

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO QUE CLASIFIQUE HUEVOS
DE GALLINA SEGÚN SUS CARACTERÍSTICAS

MICHAEL JOSE MEDINA JIMÉNEZ
JOSE BOLIVAR OÑATE ROSADO



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL CARIBE
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA
BARRANQUILLA 2014

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO QUE CLASIFIQUE HUEVOS
DE GALLINA SEGÚN SUS CARACTERÍSTICAS

Autores:

MICHAEL JOSE MEDINA JIMÉNEZ

JOSE BOLIVAR OÑATE ROSADO

PROYECTO PARA OPTAR
AL TITULO DE INGENIERO MECATRÓNICO

Asesores Disciplinarios:

JULIE STEPHANY BERRÍO PEREZ, MSc

Ingeniero Mecatrónico

SAUL PEREZ PEREZ

Ingeniero electrónico

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL CARIBE
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA
BARRANQUILLA 2014

NOTA DE ACEPTACIÓN



Presidente del Jurado



Jurado



Jurado

TABLA DE CONTENIDO

NOTA DE ACEPTACIÓN	III
INTRODUCCIÓN	IX
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	1
1.1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	1
1.2. JUSTIFICACIÓN	2
2. OBJETIVOS.....	3
2.2. OBJETIVO GENERAL	3
2.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
3. MARCO DE REFERENCIA	4
3.2. MARCO TEÓRICO	4
3.2.1. FILTROS DE GABOR.....	4
3.2.2. ANALISIS DE TEXTURA.....	5
3.2.3. DISEÑO DEL SEGMENTADOR	8
3.2.4. PCA.....	9
3.2.5. ANÁLISIS DISCRIMINANTE	9
3.2.6. EVALUACION DE DESEMPEÑO.....	11
3.2.7. CÁSCARA DE HUEVO.....	13
3.2.8. YEMA DE HUEVO	14
3.3. MARCO CONCEPTUAL	15
3.4. ESTADO DEL ARTE	17
4. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN	21

4.2.	TIPO DE ESTUDIO.....	21
4.2.1.	MÉTODO	21
4.2.2.	METODOLOGÍA	22
4.3.	PROPUESTA INGENIERIL.....	26
4.3.1.	ADQUISICIÓN Y ACONDICIONAMIENTO DE LA IMAGEN.....	26
4.3.2.	EXTRACCION Y CLASIFICACION	28
4.3.3.	SEPARACIÓN	30
5.	ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	31
5.2.	PRE-PROCESAMIENTO.....	31
5.3.	BINARIZACION.....	34
5.4.	DILATACIÓN.....	36
5.5.	LABELLING	38
5.6.	RESULTADO DE LA SEPARACIÓN	39
6.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	41
7.	BIBLIOGRAFÍA	43
8.	Anexos	55
8.2.	ANEXO A	55
8.3.	ANEXO B	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 5.1 Muestras Estadísticas.....	39
Tabla 5.2 Porcentaje de error del grupo.....	40
Tabla 8.1 Contenido del prototipo.....	56
Tabla 8.2 Presupuesto.....	60

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1 Dos filtros de Gabor	5
Figura 3.2 Tamaño de ventana (texel)	7
Figura 3.3 Estructura del huevo	14
Figura 4.1 adquisición de la imagen vista del perfil derecho.....	27
Figura 5.1 huevo una yema imagen original	31
Figura 5.2 huevo una yema imagen procesada.....	32
Figura 5.3 huevo dos yemas imagen original	32
Figura 5.4 huevo dos yemas imagen procesada	33
Figura 5.5 huevo descompuesto totalmente imagen original.....	33
Figura 5.6 huevo descompuesto totalmente imagen procesada.....	33
Figura 5.7 Transición de luz en los huevos.....	35
Figura 5.8 Binarización	35
Figura 5.9 Morfología.....	37
Figura 5.10 Segmentación.....	38

Figura 8.1 Prototipo	55
Figura 8.2 Rodillo de la banda transportadora	56
Figura 8.3 Recinto del ovoscopio	57
Figura 8.4 Banda transportadora	57
Figura 8.5 Emisor de luz	58
Figura 8.6 : Motor de banda.....	58
Figura 8.7 Rampa	59
Figura 8.8 Clasificador	59

INTRODUCCIÓN

Los parámetros que definen la calidad de la producción en el sector avícola están vinculados con las características físicas de los huevos, de acuerdo a esta característica se realizara un proceso de separación que nos permitirá la clasificación de dichos huevos, por su cantidad de yemas y aquellos huevos que se encuentre en estado de descomposición.

