en la misma dirección, pero en sentido contrario al incidente[24].
- **Materiales Selectivos Al Espectro:** estos materiales se caracterizan por reflejar haz de luz solo de una longitud de onda específica y las otras son absorbidas, el haz de luz reflejado puede ser de manera especular o difuso. Esta característica la presentan los materiales de color[24].
- **Materiales No Selectivos Al Espectro:** este material se caracteriza por reflejar todas las longitudes de onda[24].

2.1.8.2 Propiedades Absorbentes

- Un material que absorba toda la luz es color negro[24].
- Por el contrario, sino absorbe ninguna es color blanco[24].

2.1.8.3 Propiedades Transitivas

Dependiendo del tipo de material, la luz podría pasar a través de este. estos se clasifican en dos tipos:

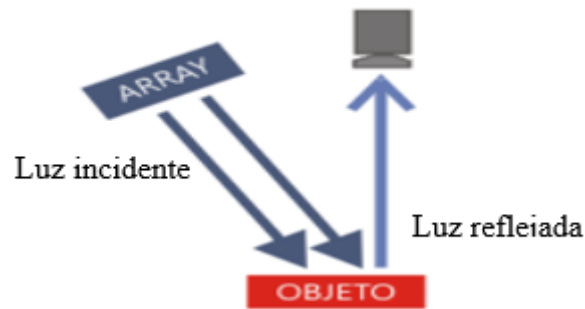
- **Materiales transparentes:** el haz de luz pasa a través del material es su totalidad, lo cual nos dice que la perdida de intensidad es muy pequeña[24].
- **Materiales translucidos:** la mayoría de los haces de luz atraviesan el material, pero, en esta ocasión lo hace en todas las direcciones (difusa)[24].

2.1.9 Tipos De Iluminación

2.1.9.1 Iluminación Direccional.

Este tipo de iluminación consiste en enfocar directamente el objeto con un haz de luz. Es muy eficiente utilizarla para aplicaciones donde se requiere encontrar la localización, reconocimiento e inspección de la superficie de un objeto, permitiendo analizar sus bordes, dado que al enfocarlos directamente desde un ángulo adecuado se generan sombras que permiten su análisis [24]-[25]. En la Imagen. 5 se aprecia la representación gráfica de la iluminación direccional

Imagen. 5. Iluminación direccional



Fuente: [25].

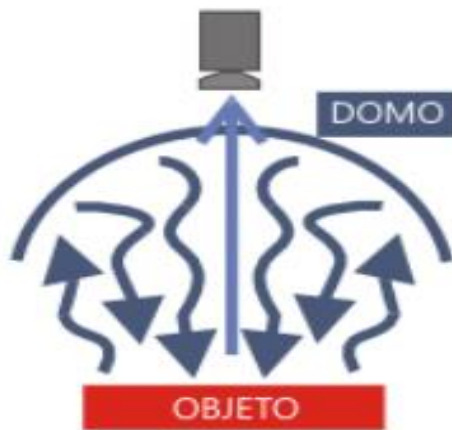
2.1.9.2 Iluminación Difusa.

En esta se pretende que los haces de luces incidan sobre el objeto desde todas las direcciones posibles permitiendo resaltar todas las caras del objeto, además debido a que no genera sombras, se obtiene una imagen con un mínimo contraste. Para realizar una aplicación con este tipo de iluminación, se utilizan las siguientes fuentes de luz [24]-[25].

- Difusor semiesférico de color blanco mate
- Fluorescentes circulares
- Anillos de fibra óptica
- Anillos de diodos led

En la Imagen. 6 se aprecia la representación gráfica de la iluminación difusa.

Imagen. 6. Iluminación difusa.

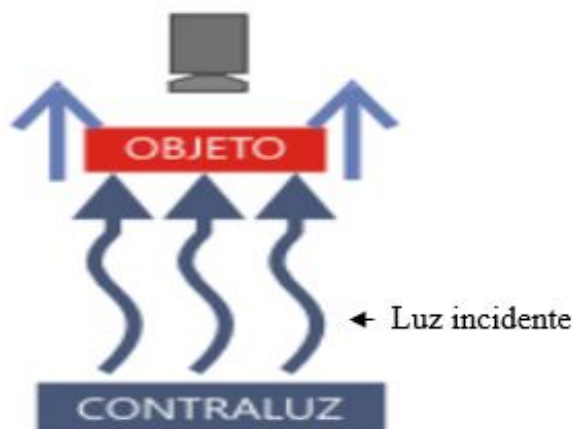


Fuente: [25].

2.1.9.3 Iluminación A Contraluz.

consiste en iluminar a espaldas del objeto de tal manera que la cámara, el objeto y la fuente de luz estén perfectamente alineados, Se utiliza para aplicaciones que requieren captura de imágenes binarias o a escala de grises, permitiendo determinar la localización y dimensión de piezas. Esta presenta algunas fallas tales como, la pérdida de detalles del objeto y el posible deslumbramiento de la cámara [24]-[25]. En la Imagen. 7 se aprecia la representación gráfica de la iluminación a contraluz.

Imagen. 7. Iluminación a contraluz.

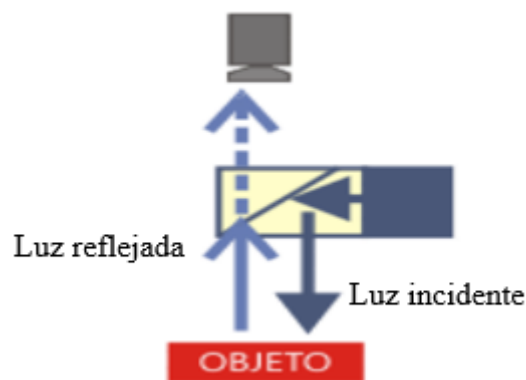


Fuente: [25].

2.1.9.4 Iluminación Axial Difusa.

Este tipo de iluminación permite de nuevo generar una imagen del objeto a procesar sin ningún tipo de sombras, las aplicaciones en las cuales se puede usar este tipo de iluminación son: inspección de superficies planas reflectantes, PCB, etiquetas reflectantes, inspección de impresión sobre aluminio o cavidades profundas [24]-[25]. En la Imagen. 8 se aprecia la representación gráfica de la iluminación axial difusa.

Imagen. 8. Iluminación axial difusa.

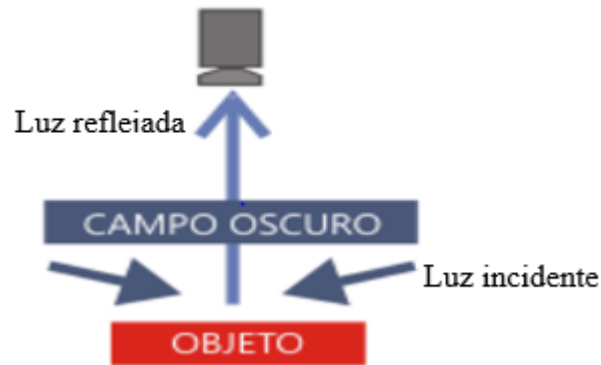


Fuente: [25].

2.1.9.5 Iluminación Dark-Ground O Dark-Field.

se pretende que el haz de luz incida sobre el objeto en un ángulo muy pequeño (menor a 30° aproximadamente), permitiendo que reboten en los defectos del objeto hacia la cámara. Las aplicaciones en las que puede ser útil este tipo de iluminación son: realce de bordes en objetos transparentes, realce de incrustaciones, realce de códigos alfanuméricos y en la verificación de grabados tipo laser o troquel [24]-[25]. En la Imagen. 9 se aprecia la representación gráfica de la iluminación Dark-Ground o Dark-Field.

Imagen. 9. Iluminación dark-ground o dark-field.



Fuente:[25]

2.1.10 Fuentes De Luz

Una vez realizado un estudio minucioso acerca de los métodos de iluminación es necesario investigar sobre fuentes de luz adecuadas para el método de iluminación.

2.1.10.1 Fuentes Incandescentes.

las fuentes de luz incandescentes presentan un coste bajo para determinadas aplicaciones, además de su fácil uso y periodos largos de vida. En el momento de estudiar la óptica esta fuente de luz es importante ya que permite ajustar su intensidad. El inconveniente más importante que presenta esta fuente, es la elevada temperatura que puede llegar a emitir producto de su funcionamiento. La eficiencia energética que presentan las fuentes de luz incandescente es de $10 \frac{lm}{w}$ (lúmenes por vatio) [24]. Ver Imagen. 10.

Imagen. 10. Fuente de luz incandescente.



Fuente: [26]

2.1.10.2 diodos led.

Los diodos led se encuentran en una gran variedad de colores los cuales proporcionan una luz monocroma, se caracterizan por tener un periodo largo de vida y los costes más bajos, pero su principal desventaja es la poca iluminación lo cual, se debe contrarrestar con muchos más diodos. Este tipo de fuente de luz se utiliza mucho para iluminación a contraluz o difusa. la eficiencia energética es de $90 \frac{lm}{w}$ [24] ver Imagen. 11.

Imagen. 11. Fuentes de luz led.



Fuente: [27].

2.1.10.3 Fuentes Fluorescentes.

Este tipo de fuentes de luz resultan ser muy eficientes ya que no emiten calor, se pueden encontrar en diferentes formas y tamaños, se utilizan más que todo para métodos de iluminación difusa. El inconveniente que se encuentra con este tipo de fuentes de luz es que, no pueden operar a bajas temperaturas y el desgaste de la iluminación con el paso del tiempo. La eficiencia energética es de 60 a 90 $\frac{lm}{w}$ [24].ver Imagen. 12.

Imagen. 12. Fuentes de luz fluorescentes.



Fuente: [28].

2.1.11 Técnicas Usadas En Visión Por Computador

2.1.11.1 Segmentación

Consiste en individualizar las zonas presentes en una imagen, permitiendo identificar la ubicación de objetos de interés respecto al fondo.[3]

Al finalizar la etapa de segmentación, lo ideal es que se conozcan perfectamente los objetos que existen, para así extraer las características propias de cada uno de ellos. Además, cada píxel de la imagen debe tener una etiqueta que los defina, de forma que por agrupación de puntos, con la misma etiqueta y conectados espacialmente, se pueda determinar la lista de objetos [3].

La segmentación, es una etapa determinante en el proceso de reconocimiento de formas. Debido a su complejidad, la segmentación se puede complicar o simplificar enormemente según las circunstancias. Esto,

dependiendo del conjunto de objetos que se deben reconocer y de la disposición de estos en el entorno [3].

Teniendo en cuenta lo anterior, se puede concluir que, la etapa de segmentación es la verdadera etapa de reconocimiento de los objetos, debido a que, el objetivo de este proceso es ubicar dichos objetos de manera perfecta en la escena.[3].

Antes de comenzar a estudiar las técnicas de segmentación más comunes, se va a proceder a realizar una breve introducción de algunas transformaciones que son de mucha utilidad para entender las técnicas que más adelante se explican.

2.1.11.2 Transformaciones Morfológicas

Las transformaciones morfológicas se encargan de cambiar la forma y estructura de los objetos que están presentes en las imágenes. Estas herramientas matemáticas permiten obtener componentes que dan una idea de la forma y estructura de los objetos que forman la imagen. Además, permiten modificar estas formas para separar los objetos unos de otros, obtener contornos primarios descomponer formas complejas en formas más simples, obtener contornos dentro de entornos ruidosos que se produce en todo proceso de segmentación, reconstruir elementos distorsionados, etc. [24]-[3].

a continuación, se mencionarán algunas transformaciones morfológicas cuyo lenguaje de expresión es la teoría de conjuntos.

- **Erosión:** es la degradación progresiva de uno de los campos (0 o 1) de una matriz binaria. Al estudiar un elemento del campo, este conservara su valor si está rodeado de elementos iguales a él, de lo contrario, pasaría al otro campo. Matemáticamente se expresará de la siguiente forma (ver ecuación (1)) [24].

$$X \ominus \bar{B} = B_x \subset X \quad (1)$$

Donde,

X y B : conjunto de datos(matriz)

\overline{B} : negación del conjunto B

B_x : elementos del conjunto B

- **Dilatación:** al contrario que la erosión es el crecimiento progresivo de los campos (0 o 1) en la matriz binaria. Al tomar como referencia un elemento del campo, otro elemento cercano a este será convertido si posee algún vecino de igual valor al dato de referencia. En caso contrario permanecerá igual. Matemáticamente la dilatación es la operación dual de la erosión(ver ecuación (2))[24].

$$X \oplus \overline{B} = (X^c \ominus \overline{B})^c \quad (2)$$

Donde,

X y B : conjunto de datos(matriz)

\overline{B} : negación del conjunto B

X^c : complemento del conjunto X

- **Apertura:** se define como una mezcla de las dos anteriormente vistas, donde en primer lugar se aplica una erosión y por ultima una dilatación, siempre con el mismo elemento estructural. Debido a que al empezar por una erosión se tiende a romper las piezas del objeto, se definió como apertura (ver ecuación(3)) [24].

$$X \circ B = (X \ominus \overline{B}) \oplus B \quad (3)$$

Donde,

X y B : conjunto de datos(matriz)

\overline{B} : negación del conjunto B

- **Cierre:** es la operación dual de la apertura. Matemáticamente se define como(ver ecuación(18)) [24].

$$X * B = (X \oplus \overline{B}) \ominus B \quad (4)$$

Donde,

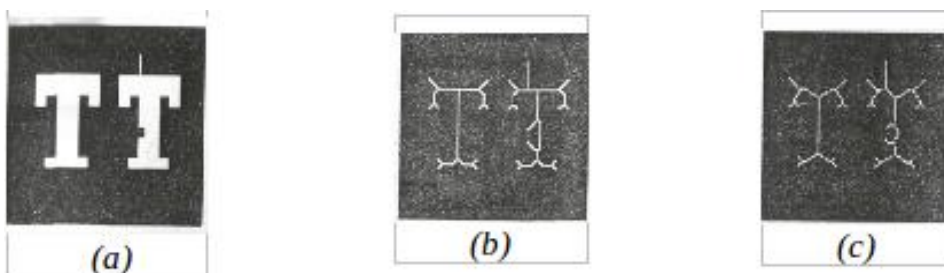
X y B : conjunto de datos(matriz)

\overline{B} : negación del conjunto B

- **Esqueletización:** lo que se busca con la esqueletización es representar una región u objeto por su grafo. Es muy útil para la representación y es una de las características que definen un objeto. Hay que resaltar que pequeñas variaciones en la región afectan en gran medida a su esqueleto. Esto se puede convertir en una ventaja si se quiere un control de calidad ya que será fácil detectar las piezas defectuosas [24].

En la Fig. 4, (a) representa la imagen original, donde en primera instancia se le aplica el algoritmo de esqueletización con un valor de conectividad 4, dando como resultado la imagen (b). Finalmente, (c) es el resultado de aplicar el algoritmo de esqueletización con un valor de conectividad mayor (8).

Fig. 4. Esqueletización.



Fuente: [24].

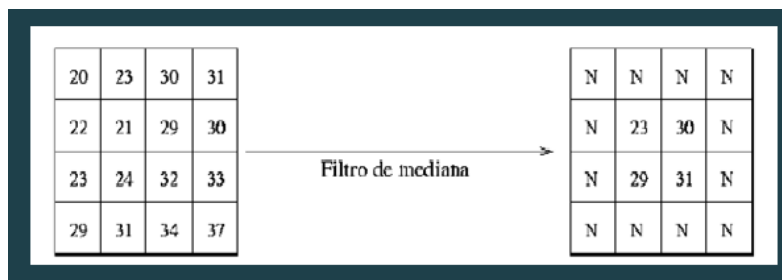
2.1.11.3 Técnicas De Segmentación:

Normalmente, para el proceso de segmentación se debe realizar previamente un proceso de filtrado de la imagen, a fin de eliminar ruido u otro tipo de señal no deseada. Estos ruidos o distorsiones se presentan bien sea por el dispositivo acoplado de carga (CCD) de la cámara o por el medio de transmisión de señal [24]. Por tal motivo se abordarán algunos de los filtros más comunes en el procesamiento digital de imágenes.

- **Filtros**

Filtro De La Mediana: tipo pasa bajas, tiene la ventaja de que el valor final del pixel es un valor real presente en la imagen y no un promedio, de este modo se reduce el efecto borroso que tienen las imágenes que han sufrido un filtro de media [29]- [30].

Fig. 5. Matriz de filtro de la mediana.



Fuente: [30].

Filtros Gaussianos: tipo pasa bajo, simula una distribución gaussiana bivalente. El valor máximo aparece en el pixel central y a medida que los parámetros de desviación típica disminuyen, el valor del pixel se reduce hacia los extremos de la matriz. El resultado será un grupo de valores promedio entre 0 y 1. Es usualmente utilizado para desenfocar una imagen en su totalidad o por regiones. [29]- [30].

A continuación, se abordarán algunas de las técnicas de segmentación más comunes en aplicaciones y desarrollos basados en visión por computador.

2.1.11.4 Segmentación Basada En Umbralizacion

La umbralización es uno de los métodos más importantes de la segmentación de imágenes. Se define el umbral como una función que convierte una imagen con diferentes tonalidades a una en blanco y negro.

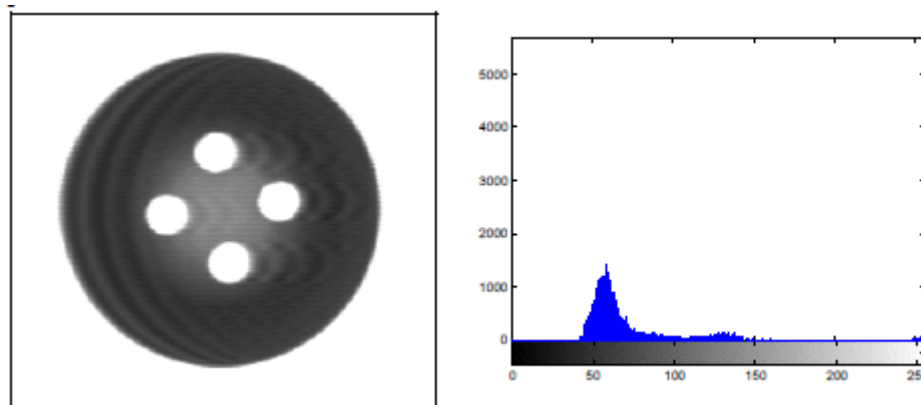
Si la imagen original es $f(x, y)$, la imagen umbralizada es $g(x, y)$ y se fija un umbral $U(0 < U < 255)$. La operación de umbralizacion se define como la ecuación (18) [31].

$$\begin{aligned} g(x, y) &= 255 \text{ si } f(x, y) > \text{umbral} \\ g(x, y) &= 0 \text{ si } f(x, y) \leq \text{umbral} \end{aligned} \quad (5)$$

Se selecciona un umbral que permita agrupar los pixeles de una imagen pertenecientes a los diversos objetos de la misma diferenciándolos del fondo. De esta manera la segmentación basada en el histograma se enfoca en la elección de uno o varios umbrales que permitan agrupar los puntos de la imagen en regiones de características similares, esto en función de sus niveles de gris [31].

En el histograma de la Fig. 6 se puede distinguir fácilmente la cantidad de pixeles correspondiente a los niveles de gris del botón y a la izquierda de la imagen, una línea de color azul que indica los niveles de luminosidad del fondo color blanco

Fig. 6. Segmentación de imagen con su histograma correspondiente.



Fuente: [3].

La segmentación en este caso consiste en encontrar el umbral necesario para realizar una binarización que separe el objeto (poniéndolo en blanco) del fondo (en negro o viceversa).

- **Detección De Bordos**

Los métodos de extracción de bordes de una imagen se basan en la diferencia que experimenta una característica en dos regiones adyacentes y que indican la existencia de un borde, estos se pueden clasificar por su anchura, ángulo de pendiente de variación, y las coordenadas de punto medio. En general, se identifican diferentes modelos de bordes como: tipo línea, escalón, rampa y tejado.

Las discontinuidades son detectadas usando derivadas de primer y segundo orden, en el primer caso se utiliza el operador gradiente, mientras que en el segundo se utiliza el operador laplaciano [31]- [24].

Derivada De Primer Orden El Operador Gradiente: para la detección de bordes en imágenes, una de las técnicas más usadas es la derivada de primer orden mediante el operador gradiente. En una imagen, este se define como una función $f(x, y)$ [31].

