



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INFORMÁTICA Y ELECTRÓNICA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA EN CONTROL Y REDES
INDUSTRIALES

“DESARROLLO DE UN PROTOTIPO PARA EL CONTROL DE CALIDAD DE LA CARNE BOVINA DETERMINADA POR SUS CARACTERÍSTICAS ORGANOLÉPTICAS, BASADO EN UN SISTEMA AUTOMÁTICO DE INSPECCIÓN POR VISIÓN ARTIFICIAL.”

Tipo: Dispositivo Tecnológico

Trabajo de titulación presentado para optar al grado académico de:
INGENIERA EN ELECTRÓNICA, CONTROL Y REDES
INDUSTRIALES

AUTORAS: PORTERO DONOSO PAOLA ALEXANDRA
MENA MENA BELLA LISSETTE

Riobamba – Ecuador

2017

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INFORMÁTICA Y ELECTRÓNICA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA EN CONTROL Y REDES
INDUSTRIALES

El tribunal del trabajo de titulación certifica que: El trabajo de titulación: “DESARROLLO DE UN PROTOTIPO PARA EL CONTROL DE CALIDAD DE LA CARNE BOVINA DETERMINADA POR SUS CARACTERÍSTICAS ORGANOLÉPTICAS, BASADO EN UN SISTEMA AUTOMÁTICO DE INSPECCIÓN POR VISIÓN ARTIFICIAL.”, de responsabilidad de las señoritas: Paola Alexandra Portero Donoso y Bella Lissette Mena Mena, ha sido minuciosamente revisado por los Miembros del Tribunal del Trabajo de Titulación, quedando autorizada su presentación.

NOMBRE	FIRMA	FECHA
Ing. Washington Luna E. DECANO DE LA FIE
Ing. Freddy Chávez V. DIRECTOR DE ESCUELA
MSc. Javier Gavilanes C. DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN
Ing. Verónica Mora Ch. MIEMBRO DEL TRIBUNAL

“Nosotras, Paola Alexandra Portero Donoso y Bella Lissette Mena Mena, somos responsables de las ideas, doctrinas y resultados expuestos en este Trabajo de Titulación y el patrimonio intelectual del Trabajo de Titulación de Grado pertenece a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo”

PAOLA ALEXANDRA PORTERO DONOSO

BELLA LISSETTE MENA MENA

DEDICATORIA

Este proyecto es por mi Dios Todopoderoso y quiero dedicárselo a mis padres, Janeth Donoso y Edgar Portero, por el apoyo, comprensión, confianza, cariño y amor recibidos a lo largo de mi carrera.

Paola Alexandra Portero

El presente trabajo de titulación se lo dedico a Dios, por darme la fortaleza y no desmayar en cada uno de mis panes y sobre todo por permitirme llegar a este momento tan especial en mi vida.

A los hombres más importantes de mi vida: A mi super héroe favorito, mi papi Luis Medardo que con todo su esfuerzo y amor supo educarme para ser una mujer de bien a pesar de cualquier adversidad, mediante su amor, consejos y ejemplos. A mi hermano Kelvin para que nunca desista de sus sueños tan anhelados de cambiar el mundo por medio de nuevos descubrimientos.

Bella Lissette Mena

AGRADECIMIENTO

Por medio de estas palabras queremos agradecerle a Dios por habernos guiado a lo largo de nuestras vidas y carreras permitiéndonos vivir una vida de luchas, pruebas, aprendizajes, experiencias y llena de muchas bendiciones a lo largo de nuestra etapa universitaria.

A la vez queremos extender nuestro más profundo y sincero agradecimiento, a nuestros padres y familiares, por los valores que nos han inculcado, por su apoyo incondicional y por sus palabras de aliento. Sobre todo, por ser un ejemplo a seguir.

A los docentes de nuestra querida escuela de Ingeniería Electrónica en Control y Redes Industriales, que nos impartieron de su conocimiento en cada una de las cátedras, en especial a nuestro director de trabajo de titulación Ing. Javier Gavilanes MSc. por su valiosa orientación, ayuda y apoyo brindado para la culminación de este proyecto

A la Ing. Tania Parra MSc docente de procesos cárnicos de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, quien nos impartió sus valiosos conocimientos y orientación desde el desarrollo del anteproyecto hasta la culminación de esta tesis.

A nuestros amigos y compañeros de largas noches de estudio, por haber hecho de nuestros días en la universidad momentos inolvidables. En especial a: Andrés Ch., Juan G., Italo G., Martin L., Verónica A., Miguel C., Mishel J., Danilo V., Jonathan S y Alexander T. por formar parte de nuestras vidas en una ciudad ajena a nosotras, que poco a poco la sentimos tan nuestra gracias a su compañía, anécdotas vividas y sobre todo las cosas geniales que hemos compartido a lo largo de estos años.

Por eso y muchos más.... ¡Gracias!

TABLA DE CONTENIDO

INDICE DE TABLAS.....	x
INDICE DE FIGURAS.....	xii
INDICE DE GRÁFICOS.....	xiii
INDICE DE ANEXOS.....	xiiiv
RESUMEN.....	xv
ABSTRACT.....	xvi
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO I	
1	MARCO TEÓRICO..... 7
1.1	Sistemas de Automatización..... 7
1.1.1	<i>Tecnologías involucradas en la Automatización.....</i> 8
1.1.2	<i>Estructura de un Sistema Automatizado.....</i> 8
1.1.3	<i>Parte Operativa.....</i> 9
1.1.3.1	<i>Maquinaria.....</i> 9
1.1.3.2	<i>Accionadores.....</i> 10
1.1.3.2.1	<i>Cilindros neumáticos.....</i> 10
1.1.3.2.2	<i>Válvulas Neumáticas.....</i> 10
1.1.3.2.3	<i>Motores.....</i> 11
1.1.3.3	<i>Pre accionadores.....</i> 11
1.1.3.4	<i>Captadores.....</i> 11
1.1.3.5	<i>Interfaz hombre máquina.....</i> 11
1.1.4	<i>Parte de Mando.....</i> 12
1.1.4.1	<i>Tecnologías programadas.....</i> 12
1.1.4.2	<i>Tecnologías Cableadas.....</i> 13
1.2	Visión artificial..... 13

1.2.1	Antecedentes	13
1.2.2	Visión Artificial vs. Visión Humana	14
1.2.3	Composición Técnica	15
1.2.3.1	<i>Sistema de percepción</i>	16
1.2.3.1.1	<i>Iluminación</i>	16
1.2.3.1.2	<i>Espacios de color</i>	19
1.2.3.1.3	<i>Captación</i>	21
1.2.3.2	<i>Módulo de procesado</i>	21
1.2.3.2.1	<i>Adquisición</i>	22
1.2.3.2.2	<i>Pre procesamiento</i>	22
1.2.3.2.3	<i>Segmentación</i>	22
1.2.3.2.4	<i>Descripción</i>	23
1.2.3.2.5	<i>Conocimiento</i>	23
1.2.3.2.6	<i>Reconocimiento</i>	23
1.2.3.2.7	<i>Toma de decisiones</i>	23
1.2.3.3	<i>Sistema de actuación</i>	23
1.2.4	Aplicaciones	24
1.3	Sistemas de control de calidad	24
1.3.1	Sistemas de Control de Calidad en la Industria de Alimentos	24
1.3.1.1	<i>Importancia de los sistemas de control de calidad en la industria de alimentos</i> ...	24
1.3.2	Control de Calidad en la Industria Cárnica	25
1.3.2.1	<i>Características Organolépticas</i>	25
1.3.2.1.1	<i>Color</i>	25
1.3.2.1.2	<i>Textura</i>	27
1.3.2.2	<i>Herramientas tecnológicas aplicadas al control de calidad de carne</i>	28
1.3.2.3	<i>Análisis de imagen en calidad de carne</i>	29
1.4	Herramientas usadas	29
1.4.1	Raspberry Pi 3	29
1.4.1.1	<i>Hardware</i>	30

1.4.1.2	<i>Software</i>	31
1.4.1.3	<i>Raspberry pantalla táctil 7" Lcd</i>	31
1.4.1.4	<i>Cámara Raspberry Pi</i>	32
1.4.2	<i>Python</i>	32
1.4.3	<i>OpenCv</i>	32
1.4.4	<i>Técnica de OTSU</i>	33

CAPÍTULO II

2	MARCO METODOLÓGICO	¡Error! Marcador no definido.34
2.1	Métodos y Técnicas	34
2.2	Descripción del prototipo	35
2.3	Requerimientos de la planta	37
2.4	Diseño de las etapas de la planta	37
2.4.1	<i>Etapas del diseño de la estructura</i>	37
2.4.1.1	<i>Descripción de sensores</i>	38
2.4.1.2	<i>Descripción de actuadores</i>	40
2.4.1.3	<i>Ubicación de los dispositivos</i>	41
2.4.2	<i>Etapas de control</i>	42
2.4.3	<i>Etapas de adquisición de señales</i>	43
2.4.4	<i>Etapas de potencia</i>	45
2.5	Implementación del sistema de visión artificial	45
2.5.1	<i>Implementación del hardware</i>	47
2.5.1.1	<i>Cámara</i>	47
2.5.1.2	<i>Sistema de iluminación</i>	48
2.5.1.3	<i>Interface Sistema-Usuario</i>	48
2.5.2	<i>Implementación del software</i>	51
2.5.2.1	<i>Adquisición de imagen</i>	53
2.5.2.2	<i>Preprocesamiento</i>	54

2.5.2.3	<i>Segmentación de imagen</i>	57
2.5.2.4	<i>Descripción</i>	62
2.5.2.5	<i>Conocimiento</i>	64
2.5.2.6	<i>Reconocimiento</i>	66
2.5.2.7	<i>Toma decisiones</i>	68

CAPÍTULO III

3	PRUEBAS Y RESULTADOS	69
3.1	Evaluación sensorial humana	69
3.2	Evaluación sensorial del Prototipo	73
3.3	Análisis de la evaluación sensorial Humana vs. Prototipo	75
3.4	Calibraciones de Color y Textura	78
3.4.1	<i>Calibraciones en base blanca</i>	78
3.5	Resultados de calibraciones	79
3.6	Propuestas y Trabajos futuros	81
	CONCLUSIONES	82
	RECOMENDACIONES	83

BIBLIOGRAFÍA

ANEXOS

INDICE DE TABLAS

Tabla 1-1: Fuentes de iluminación utilizadas en aplicaciones de visión artificial	16
Tabla 2-1: Métodos en líneas existentes	28
Tabla 1-2: Características de la banda transportadora	38
Tabla 2-2: Puntuación y Calificación de la carne bovina	47
Tabla 3-2: Tabla comparativa cámaras vs. características	47
Tabla 4-2: Escala de color considerados	63
Tabla 5-2: Escala de texturas consideradas.....	64
Tabla 6-2: Descripción de los parámetros CIELab	65
Tabla 7-2: Descripción de los parámetros en la textura	66
Tabla 1-3: Escalas de Color y textura y sus ponderaciones	70
Tabla 2-3: Tiempos estimados de Color, Textura y Total	71
Tabla 3-3: Evaluación Final determinada por los Jueces	72
Tabla 4-3: Datos de Color y Textura del prototipo	74
Tabla 5-3: Color Jueces vs. Color Prototipo	76
Tabla 6-3: Análisis Color Jueces vs. Color textura.....	76
Tabla 7-3: Textura Jueces vs. Textura Prototipo	77
Tabla 8-3: Análisis Textura Jueces vs. Textura Prototipo	78
Tabla 9-3: Parámetros de Calibración de Color CIELab	79
Tabla 10-3: Resultado de Calibraciones	80
Tabla 11-3: Análisis de Calibración Color y Textura	81

INDICE DE FIGURAS

Figura 1-1: Tecnologías involucradas en la automatización.....	8
Figura 2-1: Modelo estructural de un sistema de automatización	9
Figura 3-1: Actuadores neumáticos e hidráulicos.....	10
Figura 4-1: Sensores Industriales.....	11
Figura 5-1: Clasificación Tecnológica.....	12
Figura 6-1: Primera fotografía tomada. Titulada Point de vue du Gras.....	14
Figura 7-1: Composición técnica de un Sistema de Visión Artificial.....	15
Figura 8-1: Técnica de iluminación frontal	17
Figura 9-1: Técnica de iluminación lateral	17
Figura 10-1: Técnica de iluminación por campo oscuro	18
Figura 11-1: Técnica de iluminación por contraste	18
Figura 12-1: Técnica de iluminación axial difusa.....	19
Figura 13-1 Representación gráfica de CIELAB	20
Figura 14-1 Representación gráfica del color HLS.....	20
Figura 15-1: Matriz y sensor CCD	21
Figura 16-1: Diagrama de bloques del módulo de procesado de una imagen	22
Figura 17-1: Piezas de carne, color rojo purpura (izquierda) y color pardo (derecha)	26
Figura 18-1: Patrones de color de carne bovina por FMVZ de la UNAM.....	27
Figura 19-1: Textura de la carne.....	27
Figura 20-1: Raspberry Pi 3.....	30
Figura 21-1: Partes de un Raspberry Pi 3	30
Figura 22-1: SO Raspberry Pi 3.....	31
Figura 23-1: Raspberry Pantalla Táctil 7”	31
Figura 24-1: Cámara de Raspberry Pi.....	32
Figura 1-2: Diagrama de bloques del funcionamiento del prototipo	35
Figura 2-2: Algoritmo general del sistema	36
Figura 3-2: Estructura de la banda transportadora.....	37
Figura 4-2: Funcionamiento y comportamiento de un sensor laser	39
Figura 5-2: Comportamiento de un sensor Inductivo	39
Figura 6-2: Electroválvula 5/2	40
Figura 7-2: Cilindro doble efecto.....	41
Figura 8-2: Motor DC	41
Figura 9-2: Ubicación de los Dispositivos.....	42
Figura 10-2: Diagrama de bloques de la Etapa de Control	42

Figura 11-2: Logo de Opencv & Python	43
Figura 12-2: Diagrama de adquisición de señales de los sensores	44
Figura 13-2: Modo BCM y BOARD	44
Figura 14-2: Diagrama de potencia	45
Figura 15-2: Diseño de iluminación	48
Figura 16-2: Ventana principal del diseño de interfaz.....	49
Figura 17-2: Ventana inicio del diseño de interfaz.....	49
Figura 18-2: Ventana Calidad del diseño de interfaz.....	50
Figura 19-2: Ventana Resultado del diseño de interfaz.....	50
Figura 20-2: Ventana Color del diseño de interfaz.....	51
Figura 21-2: Ventana Textura del diseño de interfaz.....	51
Figura 22-2: Diagrama de bloques del Algoritmo de VA.....	52
Figura 23-2: Muestreo y Cuantificación en una imagen.....	53
Figura 24-2: Digitalización de una imagen.....	53
Figura 25-2: Imagen RGB	54
Figura 26-2: Imagen en escala de grises	54
Figura 27-2: Imagen diferencia canal R-A	55
Figura 28-2: Imagen diferencia canal R-V	55
Figura 29-2: Diferencia de canales (izq), Filtro gaussiano (der)	56
Figura 30-2: Umbralización T=5 (izq), T=50 (der).....	58
Figura 31-2: Histograma.....	57
Figura 32-2: Histograma T automático OTSU (izq), Histograma T calculado OTSU (der)	59
Figura 33-2: T automático OTSU (izq), T calculado OTSU (der).....	59
Figura 34-2: Binarización de una imagen.....	60
Figura 35-2: Erosión de una imagen.....	61
Figura 36-2: Dilatación en una imagen.....	61
Figura 37-2: Recorte de una imagen.....	62
Figura 38-2: Imagen rgb (izq.), imagen CIELab (der.).....	65
Figura 39-2: Imagen RGB (izq.), Imagen HLS (der.).....	66
Figura 40-2: Máscara de una imagen.....	67
Figura 41-2: Filtros de color de carne bovina en una imagen.....	67
Figura 42-2: Representación de la jugosidad.....	68
Figura 1-3: Muestras de carne bovina.....	69
Figura 2-3: Valoración Sensorial en la planta de cárnicos	70
Figura 3-3: Muestras de Calibración	79

INDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1-3: Tiempo de evaluación Color-Textura.....	71
Gráfico 2-3: Color de las muestras determinada por los jueces.....	72
Gráfico 3-3: Textura de jueces determinada por los Jueces.....	73
Gráfico 4-3: Color determinado por el prototipo	74
Gráfico 5-3: Textura determinada por el prototipo	75
Gráfico 6-3: Dispersión de datos de Color.....	77
Gráfico 7-3: Dispersión de datos de textura.....	78
Gráfico 8-3: Calibración de Color	80
Gráfico 9-3: Calibración de Textura	81

INDICE DE ANEXOS

Anexo A: Evaluación sensorial N°1 tabulación de datos

Anexo B: Evaluación sensorial N°2 tabulación de datos

Anexo C: Promedio Color de Acuerdo a los Jueces

Anexo D: Promedio Textura de Acuerdo a los Jueces

Anexo E: Tiempo de determinación de color por 15 muestras

Anexo F: Tiempo de determinación de textura por 15 muestras

Anexo G: Análisis de datos de color en SPSS

Anexo H: Análisis de datos de textura en SPSS

Anexo I: Visita a la planta de Cárnicos ESPOCH

Anexo J: Diversos colores y aspectos de la carne

Anexo K: Reconocimiento de Colores y texturas en la carne

Anexo L: Acople electrónico mecánico del prototipo

Anexo M: Sistema de Iluminación

Anexo N: Evidencias de las Pruebas de evaluación

RESUMEN

El prototipo para el control de calidad de la carne bovina determinada por sus características organolépticas, basado en un sistema automático de inspección por visión artificial se desarrolló con el objetivo de garantizar una menor manipulación y estimación de tiempo por intervención humana en el proceso de valorización cárnica sensorial. Para la ejecución del proyecto se consideró un sistema de transportación lineal, utilizando sensores inductivos para detectar la localización de la bandeja a lo largo del sistema y mediante un sensor láser que detecta la presencia o ausencia de carne en el sistema. En cuanto al desarrollo del sistema de visión artificial (SVA) se implementó en un computador Raspberry Pi (RPi), con un lenguaje de programación multiparadigma (Python) empleando las librerías OpenCV. La adquisición de imágenes se realizó con la cámara RPi de 8Mp y un sistema de iluminación de técnica lateral. Para la eliminación de ruido se empleó el método gaussiano previo al desarrollo de la técnica de Otsu y operaciones morfológicas para la identificación de los parámetros de color y textura, que permitieron una mejor descripción de las imágenes. Para el reconocimiento y categorización de las características se usó una base de datos clasificada en cinco escalas de color y textura respectivamente. La evaluación de sistema se lo llevó a cabo con una comparación de análisis sensorial de quince muestras, entre un panel de cinco jueces seleccionados semiexpertos y el prototipo, arrojando un ahorro de tiempo aproximado a un 67% frente a la evaluación humana, y con un 23,4% de error en la evaluación. Por consiguiente, el prototipo implementado proporcionó un método objetivo no invasivo, con intervalos de tiempo menores de evaluación, pudiendo sustituir a futuro el panel evaluador por un solo usuario. Se recomienda el uso de procesadores rápidos para minimizar los tiempos de ejecución y realizar una exhaustiva investigación sobre espacios de color para mejor estimación de características en los alimentos.

Palabras claves: <TECNOLOGÍA Y CIENCIAS DE LA INGENIERÍA>, <INTELIGENCIA ARTIFICIAL>, <SISTEMAS DE AUTOMATIZACIÓN>, <CONTROL DE CALIDAD>, <ESPACIO DE COLOR>, <CARACTERÍSTICAS ORGANOLÉPTICA>, <SISTEMAS EMBEBIDOS>

ABSTRACT

The prototype for the quality control of the beef determined by its organoleptic characteristics based on an automatic system of inspection by artificial vision, was developed with the objective of guaranteeing less manipulation and estimation of time by human intervention in the sensorial meat valuation process. For the execution of the project a linear transportation system was considered, using inductive sensors to determine the location of the tray along the system and a laser sensor that detects the presence or absence of meat. The development of the artificial vision system (AVS) was implemented on a computer Raspberry Pi (RPI), with a programming language multi-paradigm (Python) using OpenCV libraries. The acquisition of images was done with the RPi camera and a side lighting system. The Gaussian method was used for noise cancellation prior to the development of the Otsu technique and morphological operations for the identification of color and texture parameters, which allowed a better description of the images. A data base witch was classified into five color and texture scales respectively was used to categorize the characteristics. The system evaluation was carried out with a sensorial analysis comparison of fifteen samples, between a panel of five selected, semi-expert judges and the prototype which showed a time-save of approximately 67% compared to the human evaluation with a margin of error of 23.4% in the evaluation. Therefore, the implemented prototype proposed a non-invasive objective method, with smaller time intervals of evaluation. This shows any future evaluator panels could be replaced by a single user. The use of fast processors is recommended to minimize execution times and to perform an exhaustive research on color spaces for better estimation of characteristics in foods.

Key Words: <TECHNOLOGY AND SCIENCE OF ENGINEERING>, <ARTIFICIAL INTELLIGENCE>, <AUTOMATION SYSTEMS>, <QUALITY CONTROL>, <COLOR SPACE>, <ORGANOLEPTIC CHARACTERISTICS>, <EMBEDDED SYSTEMS

INTRODUCCIÓN

ANTECEDENTES

Desde mediados del siglo XX, el consumo de carne bovina se ha ido incrementando, debido a que las personas consideran que este producto es de gran importancia para su alimentación, de tal forma que existe un aumento en su producción y de una u otra manera a traído consigo nuevos riesgos que pueden ocurrir desde la alimentación, transportación, ejecución o por el uso de sustancias farmacológicas del bovino afectando de esta manera la calidad cárnica.

Por tal razón existen metodologías basados en los sistemas de evaluación de la carne bovina que buscan predicciones de calidad en base a sistemas continuos o discretos, donde la primera medición genera niveles o grados de calidad, es decir predecir la calidad organoléptica de la carne que parten de observaciones y asociaciones científicas, mientras que la segunda medición caracteriza a cada canal de acuerdo a información categórica es decir: sexo, tipo de ganado, edad etc. Los sistemas continuos utilizan medidas subjetivas como la madurez fisiológica del animal.

Sin embargo los métodos de medida para evaluar el color de la carne se clasifican en tres grandes grupos: químicos, instrumentales físicos y los sensoriales. Donde los químicos, sus medidas están de acuerdo al contenido de pigmentación de la carne, los instrumentales físicos utilizan instrumentos que generan suficiente precisión de color y por último los sensoriales mismos que son valorados por la observación directa de un panel de jurados que se encargan de dar un valor global sobre el color de acuerdo a su valor cromático o aceptación, basándose en patrones de color de la carne que ya han sido desarrollados por Estados Unidos, Australia y Japón que evalúan factores que determinan la calidad siendo estos: marmoleo, color, brillo de la carne, firmeza, textura y color.

Por otro lado, el significado de calidad varía del productor al industrial, así como del carnicero al consumidor final, pero de manera general podemos decir que: “Calidad es el conjunto de características de un producto o servicio que satisfacen los deseos explícitos o implícitos del consumidor” (Blandino, 2005, p. 40).y que su sistema de valoración se determina de acuerdo a cada país.

Sin embargo, la valoración sensorial (color, textura, sabor y aroma), es la más influyente al momento de la compra debido a que son las primeras en ser valoradas por el consumidor y la aceptación que genera es necesaria para aumentar la rentabilidad de la industria cárnica. Debido a que el ojo humano es el sentido más desarrollado y sin duda el de mayor influencia para decidir, considerando su funcionamiento análogo al de una cámara fotográfica.

Por este motivo y para eliminar la subjetividad presente en el hombre varios han sido los instrumentos adoptados para que se encarguen de esta valoración (San Román, 2015, p. 21). Como son: (Aroca, 2006) quien realizó una tesis para La Universidad Politécnica de Cartagena en España con el título “Estudio y optimización de algoritmos de visión artificial para la inspección visual automatizada orientada al análisis de calidad de carne de B.F.T.”, que consiste en el diseño y consecución de Sistemas para Inspección Visual Automatizada (SIVAs) con el objeto del análisis y clasificación de la carne de Atún Rojo del Mediterráneo (BFT) así como la determinación de parámetros de calidad basados en técnicas de análisis de color y textura.

(Nunes, et al., 2015) han desarrollado una tesis para Universidad de la República en Montevideo con el nombre “Ultra Vacas”, que propone mediante fotografías ultrasónicas de animales vivos e imágenes de animales faenados calcular y analizar todos los parámetros relacionados con la ternura y calidad de la carne.

(Valdéz, et al., 2010) elaboraron un artículo publicado Estudios Sociales: Revista de investigación científica, con el nombre “Acortando la Brecha Digital para la trazabilidad sanitaria: el problema de la transferencia tecnológica en la ganadería sonoreense, caso SITAGAN”, con la finalidad de construir canales de comunicación efectiva, permanente, viables económicamente y culturalmente con el productor para realización de modelos exitosos de transferencia tecnológica.

FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿De qué manera el desarrollo de un prototipo para el control de calidad de la carne bovina determinada por sus características organolépticas, basado en un sistema automático de inspección por visión artificial, podrá garantizar un mayor o igual índice de efectividad en relación a los métodos biológicos tradicionales?

SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA

- ¿Cómo ayuda un sistema de control de calidad mediante visión artificial a mejorar la subjetividad y falta de importancia que da el ojo humano frente a las características organolépticas de la carne bovina para que su valoración sea apta para el consumo humano?
- ¿Es posible mejorar índices de tiempo para la valoración de calidad carne bovina gracias a un sistema de visión artificial?
- ¿Cuál es el grado de correlación entre el método biológico y el método por visión artificial para validar el control de calidad organoléptica en la carne bovina?

JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO DE TESIS

– JUSTIFICACIÓN TEÓRICA

El auge en el que se encuentra la visión artificial en la industria de alimentos, ocasiona la necesidad de explorar y evaluar características que determinen los índices de calidad de los productos que serán entregados a los consumidores. En la industria cárnica resulta fundamental contar con indicadores objetivos de la calidad de la carne, donde cabe destacar que los parámetros que abordan el control de calidad de la carne son varios, entre ellos el color y la textura los mismos que pueden ser valorados por sistemas de visión por computador gracias al procesamiento de imágenes.

