



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

## DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA ENERGÍA Y MECÁNICA

### CARRERA DE INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE  
INGENIERO EN MECATRÓNICA

TEMA: DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN MÓDULO DIDÁCTICO DE  
INSPECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE FRUTAS USANDO VISIÓN  
ARTIFICIAL POR MEDIO DE IMÁGENES FUERA DEL ESPECTRO  
VISIBLE PARA EL LABORATORIO DE MECATRÓNICA DE LA  
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS ESPE EXTENSIÓN  
LATACUNGA.

AUTORES: ALTAMIRANO TIGRERO, VÍCTOR ANDRÉS  
PAZMIÑO OÑATE, ESTEBAN JOSUÉ

DIRECTORA: ING. CONSTANTE PRÓCEL, PATRICIA NATALY M. Sc.

LATACUNGA

2018



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA ENERGÍA Y MECÁNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, ***“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN MÓDULO DIDÁCTICO DE INSPECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE FRUTAS USANDO VISIÓN ARTIFICIAL POR MEDIO DE IMÁGENES FUERA DEL ESPECTRO VISIBLE PARA EL LABORATORIO DE MECATRÓNICA DE LA UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS ESPE EXTENSIÓN LATACUNGA”*** fue realizado por los señores ***Altamirano Tigrero, Víctor Andrés y Pazmiño Oñate, Esteban Josué***, el mismo que ha sido revisado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permite acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Latacunga, 31 de agosto del 2018.

A blue ink signature of Patricia Nataly Constante Prócel, written over a horizontal line.

Ing. Patricia Nataly Constante Prócel M. Sc.

C.C.: 0503354029



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA ENERGÍA Y MECÁNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

**AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD**

Nosotros, *Altamirano Tigreiro, Víctor Andrés y Pazmiño Oñate, Esteban Josué*, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: ***“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN MÓDULO DIDÁCTICO DE INSPECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE FRUTAS USANDO VISIÓN ARTIFICIAL POR MEDIO DE IMÁGENES FUERA DEL ESPECTRO VISIBLE PARA EL LABORATORIO DE MECATRÓNICA DE LA UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS ESPE EXTENSIÓN LATACUNGA”*** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación es veraz.

Latacunga, 31 de agosto del 2018.

Víctor Andrés Altamirano Tigreiro

C.C.: 050292497-0

Esteban Josué Pazmiño Oñate

C.C.: 180407507-3



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA ENERGÍA Y MECÁNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

AUTORIZACIÓN

Nosotros, **ALTAMIRANO TIGRERO, VÍCTOR ANDRÉS Y PAZMIÑO OÑATE, ESTEBAN JOSUÉ**, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: **“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN MÓDULO DIDÁCTICO DE INSPECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE FRUTAS USANDO VISIÓN ARTIFICIAL POR MEDIO DE IMÁGENES FUERA DEL ESPECTRO VISIBLE PARA EL LABORATORIO DE MECATRÓNICA DE LA UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS ESPE EXTENSIÓN LATACUNGA”** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Latacunga, 31 de agosto del 2018.

Víctor Andrés Altamirano Tigreiro

C.C.: 050292497-0

Esteban Josué Pazmiño Oñate

C.C.: 180407507-3

## DEDICATORIA

Este proyecto está dedicado a mi hija Suri Altamirano por darme todo su amor incondicional y toda su alegría con tan solo un abrazo haciendo que todos los problemas desaparezcan, a mi esposa Gladys Cunuhay por estar siempre a mi lado, incentivándome en los mejores momentos y apoyándome en los momentos difíciles de esta larga trayectoria. Esto es para ustedes mis amores por sacrificar valioso tiempo a su lado.

**Víctor Altamirano**

## DEDICATORIA

Dedico este proyecto a mis padres, Francisco y Patricia, quienes me han brindado su apoyo, y amor incondicional desde el primer día de mi existencia; sin ellos hubiera sido imposible llegar hasta este punto. A mi tío Humberto, cuyo consejos y enseñanzas me guían día a día, y ahora me cuida y vela por mí desde el infinito. Y a mi hermana Karlita, que llena mi vida de locuras y sonrisas.

**Esteban Pazmiño**

## AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la vida y la dicha de compartirla con mis seres queridos y por la oportunidad de vivir esta satisfactoria experiencia.

Un eterno agradecimiento a mis padres Víctor Hernán Altamirano y Sonia Maribel Tigrero por ser mi gran apoyo para salir adelante en esta etapa de mi vida, brindándome su amor incondicional en los momentos más difíciles que tuve, gracias a ellos me he convertido en la persona que soy ahora.

Un agradecimiento especial a la Ing. Patricia Constante por brindarnos su guía, su motivación con palabras de aliento y sobre todo por su paciencia para la realización de este proyecto.

Agradezco a todas las personas que de una u otra manera colaboraron en la realización de este proyecto, por último y no menos importante un agradecimiento a los raspamigos que hicieron más amena esta travesía de mi vida universitaria.

**Víctor Altamirano**

## AGRADECIMIENTO

Le doy las gracias a Dios por la vida, la familia y las oportunidades que me ha brindado. A mi familia que ha estado presente en todo momento dándome el apoyo y motivación necesarios para poder cumplir mis sueños.

Agradezco a nuestra tutora, la Ing. Patricia Constante por guiarnos en el desarrollo de este proyecto y darnos tantas ideas para mejorarlo, sin mencionar la paciencia y comprensión.

A mi compañero de tesis, Víctor Altamirano por compartir esta experiencia y unir esfuerzos para lograr esta meta. De igual manera a los compañeros con quienes se compartió tantos momentos gratos en las aulas, en especial a los raspiamigos.

A la familia Altamirano – Tigrero por abrirme las puertas de su hogar y acogerme como un miembro más de la familia.

Y a todas las personas que estuvieron pendientes y aportaron de una u otra forma con la realización de este proyecto.

**Esteban Pazmiño**

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

<b>CARÁTULA</b> .....	<b>i</b>
<b>CERTIFICACIÓN</b> .....	<b>ii</b>
<b>AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD</b> .....	<b>iii</b>
<b>AUTORIZACIÓN</b> .....	<b>iv</b>
<b>DEDICATORIA</b> .....	<b>v</b>
<b>AGRADECIMIENTO</b> .....	<b>vii</b>
<b>ÍNDICE DE CONTENIDOS</b> .....	<b>ix</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b> .....	<b>xiv</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b> .....	<b>xvi</b>
<b>RESUMEN</b> .....	<b>xix</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xx</b>

### CAPÍTULO I

<b>FUNDAMENTO TEÓRICO</b> .....	<b>1</b>
1.1. Antecedentes .....	1
1.2. Control de Calidad.....	4
1.2.1. Control de Calidad en Frutas .....	4
1.2.2. Técnicas de Control de Calidad en Frutas .....	5
1.3. Imagen .....	8
1.3.1. Imagen Digital.....	9
1.3.2. Visión Artificial .....	10
1.3.3. Aplicaciones Industriales .....	11
1.3.4. ¿Cómo funciona la visión artificial?.....	12
1.4. Procesamiento digital de Imágenes.....	13
1.4.1. OpenCV.....	15
1.5. Aprendizaje Automático.....	16
1.6. Aprendizaje Profundo .....	17

1.6.1. Redes Neuronales Artificiales.....	18
1.6.2. Neurona vs. Perceptrón.....	18
1.7. Raspberry Pi.....	20
1.8. Arduino.....	22
1.9. Actuadores .....	24
1.9.1. Motores de Corriente Continua DC.....	25
1.9.2. Servomotores .....	26

## **CAPÍTULO II**

### **DISEÑO CONCEPTUAL Y SELECCIÓN DE COMPONENTES .....27**

2.1. Introducción.....	27
2.2. Identificación de necesidades.....	28
2.3. Componentes del proyecto.....	29
2.4. Frutas que se van a inspeccionar .....	32
2.5. Selección de componentes.....	33
2.5.1. Método de evaluación.....	33
2.5.2. Dispositivo de adquisición de imagen .....	34
2.5.3. Cámara Térmica.....	36
2.5.4. Mecanismo de muestreo .....	37
2.5.5. Modificador de temperatura .....	38
2.5.6. Mecanismo expulsor.....	41
2.5.7. Mecanismo de transporte .....	42
2.5.8. Mecanismo de clasificación .....	43
2.5.9. Diseño estructural.....	44
2.5.10. Elemento motriz de banda transportadora .....	45

2.5.11. Unidad de procesamiento .....	46
2.5.12. Controladores .....	49
2.5.13. Dispositivo de Visualización.....	52

### **CAPÍTULO III**

#### **SOFTWARE DE RECONOCIMIENTO .....53**

3.1. Consideraciones.....	53
3.2. Categorías de clasificación.....	54
3.3. Interacción entre componentes.....	55
3.4. Comunicación.....	57
3.5. Software .....	57
3.6. Algoritmo de clasificación .....	58
3.6.1. Adquisición de imágenes.....	58
3.6.2. Procesamiento de imágenes .....	60
3.6.3. Reconocimiento con Redes Neuronales Convolucionales .....	64

### **CAPÍTULO IV**

#### **DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE TRANSPORTE Y CLASIFICACIÓN .....70**

4.1. Diseño Mecánico .....	71
4.1.1. Estructura Soportante.....	71
4.1.2. Plataforma de Muestreo .....	73
4.1.3. Selección de Motor de Plataforma de Muestreo .....	74
4.1.4. Soporte de Cámaras.....	77
4.1.5. Mecanismo de Expulsión.....	79
4.1.6. Banda Transportadora.....	83

4.1.7. Área del material a transportar .....	86
4.1.8. Velocidad de la banda transportadora .....	87
4.1.9. Holgura de la Banda .....	89
4.1.10. Ancho plano de la banda .....	90
4.1.11. Fuerza Necesaria para mover la cinta en vacío (P1) .....	91
4.1.12. Fuerza necesaria para mover el material (P2) .....	93
4.1.13. Fuerza total periférica del Tambor Motriz (P) .....	94
4.1.14. Potencia absorbida por el Transportador (Pt) .....	94
4.1.15. Potencia motriz necesaria (Pm) .....	95
4.1.16. Selección de Motor para la Banda Transportadora .....	95
4.1.17. Soportes laterales de la Banda Transportadora .....	97
4.2. Diseño Electrónico .....	98
4.2.1. Diagrama de Conexión de los Calentadores PTC .....	99
4.2.2. Diagrama de Conexión de Motor de la Banda Transportadora .....	100
4.2.3. Diagrama de Conexión de Motor de la Plataforma Rotatoria .....	100
4.2.4. Diagrama de Conexión del Motor a Pasos del Mecanismo Selector ...	101
4.3. Especificaciones Técnicas .....	102

## **CAPÍTULO V**

### **PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS..... 104**

5.1. Pruebas de muestreo .....	104
5.2. Pruebas de entrenamiento .....	106
5.2.1. VGG16 .....	106
5.2.2. VGG19 .....	108
5.2.3. InceptionV3 .....	110

5.3. Pruebas de rendimiento.....	112
5.4. Pruebas de Clasificación .....	113
5.4.1. Clasificación por tipo.....	114
5.4.2. Clasificación por tamaño .....	115
5.4.3. Clasificación por golpes .....	120
5.5. Validación de la Hipótesis.....	122
5.6. Análisis Económico .....	127
<b>CAPÍTULO VI</b>	
<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....</b>	<b>130</b>
6.1. Conclusiones.....	130
6.2. Recomendaciones.....	133
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>135</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Producción sectorial de frutas no tradicionales .....	2
Tabla 2 Exportaciones de frutas no tradicionales .....	3
Tabla 3 Modelos Raspberry Pi .....	21
Tabla 4 Modelos Arduino.....	23
Tabla 5 Necesidades del proyecto.....	29
Tabla 6 Componentes del módulo didáctico .....	31
Tabla 7 Escala de Calificación.....	34
Tabla 8 Matriz de evaluación del dispositivo de adquisición de imagen.....	34
Tabla 9 Alternativas de cámara térmica.....	36
Tabla 10 Matriz de evaluación de conceptos de modelo de cámara térmica .....	36
Tabla 11 Alternativas de modificador de temperatura.....	39
Tabla 12 Matriz de evaluación de conceptos de modificador de temperatura.....	39
Tabla 13 Matriz de evaluación actuadores de mecanismo de expulsión.....	41
Tabla 14 Matriz de evaluación actuadores de mecanismo de clasificación.....	43
Tabla 15 Matriz de evaluación de conceptos del elemento motriz .....	45
Tabla 16 Alternativas de Unidad de Procesamiento .....	47
Tabla 17 Matriz de evaluación de conceptos de la unidad de procesamiento.....	48
Tabla 18 Alternativas de Controladores.....	49
Tabla 19 Matriz de selección de la unidad de controladora .....	50
Tabla 20 Matriz de selección del dispositivo de visualización .....	52
Tabla 21 Componentes Banda Transportadora .....	85
Tabla 22 Especificaciones Técnicas Módulo Didáctico .....	102
Tabla 23 Rendimiento de los dos modelos .....	112
Tabla 24 Resultado prueba de clasificación por tipo.....	114
Tabla 25 Resultado prueba de clasificación por tamaño en pitahayas.....	116
Tabla 26 Resultado prueba de clasificación por tamaño en t. de árbol .....	117
Tabla 27 Resultado prueba de clasificación por tamaño en mandarinas .....	118
Tabla 28 Resultado prueba de clasificación por golpes .....	121
Tabla 29 Frecuencias observadas.....	124

Tabla 30 Frecuencias esperadas .....	125
Tabla 31 Chi Cuadrado .....	127
Tabla 32 Análisis Económico del Módulo Didáctico .....	127

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Percepción de Calidad por el Consumidor.....	5
Figura 2. Instrumentos de Medida Físico – Químicos .....	5
Figura 3. Espectro electromagnético .....	6
Figura 4. Detección de defectos mediante Rayos X .....	7
Figura 5. Resonancia Magnética Nuclear de una Piña .....	7
Figura 6. Imagen Térmica de una Manzana .....	8
Figura 7. Zoom a una imagen digital .....	9
Figura 8. Cuadrícula de pixeles representada en un plano bidimensional .....	10
Figura 9. Similitudes entre la visión artificial y la visión humana .....	10
Figura 10. Aplicaciones industriales de la visión artificial.....	12
Figura 11. Etapas de la visión artificial .....	13
Figura 12. Operaciones comunes de procesamiento de imagen .....	14
Figura 13. Rastreo de múltiples objetos según su color usando OpenCV .....	15
Figura 14. Clasificación de las técnicas de aprendizaje automático.....	16
Figura 15. Diferentes capas de un modelo de aprendizaje profundo .....	17
Figura 16. Sinapsis entre dos neuronas .....	19
Figura 17. Diagrama de un perceptrón simple .....	20
Figura 18. Modelos Raspberry Pi .....	22
Figura 19. Modelos Arduino.....	24
Figura 20. Actuadores .....	25
Figura 21. Motores DC .....	25
Figura 22. Servomotores .....	26
Figura 23. Componentes del módulo didáctico .....	30
Figura 24. Frutas Seleccionadas .....	33
Figura 25. Plataforma de muestreo .....	38
Figura 26. Mecanismo Biela Manivela Corredera .....	42
Figura 27. Banda Transportadora Horizontal.....	43
Figura 28. Estructura .....	45

Figura 29. Categorías de Clasificación .....	55
Figura 30. Interacción entre los componentes del módulo didáctico .....	56
Figura 31. Librerías esenciales de cada dispositivo.....	58
Figura 32. Cámaras montadas sobre el cobertor .....	59
Figura 33. Plataforma de muestreo .....	59
Figura 34. Funciones de captura de imagen.....	60
Figura 35. Diferencia entre fondo y primer plano .....	61
Figura 36. ROI de imagen normal y térmica .....	62
Figura 37. Medida estimada en pixeles .....	63
Figura 38. Medida estimada en milímetros .....	64
Figura 39. Arquitectura Red VGG16.....	66
Figura 40. Arquitectura Red VGG19.....	67
Figura 41. Parámetros Arquitectura Red Inception .....	68
Figura 42. Entrenamiento de red VGG 19 en Ubuntu .....	69
Figura 43. Modelo CAD del Módulo Didáctico .....	71
Figura 44. Estructura Soportante.....	72
Figura 45. Deformación de Estructura Soportante.....	72
Figura 46. Plataforma de Muestreo .....	73
Figura 47. Deformación en Plataforma de Muestreo .....	74
Figura 48. Motor Uxcell ZGA28RP .....	77
Figura 49. Soporte de Cámaras .....	77
Figura 50. Deformación Base Soporte Cámaras .....	78
Figura 51. Deformación Brazo Extensor Soporte Cámaras .....	79
Figura 52. Diagrama Mecanismo Biela Manivela Corredera.....	79
Figura 53. Mecanismo Biela Manivela Corredera .....	82
Figura 54. Deformación Manivela.....	82
Figura 55. Deformación Biela .....	83
Figura 56. Banda Transportadora.....	84
Figura 57. Explosión Banda Transportadora .....	84
Figura 58. Motor Uxcell JSX-31ZY .....	97
Figura 59. Deformación Soporte Lateral Izquierdo Banda .....	97

Figura 60. Deformación Soporte Lateral Derecho Banda .....	98
Figura 61. Fuente de Poder 24V 2A .....	99
Figura 62. Diagrama de Conexión de Calentadores PTC .....	99
Figura 63. Diagrama de Conexión Banda Transportadora.....	100
Figura 64. Diagrama de Conexión Plataforma de Muestreo .....	101
Figura 65. Diagrama de Conexión del Motor a Pasos .....	102
Figura 66. Muestreo rápido de un tomate de árbol .....	105
Figura 67. Muestreo detallado de una pitahaya .....	105
Figura 68. Gráfica de entrenamiento red VGG16, RMS – SGD .....	107
Figura 69. Gráfica de entrenamiento red VGG16, ADAM – SGD.....	107
Figura 70. Gráfica de entrenamiento red VGG16, ADAM - ADAM.....	108
Figura 71. Gráfica de entrenamiento red VGG19, RMS - SGD.....	109
Figura 72. Gráfica de entrenamiento red VGG19, ADAM - SGD .....	109
Figura 73. Gráfica de entrenamiento red Inception, RMS – SGD .....	110
Figura 74. Gráfica de entrenamiento red Inception, ADAM – SGD .....	111
Figura 75. Gráfica de entrenamiento red Inception, ADAM – SGD .....	111
Figura 76. Clasificación por Tipo .....	115
Figura 77. Clasificación por Tamaño .....	120
Figura 78. Clasificación por Golpes 1 .....	121
Figura 79. Clasificación por Golpes 2 .....	122

## RESUMEN

La exportación de frutas exóticas en Ecuador es considerada una de las actividades económicas más relevantes, para lo cual es necesario un riguroso control de calidad. El presente proyecto consiste en el diseño y construcción de un módulo didáctico que mediante un sistema de visión artificial permita inspeccionar frutas para clasificarlas según su grado de calidad. El módulo está conformado por tres subsistemas: el sistema de adquisición de imagen que abarca una cámara convencional y una cámara térmica para visualizar los golpes internos que no aparecen en el espectro visible; el sistema de visión artificial que combina métodos de procesamiento de imágenes y redes neuronales artificiales destinado a categorizar las frutas en función diversos parámetros; y el sistema mecánico, conformado por un mecanismo de muestreo que permite rotar la fruta para la captura de imágenes, un mecanismo de transporte con la función de movilizar la fruta y un sistema clasificador que separa la fruta según los resultados obtenidos por el sistema de visión. La programación del proyecto se desarrolla en su totalidad en Linux, con lenguaje de programación Python. Se implementa la clasificación con Pitahayas y Tomates de árbol, estableciendo tres categorías de clasificación: clasificación por aspecto visual, por tamaño, por tipo de fruta. La implementación de este proyecto representa un apoyo para los usuarios del Laboratorio de Mecatrónica de la “Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Extensión Latacunga”.

### **PALABRAS CLAVE:**

- **CONTROL DE CALIDAD**
- **FRUTAS**
- **CÁMARA TÉRMICA**
- **VISIÓN ARTIFICIAL**

## **ABSTRACT**

The exportation of exotic fruits in Ecuador is considered one of the most important economic activities, for which a rigorous quality control is necessary. The present project consists on designing and building a didactic module that through an artificial vision system is able to inspect fruits to classify them according to their quality degree. The module consists of three subsystems: the image acquisition system that includes a conventional camera and a thermal camera to visualize the internal bruises that do not appear in the visible spectrum; the artificial vision system that combines image processing methods and artificial neural networks designed to categorize fruits according to various parameters; and the mechanical system, consisting of a sampling mechanism that allows the fruit to rotate to capture images, a transport mechanism with the function of moving the fruit and a sorting system that separates the fruit according to the results obtained by the vision system .The programming of the project is developed entirely in Linux, with Python programming language. The classification with Pitahayas and tamarillos is implemented, establishing three classification categories: classification by visual aspect, by size, by type of fruit. The implementation of this project represents a support for the users of the Mechatronics Laboratory of the "Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Extensión Latacunga".

### **KEYWORDS:**

- **QUALITY CONTROL**
- **FRUITS**
- **THERMAL CAMERA**
- **COMPUTER VISION**

# CAPÍTULO I

## FUNDAMENTO TEÓRICO

### 1.1. Antecedentes

Para el mercado consumidor de frutas y verduras, el aspecto visual del producto es lo que define su valor; generalmente los compradores prefieren un producto visualmente agradable, sin golpes, manchas ni señales de madurez, así éste tenga un costo más elevado. Esto ha dado lugar a que la industria ponga un mayor énfasis en los procesos de cultivo, manejo del producto y control de calidad; para obtener mejores resultados se está incrementando el uso de tecnología moderna aplicable a esta área.

Hace unos años, la tarea de inspección y clasificación de frutas y vegetales eran realizadas manualmente por personal humano, lo que garantizaba la fiabilidad del proceso, pero a la vez lo convertía en un cuello de botella y una tarea repetitiva para los trabajadores. Con el pasar de los años, estos procesos han sido reemplazados por sistemas automatizados que se encargan de detectar ciertas características del producto y clasificarlo según su calidad.

Para detectar diferentes parámetros de clasificación existentes (tamaño, peso, color y forma), se ha visto la necesidad de implementar diferentes tipos de sensores según la aplicación, sin embargo, la tecnología de visión por computador es la que actualmente se

encuentra dominando esta área pues se desempeña de mejor manera en la adquisición de información en comparación con otros sensores.

Basándose en el cambio de matriz productiva del Ecuador, se debe reducir las importaciones y aumentar la producción nacional que conlleva a incrementar las exportaciones de varios productos procesados y de igual manera se debe aumentar la exportación de frutas exóticas como materia prima. Es importante conocer los datos de producción e importación de frutas en el país. En la Tabla 1 se presenta los datos estadísticos de producción de ciertas frutas en diferentes provincias del país.

**Tabla 1**

*Producción sectorial de frutas no tradicionales*

Cultivos	Superficie(Has.)		Producción (Tm.)	Principales provincias
	Plantada	Cosechada		
Mango	22,240	20,167	168,535	Guayas, Imbabura, El Oro, Manabí
Maracuyá	16,951	10,595	61,187	Esmeraldas, Manabí, Los Ríos, Sto. Domingo
Naranja	19,320	17,070	114,308	Bolívar, Manabí, Los Ríos, Cotopaxi
Tomate de árbol	4,418	3,628	23,232	Sucumbíos, Tungurahua, Imbabura
Piña	N/D	7,922	126,454	Guayas, Los Ríos, Sto. Domingo

Fuente: (ProEcuador, 2016)

En la Tabla 2 se detalla los principales productos de exportación según su venta en millones de dólares desde el 2011 hasta enero del 2016.

**Tabla 2**

*Exportaciones de frutas no tradicionales*

<b>Productos exportados por el sector de frutas no tradicionales (Miles USD)</b>						
<b>Descripción</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>2016 ene</b>
<b>Mangos</b>	24,085	35,410	38,047	33,355	37,522	2,162
<b>Piñas</b>	41,851	30,150	25,628	28,272	31,967	2,992
<b>Papayas</b>	5,024	5,269	2,734	4,334	4,448	341
<b>Pitahayas</b>	319	438	759	1,243	3,249	454
<b>Granadilla, maracuyá</b>	429	532	472	641	1,178	171
<b>Limones</b>	551	544	120	58	380	68
<b>Tomate de árbol</b>	80	102	207	300	380	24
<b>Chirimoya,</b>	50	19	60	144	242	19
<b>Uchuvas</b>	225	375	430	87	213	40
<b>Frutos frescos</b>	274	80	51	21	102	0
<b>Demás productos</b>	3,606	2,760	1,060	1,642	526	82
<b>Total</b>	<b>76,494</b>	<b>75,679</b>	<b>69,568</b>	<b>70,099</b>	<b>80,207</b>	<b>6,354</b>

Fuente: (ProEcuador, 2016)

## **1.2. Control de Calidad**

Control de calidad es un proceso o conjunto de procesos que intenta garantizar que un producto o un servicio se acoplen a un conjunto definido de requisitos de calidad. Un concepto más claro de control de calidad: “El control de calidad es un proceso mediante el cual una empresa busca garantizar que la calidad del producto se mantenga o mejore y que los errores de fabricación se reduzcan o eliminen.”(Ruiz Gastañadú, 2015)

### **1.2.1. Control de Calidad en Frutas**

El control de calidad en frutas debe ser exhaustivo, ya que son productos de consumo humano por lo cual deben presentar una excelente calidad para no perjudicar la salud del consumidor. Según Katherin Flores en su tesis doctoral afirma: “La calidad de los productos hortofrutícolas frescos es una combinación de características, atributos y propiedades que le dan al producto su valor como alimento. La importancia relativa de cada componente de la calidad depende del producto y cómo se utiliza.” (Flores, 2009). La percepción de calidad por parte de los consumidores es una combinación de varios aspectos de la fruta, entre los cuales intervienen su aspecto, aroma, textura, firmeza y sin lugar a duda el sabor (López Camelo, 2003). En la Figura 1 se pueden apreciar los factores que intervienen en la percepción de calidad por el consumidor.



**Figura 1.** Percepción de Calidad por el Consumidor  
Fuente:(López Camelo, 2003)

## 1.2.2. Técnicas de Control de Calidad en Frutas

### Técnicas Físicoquímicas

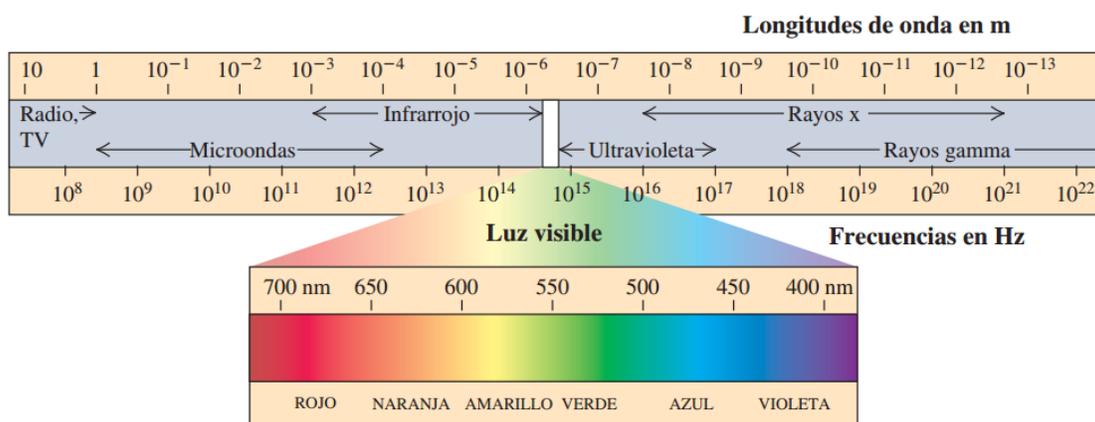
Son las técnicas de control de calidad más comunes, que presentan una aplicación sencilla con resultados inmediatos. El control de calidad mediante indicadores físico – químicas tales como firmeza, acidez, colorimetría, no son completamente eficaces, ya que es un método destructivo que utiliza una muestra de estudio para obtener resultados tentativos de todo un lote de frutas (Brezmes Llecha, 2001). En la Figura 2 se pueden apreciar los diferentes instrumentos de medida para las distintas técnicas físico – químicas.