En el proceso actual de clasificación de los huevos de gallina, se presentan diferentes tipos de inconvenientes y de pérdidas a causa de distintos factores como pueden ser fracturas del huevo, tiempos excesivos en el proceso, errores humanos, entre otros. En el presente estudio se analizaran las características físicas de los huevos de gallina, para establecer por medio de visión artificial un método que nos entregara una mejor opción al momento de su clasificación.

La detección de huevos defectuosos constituye un aspecto fundamental en la industria avícola, tanto por razones económicas como sanitarias. La elaboración de los huevos de gallina para el consumo humano tiene cuatro etapas: recolección, lavado, clasificación y envasado [1]. Mientras que el primero, el segundo y el cuarto paso se han mecanizado, la etapa de clasificación de los huevos de gallina todavía no se ha logrado automatizar totalmente. El proceso para la detección de defectos en los huevos tales como grietas, manchas de sangre o suciedad se sigue haciendo manualmente, la separación temprana de huevos defectuosos y agrietados es un tema fundamental, por que degradan todas las partes mecánicas.

La industria avícola colombiana tiene que tratar con muchos más defectos en los huevos debido a que la fase de clasificación no se ha automatizado totalmente; la clasificación de huevo se logra identificando las siguientes características tales Como: manchas de sangre, manchas de suciedad, peso, tamaño, estados de descomposición, grietas, si es de una o dos yemas.

El proceso de inspección y de clasificación se lleva a cabo actualmente por calificadores expertos pero adolece de varios inconvenientes, principalmente debido a la subjetividad humana, estrés visual y cansancio. Por otro lado, los huevos con grietas o defectuoso al no tenerse en cuenta lo más pronto posible, puede contaminar todas las partes mecánicas, mientras avanza en la maquinaria clasificadora. Estas razones han provocado la integración de un sistema de visión artificial durante el proceso de clasificación de huevos gallina en la industria para mejorar el control de calidad y productividad [1]. Por lo tanto, la automatización de la etapa de clasificación en el sector avícola constituye un campo prometedor e innovador, para aliviar tanto la inspección manual, como para mejorar la productividad.

El presente trabajo se centrara en el diseño e implementación de un sistema de visión artificial para la clasificación automática de los huevos en la industria avícola usando un método de investigación **documental**. El primer objetivo se abordara en el desarrollo de un algoritmo que permitirá optimizar el tiempo de clasificación de los huevos de gallina y detectar huevos en estado de descomposición bajo condiciones de iluminación controlada (ovoscopia). Y el segundo objetivo será el de clasificar los huevos de gallinas de acuerdo a la cantidad de yemas que hay en su interior.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Actualmente, la sociedad exige satisfacer la necesidad imprescindible de la disposición de diversos sistemas inteligentes para la digitalización de la información, teniendo en cuenta que la tendencia es hacia la automatización para facilitar y hacer más eficientes determinados procesos y sistemas [2], [3]. En la industria avícola, el tema de reconocimiento de huevos por sus características es una tarea que se realiza principalmente de forma manual en aplicaciones como las de separación por yemas, la separación por tamaños, la separación por su carcasa quebradiza, la separación por suciedad y por daños externos. En el mundo existen diversos sistemas automáticos aplicados en la separación de huevos, sin embargo la implementación de estos en su gran mayoría son clasificados por su peso o por funcionarios que retiran estos manualmente, y no existe ningún método autónomo para separar los huevos por sus yemas. Debido a que el huevo es uno de los productos principales de la canasta familiar se ha producido una gran demanda del huevo en el mercado y con ello han crecido las industrias avícolas, por lo anterior se ha producido un crecimiento en la recolección y clasificación manual de los huevos, con esto aumentado los costos de producción y el tiempo de producción.