Tradicionalmente estos indicadores se obtienen mediante métodos biológicos, métodos químicos y métodos sensoriales que permiten determinar la valoración de cárnicos las mismas que son realizadas por expertos en el área, implicando costos elevados en este procedimiento y con mayor tiempo de respuesta. Una herramienta que nos ofrece evaluar de manera objetiva estos parámetros a menor coste y tiempo son los SVC al igual que los métodos instrumentales físicos, gracias a la robustez de algoritmos que se pueden implementar en ellos, es mucho más fácil obtener características de interés para un estudio en concreto.

Se sabe de antemano que el color y la textura de la carne no son constantes por lo que para la binarización se ha recurrido a usar la técnica de umbralización de OTSU, que sirve para la segmentación de imágenes, procesamiento y la extracción de las características de interés de manera automática.

Si bien es cierto, que la carne bovina juega un rol importante en la industria alimenticia como parte esencial de la dieta del ser humano, es de suma importancia el estudio de calidad de la carne bovina. Y debido a que Ecuador en los últimos años ha sido evaluado como un país con gran potencial a desarrollarse en la industria cárnica, según Ministerio de Industrias y Productividad (MIPRO), para que cumpla con las normas internacionales en cuanto a higiene y calidad, es conveniente implementar procesos industriales automáticos no invasivos, que contribuyan a asegurar la soberanía de los sectores estratégicos para la transformación industrial y tecnológica establecidos dentro del Plan Nacional del Buen Vivir.

– JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA

En el presente trabajo de titulación se pretende evaluar por visión artificial las características sensoriales de la carne color y textura, tratando de mejorar la subjetividad humana, utilizando como base el conocimiento de los métodos Instrumentales físicos de donde se tomará como guía la metodología AMSA, 1992 para las mediciones de color y el método sensorial debido a que ningún método objetivo puede restituir íntegramente la percepción del ojo humano (Legras, 1981). De tal forma que la relación de estos dos métodos nos permiten establecer una metodología no invasiva en el proceso de valoración cárnica a diferencia de los métodos tradicionales. Para lo cual se desarrollará un prototipo para el control de calidad de la carne bovina determinada por sus características organolépticas, basado en un sistema automático de inspección por visión artificial que optimice tiempos y costos para en un futuro implementarlos en las áreas cárnicas del país permitiendo ser una herramienta para mejorar la eficacia de este proceso, donde la validación de este proyecto será empleada mediante la comparación de la valoración color, textura del método sensorial vs. la valoración de color y textura del prototipo. Cabe señalar que en el método sensorial se usan normalmente escalas de 1 a 5 ó de 0 a 50 debido a que será realizado por una panel de jueces sensoriales seleccionados, mientras que para el prototipo se usará el mismo número de escala.

Conocedores que en el mercado mundial de la carne bovina se encuentra en pleno crecimiento y con demandas insatisfechas y precios al alza, la misma que depende mucho de su calidad al momento de llegar al consumidor final, en tanto al mercado nacional, nuestro país también tiene un potencial futuro en la industria cárnica, el presente proyecto se fundamenta en buscar los mejores métodos de evaluación sensorial de la carne bovina de manera automática para que en un futuro sea considerado su implementación en las plantas cárnicas del país, como es el caso de los países latinos México y Uruguay, que ya disponen de dispositivos que permiten realizar estas valoraciones basados en procesamiento de imágenes para calcular diversos parámetros relacionados con la terneza y la cantidad de carne en el área del ojo de bife, el mismo que fue realizado en la Universidad de la República en Uruguay, obteniendo una mejor norma de análisis de la calidad de la carne para su comercialización y exportación.

Se debe considerar que Ecuador aún no está abastecido con la tecnología de punta como los países de potencias mundiales y mucho menos en el área cárnica ya que, por la ausencia de control en los camales el procesamiento del producto no tiene una confiabilidad de los consumidores, como es el caso del camal de Riobamba que fue clausurado en el 2013 por llevar malas normas de higiene y salubridad para el faenamiento y almacenamiento de cárnicos. Por lo que es necesario que existan sistemas de control de calidad de la carne complementarios en estos lugares y con mayor razón al encontrarnos en la era de la tecnología hacer uso de la visión artificial como un aliado para esta valoración.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

- Desarrollar un prototipo para el control de calidad de la carne bovina determinada por sus características organolépticas, basado en un sistema automático de inspección por visión artificial, para garantizar una menor manipulación y estimación de tiempo por intervención humana.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Establecer cuáles serán los requerimientos necesarios para la implementación de un sistema en el control de calidad de carne bovina mediante inspección por visión artificial, que resulte óptimo y efectivo.
- Desarrollar un algoritmo utilizando la técnica de OTSU que nos permita optimizar la valoración del color y la textura de la carne bovina apta para el consumo humano.
- Diseñar e implementar un prototipo para el control de calidad de la carne bovina determinada por sus características organolépticas basado en un sistema automático de inspección por visión artificial, que mejore la subjetividad.
- Evaluar la aceptación o la respuesta de las personas del área cárnica en cuanto al sistema de control de calidad de carne bovina, mediante un banco de pruebas para verificar el adecuado funcionamiento de la valoración organoléptica.

CAPÍTULO I

1 MARCO TEÓRICO

1.1 Sistemas de automatización

El ser humano desde sus inicios ha buscado herramientas que faciliten la realización de diversas tareas ya sean estas peligrosas, repetitivas o pesadas; desde la época de los egipcios pasando por los griegos, quienes usaron brazos mecánicos o sistemas hidráulicos en sus estatuas, así como la creación de diversos mecanismos y muñecos mecánicos a través de la historia.

Teniendo estos antecedentes que dieron paso a la creación del “automatismo”, la misma que se desprende de la palabra “automatización”, fueron los griegos quienes introdujeron el concepto de automatización como: autos que significa “por sí mismo” y maiomai que significa “lanzar”, todo esto corresponde a la necesidad de minimizar la intervención humana en los procesos de gobierno directo en la producción, vale decir, ahorrar esfuerzo laboral. a) (Nieto,2006, p.120)

Si bien es cierto en la actualidad muchas industrias están automatizadas o utilizan algún medio de automatización en algunas de sus fases de producción, debido a que la automatización minimiza tiempos de producción, mejorando la calidad del producto a menores costos de manufactura debido a un control existente en la producción, reduciendo así la intervención humana y la posibilidad del error humano que se podría tener presente, no obstante cabe recalcar que la automatización nos ha ofrecido muchos beneficios en la evolución tecnológica industrial.

La evolución tecnológica industrial ha traído consigo beneficios para el ser humano, siendo una de las principales razones: producir a costos cada vez menores para ser competitivos con una fabricación de 24 horas del día, interrumpiendo procesos únicamente con el objetivo de mantenimiento. De aquí que gracias a la automatización los trabajadores no tienen que realizar trabajos monótonos, pesados y mucho menos peligrosos para su salud. Sin embargo, la automatización enfrenta varias desventajas siendo estas: eliminación de puestos de trabajo, especialmente aquellos que pueden ocupar trabajadores de bajo nivel de cualificación es decir en vez de quince trabajadores no capacitados, se necesita un solo operario cualificado, encargado del servicio técnico. a). (F. Ebel, 2008, p.17) Podemos concluir que los sistemas automáticos están

dotados de un conjunto de elementos que se encargan del funcionamiento autónomo de un proceso.

1.1.1 *Tecnologías involucradas en la Automatización*

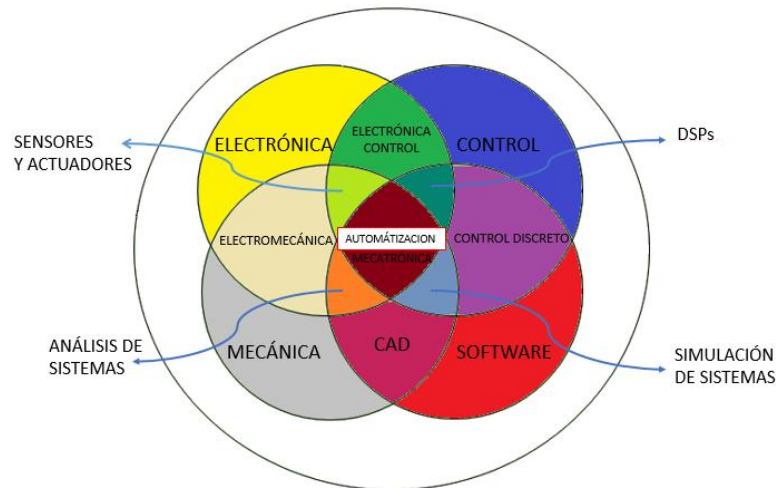


Figura 1-1: Tecnologías involucradas en la automatización

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017

“La automatización es, esencialmente, la convergencia de tres tecnologías: mecánica, electrónica e informática” b). (Nieto, 2006, p. 121), sin pasar por alto la tecnología que involucra a la teoría del control, como se puede apreciar en la **Figura 1-1**; sin duda alguna la automatización es la multidisciplinariedad de este conjunto de técnicas del desarrollo tecnológico, que de acuerdo con Ihsii, “el actual nivel de desarrollo de la tecnología automatizada se diferencia con el cielo y tierra de aquel estadio conocido como electromecánica, conjugación integrada de la mecánica, la electrotecnia y la electrónica aplicada.” c). (Nieto, 2006, p. 121).

1.1.2 *Estructura de un Sistema Automatizado*

Estando de acuerdo, que la automatización es la transferencia de tareas de producción realizadas por individuos a un conjunto de elementos tecnológicos, es necesario hacer uso de herramientas que faciliten este objetivo; es por eso que un sistema de automatización se clasifica en dos partes fundamentales y claramente diferenciadas siendo estas: la Parte Operativa y la Parte de Control.

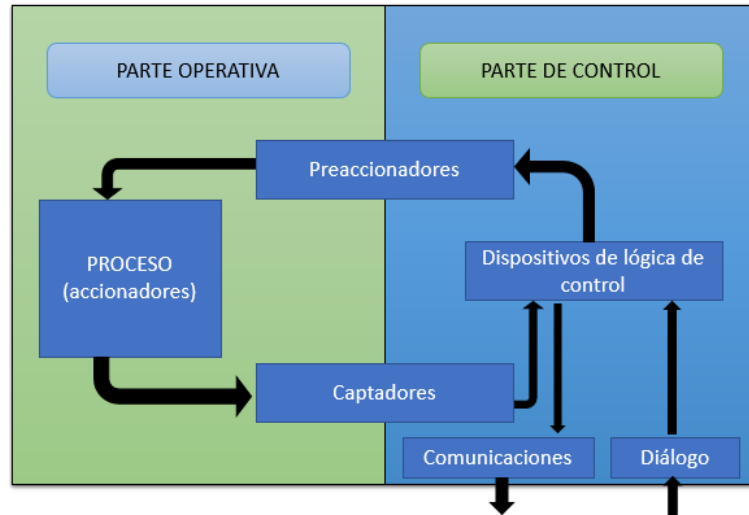


Figura 2-1: Modelo estructural de un sistema de automatización

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En consecuencia, la primera parte es la que actúa directamente sobre la máquina y la segunda engloba todos los instrumentos que se pueden usar, para controlar el proceso de automatización por medio de instrucciones de programación. “Ambas partes se comunican por medio de captadores binarios, transductores analógicos y digitales y dispositivos de pre accionamiento.” a) (Moreno, 1999, p.11). Donde los captadores y transductores son los encargados de recoger la información de los valores de las magnitudes físicas para pasarlas a la parte de control para su respectivo tratamiento, enviando así acciones de mando a través de los preaccionadores los mismo que son los encargados de permitir el control.

1.1.3 *Parte Operativa*

Esta parte del sistema lo constituyen todos los elementos que hacen posible el movimiento de la máquina realizando la operación encomendada. A continuación, se presentan estos componentes.

1.1.3.1 *Maquinaria*

La parte de la maquinaria está constituida por todos los mecanismos que hacen posible realizar los procesos, sean estos: transformaciones, traslados etc., de los productos o a su vez de la materia prima.

1.1.3.2 Accionadores

Son los dispositivos acoplados a las máquinas, que permiten realizar movimientos o cualquier otro accionamiento. Los mismo que se pueden clasificar en: accionadores eléctricos, neumáticos e hidráulicos.

-**Accionadores eléctricos:** Los mismos que usan energía eléctrica para realizar una función, siendo estos: electroválvulas, motores, etc.

- **Accionadores Neumáticos:** Hacen uso de la energía del aire comprimido, aquí podemos hallar, válvulas, cilindros etc.



Figura 3-1: Actuadores neumáticos e hidráulicos

Fuente: <http://manguerasysoluciones.com/wp-content/uploads/2013/05/>

1.1.3.2.1 Cilindros neumáticos

“Los cilindros neumáticos son componentes robustos, poco propensos a sufrir fallos y de gran duración. Si tienen las dimensiones apropiadas, pueden ejecutar movimientos a gran velocidad.”

b) (F. Ebel, 2008, pág. 53). Las funciones que podemos encontrar en los cilindros son de: cilindros de simple efecto y cilindros de doble efecto.

1.1.3.2.2 Válvulas Neumáticas.

Son elementos que sirven para controlar el caudal de aire comprimido en un sistema neumático, se pueden dar por diferentes accionamientos sean estos manuales, eléctricos, mecánicos o neumáticos. los usos de electroválvulas establecen la unión entre sistemas de control eléctrico y los sistemas de control neumático. “Estas válvulas conmutan reaccionando ante las señales de salida de la unidad de control y bloquean o abren el paso en la parte funcional neumática.” c). (F. Ebel, 2008, pág. 60).

1.1.3.2.3 Motores

Es un dispositivo que transforma la energía eléctrica en energía mecánica, induciendo corriente de una fuente externa la cual interactúa con el campo produciendo así, el movimiento o fuerza electromotriz.

1.1.3.3 Pre accionadores

Prácticamente es un amplificador de la señal de mando para comandar o activar los accionadores ya sea por conexión eléctrica, neumática o hidráulica.

1.1.3.4 Captadores

En otras palabras, son los sensores que tienen como función; captar información y transmitirlas hacia dispositivos que se encarguen de evaluar dicha información. De acuerdo a la aplicación que le demos encontraremos diversas formas de funcionamiento; las cuales se clasifican en captadores de acuerdo a su modo de funcionamiento, (óptico, inductivo, capacitivo, mecánico, etc.), por su magnitud de medición (recorrido, presión, temperatura, distancia, pH, intensidad de luz, etc.), y por último de acuerdo a su señal de salida (analógica, digital).



Figura 4-1: Sensores Industriales.

Fuente: <http://www.arpiie.com/images/Products/autonics%20320x200.jpg>

1.1.3.5 Interfaz hombre máquina

El HMI es la interfaz amigable que permite la comunicación entre el usuario y el proceso en ejecución.

1.1.4 Parte de Mando

Realiza el control de todas las operaciones encaminadas a mantener a la parte operativa bajo un determinado funcionamiento preestablecido b) (Moreno, 1999, pág. 21), por medio de gestión de entradas/salidas y tratamientos secuenciales de la producción.

Existen dos grupos que encaminan la función de la parte de mando de los sistemas automáticos siendo estas las tecnologías cableadas y las tecnologías programadas, como se muestra en la **Figura 5-1**.

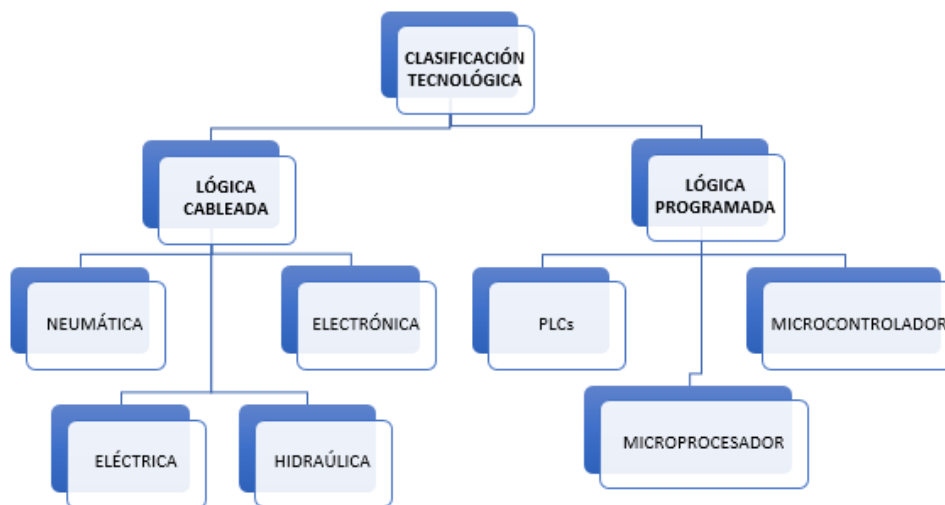


Figura 5-1: Clasificación Tecnológica

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

1.1.4.1 Tecnologías programadas

Esta tecnología se desarrolló gracias a la disponibilidad de microordenadores, microprocesadores y los autómatas programables. Los mismos que ofrecen fiabilidad y mejora en el control de procesos. A continuación, se detalla la tecnología de microcontroladores siendo esta, una de las soluciones más sencillas y económicas en el medio industrial.

-*Microcontrolador*: Es un dispositivo que integra en un solo circuito electrónico, memoria de programa (ROM), memoria de datos (RAM), microprocesador, unidades de entrada y salida que permiten la comunicación con el proceso a ejecutar.

1.1.4.2 *Tecnologías Cableadas*

Método tradicional para conexiones de dispositivos como: transductores eléctricos y electromecánicos, mediante conductores eléctricos.

1.2 **Visión artificial**

Sin duda, una de las definiciones más cercanas y completas hacia el término de visión artificial es la de Marr (1982, pp31), dónde dice: “Visión es un proceso que produce a partir de las imágenes del mundo exterior una descripción que es útil para el observador y que no tiene información irrelevante” (Sucar y Gomez, p.1).

Tres son los aspectos más relevantes a considerar: La visión es parte de una evolución tecnológica, del observador es de quien depende la descripción y resulta ventajoso reducir la información ineficaz.

“Dicho de otra manera, visión artificial o visión por computador es una técnica basada en la adquisición de imágenes con el fin de extraer información de determinadas propiedades de las imágenes adquiridas, logrando verificar un proceso o una actividad específica de manera limpia, segura y versátil” (Vargas, 2010: p.6).

1.2.1 *Antecedentes*

Niepce (1765-1833), químico francés en el año 1826 ubicó en el interior de una cámara oscura una superficie fotosensible y pudo obtener la primera fotografía, seguido a esto Daguerre (1787-1851) químico y de igual nacionalidad que Niepce llevó a la práctica el primer proceso fotográfico con el uso de una placa fotográfica que incluía vapor de mercurio y trisulfato de sodio (Platero, 2008: p.13).

“Desde que se inventó la fotografía se ha intentado extraer características físicas de las imágenes, pero el concepto de Visión Artificial es más amplio y recupera para sí, todos los conocimientos de análisis de las imágenes desempeñado por otras disciplinas desde los albores de la fotografía” (Platero, 2008: p.13).



Figura 6-1: Point de vue du Gras

Fuente:http://estaticos.muyhistoria.es/media/cache/320x240_thumb/uploads/images/pyr/54941b888c770c961fd6de0b/primer-foto.jpg

Podemos considerar que el campo de la visión artificial tiene sus inicios en el año 1964 dentro del programa espacial de la NASA. “El programa espacial utilizaba, en un principio, cámaras de televisión que enviaban imágenes analógicas de vuelta a la Tierra. Posteriormente, se cambió a la idea de usar una cámara digital y enviar la información en bits y bytes desde el satélite Mariner 4, en 1964, mientras volaba al planeta Marte. Fue con el procesado digital de dichas imágenes con lo que se dio inicio a lo que es en la actualidad el campo de la visión artificial” (Leberl, 2008).

Desde 1964 hasta la actualidad, las tareas de visión por computador se han desarrollado a grandes pasos. “Las técnicas de procesamiento se usan ahora para resolver una gran variedad de problemas. Aunque a menudo no relacionados, esos problemas requieren comúnmente métodos capaces de realzar y extraer la información contenida en las imágenes para su interpretación y análisis por parte de los humanos. En cualquier caso, se contemplan tanto técnicas de mejora de la calidad de las imágenes como relativas a la percepción de máquina” (Ramos et al. 2010: p.235.)

1.2.2 *Visión Artificial vs. Visión Humana*

El ser humano en minúsculas cantidades de tiempo tiene la capacidad de adquirir, procesar y asimilar información proveniente del mundo exterior, la misma que puede o no estar visible en su totalidad y en condiciones de iluminación variantes (Somolinos, 2002: p.31).

Sin embargo, el hombre también posee ciertas desventajas al medir longitudes físicas, en una industria por ejemplo se usa mucho el control de calidad y son los empleados quienes se encargan de ello. Estos procesos suelen tener varias horas de duración por lo que el ser humano tiende a cansarse o a distraerse generando resultados erróneos (Lozano y Orduz, 2015: p.16).

Por el contrario, con visión artificial y con menores o iguales tiempos de asimilación se puede emular variedad de procesos de visión elementales obteniendo un mínimo de error. De todo esto se ha concluido que los sistemas de visión artificial pueden resultar, es un factor importante en el desarrollo económico del hombre teniendo en cuenta que aun en varias acciones su mejora es necesaria (Somolinos, 2002: p.31).

1.2.3 Composición Técnica

La composición técnica de un sistema de visión Artificial se subdivide en dos sistemas: el sistema de percepción y el sistema de actuación. El primero está constituido por los sistemas de iluminación, de captación de la imagen y de adquisición de la señal en la computadora.

Se introduce la señal en el computador, el cual utiliza un algoritmo de procesamiento que permite obtener información que nos ayuda en la toma de decisiones y que le sigue a un sistema de actuación encargado de realizar sentencias en la parte externa del sistema (Groover et al., 1989).

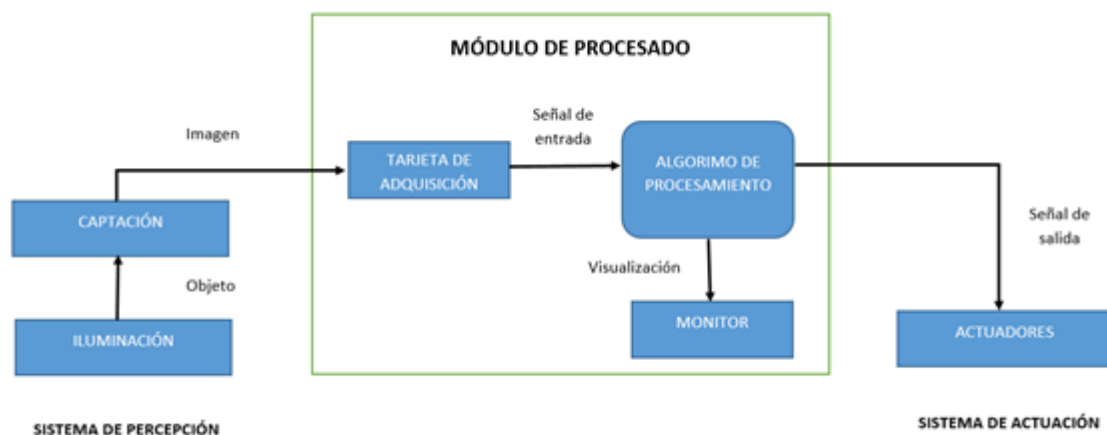


Figura 7-1: Composición técnica de un Sistema de Visión Artificial

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Para comprender de mejor manera el funcionamiento de un sistema de visión artificial es necesario estudiar cada sistema por separado, incluyendo el módulo de procesado.

1.2.3.1 Sistema de percepción

1.2.3.1.1 Iluminación

La iluminación es parte fundamental y de gran importancia al momento de implementar un sistema de visión artificial, ya que en muchas ocasiones una mala iluminación nos lleva a un procesamiento innecesario de la imagen, dando como resultado períodos de tiempo más largo durante su análisis.

Aislar el ambiente real de la escena y destacar los atributos de los objetos en análisis son los principales objetivos que persigue un sistema de iluminación, para ello consta de tres factores determinantes: fuentes, técnicas de iluminación y tipo de dispositivo de captura. (Vargas, 2010: p.10-11).

Tabla 1-1: Fuentes de iluminación utilizadas en aplicaciones de visión artificial

Nombre	Características
Incandescente	Económicas. Intensidad de luz ajustable. Deficiente en colores: azul, verde y amarillo. Se calienta.
Fluorescente	No se calienta. Su espectro se centra en los colores del ojo humano. Para frecuencias mayores a 250KHz.
Láser	Permite resaltar la tercera dimensión del objeto.
Led	Económicas. Durables. Para aplicaciones de intensidad de luz baja

Fuente: Fuente: Extraído de: (Constante y Gordón. 2015, p.33)

A continuación, se describen las técnicas de iluminación más utilizadas según sea su aplicación:

-Iluminación Frontal:

Tanto cámara como fuente lumínica se disponen frente al objeto en igual dirección. Elimina sombras y detecta marcas, colores y caracteres sin importar cambios de color en la superficie.

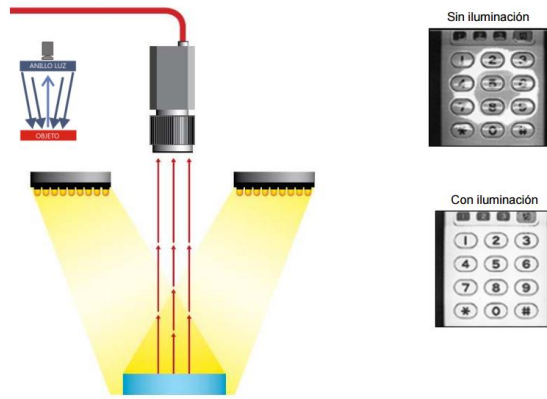


Figura 8-1: Técnica de iluminación frontal

Fuente: <https://goo.gl/38PZsA>

-Iluminación Lateral:

La cámara se dispone frente al objeto mientras que la dirección de la luz es lateral a este. Para resaltar relieves, bordes, fisuras y texturas.