En la ecuación (18) se presenta el vector bidimensional que define el gradiente(G).

$$G(F(x, y)) = \begin{pmatrix} G_x \\ G_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} dF/dx \\ dF/dy \end{pmatrix} \quad (6)$$

En la ecuación (18), se define el operador gradiente (G) cuando alcanza su máximo valor ya que este lo define la dirección de mayor variación[31].

$$G(F(x, y)) = \left([G_x(x, y)]^2 + [G_y(x, y)]^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

Con el fin de conseguir un procesamiento más rápido a partir de un error despreciable, es práctica común aproximar el gradiente mediante los valores absolutos. Ver ecuación (8) [31].

$$G(F(x, y)) = [G_x(x, y)] + [G_y(x, y)] \quad (8)$$

Teniendo en cuenta las ecuaciones 2 y 3, se concluye que el cálculo del gradiente de una imagen se sustenta en las derivadas parciales dF/dx y dF/dy en cada pixel. Las de primer orden ayudan a encontrar lugares donde la intensidad cambia rápidamente en una imagen y su magnitud es mayor que la de un umbral especificado. Para ello hay diferentes estimadores derivativos como por ejemplo los de Sobel y Prewit [31].

Derivada De Segundo Orden El Operador Laplaciano: para este caso el laplaciano de una función específica en dos dimensiones $f(x, y)$ está definida por una derivada de segundo orden como se muestra en la ecuación (18).

$$\Delta^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (9)$$

- **Sustracción De Fondo En Video**

La sustracción de fondo, es una técnica donde las imágenes de primer plano son extraídas luego de haber sido procesadas. Usualmente las regiones de interés en una imagen son objetos. Esta técnica es muy utilizada en aplicaciones que requieran la identificación de objetos en movimiento en videos de cámaras estáticas. Se justifica mediante el análisis de diferencias entre un cuadro actual y un cuadro de referencia[32].

Mezcla De Gaussianas (MOG): Este algoritmo se apoya en el método de K distribuciones gaussianas para ajustar cada uno de los pixeles que pertenecen al fondo de la imagen, entregando una mezcla con diferentes pesos que indican el tiempo que los colores permanecen en la escena, a partir de esto, se determina que probablemente los colores de fondo son los que se mantienen más tiempo y estáticos en esta.[32]

En la Imagen. 13, se muestra una representación de sustracción de objetos, donde las personas que no permanecen estáticas en el video analizado, son diferenciadas con respecto a un fondo permanente.

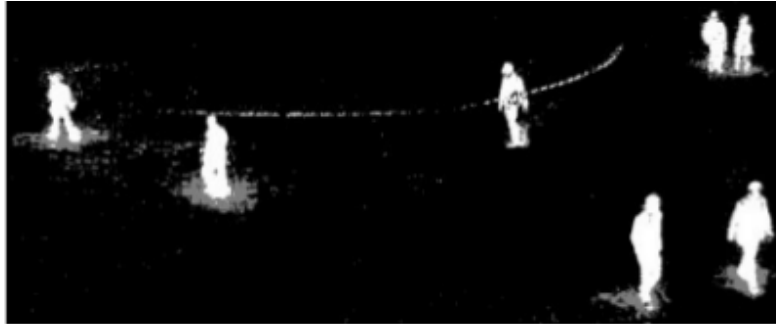
Imagen. 13. BackgroundSubtractor MOG.



Fuente: [32].

Mezcla De Gaussianas Adaptativas (MOG2): este algoritmo es una mejora del modelo de mezcla gaussiana visto anteriormente. La diferencia está en que este selecciona adecuadamente el número de distribuciones gaussianas para el modelamiento de cada píxel de fondo, lo que permite adaptación ante variaciones de iluminación presentes en la escena, y la detección de sombras [32]. Ver Imagen. 14.

Imagen. 14. BackgroundSubtractor MOG 2.

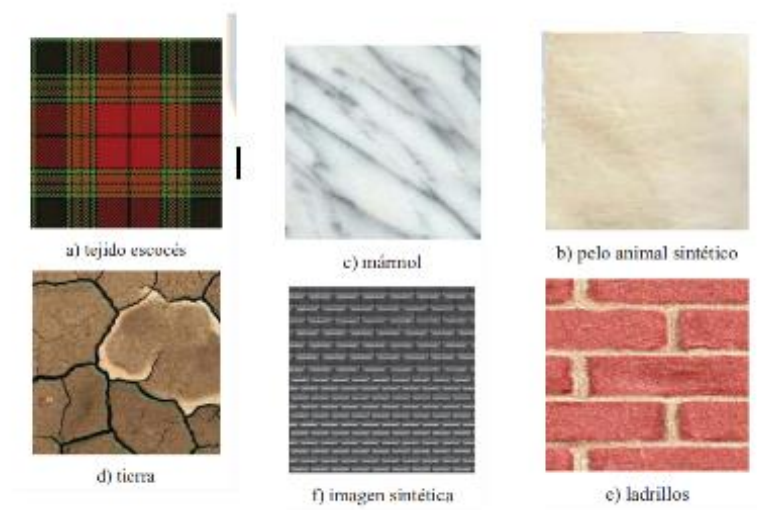


fuelle: [32].

2.1.11.5 Técnicas Para Extracción De Características En El Análisis De Texturas

Dentro de la visión por computador una característica de mucha importancia es la textura. Debido a que cada persona tiene un conocimiento intuitivo acerca de ella, definirla como tal no es sencillo, dado que, debería entregarse una definición que abarque su amplia gama, como finas, granuladas, suaves, ásperas, etc. La textura es una propiedad innata de todas las superficies u objetos, donde el hacer un análisis detallado de ellas permitirá identificar el estado del objeto [33]. En la Imagen. 15 se presentan algunas superficies que se diferencian por su textura.

Imagen. 15. Ejemplo de texturas.



Fuente: [33].

- **Matriz de co-ocurrencia de nivel de gris (GLCM)**

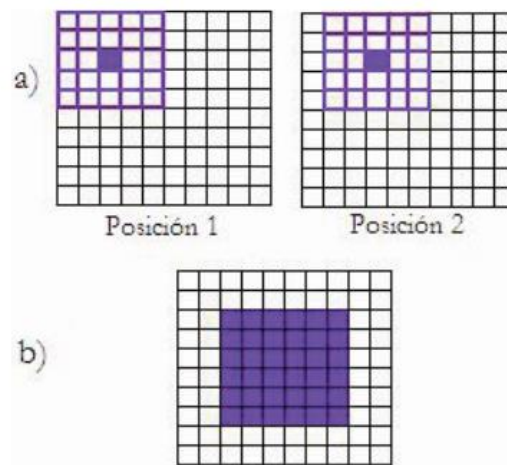
Representa la frecuencia en que un nivel de gris se manifiesta en una relación espacial con otro valor de gris dentro de una ventana determinada[33]. Para un mejor entendimiento se realiza una serie de pasos que llevan finalmente a la generación de imágenes de textura:

- 1) tamaño de la ventana: está relacionada con la cantidad de niveles de grises de la imagen de entrada
- 2) componente espacial: la distancia entre píxeles y el Angulo para el cálculo de la matriz de co-ocurrencia
- 3) cálculo de la matriz simétrica
- 4) cálculo de la matriz de probabilidad
- 5) calcula de la imagen de textura

El tamaño de la ventana debe ser cuadrada y de un número impar de filas y columnas. El resultado es un único valor que representa la totalidad de la misma, el cual es puesto en la posición central de la matriz. Luego, la ventana se desplaza un píxel y el cálculo se repite. De este modo se construye la nueva imagen con valores de relación entre píxeles.[33].

En la Fig. 7, a) muestra una imagen con su respectiva ventana móvil de 5X5 en dos posiciones y el píxel central que recibe el resultado. En b) se muestra el resultado de toda la operación.

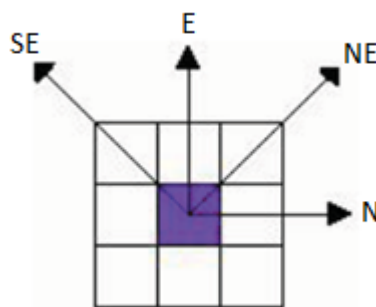
Fig. 7. Calculo matriz de co-ocurrencia.



Fuente: [33].

Referente a la relación espacial entre pixeles se pueden elegir 4 direcciones, N, NE, E, SE y se promedian. Estas pueden expresarse respectivamente como 0° , 45° , 90° y 135° como se muestra en la Fig. 8 [33].

Fig. 8. Relación espacial entre pixeles



Fuente: [33].

Una vez implementada la matriz (GLCM) se pueden extraer medidas estadísticas tales como:

Homogeneidad: Si al calcular la matriz de coocurrencia de una imagen, los valores de su diagonal principal son altos y su peso cae

exponencialmente al alejarse de la misma, se puede concluir que la imagen es homogénea [33]- [34]. A continuación, se ilustra la ecuación (18) que describe la homogeneidad.

Donde,

P: valor de pixel

i, j: posición del pixel con respecto a filas y columnas de la matriz.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \left(\frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \right) \quad (10)$$

Las variables anteriormente mencionadas son representativas para las ecuaciones de: homogeneidad, contraste, disimilaridad, media, energía, correlación, segundo momento angular(ASM) y desviación estándar

Contraste: En oposición a la homogeneidad, el contraste presenta sus valores más altos lejos de la diagonal principal de la matriz y el peso de la probabilidad aumenta, pero en forma cuadrática (ver ecuación (18))[33][34]

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \cdot (i - j)^2 \quad (11)$$

Disimilaridad: Este concepto es afín al contraste, debido a que son directamente proporcionales, diferenciándose en que su peso incrementa linealmente (ver ecuación(18)) [33][34].

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \cdot |i - j| \quad (12)$$

Media: corresponde a la frecuencia que hay de un nivel de gris en un pixel vecino con respecto a un pixel de referencia (ver ecuación(18)) [33][34]

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \quad (13)$$

Energía: teniendo en cuenta que los valores presentes en una matriz de coocurrencia son de probabilidades, la energía permite maximizar los valores altos y minimizar los valores pequeños(ver ecuación(18)) [33][34]

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (14)$$

Correlación: la información que suministra la correlación es esencialmente independiente de las anteriores medidas, por lo tanto se puede usar en combinación con otra medida textural [34].

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \left(\frac{(i - u_i)(j - u_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right) \quad (15)$$

ASM (segundo momento angular): entrega valores altos cuando en la matriz de coocurrencia hay poca presencia de valores de gran magnitud, y es bajo cuando hay similitud entre ellos. La ecuación representativa del ASM resulta del cuadrado de la energía [33][34].

Desviación Estándar: es una medida de dispersión de los niveles de gris en la ventana y permite saber cuánto se apartan los datos de su media (ver ecuación(16) y (18)) [33][34].

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 (i - U_i)^2 \quad (16)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 (i - U_j)^2 \quad (17)$$

- **Transformada De Fourier**

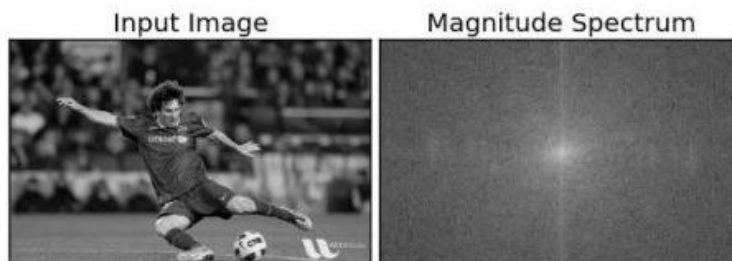
Es una importante herramienta en el procesamiento digital de imágenes, normalmente se utiliza para descomponerla en sus componentes seno y coseno, obteniendo a la salida una imagen en el dominio de la frecuencia dado que, la imagen de entrada está en el dominio espacial. La transformada de Fourier se utiliza en un amplio rango de aplicaciones tales como, análisis, filtrado, reconstrucción y compresión de imágenes [29].

Se puede decir que una señal sinusoidal es de alta frecuencia si su amplitud varia muy rápido en poco tiempo, de lo contrario, sería una señal de baja frecuencia. Extendiéndonos con la misma idea a las imágenes, la altas frecuencias se presentan en los bordes y ruidos, dado que en estas regiones la amplitud varia drásticamente [29].

Para las imágenes, se utiliza la Transformada Discreta de Fourier 2D (DFT) para encontrar el dominio de la frecuencia. Un algoritmo rápido llamado Fast Fourier Transform (FFT) es utilizado para el cálculo de DFT [29].

A continuación, se muestra el resultado de una imagen a la cual se le ha aplicado la DFT(Imagen. 16).

Imagen. 16. Espectro DFT.



Fuente: [29]

Como se puede observar en la Imagen. 16, en la *magnitud spectrum* se puede apreciar una región más blanca en el centro de la imagen, la cual quiere decir que el contenido de baja frecuencia es mayor.

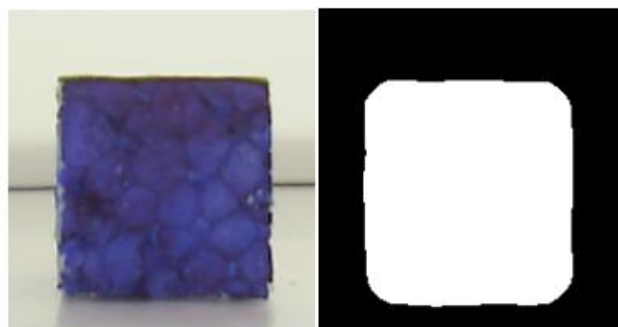
2.1.12 Estimación De Área Del Chontaduro

Para la estimación del tamaño de los chontaduros, se aplicó un método de conversión de unidades (píxeles a cm^2) basado en el siguiente análisis.

En primer lugar, se diseñó un cuadrado con medidas de 3cm de alto por 3cm de ancho, el cual al tener un área conocida de 9cm^2 permitió hacer una estimación aproximada en cuanto a la cantidad de píxeles presentes en ella, esto gracias a que la captura de la escena se realizó con una cámara ubicada a un ángulo de 0° con respecto al fruto y a una distancia fija de 14 cm aproximadamente.

El análisis de estimación anteriormente mencionado es viable siempre y cuando la cámara de adquisición de imágenes tenga el foco fijo, ya que de esta manera se garantiza que todas las escenas capturadas con esta cámara tengan las mismas características espaciales. En la Imagen. 17. Se visualiza la captura del cuadrado con el cual se realizó el proceso de estimación de tamaño.

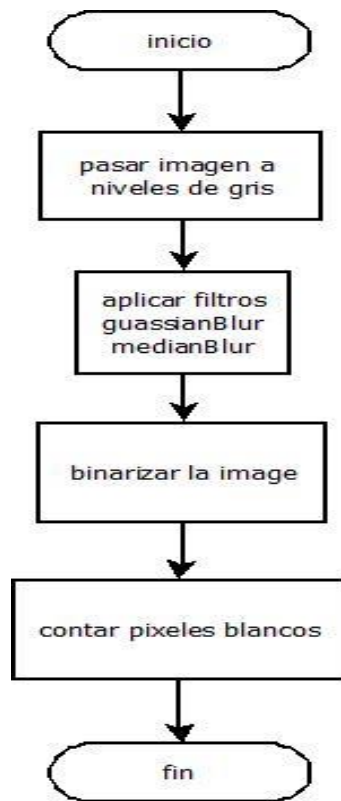
Imagen. 17. Cuadrado de 9cm^2 de área y cantidad de píxeles.



Fuente: Propia.

Una vez segmentada la imagen del cuadrado, como se observa en el extremo derecho de la Imagen. 17., se procede a hacer el conteo de píxeles (px) en blanco haciendo uso de la secuencia especificada en la fig 9.

Fig. 9. Diagrama de flujo para conteo de pixeles en blanco.



Fuente: Propia.

El conteo de pixeles en blanco del cuadrado, arrojó como resultado un total de 19.137 *px*, por tal motivo y para finalizar con este análisis se puede decir, que 19.137 *px* son aproximadamente equivalentes a 9 cm^2 .

A continuación, se presenta la ecuación(18) que dependiendo de la cantidad de pixeles del chontaduro, permite hacer una aproximación de su área partiendo de lo anteriormente explicado.

$$9 \text{ cm}^2 \rightarrow 19137 \text{ pixeles (px)}$$

$$.x \rightarrow \# \text{ de pixeles del objeto (px)}$$

Entonces,

$$x = \frac{9 \text{ cm}^2 * (\# \text{ de pixeles del objeto (px)})}{19137 \text{ px}} \quad (18)$$

Donde x es el área aproximada del chontaduro.

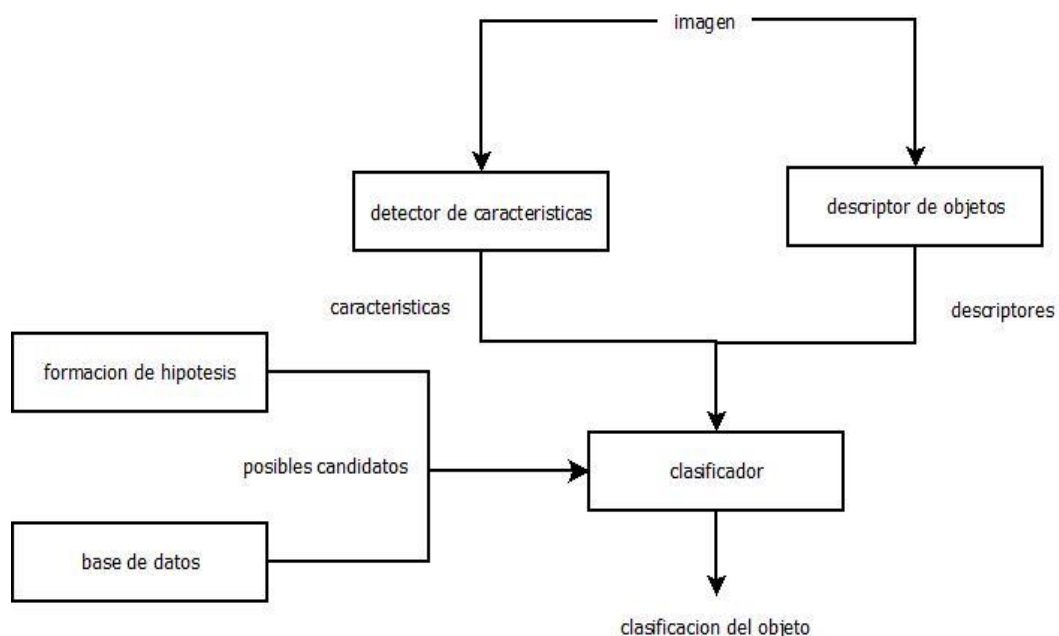
2.1.13 Sistemas De Clasificación

Dentro de un sistema de clasificación el reconocimiento de objetos u otra condición específica del mismo, es la última etapa de un sistema de visión por computador. Esta es la de mayor grado de abstracción de todas las que forman parte de este, y a menudo se realizan fuertes simplificaciones para que funcionen con éxito [24].

2.1.13.1 Estructura De Un Clasificador

A partir de la imagen original o procesada se obtienen una serie de características tales como color, textura, descriptores de momentos, descriptores de Fourier, entre otros, las cuales definen cada objeto. Con ello se ha pretendido reducir el volumen de la información, de tal manera que facilite su manipulación, pero sin perder ningún detalle vital o valioso. En la Fig. 10 se puede observar la estructura general de un clasificador[24].

Fig. 10. Estructura de un clasificador en un sistema de visión por computador.



Fuente: [24].

Para asegurar que un sistema de clasificación sea eficaz es necesario que las características elegidas cumplan cuatro (4) propiedades.

- **Discriminación:** las características deben tomar valores diferentes para las distintas clases[24].
- **Fiabilidad:** las características deben obtener valores afines para todos los objetos de la misma clase[24].
- **Independencia:** las diversas características no deben estar correlacionadas ya que si no reflejarían la misma propiedad del objeto[24].
- **Numero:** es recomendable que el número de características sea el más pequeño posible, dado que la complejidad es directamente proporcional al número de características [24].

El reconocimiento de objetos tiene 3 enfoques principales que son:

- **Reconocimiento Estadístico:** este reconocimiento se basa en la determinación y uso de funciones de probabilidad[24].

Minería de Datos: es un campo de la estadística que consiste en identificar la información procesable de los conjuntos grandes de datos. Basado en el análisis matemático, deduce los patrones y tendencias existentes en estos conjuntos, ya que, no se pueden detectar mediante la exploración tradicional[35].

- **Reconocimiento Sintáctico:** consiste en examinar la estructura de los objetos como por ejemplo el esqueleto[24].
- **Reconocimiento Mediante Redes Neuronales:** es la técnica más reciente y se basa en el modelo y funcionamiento de los sistemas biológicos[24].