1.1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿De qué forma se facilita la clasificación de huevos de gallinas basada en sus yemas y otras características empleando visión artificial y sin ninguna intervención humana?.

1.2. JUSTIFICACIÓN

En un lapso que algunos analistas calculan no mayor a diez años, las empresas avícolas colombianas que ejercerán el liderazgo en el mercado serán exclusivamente aquellas que hayan automatizado casi el ciento por ciento sus procesos productivos. Debido a la gran demanda que existe del huevo, por ser unos de los productos principales de la canasta familiar, la industria avícola ha debido crecer a un ritmo acelerado a causa de diferentes variables mundiales. [4]

En la actualidad existen 4 procesos en la producción de huevos de gallina, tales como: la recolección, el lavado, la clasificación y por último envasado, los procesos como la recolección, el lavado y el envasado, son procesos que están totalmente automatizados entonces la idea principal de este proyecto fue poder facilitar y optimizar un proceso de clasificación de huevos, debido a que se necesita personal para poder inspeccionar un huevo y poder clasificarlo según sus características, es decir si es doble yema, una yema o está defectuoso. Una vez mejorado este proceso se reducirá la mano de obra que se necesita para realizar esta tarea, con base en lo anterior se desea implementar un prototipo que nos permita realizar la clasificación de los huevos, el prototipo constará con la ayuda de visión artificial para poder identificar esas particularidades de los huevos y posteriormente poderlo separar en sus respectivas categorías.

2. OBJETIVOS

2.2. OBJETIVO GENERAL

Diseñar e implementar un prototipo que clasifique huevos de gallinas según su cantidad de yemas o su descomposición total.

2.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Establecer una base de datos para la definición de características internas de huevos de gallina en donde se conoce la ubicación de la yema en la imagen.
- Diseñar un mecanismo que permita la clasificación y separación de los huevos usando como medio arduino o PLC.
- Diseñar un algoritmo a través de la plataforma MATLAB que pueda determinar las características internas de los huevos de gallina para posteriormente realizar una posible clasificación.

3. MARCO DE REFERENCIA

3.2. MARCO TEÓRICO

3.2.1. FILTROS DE GABOR

El origen de las funciones de Gabor se dedujo bajo la formulación de la Short Time Fourier Transform (STFT), la cual permitía analizar los componentes de altas frecuencias usando pequeñas ventanas, o bien componentes de bajas frecuencias usando ventanas más anchas, dando lugar a las frecuencias espaciales que contienen las imágenes, así como de su orientación [15].

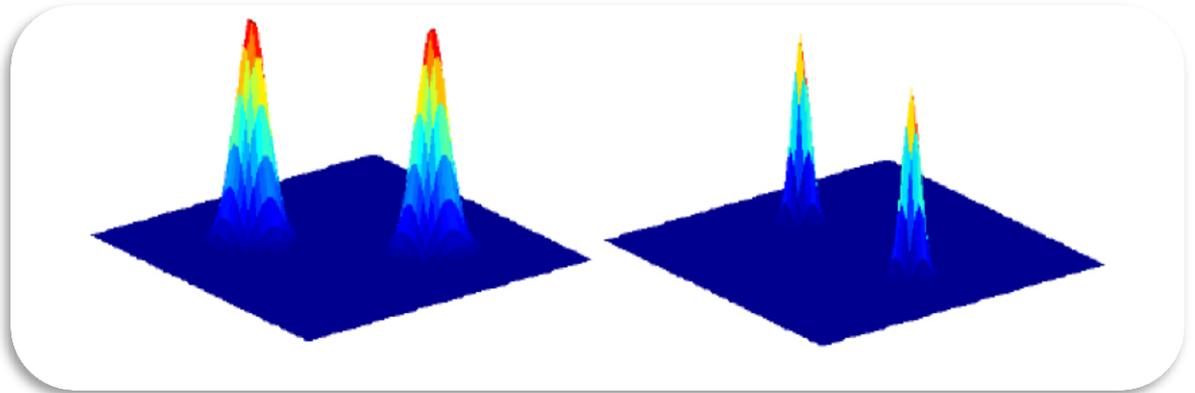
En la Figura 3.1 se esboza el espectro de dos filtros de Gabor. Cada uno de ellos viene definido por tres parámetros [16]:

La frecuencia central, que resaltará si la textura tiene componentes apreciables a esa frecuencia espacial.