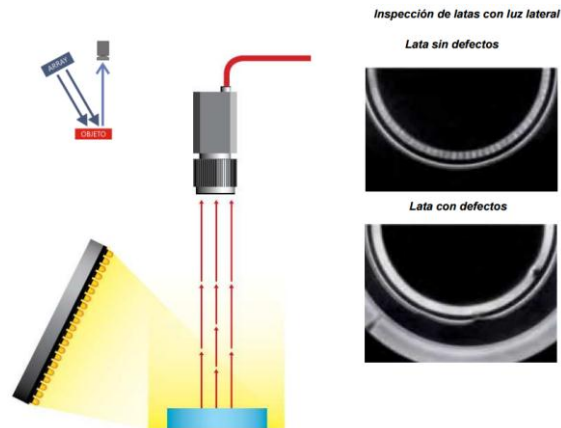


Figura 9-1: Técnica de iluminación lateral

Fuente: <https://goo.gl/38PZsA>

-Iluminación por Campo Oscuro (Dark Field):

Mediante un anillo la luz se emite lateralmente en toda dirección con un ángulo relativamente pequeño respecto a la superficie que contiene al objeto resaltando presencia de hendiduras, grietas y elevaciones.

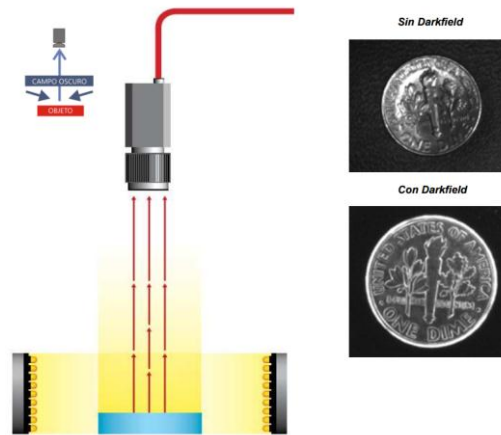


Figura 10-1: Técnica de iluminación por campo oscuro

Fuente: <https://goo.gl/38PZsA>

-Iluminación por Contraste (Backlight):

La cámara se posiciona sobre al objeto y la luz debajo de este. Facilita la determinación de perforaciones y la detección exacta del contorno del objeto.

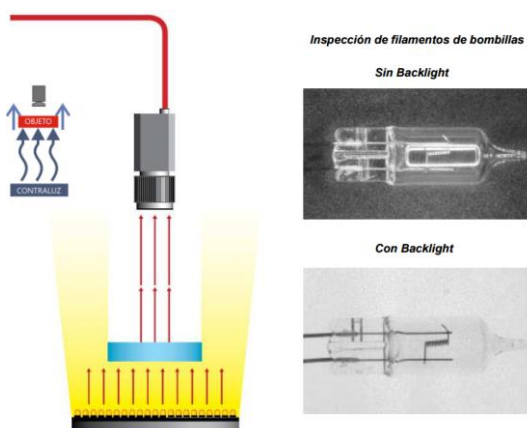


Figura 11-1: Técnica de iluminación por contraste

Fuente: <https://goo.gl/38PZsA>

-Iluminación Axial Difusa:

Con un ángulo de 90° la luz es emitida a través de un cristal semireflejante haciendo que los haces de luz se posicionen en igual dirección al eje de la cámara. Se lo usa para destacar elementos con imágenes e ilustraciones.

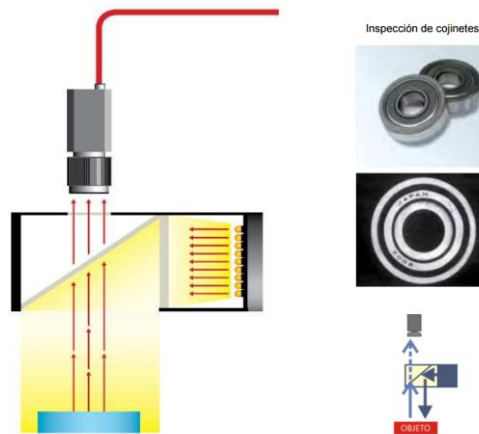


Figura 12-1: Técnica de iluminación axial difusa

Fuente: <https://goo.gl/38PZsA>

1.2.3.1.2 Espacios de color

La existencia del color se le atribuye a una fuente de luz, una superficie iluminada y un detector que sea el encargado de interpretar el “color”, siendo el receptor la retina del ojo quien es el encargado en emitir señales al cerebro humano para que genere una percepción subjetiva sobre el color que no es nada más que la combinación de los colores primarios. La interpretación que se da a un color se le denomina espacio de color que permite facilitar una forma normalizada del color.

– CIELab:

Es un espacio de color tomado como una transformación matemática de las coordenadas X, Y, Z; o dicho de otra forma en términos de Luminosidad (L^*), Cromo o saturación (c^*) y Hue o tono (H^*), que permite una descripción numérica del color de manera semejante al del ojo humano, en términos de luminosidad, tonalidad y saturación, los cuales son calculados a partir de a^* y b^* de acuerdo a las siguientes ecuaciones (DeMan,1992):

$$H^* = \arctang (b^*/a^*)$$

y

$$c^* = (a^{*2} + b^{*2})^{1/2}$$

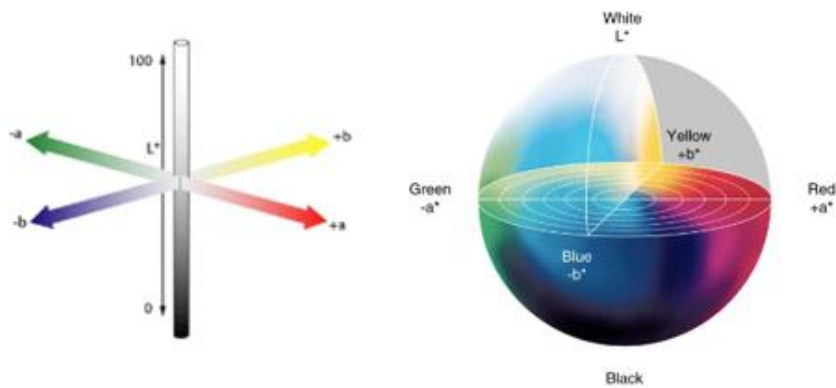


Figura 13-1: Representación gráfica de CIELAB

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

– HSL:

Es un espacio de color que define un modelo en términos de Tonalidad quien captura la información intrínseca del color, la saturación que es la diferencia entre un color y su propio brillo y luminancia que refleja la percepción subjetiva del brillo para los seres humanos, esto hace que este espacio permita caracterizar el color sobre histogramas Hue, siendo bastante robusto ante posibles cambios de brillo. (Jiménez, p.37)

El modelo HSL es una deformación no lineal del espacio RGB se representa gráficamente como en la **FIGURA 14-1**. Donde la distancia a los dos vértices corresponde a la luminosidad, el ángulo corresponde a la tonalidad y la distancia al eje, concierne a la saturación.

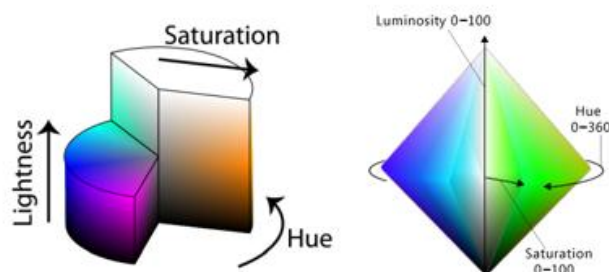


Figura 14-1 Representación gráfica del color HLS

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

1.2.3.1.3 Captación

Para el sistema de captación se utiliza una cámara la misma que hace uso de un conjunto de lentes que le permiten tomar una fotografía, entonces esta será enviada a una computadora encargada de adquirir, procesar y transmitir la señal.

Por ser económicas, contar con una alta resolución, tiempo de duración y por su simplicidad de manipulación las cámaras CCD (charge coupled devices o dispositivos de acoplamiento de carga), resultan ser las más compradas. “Son consideradas como dispositivos que poseen una baja deformación geométrica de la imagen, buena sensibilidad a la luz, así como resolución” (Figura 13-1), (Vargas, 2015: p.12).

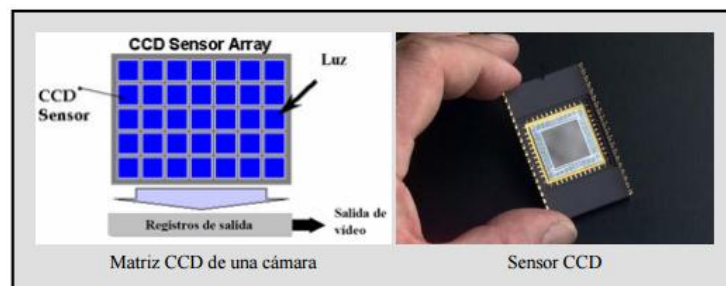


Figura 15-1: Matriz y sensor CCD

Fuente: <http://tesis.ipn.mx/jspui/bitstream/123456789/7250/1/68.pdf> pag 13

1.2.3.2 Módulo de procesado

El módulo de procesado abarca diversas actividades que presentan cierta complejidad, por lo que ha sido necesario dividirlo en niveles que irán reduciendo la cantidad de información hasta llegar a la descripción deseada. Se consideran los siguientes: (Gonzales y Woods, 2008: p.2).

-Procesamiento de bajo nivel: Abarcan operaciones de pre procesamiento como: eliminar el ruido, ajustar brillo, contraste y nitidez de la imagen.

-Procesamiento a nivel medio: Se encarga de la segmentación, descripción y clasificación de objetos de manera individual, se ingresan imágenes y se obtienen atributos de ellas.

-Procesamiento de nivel superior: Conlleva a la elaboración de un significado de objetos reconocidos, análisis e interpretación de imágenes.

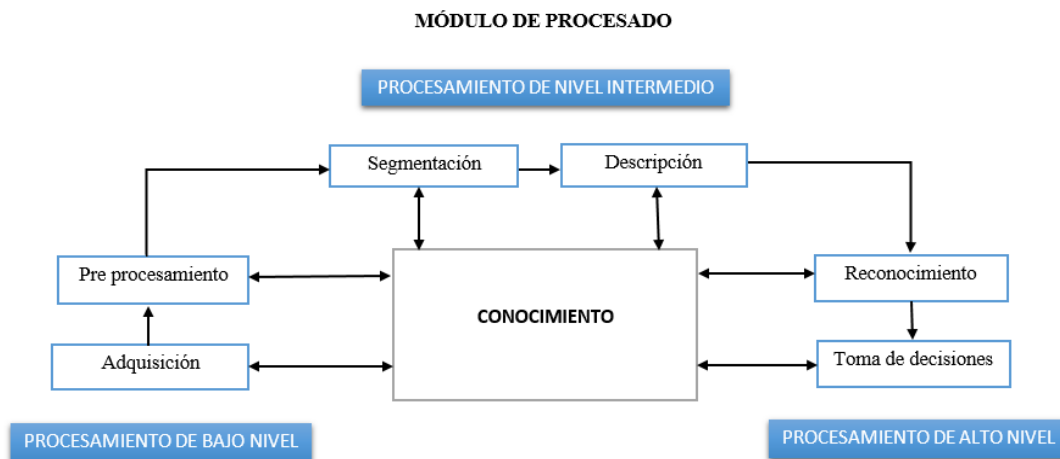


Figura 16-1: Diagrama de bloques del módulo de procesamiento de una imagen

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

1.2.3.2.1 Adquisición

La señal eléctrica adquirida por el sistema de captación es transmitida a un dispositivo que lleva a cabo el proceso de digitalización y cuantificación para obtener una imagen digital conformada por una matriz de números enteros representando cada uno el valor de su intensidad.

En la actualidad ya se cuenta con tarjetas de adquisición que transfieren no solo la señal eléctrica de la imagen si no también velocidad de transmisión, formato de datos, capacidad de captura de la imagen.

1.2.3.2.2 Pre procesamiento

En casi todos los casos esta etapa nunca es evadida dentro del proceso de visión artificial, ya que es la encargada de disminuir e incluso eliminar todos los problemas de ruido presentes en la imagen (Sobrado, 2003: p.2-7)

1.2.3.2.3 Segmentación

“La segmentación es el proceso mediante el cual una imagen se descompone en regiones o elementos que pueden corresponder a objetos o parte de objetos” (Sobrado, 2003: p.2-9,2-10).

Etapa encargada de determinar si a una imagen le corresponde un valor de pixel establecido. Comúnmente es representada por una imagen binarizada constituida únicamente por 0 y 1.

1.2.3.2.4 Descripción

La descripción se encarga de mostrar los atributos más significativos de la imagen, para ello se hace uso de modelos estadísticos o/y estructurales que expliquen su estado o composición (Sobrado, 2003: p.2-17).

1.2.3.2.5 Conocimiento

EL conocimiento engloba toda la información referente al tema en cuestión. Puede ser tan simple o tan complejo dependiendo las características finales a ser evaluadas o incluso comparadas si así lo amerita el caso (Vargas, 2010: p.27).

1.2.3.2.6 Reconocimiento

En esta etapa se encuentran los algoritmos computacionales que permiten identificar objetos a través de múltiples técnicas de reconocimiento y que nos conllevan a la fase de toma de decisiones (Vargas, 2010: p.26).

1.2.3.2.7 Toma de decisiones

Analizar diversas propiedades mediante un sistema de visión artificial se lo realiza principalmente para que pueda tomar decisiones que al hombre no le es posible debido a la propia subjetividad que lo caracteriza o por que le puede tomar demasiado tiempo y para lo cual hace uso de un sin número de actuadores.

1.2.3.3 Sistema de actuación

“Es el conjunto de elementos receptores de la información de alto nivel. Se trata de sistemas automáticos que responden electromecánicamente. Puede tratarse de monitores de altas prestaciones gráficas, robots, variadores de frecuencia, autómatas programables, dispositivos neumáticos e hidráulicos” (Vargas, 2010: p.14).

1.2.4 *Aplicaciones*

La detección de objetos en movimiento, reconocimiento de formas y patrones, reconocimiento de objetos tridimensionales y obtención de distancias de los objetos en escena tridimensional son las cuatro grandes áreas de aplicación de la visión artificial. (Pajares y De la Cruz, 2008: p.9).

1.3 **Sistemas de control de calidad**

La Sociedad Americana para el Control de Calidad (A.S.Q.C.) define la calidad como: “Conjunto de características de un producto, servicio o proceso que le confieren su aptitud para satisfacer las necesidades del usuario o cliente”.

Es el conjunto de actividades coordinadas y ordenadas que se aplican a un número establecido de elementos con el fin de llegar a la calidad. Estos elementos son:

- Estructura Organizacional
- Planificación (Estrategia)
- Recursos
- Procesos
- Procedimientos

1.3.1 *Sistemas de Control de Calidad en la Industria de Alimentos*

“La relación entre la ingestión de alimentos y la aparición de diferentes tipos de enfermedades fue evidente desde la antigüedad, la alteración, deterioro, adulteración o contaminación, son circunstancias conocidas desde hace mucho tiempo” (López, 2010).

1.3.1.1 Importancia de los sistemas de control de calidad en la industria de alimentos

El aumento del mercado ofertante y la variedad en sus productos han generado una mayor demanda por parte de los compradores, quienes exigen productos de mejor calidad. “Los consumidores están cada vez más informados de los posibles peligros que pueden acarrear los alimentos, a consecuencia de negligencias y errores que se están volviendo individual y colectivamente más exigentes en cuanto a la calidad de los diferentes productos” (López, 2010).

1.3.2 *Control de Calidad en la Industria Cárnica*

Cada ser humano tiene una percepción diferente en cuanto a calidad y si hablamos de calidad en la industria cárnica, existe muchos más índices de diferenciación subjetiva al momento de evaluarla, considerando que la calidad en la carne esta conllevada por tres propiedades: organolépticas, fisicoquímicas y las microbiológicas.

Sin embargo, los seres humanos al ser consumidores diarios de “carne”, son los principales evaluadores de este producto; de hecho la valoración del control de calidad en la industria cárnica y principalmente en la carne bovina, nació en 1996 a partir de la aparición de casos europeos acerca de la Encefalopatía Espongiforme Bovina y de la correlación que existía de esta enfermedad con los seres humanos y es desde allí que los principales mercados de este producto, exigieron sistemas y herramientas que satisficieran la inocuidad de alimentos y de las carnes en particular para proteger la seguridad de sus consumidores. (Green, 2007; citado en Valdez et al.,2010: p.156).

Los métodos de valoración de la carne pueden ser mediante métodos químicos, subjetivos y por instrumentos físicos; siendo los químicos valoraciones metodologías analíticas por vía química, mientras que los métodos por instrumentos físicos hacen uso de reflectómetros y colorímetros para la valoración; finalmente los métodos subjetivos que se los realiza con pictogramas pre establecidos por organizaciones que se encargan de estandarizar colores en las canales, dentro de este grupo de métodos esta: los jurados, patrones plasticos, Atlas munsell y los tintómetros de Lovibond, cabe señalar que la técnica que utilizan los jurados es la nota global sobre las características organolépticas físicas a cuestiones sobre descripción, decoloraciones en superficie y aceptación de las mismas. (Sañudo,1993)

1.3.2.1 *Características Organolépticas.*

1.3.2.1.1 *Color*

Es el factor más importante al momento del consumo debido a que el consumidor relaciona el color, como grado de frescura y calidad. Considerando que, en la carne al igual que en cualquier otro material al haber incidencia de luz sobre el cuerpo se produce una reflexión difusa, definida por el ojo humano como color.

Es así que CIE a determinado al color como un atributo visual de la combinación de componente cromáticos y acromáticos, que puede ser definida tanto de forma subjetiva, como con el apoyo de instrumentos colorimétricos.

Para la reproducción objetiva del color se considera tres características físicas: **Tono** (nombre del color), **Saturación** (es la Croma o intensidad del color), **Luminosidad** (que tan claro u oscuro es el color). Por tal motivo el uso de colorímetros en la evaluación del color de la carne hace uso de espacios de color como CIELAB debido a que describe los colores que percibe el ojo humano. (DeMan, 1992).

Por otra parte al comparar el color de la carne con el espacio de color CieLab, “ el parámetro de L* se correlaciona con el estado físico de la carne, debido al pH final del músculo, a la estructura de las fibras musculares y a la cinética implicada para establecer el rigor mortis; mientras que el tono es determinado por el estado químico del pigmento de mayor concentración en la carne, **(Figura 17-1)**. El tono en la carne fresca está relacionado con los factores post-mortem, mientras que el croma, se relaciona más con la concentración de mioglobina (Mb, de color rojo púrpura; oximioglobina, MbO₂, de color rojo vivo; metamioglobina, MetMb, de color pardo), que influye directamente en la saturación del color del músculo y se relaciona principalmente con los factores ante-mortem (tipo de músculo, edad, alimentación, genética, etc.).” (Braña et al., 2011, pp.21-25).



Figura 17-1: Piezas de carne, color rojo purpura (izq) y color pardo (der)

Fuente: Figura 5. Manual de Análisis de la Calidad en muestras de carne

Sin embargo otra forma más fácil de expresar el color de la carne, es mediante el uso de guías gráficas, los cuales son escalas o patrones, que representan a las diferentes variantes de la carne. A nivel mundial existen patrones para definir el color de diferentes especies (res, cerdo, ave, etc.) los mas conocidos son los desarrollados por Japón (Japanese Beef Lean and Fat Color Standards), Australia y USA (Asociación Americana en Ciencias de la Carne (AMSA) Guide 2012).

A continuación, se presenta un patrón para la evaluación de color de carne desarrollado por la Facultad de Medicina Veterinaria y Zootecnia de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), las misma que será un punto de partida para generar el patrón de color del prototipo, explicado mas adelante.



Figura 18-1: Patrones de color de carne bovina según FMVZ de la UNAM

Fuente: <http://biblioteca.inifap.gob.mx:8080/jspui/handle/123456789/3595>

1.3.2.1.2 *Textura*

De acuerdo a la norma ISO 5492:2 la textura se define como “todos los atributos mecánicos, geométricos y superficiales de un producto, perceptibles por medio de receptores mecánicos, táctiles y, si es apropiado, visuales y auditivos” (Rosenthal, 1999; citados en Braña et al., 2011).

El análisis de la textura consiste en determinar la terneza y jugosidad que componen la carne, se considera que, mientras más jugosa mayor es su nivel de madurez, la jugosidad depende de la cantidad de retención de agua y de los lípidos que esta contiene.

La textura o dureza/terneza es una de las características sensoriales más importantes de la carne, siendo considerada en la evaluación de calidad por parte del consumidor, para la determinación su aceptación. (Braña et al., 2011, p.31), de tal forma que pueden ser percibido a través de receptores químicos del gusto y receptores de la vista. (Espinosa, 2014, p.13).



Figura 19-1: Textura de la carne

Fuente: <https://previews.123rf.com/images/>

1.3.2.2 Herramientas tecnológicas aplicadas al control de calidad de carne

Una de las primeras herramientas creadas para las pruebas líneas para productos cárnicos fue desarrollado por primera vez por Bandfield en 1935, la misma que media la conductividad eléctrica de la carne de cerdo y de allí nació el problema de la carne oscura, dura y seca para que posteriormente otros científicos entre ellos Callow investigaron estudios acerca de las pruebas eléctricas para carnes vacunas, sin embargo en la actualidad existen infinitas herramientas utilizadas durante el procesos de evaluación de calidad de la carne citando así: los equipos de Warner-Bratzler, Vortex, colorímetros tricromáticos, potenciómetro fijo, electrodos, sensores, análisis de imagen, etc. a). (Grigioni y Paschetta, 2012, p.9).

En la actualidad una de las técnicas más utilizadas en el caso de cambios bioquímicos de la carne es la cromatografía líquida de alta resolución, pero, sin embargo, el crecimiento de la industria cárnica requiere un control de calidad más rápido y económico en su evaluación llevando así a los investigadores a enfatizar en la creación de sensores enzimáticos de tipo amperométrico ya que juega un papel importante para el control de calidad. (Hernández, 2010, p.45-50).

Una herramienta que también ofrece un futuro prometedor es el análisis de imagen en el control de calidad de carne siendo esté un método no invasivo. A continuación, se presenta una tabla de los métodos en línea existentes que permiten realizar diferentes predicciones en las valoraciones cárnicas.

Tabla 2-1: Métodos en líneas existentes

Base	Métodos	Predicción
Espesor de la grasa subcutánea y área del corte transversal del músculo	Análisis de las superficies de corte por medio de sondas ópticas con diodos, ultrasonido o video	Rendimiento de la carne. Suponiendo que el contenido óseo es constante (lo que no siempre es cierto), se resta un valor aproximado del contenido de grasa de la masa total para obtener el valor aproximado del contenido de carne.
Acidez, pH	Electrodo de vidrio (electrodo de calomelanos) o electrodo ISFET con chip de silicio	Palidez-oscuridad, exudación de líquidos, termeza
Impedancia eléctrica	2 ó 4 electrodos, conductividad, capacitancia, ángulo de fase	Palidez-oscuridad, exudación de líquidos, termeza
Reflectancia interna del músculo	Espectrofotometría por fibra óptica	Concentración de mioglobina, palidez-oscuridad
Reflectancia interna de la grasa	Espectrofotometría por fibra óptica	Coloración amarilla por caroteno, translucencia de triglicéridos de cadena corta
Tejido conectivo	Sonda de profundidad para fluorescencia UV	Cantidad y distribución del colágeno y la elastina, reticulación del colágeno con piridinolina
Reología	Sondas electromecánicas que usan la compresión o la rotación y deformación elástica detectada por ultrasonido	Dureza
Aspecto de la superficie	Análisis de imágenes por video	Forma de la carcasa (muscularidad), área del ojo del bife y marmoreado, color de la grasa subcutánea

Fuente: Extraído de: (Grigioni y Paschetta, 2012, p.11)

1.3.2.3 *Análisis de imagen en calidad de carne*

De acuerdo con el trabajo de investigación “Diseño y desarrollo del software SAE 3C INTA-PROCISUR”, la mayoría de los principales países productores y exportadores de carnes optan por sustituir los antiguos sistemas de clasificación subjetiva de reses por métodos objetivos (Teira y col., 2006). Por tal razón instrumentos basados en técnicas de análisis de imágenes y ultrasonido han sido implementados en varios países europeos, USA, inclusive en países latinoamericanos. b) (Grigioni y Paschetta, 2012, p.57).

La información que brinda las técnicas de análisis de imagen permite realizar aplicaciones dentro del campo de producción animal (Van der Stuyft y col., 1991). Y según Mendizabal y col. (2001) son varias las aplicaciones que permite la técnica de análisis de imagen en la determinación de calidad de carne: medida del grado de veteado, medida del color, estimación de la terneza y textura, entre otras.

Según Teira y col. (2006) esta tecnología resulta importante a la hora de predecir el rendimiento en cortes comerciales de una res o clasificar su calidad. Y es por eso que en la actualidad existen diversos sistemas de análisis de imágenes que han sido desarrollados en diferentes países: VIAScan® (Australia), BCC-2 (Dinamarca), VBS 2000 (Alemania), Norma-Class (Francia), Automatix (Inglaterra), Lacombe CVS (Canadá), entre otros.

A pesar de que hoy en día se disponen de estos sistemas, resulta conveniente desarrollar un sistema automático que informe acerca de la calidad de los diversos cortes debido a que, en el mercado cárnico ecuatoriano, aún no se han preocupado en su totalidad por este tipo de valoración mediante este tipo de métodos.

1.4 Herramientas usadas

A continuación, se detallan las herramientas utilizadas en el desarrollo del presente trabajo de titulación.

1.4.1 *Raspberry Pi 3*

Es un mini PC o computador de placa de bajo coste, de igual potencia que un ordenador normal a diferencia de su tamaño compacto y hardware muy eficiente. Raspberry pi 3.