2.2 TRABAJOS RELACIONADOS

En [36] , se habla de la clasificación automática del chontaduro mediante una inspección visual y el procesamiento digital de imágenes como herramienta, los diferentes algoritmos se implementaron en un sistema de programación interactivo y cuantitativo QWIN/QUIPS; herramienta software que se encuentra disponible en una estación de trabajo LEICA Q550IW, paquete computacional para procesamiento y análisis avanzado de imágenes. esto con el fin de clasificar el fruto en distintas categorías, solucionar la problemática de sobreproducción del chontaduro y abrir nuevas puertas para el posicionamiento de este exótico fruto en mercados internacionales, además de que es una alternativa para utilizar al máximo las cosechas, los nutrientes y así evitar grandes pérdidas del producto. Con respecto a los resultados, se obtuvo que el diseño planteado en este artículo tiene una fiabilidad del 96%, teniendo como criterios de selección el color, la presencia de defectos, el tamaño, la forma y la presencia de cáliz. A diferencia del trabajo a desarrollar, en el cual las características de clasificación para la calidad del insumo las determina la empresa NUTRI TOST S.A.S. además, se realizará una conceptualización de diferentes técnicas de procesamiento digital de imágenes enfocadas al proyecto y el software mediante el cual se pretende realizar los algoritmos de clasificación es open source and free, permitiendo desarrollar aplicaciones de bajo costo.

En [4] se presenta por medio de técnicas de visión por computador un sistema de reconocimiento capaz de identificar diferentes tipos de frutas tropicales comúnmente encontradas en un supermercado (manzana verde y roja, mango tomy, naranja tangelo, maracuyá, granadilla, kiwi, guayaba y banano.) dentro de un conjunto de frutas, establecida en una base de datos. Esta investigación permitió comparar los clasificadores KNN y bayesiano y las técnicas de color RGB y HSV, además de otras características de tamaño y forma usadas previamente por otros investigadores. El proceso permitió obtener resultados con una exactitud del 90% en las pruebas realizadas.

En [11] se desarrolló el análisis de coordenadas colorimétricas de imágenes digitales en muestras de frutos de guayaba pera para tres tipos de cosecha.

Para la determinación de color se utilizaron dos espacios de color: RGB y CIE- $L^*a^*b^*$, cada uno de estos espacios describió el color de la piel usando tres componentes que permitieron comparar la evolución de cada uno de estos. Los resultados presentaron una evolución típica, desde el verde intenso que es el recién cosechado hacia los colores verdes claros amarillosos.

En [37] se presentan técnicas de visión artificial basadas en redes neuronales entrenadas mediante aprendizaje compensado por ruido aplicadas a la detección de características en frutas, tales como, fresas mora y uvillas, las cuales pueden ser destinadas a la industria alimenticia. El algoritmo de programación está basado en librerías de OpenCV montadas en Visual C++ Express versión 2010. Como resultados se obtuvo que en el sistema de clasificación existe un porcentaje de reconocimiento del 87,5% debido a que, de las 40 imágenes de frutas seleccionadas, se reconocieron 35.

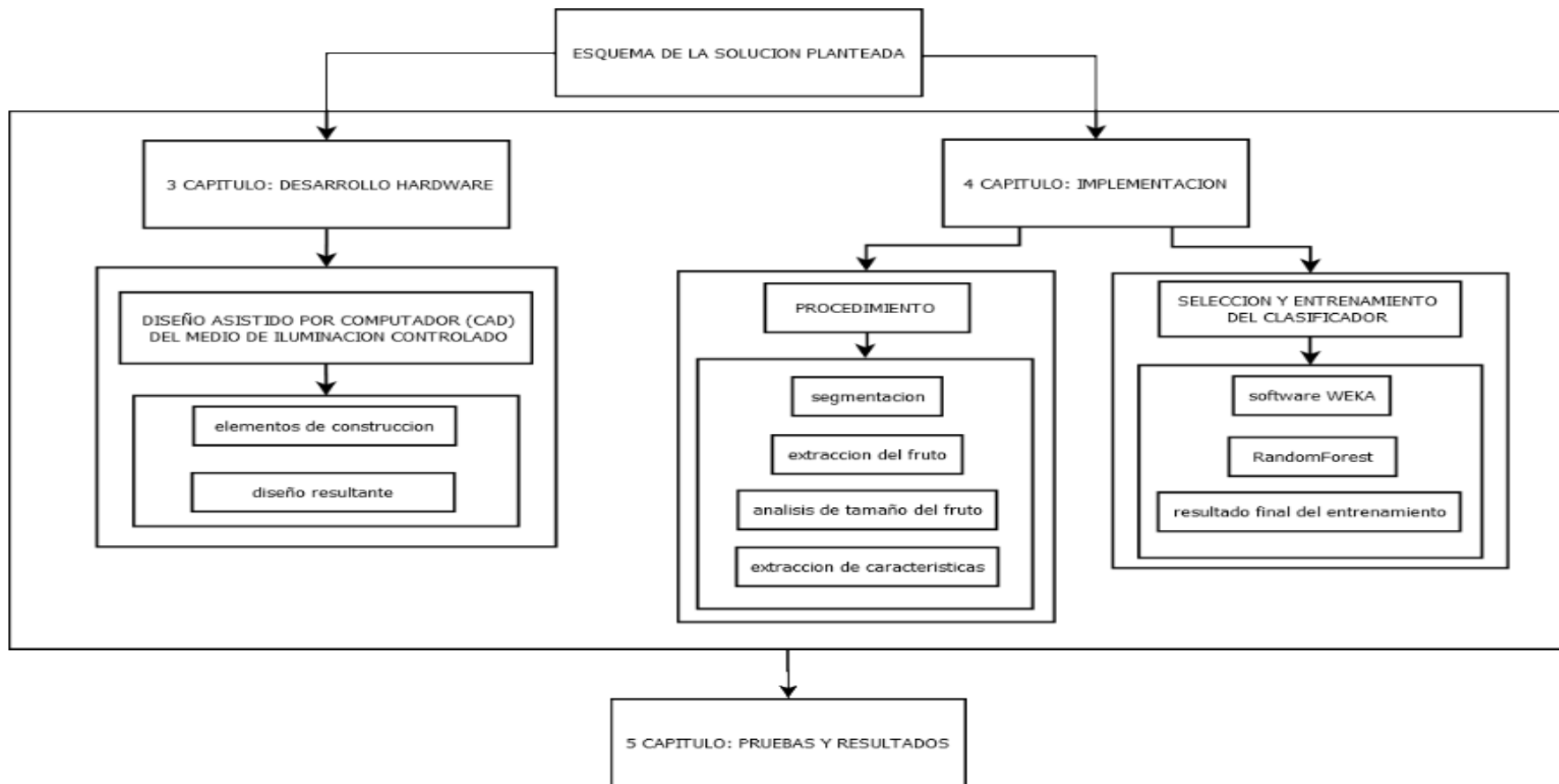
En [38] se presenta una metodología para determinar las características de tamaño, forma y color de las fresas mediante procesamiento digital de imágenes. Para la adquisición de las imágenes se utilizó un sistema de iluminación tipo domo con luz led blanca difusa. Mediante líneas estructurales verticales y horizontales estimaron la forma de la fresa y utilizaron información de color para determinar el grado de madurez. En los resultados al implementar un sistema visual de máquina lineal se tuvo una precisión del 100% para clasificar en dos tipos de formas, un error promedio para la estimación del tamaño de 6,5% y un error de estimación para la madurez del 10%.

En [39] se presenta un sistema de visión de máquina de bajo costo para la clasificación de tomate, teniendo como parámetros el color y el diámetro para ejecutar los procedimientos de clasificación. En el sistema de visión se utilizaron datos de histogramas de las imágenes en el plano RGB, se instalaron dos web-cams comerciales y se utilizaron librerías OpenCV. Los resultados obtenidos en este proyecto demuestran que la solución propuesta proporciona los parámetros con la precisión suficiente para las tareas de clasificación.

3 CAPITULO: DESARROLLO HARDWARE

En este capítulo se presenta un bosquejo general de la solución planteada con la cual se da solución a la pregunta de investigación (ver Fig. 11) y se desarrolla el diseño e implementación del medio de iluminación controlado, el cual trabajará en conjunto con una banda transportadora y un sistema de adquisición de imágenes para realizar la clasificación con visión por computador. Además, se presenta cada uno de los componentes que hacen parte del medio de iluminación con sus diferentes características

Fig. 11. Bosquejo de la solución planteada.



Fuente: Propia.

3.1 DISEÑO ASISTIDO POR COMPUTADORA (CAD) DEL MEDIO DE ILUMINACION CONTROLADO.

En el capítulo I se realizó un análisis pertinente a la construcción de un medio de iluminación controlado, donde se especifica los elementos necesarios para su elaboración, a partir de ello, se detallan los elementos de construcción y algunos datos relevantes a tener en cuenta para el presente diseño.

3.1.1 ELEMENTOS DE CONSTRUCCION

3.1.1.1 ACRILICO

Es un termoplástico rígido transparente. En su estado natural es incoloro, más, sin embargo, se puede obtener un sinfín de colores a partir de su pigmentación. Puede tomar una gran variedad de formas valiéndose de distintos procesos (industriales, artesanales etc.). La resistencia al impacto del acrílico estándar es de 15 veces mayor que la del vidrio no templado. Generalmente se utiliza para obtener materiales de transmisión y difusión de luz.[40].

Para la construcción del medio de iluminación controlado se optó por el acrílico gracias a sus especificaciones anteriormente mencionadas, su maniobrabilidad y su bajo costo.

3.1.1.2 BANDA TRANSPORTADORA

Su principal función, es el traslado eficiente de materiales, mercancías u objetos dentro de una planta de producción, de un almacén industrial o cualquier empresa logística[41]. A continuación, se especifica los componentes de la banda transportadora implementada en el proyecto.

- **Cinta o Banda:**

Comúnmente se utiliza la tela engomada [41] , más sin embargo, para este caso se optó por lona, gracias a su bajo costo, fácil acceso, resistencia y características adecuadas para el proyecto.

○ **Motor:**

La banda transportadora requiere de un actuador que se encargue de realizar el desplazamiento de la lona mediante la conversión de la energía eléctrica en movimiento mecánico. El actuador adecuado para este tipo de trabajo es el motor, debido a su fácil implementación. No obstante, existen diferentes tipos de motores que poseen características particulares según [14], lo cual los hace especiales según su aplicación(ver Tabla II).

Tabla II. Tipos de motores presentes en la industria

TIPO DE MOTOR	CARACTERISTICAS	APLICACIONES
Motor DC	Económico	Control de velocidad
	Alta velocidad	Controles de lazo cerrado
	Alto torque	
Motor paso a paso	Micro pasos	Controles de lazo abierto
	Fácil control y alta precisión	Posicionamiento
	Bajo costo	Micro movimientos de precisión
Servo motor	Alta velocidad	Controles de lazo cerrado
	Buen torque	Posicionamiento
	Alto costo	Controles de velocidad

Fuente: [14].

Teniendo en cuenta las características y aplicaciones de la Tabla II, además de que ya se contaba con este instrumento de trabajo, se optó por el motor DC con caja reductora modelo MOT-DC-6WH con las especificaciones técnicas presentes en la Tabla III.

Tabla III. Características del motor dc.

Motor DC Modelo MOT_DC-6WH	
Voltaje de operación	3V – 6V
Velocidad angular nominal	200 RPM
Reducción	48 : 1
Consumo máximo de corriente	150 mA
Torque de salida	(0.8 – 1.1) kg.cm

Fuente: [42].

3.1.1.3 ILUMINACIÓN

Teniendo en cuenta los métodos de iluminación nombrados en el capítulo I se seleccionó el modelo de iluminación difusa, ya que permite obtener una escena homogénea, contribuyendo en la disminución de sombras en imágenes con mínimo contraste, esto se llevó a cabo haciendo uso de un material traslucido (tela blanca) el cual sirve como difusor.

○ Fuente De Luz

Como fuente de luz se decidió utilizar 6 tubos led de la empresa OZAKY TECHNOLOGY, ya que estas se caracterizan por sus periodos largos de vida y su bajo costo, además por ser ampliamente utilizadas en métodos de iluminación difusa, con una eficiencia energética de 85 lm/w. En la Tabla IV se muestran las especificaciones técnicas correspondientes a las fuentes de luz utilizadas en el proyecto.

Tabla IV. Especificaciones tubo led

Tubo LED de Osaky Technology	
Consumo eléctrico	9w
Larga vida útil	25.000 Hrs
Eficiencia en 25.000Hrs	85LM/W
Temperatura de trabajo	-20°C a 50°C
Angulo de apertura	120°
IRC	80
Factor potencia	90 - 95%

Protección	IP20
Instalación	Directa, no balastro no arrancador
Dimensiones	60 cm de largo, 3 cm alto
Genera ruido o parpadeos	No

Fuente: [43].

3.1.1.4 Cámara

Tiene como función, captar la imagen para posteriormente transferirla a un sistema electrónico mediante una señal analógica o digital[24].

Las cámaras utilizadas en visión por computador deben tener características que permitan el control de disparo para capturar objetos en la posición requerida. Normalmente son más sofisticadas que las cámaras convencionales, ya que permiten realizar el control completo de variables tales como autofocus, frame/s, señales entre otros. Por tal motivo y teniendo en cuentas la recomendación de un experto en visión por computador, se optó por la instalación de dos cámaras LIFE CAM HD-3000 de MICROSOFT (ver Imagen. 18), donde una de ellas se pretende ubicar de tal manera que capte la mitad del fruto aproximadamente para la estimación del área como se especifica en el CAPITULO I(Estimación De Área Del Chontaduro). Mientras que la otra se encarga de realizar la toma desde un ángulo de 135°, con el fin de captar la mayor cobertura posible del mismo. En la Tabla V se especifican las características técnicas de la cámara mencionada.

Imagen. 18. LIFE CAM HD-3000



Fuente: [44].

Tabla V. Especificaciones técnicas LIFECAM HD -3000

LIFE CAM HD - 3000	
Conectividad	
USB 2.0	
Dimensiones de producto	
Longitud: 4,3" / 109 mm Ancho: 1,75" / 44,5mm	
Video llamada VGA	Intel Dual Core a 1,6 GHz o superior
	Intel Dual Core a 3,0 GHz o superior
Grabación de videos	
HD a 720p con una velocidad de hasta 30 fotogramas por segundo	
Tecnología True Color	
Ofrece videos luminosos y coloridos en casi todas las condiciones luminosas	
Micrófono	
Unidireccional integrado con cancelación de ruido acústico	
Autofoco	
ON/OFF	

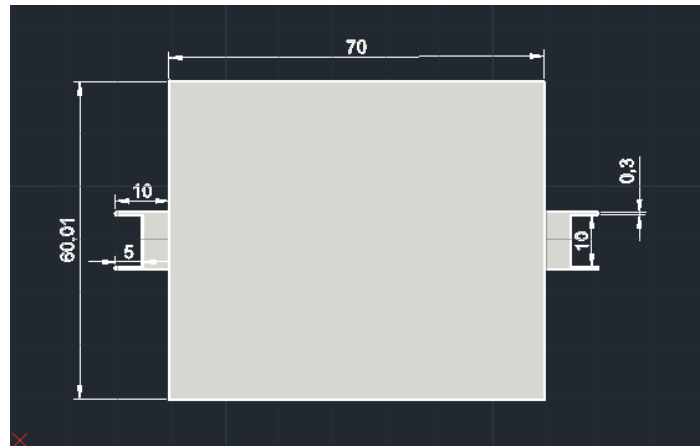
Fuente: [45].

3.2 DISEÑO RESULTANTE

Con respecto a lo anterior, y teniendo en cuenta el tamaño de algunos de estos componentes, tales como longitud y altura de las fuentes de luz, tamaño del motor DC, tamaño promedio de los chontaduros, entre otros aspectos a tener

en cuenta, en la Fig. 12 se presenta un plano del diseño elaborado en CAD, donde se observa la parte superior del medio de iluminación controlada con sus respectivas medidas de construcción en (cm)

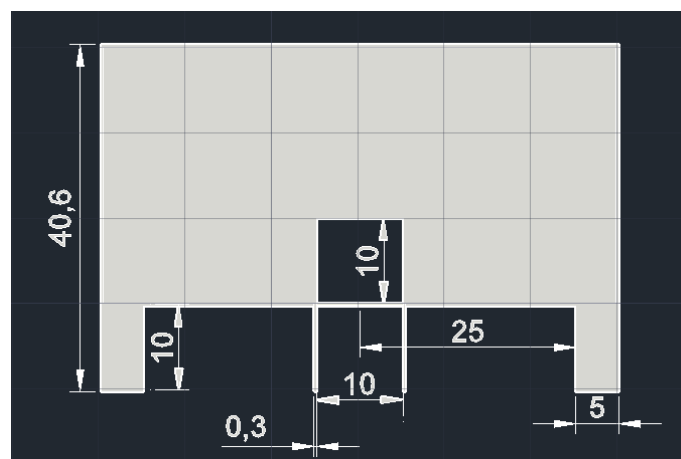
Fig. 12. Plano superior del sistema de iluminación controlada.



Fuente: propia

En la Fig. 13 se observa la parte frontal del diseño del medio de iluminación controlada con sus respectivas medidas de construcción en (cm).

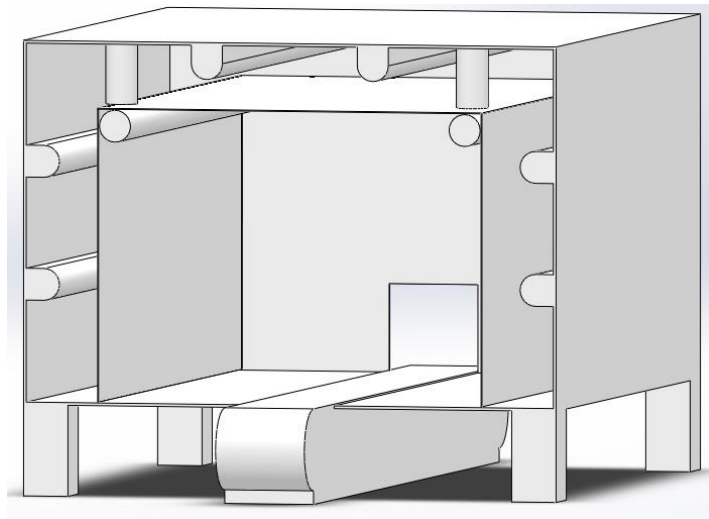
Fig. 13. Plano frontal del sistema de iluminación controlada.



Fuente: propia.

Finalmente, en la Fig. 14 se observa una representación en 3 dimensiones (3D) del sistema de iluminación controlada.

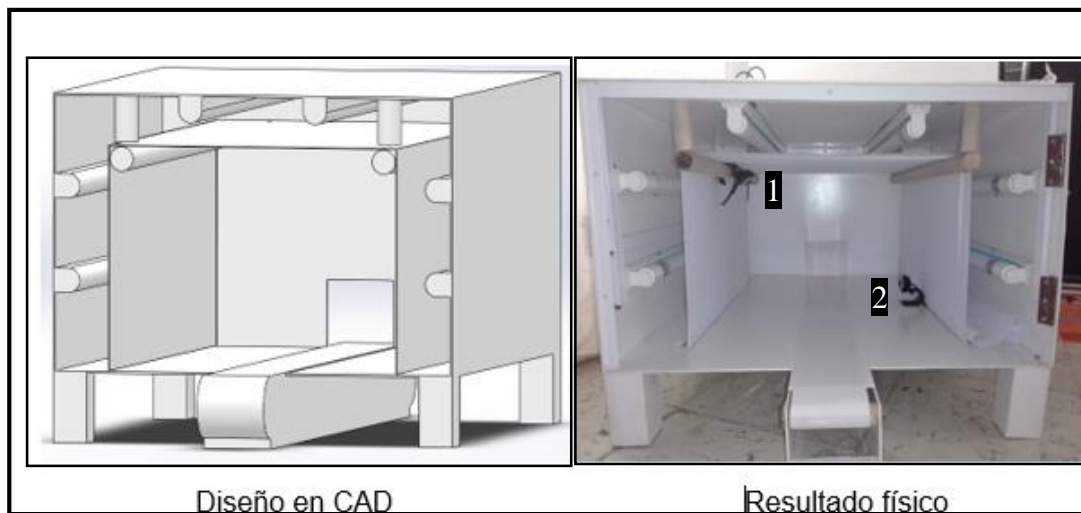
Fig. 14. Plano 3D del sistema de iluminación controlada.