**Figura 2.** Instrumentos de Medida Físico – Químicos  
Fuente: (Ruiz Altisent, 2012)

## Espectroscopía

La espectroscopía es una técnica utilizada para determinar la absorción y emisión de la radiación electromagnética por la materia en función de la longitud de onda, para poder determinar la composición cualitativa y cuantitativa de una muestra (Pérez, 2015). Al clasificar las ondas electromagnéticas existentes en el universo según su longitud y frecuencia se obtiene una distribución a la que se denomina espectro electromagnético (Figura 3).



**Figura 3.** Espectro electromagnético

Fuente: (Fonrouge, 2015)

## Rayos X

Es una técnica que se emplea actualmente en la mayoría de las industrias alimentarias, para la detección de cuerpos extraños en productos en proceso, y envasados. Cubren el rango 0,01 a 10 nm, es decir por debajo de los rayos UV. Por ello, traspasan la mayoría de los productos biológicos, y presentan en principio capacidad para detectar diferencias en madurez y sobre todo defectos internos (Ruiz Altisent, 2012).



**Figura 4.** Detección de defectos mediante Rayos X  
Fuente:(Giró, 2017)

### **Resonancia Magnética Nuclear**

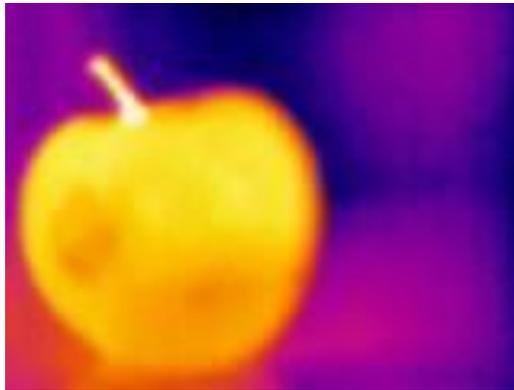
Se considera la técnica más poderosa para la detección, tanto espacialmente en imagen de características estructurales y químicas atómicas. Por ello, puede obtenerse información tanto de componentes como de la estructura y microestructura. La codificación de los datos permite obtener imágenes bi-y tri-dimensionales. Para aplicaciones en línea, frecuentemente se determina secciones del producto, de anchura típica de un cm. (Ruiz Altisent, 2012).



**Figura 5.** Resonancia Magnética Nuclear de una Piña  
Fuente:(Winter, 2016)

## Termografía

Con cámaras termográficas puede obtenerse imágenes de la emisión térmica de objetos (2500 – 5000 nm). Por ejemplo (Baranovsky, Dubchak, & Pankiv, 2017) utilizan imágenes desde el VIS hasta la región de emisión térmica (400-5000 nm) de la superficie de frutos consiguiendo detectar magulladuras tempranas de diversa profundidad.



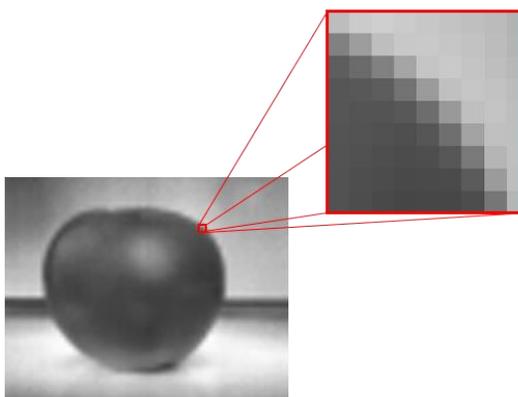
**Figura 6.** Imagen Térmica de una Manzana

### 1.3. Imagen

Se puede considerar a la imagen como una señal bidimensional definida por la función matemática  $f(x, y)$ , donde  $x$  y  $y$  corresponden a las coordenadas horizontal y vertical respectivamente. El valor de  $f(x, y)$  en cualquier punto dado es un valor que representa cierta característica de ese punto (o pixel) como el brillo, intensidad, color, etc. (Gonzalez & Woods, 2002).

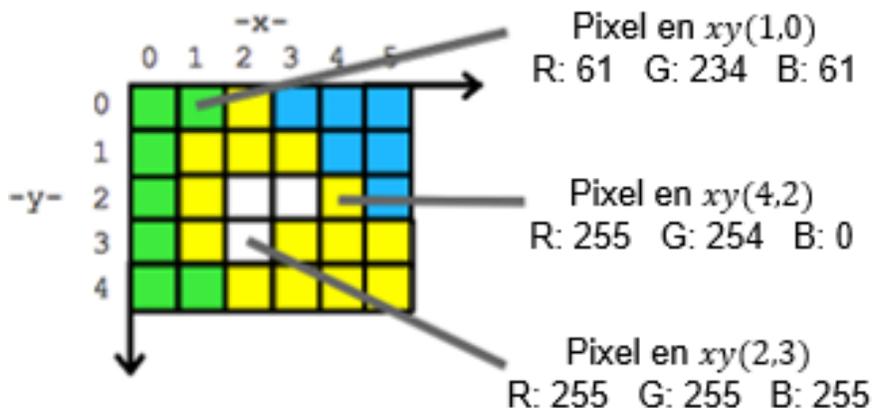
### 1.3.1. Imagen Digital

Cuando la función que representa a una imagen está compuesta por valores discretos, se trata de una imagen digital. Lo que esto quiere decir es que la imagen está formada por un número finito de elementos organizados en arreglos matriciales de dos o más dimensiones. A cada uno de estos elementos se los considera como la unidad más pequeña que conforma la imagen, y se los llama píxeles. Dependiendo de su resolución, una imagen puede contener cientos, miles y hasta millones de píxeles, que pueden ser apreciados cuando se la amplía lo suficiente (Figura 7).



**Figura 7.** Zoom a una imagen digital

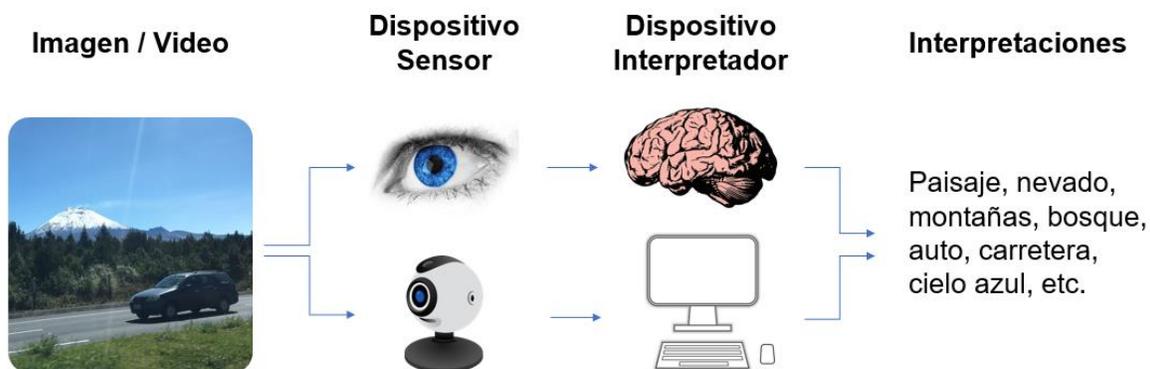
Por convención, la referencia espacial del píxel con las coordenadas  $(0,0)$  se encuentra en la esquina superior izquierda de la imagen. En la (Figura 8) se observa que el valor de  $x$  aumenta moviéndose de izquierda a derecha, y el valor de  $y$  aumenta de arriba abajo (Instruments, 2015). También se puede apreciar que cada píxel tiene no uno, sino tres valores numéricos que lo definen. Esto se debe a que se trata de una imagen a color, representada por el modelo RGB.



**Figura 8.** Cuadrícula de píxeles representada en un plano bidimensional  
Fuente: (Wattuya, n.d.)

### 1.3.2. Visión Artificial

La visión artificial, también conocida como visión por computador, tiene como objetivo el crear modelos computacionales equiparables a la visión humana. Se la puede definir como un “campo de la inteligencia artificial que, mediante la utilización de las técnicas adecuadas, permite la obtención, procesamiento y análisis de cualquier tipo de información obtenida a través de imágenes digitales” (Vasco & Tamayo, 2016).



**Figura 9.** Similitudes entre la visión artificial y la visión humana

Para un ser humano el ejercicio de ver es algo tan común que ocurre casi de manera involuntaria. Sin embargo, pese a las décadas de investigación que se han dedicado a este campo, aún no se ha podido lograr que un computador interprete una imagen de la misma forma que lo haría un niño de tres años. Esto no quiere decir que no se hayan logrado avances.

Gracias a la visión artificial ahora es posible realizar:

- Reconocimiento óptico de caracteres
- Reconstrucción de entornos tridimensionales a partir de imágenes 2D
- Detección de rostros y expresiones
- Inspección visual automática a nivel industrial
- Reconocimiento y seguimiento de objetos
- Procesamiento de imágenes biomédicas

### **1.3.3. Aplicaciones Industriales**

“La visión por computador está innovando los procesos de manufactura en cuatro áreas importantes: inspección visual de productos, identificación y clasificación de partes, control de procesos, y guía de sistemas robóticos” (Golnabi & Asadpour, 2007). El sector industrial de alimentos es uno de los beneficiarios de esta tecnología y ya lleva varios años implementándola en sus procesos. Tareas como la inspección de productos cárnicos y agrícolas están siendo realizadas por sistemas de visión capaces de clasificarlas según sus características y evaluar su calidad. De manera similar, la industria

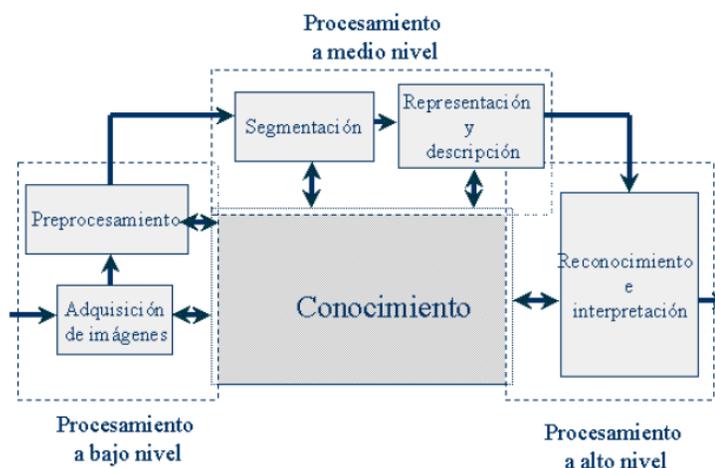
de manufactura se ayuda de la visión artificial en sus operaciones de identificación de piezas, ensamblaje automatizado y detección de fallas (Figura 10).



**Figura 10.** Aplicaciones industriales de la visión artificial  
(a) Inspección de productos embutidos; (b) Clasificación de piezas mecánicas  
Fuente: (Baumer, 2016)

#### 1.3.4. ¿Cómo funciona la visión artificial?

La visión por computador se ayuda de una amplia gama de métodos de procesamiento, análisis e interpretación para lograr su objetivo. Estos métodos consisten en diferentes algoritmos computacionales que se aplican en imágenes digitales con el fin de entenderlas, y se los puede clasificar en tres categorías: procesos de bajo, medio y alto nivel (Vergara, Cruz, Ochoa, Nandayapa, & Flores, 2014). En la (Figura 11) se describen las diferentes etapas que conforman a la visión por computador, y la interacción que existe entre ellas para proporcionar a las máquinas una cierta capacidad cognitiva.



**Figura 11.** Etapas de la visión artificial

**Fuente:** (Dueñas, 2013)

Los procesos de bajo nivel incluyen operaciones básicas de procesamiento de imagen como cambios de espacio de color o filtrado del ruido de una imagen. En el nivel medio, los algoritmos consisten en tareas como la segmentación y descripción de objetos individuales. Por último, es tarea de los programas de alto nivel el interpretar y darle sentido a toda la información recopilada anteriormente.

#### 1.4. Procesamiento digital de Imágenes

(Turpín, 2011) afirma que procesar una imagen implica transformarla en algún sentido con el fin de extraer información de ella. “Es cualquier forma de procesamiento de señal donde la entrada es una imagen, y la salida la misma imagen modificada o a su vez un conjunto de parámetros o puntos de interés que la describen” (Suganya, Rajaram, & Sheik Abdullah, 2018). Dicho procesamiento consiste en el uso de algoritmos informáticos encargados de modificar, mejorar y extraer información de imágenes digitales (Figura 12).



**Figura 12.** Operaciones comunes de procesamiento de imagen

(a) imagen original; (b) aumento de contraste; (c) cambio de tonalidad; (d) rotación; (e) segmentación; (f) detección de puntos de interés

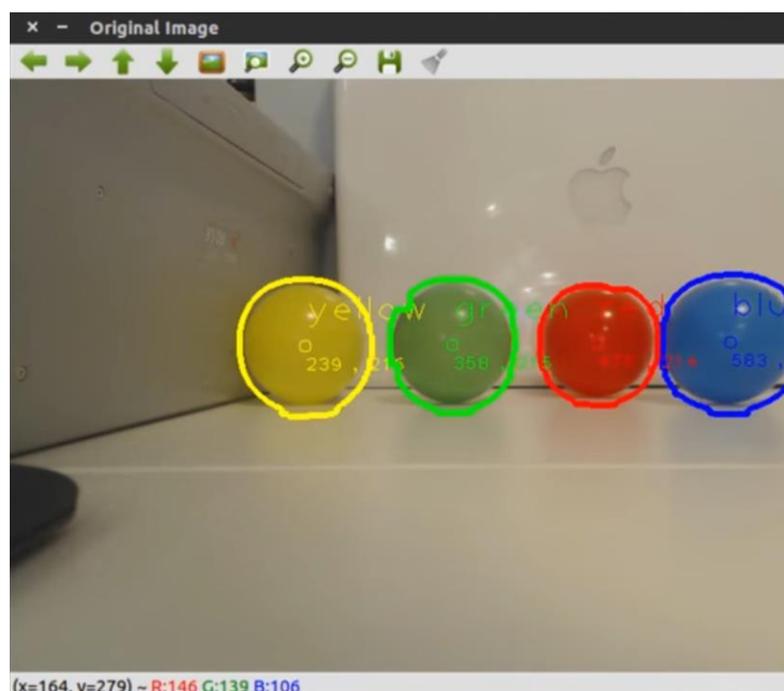
Fuente: (Szeliski, 2010)

Entre las operaciones más comunes de procesamiento de imágenes se puede encontrar (OpenCV, 2017):

- Conversión entre espacios de color (RGB – HSV – escala de grises)
- Obtención de histogramas
- Transformaciones geométricas (Rotar, voltear, redimensionar, recortar, etc.)
- Operaciones morfológicas (Erosión, dilatación, apertura, clausura)
- Umbralización y suavizado de imágenes
- Detección de líneas, círculos y bordes
- Segmentación de imágenes y extracción de puntos de interés

### 1.4.1. OpenCV

OpenCV es una biblioteca de software de código abierto que se emplea en tareas de procesamiento de imagen, visión por computador y aprendizaje de máquina. Está escrita en C++ y cuenta con interfaces para Python, Java, Ruby y otros lenguajes. Funciona en Linux, Windows, MacOS, iOS y Android (OpenCV, 2017). La biblioteca contiene más de 2500 funciones diseñadas para dar solución a problemas de visión artificial incluyendo la detección y reconocimiento de rostros y objetos, inspección de productos, análisis de imágenes médicas, seguridad, visión estereoscópica y robótica, por mencionar algunos (Figura 13).



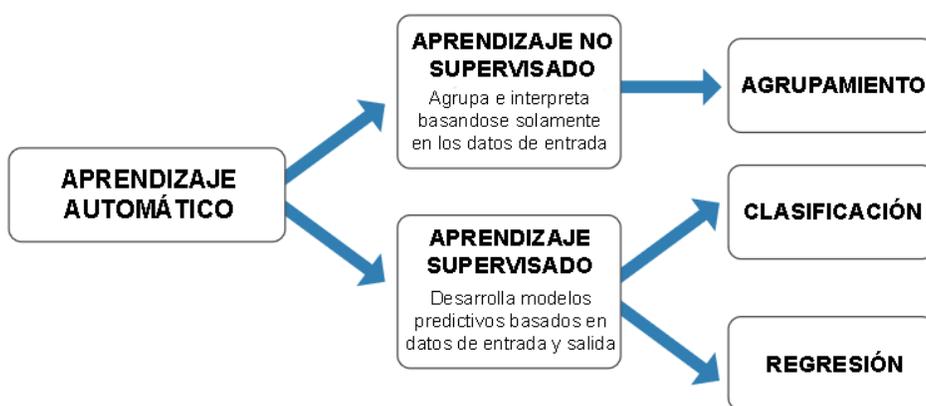
**Figura 13.** Rastreo de múltiples objetos según su color usando OpenCV

Fuente: (Kaifi, 2014)

## 1.5. Aprendizaje Automático

El aprendizaje automático es una rama de la inteligencia artificial que se enfoca en el uso de algoritmos para analizar datos y aprender de ellos (Copeland, 2016); su objetivo es enseñar a las computadoras a hacer lo que resulta natural para las personas: aprender mediante la experiencia. A diferencia de los métodos tradicionales, los algoritmos de aprendizaje automático no funcionan en base a instrucciones programadas manualmente por una persona, sino que son diseñados con una arquitectura que, luego de un proceso de entrenamiento, les da la capacidad de establecer sus propias reglas y aprender por sí mismos a resolver la tarea que les fue encomendada.

Existen diferentes maneras en las que se puede modelar un algoritmo para que aprenda de los datos, pero de forma general se han definido las siguientes categorías de aprendizaje (Figura 14):



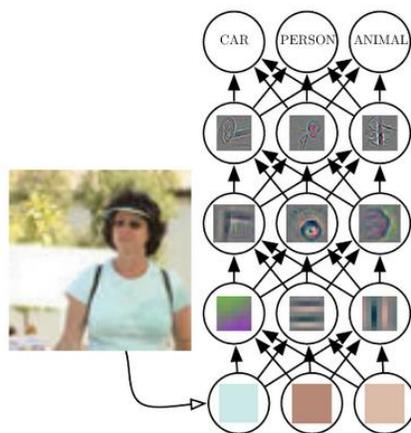
**Figura 14.** Clasificación de las técnicas de aprendizaje automático

Fuente: (Mathworks, 2017)

## 1.6. Aprendizaje Profundo

El deep learning o aprendizaje profundo es una categoría de algoritmos de aprendizaje automático que permite a las computadoras comprender conceptos complejos basándose en representaciones más simples de los mismos (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). Se destaca por emplear redes neuronales artificiales multicapa y algoritmos de propagación hacia atrás (backpropagation) para resolver problemas que manejan grandes cantidades de datos tales como imágenes, sonido y texto. El término 'profundo' hace referencia a la estructura jerárquica de múltiples capas de procesamiento que conforman estos modelos.

En el caso del reconocimiento de objetos en imágenes, resulta excesivamente complicado crear una función de relación directa entre los valores de entrada (píxeles) y la salida deseada (objetos identificados). El aprendizaje profundo resuelve este problema al dividir la imagen en representaciones más sencillas descritas por las diferentes capas del modelo (Figura 15).



**Figura 15.** Diferentes capas de un modelo de aprendizaje profundo  
Fuente: (Goodfellow et al., 2016)

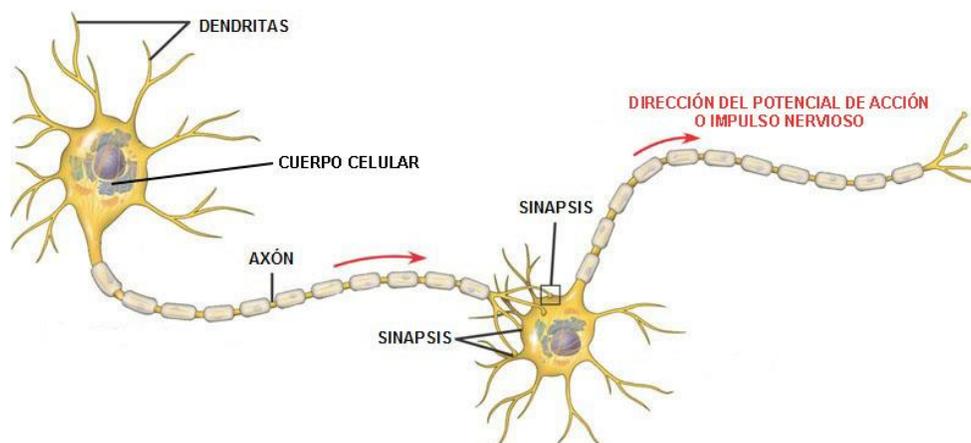
### **1.6.1. Redes Neuronales Artificiales**

Las redes neuronales artificiales son modelos computacionales conformados por múltiples unidades de procesamiento interconectadas entre sí, imitando de manera sencilla los enlaces neuronales del cerebro humano. (Kohonen, 1988) las define como "redes interconectadas masivamente en paralelo conformadas por elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, que intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico".

A pesar de estar inspiradas en la estructura del cerebro, las redes neuronales artificiales son representaciones mucho más simples de los procesos bioquímicos que ocurren en las neuronas biológicas. Aun así, su capacidad de procesamiento paralelo les da una significativa ventaja sobre los algoritmos tradicionales, permitiéndoles realizar tareas complejas como aprender, generalizar patrones y predecir resultados.

### **1.6.2. Neurona vs. Perceptrón**

La neurona biológica es el elemento fundamental de procesamiento del sistema nervioso. Su función es recibir y transmitir impulsos nerviosos valiéndose de numerosas conexiones interneuronales denominadas sinapsis (Figura 16).



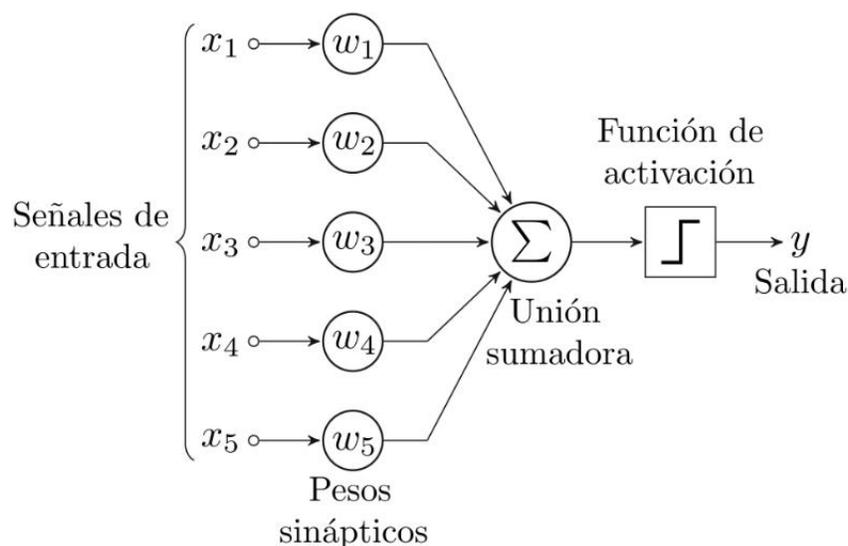
**Figura 16.** Sinapsis entre dos neuronas

Fuente: (Mendiola, 2016)

Una neurona típica está formada por el cuerpo celular y diferentes prolongaciones; las dendritas, que reciben los impulsos nerviosos desde las neuronas adyacentes, y el axón, por el que transitan impulsos nerviosos desde el cuerpo celular hacia las siguientes células (Snell, 2017). Si es que la suma de todas las señales electroquímicas recibidas en las dendritas supera el umbral de excitación, la neurona se dispara, generando un potencial de acción de aproximadamente  $+40\text{ mV}$  (Coolen, 1998) que se transmite a lo largo del axón hacia las dendritas de otras neuronas que estén en sinapsis. Cuando la suma de los impulsos de entrada no supera el valor umbral, no se produce ningún tipo de reacción, y la neurona no se dispara.

Por otro lado, el perceptrón es un modelo computacional que replica comportamiento anteriormente descrito de una manera sencilla. Las complejas reacciones electroquímicas se ven reemplazadas por cálculos matemáticos y su función es básicamente es recibir un conjunto de impulsos y generar una respuesta binaria en base a ellos. El perceptrón se activa si es que la suma de las señales de entrada supera un

determinado valor umbral. Está conformada por un conjunto de entradas que se suman, una función de activación y la salida (Figura 17).



**Figura 17.** Diagrama de un perceptrón simple

Fuente: (Mendiola, 2016)

## 1.7. Raspberry Pi

La Raspberry Pi es un ordenador de tamaño reducido de placa única, precio accesible, bajo consumo y alto rendimiento, que impulsa la enseñanza en las áreas de electrónica y programación. Es un dispositivo Open Source lo que permite ejecutar varios sistemas operativos basados en Linux y programar en diferentes lenguajes de programación, principalmente Python.

Según la página oficial de Raspberry Pi la define como: "Una computadora de bajo costo con tamaño reducido que se conecta a un monitor o TV y utiliza un teclado y mouse

estándar. Es un pequeño dispositivo que permite a personas de todas las edades explorar la informática y aprender a programar en lenguajes como Scratch y Python.”(Raspberry Pi, 2014)

Existen algunos modelos de Raspberry Pi entre las cuales tenemos: Raspberry Pi 1, Raspberry Pi 2, Raspberry Pi 3 y Raspberry Pi Zero. Cada modelo cuenta con ciertas versiones que poseen diferentes especificaciones, en la Tabla 3 se puede apreciar una comparativa entre los diferentes modelos existentes:

**Tabla 3**  
*Modelos Raspberry Pi*

	<b>Raspberry Pi 3 Model B</b>	<b>Raspberry Pi Zero</b>	<b>Raspberry 2 Model B</b>	<b>Raspberry Pi Model B+</b>
<b>Fecha de Lanzamiento</b>	29/02/2016	25/11/2015	02/02/2015	14/07/2014
<b>SoC</b>	BCM2837	BCM2835	BCM2836	BCM2835
<b>CPU</b>	Quad Cortex A53 @ 1.2GHz	ARM11 @ 1GHz	Quad Cortex A7 @ 900MHz	ARM11 @ 700MHz
<b>Conjunto de Instrucciones</b>	ARMv8-A	ARMv6	ARMv7-A	ARMv6
<b>GPU</b>	400MHz VideoCoreIV	250MHz VideoCoreIV	250MHz VideoCoreIV	250MHz VideoCoreIV
<b>RAM</b>	1GB SDRAM	512MB SDRAM	1GB SDRAM	512 SDRAM
<b>Almacenamiento</b>	Micro-SD	Micro-SD	Micro-SD	Micro-SD
<b>Ethernet</b>	10/100	Ninguno	10/100	10/100
<b>Wireless</b>	802.11n / Bluetooth 4.0	Ninguno	Ninguno	Ninguno
<b>Salida de Video</b>	HDMI / Compuesto	HDMI / Compuesto	HDMI / Compuesto	HDMI / Compuesto
<b>Salida de Audio</b>	HDMI / Auricular	HDMI	HDMI / Auricular	HDMI / Auricular
<b>GPIO</b>	40	40	40	40
<b>Precio</b>	\$35	\$5	\$35	\$35

Fuente:(Lemos, 2016)

En la (Figura 18) se puede apreciar los diferentes modelos existentes de Raspberry Pi, al igual que las diferencias notorias en infraestructura y componentes de cada uno de los modelos.