A diferencia de los otros modelos posee en su circuito un chipset *Broadcom BCM 2387* con cuatro núcleos *ARM Cortex-A53* a 1.2 GHz, 802.11n wireless LAN, bluetooth 4.1 y bluetooth Low Energy (BLE) que le permite ser más dinámico y robusto que los otros modelos.

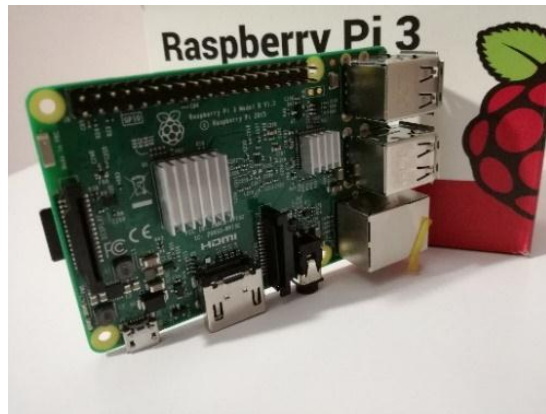


Figura 20-1: Raspberry Pi 3

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

1.4.1.1 Hardware

Es una computadora completamente funcional porque a pesar de ser una tarjeta de 85x54 mm posee un procesador ARM de 64 bits, una unidad de procesamientos gráficos VideoCore IV 3D con una RAM de 1GB, alojada en su placa 40 GPIOs además de contar con 4 puertos USB genéricos para conexiones de entrada (teclado y mouse) y conectores de audio/vídeo de 3,5 mm, puerto de HDMI y Ethernet e interfaces de cámara (CSI) y pantalla (DSI). Por último, cuenta con una ranura para tarjetas micro SD push-pull.

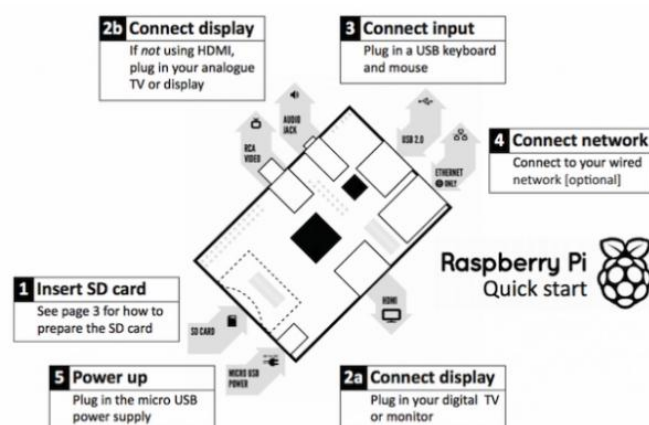


Figura 21-1: Partes de un Raspberry Pi 3

Fuente: <http://cdn3.computerhoy.com/sites/computerhoy.com>

1.4.1.2 Software

De acuerdo a las especificaciones de *Fundación Raspberry Pi* en su mayoría RPi, usa sistemas operativos basados en Linux, donde Raspbian es el SO oficial de la fundación, otros sistemas operativos son: Ubuntu MATE, Snappy Ubuntu Core, Windows 10 IO Core entre otros. Raspbian se puede instalar con NOOBS la misma que viene pre-instalada con un montón de software para la educación, la programación y el uso general.

Las versiones a las que se puede acceder de Raspbian son: RASPBIAN JESSIE CON PIXEL y RASPBIAN JESSIE LITE las mismas que se pueden descargar de la página oficial.

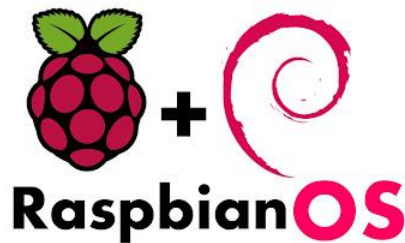


Figura 22-1: SO Raspberry Pi 3

Fuente: <https://goo.gl/MrtxCM>

1.4.1.3 Raspberry pantalla táctil 7" Lcd

Es una pantalla de 800 x 480 hasta unos hasta 60 fps que se conecta a través de una placa adaptadora que se encarga de la conversión de potencia y señal que sólo requiere de dos conexiones a la Pi: energía del puerto GPIO del Pi y un cable al puerto DSI, los controladores de pantalla táctil son de 10 puntos de capacitancia y un color hasta 24 bits.

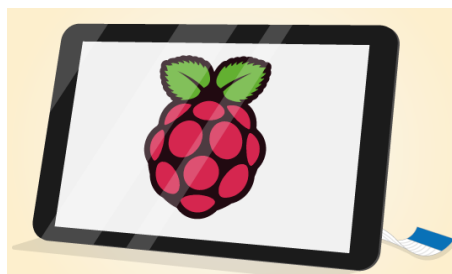


Figura 23-1: Raspberry Pantalla Táctil 7"

Fuente: <https://goo.gl/2HKc9z>

1.4.1.4 Cámara Raspberry Pi.

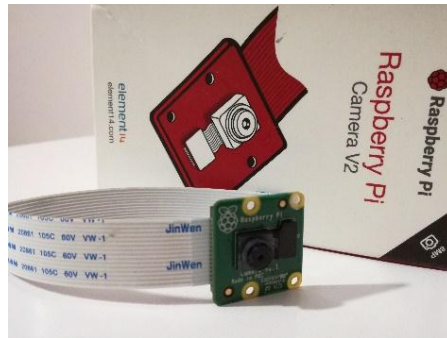


Figura 24-1: Cámara de Raspberry Pi

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La cámara v2.1 posee un sensor de 8 megapíxeles Sony IMX219 el mismo que permite capturar imágenes de alta definición mostrando una calidad de imagen y fidelidad de color bajo la actuación de poca luz.

1.4.2 Python

Es un lenguaje de programación de alto nivel orientado a objetos de código abierto, con amplia gama de librerías, módulos, tipos de datos, entre ellas OpenCv, numpy, WiringPi, matplotlib, etc. Python se soporta múltiples plataformas Linux, Windows, Mac entre otros.

1.4.3 OpenCv

Open Source Computer Vision o a su vez conocido como OpenCv es una librería de funciones escritas en lenguaje C/C++ para realizar tareas de procesamiento de imágenes y visión por computador que van desde lo básico (acceso a píxeles individuales, despliegue en pantalla, dibujo de formas) hasta lo avanzado, por ejemplo, filtrados. Manejada bajo diversas plataformas Linux, Windows, MacOS y con diversos compiladores. (Cadena,2011, p.1)

1.4.4 *Técnica de OTSU*

Otsu es una técnica de fijación de umbrales genérica de rendimiento excepcional, el mismo que se encarga de iterar todos los posibles valores de umbral de una imagen, tratando de buscar un umbral automático que minimice la suma de la varianza interclases de la imagen y separe el objeto y el fondo mediante la asignación de color binario a cada clase.

Existen varios métodos encargados de hallar el umbral adecuado, a pesar de ello no suelen ser los mejores cuando de trabajar con imágenes del mundo real se trata y más si se trata de alimentos puesto que estos debido a su composición varían frecuentemente ya sea de color forma y/o textura.

Este método es automático y es ahí donde se destaca su importancia y utilidad puesto que no requiere de control humano y tampoco de información acerca de la imagen previa a su procesamiento.

CAPÍTULO II

2 MARCO METODOLÓGICO

2.1 Métodos y Técnicas

– Métodos

Para la comprobación del tema de estudio se aplicará el método de investigación científica debido al procedimiento riguroso y de orden lógico para obtener resultados coherentes y verídicos de visión artificial en el control de calidad de carne bovina mediante un sistema automático, de igual manera se empleará un método lógico deductivo porque evidentemente se realizará un enlace de juicios en el desarrollo de los algoritmos de visión. Además, el uso del método analítico en vista que se analizará por separado color y textura para posteriormente llegar a una decisión de acuerdo al análisis de estos dos parámetros.

Por último, los métodos ingenieriles en el área de la automatización y visión artificial así como el estadístico inferencial. El primero, porque definen requerimientos que determinan características mecánicas de una estación de manufactura, con visión de máquina y de automatización de todo un sistema y el segundo porque se debe relacionar cuantitativamente los cálculos de probabilidad para llegar a una concurrencia del modelo para dar una validez al mismo.

– Técnicas

Recopilación de información, a través de documentos formales e informales sobre las nuevas tendencias de control de calidad de cárnicos por visión artificial, que a la vez se fundamenta y se complementa con la investigación y la validación de modelos del algoritmo para la determinación correcta de estándares de calidad.

De campo, debido a la realización directa en el medio donde se presenta la necesidad por medio del prototipo.

La técnica Testing permite valorar, validar y referenciar los resultados obtenidos en la verificación de las características en cuanto a tiempo y las propiedades definidas en la metodología.

2.2 Descripción del prototipo

El prototipo para el control de calidad de la carne bovina determinada por sus características organolépticas, basado en un sistema automático de inspección por visión artificial; pretende que, mediante la presencia de una muestra de carne bovina en el sistema, su resultado final será la valoración de calidad de la misma. La descripción del funcionamiento del prototipo se visualiza en la siguiente **Figura 1-2**. Donde, los sensores iniciales determinan la existencia del producto para arrancar con la banda de transportación pasando por una capsula donde estará integrado el sistema de iluminación óptimo para ejecutar el algoritmo de visión artificial, siempre que sea activado el sensor de la capsula, una vez hecho el análisis con el algoritmo se ejecuta nuevamente la banda trasportadora hasta llegar a un punto de clasificación donde dejará pasar únicamente la carne calificada mientras que el producto no óptimo será rechazado hacia otra localización o bandeja.



Figura 1-2: Diagrama de bloques del funcionamiento del prototipo

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

A continuación, se presenta el diseño del algoritmo general del sistema.

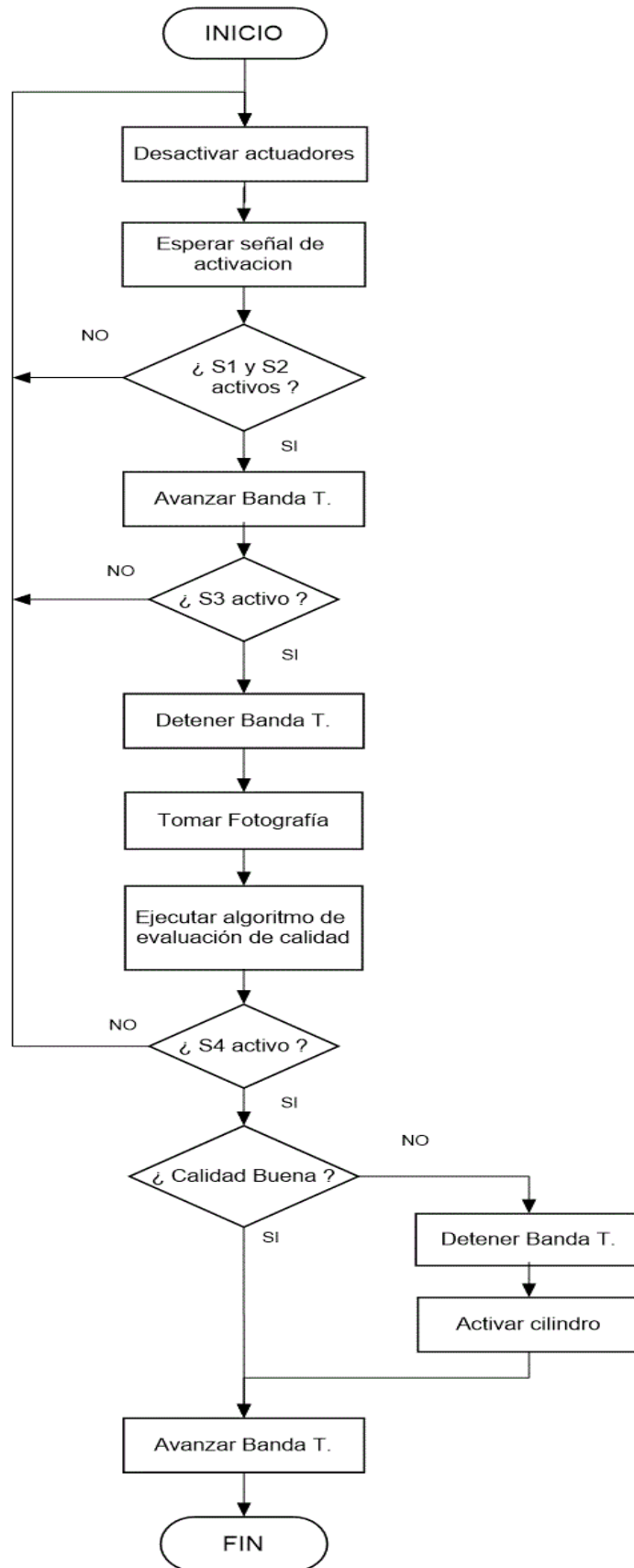


Figura 2-2: Algoritmo general del sistema

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.3 Requerimientos de la planta

Para el desarrollo del prototipo es necesario que cumpla con ciertos requerimientos considerando que está diseñado para la producción alimenticia, el material debe ser de acero inoxidable o un material no invasivo para productos cárnicos, sensores capacitivos de presencia industriales o semi-industriales que permitan ser indicadores para los accionamientos necesarios, un sistema de iluminación adecuado para la adquisición de imágenes a procesar y un algoritmo de visión óptimo.

2.4 Diseño de las etapas de la planta

A continuación, se presenta la descripción de cada una de las etapas, que se llevaron a cabo para el desarrollo del proyecto de titulación, empezando por el diseño de la estructura, la misma que está conformada por una banda de transportación, la etapa de control, etapa de adquisición de señales y la etapa de potencia, para posteriormente continuar con el diseño e implementación del sistema de visión y su algoritmo respectivo.

2.4.1 *Etapa del diseño de la estructura*

Por el hecho de estar trabajando con productos alimenticios y que la calidad de los mismos dependa de la poca o mucha manipulación que estos sufran, se ha considerado usar una banda transportadora.

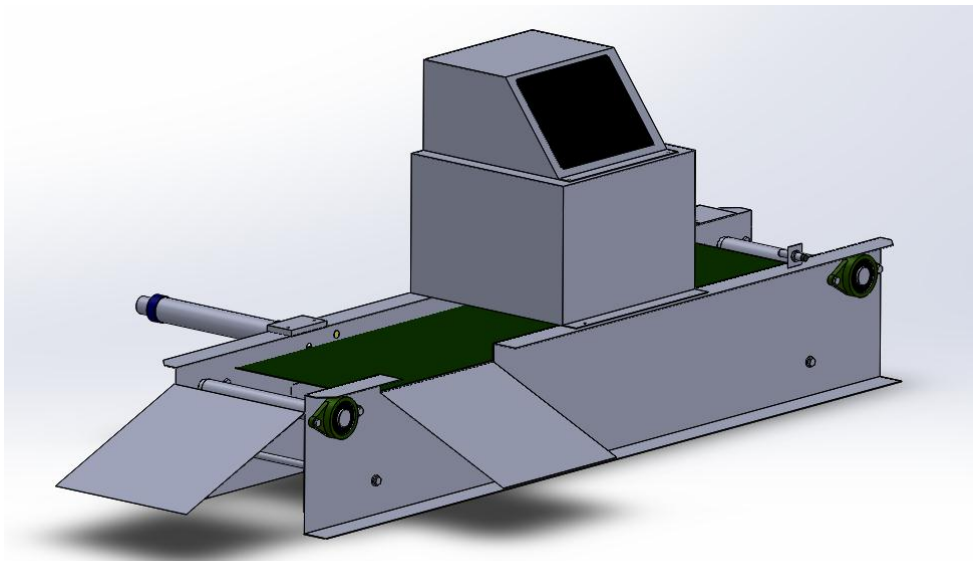


Figura 3-2: Estructura de la banda transportadora

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La banda esta constituida por dispositivos indicadores que le informan cuando debe avanzar o detenerse en algún lugar en específico, dispositivos actuadores encargados de las acciones a ejecutar con el producto; sobre ella esta instalada una cápsula para el SVA que evalúa las propiedades de la carne y puede tomar una decisión respecto a su estado.

Tabla 1-2: Características de la banda transportadora

CARACTERÍSTICAS	DESCRIPCIÓN
Tipo de material	Acero Inoxidable de axb
Longitud	1.2 m
Altura	0.2 m
Ancho	0.24 m
Tipo de transmisión	Lineal
Tipo de material de la cinta transportadora	PVC

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La banda fue implementada con estas características considerando que está destinada a usarse como prototipo y que cada porción de carne a evaluarse estará dispuesta sobre diferentes bandejas lo cual significa que no estará en contacto una muestra con otra y que tampoco se correrá el riesgo de que la carne se contamine por la cinta transportadora por el hecho de que no estarán en contacto directo.

Por consiguiente, es necesario mencionar que para diseñar cualquier tipo de maquinaria cuya aplicación sea en una industria alimentaria se deberá regir al “Reglamento Técnico Ecuatoriano **RTE INEN 131 SEGURIDAD E HIGIENE DE MAQUINARIA PARA PROCESAMIENTO DE ALIMENTOS**” (Artículo 15, literal b) de la Ley No. 2007-76 del Sistema Ecuatoriano de la Calidad).

2.4.1.1 Descripción de sensores

Consciente de la gama de sensores existentes en la industria se ha decidido trabajar con dos tipos de sensores: Sensor Laser, mismo que tendrán la función de detectar la presencia de la muestra de carne sobre la bandeja y los sensores inductivos encargados de detectar la presencia de la bandeja, a lo largo del sistema. A continuación, se describe el funcionamiento de cada uno de los sensores implementados:

– *Sensores laser:*

Detectan la presencia de cuerpos que interfieren con la propagación de la luz que genera el detector y como consecuencia modifica la salida del dispositivo, esta barrera de luz es generada por diodos electro-luminentes (emisor o fuente) y recibido por un fototransistor (receptor), en la **FIGURA 4-2** se detalla la composición interna del sensor laser de dos cuerpos y la interpretación del funcionamiento del sensor.

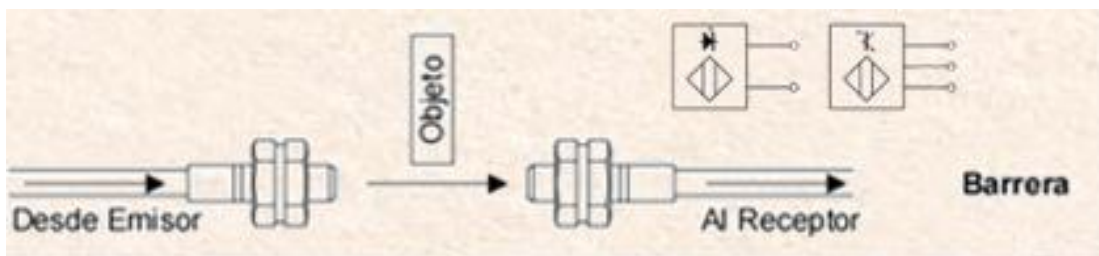


Figura 4-2: Funcionamiento y comportamiento de un sensor laser

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En específico, el sensor que se ha utilizado es el LAS-T12PO3MD de Ibest PNP, que funciona de 10-30 VDC, teniendo un foto laser de potencia de consumo $\leq 1\text{mW}$ y respuesta de $< 3\text{ms}$.

– *Sensor de Proximidad Inductivo:*

Detecta presencia o ausencia de objetos de material ferroso, su funcionamiento se produce debido a que en el interior del sensor posee un generador magnético y un devanado interno, y al existir presencia de corriente se produce un campo magnético y al aproximar un metal se provoca en él una corriente de Foucault reduciendo así la inductancia y cambio de amplitud de onda en el circuito, en este caso su aplicación será la detección de paso de una bandeja a través de la banda transportadora. El sensor utilizado es de tipo LM12-2003NA, 6-36VDC, $I=2000\text{mA}$.



Figura 5-2: Comportamiento de un sensor Inductivo

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.4.1.2 Descripción de actuadores

Como actuadores del sistema se ha considerado utilizar un motor de 12VDC para accionamiento de la banda transportadora y una electroválvula de 12VDC para operar un cilindro de doble efecto. A continuación, se detalla el comportamiento de estos actuadores:

– *Electroválvula:*

Se utilizó una electroválvula 5/2, para controlar el avance y retroceso del cilindro, donde en una posición avanza y en otra retrocede este método se utilizará para accionar el cilindro de clasificación de la carne en la etapa final.

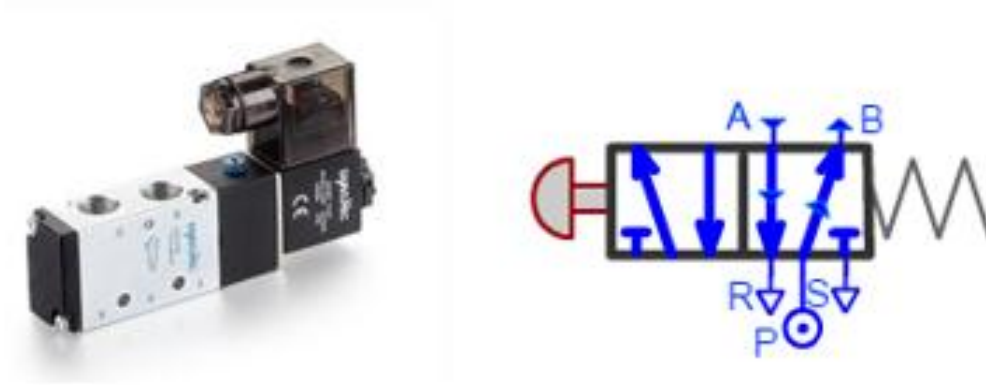


Figura 6-2: Electroválvula 5/2

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

– *Cilindro Doble Efecto:*

Se utilizó un cilindro de doble efecto para el accionamiento de clasificación, el funcionamiento se da por el avance del vástago que se desplaza en dos direcciones debido a la presión que se aplica en ambas caras del émbolo, donde en una posición avanza y en la otra retrocede, un cilindro está compuesto por un émbolo, vástago, culata anterior y posterior, junta anular, orificio de desaire reacción y de la conexión para el aire comprimido, detallados a continuación.

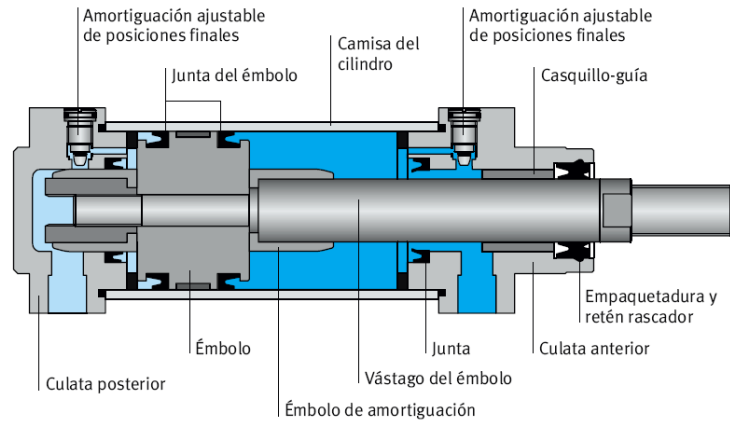


Figura 7-2: Cilindro doble efecto

Fuente: <https://encrypted-tbn0.gstatic.com>

– *Motor DC:*

El motor considerado para accionar la banda es un motor de 12V, en vista que no es necesario demasiado torque ni velocidad en nuestra banda y que la carga máxima de la muestra de carne es mucho menor a 1/2Kg, este motor resulta suficiente para el trabajo a ejecutar, ya que es un prototipo con una banda de 1,2m de longitud.



Figura 8-2: Motor DC

Fuente: https://www.motiondynamics.com.au/images/use_more_ish.jpg

2.4.1.3 *Ubicación de los dispositivos*

Los dispositivos fueron ubicados de forma lineal a lo largo del sistema como se puede apreciar en la siguiente figura.

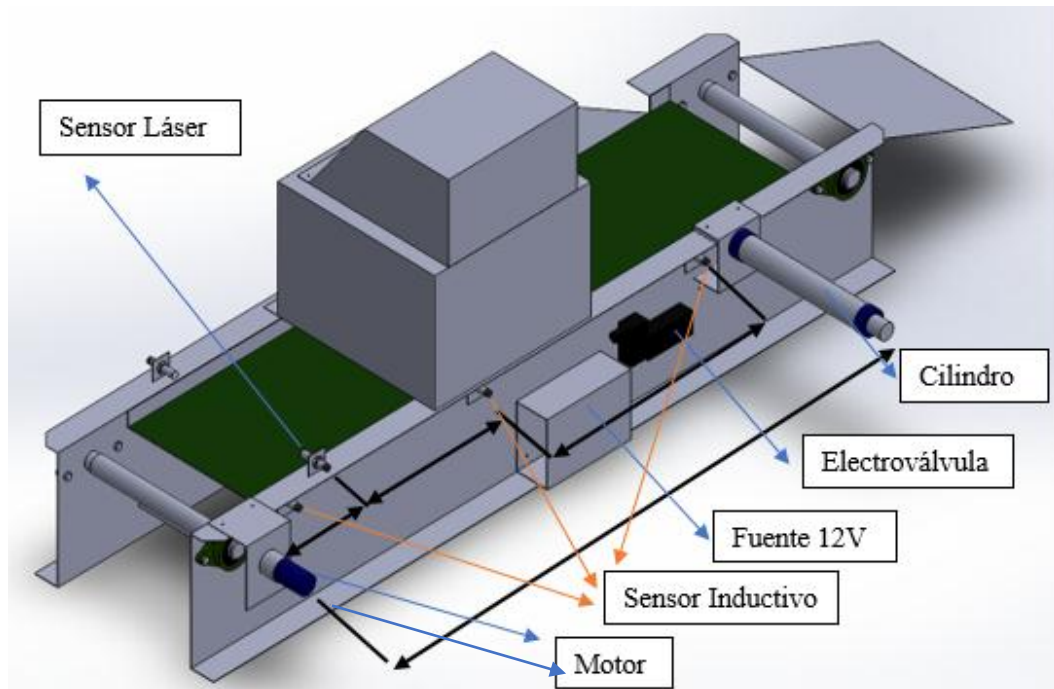


Figura 9-2: Ubicación de los Dispositivos

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.4.2 *Etapa de control*

Esta etapa del proyecto está constituida por un Raspberry Pi 3B, siendo la interfaz de una tarjeta controladora donde está cargado el código controlador escrito en Python. En la **Figura 10-2**, se detalla un diagrama de bloques correspondiente a la etapa de control, la misma que posee entradas/salidas digitales y analógicas tanto para la adquisición de datos como para la activación de los actuadores.