Fuente: propia.

En la Imagen. 19 se muestra el medio de iluminación controlado totalmente construido en comparación al diseño elaborado en CAD. Además, en el resultado físico se muestra la ubicación final de las cámaras (1,2).

Imagen. 19. Medio de iluminación controlada.



Fuente: propia.

1: Cámara superior

2: Cámara lateral

4 CAPITULO: IMPLEMENTACION

La implementación del sistema de visión por computador requirió conocer previamente algunos aspectos técnicos, como el reconocimiento de las características tamaño y clase del fruto en su etapa de inspección en la empresa NUTRITOST S.A.S. Por ello, se procede a la creación de una base de datos en la cual, se clasifican los chontaduros en 3 clases (buenos, regulares y malos). Esto con la finalidad de poder diferenciar características propias de cada clase según la experiencia de los operarios de la empresa. Es importante resaltar que entre más grande sea la base de datos más confiable es el sistema de clasificación. En la Imagen. 20 se presenta una foto del momento en que se realizó el proceso de selección desarrollado por un experto de la empresa para la creación de la base de datos y en la Imagen. 21 se muestran los chontaduros debidamente separados en sus respectivas clases.

Imagen. 20. Proceso de selección.



Fuente: propia.

Imagen. 21. Chontaduros en sus 3 clases (buenos, regulares y malos).



Fuente: propia.

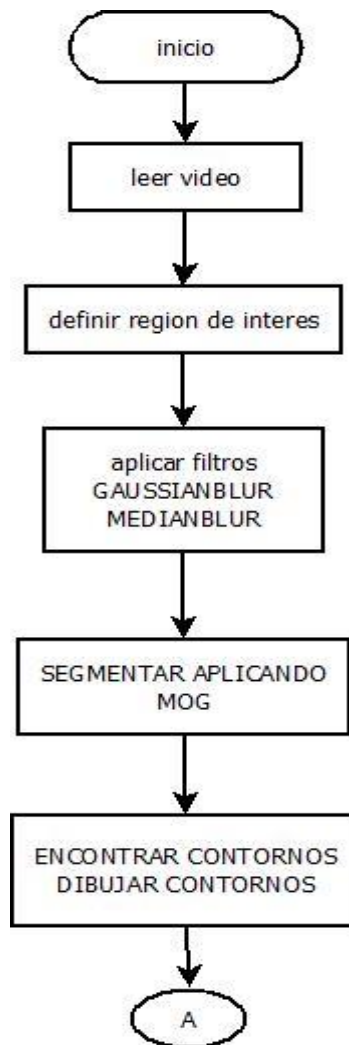
Una vez clasificados los chontaduros en 233 malos, 392 buenos y 555 regulares se llevaron al sistema de iluminación controlada en donde se obtienen 3 videos por cada cámara. Posteriormente, se implementaron algoritmos de procesamiento de imágenes, haciendo uso del lenguaje de programación PYTHON, librerías OPENCV y el sistema operativo UBUNTU.

A continuación, se presentan los algoritmos implementados en un proceso secuencial.

4.1 PROCEDIMIENTO

Una vez obtenidos los videos, en los cuales se ha capturado los chontaduros uno a uno, se procede a seguir la ruta de trabajo especificada en el diagrama de flujo de la Fig. 15 y se desarrolla el código del Anexo. 2.

Fig. 15. Diagrama de flujo de segmentación del fruto.

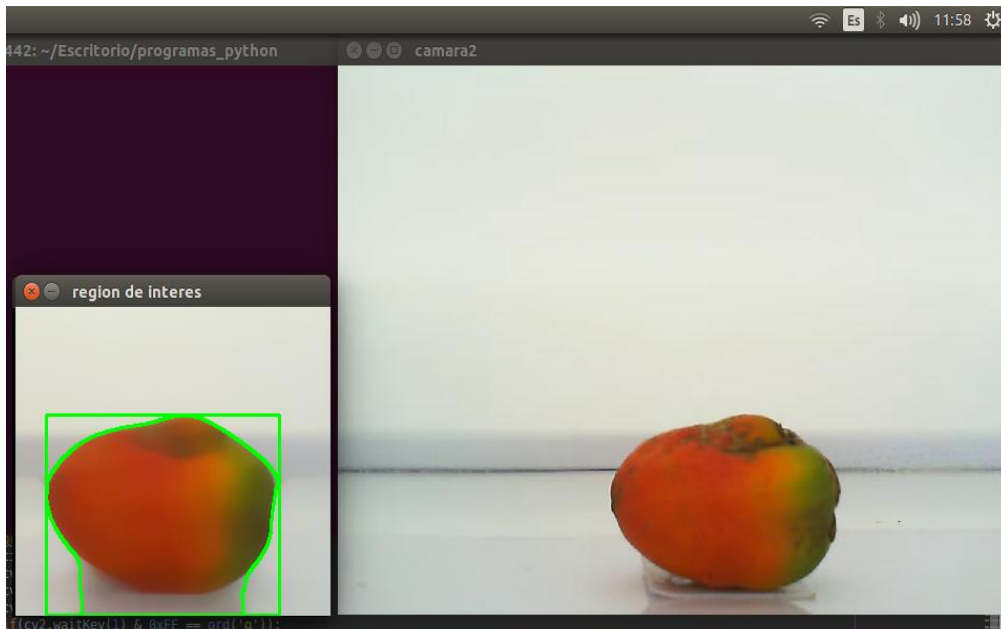


Fuente: propia.

En la Imagen. 22, se puede apreciar que la ventana cámara 2 corresponde al fotograma completo extraído del video y la ventana región de interés corresponde al ROI(región de interés), este último permite reducir el área de análisis para optimizar los recursos del computador. Adicionalmente en esta ventana se aplicaron filtros (gaussianBlur, medianBlur) que permitieron suavizar la imagen de tal manera que se eliminen ruidos y bordes no deseados en la escena, se segmentó la imagen utilizando backgroundSubtractor (MOG), se extrajeron los contornos del fruto (cv2.findContours) y por último se dibujaron en color verde con la función “cv2.DrawContours”.

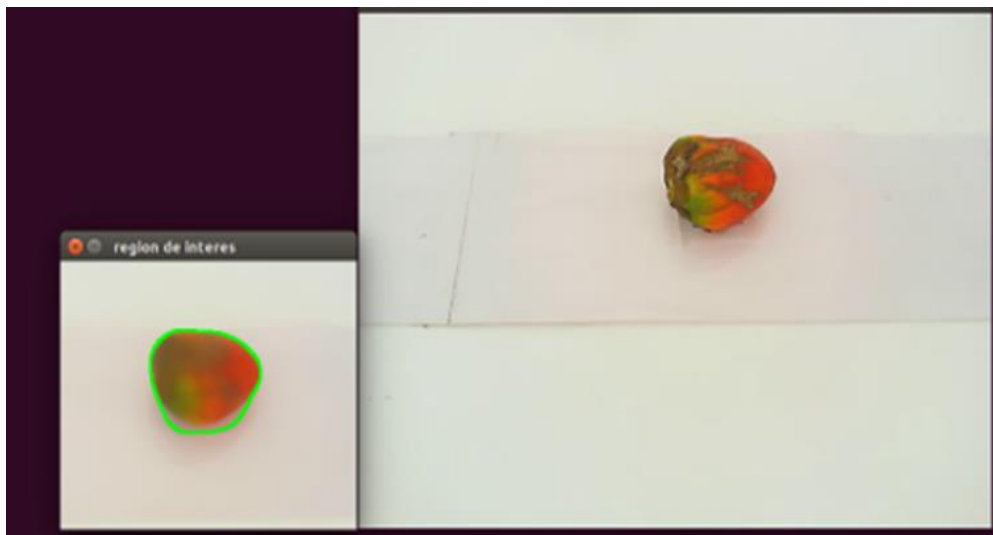
El procedimiento anteriormente expuesto, se aplica de igual manera para la cámara superior(ver Imagen. 23)

Imagen. 22. Identificación fruto cámara lateral.



Fuente: propia.

Imagen. 23. Identificación fruto cámara superior.



Fuente: propia.

Nota: de no aplicar los filtros, el MOG identifica los bordes no deseados como contorno.

Como siguiente paso, se extrae el fruto (ver Imagen. 24 e Imagen. 25) de las regiones de interés con el fin de realizar el análisis de características, esta extracción del fruto o de cualquier objeto de interés, es conocida como "BoundingBox". la extracción se llevó a cabo haciendo uso de la secuencia especificada en la Fig. 16 y del código en el Anexo. 3, donde se buscó capturar las coordenadas de punto inicial(x, y), ancho del fruto(w), altura(h) y el centroide del mismo para extraer el BoudingBox justo en la región central del ROI, en otras palabras se extrae el fruto cuando el centroide de este coincide con el centro de la región de interés.

Imagen. 24. BoundingBox del fruto cámara lateral



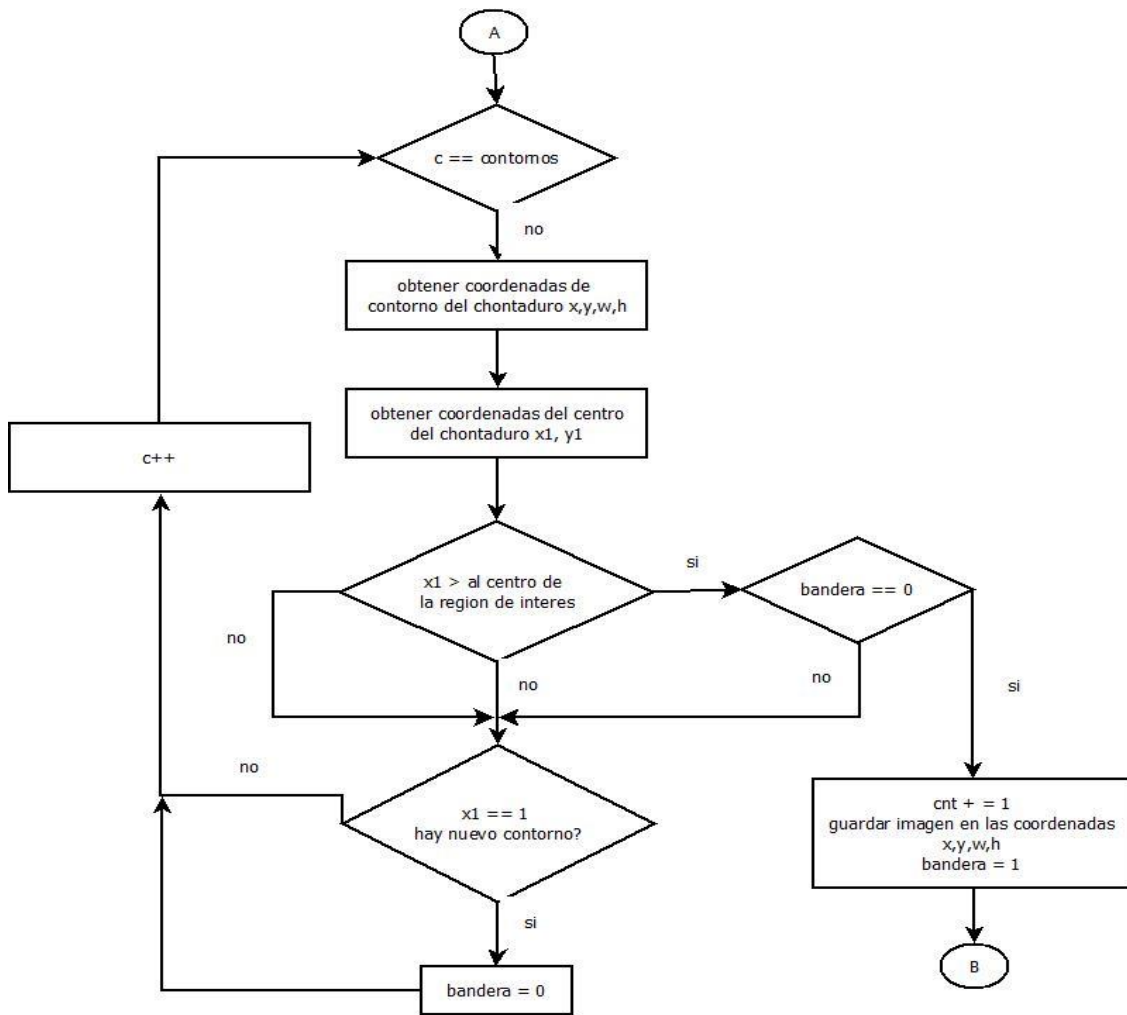
Fuente: propia.

Imagen. 25. BoundingBox del fruto cámara superior.



Fuente.Propia.

Fig. 16. Diagrama de flujo de la extracción del BoudingBox.



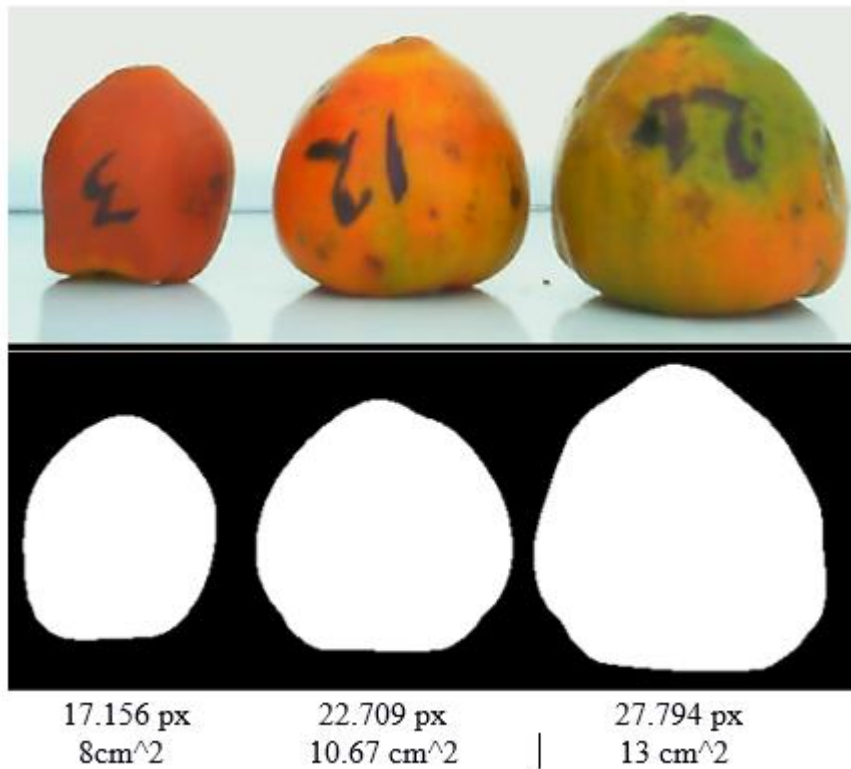
Fuente: propia.

Una vez se obtuvo el BoundingBox se procedió a segmentar la imagen, para extraer la cantidad de pixeles en blanco en cada chontaduro haciendo uso de el algoritmo presente en el Anexo. 4 mencionada en el capítulo I. posteriormente, ya que se cuenta con la cantidad de pixeles presentes en el chontaduro, se hace uso de la ecuación (18) especificada en el mismo capítulo en la sección” Estimación De Área Del Chontaduro”.

Posteriormente se aplica el algoritmo de clasificación por tamaño (ver Anexo. 5), en el cual después de extraer la cantidad de pixeles en blanco de un chontaduro determinado, se hace su respectiva conversión a centímetro y se clasifica según su tamaño, donde solo se aceptan para el proceso de

inspección en la empresa NUTRITOST S.A.S chontaduros con un área mayor a 8 cm^2 . En la Imagen. 26 se puede observar 3 chontaduros diferentes con sus respectivos tamaños en pixeles y centímetros cuadrados.

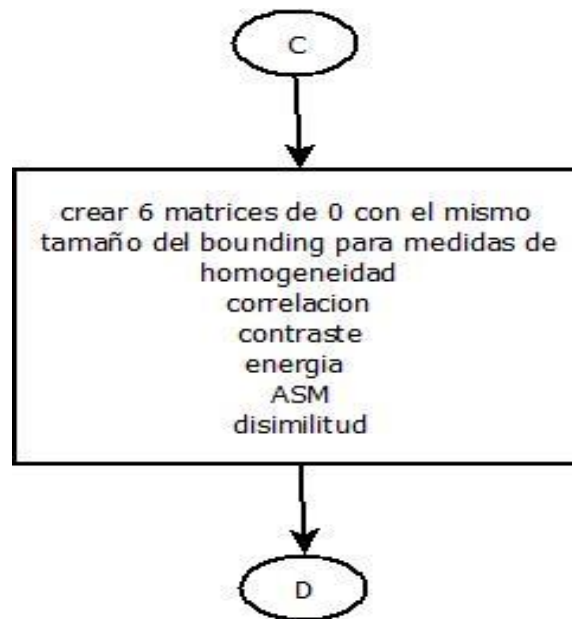
Imagen. 26. Tamaño de 3 chontaduros diferentes.



Fuente: Propia.

Una vez seleccionado el chontaduro por tamaño y teniendo la imagen a escala de grises se aplicó la matriz de co-ocurrencia de nivel de gris (GLCM), con el fin de extraer las características de homogeneidad, energía, disimilitud, segundo momento angular (ASM), correlación y contraste del fruto. Por ello, se creó una matriz de ceros (0) para cada medida mencionada anteriormente, del mismo tamaño del boundingbox en escala de grises, haciendo uso de la secuencia especificada en la Fig. 17 y del código en el Anexo. 6.

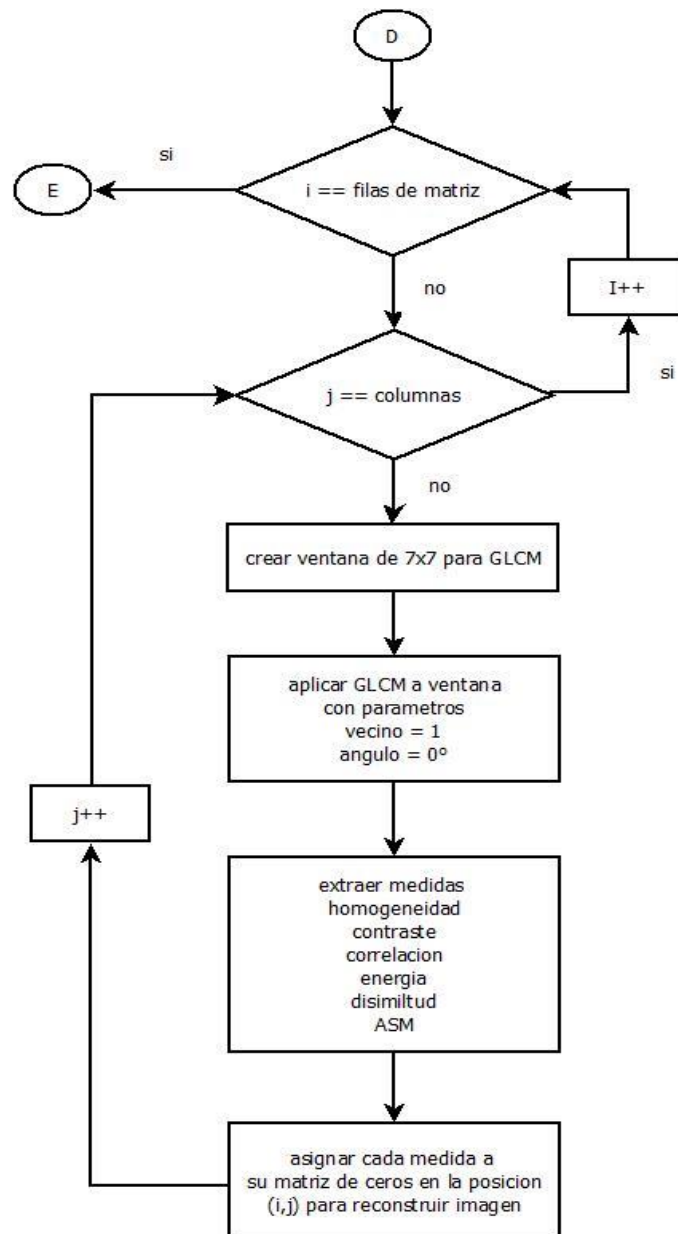
Fig. 17. Diagrama de flujo de creación de la matriz de ceros para medidas (GLCM).



Fuente: propia.