**Figura 18.** Modelos Raspberry Pi

a) Modelo A, b) Modelo B, c) Modelo A+, d) V2 Modelo B,  
e) V3 Modelo B, f) Zero

Fuente: (Klosowski, 2017)

## 1.8. Arduino

Arduino es una plataforma de hardware y software libre, utilizado en su gran mayoría para realizar proyectos de electrónica o construcción de prototipos, se compone principalmente por un micro controlador que dispone de pines de entrada y salida digitales y/o analógicas, que permiten comunicarse con sensores y actuadores para interactuar con el mundo físico.

El concepto de Arduino para (Morato, 2009) dice lo siguiente: “Arduino es una plataforma de hardware de fuente abierta basada en una sencilla placa de entradas y salidas simple y un entorno de desarrollo que implementa el lenguaje de programación Processing/Wiring. Arduino se puede utilizar para desarrollar objetos interactivos autónomos o puede ser conectado a software del ordenador.”

Al igual que la Raspberry Pi, Arduino cuenta con varios modelos, en este caso más numerosos, que dependiendo de la aplicación a desarrollar se debe seleccionar el más idóneo para cumplir con los requerimientos establecidos.

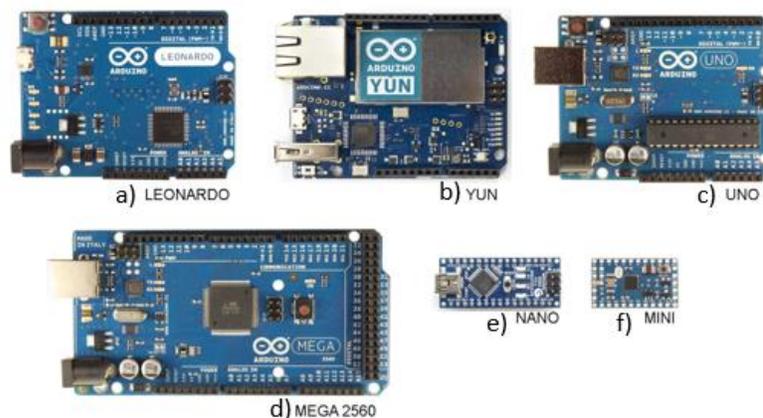
Las características y ciertas especificaciones de algunos modelos de Arduino se muestran en la Tabla 4.

**Tabla 4**  
*Modelos Arduino*

Modelo	Microcontrolador	Voltaje de Entrada	Voltaje del Sistema	Frecuencia de Reloj	Digit al I/O	Entradas Analógicas	PWM	UART	Memoria Flash	Interfaz de Programación
Arduino Due	AT91SAM3X8E	5-12V	3.3V	84MHz	54	12	12	4	512Kb	Nativa USB
Arduino Leonardo	ATmega32U4	7-12V	5V	16MHz	20	7	7	1	32Kb	Nativa USB
Arduino Uno – R3	ATmega328	7-12V	5V	16MHz	6	6	6	1	32Kb	USB vía ATmega16U2
Arduino Pro 3.3V/8MHz	ATmega328	3.35-12V	3.3V	8MHz	6	6	6	1	32Kb	Cabecera compatible con FTDI
Arduino Pro 5V/16MHz	ATmega328	5-12V	5V	16MHz	6	6	6	1	32Kb	Cabecera compatible con FTDI
Ethernet	ATmega328	7-12V	5V	16MHz	6	6	6	1	32Kb	Cabecera compatible con FTDI
Arduino Mega 2560 R3	ATmega2560	7-12V	5V	16MHz	16	14	14	4	256Kb	USB vía ATmega16U2
Arduino Mini 05	ATmega328	7-9V	5V	16MHz	6	8	8	1	32Kb	Cabecera Serial
Arduino Pro Mini 3.3V/8MHz	ATmega328	3.35-12V	3.3V	8MHz	6	6	6	1	32Kb	Cabecera compatible con FTDI
Arduino Pro Mini 5V/16MHz	ATmega328	5-12V	5V	16MHz	6	6	6	1	32Kb	Cabecera compatible con FTDI
Arduino Fio	ATmega328P	3.35-12V	3.3V	8MHz	6	6	6	1	32Kb	Cabecera compatible con FTDI o Inalámbrica vía XBee

Fuente:(Diosdado, 2015)

Los modelos de Arduino más utilizados para la realización de aplicaciones se exponen en la (Figura 19).



**Figura 19.** Modelos Arduino

a) Leonardo, b) Yun, c) Uno, d) Mega 2560, e) Nano, f) Mini

Fuente:(Diosdado, 2015)

## 1.9. Actuadores

Actuador es todo efector final que permite realizar una acción mecánica mediante la transformación de energía. Generalmente existen dos tipos básicos de actuadores, los cuales son: lineales y rotatorios. Véase (Figura 20).

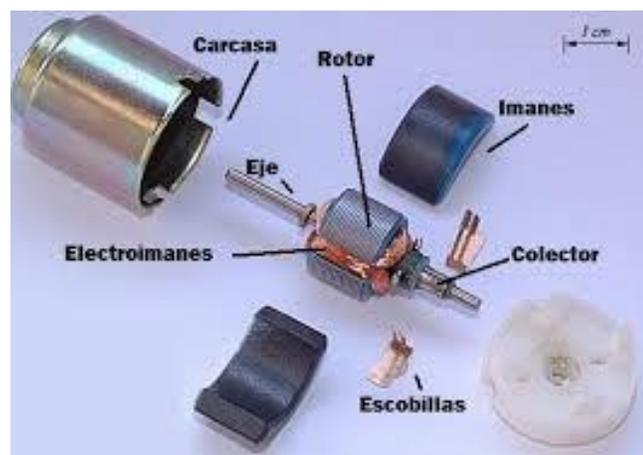
(Vildósola C, 2010) propone una definición clara de un actuador: “Es un dispositivo inherentemente mecánico cuya función es proporcionar fuerza para mover otro dispositivo mecánico. La fuerza que provoca el actuador proviene de tres fuentes posibles: Presión neumática, presión hidráulica, y fuerza motriz eléctrica. Dependiendo de el origen de la fuerza el actuador se denomina “neumático”, “hidráulico” o “eléctrico”.”



**Figura 20.** Actuadores  
Fuente:(Vildósola C, 2010)

### 1.9.1. Motores de Corriente Continua DC

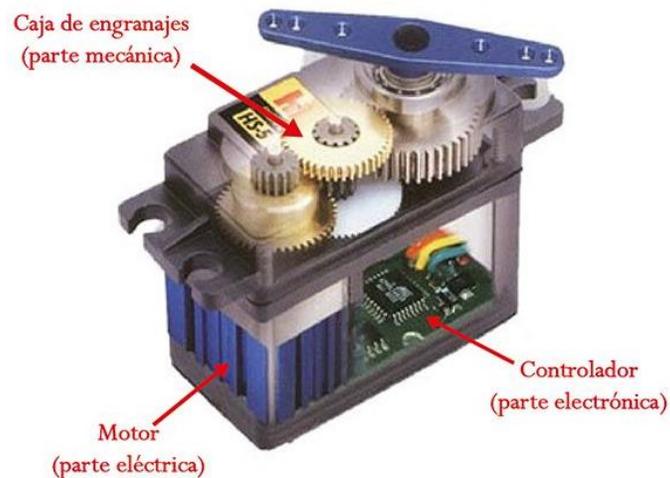
El motor DC es un actuador que convierte energía eléctrica en mecánica, originando un movimiento rotatorio, debido a la interacción de un campo magnético. Los elementos principales de un motor DC son el estator (cubierta o carcasa del motor) y el rotor (núcleo de forma cilíndrica).



**Figura 21.** Motores DC  
Fuente: (Geekbot Electronics, 2015)

### 1.9.2. Servomotores

Los servomotores son un tipo de actuadores que están compuestos por un motor DC, un juego de reducción con engranes y una tarjeta de control. La particularidad de estos actuadores es que se puede controlar la posición de su eje en un intervalo de 180°, poseen un par mayor que los motores DC y funcionan mediante la modulación de ancho de pulso.



**Figura 22.** Servomotores

Fuente: (García, 2016)

## CAPÍTULO II

### DISEÑO CONCEPTUAL Y SELECCIÓN DE COMPONENTES

#### 2.1. Introducción

Se requiere diseñar una máquina para la clasificación automática de frutas, separando las que cumplan con los estándares de calidad, de las que tengan golpes, manchas u otros defectos que disminuyan su valor comercial. La detección debe ser no invasiva y funcionar en diferentes variedades de frutas.

Se emplea visión artificial para la detección de defectos tanto internos como externos, usando técnicas basadas en la radiación electromagnética a diferentes longitudes de onda como pueden ser los rayos x, la espectroscopía infrarroja, la espectroscopía de fluorescencia, entre otras (Ruiz Altisent, 2012). El procesamiento de imagen y sus varias técnicas implícitas sirven para la detección de características de forma, tamaño y color, mientras que algoritmos más modernos como las redes neuronales convolucionales se consideran como alternativa para el reconocimiento y clasificación entre distintos tipos de frutas.

El objetivo del módulo es servir como una estación didáctica en el laboratorio de Mecatrónica de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE-L, por lo que su diseño debe estar enfocado el aprendizaje y la realización de prácticas relacionadas con

aplicaciones industriales reales. Adicionalmente se destaca el uso de software de código abierto para permitir el desarrollo de nuevas aplicaciones y mejoras por los estudiantes.

## **2.2. Identificación de necesidades**

Identificar las necesidades del usuario final es parte integral del proceso de desarrollo de un producto, ya que basándose en ellas se define la tecnología y componentes que se van a utilizar, se establecen las especificaciones, y se generan los diferentes conceptos del producto, para luego seleccionar uno de ellos y continuar con el diseño de detalle (Ulrich & Eppinger, 2013).

En la Tabla 5 se definen de manera general las necesidades del proyecto:

- La estación didáctica debe ser capaz de identificar defectos internos y externos de frutas, separándolas en diferentes categorías según su calidad.
- El muestreo debe inspeccionar toda la superficie de la fruta, por lo que es necesario un mecanismo que la haga rotar.
- El transporte, muestro y clasificación tienen que ser automáticos.
- El módulo debe ser capaz de interactuar con otras estaciones didácticas.
- Las dimensiones del equipo deben ser compactas y su peso ligero para poder desplazarlo con facilidad en el interior del laboratorio.
- Tiene que contar con una interfaz HMI para monitorear el proceso.

- El software del sistema debe ser de código abierto para que sea posible realizar modificaciones e implementar mejoras en el futuro.

**Tabla 5***Necesidades del proyecto*

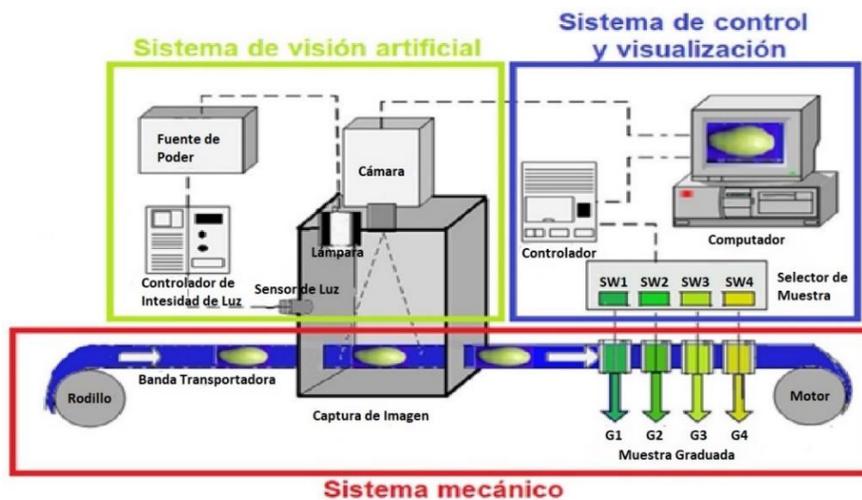
<b>Concepto</b>	<b>N°</b>	<b>Propone</b>	<b>r/d</b>	<b>Necesidad</b>
Aplicación	1	U	r	Identificación de defectos
	2	U	d	Muestreo de toda la superficie
	3	U	r	Transporte y clasificación autónomos
	4	D	d	Frutas pequeñas y medianas
Manufactura	5	U	r	Compacto, ligero, móvil
	6	U	r	Interacción con otros módulos
	7	D	d	Materiales de grado alimenticio
Control	8	U	r	Software de código abierto
	9	U	r	Reprogramable, didáctico
	10	U	r	Interfaz de usuario amigable
	11	D	d	Integración de varios sensores y actuadores
Costos	12	D	d	Bajo costo

Leyenda. U: Usuario, D: Diseñador, r: Requerimiento, d: Deseo

### 2.3. Componentes del proyecto

El módulo didáctico para la inspección y clasificación de frutas está conformado por tres sistemas (ver Figura 23):

- Sistema de visión artificial
- Sistema mecánico
- Sistema de control y visualización



**Figura 23.** Componentes del módulo didáctico

Fuente: (Nandi, Tudu, Koley, 2012)

El sistema de visión artificial es el encargado de capturar las imágenes de las frutas y analizarlas para hallar defectos, e incluye el dispositivo de visualización y los algoritmos de procesamiento de imagen y redes neuronales. El sistema mecánico está conformado por todos los elementos motrices que hacen posible el muestreo, transporte y clasificación de las frutas. Por último, el sistema de control y visualización rige todos los sensores y actuadores del módulo, que actúan según la información que recopila el sistema de visión, y permite monitorear el proceso a través de una interfaz humano-máquina

En la Tabla 6 se detallan los componentes que conforman cada uno de los sistemas anteriormente mencionados.

**Tabla 6**

*Componentes del módulo didáctico*

<b>N°</b>	<b>Módulo</b>	<b>Componentes</b>
1	Sistema de visión artificial	Dispositivo de adquisición de imagen
		Métodos (Procesamiento de imagen, redes Neuronales)
		Software (Framework, librerías)
		Entorno de muestreo
2	Sistema mecánico	Mecanismo de muestreo
		Mecanismo expulsor
		Mecanismo de transporte
		Mecanismo de clasificación
		Estructura
3	Sistema de control y visualización	HMI
		Procesador
		Tarjeta controladora
		Comunicación

## 2.4. Frutas que se van a inspeccionar

El presente proyecto requiere la inspección y clasificación de frutas, sin embargo, no se ha definido con que frutas se va a trabajar. Para delimitar el diseño, se plantea emplear tres tipos de frutas diferentes, dejando abierta la opción de agregar otras variedades en el futuro. Para seleccionar las frutas que se van a inspeccionar se toma en cuenta los siguientes parámetros:

- Disponibilidad y demanda de la fruta en la región
- Tamaño y peso de la fruta
- Dificultad para la identificación de características y defectos

Según los datos del último análisis sectorial realizado por (ProEcuador, 2016), los frutos de mayor producción a nivel nacional son el mango, la piña y maracuyá en la costa, y el tomate de árbol en la sierra. En cuanto al mercado internacional, el mango la piña y la papaya encabezan la tabla de exportaciones (ver Tabla 1 y Tabla 2). Estos datos son fundamentales pues se busca crear proyectos que sirvan para el desarrollo económico del país, por lo que es importante tomar en cuenta dichas frutas para el presente proyecto.

Es preferible trabajar con frutas pequeñas y medianas, pues uno de los requerimientos es que el módulo sea de dimensiones compactas. En la inspección se debe considerar que factores como el color y grosor de la cáscara de las frutas influyen en la detección de posibles defectos externos e internos, por lo que es preferible trabajar con frutas de

colores claros y cáscara delgada para que los golpes, manchas o magulladuras sean fáciles de detectar.

Tomando en cuenta los criterios anteriormente mencionados, se escogió al tomate de árbol y la pitahaya como las frutas primordiales con las que trabajará el módulo didáctico (Figura 24).



**Figura 24.** Frutas Seleccionadas

Fuente: (Exotic fruit box, 2017)

## 2.5. Selección de componentes

### 2.5.1. Método de evaluación

Para la implementación del proyecto se realiza un análisis y selección de los componentes que se requiere en cada uno de los sistemas, la selección de la mejor alternativa se realiza acorde a un proceso de calificación de parámetros mediante escalas de ponderación de acuerdo al nivel de satisfacción del componente (Tabla 7).

**Tabla 7***Escala de Calificación*

<b>Calificación</b>	<b>Porcentaje (%)</b>	<b>Desempeño Relativo</b>
<b>1</b>	< 20	Pésimo
<b>2</b>	20 – 40	Peor
<b>3</b>	40 – 60	Igual
<b>4</b>	60 – 80	Mejor
<b>5</b>	80 – 100	Óptimo

### 2.5.2. Dispositivo de adquisición de imagen

La utilización de un dispositivo de adquisición de imagen surge de la necesidad de apreciar los defectos internos no visibles para el ojo humano. La tecnología actual ofrece una gran variedad de cámaras de diferente tipo, tales como: hiperespectrales, multiespectrales, térmicas, infrarrojas, convencionales entre otras (Hemav, 2015); cada tipo de cámara tiene una función diferente que permite apreciar los defectos internos de la fruta. En la Tabla 8 se muestra los criterios de selección con las correspondientes alternativas de solución para el dispositivo de adquisición de imagen.

**Tabla 8***Matriz de evaluación de conceptos del dispositivo de adquisición de imagen*

	<b>Cámara</b>	<b>Cámara</b>	<b>Cámara</b>	<b>Cámara</b>
	<b>multiespectral</b>	<b>térmica</b>	<b>infrarroja</b>	<b>convencional</b>

Continúa 

<b>Criterios de selección</b>	<b>Peso</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>						
<b>Visualización de golpes</b>	30%	5	1.50	4	1.20	3	0.90	1	0.30
<b>Rango espectral</b>	10%	4	0.40	3	0.30	2	0.20	1	
<b>Precio</b>	30%	2	0.60	3	0.90	4	1.20	5	1.50
<b>Facilidad de integración</b>	15%	2	0.30	5	0.75	5	0.75	5	0.75
<b>Formato de salida</b>	15%	3	0.45	4	0.60	4	0.40	5	0.75
	Total		3.25		3.75		3.45		3.4
	Lugar		4		1		3		2
<b>¿Continuar?</b>			No		Si		Revisar		Combinar

Leyenda. Calif.: Calificación, Ev. Po.: Evaluación ponderada

Como resultado de la matriz de evaluación para el dispositivo de adquisición de imagen, la mejor opción a adquirir es una cámara térmica, los parámetros principales por los cuales se seleccionó esta cámara son el costo, la visualización de defectos con métodos no destructivos y la fácil integración con dispositivos de procesamiento de imágenes; conociendo el tipo de cámara se procede a seleccionar el modelo cuyas características se acoplen a los requerimientos de la aplicación.

### 2.5.3. Cámara Térmica

En conformidad con el análisis de la Tabla 8, se tiene que la mejor opción para la presente aplicación es una cámara térmica.

**Tabla 9**

*Alternativas de cámara térmica*

	<b>Flir C2</b>	<b>Flir Vue Pro 336</b>	<b>Flir Lepton 25°</b>
<b>Descripción gráfica</b>			
<b>Resolución</b>	80Hx60V	336Hx256V	80Hx60V
<b>Rango de temperaturas</b>	-10 a 150°C	0 a 40°C	0 a 120°C
<b>Rango espectral</b>	7.5 - 14µm	7.5 - 13.5 µm	8 - 14 µm
<b>FOV</b>	41°x31°	44°x35°	25°x31.3°
<b>Precio</b>	\$884.00	\$1,999.00	\$303.00

En la Tabla 9 se presenta los diferentes modelos a escoger que satisfagan los requerimientos de la aplicación.

**Tabla 10**

*Matriz de evaluación de conceptos del modelo de la cámara térmica*

	<b>Flir C2</b>		<b>Flir Vue Pro</b>		<b>Flir Lepton</b>		
<b>Criterios de selección</b>	<b>Peso</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>

Continúa 

<b>Resolución</b>	20%	5	1.00	5	1.00	2	0.40
<b>Rango de temperaturas</b>	10%	3	0.30	2	0.20	3	0.30
						4	
<b>Precio</b>	30%	3	0.90	1	0.30		1.20
<b>Facilidad de integración</b>	20%	3	0.60	5	1.00	5	1.00
<b>FOV</b>	20%	2	0.40	4	0.80	5	1.00
	Total		3.20		3.30		3.70
	Lugar		3		2		1
<b>¿Continuar?</b>			No		No		Si

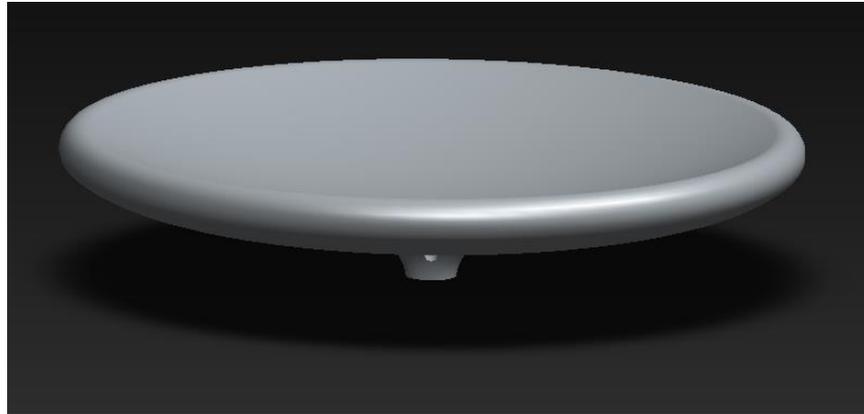
Leyenda. Calif.: Calificación, Ev. Po.: Evaluación ponderada

El modelo de cámara térmica más apropiado para el sistema de muestreo, siendo este un dispositivo estacionario que no necesita estar a más de 30cm de distancia de la muestra, es la Flir Lepton, ya que gracias a su reducido tamaño y bajo costo se acopla a las necesidades del diseño, de igual manera tiene una gran facilidad de integración con la adquisición del controlador PureThermal1.

#### 2.5.4. Mecanismo de muestreo

La principal función del mecanismo es mantener a la fruta en una posición ideal para la captura de imágenes durante el proceso de muestro, en la presente aplicación se debe tener un gran campo visual con respecto a la fruta, ya que los defectos presentes pueden aparecer en cualquier lugar; por tal razón la mejor opción para que sea un sistema autónomo es una plataforma rotatoria que permita realizar capturas de imagen por todo

el contorno de la fruta. El actuador seleccionado para el movimiento rotatorio es un motor con caja reductora o motoreductor ya que debe soportar la masa de la fruta que rodea los 0.75kg y la plataforma en sí, debe ser circular con un diámetro aproximado de 12cm por el motivo de ser destinado para frutas pequeñas.

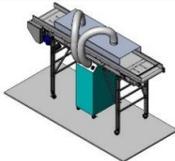


**Figura 25.** Plataforma de muestreo

#### **2.5.5. Modificador de temperatura**

El área dañada de la fruta presenta una diferencia de temperatura con respecto al área sana entre 1°C a 2°C (Ishimwe, Abutaleb, & Ahmed, 2014), para lograr apreciar los defectos internos se debe integrar un modificador de temperatura apropiado, el cual permita aumentar o disminuir la temperatura y así visualizar dichos defectos mediante la cámara térmica seleccionada.

**Tabla 11***Alternativas de modificador de temperatura*

	<b>Calentador PTC</b>	<b>Sistema de enfriamiento</b>	<b>Cubierta del sistema</b>
Descripción gráfica			
Velocidad de modificación	10 a 15s	15 a 20s	Sin modificación
Deterioro de la muestra	Medio	Sin deterioro	Sin deterioro
Dimensiones	60x60x40mm	1.5x0.6x0.7m	0.45x0.3x0.25cm
Visualización de defectos	Óptima	Óptima	Insuficiente
Costo	\$25.00	\$2,500.00	\$40.00

En la Tabla 12 se presenta la matriz de evaluación de conceptos de las alternativas para el modificador de temperatura.

**Tabla 12***Matriz de evaluación de conceptos del modificador de temperatura*

	<b>Calentador PTC</b>		<b>Sistema de enfriamiento</b>		<b>Cubierta del sistema</b>		
<b>Criterios de selección</b>	<b>Peso</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>

Continúa 

<b>Velocidad de modificación</b>	20%	4	0.80	5	1.00	1	0.20
<b>Conservación de la muestra</b>	20%	3	0.60	5	1.00	2	0.40
<b>Costo</b>	30%	4	1.20	1	0.30	5	1.50
<b>Dimensiones</b>	10%	5	0.50	2	0.20	3	0.30
<b>Visualización de defectos</b>	20%	4	0.80	5	1.00	1	0.20
	Total		3.90		3.50		2.60
	Lugar		2		1		3
<b>¿Continuar?</b>			Si		No		Combinar

Leyenda. Calif.: Calificación, Ev. Po.: Evaluación ponderada

Para la correcta visualización de defectos internos presentes en las frutas es recomendable utilizar un sistema de refrigeración al momento del muestreo, ya que se pueden distinguir los defectos de mejor manera y no se deteriora la fruta por la disminución de temperatura; pero en razón de que la adquisición de un sistema de refrigeración que cumpla con los requerimientos necesarios tiene un costo muy elevado se ha optado por combinar el calefactor con una cubierta de todo el sistema de muestreo, evitando una emisión prolongada de alta temperatura a la fruta para no presentar deterioros en la muestra.

### 2.5.6. Mecanismo expulsor

El mecanismo de expulsión para el sistema de muestreo tiene como fin la transferencia de la muestra hacia el sistema de transporte, para lo cual se analizan varios tipos de actuadores que puedan cumplir la función mencionada, las principales opciones se despliegan en la Tabla 13.

**Tabla 13**

*Matriz de evaluación de actuadores del mecanismo de expulsión*

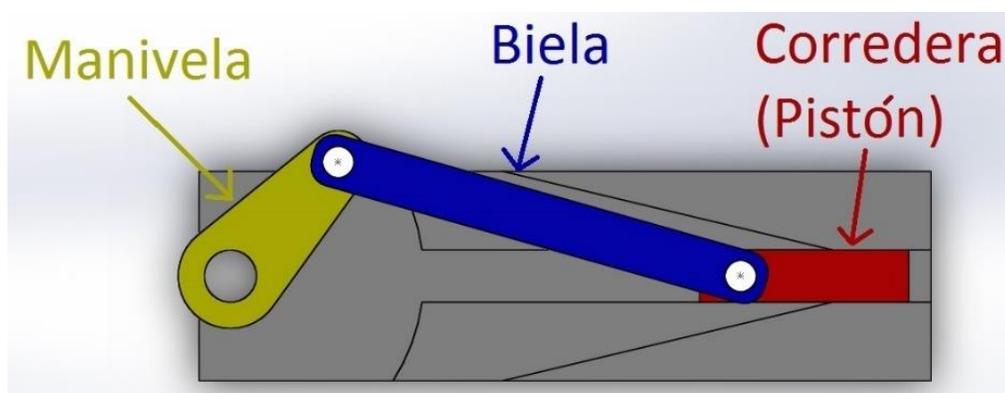
Criterios de selección	Peso	Servomotor		Actuador lineal DC		Solenoides	
		Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.
<b>Velocidad de accionamiento</b>	25%	3	0.75	1	0.25	5	1.25
<b>Recorrido</b>	30%	4	1.20	5	1.50	1	0.30
<b>Capacidad</b>	25%	5	1.25	5	1.25	1	0.25
<b>Dimensiones</b>	20%	4	0.80	2	0.40	5	1.00
	Total		4.00		3.40		2.80
	Lugar		1		2		3
<b>¿Continuar?</b>			Si		No		No

Leyenda. Calif.: Calificación, Ev. Po.: Evaluación ponderada

El actuador para el mecanismo de expulsión más apropiado por su reducido tamaño, las diferentes capacidades que posee y la velocidad de accionamiento es un servomotor,

que cumple la función sin irrumpir con los demás dispositivos presentes en el sistema de muestreo.