Figura 10-2: Diagrama de bloques de la Etapa de Control

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

El software de control usado es Python3 haciendo empleando las múltiples librerías que nos ofrece esta herramienta, detallando a continuación las implementadas:



Figura 11-2: Logo de Opencv & Python

Fuente: <http://bigdatadimension.com/face-recognition-using-raspberry-pi-opencv-python/>

```
>> from picamera import PiCamera
>> from tkinter import font
>> from tkinter import *
>> from PIL import *
>> from PIL import ImageTk
>> from tkinter import ttk
>> from time import sleep
>> import os
>> import cv2
>> import picamera
>> import time
>> import numpy as np
>> import math as m
>> import RPi.GPIO as GPIO
>> import tkinter as tk
```

2.4.3 *Etapa de adquisición de señales*

En esta etapa se determina la adquisición de datos de los sensores mientras en el apartado 2.4.2.1 se detallará la adquisición de datos de imagen. Debido a que las entradas de los GPIOs aceptan solo valores comprendidos entre 0v y 3,3v, se diseñó un circuito que permita recibir la señal de 12V de los sensores a valores aceptados por la Raspberry pi. A continuación, se presenta el diagrama respectivo.

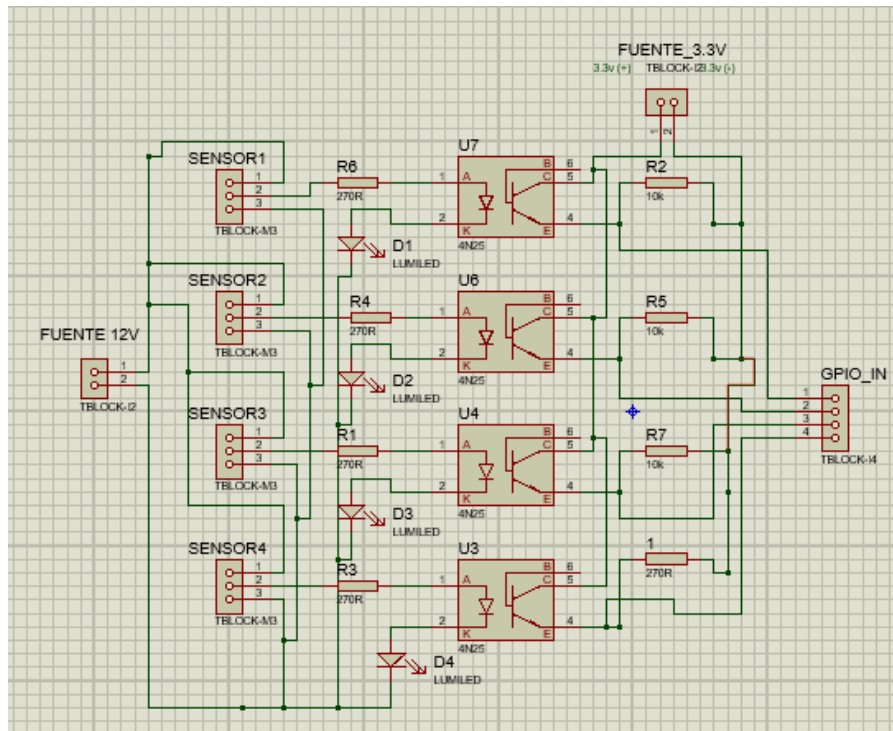


Figura 12-2: Diagrama de adquisición de señales de los sensores

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En el mismo, se hace uso de optoacopladores para aislar ópticamente las señales de emisión de los sensores con el componente electrónico, obteniendo a la salida una señal de 3.3v que se convertirán en la señal de entrada hacia los GPIOs de la RPi.

El sistema BCM usa el número de pin GPIO correspondiente, mientras que el sistema BOARD la numeración se basa en el orden de los pins de arriba hacia abajo de la placa, como se muestra a continuación:

PINS BCM			PINS BOARD		PINS BCM	
<50mA	3V3		P1			
BCM GPIO00/02	SDA0/1	8	1	2	5V	
BCM GPIO01/03	SCL0/1	9	3	4	5V	
BCM GPIO04		7	5	6	GND	
	GND		7	8	15	TX
BCM GPIO17		0	9	10	16	RX
BCM GPIO21/27		2	11	12	1	PWM0
BCM GPIO22		3	13	14		GND
<50mA	3v3		15	16	4	
BCM GPIO10	SPIMOSI	12	17	18	5	
BCM GPIO9	SPIMOSO	13	19	20		GND
BCM GPIO11	SPI SCLK	14	21	22	6	
	GND		23	24	10	SPI CE0 N
			25	26	11	SPI CE1 N

Figura 13-2: Modo BCM y BOARD

Fuente: <http://diymakers.es/usando-el-puerto-gpio/>

2.4.4 Etapa de potencia

Es la encargada de amplificar la señal proveniente de los GPIOs de la Raspberry Pi considerando que a la salida tendremos 3.3V se debe montar un circuito de potencia, que aislar y activar los actuadores: motor DC y Electroválvula que operan a 12V. A continuación, se presenta el circuito diseñado para la etapa de potencia utilizando un ULN2003 el mismo que permite trabajar con cargas inductivas debido a los transistores Darlington con emisor común y diodos de supresión de picos para tensiones de este tipo de cargas.

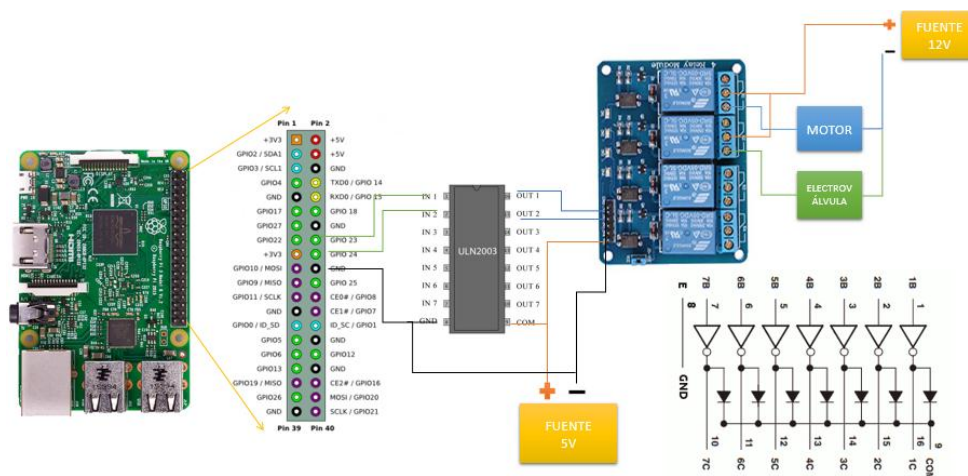


Figura 14-2: Diagrama de potencia

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Las sentencias para usar GPIOs se detallan a continuación:

- >> GPIO.setwarnings(False) #Desactivar mensajes de error
- >> GPIO.setmode(GPIO.BCM | GPIO.BOARD) # Modo de identificación para los GPIOs
- >> GPIO.setup(pin, GPIO.IN) # Declarado como puerto de entrada
- >> GPIO.setup(pin, GPIO.OUT) # Declarado como puerto de salida

2.5 Implementación del sistema de visión artificial

El SVA implementado se basa en la obtención de parámetros organoleptivos de calidad de la carne bovina específicamente de color y textura, los mismos que pueden ser apreciados mediante el sentido de la vista, hemos observado que en apartados anteriores se menciona la existencia de métodos de evaluación de color mediante instrumentos físicos (colorímetros), métodos químicos y métodos subjetivos.

Haciendo uso de este último ya que puede ser valorizado mediante jueces (y por ende por sentidos de la vista) que se encargan de dar una valorización global de acuerdo a las características mediante pictogramas pre establecidos por organizaciones que se encargan de estandarizar colores en los canales como ya se mencionó.

Para el desarrollo del prototipo se utiliza un rango de colores de cinco escalas debido a que sólo se cuenta con jueces sensoriales seleccionados de acuerdo al conocimiento y experiencia de la Ingeniera Tania Parra Magister en Industrias Pecuarias Mención Industrias de la Carne y docente de procesos cárnicos de la Epoch y en vista que un rango de escalas mayor a cinco colores genera una variante significativa de sensibilidad entre diferenciación de tonos.

En cuanto a los parámetros de textura, estos han sido extraídos del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USA) USDA, tomando en cuenta que las personas consumen la carne proveniente del músculo que está compuesto por el 73% de agua, cualidad que determina la jugosidad de este alimento.

Al igual que para el color hemos tomado en cuenta el conocimiento impartido por la Ing. Parra en donde se definen cinco escalas. En la **Tabla 2-2** se presenta una tabla extraída del documento del módulo de procesamientos cárnicos impartido por la ingeniera, la misma que servirá de base para poner en marcha el desarrollo del algoritmo para el prototipo en cuanto a color y textura.

Tabla 2-2: Puntuación y Calificación de la carne bovina

PARAMETRO	PUNTUACIÓN	CALIFICACIÓN
1) COLOR.		
Rosado Claro.	1	Excelente.
Rosado.	2	Muy Bueno.
Rojo.	3	Bueno.
Rojo Intenso.	4	Regular.
Rojo muy Intenso.	5	Malo.
1) OLOR.		
Intenso.	1	Excelente.
Muy Agradable.	2	Muy Bueno.
Agradable.	3	Bueno.
Desagradable.	4	Regular.
Muy Desagradable.	5	Malo.
1) TEXTURA.		
Muy Jugosa.	1	Excelente.
Jugosa.	2	Muy Bueno.
Normal.	3	Bueno.
Seca.	4	Regular.
Muy Seca.	5	Malo.
1) TERNEZA.		
Muy Blanda.	1	Excelente.
Blanda.	2	Muy Bueno.
Normal.	3	Bueno.
Dura.	4	Regular.
Muy Dura.	5	Malo.

Fuente: Extraído de: (Parra, Tania, 2016)

Sin embargo, se ha tomado como guía la metodología (AMSA, 1992) y la metodología sensorial, en las consideraciones para evaluar el color y textura de la carne a lo largo del desarrollo del proyecto.

A continuación, se detallan los recursos de Hardware y software para llevar nuestro sistema a un buen funcionamiento gracias a sus requerimientos previos.

2.5.1 *Implementación del hardware*

2.5.1.1 *Cámara*

Se ha considerado el uso del módulo de cámara de RPi, debido a la comparación que se ha realizado con otras cámaras las cuales podemos visualizar en la **TABLA 3-2**, por sus prestaciones en características, precio y sobre todo que es de la familia de RPi de bajo consumo de corriente y no hay necesidades de drives, como es el caso de la cámara iDS que es específicamente de uso industrial orientado a la visión artificial que también es una buena opción, sin embargo, es necesario la instalación de drivers para sistemas embebidos Linux y su precio deja mucho que decir, se ha descartado el uso de una cámara Logitech puesto que al ser web tiene bajas prestaciones para el análisis de visión artificial que requiere el sistema.

Tabla 3-2: Tabla comparativa cámaras vs. características

	Sensor	Resolución	Área sensor	Pixel size	Pixel class	Interfaz	Precio
iDS	CMOS C.	2592x1944(hxv)	3.620x2.720	1/4"	5MP	Usb 2	\$350
Picamera v2.1	CMOS Sony IMX219	3280 × 2464 pixels	3.68 x 2.76	1/4"	8MP	interface serie (CSI)	\$50
Picamera v	sensor OV5647	2592 × 1944 pixels	3.76 × 2.74 mm	1/4"	5MP	interface serie (CSI)	\$50
Logitech c920 Hd	-	1080P 30 FPS	-	-	3MP	Usb 2	\$190

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.1.2 Sistema de iluminación

El siguiente punto trata del diseño del sistema de iluminación para el sistema, donde en el apartado 1.2.3.1 ya se familiarizo con las diversas técnicas de iluminación, debido a que se trabajará con diferenciaciones de color y texturas, se ha seleccionado la técnica de iluminación lateral, la misma que permite resaltar relieves, bordes, fisuras y texturas.

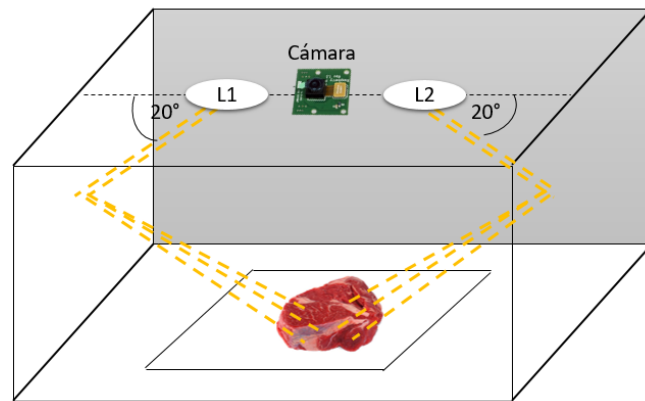


Figura 15-2: Diseño de iluminación

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Para el diseño se consideró dos Iluminarias (L1 y L2) de 6W, 6000K con un ángulo de 20°externos, para obtener una mejor distribución de luz en el encapsulado del sistema de visión, ahora bien si se implantara luz de día D65 de 6500K obtendremos una mejor visión de color de la muestra porque estas características corresponden a una luz media (ni blanca, ni amarilla), sin embargo se la descartó por la inexistencia en el mercado optando por el diseño ya mencionado, tratando de obtener una buena iluminación para un buen procesamiento de imagen.

2.5.1.3 Interface Sistema-Usuario

Para el interfaz del sistema, se hace uso del módulo Tkinter de Python siendo este un interfaz de bajo nivel suficiente para la visualización de la muestra a evaluar y la evaluación final, haciendo uso de los frames blancos correspondientemente. A continuación, se presentac las ventanas del interfaz grafico.

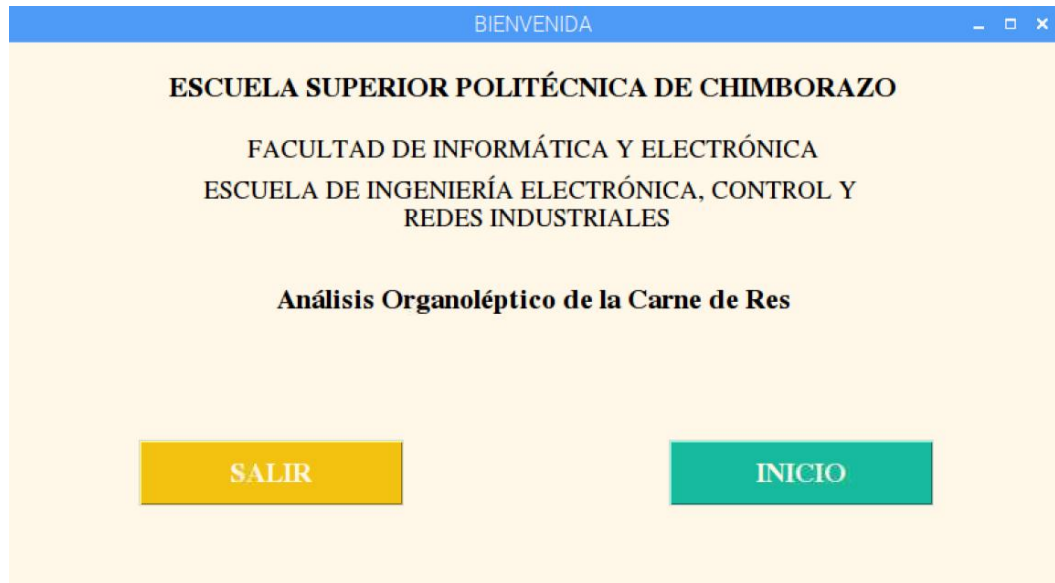


Figura 16-2: Ventana principal del diseño de interfaz

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En la **Figura 17-2** se visualiza la ventana del menú inicio en el que se encuentra las opciones: procesar, calidad y resultados.



Figura 17-2: Ventana Inicio del diseño de interfaz

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En la **Figura 18-2** se visualiza la opción calidad en la cual existe un indicador de color de acuerdo a si la carne es de buena o mala calidad.



Figura 18-2: Ventana Calidad del diseño de interfaz

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En la siguiente figura se muestra la ventana de resultados en la que podemos seleccionar la opción en color y textura que direccionaran a las figuras 20 y 21 correspondientemente interpretando las derivaciones de estas dos características evaluadas.

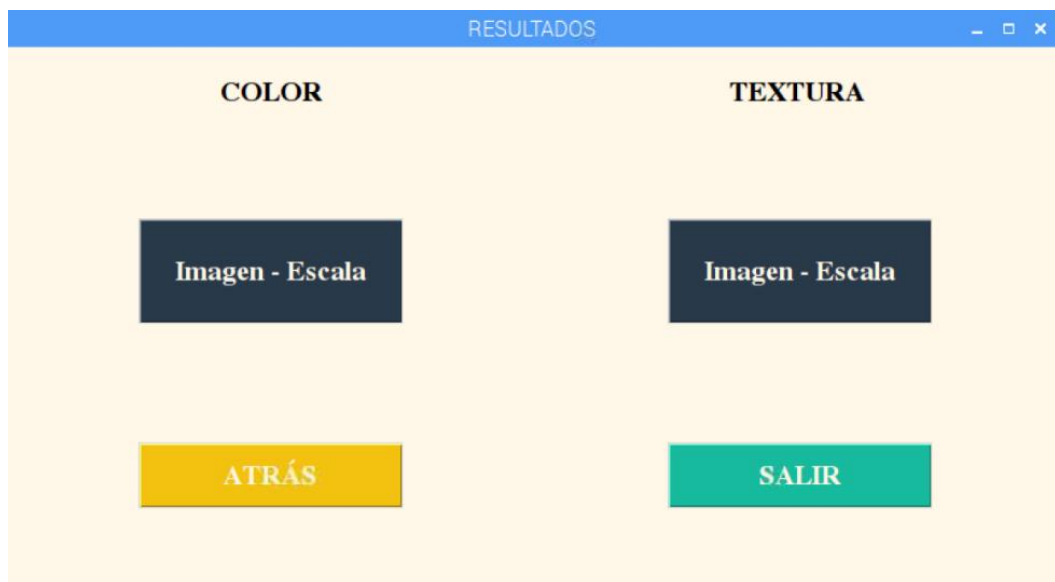


Figura 19-2: Ventana Resultados del diseño de interfaz

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.



Figura 20-2: Ventana de Color - Escala del diseño de interfaz

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.



Figura 21-2: Ventana Textura - Escala del diseño de interfaz

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.2 *Implementación del software*

La metodología utilizada para el desarrollo del algoritmo de visión se lo aprecia en el diagrama de bloques en la **Figura 22-2** y la función de cada una de las etapas es detallada a continuación.

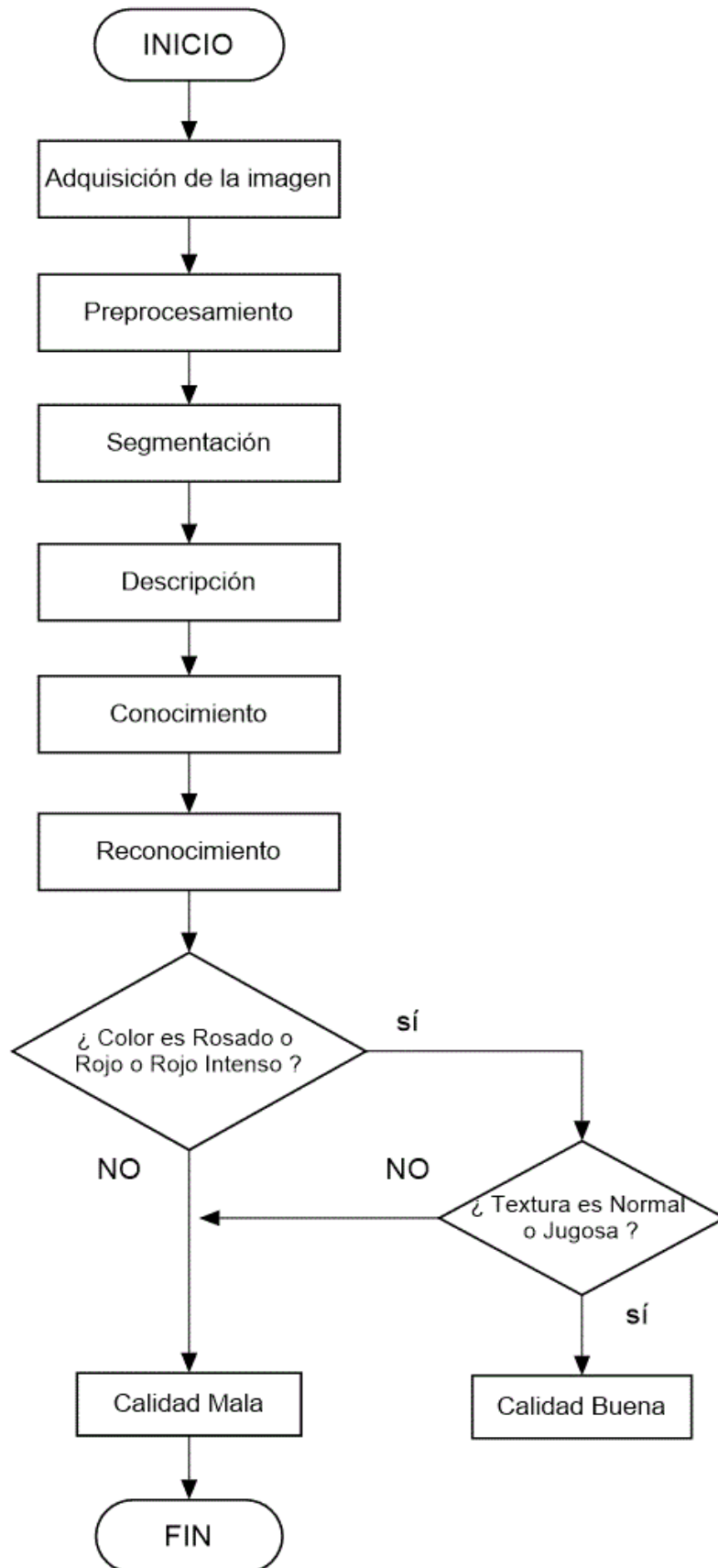


Figura 22-2: Diagrama de bloques del Algoritmo de VA

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.2.1 Adquisición de imagen

Una vez culminada la etapa de captación, la señal adquirida es enviada al procesador de la Raspberry Pi 3B para proceder a digitalizarla y posterior a ello pueda someterse a la etapa de procesamiento.

Sea una imagen una función bidimensional $f(x, y)$, donde x y y son sus coordenadas espaciales y f representa a la intensidad. Al proceso de digitalizar coordenadas lo denominamos muestrear mientras que al de digitalizar la intensidad se lo denomina cuantizar.

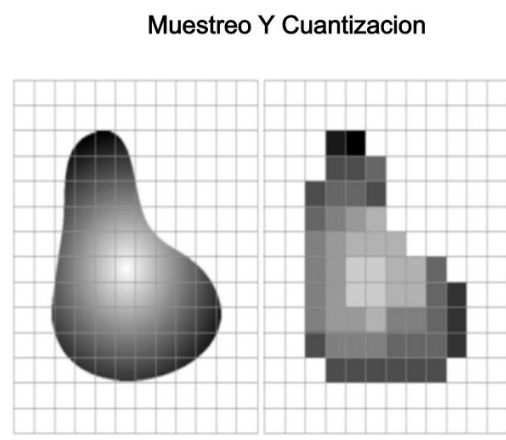


Figura 23-2: Muestreo y Cuantificación en una imagen

Fuente: <http://slideplayer.es/slide/3303993/>

La digitalización consiste entonces en descomponer esta función en una matriz de $M \times N$, que no es más que una cuadrícula conformada por puntos denominados píxeles. A los que se les asigna un valor tonal pudiendo ser: gris, blanco, negro o de color.

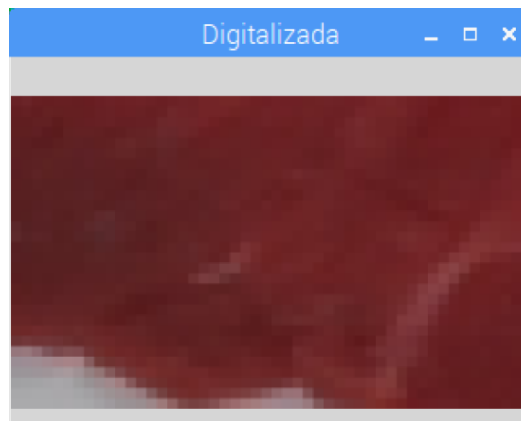


Figura 24-2: Digitalización de una imagen
Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La imagen a mostrarse en pantalla está dispuesta en el espacio de color en RGB y cuenta con una resolución de 320 x 240 pixeles, esto con el objetivo de acortar tiempos durante su procesamiento, ya que obtenemos los mismos resultados si con una resolución mayor se lo hiciera, contrario a lo que sucede con el tiempo de procesado.

La imagen en RGB cuenta con tres canales, correspondiéndole un valor de intensidades diferentes siendo estos: rojo, verde y azul con un rango de 8 bits para cada uno.