Según la teoría de las GLCM vista en el capítulo I, y el diagrama de flujo presente en la Fig. 18, se implementó el algoritmo donde se tienen en cuenta cada uno de los pasos mencionados(ver Anexo. 7). Definiendo un tamaño de ventana de 7X7, y una relación espacial (1,0), lo cual significa que se trabajara con el pixel vecino a un Angulo 0°. Se aplica la función **greycmatrix** y finalmente con la función **greycoprops** se extraen las medidas de contraste, disimilitud, homogeneidad, ASM, energía y correlación. Estas medidas se guardan en la matriz de ceros correspondiente a cada una.

Fig. 18. Diagrama de flujo para la extracción de características GLCM.

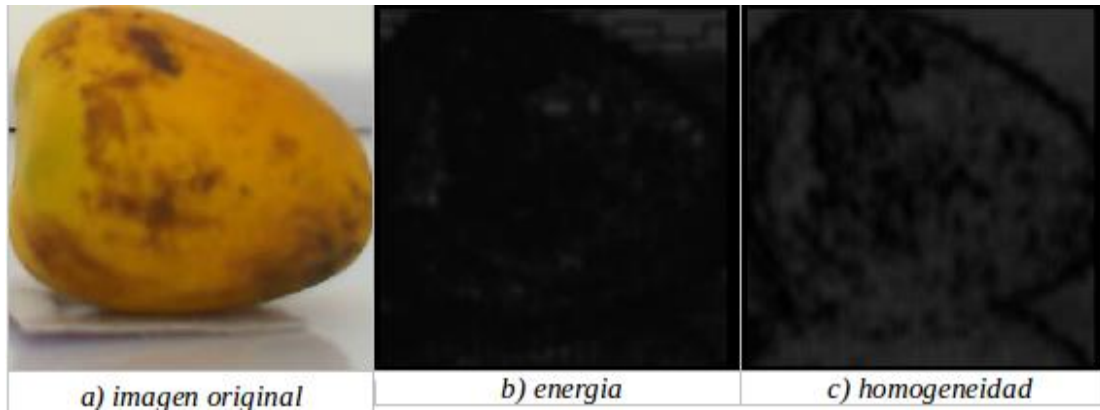


Fuente: propia.

En la Imagen. 27 se observa que a) corresponde a la imagen original, b) permite visualizar la energía de la imagen original resaltando las partes buenas en niveles de gris claros, de igual manera en c), se observa como la homogeneidad permite resaltar con más precisión las partes buenas en niveles de gris más claros. Cabe resaltar que el resto de las medidas no se pueden visualizar como las anteriores, debido a que tienen valores por encima de 255, estando por fuera del formato visible 8U. Mas, sin embargo, esto no quiere

decir que la información suministrada por el resto de las medidas no haya sido de utilidad en la implementación, ya que no era de vital importancia su visualización sino el promedio de sus datos.

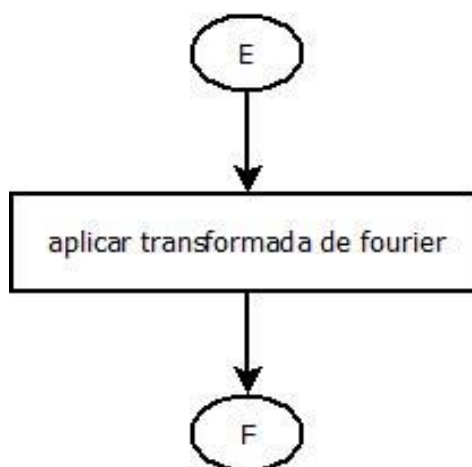
Imagen. 27. Energía y homogeneidad de fruto.



Fuente: propia.

Posteriormente, se decide sacar la transformada de Fourier como otra característica en el proceso de clasificación teniendo en cuenta la teoría del capítulo I, Ya que permite diferenciar los rangos de frecuencia que maneja cada clase del fruto, para tal finalidad se siguió la ruta de trabajo presente en el diagrama de flujo de la Fig. 19. El algoritmo que permite la extracción de esta característica se encuentra en el Anexo. 8.

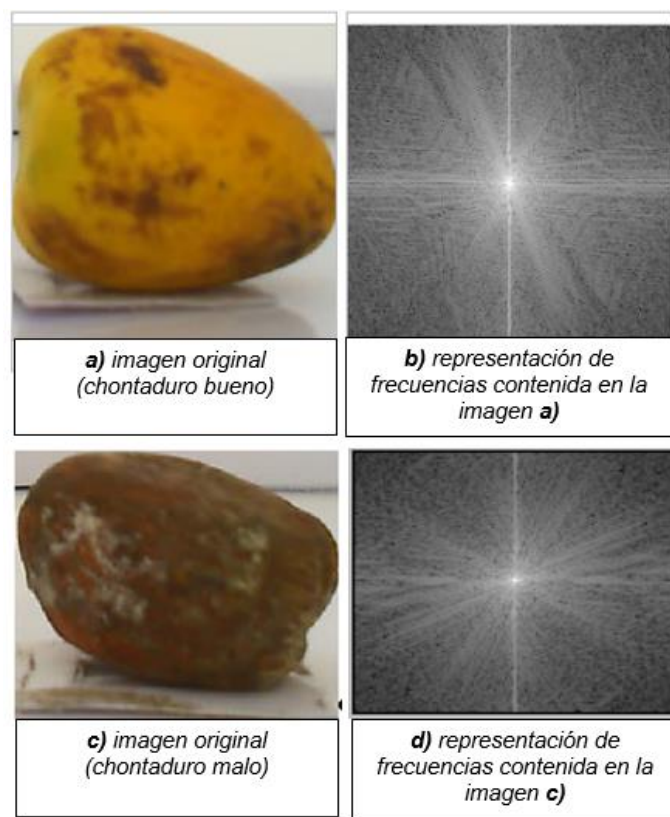
Fig. 19. Diagrama de flujo aplicación de transformada de Fourier.



Fuente: propia.

En la Imagen. 28 se observa que b) y d) corresponden al resultado visual de aplicar la DFT a los chontaduros a) y c) respectivamente. donde b) tiene una región más blanca en el centro, lo cual según la teoría del capítulo I significa que el contenido de baja frecuencia es mayor. En otras palabras, la imagen a) no cuenta con grandes cambios de textura por bordes o ruidos, a diferencia de d) donde la región blanca se presenta en menor intensidad, dado que los chontaduros malos se caracterizan por sus grandes cambios en la textura, por tal motivo, tienen mayor contenido de alta frecuencia.

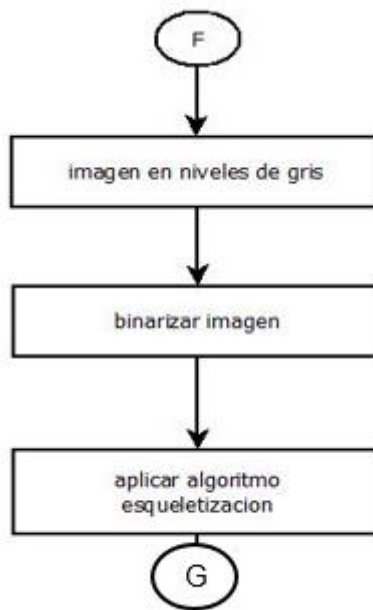
Imagen. 28. Implementación algoritmo transformada de Fourier.



Fuente: Propia.

Seguidamente, se llevó a cabo la extracción del esqueleto de cada uno de los frutos, ya que esta característica permite conocer la estructura topológica del chontaduro a evaluar, así como propiedades geométricas. En la Fig. 20 se puede apreciar el diagrama que describe el cálculo de este. Para observar el algoritmo desarrollado en esta etapa ver Anexo. 9.

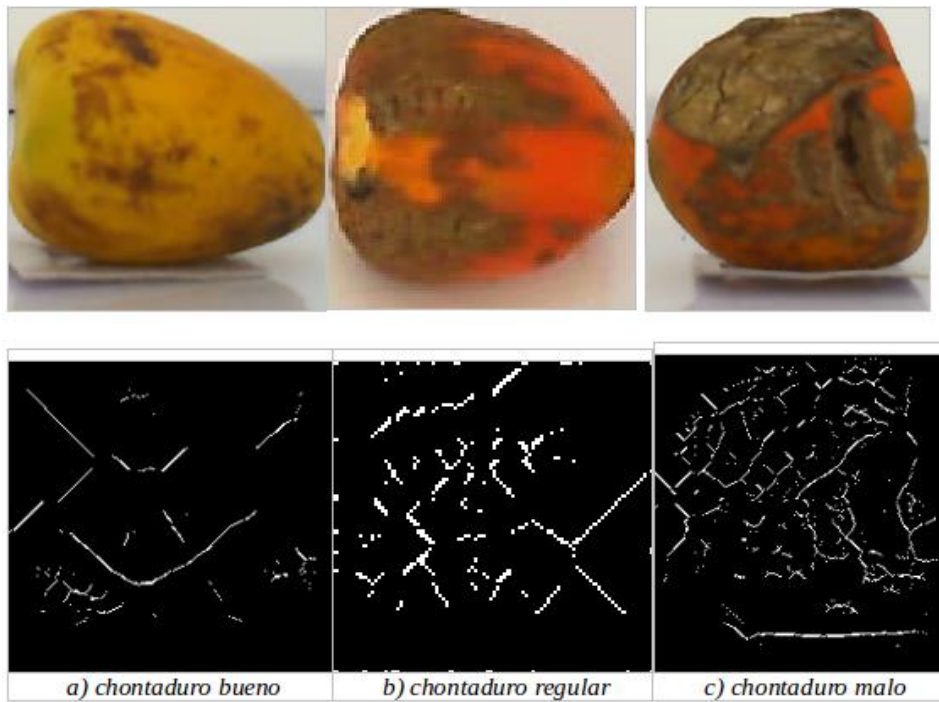
Fig. 20. Diagrama de flujo para la esqueletización.



Fuente: propia.

En la Imagen. 29 se aprecia que el proceso de esqueletización es una de las características más sustanciales en el sistema de clasificación, ya que permite determinar con gran claridad las diferencias entre los esqueletos de cada clase de chontaduro, donde en un fruto bueno la cantidad de ramificaciones en el esqueleto es mínima, mientras que por otra parte en un fruto malo las ramificaciones del esqueleto son mayores, esto debido a los cambios de textura que tiene cada clase, en este caso la información que se utilizó para diferenciarlas, fue la cantidad promedio de píxeles en blanco, dado que el aumento o disminución de las ramificaciones es directamente proporcional al número de píxeles en blanco.

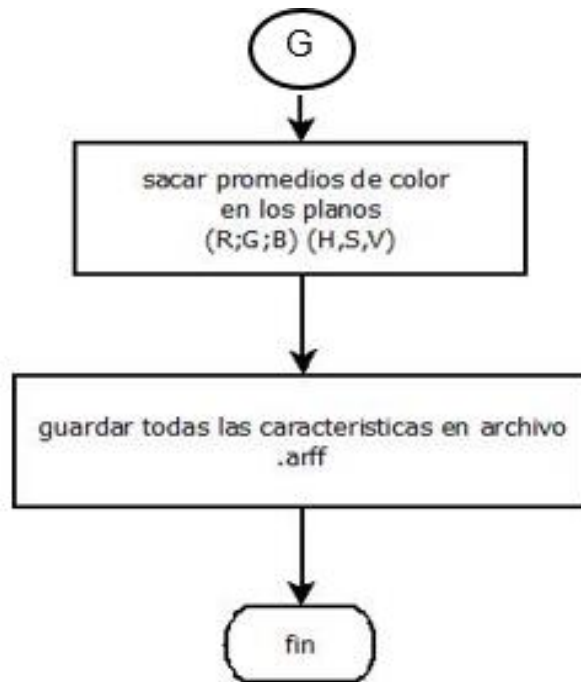
Imagen. 29. Esqueletización de cada clase del fruto.



Fuente: propia.

Para terminar con la extracción de características, se optó por complementar la información con el promedio de cada plano del espacio de color RGB y HSV(ver Fig. 21), debido a que estos espacios de color suministran información relevante respecto a las variaciones de color, matiz, saturación y brillo, lo cual permite notar diferencias en el estado de madurez de los frutos además de resaltar algunos cambios provocados por magulladuras o golpes.

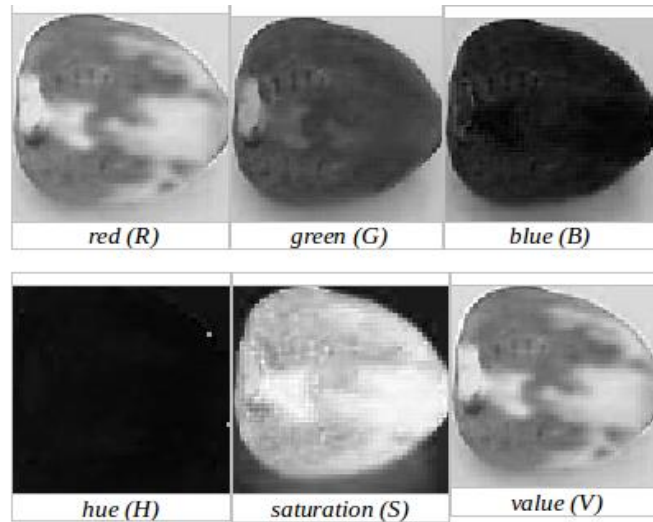
Fig. 21. Promedios de color en RGB y HSV.



Fuente. Propia.

En la Imagen. 30, se ilustran algunos planos de los espacios de color donde se aprecian en mayor medida los cambios en el fruto, como por ejemplo, si se toman los planos R y V, se puede notar que las partes malas del fruto se resaltan en una tonalidad oscura, mientras que en B y H las partes buenas son las tonalidades más oscuras. Por tal motivo en el desarrollo del proyecto se sacó el promedio de cada plano, ya que si se toma como referencia R las tonalidades de un chontaduro malo son más oscuras que las de un chontaduro bueno de tal manera, que los valores promedio por clase serán totalmente diferentes. La misma lógica funciona para los demás planos.

Imagen. 30. Fruto en los espacios de color RGB y HSV.



Fuente: propia.

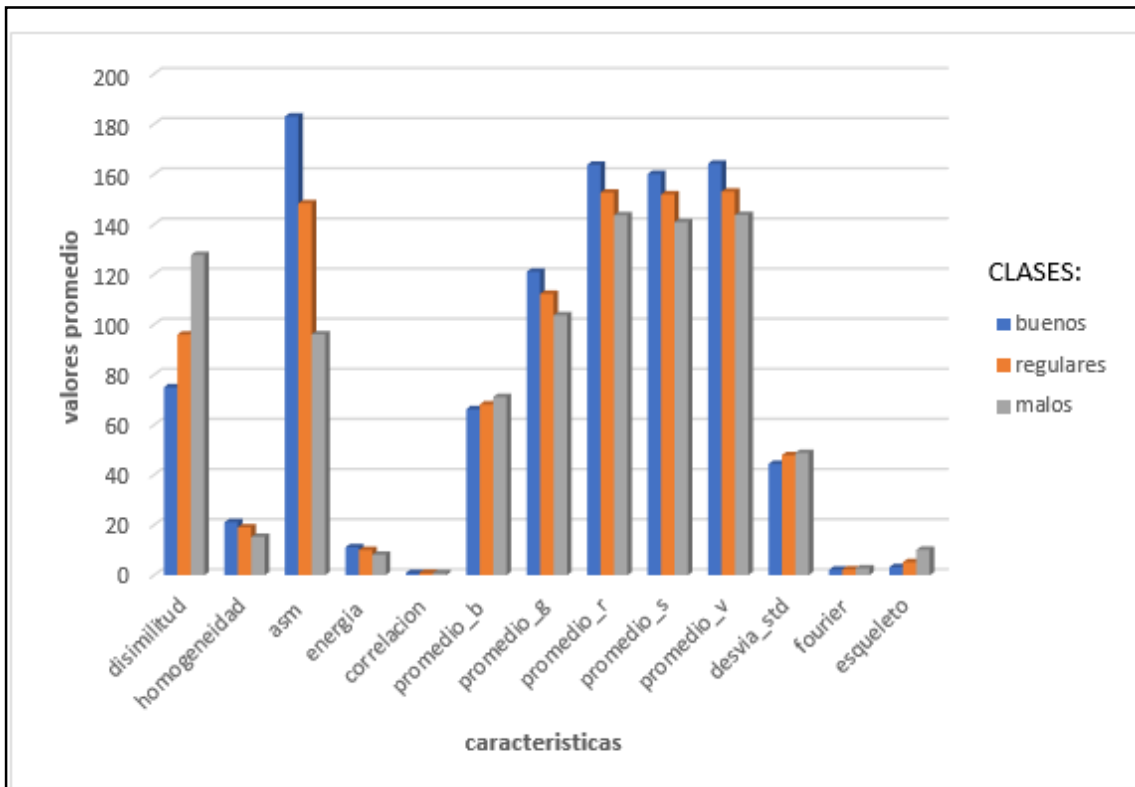
Finalmente, en la Tabla VI y Fig. 22 se muestra la información de los promedios obtenidos por cada una de las características extraídas a la totalidad de los frutos (1180), permitiendo detallar con mayor claridad las diferencias entre cada clase.

Tabla VI. Valores promedio de las características del chontaduro según su clase.

	buenos	regulares	malos
Contraste	1372,774	1812,611	2948,104
Disimilitud	75,031	96,061	127,758
Homogeneidad	21,158	19,079	15,286
Asm	183,079	148,404	96,147
Energía	11,127	10,046	8,139
Correlación	0,868	0,89	0,853
Promedio_b	66,225	68,118	71,157
Promedio_g	121,126	112,294	103,777
Promedio_r	163,83	152,691	143,679
Promedio_s	160,155	152,009	140,879
Promedio_v	164,23	153,105	143,751
Desvia_std	44,436	47,914	48,784
Fourier	2,2	2,295	2,743
Esqueleto	3,246	5,238	10,126

Fuente: propia.

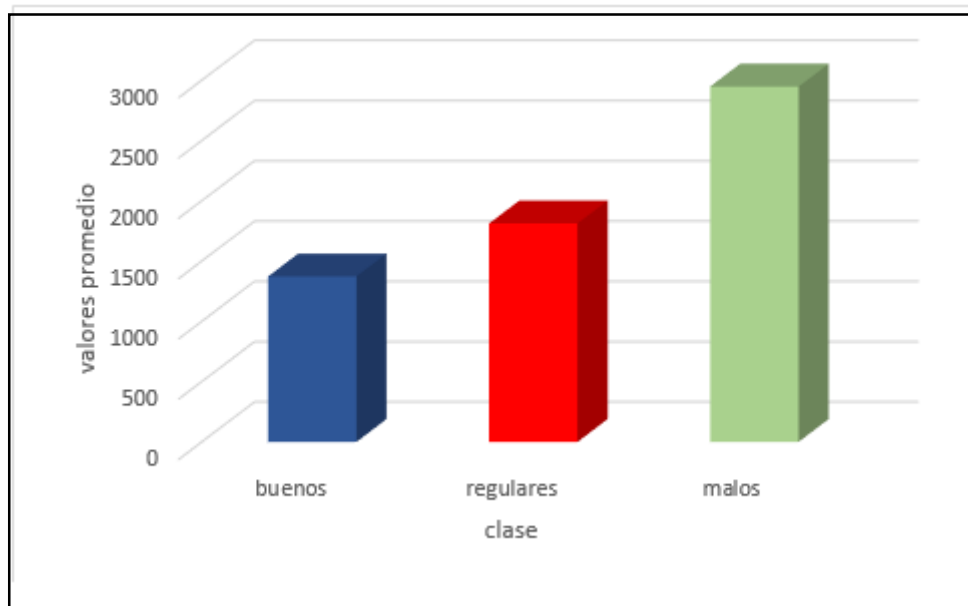
Fig. 22. Valores promedio de las características del chontaduro según su clase



Fuente: propia.

Debido a los altos valores que presenta el contraste con respecto a las demás características, se optó por graficarlo de manera independiente (ver Fig. 23Fig. 23).

Fig. 23. Valores promedio del contraste de los chontaduros estudiados según su clase



Fuente: propia.

4.2 SELECCIÓN Y ENTRENAMIENTO DEL CLASIFICADOR

Finalmente, y para llevar a cabo con éxito la implementación del sistema de clasificación se procedió a la selección de un clasificador. Con base en la teoría expuesta en el capítulo I acerca de los principales enfoques que debe tener el reconocimiento de objetos, se optó por una herramienta del campo de la estadística conocida como Minería De Datos (Data- Mining). Esta herramienta permite extraer información implícita, previamente desconocida y potencialmente útil de las bases de datos, para posteriormente obtener conocimientos interesantes en base a ellas [46].