Una vez escogido el actuador idóneo para el mecanismo de expulsión, se selecciona el mecanismo biela – manivela – corredera para realizar la acción necesaria, el mecanismo se muestra en la Figura 26.



**Figura 26.** Mecanismo Biela Manivela Corredera  
Fuente: (HackerSpace, 2015)

### 2.5.7. Mecanismo de transporte

El sistema de transporte permite movilizar la fruta previamente muestreada para dirigirla al sistema clasificador, es una de las partes principales para que el módulo didáctico pueda denominarse autónomo. Al ser un módulo didáctico compacto y ligero, semejante a marcas comerciales el mecanismo de transporte a seleccionarse es una banda horizontal sin ningún grado de inclinación (Figura 27) por tratarse de frutas pequeñas, de igual manera la extensión de dicha banda no debe superar los 60cm para cumplir con el requerimiento de que el módulo sea transportable y compacto. La

documentación para el diseño apropiado de la banda horizontal se presentará en el Capítulo IV, específicamente en el diseño mecánico.



**Figura 27.** Banda Transportadora Horizontal

Fuente: (DORNER, 2012)

### 2.5.8. Mecanismo de clasificación

El mecanismo de clasificación permite el direccionamiento para la salida de las muestras según la clasificación por software, para lo cual se analizan varios tipos de actuadores que puedan cumplir la función mencionada, las principales opciones se despliegan en la Tabla 14.

**Tabla 14**

*Matriz de evaluación de actuadores del mecanismo de clasificación*

Criterios de selección	Peso	Servomotor		Actuador lineal		Solenoides	
		Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.
Velocidad de accionamiento	25%	3	0.75	1	0.25	5	1.25

Continúa 

Recorrido	30%	4	1.20	5	1.50	1	0.30
Capacidad	25%	5	1.25	5	1.25	1	0.25
Dimensiones	20%	4	0.80	2	0.40	5	1.00
	Total		4.00		3.40		2.80
	Lugar		1		2		3
¿Continuar?			Si		No		No

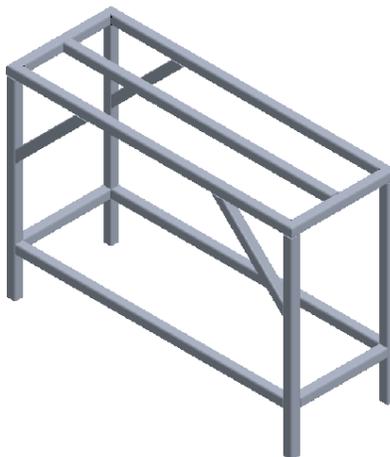
Leyenda. Calif.: Calificación, Ev. Po.: Evaluación ponderada

El actuador para el mecanismo de clasificación más apropiado por su reducido tamaño, las diferentes capacidades que posee y la velocidad de accionamiento es un servomotor, que cumple la función sin irrumpir con los demás dispositivos presentes en el sistema de muestreo.

### 2.5.9. Diseño estructural

El diseño estructural del sistema de transporte en su totalidad debe ser desmontable para su mantenimiento o reemplazo de piezas desgastadas. Entre los elementos que posee el sistema de transporte se tiene: tambor motriz, tambor de retorno, eje motriz, eje de retorno, estructura y elementos de apoyo.

Los materiales por utilizar en los diferentes componentes del sistema de transporte deben ser de grado alimenticio, es decir no deben desprender ningún tipo de partícula contaminante.



**Figura 28.** Estructura

### 2.5.10. Elemento motriz de banda transportadora

El sistema de transporte al tener que movilizar varios elementos que producen cierta cantidad de fricción, necesita un elemento motriz que posea un torque elevado y que no permita un giro involuntario por acción de componentes mecánicos, en la Tabla 15 se despliegan las alternativas para el elemento motriz de la banda transportadora:

**Tabla 15**

*Matriz de evaluación de conceptos del elemento motriz*

Criterios de selección	Peso	Motor dc reducción engranes		Motor dc reduccion de tornillo		Servomotor		Motor a pasos	
		Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.	Calif.	Ev. Po.

Continúa 

<b>Velocidad</b>	20%	4	0.80	4	0.80	2	0.40	5	1.00
<b>Torque</b>	40%	5	2.00	5	2.00	3	1.20	1	0.40
<b>Bloqueo de giro</b>	30%	3	0.90	5	1.50	2	0.60	1	0.30
<b>Dimensiones</b>	10%	2	0.20	2	0.20	5	0.50	4	0.40
	Total		3.90		4.50		2.70		2.10
	Lugar		2		1		3		4
<b>¿Continuar?</b>			No		Si		No		No

Leyenda. Calif.: Calificación, Ev. Po.: Evaluación ponderada

La mejor selección para el elemento motriz de la banda transportadora es un motor dc con caja reductora de tornillo sin fin, en razón de que brinda el suficiente torque para movilizar todo el mecanismo, posee un bloqueo mecánico que no permite el deslizamiento o giro involuntario y sus dimensiones no son difíciles de acoplar al sistema de transporte.

### 2.5.11. Unidad de procesamiento

En lo que a selección de la unidad central de proceso respecta, se busca un equipo con la suficiente capacidad de procesamiento para correr sin problemas el software de reconocimiento de imagen, además de ser capaz de interactuar con los demás dispositivos controladores y regir el hmi sin embargo otro requerimiento deseado es que sea compacto pues el espacio disponible en el módulo didáctico es limitado.

Después de revisar varias opciones que cumplan con los requerimientos, las alternativas más viables se detallan en la Tabla 16:

**Tabla 16***Alternativas de Unidad de Procesamiento*

	<b>ASUS</b>			<b>SanCloud</b>
	<b>VivoMini</b>	<b>Raspberry Pi 3</b>		<b>BeagleBone</b>
	<b>UN65U Mini</b>	<b>Model B</b>	<b>Latte Panda</b>	<b>Enhanced</b>
	<b>PC</b>			
<b>Procesador</b>	Intel Core i7-7500U Dual-Core	ARM v8 Broadcom BCM2837 64-bit Quad-core ARM Cortex-A 53	Intel Quad Core	ARM3358 ARM Cortex-A8
<b>Velocidad de Procesamiento</b>	2.7GHz	1.2GHz	1.8GHz	1.0GHz
<b>Memoria RAM</b>	16GB	1GB	2-4GB	1GB
<b>Almacenamiento</b>	HDD 2.5"	Tarjeta Micro SD	En placa 32-64GB	
<b>Sistema Operativo</b>	Windows 10 Home, Ubuntu, entre otros	Raspbian, Linux, Windows 10 IoT, otros	Windows 10 Home	
<b>Comunicaciones</b>	Gigabit Ethernet, Wifi, Bluetooth 4.0	Gigabit Ethernet, Wifi, Bluetooth LE	Gigabit Ethernet,	Gigabit Ethernet

**Continúa** 



Total	3.90	4.25	3.55	2.75
Lugar	2	1	3	4
¿Continuar?	No	Si	No	No

## 2.5.12. Controladores

Debido al enfoque didáctico de este proyecto, es necesario que el módulo se asimile de la mejor manera posible a un equipo industrial real con el que el estudiante se encontrará en el campo laboral en un futuro cercano cuando se encuentre trabajando. Por eso es que se ha tomado en cuenta para la selección de componentes a los equipos siemens logo y Ardbox PLC

Sin embargo, el lado de software libre y precios también será tomado en cuenta al momento de decidir, por lo que nos ayudamos de la Tabla 18 para evaluar distintas especificaciones deseables para el diseño del módulo.

**Tabla 18**  
*Alternativas de Controladores*

	Arduino UNO	Raspberry Pi 3 Model B	Siemens Logo	Ardbox PLC
Descripción				
Gráfica				

Continúa 

<b>Número de Entradas/Salidas</b>	14 Pines digitales de I/O(6 salidas PWM) 6 entradas análogas	40 Pines GPIO	8 Entradas y 4 Salidas	10 Entradas digitales (6 analógicas) y 8 salidas relé
<b>Software open source</b>	Si	Si	No	Si
<b>Similitud a equipos industriales</b>	No	No	Si	Si
<b>Conectividad</b>	Serial	Ethernet, LAN Inalambrica, Bluetooth 4.1, Serial	Ethernet TCP/IP	Serial, I2C, SPI
<b>Facilidad de Implementación</b>	Fácil	Intermedio	Avanzado	Fácil
<b>Disponibilidad</b>	Local	Local	Local	Importación
<b>Precio</b>	\$24.00	\$90.00	\$210.00	\$250.00

La ponderación de los criterios de selección para los controladores se presenta en la Tabla 19:

**Tabla 19**  
*Matriz de selección de la unidad de controladora*

	Arduino	Raspberry Pi	Siemens Logo	Ardbox PLC
--	---------	--------------	--------------	------------

Continúa 

<b>Criterios de selección</b>	<b>Peso</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>	<b>Calif.</b>	<b>Ev. Po.</b>
<b>Número de Entradas/Salidas</b>	10%	4	0.40	5	0.50	2	0.20	4	0.40
<b>Software open source</b>	10%	4	0.40	5	0.50	3	0.30	4	0.40
<b>Similitud a equipos industriales</b>	5%	3	0.15	3	0.15	5	0.25	5	0.25
<b>Conectividad</b>	20%	4	0.80	4	0.80	3	0.60	4	0.80
<b>Facilidad de Implementación</b>	15%	5	0.75	4	0.60	4	0.60	5	0.75
<b>Disponibilidad</b>	10%	5	0.50	5	0.50	4	0.40	3	0.30
<b>Precio</b>	15%	5	0.75	4	0.60	3	0.45	3	0.45
	Total		3.75		3.65		2.75		3.35
	Lugar		2		1		3		4
<b>¿Continuar?</b>			Si		Si		No		Si

Al realizar la evaluación según los criterios de interés, la mejor opción resulta ser el Arduino, ya sea en su forma convencional o en el formato Ardbox PLC, que es una alternativa que, si bien tiene un costo superior al original, presenta ventajas importantes al contar con salidas de relé y su similitud física a un controlador lógico programable.

### 2.5.13. Dispositivo de Visualización

Como en cualquier automatización, es un requerimiento de este proyecto el contar con una interfaz humano-máquina que proporcione toda la información de importancia sobre el proceso, y además permita operarlo de una manera interactiva y no complicada.

**Tabla 20**

*Matriz de selección del dispositivo de visualización*

<b>Criterios de selección</b>	<b>Monitor</b>	<b>Pantalla LCD</b>	<b>LCD Touchscreen</b>
Interacción	0	0	+
Resolución	+	0	0
Alimentación	-	+	+
Dimensiones	-	+	+
Precio	0	+	+
Suma +	1	3	4
Suma 0	2	2	1
Suma -	2	0	0
Evaluación Neta	-1	3	4
¿Continuar?	No	No	Si

## CAPÍTULO III

### SOFTWARE DE RECONOCIMIENTO

#### 3.1. Consideraciones

Para diseñar el software encargado de inspeccionar visualmente las frutas y posteriormente clasificarlas, es necesario conocer de antemano las funciones que debe realizar. Estas son:

- Detectar la presencia de la fruta sobre la plataforma de muestreo
- Identificar el tipo de fruta
- Detectar la presencia de defectos
- Realizar una medición estimada de las dimensiones de la fruta

Se emplean técnicas de procesamiento de imagen y aprendizaje profundo para realizar dichas funciones. Este análisis visual extrae información clave que se requiere para poder separar las frutas en diferentes categorías.

El módulo cuenta con dos modos de operación:

- Inspección rápida

Toma en cuenta únicamente las imágenes captadas por la PiCamera, es decir, no realiza una inspección térmica de la fruta. Esta opción reduce el tiempo de procesamiento a cambio de disminuir la precisión del análisis.

- Inspección a fondo

Es un análisis completo de la fruta, en el cual se emplean en conjunto las imágenes capturadas por la cámara térmica y la PiCamera para determinar la existencia de defectos internos y externos. Cuando se selecciona esta opción, la inspección se demora un poco más debido a que se requiere elevar la temperatura de la fruta para poder apreciar sus defectos internos.

### **3.2. Categorías de clasificación**

Existen varias maneras en las que se puede clasificar frutas. Para el presente proyecto se han considerado las siguientes (Figura 29):

- Separación de frutas según su tipo

Se procesan hasta tres diferentes tipos de frutas, y la función del módulo es separarlas en la categoría a la que correspondan. Si bien esta operación no es algo muy común en la industria frutícola, es necesario conocer el tipo de fruta que se está observando para proceder con las siguientes opciones de clasificación.

- Separación de frutas según su tamaño

Dependiendo de las dimensiones de la fruta inspeccionada se determina si pertenece a una de las siguientes dos categorías: pequeña o grande.

- Separación de frutas según su calidad

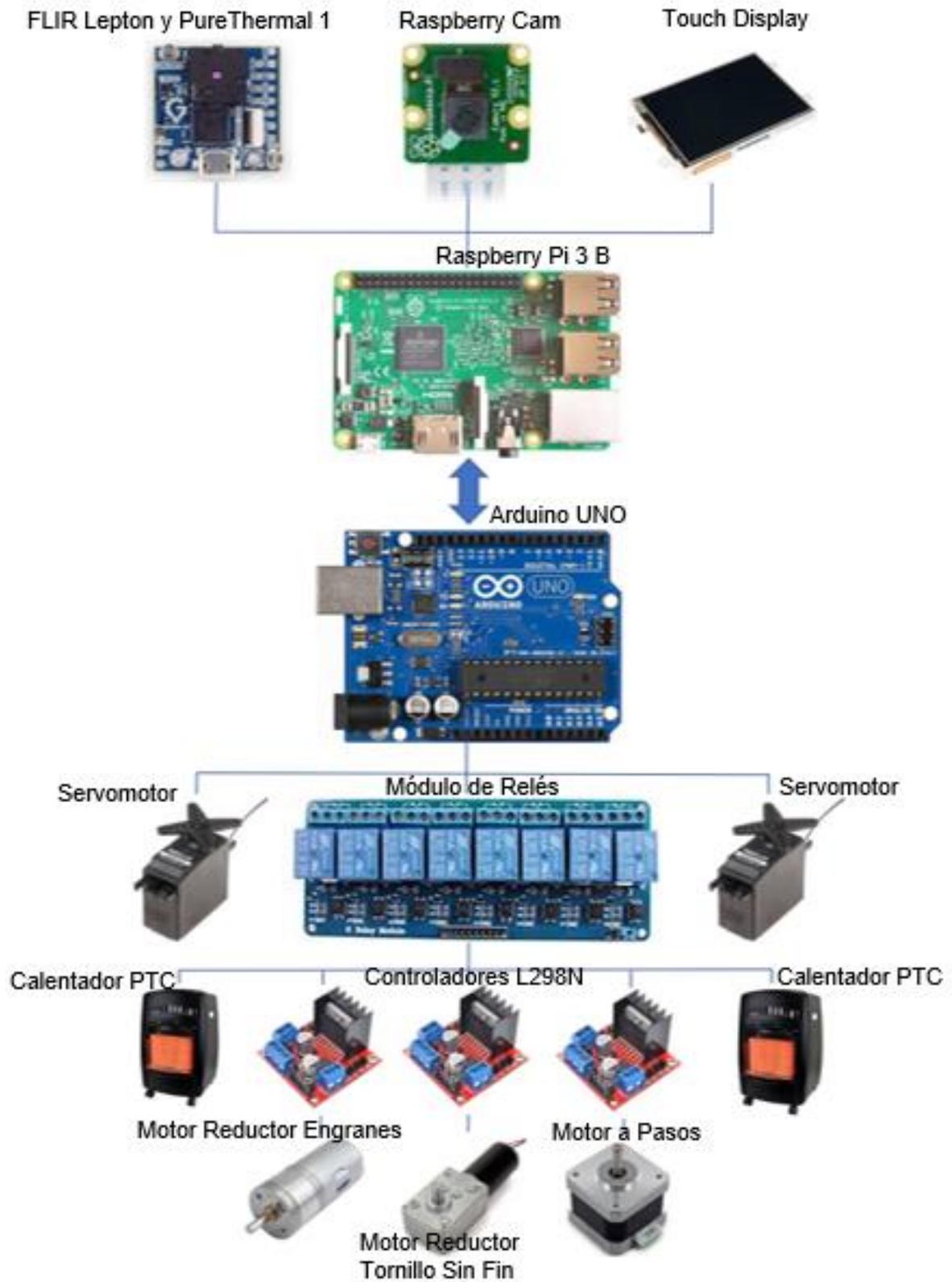
Se clasifica la fruta tomando en cuenta su color y la existencia de defectos internos y/o externos. Existen dos categorías: frutas de primera calidad, y frutas descartadas, generalmente por exceso de golpes o por no estar en el estado de madurez requerido.



**Figura 29.** Categorías de Clasificación

### 3.3. Interacción entre componentes

A manera de resumen, en la Figura 30 se muestran todos los elementos que componen el prototipo (cuya selección se realizó en el capítulo II) y la interacción que existe entre cada uno de ellos para que el módulo pueda realizar todas sus funciones.



**Figura 30.** Interacción entre los componentes del módulo didáctico

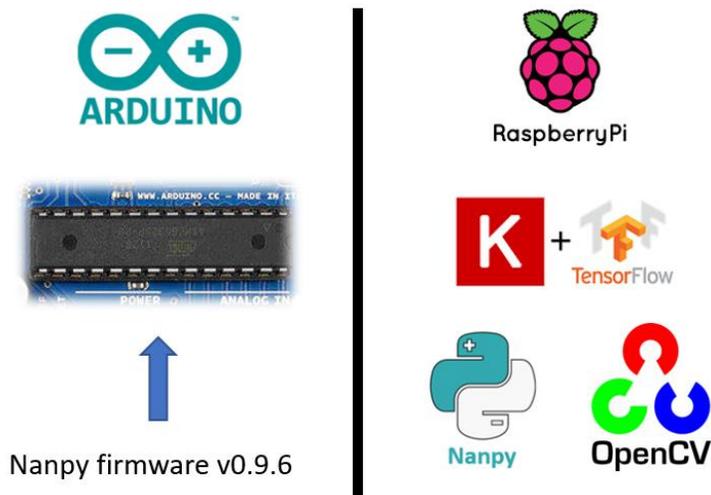
### 3.4. Comunicación

Para que el microcomputador y el microcontrolador trabajen en conjunto, es necesario que haya intercambio de información entre ellos. Esto lo hace posible la librería nanpy, que permite controlar cualquier microcontrolador Arduino a través de scripts de python ejecutados desde una Raspberry Pi (Stagi, 2016). Ambos dispositivos se encuentran conectados mediante un cable USB e intercambian datos bajo el protocolo de comunicación serial a una velocidad de 115200 baudios.

### 3.5. Software

La parte lógica del proyecto es esencial para programar las funciones de reconocimiento de imagen, y también para el control electrónico. Se eligió a Python como el lenguaje de programación base para este proyecto por su facilidad de interpretación, su amplia disponibilidad de librerías y por ser el lenguaje más usado en aplicaciones de aprendizaje de máquina (Müller & Guido, 2017).

Las librerías esenciales para este proyecto son: Tensorflow, Keras, OpenCV y Nanpy (Figura 31). Tensorflow trabajando en conjunto con Keras se encargan de dar funcionamiento a las redes neuronales, OpenCV se requiere para las operaciones de procesamiento de imagen y nanpy sirve como interfaz entre Raspberry Pi y Arduino.



**Figura 31.** Librerías esenciales de cada dispositivo

### 3.6. Algoritmo de clasificación

Esta parte del programa se encarga de adquirir imágenes de las frutas y pre-procesarlas con OpenCV, para posteriormente mostrárselas a una red neuronal convolucional previamente entrenada. Todas las imágenes capturadas atraviesan las múltiples capas de la RNC hasta llegar a la salida, donde se les asigna una categoría dependiendo del tipo de clasificación que se esté realizando.

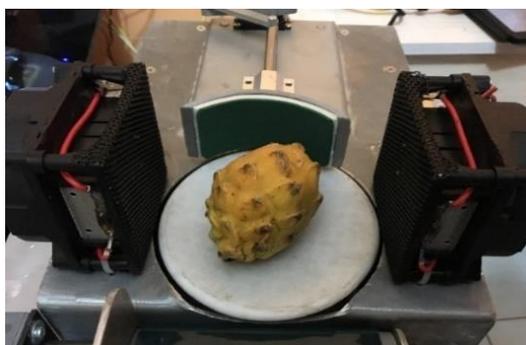
#### 3.6.1. Adquisición de imágenes

Para obtener imágenes digitales de la fruta se utiliza la PiCamera en conjunto con la cámara térmica, acopladas en el cobertor que se muestra en la Figura 32.



**Figura 32.** Cámaras montadas sobre el cobertor

Cuando la fruta es depositada en la plataforma de muestreo (Figura 33), las cámaras capturan el momento en una ráfaga de imágenes, y las almacena la memoria del programa. Al encontrarse la fruta sobre una plataforma rotativa, se obtienen imágenes de toda su periferia para garantizar una inspección completa.



**Figura 33.** Plataforma de muestreo

En el script de Python, se llama a las funciones `muestreo_termica` y `muestreo_picam` para capturar una ráfaga de imágenes desde la cámara térmica y la PiCamera respectivamente. La lógica de programación es la misma para ambas funciones, y su código se muestra en la Figura 34.

```

def muestreo_termica(directorio, segundos, intervalo):

    cap = cv2.VideoCapture(1)
    inicio = datetime.datetime.now()
    fin = inicio + datetime.timedelta(seconds = segundos)

    i = 0
    while datetime.datetime.now() < fin:

        ret, img = cap.read()
        if i < 10:
            cv2.imwrite(f'{directorio}/0{i}.jpg', img)
        else:
            cv2.imwrite(f'{directorio}/{i}.jpg', img)
        i += 1
        time.sleep(intervalo)

def muestreo_picam(directorio, segundos, intervalo):

    cap = PiCamera()
    cap.resolution = (1024, 768)
    inicio = datetime.datetime.now()
    fin = inicio + datetime.timedelta(seconds = segundos)

    i = 0
    while datetime.datetime.now() < fin:

        if i < 10:
            camera.capture(f'{directorio}/0{i}.jpg')
        else:
            camera.capture(f'{directorio}/{i}.jpg')
        i += 1
        time.sleep(intervalo)

```

**Figura 34.** Funciones de captura de imagen

## 3.6.2. Procesamiento de imágenes

### 3.6.2.1 Detectar la presencia de frutas

La primera tarea que se le asigna al procesamiento de imágenes es fundamental para el funcionamiento del resto del algoritmo. Se trata de detectar la presencia de la fruta sobre la bandeja, para según eso, ejecutar el resto de las instrucciones del programa, o

esperar. Para hacerlo se emplea una técnica sencilla pero efectiva que se ha aplicado en otros proyectos para la sustracción de fondo y detección de movimiento (Rosenbrock, 2015).

Consiste en restar dos imágenes con una resolución de 320x240 píxeles, en este caso, una de la plataforma de muestreo vacía, a la que se llama fondo, y otra de la plataforma con la fruta encima, denominada primer plano. Se utiliza el método `absdiff` de OpenCV para hallar la diferencia entre el fondo y el primer plano, y se umbraliza esta imagen. El resultado de esta operación se muestra en la Figura 35.



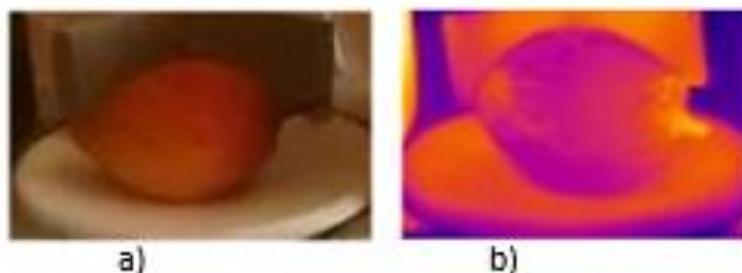
**Figura 35.** Diferencia entre fondo y primer plano

Se observa que el resultado de la resta es una imagen con fondo negro, y en las regiones donde se encuentra la fruta los píxeles adquieren una tonalidad clara. En el caso de no haber ninguna fruta sobre la plataforma, el resultado sería una imagen negra en su totalidad. Se procede a utilizar el método `countNnZero` de OpenCV para contar los píxeles blancos de la imagen, y con ese valor se puede determinar si existe o no la presencia de una fruta sobre la plataforma.

### 3.6.2.2 Hallar la región de interés (ROI)

El campo de visión de ambas cámaras abarca mucho más que solo la fruta en sí. Para la red neuronal, los píxeles que no corresponden a las frutas son información no relevante que podría dar lugar a asignaciones de categoría erróneas. Por esa razón se debe extraer únicamente la región de la imagen que interesa.

El ROI se obtiene al recortar el área estimada que va a ocupar la fruta. Depende de la posición de la cámara, y se requiere conocer las coordenadas de los píxeles en donde se realizará el recorte, obteniendo un ROI de 135x95 píxeles. Los resultados de esta operación se pueden observar en la Figura 36.



**Figura 36.** ROI de imagen normal y térmica

a) Imagen normal; b) Imagen térmica

### 3.6.2.3 Estimar las dimensiones de la fruta

De manera similar a la detección de presencia, para estimar las dimensiones de la fruta se empieza por restar la imagen de la fruta con una imagen de fondo. Paso seguido,

se aplica el método de Umbralización OTSU a la diferencia de imágenes obtenida anteriormente, con la finalidad de conservar las regiones de la imagen que presenten cambios significativos en sus píxeles. A esta imagen umbralizada se le aplica el método findContours para detectar los contornos de las regiones blancas. Si el contorno es lo suficientemente grande, se dibuja un rectángulo delimitador alrededor.

Se debe obtener las medidas de dicho rectángulo, para lo cual se emplea el método dist.euclidean perteneciente a la librería scipy. El método dist.euclidean calcula la distancia que existe entre dos puntos de un plano, en este caso, la distancia en píxeles entre las esquinas del cuadrado delimitador. En la Figura 37 se muestra el resultado de dicho proceso.



**Figura 37.** Medida estimada en píxeles

Transformar el valor obtenido en píxeles, a una medida de longitud real (Figura 38), en este caso, milímetros. Para ello se requiere realizar una calibración, con una fruta de

medidas conocidas. Se establece la relación entre los valores conocidos y los pixeles, y se puede estimar las medidas de cualquier otra fruta.



*Figura 38.* Medida estimada en milímetros

### 3.6.3. Reconocimiento con Redes Neuronales Convolucionales

Se emplean redes neuronales convolucionales para identificar el tipo de fruta que se está inspeccionando y sus defectos. Se eligió este algoritmo por ser uno de los más populares y que mejor resultado está dando actualmente en tareas de aprendizaje profundo, como es la clasificación de imágenes, videos, sonidos y texto (Mathworks, 2018).