2.5.2.2 *Preprocesamiento*

Se procede a convertir la imagen de RGB a escala de grises que permite 256 tonos de gris entre negros y blancos, se lo puede hacer de dos maneras:

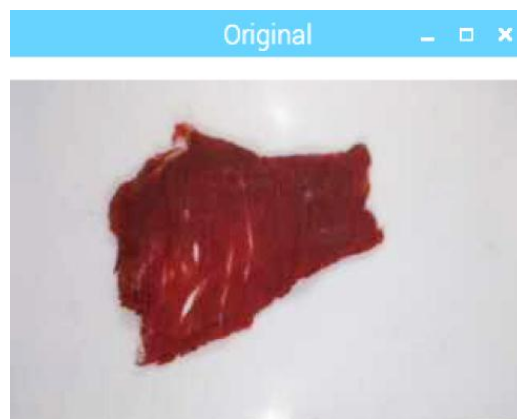


Figura 25-2: Imagen RGB
Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

1. Aplicando la función de la librería opencv:

```
>>> cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
```



Figura 26-2: Imagen en escala de grises
Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2. Realizando diferencias entre canales.

```
>>> B=np.matrix(read_img[:, :, 0])  
>>> G=np.matrix(read_img[:, :, 1])  
>>> R=np.matrix(read_img[:, :, 2])  
>>> cv2.absdiff(R,B)
```



Figura 27-2: Imagen diferencia canal R-A

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

```
>>> cv2.absdiff(R,G)
```

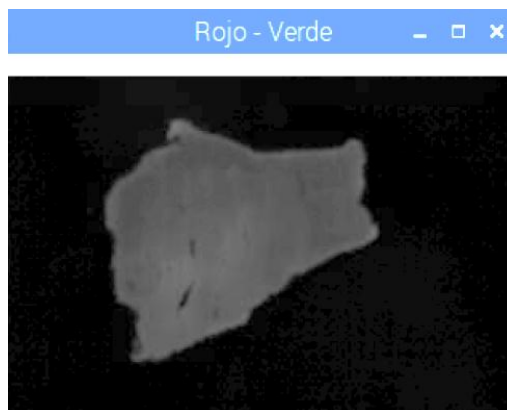


Figura 28-2: Imagen diferencia canal R-V

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La etapa de procesamiento es ejecutada dos veces en el algoritmo, la primera es de manera general obteniendo una imagen con una mejora significativa a la de su original, se considera que el color de la bandeja encargada de transportar la carne es blanco al mirar tanto la **Figura 27-2** como la **Figura 28-2** y no encontrar una diferencia significativa de tonos y que ambas resaltan muy bien el color de la muestra se considera usar cualquiera de las dos.

Se representa la imagen digitalizada en sus tres canales:

$$F(x, y) = fR(x, y) \cdot fG(x, y) \cdot fB(x, y)$$

Y mediante la siguiente ecuación se representa una imagen a escala de grises por diferencia entre canales:

$$f_{gris}(x, y) = fR(x, y) - fCanal BoG(x, y)$$

Para la segunda ocasión en la que se realiza nuevamente esta conversión es dentro del algoritmo de textura, a través de la transformación normal a escala de grises **Figura 26-2** ya que realiza mejor las características de la imagen para este fin.

Después de la transformación a escala de grises sea cual sea el caso es necesario aplicar un filtro para eliminar el ruido y cualquier tipo de perturbación durante la etapa de captación.

Gracias a las características de la raspicam, no se ve muy necesario la aplicación de varios filtros para eliminación de ruido, por ello se ha optado por usar el perteneciente al Suavizado Gaussiano, mediante la función: `cv2.GaussianBlur()`, en la que se especifica el ancho y la altura del kernel Gaussiano (positivo e impar), la desviación estándar en X y en Y.

```
>>> gauss_img=cv2.GaussianBlur(dif_img,(1,1),0)
```

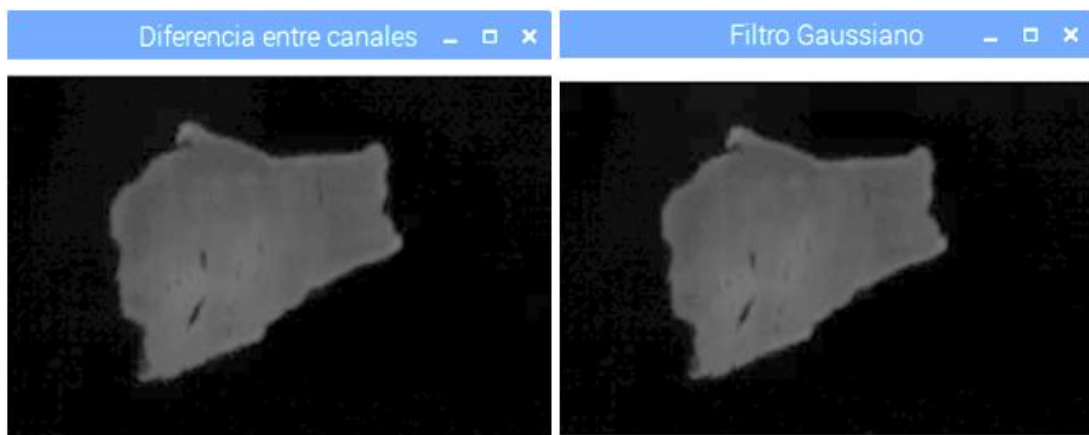


Figura 29-2: Diferencia de canales (izq), Filtro gaussiano (der)

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.2.3 Segmentación de imagen

El objetivo en esta etapa es obtener una imagen binaria y para ello se hace uso de la técnica de umbralización, que es empleada para poder separar los objetos en estudio respecto a su fondo.

Existen dos casos que se pueden presentar, así si el color de los objetos es más claro que el de su fondo y por el contrario si el color de los objetos es más oscuro que el de su fondo. El proceso consiste en aplicar un valor umbral a lo largo de una escala determinada de valores y poder filtrar de alguna manera la imagen. A continuación se ilustrarán imágenes con diferentes valores de umbral.

```
>>> ret,bin=cv2.threshold(img,T,255,cv2.THRESH_BINARY)
```



Figura 30-2: Umbralización T=5 (izq), T=50 (der)

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Esta manera de llevar a cabo el proceso para una imagen que no presenta variaciones es la indicada, lo contrario a este estudio en el que las imágenes están cambiando continuamente, por tal motivo se hace uso de la técnica de umbralización de OTSU, que obtiene una imagen binaria (blanco y negro) por medio de un umbral automático a partir de una imagen en escala de grises o bimodal.

Al observar la **Figura 30-2**, nos damos cuenta que estamos dentro del primer caso. Por tal motivo el umbral T se aplicará de la manera siguiente:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f_{gris}(x, y) < T \\ 0, & f_{gris}(x, y) \geq T \end{cases}$$

Para hallar el valor del umbral, Otsu hace uso del histograma de una imagen bimodal obteniendo un aproximado a la mitad de los dos picos representando al color negro y blanco respectivamente.

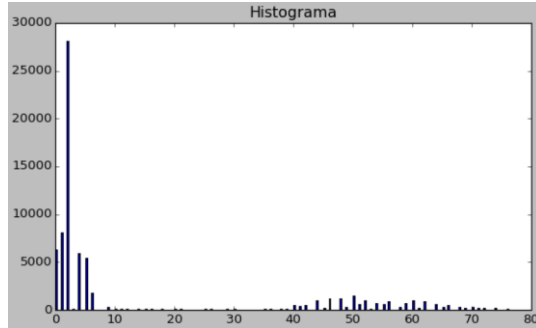


Figura 31-2: Histograma

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Dicho en otras palabras, se debe hallar un valor de umbral T que minimice la varianza ponderada dentro de la clase, dada por la siguiente relación.

La varianza interclase se la puede interpretar como:

$$\sigma_w^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t)$$

Donde:

σ_w^2 es la suma de las varianzas de ambos grupos σ_1^2 y σ_2^2 .

$q_1(t)$ y $q_2(t)$ son las posibilidades para los grupo $1 \leq t$ y grupo $2 > t$.

w es el peso para cada clase, correspondiendo a la probabilidad que un píxel tiene de pertenecer a la clase b (background) o f (foreground), el valor que minimice la varianza interclase será el umbral seleccionado para la bancarización de la imagen. Sin embargo, este cálculo de varianza es computacionalmente costoso. Otsu demostró que es posible calcular la varianza interclase mediante:

$$q_1(t) = \sum_{i=1}^t P(i) \quad \& \quad q_2(t) = \sum_{i=t+1}^I P(i)$$

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^t \frac{iP(i)}{q_1(t)} \quad \& \quad \mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^I \frac{iP(i)}{q_2(t)}$$

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{q_1(t)} \quad \& \quad \sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^I [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{q_2(t)}$$

El valor de umbralización de OTSU automático resulta ser muy útil para esta segmentación, sin embargo dentro del análisis de las imágenes se ha considerado realizar una variación del valor final, mejorando la segmentación de la imagen.

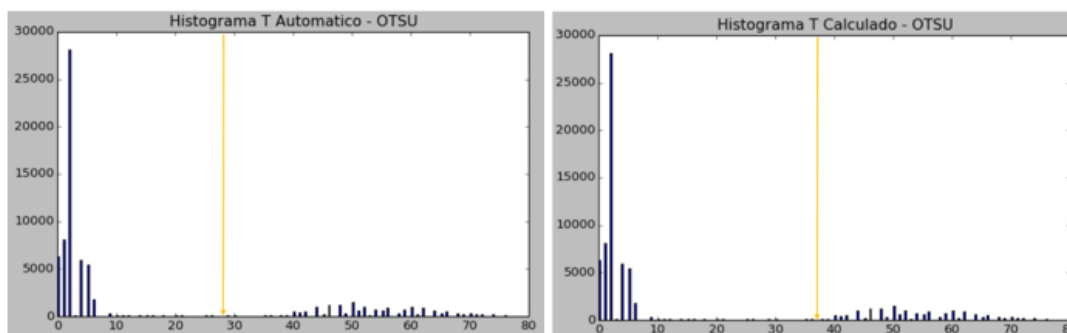


Figura 32-2: Histograma T automático OTSU (izq), Histograma T calculado OTSU (der)

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En la **Figura 32-2** se puede verificar que la variación realizada al valor automático de Otsu es favorable para este caso de segmentación, puesto que permite eliminar fragmentos que no son de interés para imagen dados por la presencia de venas en la carne.

```
>>> ret,otsu=cv2.threshold(img,0,255,cv2.THRESH_BINARY+cv2.THRESH_OTSU)
```

```
>>> ret,otsu=cv2.threshold(img,Umbra calculado,255,cv2.THRESH_BINARY)
```



Figura 33-2: T automático OTSU (izq), T calculado OTSU (der)

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

- Operaciones Morfológicas

Son aquellas encargadas de exaltar la geometría y forma de los objetos, es fundamental usarlas previo a la extracción de características ya que en ocasiones los pixeles o regiones no se disponen de una manera correcta a través de la imagen.

Con el fin de demostrar cómo actúan estas operaciones, elegiremos una muestra en donde se las pone en evidencia para mejor comprensión.

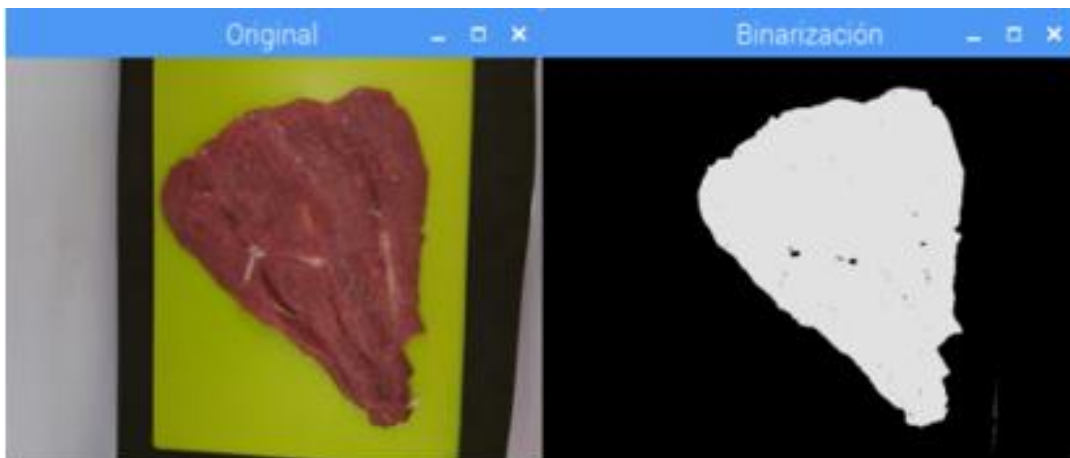


Figura 34-2: Binarización de una imagen

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

– *Erosión*

Para probar si el elemento estructurante de B (kernel) está dentro del conjunto X (imagen), caso contrario el resultado de la erosión es un conjunto vacío.

$$\mathcal{E}_B(X) \subseteq X$$

El núcleo o kernel se desplaza a través de la imagen. Cada vez que atraviesa un pixel (1 o 0) lo evalúa y será 1 si todos los píxeles en el marco del núcleo son 1 caso contrario lo hace “0”.

Su fin es eliminar ruidos blancos que no se consideran parte de la muestra.

```
>>> kernel = np.ones((3,3),np.uint8)
>>> erosion_img = cv2.erode(otsu,kernel,iterations = 2)
```

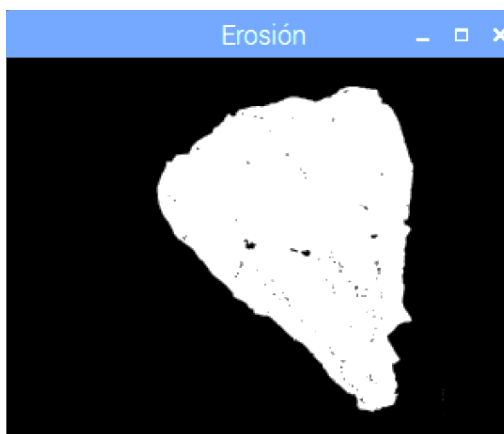


Figura 35-2: Erosión de una imagen

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

– *Dilatación*

Al menos un elemento del conjunto estructurante B forma parte del conjunto X.

$$X \subseteq \mathbb{B}_B(X)$$

Esta operación al igual que la erosión cuenta con un kernel que se desplaza a lo largo de la imagen, pero si al evaluar un pixel (1 o 0) este será 1 si por debajo del núcleo está otro con valor 1. Su objetivo es aumentar el área blanca.

```
>>> kernel = np.ones((3,3),np.uint8)
>>> dilatacion_img = cv2.dilate(erosion_img,kernel,iterations = 1)
```



Figura 36-2: Dilatación en una imagen

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

El último paso de la segmentación es extraer o recortar la sección de interés siendo en este caso todo lo que cubre el área de la carne.

Para esto es necesario contar con la ubicación de los puntos que rodean el contorno de la imagen, mediante la función:

```
>> cv2.findContours (img, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE).
```

Esta función devuelve tres valores: la imagen resultante, las coordenadas de los contornos y la relación de jerarquía entre los contornos de los cuales nos interesa el segundo dato, mismo que a la vez nos permite encontrar el número de contornos.

La función `cv2.boundingRect()` nos permite extraer las regiones de interés de la imagen (valores de 1). Si contamos con varias regiones es decir más de un elemento a ser analizado se debe hallar los contornos para cada elemento para poder analizarlos por separado.

En nuestro caso, las muestras de carne siempre serán colocadas una por vez entonces el siguiente paso es dibujar un rectángulo alrededor de nuestra región.

Una vez obtenidas las coordenadas del rectángulo lo que hacemos recortarlo de la imagen original.

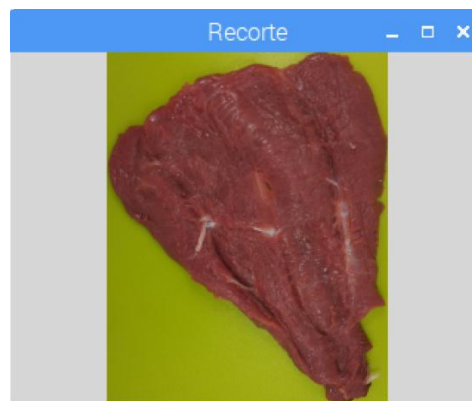


Figura 37-2: Recorte de una imagen

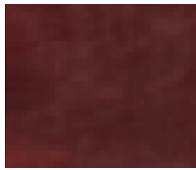

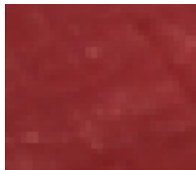
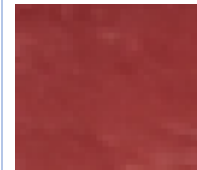

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.2.4 Descripción

Es importante mencionar que para describir el color y textura de una muestra de carne es imprescindible conocer por qué se presentan estas variaciones así.

Para el análisis de estas dos características sensoriales se ha tomado en cuenta cinco escalas visibles para el ojo humano de un juez sensorial seleccionado.

Tabla 4-2: Escala de color considerados

Rojo muy intenso	Rojo intenso	Rojo	Rosado	Rosado muy claro
				

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

El color de la carne viene determinado por:

- *Edad, sexo, alimentación del animal y grado de maduración.*

La carne más rosada y suave les pertenece a todas las reses menores de un año de edad, porque se alimentan solamente de leche materna.

La carne roja les corresponde a reses de hasta cinco años de edad.

Y la carne roja intensa viene de reses mayores a los cinco años como consecuencia su sabor y valor nutricional aumentan.




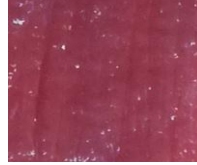

Por consiguiente, mientras mayor sea el animal la intensidad de color aumenta así también su maduración que es elemental para conseguir una carne de alta calidad.

- *Otros factores.*

Rosadas: mayor concentración de mioglobina, disminución temprana de pH post-mortem, aumento de ácido láctico por aturdimiento.

Rojas Intensas: menor concentración de mioglobina, acumulación de pH, exceso de adrenalina por actividad física y estrés prolongado.

Tabla 5-2: Escala de texturas consideradas.

Muy Jugosa	Jugosa	Normal	Seca	Muy Seca
				

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La textura de la carne viene determinada por:

- *Edad, nivel de grasa, maduración*

La carne en el ganado vacuno joven (nonato, ternero), contiene menos grasa por ende se presenta más seca, dura y contiene menos calorías.

La carne correspondiente al vacuno mayor contiene un alto nivel de grasa y es muy jugosa, esto también depende de la maduración post-mortem que mientras mayor sea más jugosa resultará ser.

2.5.2.5 Conocimiento

Se obtienen los parámetros de color y textura para posteriormente evaluarlos y determinar si la carne es de calidad o de mala calidad.

Para conocer las variaciones de color que presenta la imagen se realiza la conversión de espacio de color RGB a CIELAB que es un modelo cromático utilizado frecuentemente para describir de mejor manera los colores percibidos por el ojo humano ya que no depende de ningún dispositivo resultando más objetivo para describir constantemente de manera más exacta el mismo color.

La conversión de un espacio de color a otro se lo realiza por medio de la función `cv2.cvtColor()`, en dónde se especifica la imagen entrante y el tipo de conversión a realizar.


```
>>> cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2Lab)
```

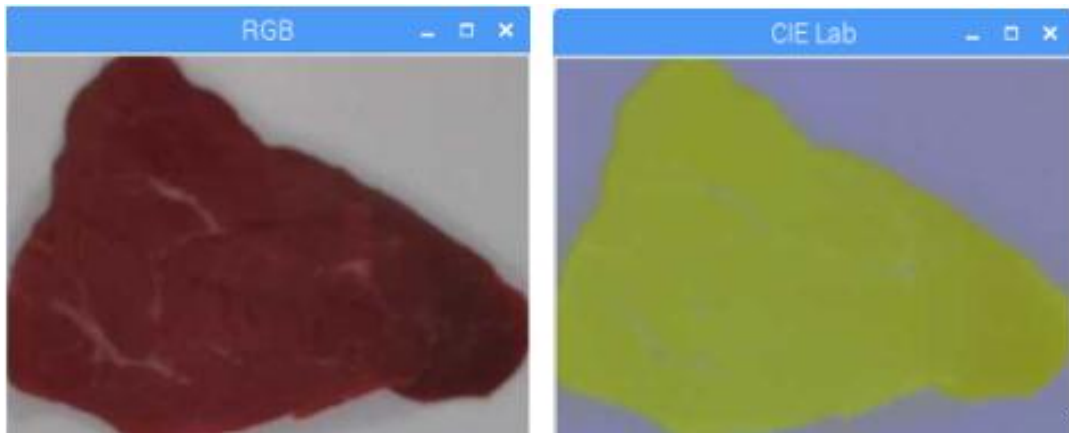


Figura 38-2: Imagen rgb (izq.), imagen CIELab (der.)

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La función `cv2.split()` nos permite obtener los valores máximos y mínimos de cada parámetro correspondiente al espacio de color resultante. A continuación, se muestran los parámetros de colores representantes de cada color.

Tabla 6-2: Descripción de los parámetros CIELab

Colores	Parámetros CIE Lab					
	Valores mínimos			Valores máximos		
	L	a	b	L	a	b
Rojo muy intenso	55	105	130	193	168	196
Rojo intenso	45	104	133	184	175	198
Rojo	252	104	127	187	179	199
Rosado	27	106	136	177	167	195
Rosado muy claro	30	105	133	180	170	198

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Para determinar los colores que representarán la jugosidad dentro del algoritmo de textura, se utiliza el espacio de color HLS debido a que sus parámetros (tono, saturación y luminosidad), nos permiten tener una mejor apreciación del brillo sobre un objeto. En este caso permite diferenciar la cantidad de agua sobre la carne, pues variarán sus valores dependiendo que tan jugosa o seca este esta.

```
>>> cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2HLS)
```

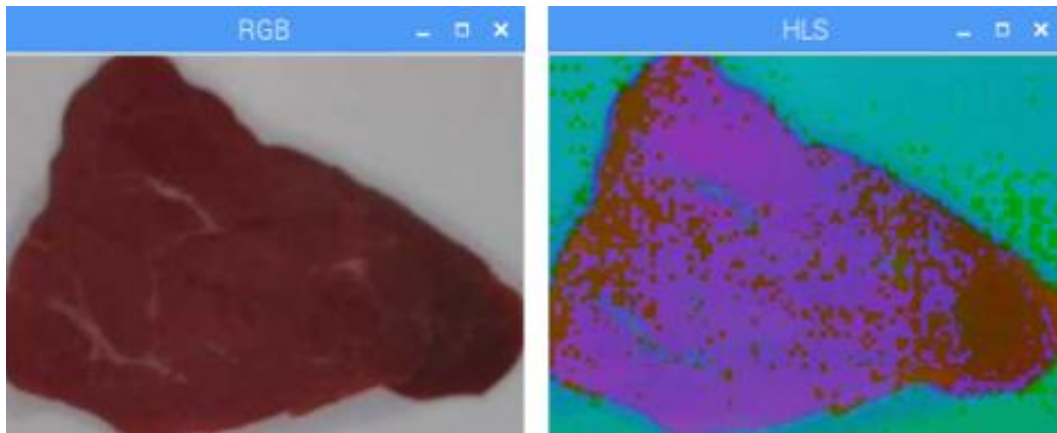


Figura 39-2: Imagen RGB (izq.), Imagen HLS (der.)

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La función `cv2.split()` sea cualquiera la flag utilizada nos arrojará los valores en el nuevo espacio de color.

Tabla 7-2: Descripción de los parámetros en la textura

Parámetros HLS					
Valores mínimos			Valores máximos		
H	L	S	H	L	S
175	54	51	180	121	149

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.2.6 Reconocimiento

Antes de iniciar con la etapa de reconocimiento es preciso aclarar que la carne de res no presenta un color uniforme en su totalidad, en la mayoría de casos estas variaciones de color se presentan por la exposición prolongada a un determinado ambiente, por el tipo de corte e incluso por la forma de almacenamiento. Es por eso que el algoritmo de color se encarga de segmentar la carne por su color desde rojo muy intenso hasta rosado muy claro.

La segmentación del color se lleva a cabo gracias al rango de valores obtenido en la fase anterior. Al usar la función `cv2.inRange()` en la imagen convertida al espacio de color CIE Lab con los valores máximos y mínimos de cada color se obtiene una máscara que deja pasar solo los colores permitidos dentro de ese rango.

Los valores más bajos representan los colores más oscuros mientras que los altos a los colores claros, seguido a esto se aplica la operación lógica AND entre la imagen en Lab y la máscara dando como resultado una nueva imagen que mostrará únicamente los colores que dejó pasar la máscara.

```
>>> mascara = cv2.inRange (Lab_img, bajos, claros)
>>> color_img = cv2.bitwise_and (Lab_img, Lab_img, mascara = mascara)
```

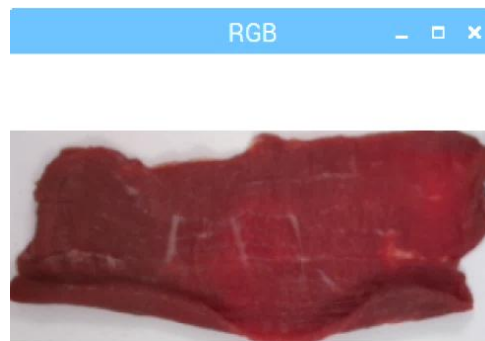


Figura 40-2: Máscara de una imagen

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

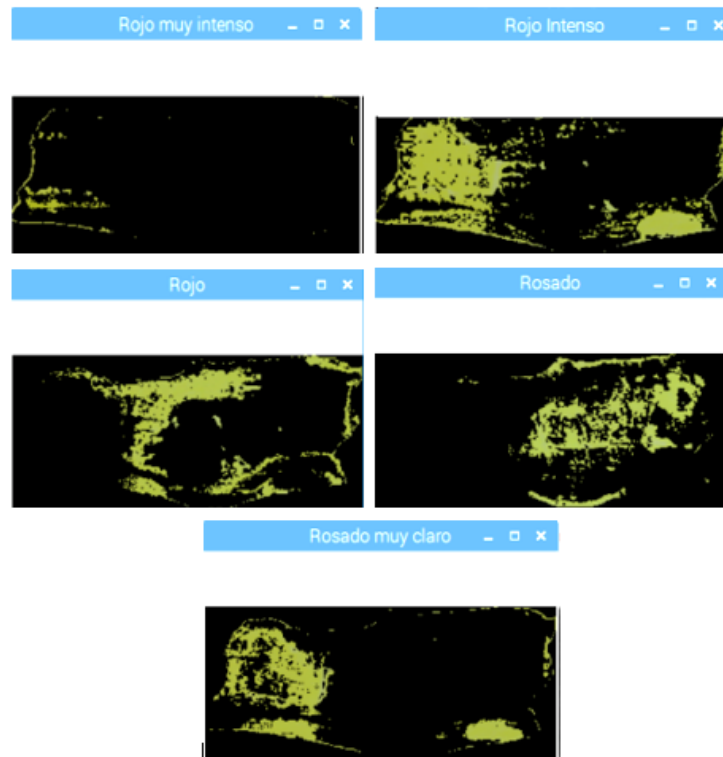


Figura 41-2: Filtros de color de carne bovina en una imagen

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Para el algoritmo de textura se realizan los mismos pasos, con la diferencia de que la jugosidad representada por la cantidad de agua presenta un solo color y la imagen en este caso se segmentará una sola vez a lo largo del programa.

```
>>> mascara = cv2.inRange (hls_img, bajos, claros)
>>> jugosidad_img=cv2.bitwise_and (hls_img, hls_img, mascara = mascara)
```



Figura 42-2: Representación de la jugosidad

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

2.5.2.7 Toma decisiones

Según el color: De la etapa anterior se obtienen cinco imágenes representativas de cada color, para poder determinar cuál es el color de la carne, se suman los píxeles de cada una de las imágenes resultantes y con la función `max()` obtenemos el mayor de los resultados que corresponderá al color dominante de la carne.