Por tal motivo se utilizó el software de minería de datos *WEKA*, el cual es comúnmente utilizado para el aprendizaje automático o como herramienta de distribución de licencia GNU-GLP o software libre. En la Imagen. 31 se puede apreciar el entorno del menú inicial de *WEKA*.

Imagen. 31. Menú inicial de WEKA.



Fuente: [47]

- ❖ Manual de uso básico de WEKA 3.6.0 [48].

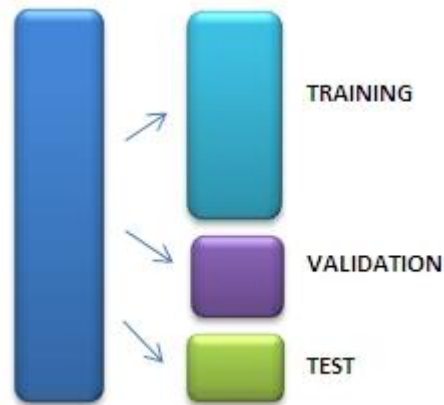
Posteriormente y con base en [49][50], Cuando se realizan modelos predictivos hay tres conjuntos de datos fundamentales que toda minería de datos debe manejar, los cuales son:

- Muestra de entrenamiento (TRAINING): son los datos con los que se entrenan los modelos.
- Muestra de validación (VALIDATION): selecciona el mejor de los modelos entrenados.
- Muestra de prueba (TEST): entrega el error real cometido con el modelo seleccionado.

Cuando se tienen suficientes datos, se pueden subdividir en tres conjuntos durante el proceso de selección del mejor modelo, los modelos se ajustan a los datos de entrenamiento y el error de predicción para estos modelos es obtenido mediante el uso de los datos de validación. Adicional a esto, Hastie, Tibshirani y Friedman señalan que es difícil dar una regla general sobre qué porcentaje de la base de datos se deben asignar a cada conjunto (training, validation y

testing). Aunque indican que una división típica puede ser 50% para training, 25% para validation y 25 para testing como se ve en la Fig. 24 [49].

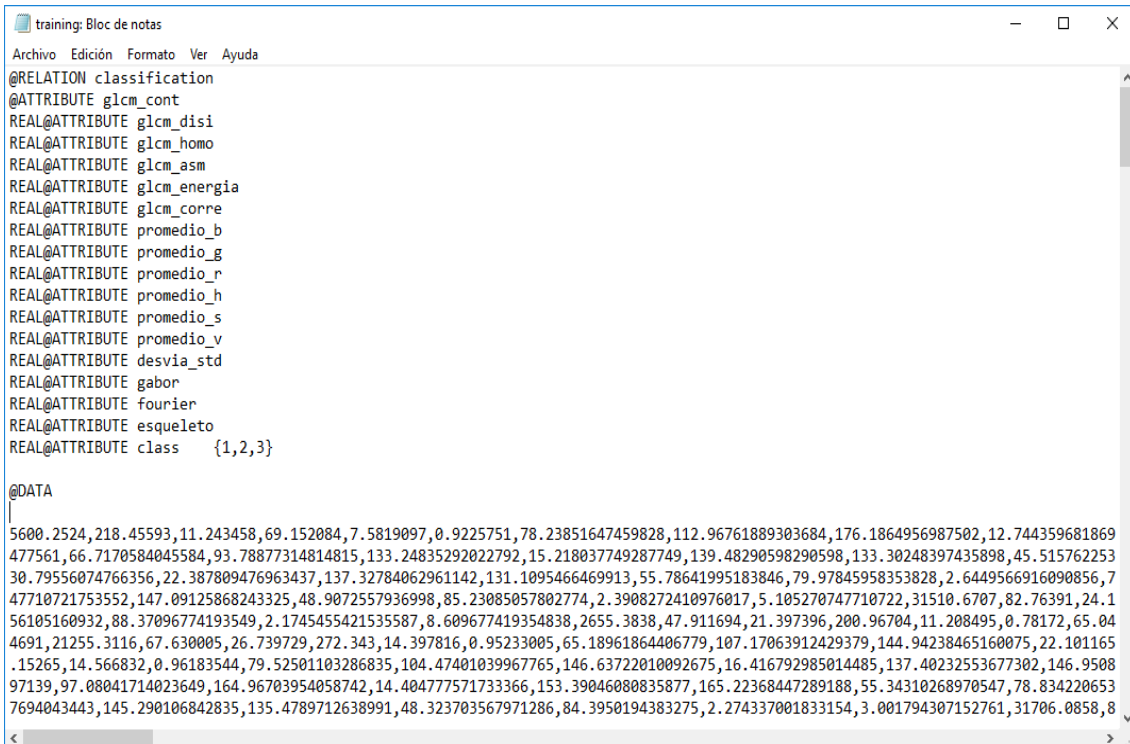
Fig. 24. Proporciones de entrenamiento, validación y pruebas



Fuente: [50].

Una vez seleccionado el software de clasificación y con base a lo anterior, se procedió a la creación de los archivos de prueba y formación (testing y training). En los cuales se encuentra la información correspondiente a los atributos(características) extraídos de cada chontaduro como ya se explicó en el apartado procedimiento. Teniendo la totalidad de los datos, se reservó el 30% para testing y el 70% para training y validation. Donde el 70% fue utilizado para el entrenamiento y validación del software *WEKA* y el testing para las pruebas que corroboren un aprendizaje exitoso por parte del clasificador. En la Imagen. 32 se puede apreciar una toma del archivo de training utilizado en el entrenamiento.

Imagen. 32. Archivo training. arff.



```
training: Bloc de notas
Archivo Edición Formato Ver Ayuda
@RELATION classification
@ATTRIBUTE glcm_cont
REAL@ATTRIBUTE glcm_disi
REAL@ATTRIBUTE glcm_homo
REAL@ATTRIBUTE glcm_asm
REAL@ATTRIBUTE glcm_energia
REAL@ATTRIBUTE glcm_corre
REAL@ATTRIBUTE promedio_b
REAL@ATTRIBUTE promedio_g
REAL@ATTRIBUTE promedio_r
REAL@ATTRIBUTE promedio_h
REAL@ATTRIBUTE promedio_s
REAL@ATTRIBUTE promedio_v
REAL@ATTRIBUTE desvia_std
REAL@ATTRIBUTE gabor
REAL@ATTRIBUTE fourier
REAL@ATTRIBUTE esqueleto
REAL@ATTRIBUTE class {1,2,3}

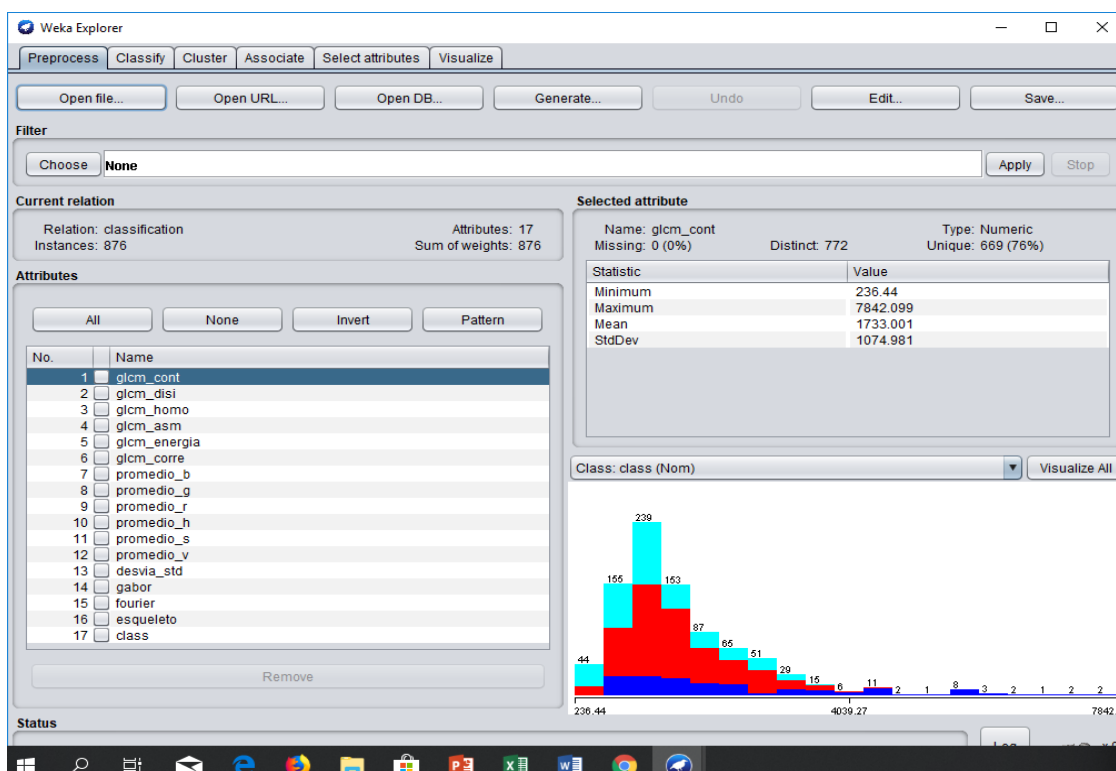
@DATA
5600.2524,218.45593,11.243458,69.152084,7.5819097,0.9225751,78.23851647459828,112.96761889303684,176.1864956987502,12.744359681869
477561,66.7170584045584,93.78877314814815,133.24835292022792,15.218037749287749,139.48290598290598,133.30248397435898,45.515762253
30.79556074766356,22.387809476963437,137.32784062961142,131.1095466469913,55.78641995183846,79.97845958353828,2.6449566916090856,7
47710721753552,147.09125868243325,48.9072557936998,85.23085057802774,2.3908272410976017,5.105270747710722,31510.6707,82.76391,24.1
56105160932,88.37096774193549,2.1745455421535587,8.609677419354838,2655.3838,47.911694,21.397396,200.96704,11.208495,0.78172,65.04
4691,21255.3116,67.630005,26.739729,272.343,14.397816,0.95233005,65.18961864406779,107.17063912429379,144.94238465160075,22.101165
.15265,14.566832,0.96183544,79.52501103286835,104.47401039967765,146.63722010092675,16.416792985014485,137.40232553677302,146.9508
97139,97.08041714023649,164.96703954058742,14.404777571733366,153.39046080835877,165.22368447289188,55.34310268970547,78.834220653
7694043443,145.290106842835,135.4789712638991,48.323703567971286,84.3950194383275,2.274337001833154,3.001794307152761,31706.0858,8
```

Fuente: propia.

como se aprecia en la Imagen. 32, en la parte superior del archivo training se encuentran definidos los atributos o características que se han almacenado en esta base de datos, desde el atributo *glcm_cont* (*contraste*) hasta el atributo *esqueleto*. Posteriormente se fija el atributo *class*, el cual hace referencia a las clases que se van a manejar para el proceso de clasificación. para este caso se optó por establecer 3 clases, donde la clase 1 corresponde a los chontaduros malos, la clase 2 a los regulares y finalmente la clase 3 a los buenos.

Una vez establecidos los atributos en el archivo training de extensión *.arff*, se procedió a cargarlo en el software *WEKA*. donde posteriormente se despliega la ventana de la Imagen. 33.

Imagen. 33. Reconocimiento del archivo (training) por el software Weka.

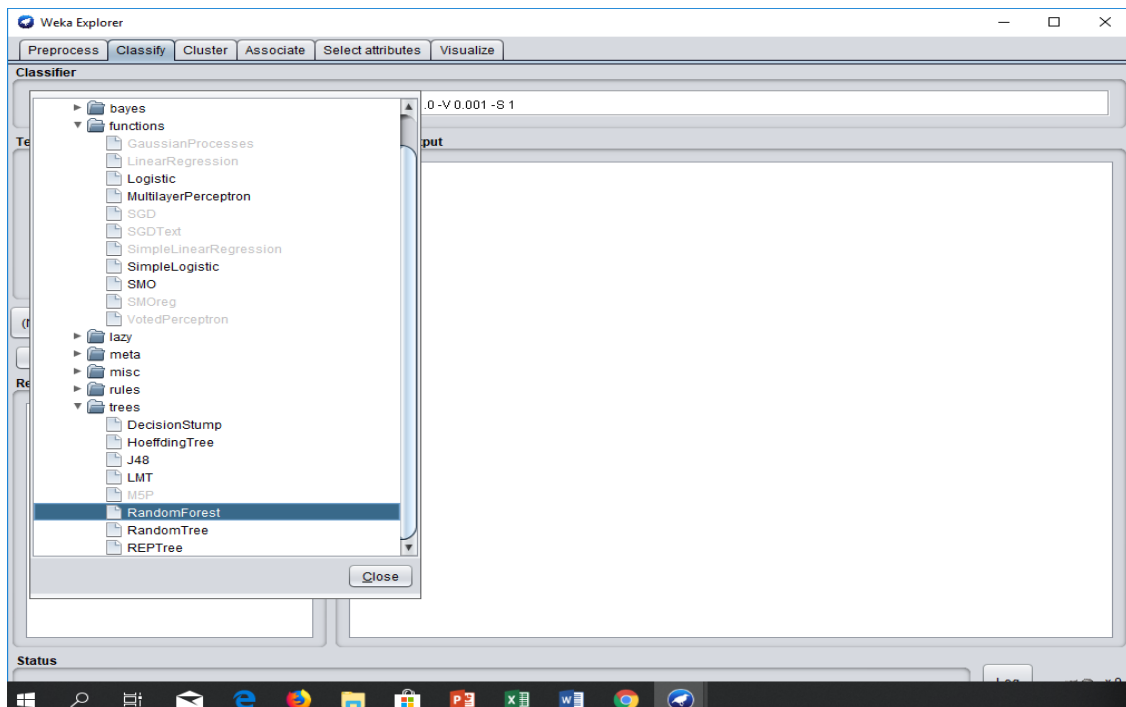


Fuente: propia.

ya cargado el archivo de forma correcta, *WEKA* identifico los atributos con los que cuenta para el proceso de aprendizaje (17 atributos) como se observa en la parte inferior izquierda de la Imagen. 33. Además, identifica y separa por colores las diferentes clases en que se encuentra clasificada la información y la cantidad de datos por cada clase. En la parte inferior derecha de la Imagen. 33 se puede apreciar lo anteriormente dicho.

Como siguiente paso, se realizó el entrenamiento del clasificador ingresando en la pestaña *classify*. En este punto, es importante tener en cuenta que el software *WEKA* cuenta con múltiples clasificadores para el aprendizaje, tales como *J48*, *RandomForest*, *part*, *multilayer perceptron* entre otros, como se puede apreciar en la Imagen. 34.

Imagen. 34. Múltiples clasificadores weka.



Fuente: propia.

para el presente proyecto se optó por el clasificador *RandomForest*, ya que es un método que brinda buenos resultados cuando se cuenta con gran cantidad de datos[51].

En la Imagen. 35 se puede visualizar el resultado del primer entrenamiento con el clasificador *RandomForest*.

Imagen. 35. Resultado del primer entrenamiento del clasificador.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      765           87.3288 %
Incorrectly Classified Instances    111           12.6712 %
Kappa statistic                    0.793
Mean absolute error                 0.159
Root mean squared error            0.2581
Relative absolute error             38.6614 %
Root relative squared error        56.9204 %
Total Number of Instances          876

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
0,877  0,018  0,917  0,877  0,897  0,874  0,991  0,958  1
0,893  0,146  0,859  0,893  0,876  0,747  0,943  0,938  2
0,840  0,057  0,872  0,840  0,856  0,792  0,961  0,919  3
Weighted Avg.  0,873  0,094  0,874  0,873  0,873  0,785  0,957  0,936

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
143 20  0 |  a = 1
 13 391 34 |  b = 2
  0  44 231 |  c = 3

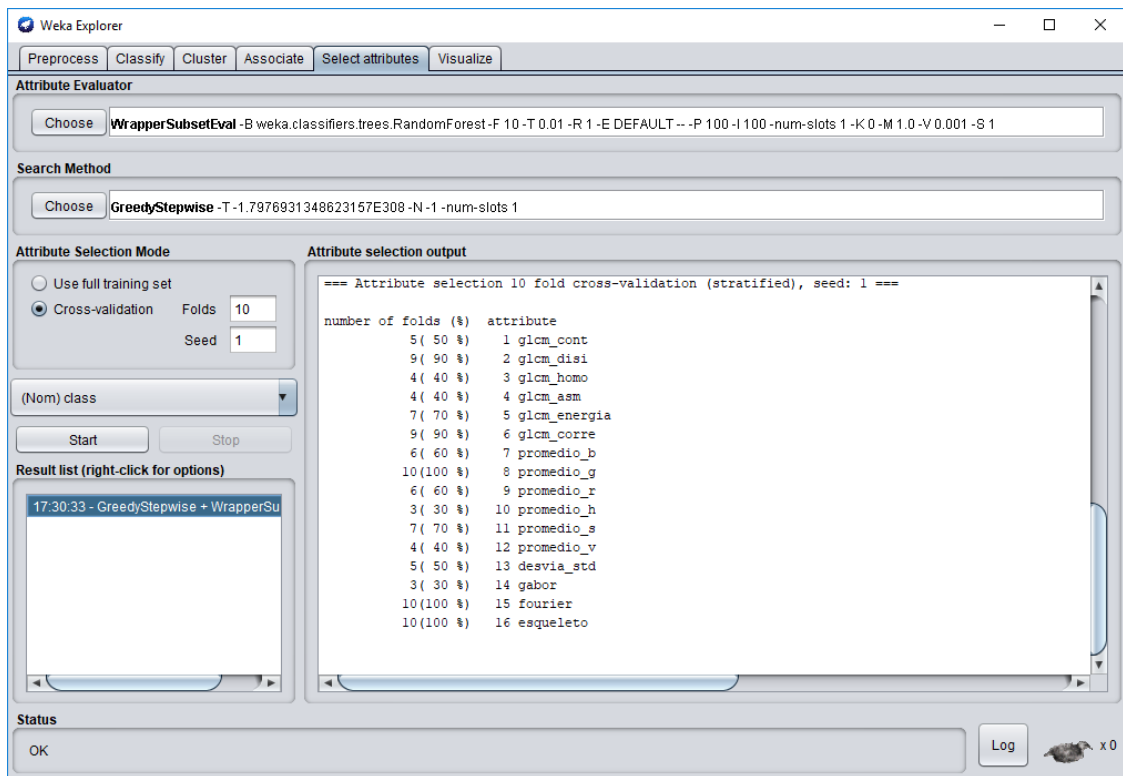
```

Fuente: propia.

Cómo se puede apreciar en la Imagen. 35, como resultado del primer entrenamiento del clasificador con una totalidad de instancias a clasificar de 876, se obtuvo un valor de instancias correctamente clasificadas de 765, lo cual en otras palabras indica que se obtuvo un valor del 87.3% de precisión. Mientras que por otra parte se obtuvo un valor del 12.7% de imprecisión. ya que, de la totalidad de instancias a clasificar, 111 fueron clasificadas de manera incorrecta, además de un valor *kappa statistic* de 0.79 puntos. Para mayor claridad sobre el error y el acierto que se obtuvo en este entrenamiento se puede visualizar la matriz de confusión presente en la Imagen. 35. Donde se toma como ejemplo la primera fila de la matriz y se observa que el clasificador identificó como regulares (b) 20 instancias que realmente debían ser de clase malos (a).

Para continuar con el entrenamiento, se utilizó una herramienta de gran ayuda con la que cuenta el software *WEKA*, llamada ***select attributes***. en la Imagen. 36 se puede apreciar el resultado de aplicar esta herramienta.

Imagen. 36. Herramienta selección de atributos.



Fuente: propia.

En la Imagen. 36, el **select atributes** o selección de atributos en su traducción al español, es una herramienta de gran ayuda en el proceso de entrenamiento, ya que brinda un estimado en porcentajes del aporte que hace cada atributo al proceso de aprendizaje, donde 0% significa que el aporte es nulo, es decir que este no es de gran ayuda para el aprendizaje del clasificador, y 100% significa que contribuyo en su totalidad en este proceso. Teniendo en cuenta lo anterior, se procedió a retirar los atributos que aportaban en menor medida en el proceso aprendizaje, donde gracias a las pruebas experimentales de remoción, se notó que el mejor resultado se obtenía al retirar los dos atributos de menor valoración (gabor y promedio h), ambos con un porcentaje del 30%. El nuevo resultado del entrenamiento tras realizar el **select atributes** se puede visualizar en la Imagen. 37.

Imagen. 37. Resultado final del entrenamiento.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      772           88.1279 %
Incorrectly Classified Instances    104           11.8721 %
Kappa statistic                     0.8061
Mean absolute error                 0.1602
Root mean squared error            0.257
Relative absolute error             38.9371 %
Root relative squared error        56.6686 %
Total Number of Instances         876

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,896  0,017  0,924  0,896  0,910  0,890  0,992  0,965  1
0,902  0,139  0,866  0,902  0,884  0,763  0,945  0,945  2
0,840  0,052  0,882  0,840  0,860  0,799  0,963  0,926  3
Weighted Avg.  0,881  0,089  0,882  0,881  0,881  0,798  0,959  0,943

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
146 17  0 |  a = 1
 12 395 31 |  b = 2
  0 44 231 |  c = 3

```

Fuente: propia.