### 3.6.3.1 Dataset

Para lograr entrenar una red robusta que pueda clasificar acertadamente a las frutas de otra se requiere un amplio conjunto de datos de entrenamiento y validación. La cantidad de muestras que se tenga influyen en el rendimiento de la red, ya que, si se la entrena con pocas muestras, el algoritmo memoriza únicamente esos datos y no adquiere la capacidad de inferir y predecir adecuadamente datos no antes vistos

El dataset contiene en datos de entrenamiento y datos de validación. Ambos contienen muestras, en este caso, imágenes de las frutas, y también se conoce la categoría a la que pertenece la fruta que se muestra en cada imagen, para que el algoritmo aprenda a base de prueba y error y pueda corregirse a sí mismo en caso de cometer errores. La diferencia entre estos dos tipos de datos, es que los datos de entrenamiento los sirven para mejorar el aprendizaje de la red neuronal, mientras que los datos de validación sirven para evaluar su precisión de clasificación.

### 3.6.3.2 Arquitecturas

Se emplean tres arquitecturas de red neuronal diferente, para comparar sus resultados y descubrir cuál de ellas se acopla mejor a las capacidades de procesamiento de la raspberry pi. Estas son:

- Red VGG16

En la Figura 39 se muestra la arquitectura de la Red VGG16, que cuenta con 23 capas y con un total de 19,438,404 parámetros.

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	(None, 100, 100, 3)	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 100, 100, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 100, 100, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 50, 50, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 50, 50, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 50, 50, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 25, 25, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 4608)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1024)	4719616
dropout_1 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_2 (Dense)	(None, 4)	4100
Total params: 19,438,404		

**Figura 39.** Arquitectura Red VGG16

- Red VGG19

En la Figura 40 se muestra la arquitectura de la Red VGG19, que cuenta con 26 capas y con un total de 24,753,225 parámetros.

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	(None, 100, 100, 3)	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 100, 100, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 100, 100, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 50, 50, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 50, 50, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 50, 50, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 25, 25, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	590080
block3_conv4 (Conv2D)	(None, 25, 25, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	2359808
block4_conv4 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_conv4 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 4608)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1024)	4719616
dropout_1 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_2 (Dense)	(None, 9)	9225
Total params: 24,753,225		

**Figura 40.** Arquitectura Red VGG19

- Red Inception

La arquitectura de la Red Inception, cuenta con más de 200 capas y un total de 40,687,401 parámetros (Figura 41).

```
=====  
Total params: 40,687,401  
Trainable params: 40,652,969  
Non-trainable params: 34,432  
=====
```

**Figura 41.** Parámetros Arquitectura Red Inception

### 3.6.3.2 Entrenamiento

El entrenamiento de la red neuronal no se lo realiza en la raspberry pi, sino en un computador con mayor capacidad de procesamiento. Es posible acelerar el proceso de entrenamiento ayudándose de una tarjeta gráfica NVIDIA en caso de tenerla. Consiste en un determinado número de iteraciones, y en cada una de ellas se muestra una determinada cantidad imágenes del dataset a la red neuronal, se evalúan sus resultados, y mediante backpropagation se mejora su rendimiento en función a las predicciones erróneas que se hayan dado.

Se emplea un método de aprendizaje automático, llamado Transfer Learning, o aprendizaje por transferencia, que consiste en usar una red con pesos pre-inicializados, entrenados en IMAGENET, el dataset de imágenes más grande del mundo. Esto representa una gran ventaja pues dichos pesos ya contienen información sobre cientos de imágenes, lo que reduce el tiempo de entrenamiento y la necesidad de datasets extremadamente numerosos.

El entrenamiento se realiza en dos etapas. En la primera, se entrenan únicamente las capas densa y softmax que se encuentran sobre los pesos preestablecidos, sin variar estos valores. En la segunda etapa

En la Figura 42 se muestra el proceso de entrenamiento de una de las redes neuronales empleadas.

```
Found 4340 images belonging to 9 classes.
Found 1461 images belonging to 9 classes.
Epoch 1/10
174/173 [=====] - 51s 294ms/step - loss: 1.6677 - acc: 0.4144 - val_loss: 0.9807 - val_acc: 0.8433
Epoch 00001: val_loss improved from inf to 0.98069, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 2/10
174/173 [=====] - 48s 276ms/step - loss: 0.9526 - acc: 0.7075 - val_loss: 0.6600 - val_acc: 0.8501
Epoch 00002: val_loss improved from 0.98069 to 0.65995, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 3/10
174/173 [=====] - 48s 275ms/step - loss: 0.6471 - acc: 0.8273 - val_loss: 0.4946 - val_acc: 0.8569
Epoch 00003: val_loss improved from 0.65995 to 0.49457, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 4/10
174/173 [=====] - 48s 278ms/step - loss: 0.4723 - acc: 0.8834 - val_loss: 0.3826 - val_acc: 0.9049
Epoch 00004: val_loss improved from 0.49457 to 0.38259, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 5/10
174/173 [=====] - 48s 275ms/step - loss: 0.3606 - acc: 0.9174 - val_loss: 0.3068 - val_acc: 0.9363
Epoch 00005: val_loss improved from 0.38259 to 0.30683, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 6/10
174/173 [=====] - 46s 267ms/step - loss: 0.2903 - acc: 0.9359 - val_loss: 0.2497 - val_acc: 0.9316
Epoch 00006: val_loss improved from 0.30683 to 0.24968, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 7/10
174/173 [=====] - 48s 274ms/step - loss: 0.2348 - acc: 0.9522 - val_loss: 0.1921 - val_acc: 0.9582
Epoch 00007: val_loss improved from 0.24968 to 0.19213, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 8/10
174/173 [=====] - 47s 270ms/step - loss: 0.2003 - acc: 0.9597 - val_loss: 0.1704 - val_acc: 0.9521
Epoch 00008: val_loss improved from 0.19213 to 0.17036, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 9/10
174/173 [=====] - 47s 272ms/step - loss: 0.1617 - acc: 0.9725 - val_loss: 0.1344 - val_acc: 0.9795
Epoch 00009: val_loss improved from 0.17036 to 0.13439, saving model to vgg19_loss.h5
Epoch 10/10
174/173 [=====] - 48s 275ms/step - loss: 0.1414 - acc: 0.9752 - val_loss: 0.1107 - val_acc: 0.9815
```

**Figura 42.** Entrenamiento de red VGG 19 en Ubuntu

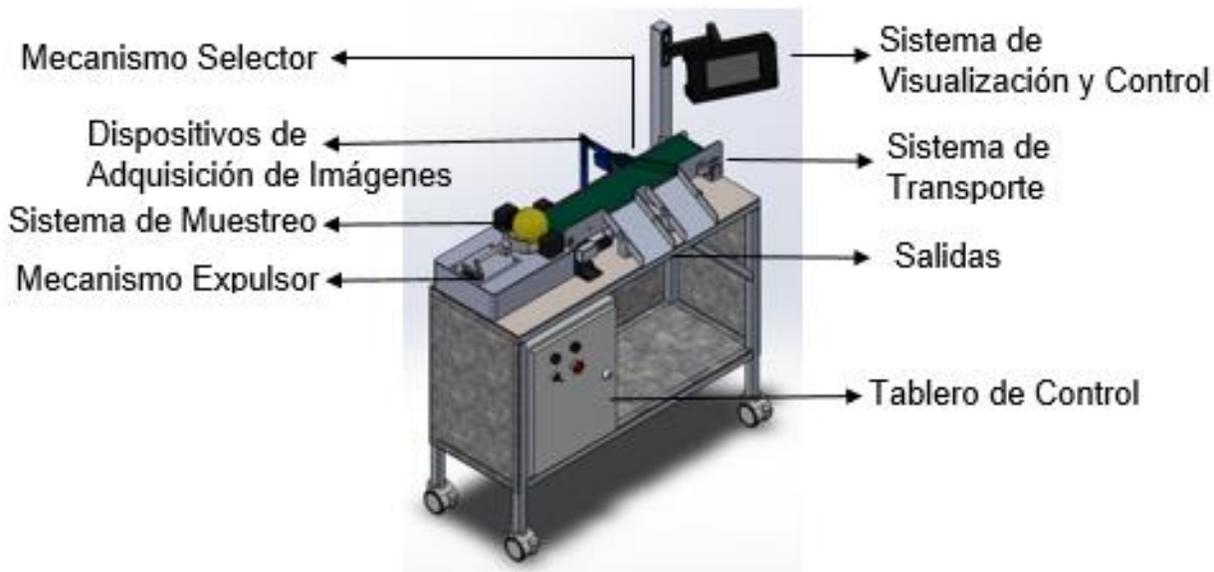
## CAPÍTULO IV

### DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE TRANSPORTE Y CLASIFICACIÓN

En el presente capítulo se describe el diseño de detalle de los componentes que integran el módulo didáctico, los cuales están divididos en varios subsistemas mencionados en el Capítulo II, siendo estos:

- **Sistema de Muestreo:** es el encargado de realizar la adquisición de imágenes de las frutas a clasificar, mediante la utilización de una plataforma giratoria, modificadores de temperatura y un soporte para cámaras.
- **Sistema de Transporte:** posterior a la etapa de muestreo, interviene el sistema de transporte compuesto de un mecanismo expulsor que permite el paso de la fruta a la banda transportadora, siendo este otro componente del sistema de transporte.
- **Sistema de Clasificación:** es el encargado de direccionar a la fruta según la clasificación realizada por software a su respectiva salida.
- **Sistema Electrónico y de Control:** gobierna todos los subsistemas mencionados para el correcto funcionamiento del módulo didáctico.

Identificados los subsistemas que componen el módulo didáctico se plasma el módulo didáctico a implementar en la Figura 43.



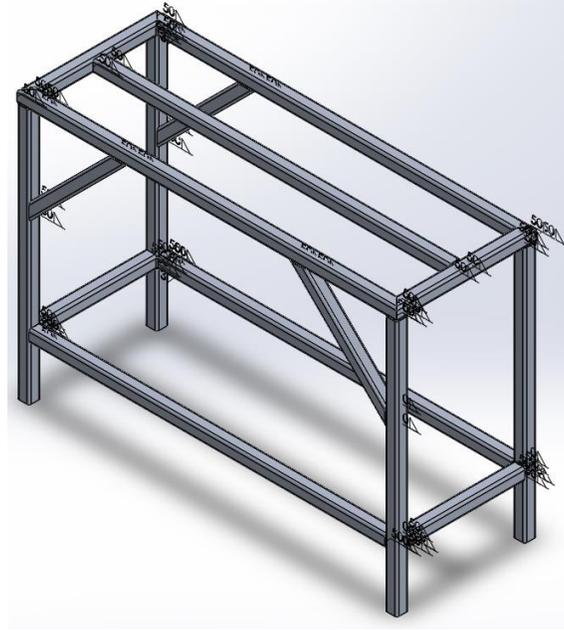
**Figura 43.** Modelo CAD del Módulo Didáctico

## 4.1. Diseño Mecánico

### 4.1.1. Estructura Soportante

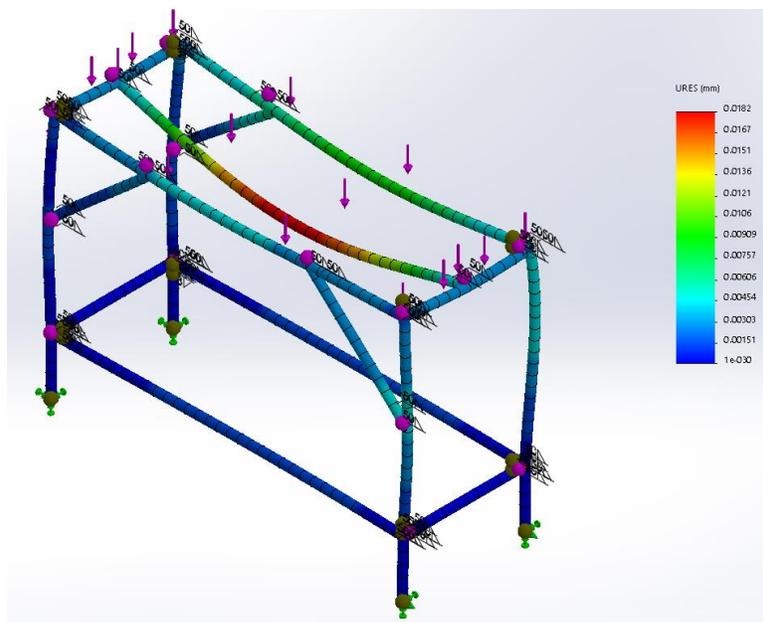
Las dimensiones por tomar para el diseño de la estructura soportante del módulo didáctico se basan en módulos didácticos comerciales para tener la opción de integrarse con los existentes en el Laboratorio de Mecatrónica.

Realizando una comparación entre varios módulos comerciales las medidas a establecer en el módulo didáctico son 95 x 71 x 35 cm (Largo x Alto x Profundidad), en dicha estructura se posicionan los diversos subsistemas antes mencionados. El material utilizado para la elaboración de la estructura soportante es Acero AISI 1018L, en la Figura 44 se puede apreciar un modelado de la estructura soportante.



**Figura 44.** Estructura Soportante

Al realizar el análisis estructural mediante Análisis de Elementos Finitos apoyándose en un software de diseño, se obtienen los siguientes resultados.

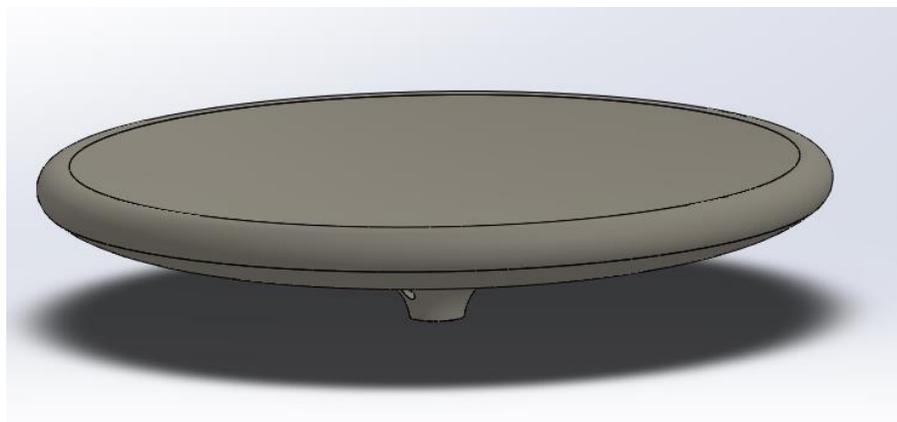


**Figura 45.** Deformación de Estructura Soportante

La deformación máxima presentada es de 0.0182mm en el punto medio del tubo intermedio como se puede apreciar en la Figura 45. Teniendo en cuenta que la fuerza aplicada es distribuida en la parte superior debido a una plancha de aleación de aluminio 6063 colocada para soportar los subsistemas mencionados.

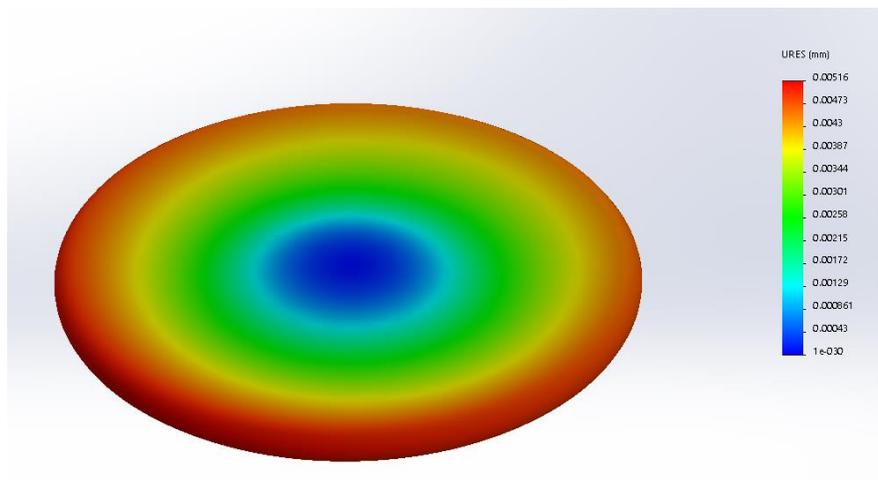
#### 4.1.2. Plataforma de Muestreo

La plataforma de muestreo con la finalidad de que cumpla a cabalidad su función debe ser circular y poseer una superficie cóncava para evitar el desplazamiento involuntario de la fruta en el momento de realizar el muestreo, para lo cual se ha optado por realizar este elemento de un material ligero tal como ABS con un diámetro de 12cm definido por las frutas a utilizar. En la Figura 46 se puede apreciar la plataforma de muestreo.



**Figura 46.** Plataforma de Muestreo

La deformación máxima presentada en la plataforma de muestreo es de 0.005mm en los bordes como se muestra en la Figura 47.



**Figura 47.** Deformación en Plataforma de Muestreo

#### 4.1.3. Selección de Motor de Plataforma de Muestreo

Para la selección de motor de la plataforma de muestreo se debe considerar la mayor masa de las frutas a utilizar, siendo esta 0.7kg y se asume una velocidad angular de 30rpm para que sea factible la adquisición de imágenes.

La fuerza por soportar, que equivale a la masa de la fruta más la masa de la plataforma (este valor se toma con la ayuda del software de modelado), se da por la ecuación (1):

$$F = m_t * g \quad (1)$$

Donde:

F: Fuerza ejercida al motor

mt: masa total (masa de la fruta y masa de la plataforma)

$$F = (0.108kg + 0.7kg) * 9.81 \frac{m}{s^2}$$

$$F = 7.92 N$$

Obtenida la fuerza aplicada se procede a obtener el torque, mediante la ecuación:

$$T = F * r \quad (2)$$

Donde:

T: Torque ejercido

r: radio de la plataforma de muestreo

$$T = 7.92N * 0.06m$$

$$T = 0.4752 Nm$$

$$T = 4.848 Kg. cm$$

La potencia requerida para el motor se obtiene mediante la ecuación (3):

$$P = \frac{T * \pi * N}{30000} \quad (3)$$

$$P = \frac{0.4752Nm * \pi * 30rpm}{30000}$$

$$P = 1.492 \times 10^{-3} KW$$

$$P = 1.492 W$$

Después de los cálculos realizados, el motor a seleccionar debe cumplir con las siguientes especificaciones:

$$P = 1.492 W$$

$$T = 4.848 \text{ Kg.cm}$$

$$n = 30 \text{ rpm}$$

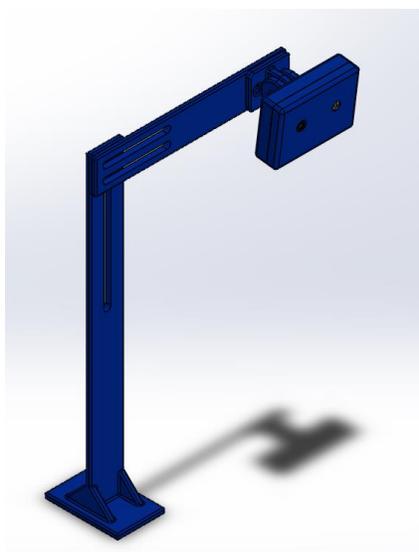
El motor seleccionado que cumple con las especificaciones es el Motor uxcell ZGA28RP de 24V, que posee una potencia de 5w, un torque de 5Kg.cm según (Uxcell, 2013) y se escogió una velocidad de 30rpm, el cual se puede apreciar en la Figura 48.



**Figura 48.** Motor Uxcell ZGA28RP  
Fuente:(Uxcell, 2013)

#### 4.1.4. Soporte de Cámaras

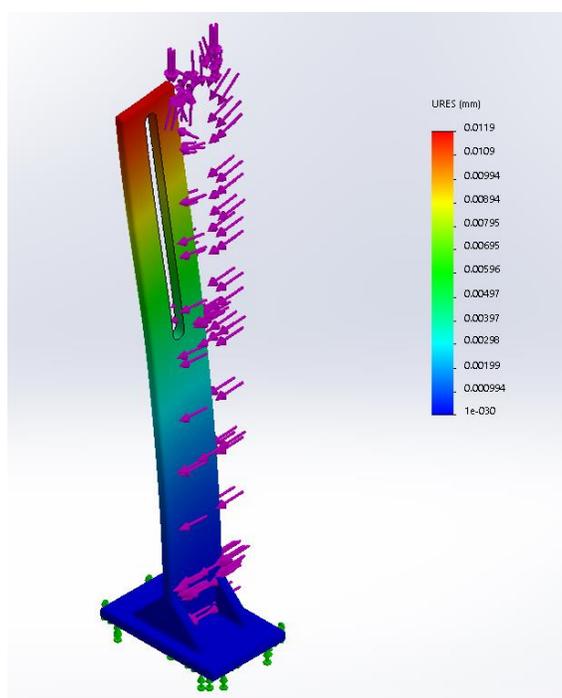
El soporte de cámaras tiene como finalidad posicionar de manera correcta las cámaras, obteniendo una distancia y ángulo de enfoque ideal para la adquisición de imágenes de la fruta de interés. Para el diseño de este soporte se tomaron en cuenta las dimensiones de las cámaras utilizadas: Raspberry Pi Camera Module V1.2 y Pure Thermal 1, al igual que la masa de las mismas. Debiendo obtener la posición adecuada sin interrumpir el paso continuo de las frutas a muestrear, el diseño obtenido se muestra en la Figura 49.



**Figura 49.** Soporte de Cámaras

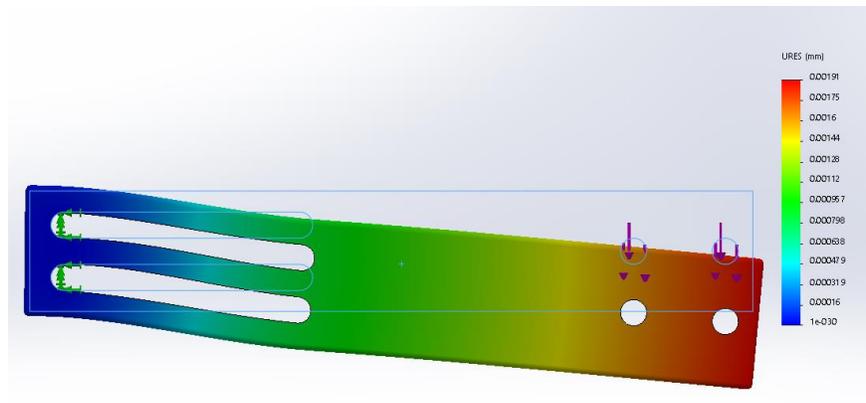
La altura se define por el diámetro de la fruta más grande a utilizar, siendo 12cm más la altura de la banda. La distancia del brazo extensor permite posicionar las cámaras en el centro de la banda para un enfoque ideal.

En la Figura 50 se muestra la deformación máxima en la base del soporte de cámaras, la cual equivale a 0.0119mm.



**Figura 50.** Deformación Base Soporte Cámaras

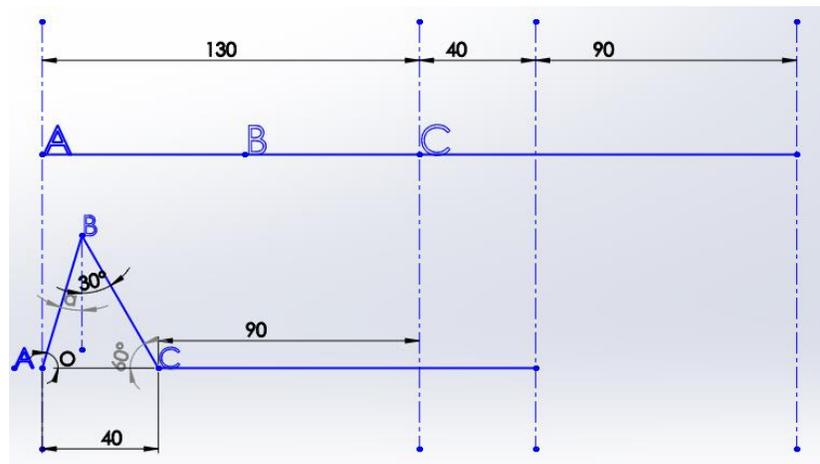
En la Figura 51 se muestra la deformación máxima en la base del soporte de cámaras, la cual equivale a 0.0119mm.



**Figura 51.** Deformación Brazo Extensor Soporte Cámaras

#### 4.1.5. Mecanismo de Expulsión

El mecanismo de expulsión es el encargado de mover la fruta de la plataforma de muestreo hacia la banda transportadora. De las alternativas mencionadas en el Capítulo II, la mejor es un mecanismo biela manivela corredera que permite expulsar la fruta con una acción lineal, permitiendo así acoplar un servo con un gran torque, las medidas del mecanismo se muestran en la Figura 52.



**Figura 52.** Diagrama Mecanismo Biela Manivela Corredera

El recorrido necesario para que el mecanismo expulse la fruta hacia la banda es de 90mm, y el espacio disponible para la implementación de todo el mecanismo retraído es de 190mm, se debe considerar el espacio necesario para colocar el servomotor, por lo cual se disminuye 20mm del espacio para el mecanismo y se limita a 170mm.

El cálculo empieza realizando un sistema de ecuaciones con las longitudes de los eslabones.

$$AB + BC = 130$$

Despejando AB se obtiene la ecuación (4):

$$AB = 130 - BC \quad (4)$$

Aplicando Ley de Cosenos al eslabón AB, se asume el ángulo conformado entre los eslabones AC y BC con un valor de 60°, se obtiene:

$$AB^2 = AC^2 + BC^2 - 2AC * BC * \cos 60$$

Reemplazando valores:

$$AB^2 = (40)^2 + BC^2 - 2(40) * BC * \frac{1}{2}$$

Realizando operaciones y ordenando términos se obtiene la ecuación (5):

$$AB^2 + 40BC - BC^2 = 1600 \quad (5)$$

Reemplazando la ecuación (4) en la ecuación (5) se obtiene la siguiente expresión:

$$(130 - BC)^2 + 40BC - BC^2 = 1600$$

Resolviendo el binomio al cuadrado:

$$16900 - 260BC + BC^2 + 40BC - BC^2 = 1600$$

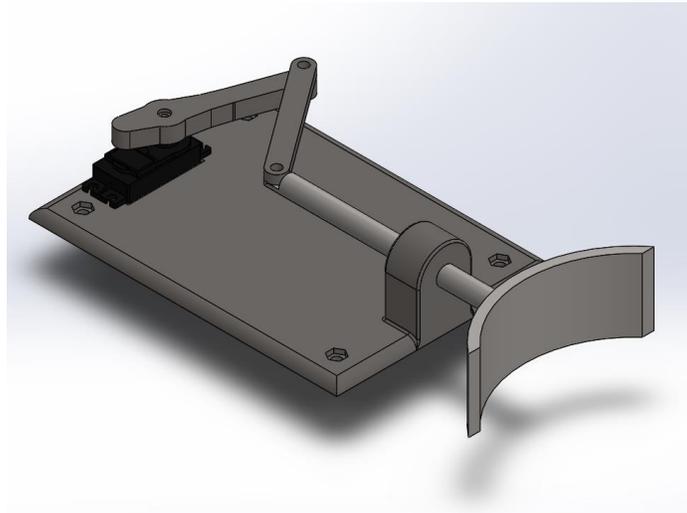
Resolviendo y despejando el valor de BC, se obtiene la longitud de dicho eslabón:

$$BC = 69.54 \approx 70mm$$

Reemplazando el valor obtenido del eslabón BC en la ecuación (4), se obtiene la longitud del eslabón AB:

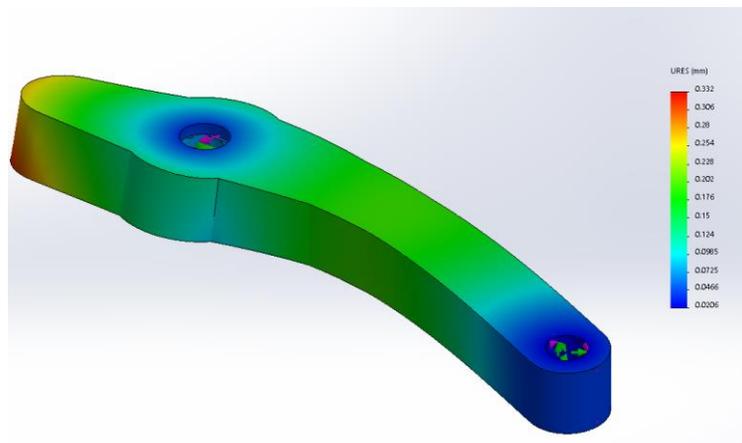
$$AB = 60mm$$

Obtenidas las longitudes de los eslabones del mecanismo biela manivela corredera, se procede a modelar el mecanismo para su posterior implementación, teniendo como resultado el mecanismo de la Figura 53.