Según la textura: Para determinar si una carne es jugosa o no, se suman los píxeles de la máscara de jugosidad y se la compara con el área total de la carne.

Para establecer la buena o mala calidad de la carne se ha de seguir los siguientes criterios:

- Los colores aceptados son: rosado, rojo y rojo muy intenso.
- La jugosidad debe estar comprendida el 50% y 55% del área total de la carne.

Por tal motivo siempre que la sentencia cumpla con estas discreciones el motor no se apagará dejando que la bandeja avance pues su calidad es buena, caso contrario se activará un cilindro el cual se deshace de las bandejas ya que estas no cumplen con las condiciones preestablecidas de calidad.

CAPÍTULO III

3 PRUEBAS Y RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados y evaluaciones del prototipo. Para empezar, se ejecuta un análisis comparativo de la máquina respecto a un panel de evaluación sensorial humana, para valorar tiempos, variaciones de color y textura de cada muestra. Posteriormente se realiza una calibración de parámetros seleccionando un conjunto de ocho muestras de las 15, evaluando así los perfeccionamientos en color y textura. Finalmente se presentan los resultados de calibraciones.

3.1 Evaluación sensorial humana

En este apartado, se realiza la evaluación sensorial de la carne bovina con un método subjetivo basado en la observación de jueces para evaluar las características organolépticas de color y textura, tomando como guía la metodología sensorial y los patrones de color. El mismo que se lleva a cabo con un panel de cinco jueces seleccionados semi expertos con dos repeticiones de 15 muestras como se presenta en la **FIGURA 1-3**, las mismas que son seleccionadas al azar



Figura 1-3: Muestras de carne bovina

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Los evaluadores sensoriales deben ser personas expertas, clasificadas de acuerdo a su preparación como catadores, pero debido a la inexistencia de jueces sensoriales especializados en la zona, se selecciona un panel de 5 jueces seleccionados semi expertos con posgrado en ingeniería de alimentos y análisis sensorial, pertenecientes a la Facultad de Ciencias Pecuarias de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo los mismos que son los encargados de realizar la valorización de las 15 muestras dentro de las instalaciones de la planta de cárnicos de la Institución.



Figura 2-3: Valoración Sensorial

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Los jueces se encargan de valorar las muestras de acuerdo a una escala de 5 tanto en color y textura como se aprecia en la **Tabla 1-3**, se seleccionaron estas escalas para sintetizar la valorización debido a la existencia de un rango más amplio que requiere de cambios mucho más significativos como en el caso del patrón para la evaluación de color de carne desarrollado por la Facultad de Medicina Veterinaria y Zootecnia de la UNAM que consta de 7 escalas como se reviso en apartados anteriores.

Tabla 1-3: Escalas de Color y textura y sus ponderaciones

PONDERACIÓN	COLOR	TEXTURA
5	Rojo muy intenso	Muy jugosa
4	Rojo Intenso	Jugosa
3	Rojo	Normal
2	Rosado	Seca
1	Rosado muy claro	Muy Seca

Realizado por:Parra, T; Mena, B y Portero, P. 2017.

Durante la valoración de los jueces se consideran los tiempos estimados de cada juez por cada repetición, considerando que cada juez evalúa 15x2 muestras es decir 30 muestras generando así un tiempo promedio en conjunto. Como se aprecia en la **Tabla 2-3** para posteriormente ser comparada con los tiempos arrojados por el prototipo con la misma cantidad de muestras.

Tabla 2-3: Tiempos estimados de Color, Textura y Total

JUECES	TIEMPO COLOR	TIEMPO TEXTURA	TIEMPO TOTAL
J1	00:10:24	00:07:38	00:18:02
J2	00:03:59	00:04:22	00:08:21
J3	00:08:30	00:05:32	00:14:02
J4	00:08:26	00:08:04	00:16:30
J5	00:07:15	00:05:46	00:13:01
TOTAL	00:38:34	00:31:22	01:09:56

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

La representación gráfica de las estimaciones de tiempo se las puede apreciar en la siguiente figura, en la que podemos visualizar claramente los tiempos para color y textura de cada evaluador, de igual manera se visualiza el tiempo total de la valoración cárnica de las 15 muestras que es superior a una hora.

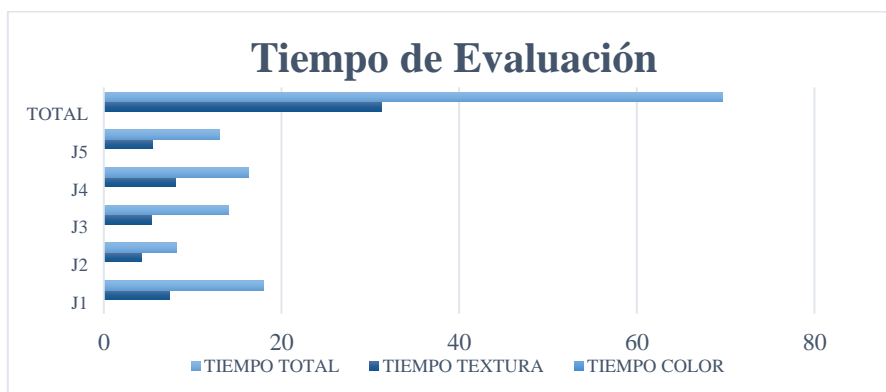


Gráfico 1-3: Tiempo de evaluación Color-Textura

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

A su vez se obtiene datos cualificados arrojados por los jueces, en cuanto al color y textura de las muestras.

Tabla 3-3: Evaluación Final determinada por los Jueces

MUESTRAS	COLOR	TEXTURA
1	Rojo Intenso	Normal
2	Rojo muy Intenso	Normal
3	Rojo Intenso-Rojo	Jugosa-Normal
4	Rosado	Normal
5	Rosado	Muy Jugosa-Jugosa-Normal
6	Rosado	Normal
7	Rojo	Normal
8	Rojo	Normal-Seca
9	Rojo	Jugosa-Normal
10	Rojo Intenso	Normal
11	Rojo Intenso	Muy Jugosa-Normal
12	Rojo	Seca
13	Rojo	Seca
14	Rojo	Normal
15	Rojo	Normal

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En la **Tabla 3-3** se representa la valoración que compete a cada muestra, después de la tabulación de datos obtenidos por la valoración sensorial de los jueces, basándose en las cinco escalas de color y textura. Además, se puede observar que una muestra en color y cinco en la textura presentan apreciaciones diferentes de acuerdo a cada individuo evaluador, obteniendo así una subjetividad en las características. Para presentar una visualización grafica se realiza una ponderación de datos de acuerdo a la **Tabla 1-3** como se presenta a continuación.

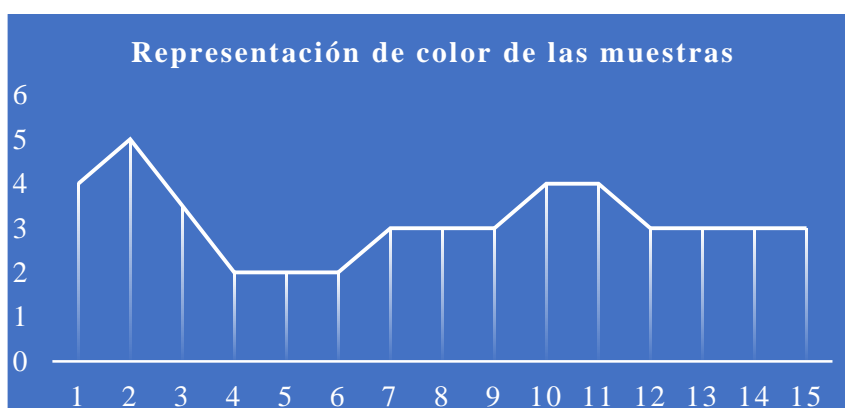


Gráfico 2-3: Color de las muestras determinada por los jueces

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.



Gráfico 3-3: Textura de jueces determinada por los Jueces

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

3.2 Evaluación sensorial del Prototipo

Los datos arrojados por el prototipo después de la evaluación del mismo número de muestras realizadas por los jueces sensoriales, utiliza como guía la metodología (AMSA,1992) y la metodología sensorial de la cual se tomaran únicamente los valores de los parámetros CIELAB del patrón de color. Además, conviene subrayar que los parámetros del espacio de color CIELAB que se utilizan se obtuvieron después de una serie de identificación de los diferentes tipos de color y textura que se pueden presentar en la carne bovina. Mientras que para la valorización cuantificada de textura se utiliza niveles de porcentajes del parámetro L obtenidos del espacio de color HLS que se muestra en el área total de la muestra, la misma que se relaciona con la cantidad de retención de agua en la carne. En la **TABLA 4-3** se presenta los valores cuantificados de color y textura obtenidos por el sistema. Habría que decir también que la presencia de datos continuos arrojados por el sistema se debe al rango en el espacio de color LAB, requiriendo calibraciones para llegar a obtener datos concretamente objetivos.

Tabla 4-3: Datos de Color y Textura del prototipo

MUESTRA	COLOR	TEXTURA
1	3,75	1
2	3,25	3
3	3,25	2,5
4	3,25	3
5	4	1,5
6	3,25	1
7	3,25	1
8	3,75	4
9	3,5	1,5
10	3,25	3
11	3,5	2,5
12	3,5	1
13	3,25	3
14	3,25	1
15	3,25	1

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

En el **Gráfico 4-3** se aprecia que el prototipo en el análisis de color su mayor frecuencia absoluta es 3,25. Mientras que para la interpretación de textura podemos ver claramente datos muy dispersos en relación a los datos de textura obtenidos por los jueces, esto se debe que las pruebas se tomaron después de un cambio físico que sufrieron las pruebas por el clima existente en el lugar de evaluación.

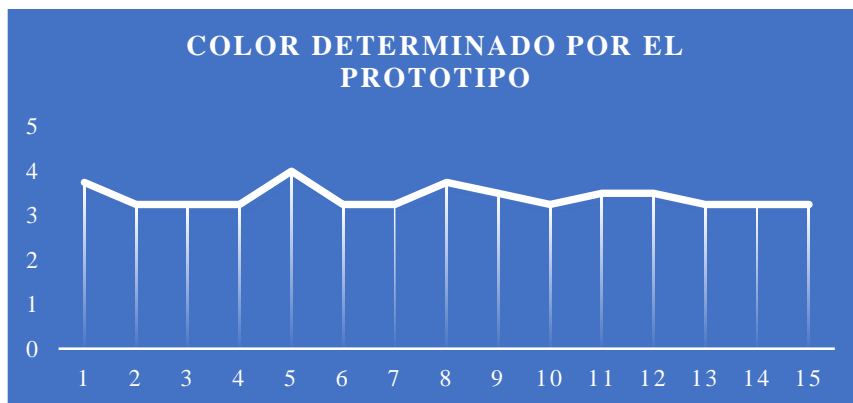


Gráfico 4-3: Color determinado por el prototipo

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

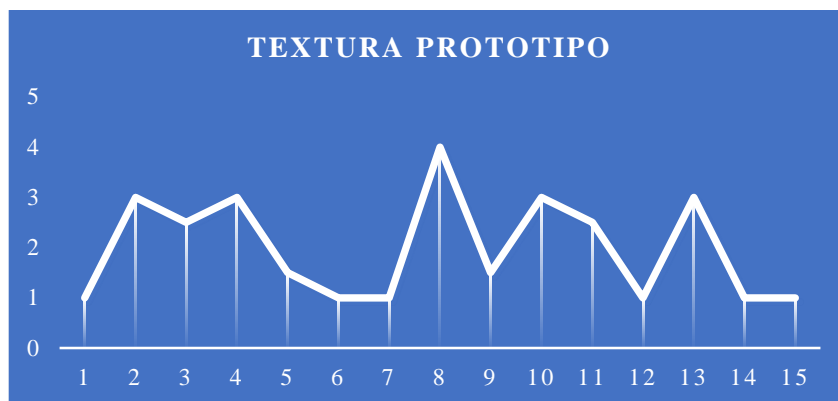


Gráfico 5-3: Textura determinada por el prototipo

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Con respecto al tiempo de valoración del sistema le tomo 46s por cada muestra a través del algoritmo del SVA sumando esto 23 minutos por la valoración total en color y textura de las 30 repeticiones totales.

3.3 Análisis de la evaluación sensorial Humana vs. Prototipo

En este apartado se observa el comportamiento del prototipo frente a la valoración realizada por los jueces. Teniendo en cuenta que la muestra ha sido evaluada dos veces y que se desea verificar diferencias significativas del comportamiento del prototipo se utiliza la prueba t dependiente para muestras apareadas. Se debe señalar que la hipótesis nula (H_0) es comprobar que: No exista diferencias significativas entre la valoración sensorial humana y la valoración sensorial del prototipo. A continuación, se presenta la tabla con los datos de color obtenido de los jueces y del prototipo.

Tabla 5-3: Color Jueces vs. Color Prototipo

MUESTRA	COLOR JUECES	COLOR PROTOTIPO
1	4	3,75
2	5	3,25
3	3,5	3,25
4	2	3,25
5	2	4
6	2	3,25
7	3	3,25
8	3	3,75
9	3	3,5
10	4	3,25
11	4	3,5
12	3	3,5
13	3	3,25
14	3	3,25
15	3	3,25
PROMEDIO	3,166666667	3,416666667
DESVIACIÓN	0,83808171	0,243975018

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Con los datos de la **Tabla 5-3** se determinan los parámetros estadísticos mediante el software estadístico SPSS. Obteniendo como resultado una correlación entre las dos evaluaciones de un 60.50%, los datos obtenidos del análisis se muestran a continuación donde se aprecia una significancia del 30,3% con un intervalo de confianza del 95%. Determinando así la aceptación de Ho. En la **Gráfico 6-3** se puede visualizar la dispersión de datos Color Jueces vs. Color Prototipo.

Tabla 6-3: Análisis Color Jueces vs. Color textura

DIFERENCIA COLOR JUECES – COLOR TEXTURA	
Media	-0,25
Desviación Estándar	0,90633
Media del error estándar	0,23401
Significancia (bilateral)	0,303

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

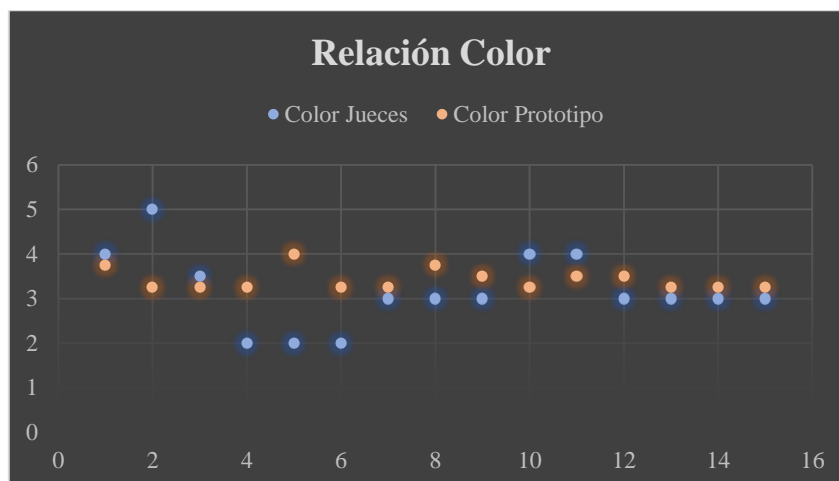


Gráfico 6-3: Dispersión de datos de Color

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Para el análisis de la textura se realiza la misma analogía, a diferencia que en este caso se rechaza la hipótesis nula con una significancia del 0,6% en un intervalo de confianza del 95% y se concluye que existe una diferencia significativa entre las dos valorizaciones propuestas.

Tabla 7-3: Textura Jueces vs. Textura Prototipo

MUESTRA	TEXTURA J.	TEXTURA P
1	3	1
2	3	3
3	3,5	2,5
4	3	3
5	4	1,5
6	3	1
7	3	1
8	2,5	4
9	3,5	1,5
10	3	3
11	4	2,5
12	2	1
13	2	3
14	3	1
15	3	1

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Tabla 8-3: Análisis Textura Jueces vs. Textura Prototipo

DIFERENCIA	
TEXT. JUECES - TEXT. PROTOTIPO	
Media	1,0333
Desviación Estándar	1,2459
Media del error estándar	0,32170
Significancia (bilateral)	0,006

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

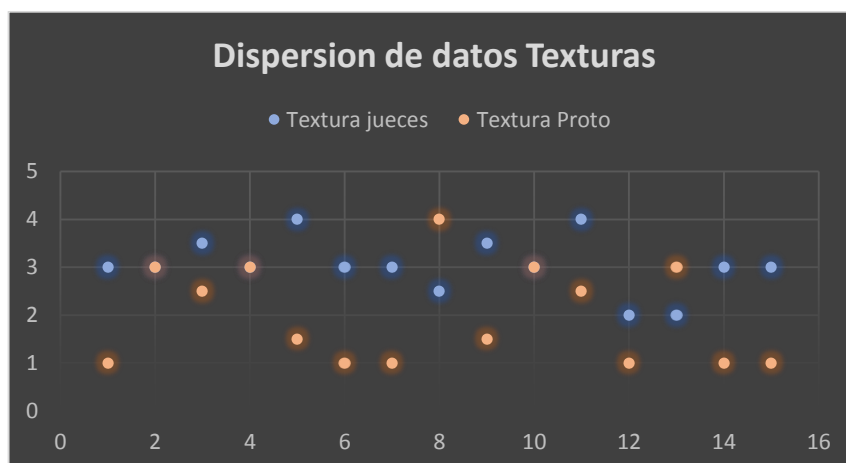


Gráfico 7-3: Dispersión de datos de textura

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

3.4 Calibraciones de Color y Textura

3.4.1 Calibraciones en base blanca

Para la calibración de parámetros se toma un conjunto de 8 muestras extraídas de las 15 muestras de carne, de las cuales se vuelven a tomar los parámetros LAB y HLS con dos repeticiones, obteniendo nuevos valores para comparar con la población de 15 muestras.

Las muestras se seleccionan en el punto que más dispersión de datos existe, las muestras de experimentación son: 2,3,4,5,6,7,8,10. Las mismas se agrupan por rangos de colores subjetivos para obtener datos objetivos. En la **Tabla 9-3** se presentan los nuevos parámetros de calibración.

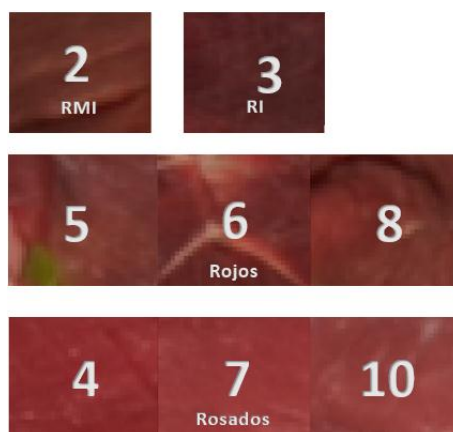


Figura 3-3: Muestras de Calibración

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Tabla 9-3: Parámetros de Calibración de Color CIELab

	L_min	a_min	b_min	L_max	a_max	b_max
RMI	30	105	140	180	170	198
RI	27	106	136	177	167	194
RJ	33	104	127	187	179	199
R	45	104	133	182	173	197
RMC	55	105	130	193	168	196

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Las calibraciones de textura mejoran los porcentajes de retención de agua en la carne de acuerdo a criterios cárnicos, se presenta los parámetros experimentales considerados.

Muy Seca: 30% de jugosidad

Seca: 45% de jugosidad

Normal: 50% de jugosidad

Jugosa: 55% de jugosidad

Muy Jugosa: 70% de jugosidad

3.5 Resultados de calibraciones

En la calibración de color se obtiene nuevos parámetros en base de la moda de cada conjunto de agrupación de las 8 muestras seleccionadas como se mencionó anteriormente. Sin embargo, en este apartado se analiza si existe una mejor estimación de valorización de color y textura con las calibraciones hechas.

Tabla 10-3: Resultado de Calibraciones

MUESTRA	COLOR JUECES	COLOR PROTOTIPO	TEXTURA JUECES	TEXTURA PROTOTIPO
1	4	3	3	2
2	5	4	3	1
3	2,5	3,5	3,5	2,5
4	2	2,25	3	4,5
5	2	3	4	1
6	2	2,75	3	1
7	3	2,75	3	3
8	3	3	2,5	1
9	3	3	3,5	4
10	4	2,75	3	2
11	4	3	4	1
12	3	3	2	1,5
13	3	4	2	1,5
14	3	3	3	1
15	3	3	3	3

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

A causa de la calibración se obtiene mejores resultados con una media de error estándar de 0,1838 a diferencia de los parámetros iniciales del prototipo, manteniendo la aceptación de la hipótesis nula de que no existe diferencias significativas entre las dos valorizaciones con una significancia de 0,595. Mientras que en textura se tiene una significancia de correlación de 0,77 y en diferencia de las muestras un 0,007 rechazando así H_0 y manteniendo una diferencia significativa entre las dos valorizaciones.

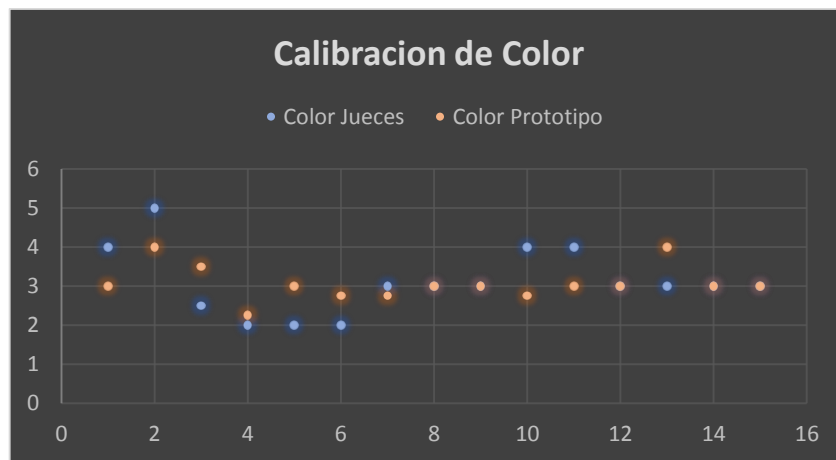


Gráfico 8-3: Calibración de Color

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

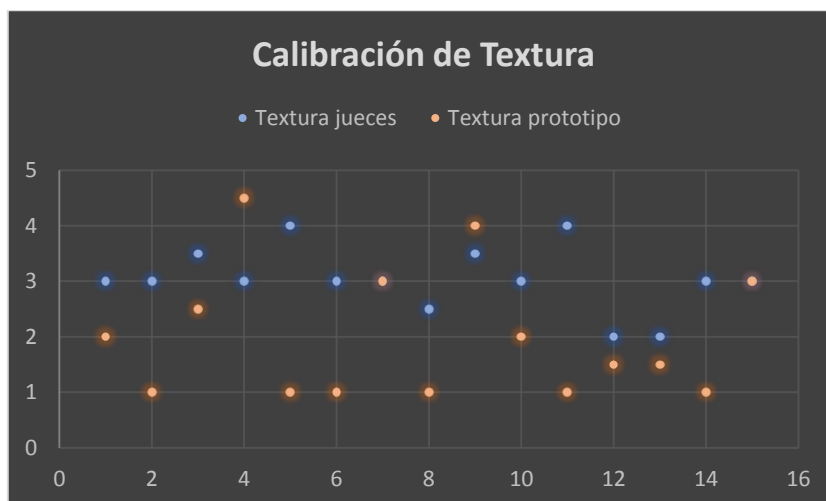


Gráfico 9-3: Calibración de Textura

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

Tabla 11-3: Análisis de Calibración Color y Textura

	COLOR	TEXTURA
Media	0,1000	1,0333
Desviación Estándar	0,7121	1,2602
Media del error estándar	0,1838	0,3253
Significancia (bilateral)	0,595	0,007

Realizado por: Mena, B y Portero, P. 2017.

3.6 Propuestas y Trabajos futuros

Dentro de un trabajo de titulación es importante identificar líneas de trabajo para dar continuidad a la investigación. Por esto, en esta sección se pretende mostrar trabajos futuros que son necesarios seguir implementando en el presente proyecto.