En la Imagen. 37, se aprecia el resultado del entrenamiento del clasificador, con una totalidad de instancias a clasificar de 876, obteniendo un valor de instancias correctamente clasificadas de 772, y un valor de precisión del 88.1%. Mientras que por otra parte se obtuvo que 104 instancias fueron clasificadas de manera incorrecta, con un valor del 11.9% de error, y una *kappa statistic* de 0.80 puntos. siendo notable la mejoría en el aprendizaje, con respecto a los resultados obtenidos en la Imagen. 35.

Es importante tener en cuenta que según los criterios de selección de la empresa NUTRITOST S.A.S. para el presente proyecto no es un punto crítico que el clasificador confunda entre chontaduros buenos y regulares. Ya que ambas clases son de utilidad en el proceso de producción de la empresa. Reduciendo de manera notable el valor de error del clasificador en el proceso de clasificación real.

5 CAPITULO: PRUEBAS Y RESULTADOS

Después de llevar a cabo la implementación del sistema, se procedió a realizar pruebas que permitan verificar su funcionamiento y eficacia con respecto al objetivo del proyecto. Posteriormente se aborda el proceso de análisis de resultados.

5.1 PRUEBAS DEL SISTEMA DE CLASIFICACION

Con respecto al desarrollo de las pruebas, se verifico el correcto funcionamiento de la banda transportadora y la iluminación del sistema presente Imagen. 38.

Imagen. 38. Prueba del entorno de iluminación controlada.



Fuente: Propia.

Una vez corroborado lo anterior, se procedió a verificar que tanto la cámara lateral como la superior estuvieran realizando la adquisición de imágenes de

manera correcta. En la Imagen. 39 se puede visualizar la toma de ambas cámaras a un mismo chontaduro.

Imagen. 39. Adquisición de imagen en entorno de iluminación controlada.



Fuente: Propia.

Continuando con las pruebas, y teniendo la certeza de que las imágenes fueron tomadas de manera adecuada, se procede a verificar el algoritmo de clasificación desarrollado, donde este debe mostrar en pantalla el resultado de una clasificación determinada, como, por ejemplo: si el chontaduro en cuestión cumple o no con el tamaño mínimo de referencia y si es apto o no para el proceso según su estado (bueno, malo regular). en la Tabla VII se presenta la lógica de decisión bajo la cual se rige el clasificador al obtener las dos tomas de un mismo chontaduro.

Tabla VII. Lógica de decisión del clasificador

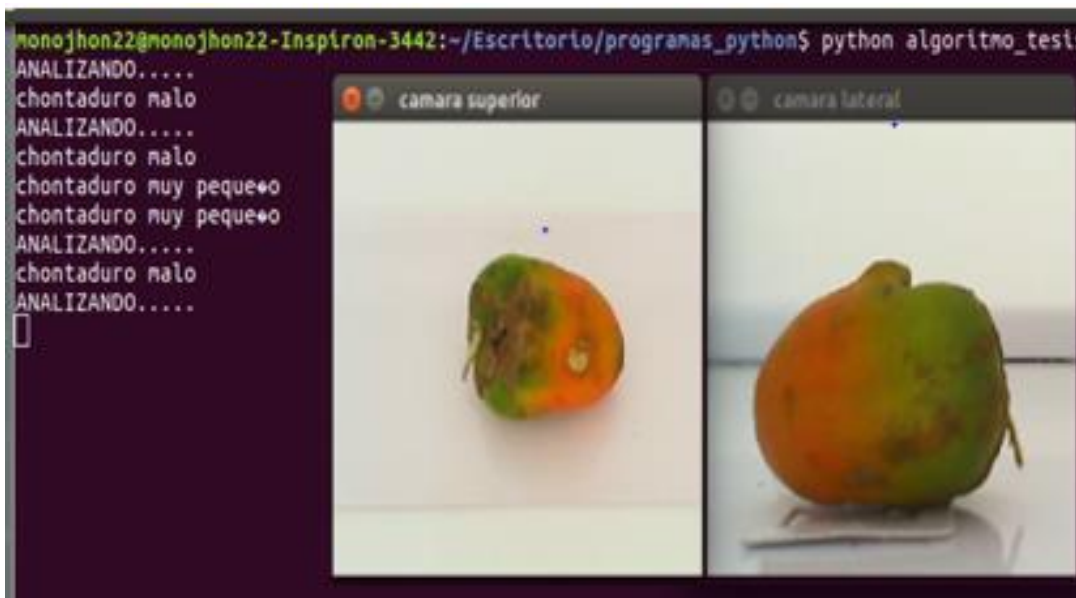
FRUTO	RESULTADO CL	RESULTADO CS	RESULTADO FINAL
Chontaduro x1	Bueno	Bueno	Bueno
Chontaduro x2	Bueno	Regular	Bueno
Chontaduro x3	Regular	Bueno	Bueno
Chontaduro x4	Regular	Regular	Regular
Chontaduro x5	Regular	Malo	Regular
Chontaduro x6	Malo	Regular	Regular
Chontaduro x7	Malo	Malo	Malo

Fuente: propia.

NOTA: De la Tabla VII, CL hace referencia a la cámara lateral y CS a la cámara superior.

En la Imagen. 40 se muestra el resultado de 6 chontaduros ya clasificados además de uno actual, el cual está siendo analizado. El resultado de los 6 ya analizados muestra que los dos primeros y el último arrojaron como resultado un estado no apto para el proceso (chontaduro malo). Adicionalmente, se aprecia que dos no fueron analizados para determinar su clase, ya que en primer lugar no pasaron la selección de tamaño mínima.

Imagen. 40. Prueba de clasificación.



Fuente: Propia.

5.2 RESULTADOS

Como se explicó en el capítulo 3 en la sección 3.2 (selección y entrenamiento del clasificador). Se procedió a hacer la validación del sistema con el 30% de la base de datos (testing) la cual equivale a 70 chontaduros de clase mala, 186 chontaduros regulares y 117 buenos, para un total de 373 chontaduros. En la Imagen. 41 se presentan los resultados obtenidos tras la clasificación realizada por el sistema.

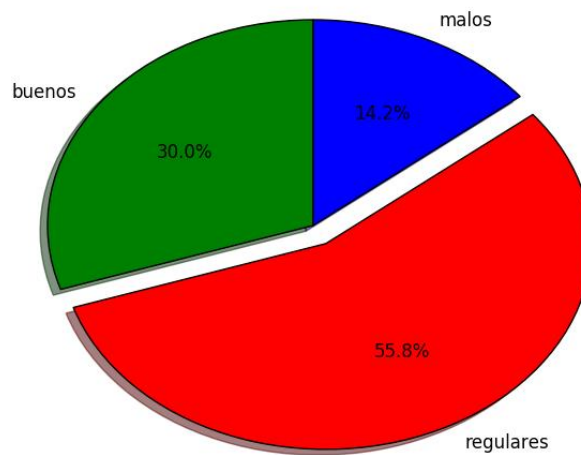
Imagen. 41. Resultados de clasificación de testing.

```
RESULTADOS CLASIFICACION TESTING
numero de chontaduros analizados 373
cantidad de chontaduros buenos 112
cantidad de chontaduros malos 53
cantidad de chontaduros regulares 208
monojhon22@monojhon22-Inspiron-3442:~/Escritorio/programas_python$
```

Fuente: Propia.

Como se puede apreciar en la Imagen. 41, como resultado de validación del sistema haciendo uso de la base de prueba testing, el sistema arrojo como resultados un total de 373 chontaduros analizados, de los cuales identifico 112 como buenos, 53 como malos y 208 como regulares (Fig. 25).

Fig. 25. Distribución de la clasificación de testing.

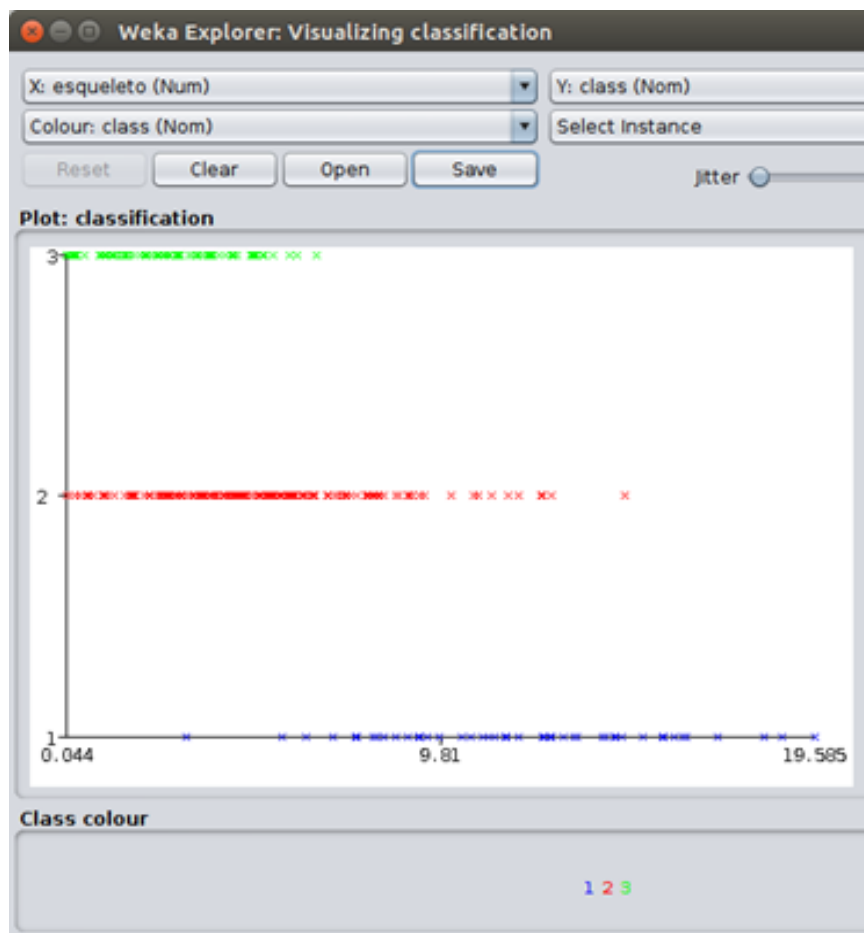


Fuente: Propia.

A continuación, se analizarán un conjunto de graficas de dispersión correspondientes a los resultados obtenidos a partir del proceso de clasificación de archivo testing, teniendo en cuenta algunos atributos.

En la Fig. 26, se puede observar la diferencia de valores respecto al esqueleto que se obtiene en cada clase del chontaduro donde la característica topológica se encuentra en el x, y las clases bueno, regular y malo(verde, rojo y azul respectivamente) en el eje y, dado que los frutos aptos para el proceso se encuentran en un rango de valores de 0 a 9.81 en su mayoría, mientras que los no aptos se encuentran en un rango de 9.81 a 19.59.

Fig. 26. Grafica de dispersión del esqueleto vs la clase.

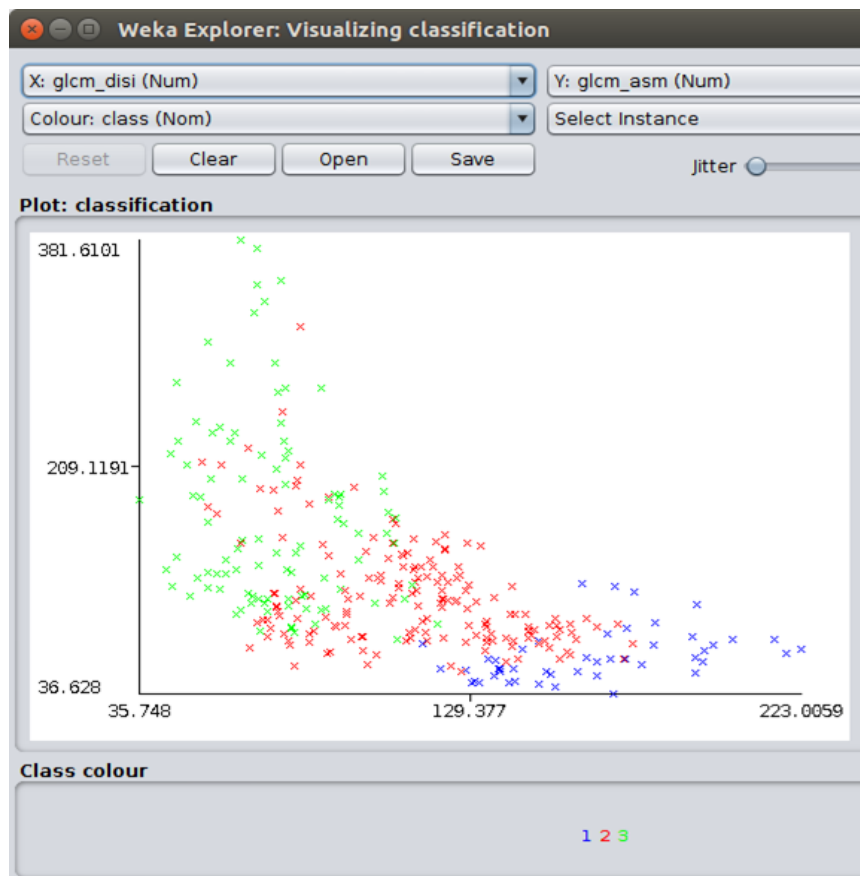


Fuente: Propia.

En la Fig. 27, se puede observar la distribución de los datos al realizar una comparativa entre los atributos disimilitud y ASM, logrando diferencia con claridad que cada clase maneja rangos de valores totalmente diferentes según el atributo. Tomando como referencia la clase mala (azules), se nota que el atributo disimilitud maneja valores entre 129 y 223, mientras que para esta

misma clase con respecto al atributo ASM se manejan rangos entre 36 y 120 aproximadamente. Además, se puede afirmar que estos dos atributos son inversamente proporcionales, ya que en la Fig. 27 para el caso del atributo disimilitud, los valores más altos corresponden a la clase buenos(verde) y los valores más bajos corresponden a la clase malos. Mientras que, por otra parte, con el ASM los valores más altos corresponden a la clase malos(azules) y los valores más bajos corresponden a la clase buenos (verdes), adicional a ello se aprecia que la clase regular con respecto ambos atributos se encuentran en la región central según los valores máximos y mínimos.

Fig. 27. Grafica de dispersión de la disimilitud vs ASM.



Fuente: Propia.

En la Fig. 28, se encuentra la distribución de los datos al realizar una comparativa entre homogeneidad y contraste, donde se visualiza que los atributos manejan comportamientos inversamente proporcionales, ya que en el

caso de la homogeneidad los datos correspondientes a la clase buenos (verde) se encuentran ubicados en el rango de valores más altos y la clase malos (azul) se encuentran en el rango de valores más bajos. Mientras que en el caso del contraste la clase malos se encuentra en el rango de valores altos y los buenos en el rango de valores bajos, adicional a ello se nota que la clase regular, para ambos atributos maneja valores de la región central.

Fig. 28. Grafica de dispersión de la homogeneidad vs contraste.



Fuente: Propia.

Retomando los valores arrojados por el sistema al evaluar el testing (Fig. 25) y teniendo como referencia la clasificación del mismo a base de la experiencia de los operarios de la empresa NUTRITOST S.A.S. se encontró que de 117 chontaduros buenos presentes en el testing, este sistema reconoció 112 chontaduros como buenos, de 70 malos el sistema identificó 53 como malos y

finalmente de 186 regulares interpreto como regulares a 208 chontaduros, donde se puede asimilar que los 17 chontaduros malos y los 5 buenos que diferencia a los valores del testing versus los obtenidos por el clasificador, este sistema los identifico como regulares, ya que es en esta clase donde se ve el incremento de 22 chontaduros con respecto al valor de testing(ver Tabla VIII).

Tabla VIII. Distribución de chontaduros testing vs clasificación del sistema.

CLASES	CHONTADUROS DEL TESTING	% DE TESTING	CLASIFICACION DEL TESTING	% DE CLASIFICACION
Malos	70	18,8	53	14,2
Buenos	117	31,4	112	30
Regulares	186	49,8	208	55,8
Total	373	100	373	100

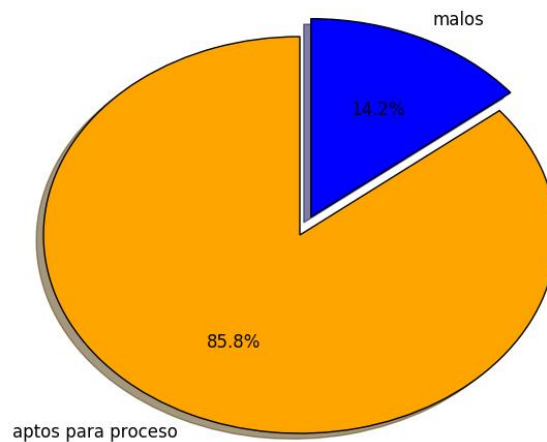
Fuente: propia.

Considerando la diferencia de 22 chontaduros, se puede decir que esta se debe a que como se mencionó en la implementación, el sistema tubo un porcentaje de precisión del 88% y un error del 12% aproximadamente, más sin embargo juega a favor del sistema implementado en este proyecto, el hecho ya abordado en el planteamiento del problema, donde se dice que los procesos de selección realizados de manera visual por una persona, en ocasiones pueden ser imprecisos, ya que depende de muchos factores tales como el cansancio, la percepción de un operario con respecto al otro, entre otros.

Por otra parte, teniendo en cuenta que en la etapa de inspección de la empresa NUTRITOST S.A.S. tanto chontaduros buenos como regulares son aptos para el proceso (Fig. 29), se asume que los chontaduros regulares que sean interpretados como buenos por el sistema o viceversa no representan un error crítico, mientras que los chontaduros que pasen de malos a regulares o al contrario si, ya que afectaría el proceso de elaboración del producto en la empresa. Por tal motivo, se interpreta que el error de 12% arrojado en el entrenamiento del clasificador, para este caso se reduciría de manera

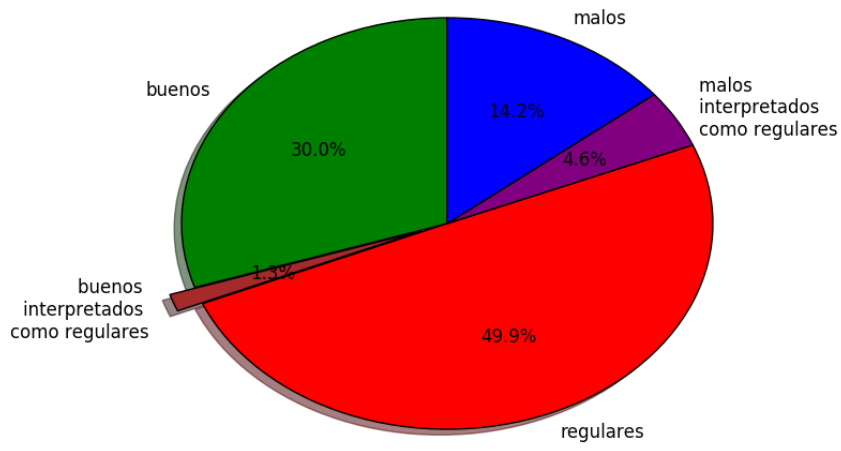
significativa, ya que si se toma como referencia el caso de estudio del testing y los detalles a tener en cuenta anteriormente mencionados, se obtiene que solo los 17 chontaduros malos interpretados como regulares representarían un error real para el proceso, En otras palabras, se puede decir que para este caso se obtuvo un error del 4,6% a partir de una muestra total de 373 chontaduros, representado en color morado en la Fig. 30.