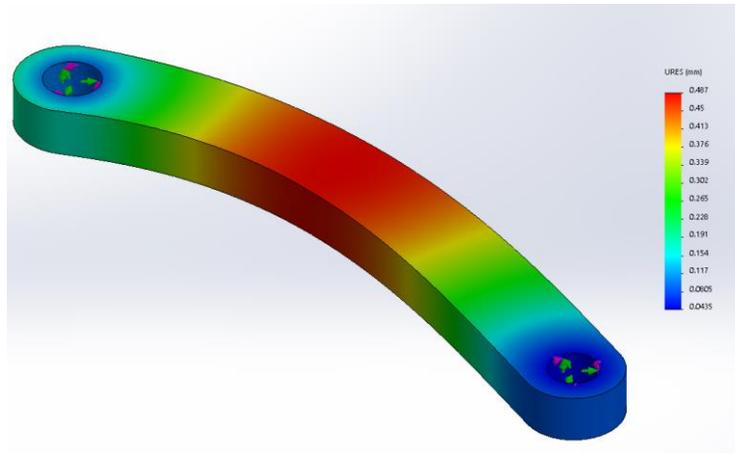
**Figura 53.** Mecanismo Biela Manivela Corredera

Se realiza el análisis de elementos finitos para corroborar que el efector final y los eslabones no fallen ante las fuerzas aplicadas.



**Figura 54.** Deformación Manivela

En la Figura 54 se aprecia la deformación del eslabón Manivela del mecanismo biela manivela corredera, siendo ésta igual a un valor de 0.332mm, el mismo análisis se aplica al eslabón Biela, obteniendo los siguientes resultados:

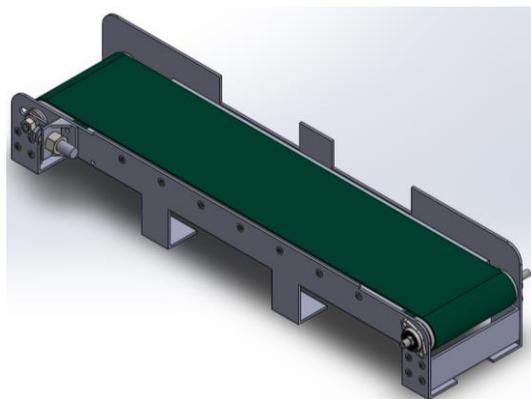


**Figura 55.** Deformación Biela

En la Figura 55 se aprecia la deformación obtenida en el eslabón Biela del mecanismo biela manivela corredera, presentando su mayor deformación en la zona centro como se parecía en la figura con un valor de 0.487mm.

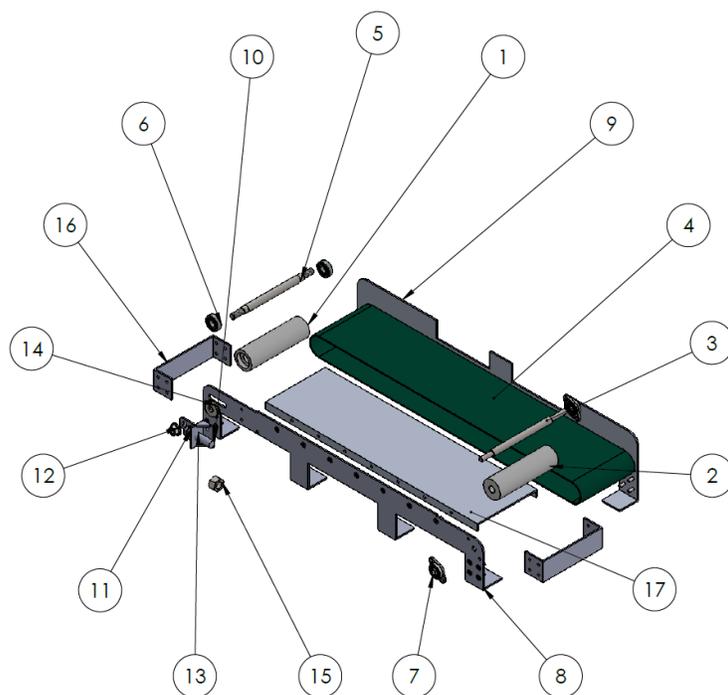
#### 4.1.6. Banda Transportadora

El componente principal del sistema de transporte es la Banda Transportadora de tipo horizontal, para la cual se van a realizar los cálculos pertinentes para la selección del motor que permita su correcto funcionamiento, en la Figura 56 se puede apreciar el diseño final de la banda transportadora.



**Figura 56.** Banda Transportadora

Para contemplar los cálculos a realizar toman varios valores establecidos por el diseñador y otros por ayuda del software de modelado, entre los cuales están la masa de los rodillos. En la Figura 57 se detallan los componentes que intervienen en la banda transportadora.



**Figura 57.** Explosión Banda Transportadora

En la Tabla 21 se muestra la descripción de los elementos que componen la banda transportadora.

**Tabla 21**

*Componentes Banda Transportadora*

<b>N.º DE ELEMENTO</b>	<b>DESCRIPCIÓN</b>	<b>CANTIDAD</b>
1	Tambor de Retorno	1
2	Tambor Motriz	1
3	Eje Motriz	1
4	Banda	1
5	Eje	1
6	Rodamiento 6001	2
7	KFL08	2
8	Lateral Trasero	1
9	Lateral	1
10	Tensor	2
11	Angulo	2
12	B18.2.2.4M - Hex flange nut, M10 x 1.5, with 15 WAF --N	2
13	B18.2.4.5M - Hex jam nut, M14 x 2 --D-N	2
14	B18.22M - Plain washer, 10 mm, regular	4

Continúa 

15	B18.2.4.1M - Hex nut, Style 1, M14 x 2 --D- N	2
16	Transversal	2
17	Base banda	1
18	B18.6.7M - M5 x 0.8 x 13 Type I Cross Recessed FHMS --13N	30

#### 4.1.7. Área del material a transportar

El área de las frutas a transportar se determina por el diámetro de la fruta más grande a soportar, que corresponde al diámetro de la plataforma de 12cm, se considera el área de un círculo utilizando el radio mayor de la fruta para su cálculo.

$$A = \pi * r^2 \quad (6)$$

Donde:

A: área de la fruta (m<sup>2</sup>)

r: radio mayor de la fruta (m)

Reemplazando valores en la ecuación (6) se obtiene:

$$A = \pi * (0.06m)^2$$

$$A = 0.0113m^2$$

#### 4.1.8. Velocidad de la banda transportadora

Para determinar la velocidad de la banda se debe calcular la cantidad de frutas que puede abarcar la banda para lo cual se tiene la ecuación (7).

$$n = \frac{L}{D} \quad (7)$$

Donde:

n: Número de frutas

L: Longitud de la banda

D: Diámetro del frasco

$$n = \frac{0.58m}{0.12m}$$

$$n = 4.83 \approx 5 \text{ frutas}$$

Se supone que en un minuto se tendrán 5 frutas con un peso máximo de 0.7kg cada una, para una longitud total de la banda de 0.58m. Para el cálculo de la velocidad de la banda se tiene la expresión de la ecuación (8):

$$v = N * L \quad (8)$$

Donde:

N: número de frutas que pasan por la banda en una hora

L: Longitud de la banda

v: Velocidad de la banda transportadora

$$v = 300 \frac{\text{frutas}}{\text{hora}} * 0.58\text{m}$$

$$v = 174 \frac{\text{m}}{\text{h}} * \frac{1\text{h}}{3600\text{s}}$$

$$v = 0.0483 \frac{\text{m}}{\text{s}}$$

Para determinar la velocidad angular que necesita el tambor motriz, es decir las revoluciones necesarias para que el motor cumpla con las necesidades establecidas se utiliza la ecuación (9):

$$v = \omega * r_{tm} \quad (9)$$

Donde:

w: velocidad angular del tambor motriz

r<sub>tm</sub>: radio del tambor motriz

$$\omega = \frac{v}{r_{tm}}$$

$$\omega = \frac{0.048 \frac{m}{s}}{0.019m}$$

$$\omega = 2.52 \frac{rad}{s} * \frac{1rev}{2\pi rad} * \frac{60seg}{1min}$$

$$\omega = 44.06rpm$$

La velocidad angular que debe poseer el motor para satisfacer las necesidades planteadas es de 44.06 rpm, se debe buscar los valores comerciales.

#### 4.1.9. Holgura de la Banda

Este valor corresponde al espacio libre necesario a los costados de la banda transportadora para impedir que las frutas a transportar sobresalgan, lo cual se define con la ecuación (10):

$$c = 0.055(B + 0.9) \tag{10}$$

Donde:

$c$ : Holgura de la banda (in)

$B$ : ancho de la banda (in)

El ancho de la banda seleccionada es de 12cm, que corresponde a 4.72in.

$$c = 0.055(4.72 + 0.9)$$

$$c = 0.3091in$$

$$c = 7.85mm$$

#### 4.1.10. Ancho plano de la banda

Corresponde al espacio físico a ocupar por las frutas a transportar, se obtiene de la ecuación (11):

$$k = B - 2c \tag{11}$$

$$k = 120mm - 2(7.85mm)$$

$$k = 104.3mm$$

#### 4.1.11. Fuerza Necesaria para mover la cinta en vacío (P1)

Fuerza ejercida por los rodillos con la banda sin ningún tipo de carga, solo se considera la masa de los elementos que conforman la banda transportadora.

$l_o$ : Suplemento ficticio incrementa la distancia entre ejes, se calcula con la ecuación (12):

$$l_o = 60 - 0.2L \quad (12)$$

$$l_o = 60 - 0.2(0.58m)$$

$$l_o = 58.84m$$

Se asume la masa de los tambores motrices y de retorno de los modelados realizados en software.

Masa Tambor Motriz: 0.15352kg

Masa Tambor de Retorno: 0.13893kg

Masa de la Banda: 0.5kg

$Q_p$ : Masa de la banda y de los rodillos

$$Q_p = 0.15352kg + 0.13893kg + 0.5kg$$

$$Q_P = 0.79245kg$$

$q_p$ : Masa de al banda y rodillos por longitud de trabajo

$$q_p = \frac{Q_P}{L} \quad (13)$$

$$q_p = \frac{0.79245kg}{0.58m}$$

$$q_p = 1.3662 \frac{kg}{m}$$

$f'$ : Coeficiente de fricción de rodillos 0.03 (rodamiento de bolas)

La fuerza necesaria para mover la cinta en vacío se obtiene mediante la ecuación

(14):

$$P_1 = f' * q_p * (L + l_o) \quad (14)$$

Reemplazando los valores se obtiene:

$$P_1 = 0.03 * 1.3662 \frac{kg}{m} * (0.58m + 58.84m)$$

$$P_1 = 4.1315 Kgf$$

#### 4.1.12. Fuerza necesaria para mover el material (P2)

Es considerada como la fuerza ejercida en los rodillos con la carga máxima en toda la extensión de la banda transportadora distribuida uniformemente.

$$Q = Q_p * N \quad (15)$$

Donde:

Q: Masa que transporta la banda por hora

N: Número de frutas que pasan por la banda en una hora

$$Q = 0.79245kg * 300 \frac{frutas}{h}$$

$$Q = 237.735 \frac{kg}{h}$$

La fuerza necesaria para mover el material se obtiene de la ecuación (16):

$$P_2 = f' * \frac{Q_p}{3.6v} * (L + l_o) \quad (16)$$

$$P_2 = (0.03) * \frac{237.735 \frac{kg}{h}}{3.6 * (174 \frac{m}{h})} * (0.58m + 58.84m)$$

$$P_2 = 1.6765 Kgf$$

#### 4.1.13. Fuerza total periférica del Tambor Motriz (P)

La fuerza total aplicada en el tambor motriz se obtiene mediante la suma de la fuerza necesaria para mover la banda en vacío y la fuerza necesaria para mover la banda con material.

$$P = P_1 + P_2 \quad (17)$$

$$P = 4.1315 \text{ Kgf} + 1.6765 \text{ Kgf}$$

$$P = 5.808 \text{ Kgf}$$

$$P = 56.918 \text{ N}$$

#### 4.1.14. Potencia absorbida por el Transportador (Pt)

Es la potencia teórica sin pérdidas, necesaria para mover la banda transportadora con su carga máxima.

$$P_t = P * v \quad (18)$$

$$P_t = 56.918 \text{ N} * 0.0483 \frac{\text{m}}{\text{s}}$$

$$P_t = 2.749 \text{ W}$$

#### 4.1.15. Potencia motriz necesaria (Pm)

Con esta fórmula se calcula la potencia requerida del motor que genera movimiento en la banda transportadora.

$$P_m = \frac{P_t}{n} \quad (19)$$

$$P_m = \frac{2.749 \text{ W}}{0.80}$$

$$P_m = 3.43 \text{ W}$$

#### 4.1.16. Selección de Motor para la Banda Transportadora

Al finalizar los cálculos, obteniendo la potencia y las revoluciones del motor, se procede a calcular, el torque necesario, mediante la ecuación (20):

$$P = \frac{\tau * \pi * N}{30000} \quad (20)$$

Al despejar Torque se obtiene:

$$\tau = \frac{30000 * P}{\pi * N}$$

$$\tau = \frac{30000 * (3.43 \times 10^{-3} KW)}{\pi * 44.06 RPM}$$

$$\tau = 0.743 Nm$$

$$\tau = 7.58 Kg.cm$$

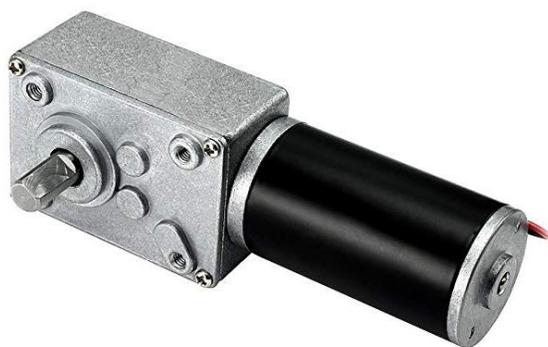
Después de los cálculos realizados, el motor a seleccionar debe cumplir con las siguientes especificaciones:

$$P = 3.43W$$

$$T = 7.58 Kg.cm$$

$$n = 44.06 rpm$$

El motor seleccionado que cumple con las especificaciones es el Motor uxcell JSX-31ZY de 24V, que posee una potencia de 5w, un torque de 8Kg.cm según (Uxcell, 2013) y se escogió una velocidad de 45rpm, el cual se puede apreciar en la Figura 58.

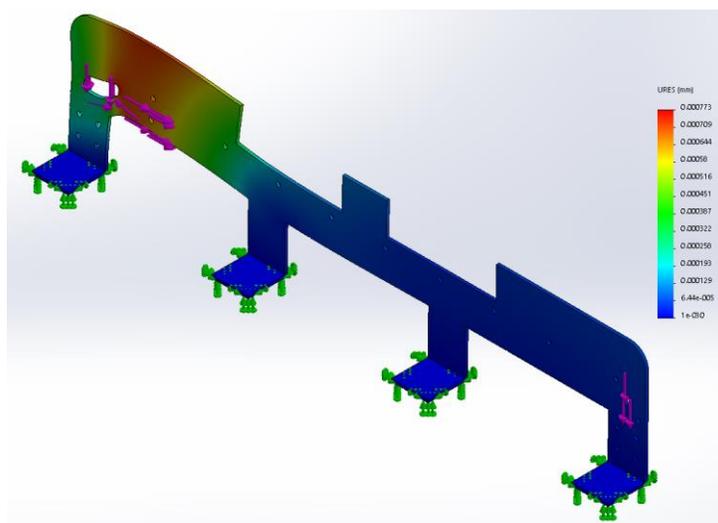


**Figura 58.** Motor Uxcell JSX-31ZY

Fuente:(Uxcell, 2013)

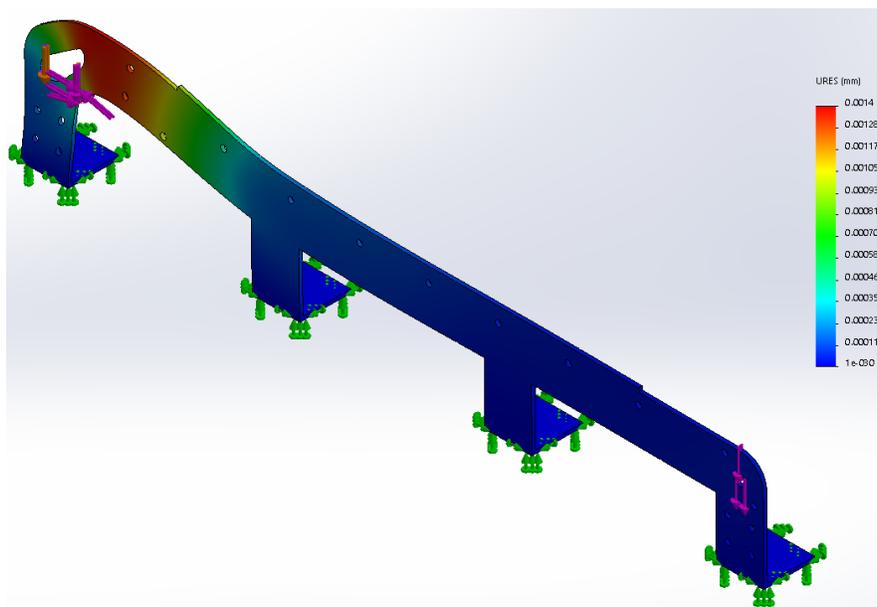
#### 4.1.17. Soportes laterales de la Banda Transportadora

Los soportes laterales de la banda transportadora tienen como finalidad proporcionar rigidez y estabilidad para su correcto funcionamiento. El material utilizado para su construcción es Aleación de Aluminio 6063. En la Figura 59 se muestra la deformación obtenida en el soporte lateral izquierdo.



**Figura 59.** Deformación Soporte Lateral Izquierdo Banda

Según los resultados obtenidos se presenta una deformación máxima de 0.000773mm en el soporte lateral izquierdo. La deformación existente en el soporte lateral derecha se puede apreciar en la Figura 60.



**Figura 60.** Deformación Soporte Lateral Derecho Banda

Según los resultados obtenidos se presenta una deformación máxima de 0.0014mm en el soporte lateral derecho.

## 4.2. Diseño Electrónico

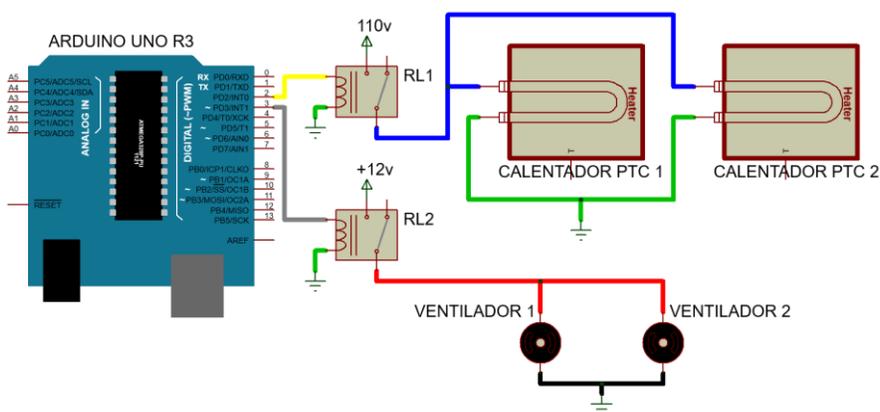
En la presente sección se definen los diagramas de conexión de los actuadores seleccionados, el controlador seleccionado para los motores es el L298N y todos son energizados con una fuente de poder de 24V a 2A, ver Figura 61.



**Figura 61.** Fuente de Poder 24V 2A

#### 4.2.1. Diagrama de Conexión de los Calentadores PTC

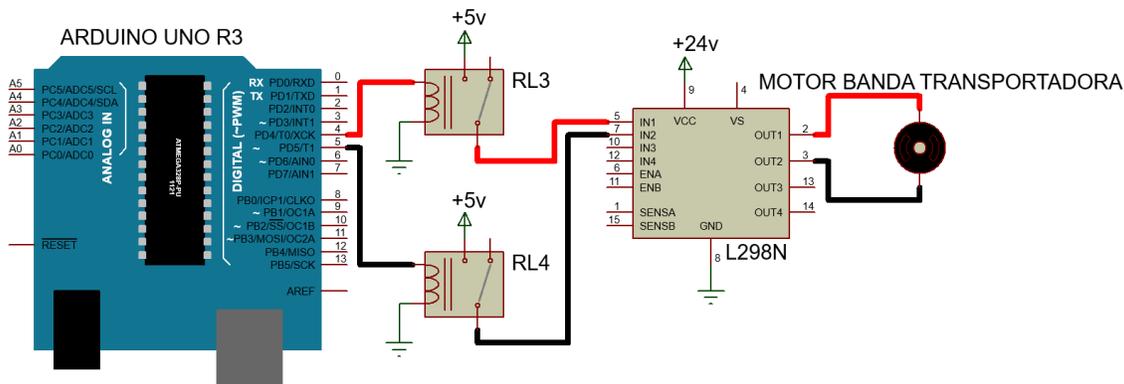
El diagrama de conexión de los calentadores PTC (Figura 62) está conformado por 7 elementos, entre los cuales comprende el motor de la banda transportadora, 2 módulos de relés, arduino uno, 2 ventiladores y 2 calentadores PTC. Un relé se conecta a 110v en un extremo y el otro en un terminal de los calentadores, la bobina de ese relé se energiza por el pin 2 del Arduino Uno, el segundo relé se conecta a 12v en un extremo y el otro al terminal positivo de los ventiladores, la bobina de ese relé se energiza por el pin 3 del Arduino Uno.



**Figura 62.** Diagrama de Conexión de Calentadores PTC

#### 4.2.2. Diagrama de Conexión de Motor de la Banda Transportadora

El diagrama de conexión de la banda transportadora (Figura 63) está conformado por 5 elementos, entre los cuales comprende el motor de la banda transportadora, controlador L298N, 2 módulos de relés, arduino uno. El controlador L298N se energiza con la fuente de poder de 24v, en los pines de salida OUT1 y OUT2 se conectan los terminales del motor, en los pines IN1 e IN2 se conecta un extremo de cada relé y el otro extremo del relé se energiza a 5v. La bobina del relé que permite el giro horario se conecta al pin 4 del Arduino Uno y la bobina del relé que permite el giro antihorario se conecta al pin 5 del Arduino Uno.

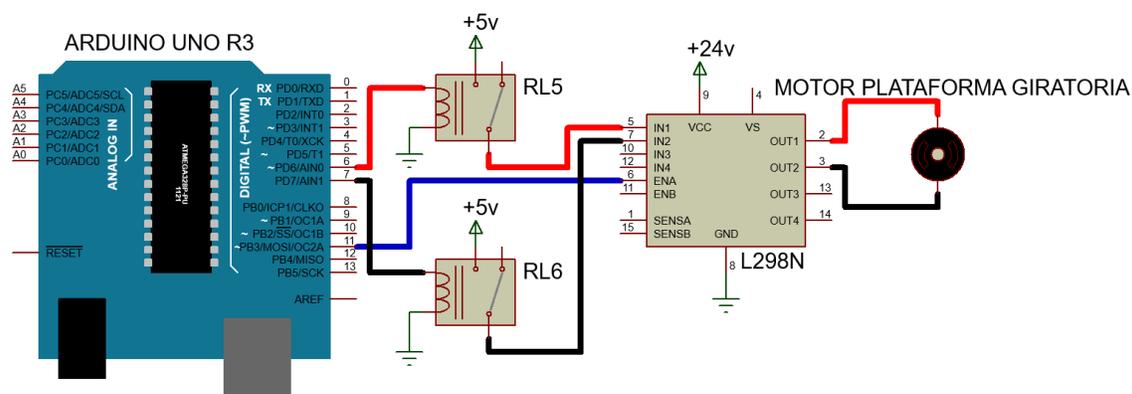


**Figura 63.** Diagrama de Conexión Banda Transportadora

#### 4.2.3. Diagrama de Conexión de Motor de la Plataforma Rotatoria

El diagrama de conexión de la plataforma rotatoria (Figura 64) está conformado por 5 elementos, entre los cuales comprende el motor de la banda transportadora, controlador L298N, 2 módulos de relés, arduino uno. El controlador L298N se energiza

con la fuente de poder de 24v, en los pines de salida OUT1 y OUT2 se conectan los terminales del motor, en los pines IN1 e IN2 se conecta un extremo de cada relé y el otro extremo del relé se energiza a 5v, el pin EN1 se conecta al pin 11 del Arduino Uno el cual permite manipular la velocidad de rotación de la plataforma giratoria. La bobina del relé que permite el giro horario se conecta al pin 6 del Arduino Uno y la bobina del relé que permite el giro antihorario se conecta al pin 7 del Arduino Uno.



**Figura 64.** Diagrama de Conexión Plataforma de Muestreo

#### 4.2.4. Diagrama de Conexión del Motor a Pasos del Mecanismo Selector

El diagrama de conexión del motor a pasos (Figura 65) está conformado por 3 elementos, entre los cuales comprende el motor a pasos del mecanismo selector, controlador L298N, arduino uno. El motor a pasos se conecta del pin OUT1 AL OUT4 del controlador L298N, los pines IN1 al IN4 del controlador se conectan a los pines A0 al A3 del Arduino Uno respectivamente.