El escalado, que dejará pasar más o menos frecuencias en torno a la frecuencia central.

La orientación; ya que en el dominio de las imágenes (bidimensionales) las frecuencias vienen definidas como vectores, con módulo y fase. Esta fase u orientación distinguirá, por ejemplo las rayas horizontales de las verticales, a igual frecuencia.

Figura 3.1 Dos filtros de Gabor, cada uno de ellos con distinta frecuencia central, escalada y orientación [16].



La aplicación de las funciones de Gabor radica en que se pueden utilizar como filtros en el dominio de la frecuencia para extraer características de textura específicas de cada frecuencia y orientación, o lo que es lo mismo, se puede aplicar la transformada de Gabor mediante bancos de filtros discretos. Un banco de filtro Gabor es un banco de filtros paso banda con forma gaussiana, con cobertura diádica del rango de frecuencias espaciales radiales y múltiples orientaciones, es decir, es un conjunto de filtros gaussianos que cubren el dominio frecuencial con distintas frecuencias radiales y orientaciones [15].

3.2.2. ANALISIS DE TEXTURA

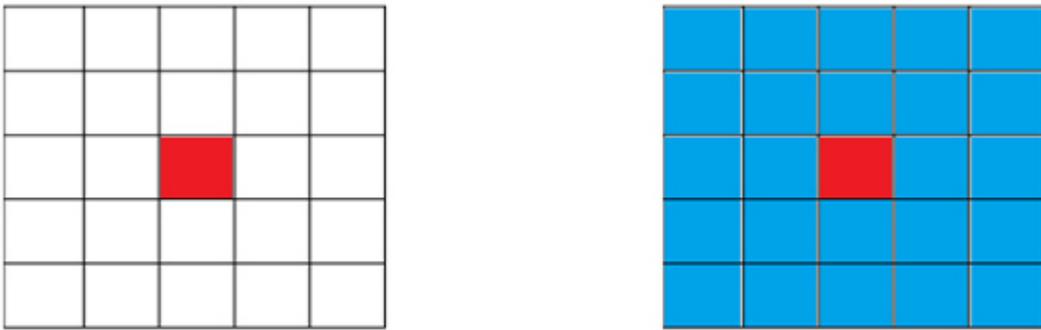
El análisis de textura es considerado como otra de las técnicas empleadas para la solución del problema de segmentación en proyectos como [17], [18], [19] y [20]. En esencia no existe una definición de textura pero puede entenderse como replicas, simetrías o combinaciones, usualmente en pequeñas variaciones aleatorias, del tono dentro de un vecindario de píxeles. Se dice si una textura es

dominante o el tono es dominante si se tiene, respectivamente, alta variación o poca variación del tono dentro de la pequeña área de píxeles analizadas.

Existen tres variables a tener en cuenta durante la extracción de características de textura: tamaño de texel"s a analizar, el valor relativo de las características discretas de tono y la distribución en el área de las características de tono, obteniendo así descripción sobre la suavidad, regularidad y rugosidad de una región.

Se tiene en cuenta que el tamaño de la ventana (texel), debe ser cuadrado y divisible por la dimensión de la imagen. El resultado del cálculo de la textura es un único número que representa la ventana completa. Luego, la ventana se mueve un píxel y el cálculo se repite evaluando las características de textura por medio de los filtros de Gabor. De este modo se construye toda una nueva imagen con valores de texturas. Si la imagen es muy pequeña o la ventana muy grande, este efecto debe considerarse en el análisis de los resultados reflejados en la discriminación que evidencian los IDF. En la Figura 3.2 se muestra una imagen en la que la primera grafica representa una ventana de 5x5 donde el píxel central recibe el resultado. En la segunda, los píxeles que reciben el resultado y las cinco filas y las cinco columnas del borde de la imagen que reciben el valor de textura calculados en los píxeles cercanos.