Fig. 29. Distribución de chontaduros de testing según criterios de NUTRITOST S.A.S.



Fuente: Propia.

Fig. 30. Distribución de chontaduros buenos, regulares, malos y los errores.



Fuente: Propia.

6 CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.

6.1 CONCLUSIONES

Se establece que el método de validación de minería de datos trainig, validation y testing. Arrojo resultados satisfactorios al objetivo del proyecto. Obteniendo como resultado un 89% de eficacia en el entrenamiento, y un 95% en la clasificación real según los criterios de la empresa NUTRITOST S.A.S.

El análisis de texturas para el proceso de clasificación de chontaduros arroja mejores resultados que el análisis por color, ya que este último es vulnerable a las variaciones de luz y un pequeño cambio en esta, modificaría la tonalidad del objeto a analizar. Mientras que el análisis por textura al no ser vulnerable a pequeñas variaciones en la luz, lo hace más confiable.

Para el proceso de clasificación del chontaduro, no siempre seleccionar la mayor cantidad de características para el entrenamiento entrega los mejores resultados, ya que el seleccionar características o atributos que tengan un valor alto de correlación no permite diferenciar las clases del objeto en cuestión en otras palabras agregar características que entreguen valores promedio similares en todas las clases, provoca que no se puedan diferenciar unas de otras.

La eficiencia en tiempos de operación del presente sistema, no depende solo de los algoritmos desarrollados si no de la maquina o procesador que los ejecute. por tal motivo, si se pretende implementar a escala industrial, se debe considerar equipos con mayor velocidad de procesamiento.

6.2 RECOMENDACIONES

Debido a que los sistemas de clasificación basados en visión por computador requieren de algoritmos que manipulan operaciones numéricas a muy alta velocidad, puede no ser muy eficiente el uso de cualquier tipo de herramienta de cómputo. Por tal motivo se recomienda utilizar computadores con gran capacidad de procesamiento o procesadores digitales de señales (DSP) ya que estos podrían realizar las tareas empleando tiempos mínimos de ejecución.

Teniendo en cuenta que no todos los tipos de luz eliminan el cruce por cero de la señal alterna que las alimenta, se recomienda verificar en el datasheet de las luces, que estas no generen ruidos o parpadeos. Ya que, si las cámaras de adquisición de imágenes perciben esos parpadeos, representaría un problema para el procesamiento de la imagen.

Se recomienda que para trabajos de procesamiento digital de imágenes se verifique en el datasheet de las cámaras, que estas permitan deshabilitar el autofocus, ya que si este es autoajustable variaría la medición de características de una toma respecto a la otra.

6.3 TRABAJOS FUTUROS

Realizar un sistema de clasificación utilizando el análisis de textura adquiriendo imágenes en otras bandas espectrales, con la finalidad de verificar si se obtienen mejores resultados en la extracción de característica.

Desarrollar un control de lógica difusa que permita realizar la clasificación del chontaduro en sistemas basados en visión por computador, para finalmente realizar la comparación frente al clasificador desarrollado en este proyecto.

Implementar un sistema de separación acoplado a la salida del clasificador, que permita dirigir cada clase del chontaduro al lugar físicamente adecuado ya sea mediante el uso de un brazo robótico, un sistema de piñonearías, un sistema de presión de aire entre otros.

Realizar un estudio que permita verificar si mediante el análisis de texturas se pueden conocer diferentes propiedades organolépticas del chontaduro tales como densidad, pH, cáliz.

BIBLIOGRAFIA

- [1] D. Aguila Cova, “Diseño e Implementación de una Plataforma de Pruebas de Procesamiento de Imágenes para la Estimación de Flujo Óptico Diseño,” *Tesis de grado*, 2005.
- [2] A. . Jaramillo, F. Prieto, and P. Boulanger, “Inspección de piezas 3D: revisión de la literatura,” *Rev. Ing. e Investig.*, vol. 27, no. 3, pp. 118–126, 2007.
- [3] A. Gonzales, F. Martinez, and A. Pernia, *Técnicas Y Algoritmos Básicos De Visión Artificial*, vol. 53, no. 9. 2013.
- [4] C. Montoya Holguín, J. A. Cortés Osorio, and J. A. Chaves Osorio, “Sistema automático de reconocimiento de frutas basado en visión por computador,” *Ingeniare Rev. Chil. Ing.*, vol. 22, no. 4, pp. 504–516, 2014.
- [5] FAO, “Programa de acción para prevenir las pérdidas de los alimentos (PFL),” *Inf. Final*, vol. 1, p. 11, 2005.
- [6] Procolombia, “El negocio de las frutas y hortalizas procesadas.” [Online]. Available: <http://www.procolombia.co/compradores/es/explore-oportunidades/frutas-y-hortalizas>. [Accessed: 02-Feb-2019].
- [7] X. Ortiz, X. Acevedo, and H. Martínez, “Características y estructura de los frutales de exportacion en colombia,” no. 19, pp. 1–25, 2002.
- [8] M. Mondino and J. Ferratto, “El análisis sensorial, una herramienta para la evaluación de la calidad desde el consumidor,” *Agro mensajes la Fac.*, pp. 16–24, 2006.
- [9] R. de El País., “Chontacones, los chips que están revolucionando el mercado de los snacks.” [Online]. Available: <https://www.elpais.com.co/economia/chontacones-los-chips-que-estan-revolucionando-el-mercado-de-los-snacks.html>. [Accessed: 22-Dec-2015].

- [10] Y. García Taín, A. García Pereira, A. Hernández Góme, and J. Pérez Padrón, “Estudio de la variación del Índice de Color durante la conservación de la piña variedad Cayena Lisa a temperatura ambiente,” *Rev. Ciencias Técnicas Agropecu.*, vol. 20, no. 4, pp. 12–16, 2011.
- [11] J. Castro, N. Cerquera, and N. Gutiérrez, “Determinacion del color del exocarpio como indicador de desarrollo fisiologico y madurez en la guayaba pera(*Psidium guajava* cv. Guayaba pera), utilizando tecinas de procesamiento digital de imagenes,” *Rev. EIA*, vol. 10, no. 19, pp. 79–89, 2013.
- [12] F. Ibáñez and Y. Barcina, *Análisis sensorial de alimentos: métodos y aplicaciones*. Springer, 2001.
- [13] P. Barreiro and M. Ruiz, “Instrumentacion de la calidad en frutas y hortalizas frescas.” 2000.
- [14] Y. Hernandez, “sistema electronico de control para una fresadora CNC academica de bajo costo,” *Corp. Univ. Auton. del cauca*, 2016.
- [15] G. Andrés, D. Dominique1&2, R. Felipe, and S. Teresa, “Estudio de la diversidad del chontaduro (*Bactris gasipaes*) consumido en colombia,” *javerianacali.edu.co*.
- [16] A. Rivera, “Análisis fisicoquimico y funcionles del chontaduro (*Bactris gasipaes*) en Colombia y la cuenca amazonica,” 2009.
- [17] L. Echeverri, “Chontaduro delicious tropical fruit (*Bactris gasipaes*).” [Online]. Available: <https://co.fotolia.com/id/112792054>. [Accessed: 15-Mar-2019].
- [18] C. Escobar and Z. John, “El cultivo de chontaduro (*Bactris gasipaes* H.B.K.).” Corpoica, 1996.
- [19] “Conoce la importancia de la calidad en los procesos de producción.,” *Camara de comercio de medellin para Antioquia*. [Online]. Available:

<http://herramientas.camaramedellin.com.co/Inicio/Buenaspracticasempresariales/BibliotecaProducciónyOperaciones/Calidadenlosprocesosdeproduccion.aspx>. [Accessed: 02-Feb-2019].

- [20] SAG, “Aspectos básicos para exportar productos agrícolas.” [Online]. Available: <http://www.sag.gob.cl/ambitos-de-accion/aspectos-basicos-para-exportar-productos-agricolas>. [Accessed: 15-Mar-2019].
- [21] D. Mosquera, I. Artamonova, and J. Mosquera, “Diagnóstico del proceso de inspección mediante índices de capacidad,” *Ingeniare. Rev. Chil. Ing.*, vol. 22, no. 1, pp. 53–61, 2014.
- [22] B. Horn, *Robot Vision*. 1986.
- [23] Coparoman, “Sistema de Visión Artificial,” 2014. [Online]. Available: <https://coparoman.blogspot.com/2014/01/sistema-de-vision-artificial.html>. [Accessed: 15-Mar-2019].
- [24] A. Escalera, *Vision por computador Fundamentos y metodos*. 2001.
- [25] Marketingbcnvision, “Sistemas de iluminación para aplicaciones de visión artificial (Parte II),” 2017. [Online]. Available: <http://www.bcnvision.es/blog-vision-artificial/iluminacion-vision-artificial2/>. [Accessed: 02-Feb-2019].
- [26] N. Gallon, “La educación del siglo XXI: El bombillo,” 2012. [Online]. Available: http://doraeeugeniagonzalez.blogspot.com/p/el-bombillo_8271.html. [Accessed: 15-Mar-2019].
- [27] jose Gonzalez, “Diodos LED para calcular la constante de Planck (Parte II),” 2018. [Online]. Available: <https://steemit.com/spanish/@joseg/diodos-led-para-calcular-la-constante-de-planck-parte-ii>. [Accessed: 15-Mar-2019].
- [28] “Los peligros que no sabias de la Luz,” 2013. [Online]. Available: https://www.taringa.net/+info/los-peligros-que-no-sabias-de-la-luz_12ogxi.

[Accessed: 15-Mar-2019].

- [29] A. Mordvintsev, *OpenCV-Python Tutorials Documentation Release 1*. 2017.
- [30] D. Alonso and C. Cifuentes, “Técnicas de Filtrado,” 2013. [Online]. Available: <http://tecnicasdefiltrado.blogspot.es/>. [Accessed: 02-Feb-2019].
- [31] N. La Serna and U. Concha, “Técnicas de Segmentación en Procesamiento Digital de Imágenes,” *Rev. Ing. Sist. e Informática*, vol. 6, no. 2, pp. 9–16, 2009.
- [32] L. Fernanda and T. Largo, “Análisis De Video Para La Segmentación y Clasificación De Jugadores En Juegos De Futbol,” no. C, 2014.
- [33] A. Pinto, “Segmentación De Imágenes Por Textura,” *Univ. Concepc.*, vol. 15, no. 1, pp. 123–126, 2006.
- [34] M. Presutti, “la matriz de co-ocurrencia en la clasificacion multiespectral: tutorial para la enseñanza de medidas texturales en cursos de grado universitario,” *Univ. Nac. La Plata*, 2004.
- [35] Microsoft, “Conceptos de minería de datos.” [Online]. Available: <https://docs.microsoft.com/es-es/sql/analysis-services/data-mining/data-mining-concepts?view=sql-server-2017>. [Accessed: 02-Feb-2019].
- [36] S. Godoy, L. Pencue, A. Ruiz, and D. Montilla, “Clasificación automática del chontaduro (*bactris gassipaes*) para su aplicación en conserva, mermelada y harinas,” *Fac. Ciencias Agropecu.*, vol. 5, no. 2, 2007.
- [37] P. Constante and A. Gordon, “Diseño e implementacion de un sistema de vision artificial para la clasificacion de al menos tres tipos de frutas,” *Esc. Politecnica Nac.*, 2015.
- [38] N. Marin and C. Maderigal, “clasificacion de calidad de fresas usando procesamiento de imagenes y maquinas de vectores de soporte,” *Inst. Tecnol. Metrop.*, p. 21, 2016.

- [39] J. Cantón, A. Pawlowski, F. Rodríguez, J. Sánchez, and S. Dormido, "Sistema de visión de bajo coste para clasificación de productos hortícolas," *Univ. Almer.*, 2016.
- [40] Z. Morales and alberto Morales, "Informacion general sobre el acrilico con indice de productos." [Online]. Available: <http://www.acrilico-y-policarbonato.com/acrilico.html>. [Accessed: 02-Feb-2019].
- [41] Eurotransis, "¿Qué es una cinta transportadora? Principios de funcionamiento," 2018. [Online]. Available: <https://eurotransis.com/que-es-una-cinta-transportadora-principios-de-funcionamiento/>. [Accessed: 02-Feb-2019].
- [42] NaylampMechatronics, "Motor DC con caja reductora 6V 200rpm y llanta goma," 2018. [Online]. Available: <https://naylampmechatronics.com/motores-dc/20-motor-dc-caja-reductora-y-llanta-goma.html>. [Accessed: 06-Feb-2019].
- [43] OzakyTechnology, "Osaky LED | Compañía." [Online]. Available: <https://osakylights.com/quienessomos/5>. [Accessed: 06-Feb-2019].
- [44] PC.Componentes, "Microsoft LifeCam HD-3000." [Online]. Available: <https://www.pccomponentes.com/microsoft-lifecam-hd-3000>. [Accessed: 21-Mar-2019].
- [45] Microsoft, "LifeCam HD 3000." [Online]. Available: <https://www.microsoft.com/accessories/es-es/products/webcams/lifecam-hd-3000/t3h-00002#specsColumns-testCarousel>. [Accessed: 06-Feb-2019].
- [46] J. Antonio, "Data_Mining," *Univ. Politec. Puebla*.
- [47] C. Laorden, "WEKA, de los datos a la información (Parte I)," 2015. [Online]. Available: <http://s3lab.deusto.es/weka-de-los-datos-a-la-informacion-parte-1/>. [Accessed: 28-Mar-2019].

- [48] R. Aler, "Tutorial Weka 3.6.0," 2009.
- [49] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *the elements of statistical learning*. 2008.
- [50] WebMining consultores, "Entrenamiento, validación y prueba," 2011. [Online]. Available: <http://www.webmining.cl/en/2011/07/entrenamiento-validacion-y-prueba/>. [Accessed: 09-Feb-2019].
- [51] L. Breiman, *Random Forests*. 2001.

ANEXOS

Anexo. 1. Código de conteo de pixeles en blanco.

```
import os

cubolateral = cv2.imread('./volumen_chontaduros/fotocuadrado/cubolateral.png')
cubolateral = cubolateral[210:210 + 270, 230:230 + 300] # ROI
cubolateral_gray = cv2.cvtColor(cubolateral, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
cubolateral_gray = cv2.GaussianBlur(cubolateral_gray, (1, 1), 0) # filtro
cubolateral_gray = cv2.medianBlur(cubolateral_gray, 27) # filtro
ret, thresh = cv2.threshold(cubolateral_gray, 120, 255, 1)
numPixels = cv2.countNonZero(thresh)
print 'cantidad de pixeles del cudrado', numPixels
cv2.imshow('cubolateral', thresh)
```

Fuente: propia.

Anexo. 2. Segmentación del fruto.

```
# ret, frame = camara1.read()
ret1, frame1 = camara2.read() #leer video
img = frame1[210:210 + 270, 230:230 + 300] #ROI
img_hsv = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2HSV) # filtro
img_hsv = cv2.medianBlur(img_hsv, 27) # filtro
fgmask = cv2.cvtColor(img_hsv, cv2.COLOR_HSV2RGB) #aplicar mog
#fgmask = cv2.Canny(fgmask, 0, 0)
contours, hier = cv2.findContours(fgmask, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE) # contornos
cv2.drawContours(img_hsv, contours, -1, (0, 255, 0), 2) #dibujar contornos en img_hsv
```

Fuente: propia.

Anexo. 3. Algoritmo BoudingBox.

```
contours, hier = cv2.findContours(fgmask, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE) # contornos
for c in contours:
    # get the bounding rect
    x, y, w, h = cv2.boundingRect(c)
    (x1, y1), radius = cv2.minEnclosingCircle(c)
    x1 = int(x1)
    if (x1 > 150):
        if (bandera == 0):
            cnt += 1
            variable = ('./' + carp_guardar + '/' + nombre_guardar + str(cnt) + '.png')
            roi = img[y:y+h, x:x+w]
            cv2.imwrite(variable, roi)
            bandera = 1
            break
    if (x1 == 1):
        bandera = 0
```

Fuente: propia.

Anexo. 4. Código de conteo de pixeles en blanco

```
import os

cubolateral = cv2.imread('./volumen_chontaduros/fotocuadrado/cubolateral.png')
cubolateral = cubolateral[210:210 + 270, 230:230 + 300] # ROI
cubolateral_gray = cv2.cvtColor(cubolateral, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
cubolateral_gray = cv2.GaussianBlur(cubolateral_gray, (1, 1), 0) # filtro
cubolateral_gray = cv2.medianBlur(cubolateral_gray, 27) # filtro
ret, thresh = cv2.threshold(cubolateral_gray, 120, 255, 1)
numPixels = cv2.countNonZero(thresh)
print 'cantidad de pixeles del cuadrado', numPixels
cv2.imshow('cubolateral', thresh)
```

Fuente: Propia.

Anexo. 5. Código clasificación por tamaño.

```
areacubocm2 = 9
areacubopx = 20286
bounding = cv2.cvtColor(bounding, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
bounding = cv2.GaussianBlur(bounding, (1, 1), 0) # filtro
bounding = cv2.medianBlur(bounding, 27)
ret, thresh3 = cv2.threshold(bounding, 127, 255, 1)

numPixels = cv2.countNonZero(thresh3)

areachonto = (areacubocm2*numPixels)/areacubopx

if int(areachonto) <= 8:
    print 'chontaduro muy pequeño'
if int(areachonto) > 8:
    print 'chontaduro apto para proceso segun tamaño'
```

Fuente: Propia.

Anexo. 6. Algoritmo matriz de ceros para medidas (GLCM).

```
matimagencont = np.float32(imagen_gray)
matimagedisi = np.float32(imagen_gray)
matimagenhomo = np.float32(imagen_gray)
matimagenASM = np.float32(imagen_gray)
matimagenener = np.float32(imagen_gray)
matimagencorr = np.float32(imagen_gray)
matimagencont[:] = 0
matimagedisi[:] = 0
matimagenhomo[:] = 0
matimagenASM[:] = 0
matimagenener[:] = 0
matimagencorr[:] = 0
```

Fuente: propia.

Anexo. 7. Algoritmo GLCM.

```
for i in range(matimagedisi.shape[0]):
    # print i,
    for j in range(matimagedisi.shape[1]):
        # windows needs to fit completely in image
        if i < 3 or j < 3:
            continue
        if i > (matimagedisi.shape[0] - 4) or j > (matimagedisi.shape[0] - 4):
            continue

        # Calculate GLCM on a 7x7 window
        glcm_windowm = imagen_gray[i - 3: i + 4, j - 3: j + 4]
        glcm = greycmatrix(glcm_windowm, distances=distances, angles=angles, symmetric=False, normed=False)

        contraste = greycoprops(glcm, 'contrast')
        disimilitud = greycoprops(glcm, 'dissimilarity')
        homogeneidad = greycoprops(glcm, 'homogeneity')
        ASM = greycoprops(glcm, 'ASM')
        energia = greycoprops(glcm, 'energy')
        correlacion = greycoprops(glcm, 'correlation')

        matimagencont[i, j] = contraste
        matimagedisi[i, j] = disimilitud
        matimagenhomo[i, j] = homogeneidad
        matimagenASM[i, j] = ASM
        matimagenener[i, j] = energia
        matimagencorr[i, j] = correlacion
```

Fuente: propia.

Anexo. 8. Algoritmo de la transformada de Fourier.

```
f = np.fft.fft2(img)
fshift = np.fft.fftshift(f)
magnitudo_spectrum = 20*np.log(np.abs(fshift))

plt.subplot(121),plt.imshow(img, cmap = 'gray')
plt.title('Input Image'), plt.xticks([], plt.yticks([]))
plt.subplot(122),plt.imshow(magnitudo_spectrum, cmap = 'gray')
plt.title('Magnitudo Spectrum'), plt.xticks([], plt.yticks([]))
cv2.imwrite("trans_fourier.png", magnitudo_spectrum)
plt.show()
```

Fuente: propia.

Anexo. 9. Algoritmo esqueletizacion

```
#esqueletizacion
size = np.size(imagen_gray)
skel = np.zeros(imagen_gray.shape, np.uint8)

ret, img = cv2.threshold(imagen_gray, 70, 255, 0)
element = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH_CROSS, (3, 3))
done = False
while (not done):
    eroded = cv2.erode(img, element)
    temp = cv2.dilate(eroded, element)
    temp = cv2.subtract(img, temp)
    skel = cv2.bitwise_or(skel, temp)
    img = eroded.copy()

zeros = size - cv2.countNonZero(img)
if zeros == size:
    done = True
```

Fuente: propia.