- Implementación de un sistema de iluminación con luz media de D65, 4500K para mejores estimaciones de color.
- Se podría ampliar todas las evaluaciones sensoriales dentro del prototipo en el cual evalué olor, textura (terneza jugosidad) y color dentro de la capsula implementada.
- Determinar el grado de madurez de la carne mediante color y jugosidad que facilite la determinación del estado de la carne.
- Ampliación y exactitud de los rangos de parámetros del espacio de color CIELab para la determinación de los siete colores de la carne bovina.

CONCLUSIONES

- La implementación del sistema consta de una parte mecánica automatizada que permite el accionamiento automático mediante una Raspberry Pi y una parte de visión artificial cuyo programa fue escrito en Python haciendo uso de la librería de OpenCV para el tratamiento de imágenes, permitiendo determinar de manera objetiva el color y textura de la carne bovina, la relación de estas dos partes en el prototipo genera que sea óptimo para la valorización sensorial con un rango de cinco escalas. Sin embargo, siendo un prototipo posee un rango de error que puede ser corregido mediante investigaciones futuras.
- Para el proceso de segmentación es necesario encontrar un valor de umbral que permita una binarización que separe a la muestra del fondo y el uso de la técnica del umbral automático de OTSU, dado el hecho de que se busca menores tiempos de procesado, resultó ser la mejor dentro del desarrollo del algoritmo ya que se comprobó su eficacia para trabajar con imágenes del mundo real siempre y cuando éstas sean de pequeña resolución como es el caso
- El diseño e implementación del prototipo utilizando la técnica de iluminación lateral a 20° conjuntamente con los espacios de color CIELab y HSL, permiten mejorar la subjetividad debido a que estos modelos cromáticos y esta técnica describen de mejor manera los colores y características que percibe el ojo humano, por ende al introducir los parámetros de color y textura en el algoritmo computacional no sufre perturbaciones de criterio a los que están expuestos los seres humanos, a pesar de ello, es necesario implementar un mejor rango de identificaciones de color para mejor exactitud y objetividad.
- El banco de pruebas aplicadas al prototipo arroja intervalos de tiempos menores con respecto a un panel de jueces sensoriales que valoraron las características organolépticas de la carne bovina proporcionando un ahorro de 67% en tiempo estimado y un error de valorización menor al 20% sin ser aplicado las calibraciones respectivas. Sin embargo, siendo el método sensorial uno de los parámetros a evaluar dentro del control de calidad de la carne bovina sería conveniente realizar el resto de métodos de evaluación para determinar un completo análisis de control de calidad cárnica que garantice a los consumidores una correcta evaluación.

RECOMENDACIONES

- Para mejoras futuras del prototipo, la creación de una base de datos que abarque todos los posibles factores y situaciones que puedan llegar a afectar la calidad de la carne, sería necesaria para tener como respaldo al momento de tomar una decisión en cuanto a calidad.
- La carne bovina presenta rasgos (venas, marmoleo, grasa) que difieren de su color por lo que para su descripción es imprescindible que todas las fases de procesado se hayan desarrollado de manera adecuada, en especial la parte de segmentado, ya que es aquí en donde se pueden eliminar toda característica ajena al color
- Considerar los siete rangos de valoración de color en la carne para una mayor aproximación a lo que puede ser la valoración de jueces sensoriales expertos ya que para la aportación de proyecto se consideró jueces sensoriales seleccionados.
- Para el análisis de textura se ha considerado la jugosidad como principal atributo, teniendo en cuenta que la jugosidad se la determina por la capacidad de retención de agua se ha considerado al brillo del agua sobre la muestra como principal descriptor y es por eso que se ha visto necesario hacer una descripción más cuidadosa y un control más estricto con el sistema de iluminación, ya que el brillo que refleja este líquido difiere de una muestra a otra, recomendando que para investigaciones futuras se considere los demás parámetros de evaluación de textura en la carne bovina para un correcto análisis.

BIBLIOGRAFÍA

[1] **AROCA, Antonio Mateo.** “Estudio y optimización de algoritmos de visión artificial para la inspección visual automatizada orientada al análisis de calidad de carne de B.F.T.”. (Tesis)(Doctoral)[En línea]. Universidad Politécnica de Cartagena. Cartagena. 2006 [Consulta: 2016-11-10]. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=49473>

[2] **BLANDINO HERRERA, Luis Javier.** *La Industria de la carne bovina en centro América: Situación y Perspectivas* [En Línea], Costa Rica: Gráfica Litho Offset, (221-0121), 2005. [Consulta: 2016-12-15]. Disponible en: https://books.google.com.ec/books?id=md8OAQAAIAAJ&pg=PA40&dq=calidad%20de%20carne%20bovina&hl=es-419&sa=X&redir_esc=y#v=onepage&q=calidad%20de%20carne%20bovina&f=false

[3] **BRAÑA, Diego, et al.** “Manual de Análisis de Calidad en Muestras de Carne”, *Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Fisiología y Mejoramiento Animal Folleto técnico*, ISBN:978-607-425-612-3, No. 11,2011, México, pp.21-32.

[4] **ESPINOSA MANFUGÁS, Julia.** *Análisis Sensorial*. La Habana-Cuba. Editorial Félix Varela, 2014, p.13.

[5] **EBEL, F, et al.** *Fundamentos de la técnica de automatización Libro técnico*. [en línea]. Denkdorf-Alemania: © Festo Didactic GmbH & Co. KG, 2007. [Consulta: 26 enero 2017]. Disponible en: https://lehrerfortbildung-bw.de/u_matnatech/nwt/gym/weiteres/fb1/atechnik/grundlagen/es/kapitel/563062_Fundamentos_de_la_tecnica_de_automatizacion.pdf.

[6] **GROOVER, Mikell.** *Robótica Industrial*. [En línea]. España: MICGRAW-HILL, 1989. [Consulta: 3 abril 2017]. Disponible en: <https://www.casadellibro.com/libro-robotica-industrial/9788476153024/155000>

[7] **GONZALES, Rafael & WOODS, Richard.** *Digital Imagen Processing*. 3. Upper Saddle River New Jersey – USA: Pearson Education, 2008. [Consulta: 15 abril 2017]. Disponible en: http://web.ipac.caltech.edu/staff/fmasci/home/astro_refs/Digital_Image_Processing_3rdEd_truncated.pdf

[8] **HERNÁNDEZ CÁZARES, Aleida Selene.** Control de calidad y seguridad de la carne y productos cárnicos curados mediante el uso de sensores enzimáticos [en línea] (tesis). (Doctoral) Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España. 2010. Pp. 45-50 [Consulta: 2017-05-10]. Disponible en: <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/8968/tesisUPV3404.pdf>

[9] **JIMÉNEZ GONZÁLEZ, Adrián.** *Técnicas de percepción activa para seguimiento de objetos mediante robots móviles en entornos urbanos.* [Consulta: 30 de mayo de 2017]. Disponible en: <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/70077>

[10] **LOPEZ. Eloísa.** Análisis de Control de Calidad de Alimentos [blog]. Tabasco, 4 de julio, 2010. [Consulta: 9 mayo 2017]. Disponible en: <http://calidadalimentariaeloisa.blogspot.com/>

[11] **LOZANO MANTILLA, German & ORDUZ ROFRIGUEZ, Jairo.** Diseño de un Sistema de Visión Artificial para la Revisión del Nivel de Llenado de Bebidas Embotelladas [En línea] (tesis). (Ingeniería) Universidad Autónoma del Caribe. Facultad de Ingenierías. Ingeniería Mecatrónica. Colombia 2015. p.16. [Consulta 2017-04-18]. Disponible en: <http://repositorio.uac.edu.co/bitstream/handle/11619/1371/TMCT%200013C.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

[12] **MENDIZÁBAL, J. A.; GOÑI, V.** Aplicaciones de la técnica de análisis de imagen en la determinación de la calidad de la canal y de la carne (Revisión). *Invest. Agr.: Prod. Sanid. Anim*, 2001, vol. 16, no 1.

[13] **MORENO, E.** *Automatización de procesos Industriales.* [en línea]. España: Editorial Universitat Politécnica de valencia,1999. [Consulta: 26 enero 2017]. Disponible en: https://gdocu.upv.es/alfresco/service/api/node/content/workspace/SpacesStore/ba85b785-46cb-49e6-a006-a8626d4177e1/TOC_4116_01_01.pdf?guest=true

[14] **NIETO, E.** “Manufactura y automatización”. *Revista ingeniería e Investigación [en línea], diciembre de 2006(120-128), Colombia, Vol. 26, No.3, pp. 120.* [Consulta: 25 enero 2017]. ISSN 0120-5609. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=64326315>

[15] **NUNES, José Luis; PIQUEREZ, Martin & PUJADAS, Leonardo.** UltraVacas [En línea] (Tesis)(Pregrado) Universidad de la República, Facultad de Ingeniería. Uruguay, Montevideo.2015. pp.16-50. [Consulta: 2016-08-25]. Disponible en: <https://iie.fing.edu.uy/publicaciones/2015/NPP15/>

[16] **PASCHETTA, Fernanda, et al.** Diseño y desarrollo del software SAE 3C INTA-PROCISUR. *Herramientas Tecnológicas Aplicadas a Calidad y Diferenciación de Carne*. Montevideo-Uruguay: Imprenta Boscana, p. 57.

[17] **PLATERO DUEÑAS, Carlos.** Apuntes de Visión Artificial [en línea]. [Consulta: 25 de enero 2017], Disponible: http://www.elai.upm.es/webantigua/spain/Asignaturas/MIP_VisionArtificial/ApuntesVA/cap1IntroVA.pdf

[18] **RAMOS, Carlos et al.** “Metodología de una Etapa Básica de un Sistema de Procesamiento de Imágenes Basado en FPGA”. 9no Congreso Nacional de MECATRONICA [en línea], 2010, (México). [Consulta: 13 de marzo 2017]. ISBN 978-607-95347-2-1. Disponible en: <http://www.mecatronica.net/emilio/ArtCongNac/28-2010.pdf>

[19] **RTE INEN 131.** “Seguridad e higiene de maquinaria para procesamiento de alimentos”. Resolución no. 14346.

[20] **SAN ROMAN GARCÍA, Daiana.** “Características físicas de la Carne Natural del Paraguay”. Asociación Rural del Paraguay y Fundación Solidaridad Latinoamericana [En línea], Asunción – Paraguay. Editora Ricor Grafic S.A, 2015, [Consulta: 2016-12-5]. Disponible en: <http://www.arp.org.py/images/files//Caracteristicas%20Fisicas%20de%20la%20Carne%20Natural.pdf>

[21] **SOMOLINOS, J.** Avances en Robótica y Visión por Computador [En línea] Cuenca: Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha, 2002. [Consulta 25 marzo 2017] Disponible en: https://books.google.com.ec/books?id=VXwzEIngQC&pg=PA31&source=gbs_toc_r&cad=4#v=onepage&q&f=false

[22] **SOBRADO, Eddie.** Sistema de Visión Artificial para el Reconocimiento y Manipulación de Objetos Utilizando un Brazo Robot [en línea] (tesis). (Maestría) Pontificia Universidad Católica del Perú. Escuela de Graduados. Perú. 2003. pp. 2-17. [Consulta: 2017-04-30]. Disponible en: <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/123456789/68>

[23] **SUCAR E. & GÓMEZ G.** Visión Computacional [en línea]. [Consulta: 10 de enero 2017], Disponible en: <http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Libros/vision-sucar-gomez.pdf>

[24] **SWATLAND, Howard J.** Posibilidades futuras de los sensores en línea para productos cárnicos. *Herramientas Tecnológicas Aplicadas a Calidad y Diferenciación de Carne*, Montevideo-Uruguay: Imprenta Boscana p. 9.

[25] **TEIRA, Gustavo, et al.** Calidad de carnes bovinas: Aspectos nutritivos y organolépticos relacionados con sistemas de alimentación y prácticas de elaboración. *Ciencia, docencia y tecnología*, 2006, no 33, pp. 173-193.

[26] **VAN DER STUYFT E., SCHOFIELD C.P., RANDALL J.M., WAMBACQ P., GOEDSEELS V.** “Development and application of computer vision systems for use in livestock production”. *Computers and Electronics in Agriculture*. n°3 (1991), pp. 243-265

[27] **VALDÉZ, G et al.** “Acortando la brecha digital para la trazabilidad sanitaria: el problema de la transferencia tecnológica en la ganadería sonorensis, caso SITAGAN”. *Estudios Sociales: Revista de Investigación científica* [en línea], 2011, 19(37), pp.141-174, [Consulta: 20 enero 2017]. ISSN-e 0188-4557. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3424029>

[28] **VARGAS BAEZA, Víctor.** Sistema de Visión Artificial para el Control de Calidad de Piezas Croadas [En línea] (tesis). (Maestría) Instituto Politécnico Nacional. Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica Unidad Azcapotzalco. Sección de Estudios de Posgrado e Investigación, México. 2010. pp.6-27. [Consulta: 2017-18-01]. Disponible en: <http://tesis.ipn.mx/jspui/bitstream/123456789/7250/1/68.pdf>

[29] **Raspberry Pi.** raspberrypi.org. [En línea] [Citado el: 11 de noviembre de 2016.] <https://www.raspberrypi.org/downloads>

ANEXOS

Anexo A: Evaluación sensorial N°1 tabulación de datos

EVALUACIÓN N° 1 SENSORIAL DE LA CARNE BOVINA										
MUESTRAS	COLOR					PRIMERA EVALUACIÓN				
	RMI	RI	RJ	R	RMC	RMI	RI	RJ	R	RMC
1	J2,J4	J1	J5	J3		2	1	1	1	0
2		J1,J2,J4	J3,J5			3	2	0	0	0
3		J1,J4,J5	J2	J3		0	3	1	1	0
4				J2,J3,J4,J5	J1	0	0	0	4	1
5				J3,J4,J5	J1,J2	0	0	0	3	2
6		J4	J2,J3	J5	J1	0	1	2	1	1
7		J2,J4	J1,J3,J5			0	2	3	0	0
8				J2,J3,J4,J5	J1	0	0	0	4	1
9			J1,J2,J3,J4,J5			0	0	5	0	0
10	J2	J1	J3,J4,J5			1	1	3	0	0
11	J4	J1,J3	J2	J5		1	2	1	1	0
12	J4	J1,J2,J3	J5			1	3	1	0	0
13		J4	J1,J2,J3,J5			0	1	4	0	0
14			J1,J2,J4	J3,J5		0	0	3	2	0
15	J4		J1,J2,J3,5			1	0	4	0	0

Anexo B: Evaluación sensorial N°2 tabulación de datos

EVALUACIÓN N° 2 SENSORIAL DE LA CARNE BOVINA										
MUESTRAS	COLOR					SEGUNDA EVALUACIÓN				
	RMI	RI	RJ	R	RMC	RMI	RI	RJ	R	RMC
1	J1	J3,J4,J2	J5			1	3	1	0	0
2	J1,J4,J5,J2	J3				4	1	0	0	0
3	J5	J1	J3,J4,J2			1	1	3	0	0
4			J1,J3	J4,J2,J5		0	0	2	3	0
5		J5	J4	J1,J3,J2		0	1	1	3	0
6	J4	J1,J3	J2	J5		1	2	1	1	0
7	J4	J2	J1,J3,J5			1	1	3	0	0
8				J3,J4	J1,J5,J2	0	0	0	2	3
9		J1	J4,J5,J2	J3		0	1	3	1	0
10		J1,J4,J2	J3,J5			0	3	2	0	0
11		J1,J3	J4,J5	J2		0	2	2	1	0
12	J1	J3,J5,J2	J4			1	3	1	0	0
13		J4,J5	J1,J3,J2			0	2	3	0	0
14	J5	J1,J4	J2	J3		1	2	1	1	0
15	J1	J3,J4	J5,J2			1	2	2	0	0

Anexo C: Promedio Color de Acuerdo a los Jueces

MUESTRAS	PRIMERA EVALUACIÓN					SEGUNDA EVALUACIÓN					PROMEDIO COLOR				
	RMI	RI	RJ	R	RMC	RMI	RI	RJ	R	RMC	RMI	RI	RJ	R	RMC
1	0	3	2	0	0	1	2	1	0	0	0,5	2,5	1,5	0	0
2	2	1	1	1	0	4	1	0	0	0	3	1	0,5	0,5	0
3	0	3	1	1	0	1	1	3	0	0	0,5	2	2	0,5	0
4	0	0	0	4	1	0	0	2	3	0	0	0	1	3,5	0,5
5	0	1	2	1	1	0	1	1	3	0	0	1	1,5	2	0,5
6	0	0	0	3	2	1	2	1	1	0	0,5	1	0,5	2	1
7	0	0	0	4	1	1	1	3	0	0	0,5	0,5	1,5	2	0,5
8	0	2	3	0	0	0	0	0	2	3	0	1	1,5	1	1,5
9	1	1	3	0	0	0	1	3	1	0	0,5	1	3	0,5	0
10	0	0	5	0	0	0	3	2	0	0	0	1,5	3,5	0	0
11	1	3	1	0	0	0	2	2	1	0	0,5	2,5	1,5	0,5	0
12	1	2	1	1	0	1	3	1	0	0	1	2,5	1	0,5	0
13	1	0	4	0	0	0	2	3	0	0	0,5	1	3,5	0	0
14	0	0	3	2	0	1	2	1	1	0	0,5	1	2	1,5	0
15	0	1	4	0	0	1	2	2	0	0	0,5	1,5	3	0	0

Anexo D: Promedio Textura de Acuerdo a los Jueces

MUESTRAS	PRIMERA EVALUACIÓN					SEGUNDA EVALUACIÓN					PROMEDIO TEXTURA				
	MJ	J	N	S	MS	MJ	J	N	S	MS	MJ	J	N	S	MS
1	1	2	2	0	0	0	1	3	1	0	0,5	1,5	2,5	0,5	0
2	0	3	2	0	0	0	1	3	1	0	0	2	2,5	0,5	0
3	0	2	3	0	0	0	2	1	1	1	0	2	2	0,5	0,5
4	0	3	2	0	0	1	1	3	0	0	0,5	2	2,5	0	0
5	2	1	2	0	0	1	2	1	1	0	1,5	1,5	1,5	0,5	0
6	0	0	2	2	1	2	0	2	1	0	1	0	2	1,5	0,5
7	0	1	2	2	0	0	2	2	1	0	0	1,5	2	1,5	0
8	1	1	3	0	0	0	0	2	3	0	0,5	0,5	2,5	1,5	0
9	0	3	2	0	0	1	1	2	1	0	0,5	2	2	0,5	0
10	0	0	4	1	0	1	2	1	1	0	0,5	1	2,5	1	0
11	3	0	2	0	0	1	1	2	1	0	2	0,5	2	0,5	0
12	0	2	2	1	0	0	0	1	4	0	0	1	1,5	2,5	0
13	0	0	3	2	0	0	0	2	3	0	0	0	2,5	2,5	0
14	1	1	3	0	0	0	0	3	1	1	0,5	0,5	3	0,5	0,5
15	0	1	2	2	0	0	1	4	0	0	0	1	3	1	0

ANEXO E: tiempo de determinación de color por 15 muestras

TIEMPO DE DETERMINACION DE COLOR POR 15 MUESTRAS			
JUECES	PRIMERA EVALUACION	SEGUNDA EVALUACION	TIEMPO ESTIMADO
J1	0:04:49	00:05:35:76	00:10:24:76
J2	00:01:54:74	00:02:04:34	00:03:59:08
J3	00:02:51:27	00:05:38:87	00:08:30:14
J4	00:03:20:16	00:05:06:07	00:08:26:23
J5	00:04:15:20	0:03:00	00:07:15:20
TIEMPO TOTAL			00:38:35:31

ANEXO F: Tiempo de determinación de textura por 15 muestras

TIEMPO DE DETERMINACION DE TEXTURA POR 15 MUESTRAS			
JUECES	PRIMERA EVALUACION	SEGUNDA EVALUACION	TIEMPO ESTIMADO
J1	0:03:26:05	0:04:12	00:07:38:05
J2	00:01:20:74	00:03:01:73	00:04:22:47
J3	00:01:58:23	00:03:34:41	00:05:32:64
J4	00:03:38:71	00:04:25:97	00:08:04:68
J5	00:02:45:97	0:03:00:55	00:05:46:52
TIEMPO TOTAL			00:31:24:36

ANEXO G: Análisis de datos de color en SPSS

Prueba T

Estadísticas de muestras emparejadas

	Media	N	Desviación estándar	Media de error estándar
Par 1 COLORJueces	3,1667	15	,83908	,21639
COLORPrototipo	3,4167	15	,24398	,06299

Correlaciones de muestras emparejadas

	N	Correlación	Sig.
Par 1 COLORJueces & COLORPrototipo	15	-,146	,605

Prueba de muestras emparejadas

Diferencias emparejadas

	Media	Desviación estándar	Media de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
				Inferior	Superior			
Par 1 COLORJueces - COLORPrototipo	-,25000	,90633	,23401	-,75191	,25191	-1,068	14	,303

NEAR TESTS

/WILCOXON=COLORJueces WITH COLORPrototipo (PAIRED)
/MISSING ANALYSIS.

IBM SPSS Statistics Processor está listo | Unicode/ON | H: 26, W: 1223 pt.

ANEXO H: Análisis de datos de textura en SPSS

T-TEST PAIRS=COLORJueces WITH ColorCalibracion (PAIRED)
/CRITERIA=CI (.9500)
/MISSING=ANALYSIS.

Prueba T

Estadísticas de muestras emparejadas

	Media	N	Desviación estándar	Media de error estándar
Par 1 COLORJueces	3,1667	15	,83808	,21639
ColorCalibracion	3,0667	15	,45774	,11819

Correlaciones de muestras emparejadas

	N	Correlación	Sig.
Par 1 COLORJueces & ColorCalibracion	15	,528	,043

Prueba de muestras emparejadas

Diferencias emparejadas

	Media	Desviación estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)	
			Inferior	Superior				
Par 1 COLORJueces - ColorCalibracion	,10000	,71214	,18387	-,29437	,49437	544	14	,595

IBM SPSS Statistics Processor está listo | Unicode ON

Anexo I: Visita a la planta de Cárnicos ESPOCH



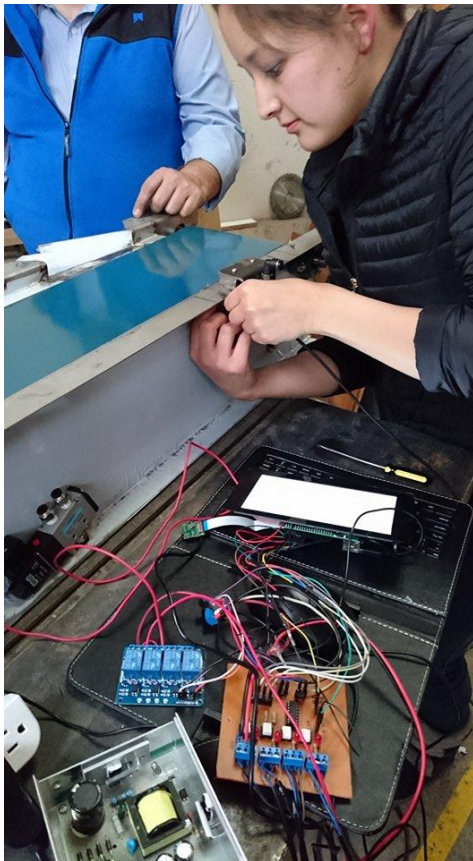
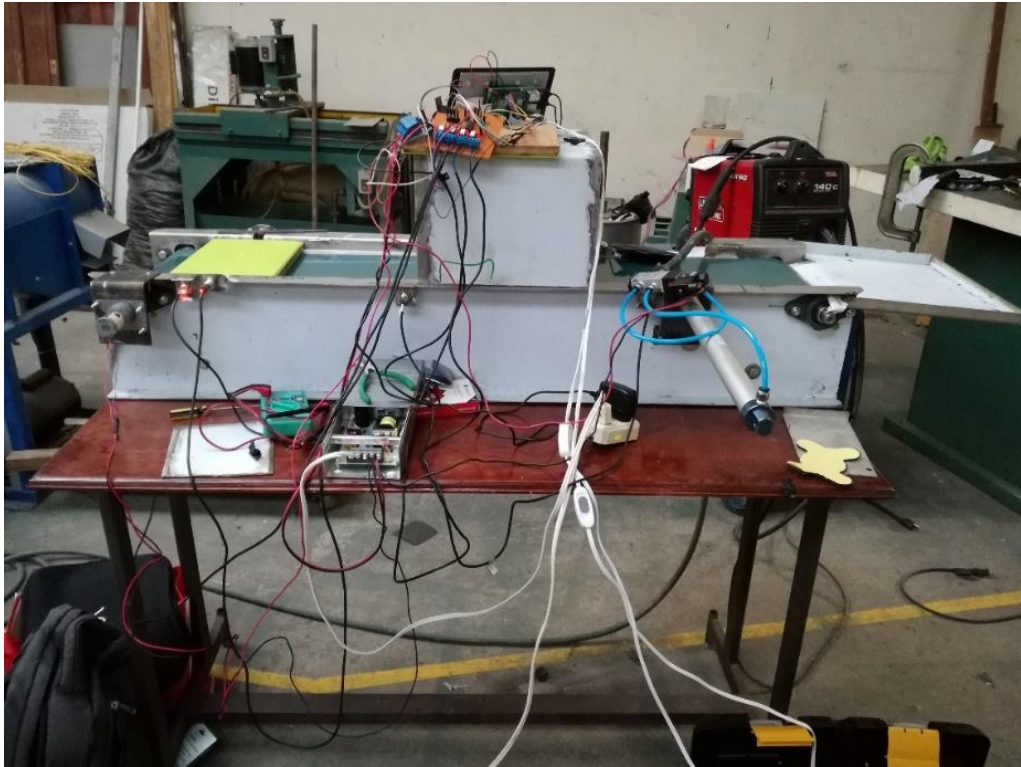
Anexo J: Diversos colores y aspectos de la carne



Anexo K: Reconocimiento de Colores y texturas en la carne



Anexo L: Acople electrónico-mecánico del prototipo



Anexo M: Sistema de Iluminación



Anexo N: Evidencias de las Pruebas de evaluación