Figura 3.2 Tamaño de ventana (texel)



Fuente: Autores

De esta forma, los parámetros a tener en cuenta para la extracción de las características de textura están ligados a la disposición de los píxeles en la imagen. Estos parámetros basados en la ubicación espacial de los píxeles, las relaciones con su vecindario y el valor de su intensidad, son los que al final definen la construcción de la nueva imagen [21].

Para llevar a cabo el procesamiento digital de imágenes es de gran utilidad, para ciertas aplicaciones, obtener información sobre la textura. Este problema se puede abordar desde diferentes puntos de vista, dependiendo de la técnica específica utilizada para extraer de forma cuantitativa la información contenida en la textura de la imagen [22].

El problema del análisis de textura, radica en definir qué tipo de textura se está analizando, teniendo en cuenta que la textura en general presenta un comportamiento tanto aleatorio como periódico, para ello existen cuatro descriptores, los cuales se detallaran en las próximas secciones.

3.2.3. DISEÑO DEL SEGMENTADOR

Consiste en la división o partición de la imagen en varias zonas o regiones homogéneas y disjuntas a partir de su contorno, su conectividad, o en términos de un conjunto de características de los píxeles de la imagen que permitan discriminar unas regiones de otras [23]. Existen diversas técnicas de segmentación en imagen de huevos. La aplicación operaciones de dilatación que definen la región de interés (ROI).

El histograma proporciona información sobre el brillo y el contraste de la imagen, y puede ser utilizado para ajustar parámetros y eliminar ciertas tonalidades molestas en mi imagen. [24].

Por su parte, otra técnica muy implementada en segmentación es la de umbrales fijos, que a su vez puede desarrollarse por medio de diferentes métodos pero el más conocido es el método de Otsu, que busca separar el objeto de interés del fondo. Sin embargo el método de Otsu usa una búsqueda exhaustiva para evaluar el criterio de la maximización de la varianza entre clases. En la medida que el número de clases en una imagen aumenta, el método de Otsu toma demasiado tiempo para que se pueda utilizar como una solución práctica en la selección de umbrales multiniveles [25].

Además, otro de los métodos para la Segmentación de imágenes es el análisis de componentes principales, el cual proporciona como ventaja, reducir la dimensionalidad de un grupo de datos, ya que retiene aquellas características del conjunto de datos que contribuyen más a su varianza, manteniendo un orden de bajo nivel de los componentes principales e ignorando los de alto nivel. El objetivo

es que esos componentes de bajo orden a veces contienen el aspecto "más importante" de esa información [26].

3.2.4. PCA

El Análisis de componentes principales (PCA) construye una transformación lineal que escoge un nuevo sistema de coordenadas para el conjunto original de datos en el cual la varianza de mayor tamaño del conjunto de datos es capturada en el primer eje (llamado el Primer Componente Principal), la segunda varianza más grande es el segundo eje, y así sucesivamente. Para construir esta transformación lineal debe construirse primero la matriz de covarianza o matriz de coeficientes de correlación. Debido a la simetría de esta matriz existe una base completa de vectores propios de la misma. La transformación que lleva de las antiguas coordenadas a las coordenadas de la nueva base es precisamente la transformación lineal necesaria para reducir la dimensionalidad de datos. Además las coordenadas en la nueva base dan la composición en factores subyacentes de los datos iniciales [26].

3.2.5. ANÁLISIS DISCRIMINANTE

El Análisis Discriminante es una técnica estadística multivariante cuya finalidad es analizar si existen diferencias significativas entre grupos de objetos respecto a un conjunto de variables medidas sobre los mismos para, en el caso de que existan, explicar en qué sentido se dan y proporcionar procedimientos de clasificación sistemática de nuevas observaciones de origen desconocido en uno de los grupos analizados [27]. Específicamente el Análisis Discriminante será usado para:

- Determinar si existen diferencias significativas entre los “perfiles” de un conjunto de variables de dos o más grupos definidos a priori.
- Determinar cuál de las variables independientes cuantifica mejor las diferencias entre un grupo u otro.
- Establecer un procedimiento para clasificar a un individuo en base a los valores de un conjunto de variables independientes.