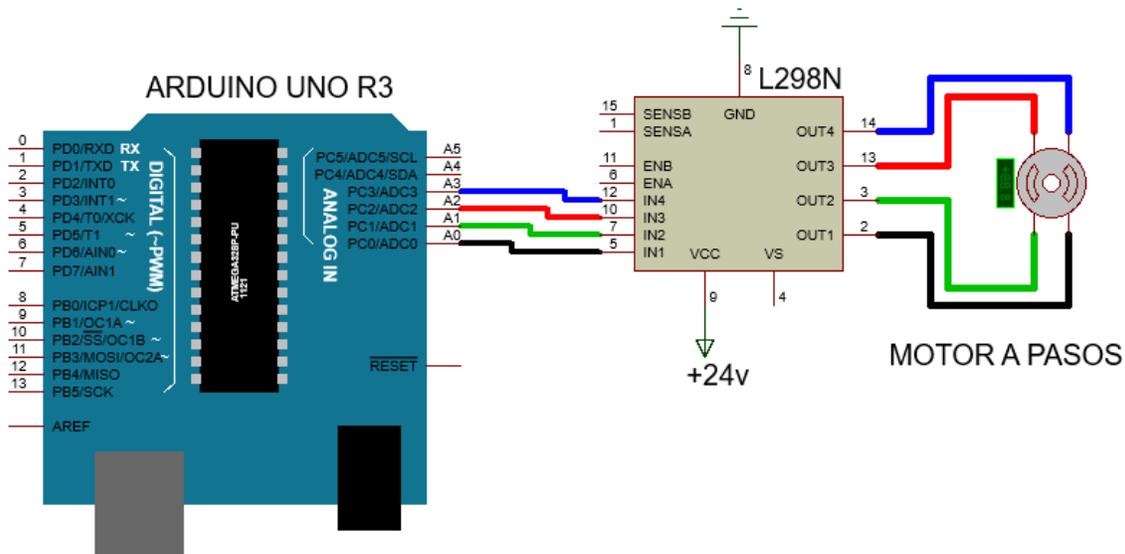


Figura 65. Diagrama de Conexión del Motor a Pasos

### 4.3. Especificaciones Técnicas

Las especificaciones técnicas del Módulo Didáctico de Inspección y Clasificación (MDIC) una vez implementado se detallan en la Tabla 22:

**Tabla 22**  
Especificaciones Técnicas Módulo Didáctico

Sistema	Especificaciones	Descripción
Módulo General	Dimensiones (LxAxh)	(950 x 350 x 1220) mm
	Alimentación	110V 60Hz
Sistema de Visión Artificial	Resolución Cámara FLIR LEPTON	80H x 60V pixeles
	Resolución Cámara Raspberry	640H x 480V pixeles
	Potencia Calentadores PTC	400W

Continúa

Sistema Mecánico	Diámetro de Plataforma de Muestreo	12.5cm
	Peso Máximo Permisible en la Plataforma de Muestreo	0.8kg
	Velocidad Máxima de la Plataforma de Muestreo	30rpm
	Recorrido Mecanismo Expulsor	9cm
	Ancho de Banda Transportadora	12cm
	Velocidad de la Banda Transportadora	5.8cm/s
	Recorrido Mecanismo Clasificador	32cm
Sistema de Control y Visualización	Dispositivo de Visualización	Pantalla Táctil 7in (Resolución: 800x480)
	Microcomputador	Raspberry Pi 3
	Controlador	Arduino UNO

## **CAPÍTULO V**

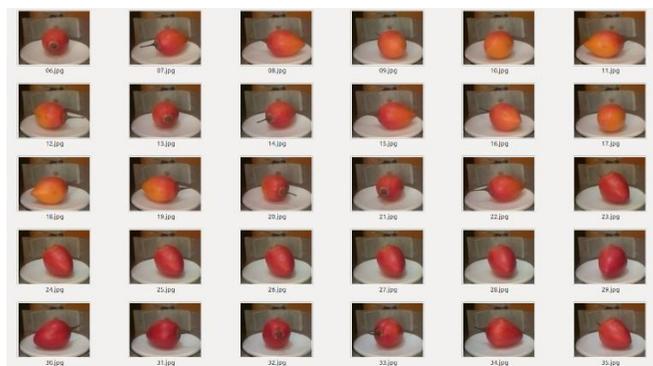
### **PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS**

En el presente capítulo describen las pruebas realizadas para garantizar el funcionamiento adecuado de todos los sistemas del módulo didáctico.

#### **5.1. Pruebas de muestreo**

Las pruebas de muestreo consisten en verificar que el algoritmo empiece a capturar las imágenes de las frutas cuando estas se encuentren girando sobre la plataforma de muestreo. El tiempo que las frutas se mantienen girando depende del tipo de inspección que se esté realizando.

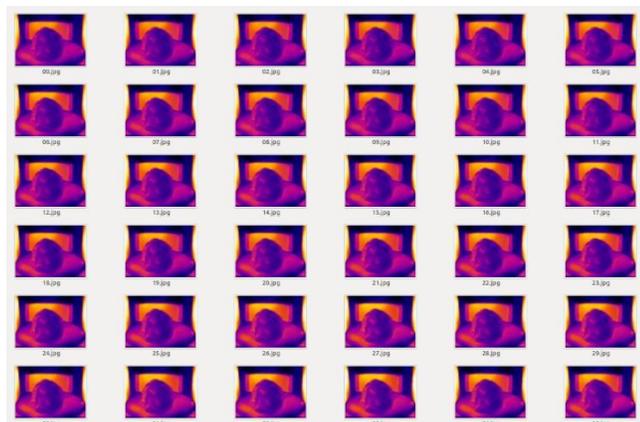
Para la inspección rápida, solamente se capturan imágenes desde la PiCamera, y no se necesita la intervención de los calefactores, así que se establece un tiempo de 5 segundos para muestrear toda la periferia de la fruta obteniendo un promedio de 22 imágenes. En la Figura 66 se puede observar el resultado del muestreo rápido de un tomate de árbol.



**Figura 66.** Muestreo rápido de un tomate de árbol

En la inspección detallada se emplea la cámara térmica para capturar las imágenes de las frutas, que son sometidas a una modificación de temperatura para hacer visibles sus defectos a la cámara.

En este caso, el tiempo de muestreo es de 20 segundos, y se utilizan los calefactores para elevar la temperatura de la fruta. En la Figura 67 se observa el muestreo detallado de una pitahaya. Se capturan más imágenes que en el muestreo rápido por la mayor duración de tiempo del proceso.



**Figura 67.** Muestreo detallado de una pitahaya

## 5.2. Pruebas de entrenamiento

Las pruebas de entrenamiento se realizan con tres arquitecturas de redes neuronales convolucionales diferentes: VGG16, VGG19 e Inception. Se prueban diferentes combinaciones de algoritmos de optimización (RMS, SGD y ADAM) en las dos etapas de entrenamiento con la finalidad de evaluar con cuál de ellos se obtiene una mejor convergencia.

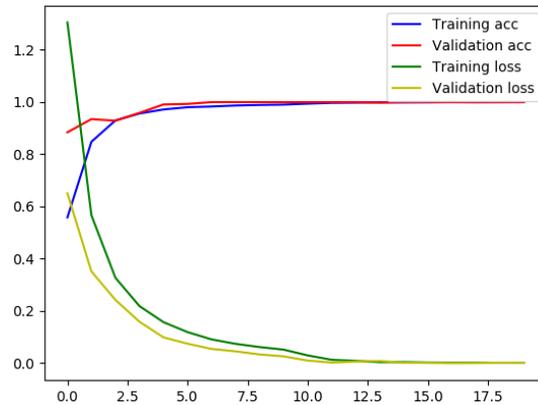
Las gráficas desde la Figura 68 hasta la Figura 75 están en función del número de iteraciones de entrenamiento (épocas) y las funciones de exactitud (acc) y pérdida (loss) de los datos de entrenamiento y validación. El parámetro más importante es la exactitud de validación (val acc), y debe ser un valor cercano a 1 para que la red entregue buenos resultados.

### 5.2.1. VGG16

Para este modelo se decidió definir un número total de 20 épocas, 10 para cada etapa de entrenamiento, y cada iteración tardó un promedio de 58 segundos en completarse. El tiempo total de entrenamiento fue aproximadamente 20 minutos.

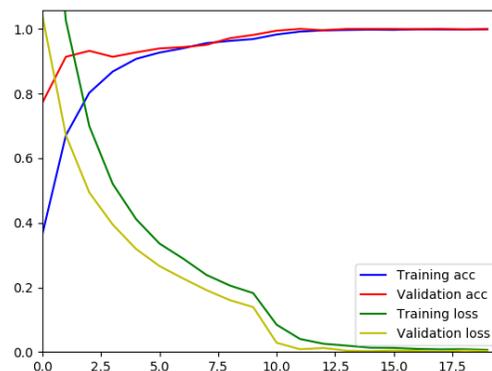
La primera combinación optimizadores que se prueba es RMS para la etapa de pre-entrenamiento y SDG para la etapa final. En la gráfica de la Figura 68 se puede apreciar que el valor de la función de pérdida para las primeras iteraciones es elevado,

pero se reduce al valor deseado en la doceava iteración. La red converge aproximadamente en la época 10.



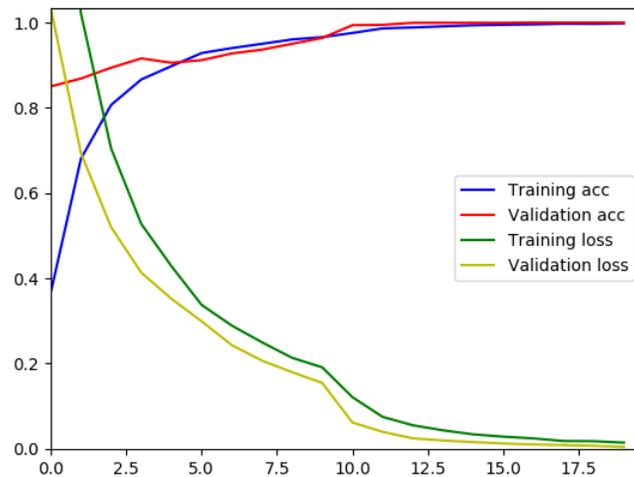
**Figura 68.** Gráfica de entrenamiento red VGG16, RMS – SDG

En esta sección, se prueba reemplazando al optimizador RMS por el optimizador ADAM. Se nota una marcada disminución en la función de pérdida al llegar a la segunda etapa de entrenamiento, esto debido a que el rendimiento del optimizador ADAM resulto ser menor al del RMS. La red converge en la época 13, como se puede observar en la Figura 69.



**Figura 69.** Gráfica de entrenamiento red VGG16, ADAM – SDG

La última prueba para esta arquitectura se realiza con el optimizador ADAM para ambas etapas de entrenamiento. Como se puede observar en la Figura 70, su convergencia es la más lenta de todas, y existe una ligera diferencia en la pérdida de entrenamiento y la pérdida de validación, por lo que se puede decir que esta combinación es la menos eficaz.

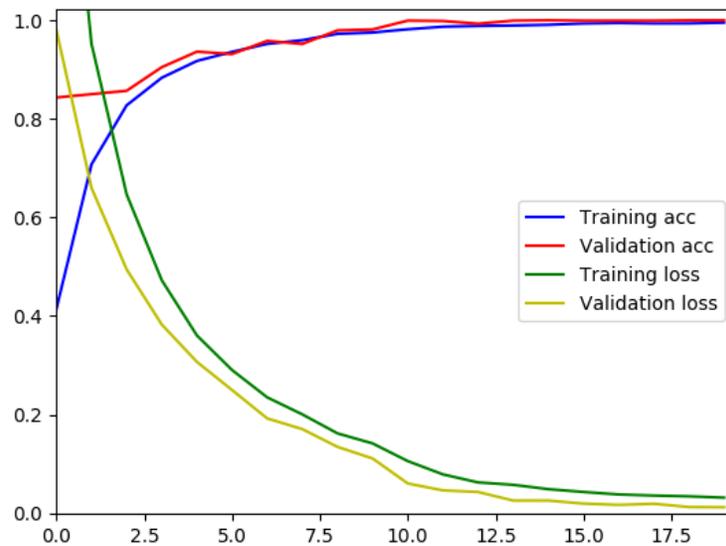


**Figura 70.** Gráfica de entrenamiento red VGG16, ADAM - ADAM

### 5.2.2. VGG19

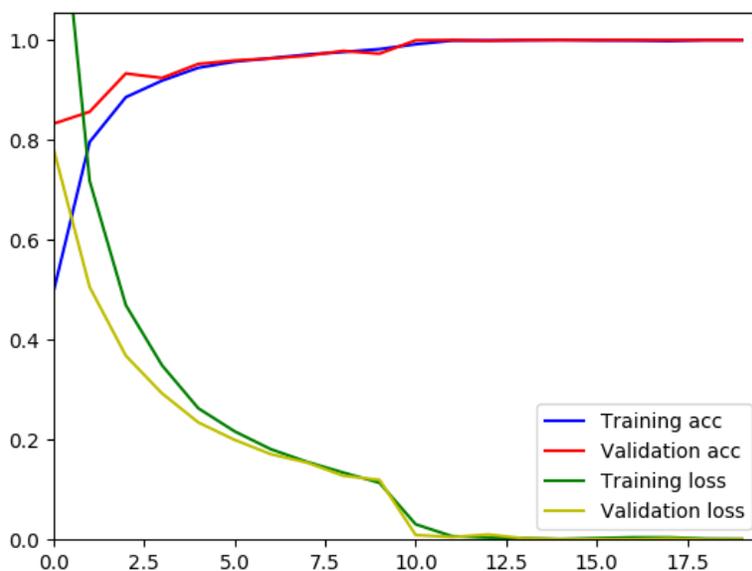
En la versión más actualizada de la red VGG, el tiempo de entrenamiento es menor al de su predecesora. Cada época tarda un promedio de 48 segundos en completarse, reduciendo el tiempo total de entrenamiento a 16 minutos.

La primera prueba se realiza con la combinación de optimizadores RMS - SDG, sin embargo, los resultados no son los óptimos. Las funciones de pérdida tardan demasiado en converger, y su valor final es mayor a cero, como se puede observar en la Figura 71.



**Figura 71.** Gráfica de entrenamiento red VGG19, RMS - SGD

La segunda prueba se realiza con los optimizadores ADAM - SDG, obteniendo un resultado mucho mejor que en la prueba anterior. A partir de la época 10, el rendimiento de la red es el ideal, como se puede observar en la Figura 72.

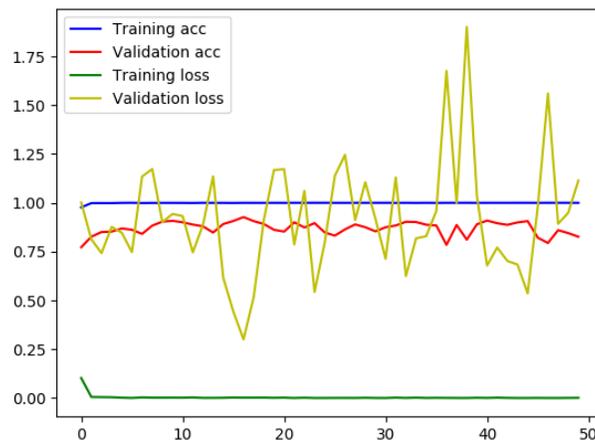


**Figura 72.** Gráfica de entrenamiento red VGG19, ADAM - SGD

### 5.2.3. InceptionV3

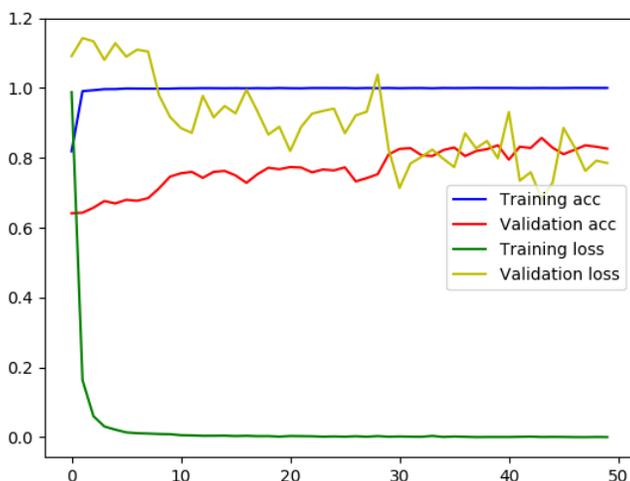
Por la complejidad de este tipo de arquitectura, se aumenta el número de épocas a 50, 30 para la primera etapa de entrenamiento y 20 para la segunda. Cada iteración tarda un promedio de 52 segundos en completarse, por lo que el tiempo total de entrenamiento es de aproximadamente 45 minutos.

La primera prueba de esta red se realiza con los solvers RMD - SGD, sin embargo, la red no llega a converger. La función de pérdida de validación fluctúa demasiado y no se acerca siquiera a 0, como se observa en la Figura 73.



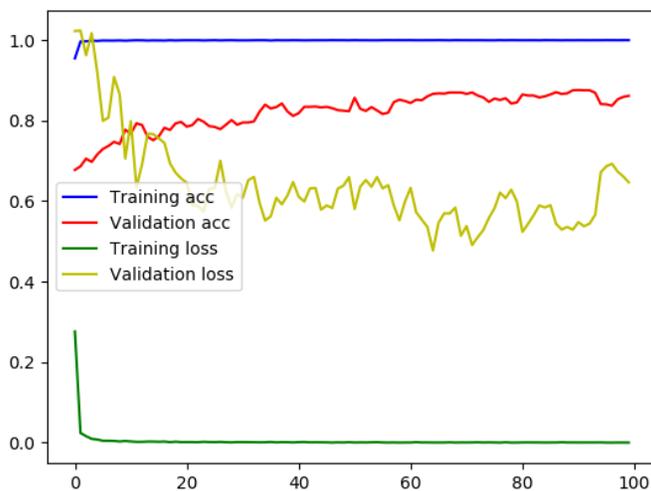
**Figura 73.** Gráfica de entrenamiento red Inception, RMS – SGD

Se realiza la segunda prueba con los optimizadores ADAM - SGD, y aunque la función de pérdida deja de variar tanto, y aparenta reducir, no se llega al valor de 0 deseado. Los resultados siguen sin ser buenos, como se observa en la Figura 74.



**Figura 74.** Gráfica de entrenamiento red Inception, ADAM – SGD

Se decide realizar una última prueba con la misma combinación de optimizadores, pero incrementando las épocas a 100 para ver si la función de pérdida disminuye más. Esto lógicamente duplica el tiempo de entrenamiento total, y como se muestra en la Figura 75, el rendimiento de la red no cambia.



**Figura 75.** Gráfica de entrenamiento red Inception, ADAM – SGD

La causa de la no convergencia de la red InceptionV3 se debe a la falta de datos de entrenamiento, ya que al poseer una arquitectura más compleja requiere un mayor número de muestras. Por los resultados obtenidos, se descarta este tipo de red para las pruebas de clasificación.

Se procede a realizar las pruebas de rendimiento y clasificación con las redes VGG16 y VGG19 con los optimizadores RMS-SDG y ADAM-SDG respectivamente, que fueron los modelos que obtuvieron mejores resultados en su entrenamiento.

### 5.3. Pruebas de rendimiento

Las pruebas de rendimiento se realizan con la finalidad de mostrar la eficiencia de la raspberry pi al momento de realizar la predicción. Se ponen a prueba los modelos VGG16 y VGG19 para determinar cuánto tiempo tarda cada uno en determinar a qué clase pertenece la imagen que se le está mostrando, y si es que la predicción es correcta. Se emplea un total de 10 imágenes para estimar el tiempo que se tarda cada red en procesarlas y entregar una respuesta, y los resultados de esta prueba se detallan en la Tabla 23:

**Tabla 23**

*Rendimiento de los dos modelos*

Prueba	VGG16			VGG19		
	Acierta	Falla	Tiempo (segundos)	Acierta	Falla	Tiempo (segundos)

Continúa 

1	1	0	2.12	1	0	5.7
2	1	0	1.51	1	0	4.2
3	1	0	1.46	1	0	4.6
4	0	1	1.4	1	0	4.1
5	1	0	1.45	1	0	3.9
6	1	0	1.43	1	0	4.3
7	1	0	1.39	1	0	4.2
8	1	0	1.45	1	0	4.7
9	1	0	1.36	1	0	4.5
10	1	0	1.41	1	0	4

De los datos de la Tabla 23 se puede concluir que el Modelo VGG16 tiene una mayor velocidad de procesamiento que el modelo VGG19. Esto debido a que el primero tiene una arquitectura más sencilla y menor número de capas, por lo cual la red entrega el resultado en menor tiempo. A pesar de que el modelo VGG19 presenta una mayor precisión de reconocimiento, la diferencia de tiempo entre ambos modelos es amplia, razón por la cual se descarta, y las siguientes pruebas se realizarán únicamente con la red VGG16.

#### 5.4. Pruebas de Clasificación

Se realizan tres pruebas de clasificación:

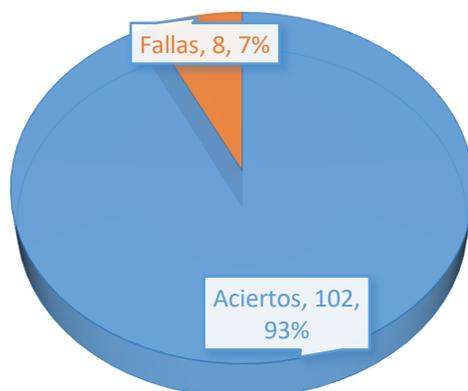
### 5.4.1. Clasificación por tipo

La primera prueba que se realiza es la clasificación de fruta según su tipo. Las frutas que se clasifican son pitahayas, tomates de árbol y mandarinas, y se emplea la red neuronal VGG16 entrenada con una base de datos de 1583 imágenes divididas en tres categorías (Tabla 24).

**Tabla 24**  
*Resultado de la prueba de clasificación por tipo*

Fruta	Prueba	Muestras	Aciertos	Fallas	%
Pitahaya	1	15	14	1	93.33
	2	15	15	0	100
Tomate de árbol	3	20	18	2	90
	4	20	19	1	95
Mandarina	5	20	18	2	90
	6	20	18	2	90
<b>Total</b>		110	102	8	

## CLASIFICACIÓN POR TIPO



**Figura 76.** Clasificación por Tipo

Los resultados reflejan que en la clasificación de frutas según su tipo con la red VGG16, se tiene una confiabilidad de al menos el 93%. Una vez que la red arroja la predicción, el algoritmo de control envía las ordenes respectivas a los actuadores para accionar la banda y el brazo de clasificación en la posición que se requiera según el tipo de fruta que se detecte.

### 5.4.2. Clasificación por tamaño

La segunda prueba que se realiza es la clasificación según el tamaño. En este caso no se usan redes neuronales, sino únicamente procesamiento de imagen. Existen únicamente dos categorías de clasificación: Pequeña y Grande, y es posible modificar el valor umbral que separa estas dos categorías. Los resultados de esta se muestran en las Tabla 25, Tabla 26 y Tabla 27.

**Tabla 25***Resultado de la prueba de clasificación por tamaño en pitahayas*

<b>Prueba</b>	<b>Tamaño real (mm)</b>	<b>Tamaño estimado (mm)</b>	<b>Categoría clasificada</b>	<b>Acierta</b>
1	83	85	Grande	SI
2	69	70	Pequeña	SI
3	77	80	Grande	SI
4	81	82	Grande	SI
5	74	76	Grande	NO
6	75	76	Grande	SI
7	80	81	Grande	SI
8	73	75	Grande	NO
9	78	80	Grande	SI
10	67	70	Pequeña	SI
11	73	75	Grande	NO
12	79	80	Grande	SI
13	71	72	Pequeña	SI
14	83	85	Grande	SI
15	74	75	Grande	NO
16	83	85	Grande	SI
17	68	70	Pequeña	SI
18	72	73	Pequeña	SI
19	78	80	Grande	SI

Continúa 

20	86	87	Grande	SI
----	----	----	--------	----

En el caso de las pitahayas, el valor umbral entre las grandes y las pequeñas es 75 milímetros. El valor estimado por los métodos de procesamiento de imagen tiene un error de 2 milímetros aproximadamente, lo cual en esta muestra generó 4 clasificaciones erradas. En la Tabla 26, se realiza la misma prueba, pero con tomates de árbol:

**Tabla 26**

*Resultado de la prueba de clasificación por tamaño en tomates de árbol*

<b>Prueba</b>	<b>Tamaño real (mm)</b>	<b>Tamaño estimado (mm)</b>	<b>Categoría clasificada</b>	<b>Acierta</b>
1	68	70	Grande	SI
2	64	67	Grande	NO
3	59	60	Pequeña	SI
4	60	60	Pequeña	SI
5	58	59	Pequeña	SI
6	70	72	Grande	SI
7	54	55	Pequeña	SI
8	62	65	Grande	NO
9	66	68	Grande	SI
10	52	53	Pequeña	SI
11	64	66	Grande	NO

Continúa 

12	67	69	Grande	SI
13	61	62	Pequeña	SI
14	71	73	Grande	SI
15	58	60	Pequeña	SI
16	64	66	Grande	NO
17	63	65	Grande	NO
18	59	61	Pequeña	SI
19	67	70	Grande	SI
20	64	66	Grande	NO

El valor umbral seleccionado para la clasificación de los tomates de árboles de 6.5 milímetros. En estas 20 muestras, ocurrieron 5 clasificaciones erróneas. Por último, se realiza la misma prueba, pero con mandarinas, y sus resultados se registran en la Tabla 27.

**Tabla 27**

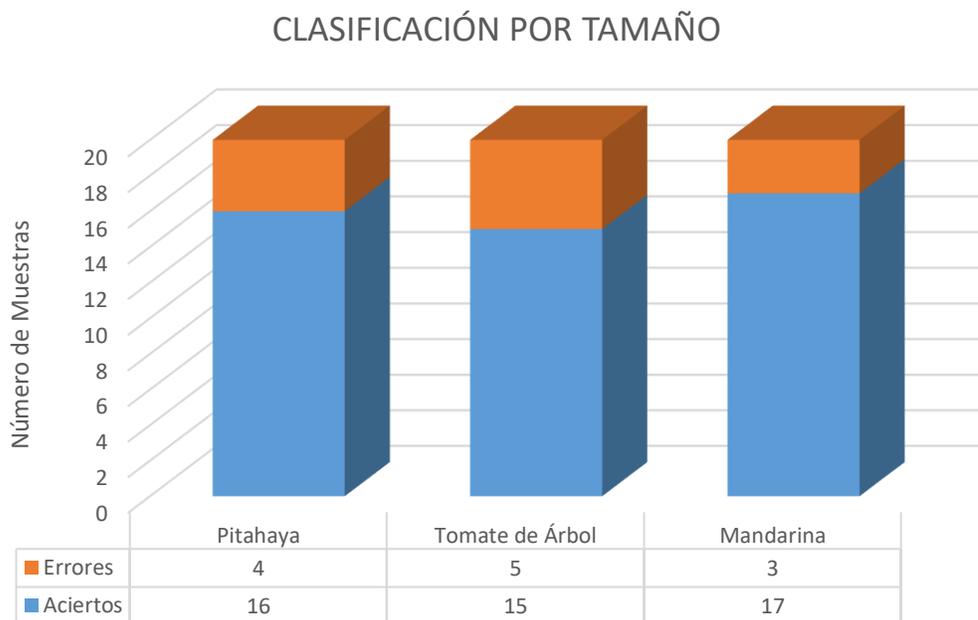
*Resultado de la prueba de clasificación por tamaño en mandarinas*

<b>Prueba</b>	<b>Tamaño real (mm)</b>	<b>Tamaño estimado (mm)</b>	<b>Categoría clasificada</b>	<b>Acierta</b>
1	61	63	Grande	SI
2	58	60	Grande	SI
3	59	61	Grande	SI
4	54	55	Grande	NO

Continúa 

5	63	64	Grande	SI
6	60	62	Grande	SI
7	51	52	Pequeña	SI
8	56	58	Grande	SI
9	62	63	Grande	SI
10	60	62	Grande	SI
11	49	50	Pequeña	SI
12	54	56	Grande	NO
13	61	63	Grande	SI
14	51	52	Pequeña	SI
15	58	61	Grande	SI
16	53	55	Grande	NO
17	63	65	Grande	SI
18	59	61	Pequeña	SI
19	60	62	Pequeña	SI
20	50	51	Pequeña	SI

Se define un valor de 55 milímetros como el umbral para el caso de las mandarinas. Se dieron 3 errores, y el error del tamaño estimado es un promedio de 2mm. En total, se realizaron 60 pruebas de clasificación por tamaño de tres frutas diferentes, obteniendo 13 errores en total.



**Figura 77.** Clasificación por Tamaño

### 5.4.3. Clasificación por golpes

La última prueba en realizarse es la de clasificación según el estado de la fruta. Se separan las frutas en dos categorías: fruta golpeada y no golpeada.

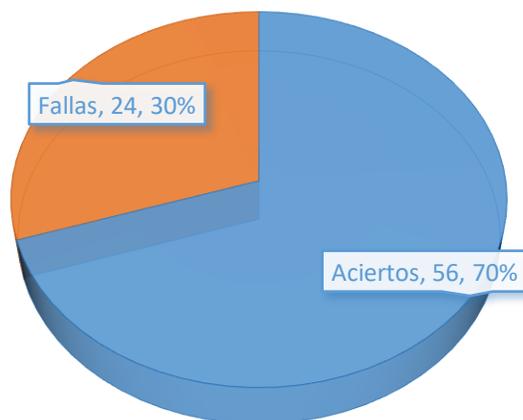
Esta prueba se la realiza mediante dos métodos, uno directamente en el sistema de muestreo utilizando los calentadores y la plataforma incorporados en el sistema y otro mediante un calentamiento externo que no afecte a los elementos que se aprecian en la imagen.

Para la clasificación se emplea una red neuronal con arquitectura VGG16 entrenada con una base de datos de 2176 imágenes térmicas divididas en dos categorías (Tabla 28).

**Tabla 28***Resultado de la prueba de clasificación por golpes*

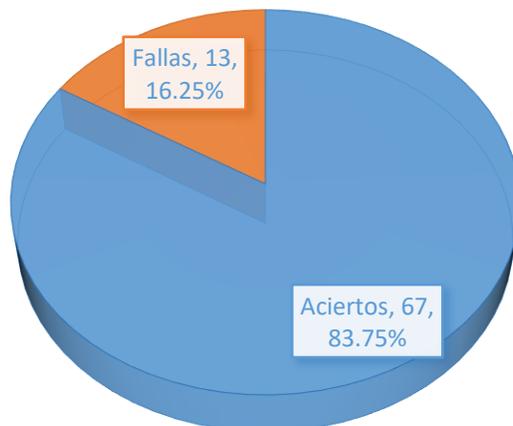
Fruta	Sistema de Muestreo					Sistema de Visión		
	Prueba	Muestras	Aciertos	Fallas	%	Aciertos	Fallas	%
Pitahaya	1	20	13	7	65	18	2	90
Tomate de árbol	2	25	16	9	64	20	5	80
Mandarina	3	25	20	5	80	20	5	80
Manzana	4	10	7	3	70	9	1	90
<b>Total</b>		80	56	24		67	13	

### SISTEMA DE MUESTREO

**Figura 78.** Clasificación por Golpes 1

Los resultados obtenidos con sistema de muestreo reflejan que, en la clasificación de frutas según sus golpes, la red VGG16 tiene una confiabilidad de 70%.

## SITEMA DE VISIÓN



**Figura 79.** Clasificación por Golpes 2

Los resultados obtenidos con un calentamiento externo reflejan que, en la clasificación de frutas según sus golpes, la red VGG16 tiene una confiabilidad de 83.75%.

Una vez que la red arroja la predicción, el algoritmo de control envía las ordenes respectivas a los actuadores para accionar la banda y el brazo de clasificación en la posición que se requiera según el tipo de fruta que se detecte.

### 5.5. Validación de la Hipótesis

La hipótesis planteada al inicio del proyecto es:

¿La implementación de un módulo didáctico de inspección y clasificación de frutas empleando procesamiento digital de imágenes incrementará las habilidades prácticas en el ámbito industrial de los estudiantes referente al control de calidad empleando visión artificial al proporcionar una clasificación fiable de frutas según normas de calidad?

De la cual se obtienen las variables dependiente e independiente:

Variable Independiente:

- Módulo didáctico de inspección y clasificación de frutas.

Variable Dependiente:

- Clasificación fiable de frutas

Se emplea en método de chi-cuadrado para analizar las variables cuantitativas y según su distribución de frecuencias, determinar si se cumple o no la hipótesis planteada en un inicio. Este método requiere el planteamiento de dos posibilidades, a las cuales se denomina hipótesis nula e hipótesis alternativa.

$H_0$ : El módulo didáctico no clasifica adecuadamente las frutas

$H_1$ : El módulo didáctico clasifica adecuadamente las frutas

Se asocian los valores observados en las diferentes pruebas realizadas, para obtener su distribución de frecuencias. Ver la Tabla 29.

**Tabla 29**  
*Frecuencias observadas*

<b>Clasifica</b>	<b>Clasificación</b>	<b>Clasificación</b>	<b>Clasificación</b>	<b>TOTAL</b>
<b>Adecuadamente</b>	<b>por tipo</b>	<b>por tamaño</b>	<b>por golpes</b>	
SI	102	47	49	198
NO	8	13	21	42
<b>TOTAL</b>	110	60	70	240

Posteriormente, se calculan las frecuencias esperadas, que son los valores que deberían darse si la hipótesis nula fuera verdadera. Se obtienen a partir de los datos presentados en la Tabla 29, empleando la fórmula:

$$E_{ij} = \frac{O_i O_j}{O_{..}} \quad (21)$$

Donde:

$O_i$ : Valor total de la fila

$O_j$ : Valor total de la columna

$O_{..}$ : Valor total de todas las muestras

Aplicando esta relación para cada una de las celdas en tabla de frecuencias observadas, se obtiene tabla de frecuencias esperadas, que se muestra en la Tabla 30.

**Tabla 30**  
*Frecuencias esperadas*

<b>Clasifica</b>	<b>Clasificación</b>	<b>Clasificación por</b>	<b>Clasificación por</b>
<b>Adecuadamente</b>	<b>por tipo</b>	<b>tamaño</b>	<b>golpes</b>
SI	90.75	49.5	57.75
NO	19.25	10.5	12.25

El uso de la distribución chi-cuadrado es adecuado siempre y cuando los valores esperados sean todos iguales o mayores a cinco (Navidi, 2006), por lo que se puede afirmar que la prueba es correcta. Se procede a calcular el estadístico de prueba con la ecuación (22):

$$x^2 = \sum \frac{(f_O - f_E)^2}{f_E} \quad (22)$$

$$x^2 = \frac{(102-90.75)^2}{90.75} + \frac{(47-49.5)^2}{49.5} + \frac{(49-57.75)^2}{57.75} + \frac{(8-19.25)^2}{19.25} + \frac{(13-10.5)^2}{10.5} + \frac{(21-12.25)^2}{12.25}$$

$$x^2 = 16.267$$

Se establecer un margen de error de 5% ( $\alpha = 0.05$ ), y también se calcula el grado de libertad ( $v$ ) de la prueba, que depende de la cantidad de filas y columnas de las tablas de distribución de frecuencias.

$$v = (filas - 1)(columnas - 1) \quad (23)$$

$$v = (2 - 1)(3 - 1) = 2$$

Con estos datos se determina el valor de chi-cuadrado de la tabla, el mismo que resulta ser  $x_{tabla}^2 = 5.991$ , como se aprecia en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..**

**Tabla 31**  
*Chi Cuadrado*

v	$\alpha$									
	0.995	0.99	0.975	0.95	0.90	0.10	0.05	0.025	0.01	0.005
1	0.000	0.000	0.001	0.004	0.016	2.706	3.841	5.024	6.635	7.879
2	0.010	0.020	0.051	0.103	0.211	4.605	5.991	7.378	9.210	10.597
3	0.072	0.115	0.216	0.352	0.584	6.251	7.815	9.348	11.345	12.838
4	0.207	0.297	0.484	0.711	1.064	7.779	9.488	11.143	13.277	14.860
5	0.412	0.554	0.831	1.145	1.610	9.236	11.070	12.833	15.086	16.750
6	0.676	0.872	1.237	1.635	2.204	10.645	12.592	14.449	16.812	18.548
7	0.989	1.239	1.690	2.167	2.833	12.017	14.067	16.013	18.475	20.278
8	1.344	1.646	2.180	2.733	3.490	13.362	15.507	17.535	20.090	21.955
9	1.735	2.088	2.700	3.325	4.168	14.684	16.919	19.023	21.666	23.589
10	2.156	2.558	3.247	3.940	4.865	15.987	18.307	20.483	23.209	25.188

Fuente: (Navidi, 2006)

Una vez obtenidos los valores de chi-cuadrado calculado, y chi-cuadrado de tabla, solo queda compararlos, tomando en cuenta lo siguiente:

Si  $x_{calculado}^2 > x_{tabla}^2$  se descarta  $H_0$

Si  $x_{calculado}^2 < x_{tabla}^2$  se descarta  $H_1$

Comparando  $x_{calculado}^2$  con  $x_{tabla}^2$  se obtiene:

$$16.267 > 5.991$$

Este resultado es la evidencia que permite descartar la hipótesis nula, lo cual indica que la afirmación de la hipótesis alternativa es correcta, es decir, que el módulo didáctico clasifica adecuadamente las frutas.

## 5.6. Análisis Económico

Para la realización de este proyecto se realizó la adquisición de varios componentes mecánicos, eléctricos, electrónicos, piezas manufacturadas e impresiones 3D. En la Tabla 32 se detallan los costos de cada elemento, así como la cantidad utilizada.

**Tabla 32**  
*Análisis Económico del Módulo Didáctico*

<b>Descripción</b>	<b>Cantidad</b>	<b>Precio Unitario \$</b>	<b>Precio Total \$</b>
Plancha de Aluminio 4mm	1	70	70
Corte CNC	1	26	26
Plancha Acero Galvanizado 1.2mm	1	24	24
Garruchas 2in	4	1.2	4.8
Tablero de Control	1	60	60
Impresiones 3D	-	172	172
Pernos y Tornillos	-	15	15

Continúa 

Soporte de Motores	3	5	15
Soporte TV	1	22	22
Calentadores PTC	2	30	60
Banda PVC	1	35	35
Chumaceras KFL08 8mm	2	3.83	7.66
Polea Dentada y Banda	1	4.2	4.2
Polea Aluminio 5mm	1	1.8	1.8
Pinza de Acople de Aluminio	2	1.6	3.2
Motor Uxcell JSX-31ZY	1	28	28
Motor Uxcell ZGA28RP	1	5.7	5.7
Motor a Pasos NEMA 17 26Ncm	1	12	12
Fuente de Poder VCHS 24V 2A	1	11	11
Pantalla Táctil LANDZO 7in	1	44	44
Kit Raspberry Pi 3	1	50	50
Arduino Uno R3	1	24	24
FLIR Lepton	1	198	198
Pure Thermal 1	1	119.3	119.3
Raspberry Camera	1	6.85	6.85
Controlador L298N 2A	1	7.9	7.9
Controlador L298N 1A	2	3.85	7.7
Servomotor MG946R	2	4.5	9
Elementos Eléctricos	-	40	40
<b>TOTAL</b>			<b>1,104.11</b>

El costo total para la implementación del proyecto alcanza la suma de \$1104.11 dólares sin considerar el costo de diseño e implementación por parte de los autores, lo cual es un valor accesible en comparación a módulos didácticos comerciales como los de la marca FESTO que rondan por los \$8000 dólares, obteniendo la misma funcionalidad.

## CAPÍTULO VI

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 6.1. Conclusiones

- Se diseñó e implementó un módulo didáctico de inspección y clasificación de frutas, el cual mediante la adquisición de imágenes de una cámara térmica y una cámara convencional proporciona una clasificación fiable de frutas gracias a la utilización de RNA con un 93% de aciertos en clasificación por tipo y un 70% en clasificación por golpes.
- El dispositivo de adquisición de imágenes fuera del rango visible idóneo para esta aplicación es la cámara térmica FLIR LEPTON integrada con la tarjeta PureThermal 1, que proporcionan visión en un rango espectral de 8 a 14um en razón a un precio accesible en comparación a otros dispositivos hiper o multiespectrales.
- Se implementó en OpenCV un algoritmo de procesamiento digital de imágenes encargado de estimar las dimensiones de las frutas y según eso categorizarlas en frutas grandes y pequeñas.
- Se entrenaron dos redes neuronales convolucionales de arquitectura VGG16, la primera predice la categoría correspondiente de la fruta según la imagen mostrada, es decir la clasifica en golpeadas y no golpeadas, y la segunda es capaz de diferenciar entre diferentes tipos de frutas en este caso entre pitahayas, mandarinas y tomates de árbol.

- Se implemento un sistema automatizado para la manipulación de las frutas, el cual es conformado por diversos subsistemas tales como el sistema de muestreo, sistema de transporte y sistema clasificador, los cuales son accionados mediante un Arduino UNO según las ordenes proporcionadas por la Raspberry Pi 3 a través de una comunicación punto a punto.
- El soporte para los dispositivos de adquisición de imágenes debe poseer una articulación que permita el correcto enfoque de las frutas de interés, esto depende del FOV de las cámaras al igual que la distancia de posicionamiento, en este caso el FOV de la FLIR Lepton es de 25°.
- Existen sistemas educativos acoplados con protecciones que les permiten integrarse en campos industriales como es el caso del ARDBOX PLC, el cual es un arduino Leonardo integrado con un módulo de relés que permite realizar varios tipos de comunicaciones, con el único inconveniente que se debe adquirir diferentes módulos para cada comunicación, por tal razón y por carecer de salidas pwm no se logró integrar este dispositivo en el módulo didáctico de inspección y clasificación de frutas.
- La realización de los cálculos pertinentes de consumo de corriente de los actuadores que integran el sistema permitió seleccionar las fuentes de poder correspondientes a cada grupo de actuadores (24V 2A para motores, 5V 1,5A para servomotores y 5V 2,5A específica para la Raspberry Pi), evitando el mal funcionamiento de estos y garantizando la correcta clasificación.
- El sistema de transporte implementado en el módulo didáctico es una banda transportadora horizontal de 12cm de ancho con una extensión de 125cm el cual

facilita la movilización de las frutas clasificadas hacia las salidas correspondientes a cada grupo, la incorporación de un sistema de tensado por tornillo con un recorrido de 3,5cm es de suma importancia para que la banda no ceda provocando un deslizamiento indebido entre el tambor y la banda de PVC sin obtener movimiento lineal alguno.

- La plataforma de muestreo posee una superficie cóncava de 12.5cm de diámetro que permite mantener a la fruta en el centro de esta para direccionar el aire caliente de mejor manera, y de igual manera obtener imágenes sin desfases por deslizamientos involuntarios.
- Se vio en la necesidad de la implementación de un mecanismo biela manivela corredera con un recorrido de 9cm para facilitar el traslado de la fruta desde la plataforma de muestreo hacia la banda transportadora, ya que dicho mecanismo genera un movimiento lineal a través de los eslabones conectados a un servomotor, lo cual se logró optimizando espacio en el módulo.
- La utilización de un motor a pasos en conjunto con una banda dentada permite el fácil desplazamiento del mecanismo clasificador, ya que se puede controlar el recorrido de 32cm de este mediante los pasos que genera el motor, garantizando un correcto posicionamiento para la clasificación.
- El microcomputador utilizado Raspberry Pi 3 Modelo B se adapta adecuadamente, gracias a sus diminutas dimensiones, permitiendo ubicarla en cualquier lugar del módulo didáctico, de igual manera permite una comunicación sencilla con el Arduino Uno el cual gobierna todos los actuadores.

- Por la capacidad de procesamiento del microcomputador (Raspberry Pi) se obtienen mejores resultados con RNA's de topología sencilla y un menor número de capas, siendo así que se utiliza la VGG16 ya que esta presenta un menor tiempo de reconocimiento.
- El reconociendo basado en imágenes térmicas no resulto ser tan preciso debido a que la necesidad de variar la temperatura para lograr apreciar los defectos internos de las frutas provocaba que otros elementos aumentaran de temperatura obteniendo datos erróneos ya que la tarjeta PureThermal 1 varía la gama de colores según la temperatura más alta presente en la imagen.

## 6.2. Recomendaciones

- Para le mejor detección de defectos internos en frutas se recomienda la utilización de cámaras multiespectrales e hiperespectrales que poseen un rango espectral más amplio que la cámara térmica de 8 a 14 $\mu$ m.
- Emplear un microcomputador con una mayor capacidad de procesamiento para implementar redes neuronales con arquitecturas más complejas que permitan realizar reconocimiento con mayor velocidad y precisión, el microcomputador utilizado para este proyecto posee un procesador Quad Cortex A53 @1.2GHz con 1Gb SDRAM.
- Es recomendable realizar el entrenamiento de la RNA's en un computador con tarjeta gráfica para que el tiempo de entrenamiento se reduzca considerablemente,

en este proyecto el entrenamiento se lo realizó en un ordenador con tarjeta gráfica NVIDIA GEFORCE GTX 960M.

- Trabajar en un ambiente con poca variación de luz para que el algoritmo de procesamiento de imágenes funcione adecuadamente.
- Verificar que la banda PVC se encuentre bien tensada antes de realizar cualquier operación.
- Se recomienda apagar en primera instancia la Raspberry Pi 3 de manera manual y no mediante el switch general del sistema, para evitar daños en la misma.
- La visualización de defectos mejoraría si la etapa de calentamiento se la realiza en una zona distinta de la plataforma de muestreo.
- Una mejor opción para detectar defectos internos en frutas mediante cámaras térmicas es la implementación de un sistema de enfriamiento previo al sistema de muestreo para no afectar a otros elementos.
- No manipular manualmente los actuadores para evitar daño en los mismos y en los diferentes mecanismos.
- Verificar que la banda dentada se encuentre ligeramente templada para que el mecanismo clasificador se posicione correctamente.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Baranovsky, V., Dubchak, N., & Pankiv, M. (2017). Experimental Research of Stripping the Leaves from Root Crops. *Acta Technologica Agriculturae*, 20(3), 69–73. <https://doi.org/10.1515/ata-2017-0014>
- Baumer, F. (2016). VeriSens vision sensors: Easy and intuitive image-based quality control. Recuperado el 15 de Abril del 2018 de <https://www.youtube.com/watch?v=KXMPk3FKHgA>
- Brezmes Llecha, J. (2001). Diseño de una nariz electrónica para la determinación no destructiva del grado de la maduración de la fruta, 195. <https://doi.org/B.8594-2002>
- Coolen, A. (1998). A Beginner ' s Guide to the Mathematics of Neural Networks 1 Introduction : Neural Information Processing, 13–14.
- Copeland, M. (2016). What's the Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning? Recuperado el 12 de Marzo del 2018 de <https://blogs.nvidia.com/blog/2016/07/29/whats-difference-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-ai/>
- Diosdado, R. (2015). Conociendo Arduino. Recuperado el 14 de Febrero del 2018 de <https://www.zonamaker.com/arduino/intro-arduino/conociendo-arduino-introduccion>
- DORNER. (2012). 2200 Series Idea Guide 2200 Series Conveyors.
- Dueñas, C. P. (2013). Introducción a la Visión Artificial, 22. Recuperado el 15 de Abril del 2018 de <http://www.elai.upm.es/moodle/mod/resource/view.php?id=140>
- Flores, K. U. (2009). *Determinación No Destructiva De Parámetros De Calidad De Frutas Y Hortalizas Mediante Espectroscopía De Reflectancia En El Infrarrojo Cercano*.
- Fonrouge, S. (2015). Ondas Electromagneticas, 1–13. Recuperado el 15 de Abril del 2018 de <https://sites.google.com/site/ondaselecmag/espectro-electromagnetico>

- García, A. (2016). ¿Qué es y cómo funciona un servomotor? | Panama Hitek. Recuperado el 14 de Febrero del 2018 de <http://panamahitek.com/que-es-y-como-funciona-un-servomotor/>
- Geekbot Electronics. (2015). Motores DC. Recuperado 14 de Febrero del 2018 de <http://www.geekbotelectronics.com/motores-de-dc/>
- Giró, S. (2017). Visión artificial en la industria alimentaria - Automatización. Recuperado 20 de Abril del 2018 de <http://www.interempresas.net/Robotica/Articulos/180292-Vision-artificial-en-la-industria-alimentaria.html>
- Golnabi, H., & Asadpour, A. (2007). Design and application of industrial machine vision systems. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 23(6), 630–637. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2007.02.005>
- Gonzalez, R., & Woods, R. (2002). *Digital image processing*. Prentice Hall. [https://doi.org/10.1016/0734-189X\(90\)90171-Q](https://doi.org/10.1016/0734-189X(90)90171-Q)
- Goodfellow, I., Bengio, J., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press. Recuperado 15 de Abril del 2018 de <http://www.deeplearningbook.org>
- HackerSpace, Cl. (2015). Biela manivela corredera. Recuperado 20 de Marzo del 2018 de <https://clanhackerspace.wordpress.com/2015/02/13/biela-manibela-corredera-cadcam/>
- Instruments, N. (2015). Definition of a Digital Image - NI Vision 2015 Concepts Help - National Instruments. Recuperado 10 de Abril del 2018 de [http://zone.ni.com/reference/en-XX/help/372916T-01/nivisionconcepts/definition\\_digital\\_image/](http://zone.ni.com/reference/en-XX/help/372916T-01/nivisionconcepts/definition_digital_image/)
- Kaifi, A. (2014). Multiple Object Detection with Color Using OpenCV. Recuperado 10 de Mayo del 2018 de <https://www.youtube.com/watch?v=hQ-bpfdWQh8&t=6s>
- Klosowski, T. (2017). What I've Learned From Tinkering With the Raspberry Pi for Five Years. Recuperado 22 de Junio del 2018 de <https://lifel hacker.com/what-i-ve-learned->

from-tinkering-with-the-raspberry-pi-1793236686

Kohonen, T. (1988). An introduction to neural computing. *Neural Networks*, 1(1), 3–16.  
[https://doi.org/10.1016/0893-6080\(88\)90020-2](https://doi.org/10.1016/0893-6080(88)90020-2)

Lemos, M. (2016). Raspberry 3 contará con WIFI. Recuperado 22 de Junio del 2018 de  
<http://www.gamesandtech.es/2016/03/01/raspberry-3-contara-wifi/>

López Camelo, A. F. (2003). Manual para la preparación y venta de frutas y hortalizas. Del campo al mercado. *Manual Para La Preparación y Venta de Frutas y Hortalizas. Del Campo Al Mercado*, 95–111. Recuperado 10 de Febrero del 2018 de  
<http://www.fao.org/docrep/006/y4893s/y4893s00.htm%5Cnfile:///C:/Users/MARIA T/AppData/Local/Mendeley Ltd./Mendeley Desktop/Downloaded/Camel0 - 2003 - La calidad en frutas y hortalizas.pdf>

Mathworks. (2017). Aprendizaje automático Tres cosas que es necesario saber. Recuperado 06 de Junio del 2018 de  
<https://la.mathworks.com/discovery/machine-learning.html>

Mendiola, X. (2016). Sinapsis. Recuperado 06 de Junio del 2018 de  
<https://sites.google.com/site/xmpanatomy/4-3-sinapsis-1>

Morato, N. (2009). Que es Arduino. Recuperado 16 de Marzo del 2018 de  
<https://www.ikkaro.com/definicion-arduino/>

OpenCV. (2017). Image Processing in OpenCV. Recuperado 22 de Mayo del 2018 de  
[https://docs.opencv.org/master/d2/d96/tutorial\\_py\\_table\\_of\\_contents\\_imgproc.html](https://docs.opencv.org/master/d2/d96/tutorial_py_table_of_contents_imgproc.html)

Pérez, G. (2015). Espectrometría. Recuperado 22 de Mayo del 2018 de  
<https://www.espectrometria.com/>

ProEcuador. (2016). Perfil Sectorial de Frutas No tradicionales 2016. *Instituto de Promoción de Exportaciones e Inversiones*, 1(1). Recuperado 10 de Febrero del 2018 de  
<http://www.proecuador.gob.ec/wp-content/uploads/2016/04/PERFIL-FRUTAS-NO-TRADICIONALES.pdf>

- Raspberry Pi. (2014). ¿Qué es una Raspberry Pi? Recuperado 22 de Junio del 2018 de <https://www.raspberrypi.org/help/what-is-a-raspberry-pi/>
- Ruiz Altisent, M. (2012). Sensores para evaluar la calidad de frutas y hortalizas, 7–14. Recuperado 10 de Febrero del 2018 de [http://oa.upm.es/20684/1/INVE\\_MEM\\_2012\\_135845.pdf](http://oa.upm.es/20684/1/INVE_MEM_2012_135845.pdf)
- Ruiz Gastañadú, F. (2015). Control De Calidad. *Control De Calidad De Concreto*. Recuperado 10 de Febrero del 2018 de <https://www.investopedia.com/terms/q/quality-control.asp>
- Snell, R. (2017). Neuroanatomía clínica. *Médica Panamericana*. Recuperado 16 de Marzo del 2018 de <https://books.google.com.ec/books?isbn=9500600897>
- Suganya, R., Rajaram, S., & Sheik Abdullah, A. (2018). Big Data in Medical Image Processing, 202. Recuperado 06 de Junio del 2018 de <https://books.google.com.ec/books?id=vS9KDwAAQBAJ>
- Szeliski, R. (2010). Computer Vision : Algorithms and Applications. *Computer*, 5, 832. <https://doi.org/10.1007/978-1-84882-935-0>
- Turpín, J. (2011). Desarrollo de un Sistema de Inspección Visual Automatizado para una línea de envasado de morteros industriales. Recuperado 08 de Junio del 2018 de [http://www.infoplcn.net/files/descargas/omron/infoplcn\\_net\\_Proyecto\\_Vision\\_\\_\\_\\_pfc4060.pdf](http://www.infoplcn.net/files/descargas/omron/infoplcn_net_Proyecto_Vision____pfc4060.pdf)
- Ulrich, K., & Eppinger, S. (2013). *DISEÑO Y DESARROLLO DE PRODUCTOS: ENFOQUE MULTIDISCIPLINARIO*.
- Uxcell. (2013). Amazon. Recuperado 16 de Marzo del 2018 de [https://www.amazon.com/gp/product/B072NY6Q7D/ref=od\\_aui\\_detailpages00?ie=UTF8&psc=1](https://www.amazon.com/gp/product/B072NY6Q7D/ref=od_aui_detailpages00?ie=UTF8&psc=1)
- Vasco, A., & Tamayo, A. (2016). Visión artificial, una alternativa a la sensórica convencional en la implementación de los sistemas de control. Recuperado de 12 de

Junio del 2018 <http://www.eam.edu.co/ojs/index.php/ingeam/article/view/144/217>

Vergara, O., Cruz, B., Ochoa, H., Nandayapa, M., & Flores, A. (2014). Automatic Product Quality Inspection using computer vision, 584.

Vildósola C, E. (2010). Actuadores. *Actuadores*, 1, 8. Recuperado 16 de Marzo del 2018 de <http://www.aie.cl/files/file/comites/ca/abc/actuadores.pdf>

Wattuya, P. (n.d.). Introduction to Digital Images. Recuperado 09 de Junio del 2018 de <https://web.stanford.edu/class/cs101/image-1-introduction.html>

Winter, L. (2016). MRI Scans of Produce are Completely Amazing.

# ANEXOS



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA ENERGÍA Y MECÁNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA**

**CERTIFICACIÓN**

Se certifica que el presente trabajo fue desarrollado por los señores: **ALTAMIRANO TIGRERO, VÍCTOR ANDRÉS** y **PAZMIÑO OÑATE, ESTEBAN JOSUÉ**.

En la ciudad de Latacunga, a los 31 días del mes de agosto del 2018.

Ing. Patricia Constante  
DIRECTORA DEL PROYECTO

Ing. Vicente Hallo  
DIRECTOR DE CARRERA

Dr. Rodrigo Vaca  
SECRETARIO ACADÉMICO