A la hora de estudiar las variables, se tiene que cumplir que la variable dependiente sea categórica en la que el número de grupos puede ser de dos o más, pero han de ser mutuamente excluyentes y exhaustivos. Aunque la variable dependiente puede ser originariamente numérica y que el investigador la cuantifique en términos de categorías [28]. Las variables independientes se seleccionan identificando las variables en una investigación previa o mediante información a priori, de tal manera que se sepa que esas variables son importantes para predecir en que grupo estará la variable dependiente [28].

Con respecto a las muestras, se suele recomendar que los tamaños de cada grupo no sean muy diferentes, ya que con esto la probabilidad de pertenecer a un grupo o a otro puede variar considerablemente. También existen dos hipótesis previas que deben ser contrastadas, estas son: la normalidad multivariante y el de la estructura de varianzas-covarianzas desconocidas pero iguales. Los datos que no cumplen el supuesto de normalidad pueden causar problemas en la estimación y en ese caso se sugiere utilizar la regresión logística. Si existen grandes desviaciones en las varianzas, se puede solucionar con la ampliación de la muestra o con “técnicas de clasificación cuadráticas” [28]. Los datos además no deben presentar multicolinealidad, es decir, que dos o más variables

independientes estén muy relacionadas. También se supone linealidad entre las variables [28].

3.2.6. EVALUACION DE DESEMPEÑO

Esta evaluación está regida por dos tipos de imágenes. Se encuentran la imagen de Segmentación Automática ó Máquina de Segmentación (MS), y la Segmentación Manual ó Ground Truth (GT). La MS es aquella que tiene como resultante las imágenes del sistema después de haber pasado por todas las etapas, y GT es aquella segmentación realizada manualmente por el investigador y tiene el patrón de ser la segmentación ideal [29].

La comparación entre la segmentación automática y la segmentación manual se realiza de la siguiente manera. Sea M el número de regiones en la imagen MS , y N el número de regiones en la imagen GT . Sea P_m el número de píxeles en una región R_m (donde $m=1...M$) segmentada automáticamente (en la imagen MS). De la misma manera, sea P_n el número de píxeles en una región R_n (donde $n=1...N$) segmentada manualmente (en la imagen GT). Sea $O_{mn}=R_m \cap R_n$ el número de píxeles que pertenecen simultáneamente a las dos regiones R_m y R_n . De acuerdo con la definición, si no existe traslape entre las dos regiones se tiene que $O_{mn} = 0$, pero si por el contrario existe solapamiento completo se tiene que $O_{mn} = P_m = P_n$, [30].

Se crea una tabla $M \times N$, con los valores O_{mn} para $m=1...M$ y $n=1...N$. Esta información permite obtener los porcentajes de traslape respecto a cada una de las regiones (O_{mn}/P_m y O_{mn}/P_n), que serán empleados para clasificar las regiones segmentadas. Se consideran cinco tipos de regiones segmentadas: Detección Correcta, Sobresegmentación, Subsegmentación, Pérdida y Ruido. La

sobresegmentación se trata de una detección múltiple de una sola superficie, lo cual produce topologías incorrectas. La subsegmentación se refiere a la separación insuficiente de múltiples superficies. Una pérdida ocurre cuando el algoritmo de segmentación no puede encontrar una superficie que aparece en la imagen (falso rechazo). El ruido ocurre cuando el algoritmo de segmentación supone la existencia de una superficie que no aparece en la imagen (falsa aceptación), [29], [30].

Las ecuaciones que permiten clasificar las superficies, están basadas en un umbral T , en donde $0,5 < T \leq 1,0$. El valor de T determina lo estricto de la definición. Las siguientes medidas determinan la clasificación [29], [30].

- **Detección Correcta.** Un par de regiones (Rm) en la imagen MS y Rn en la imagen GT son clasificadas como una *detección correcta* si: $Omn \geq T \times Pm$ (por lo menos el T por ciento de los píxeles en la región Rm de la imagen MS es marcada como perteneciente a la región Rn de la imagen GT), **y** $Omn \geq T \times Pn$ (por lo menos el T por ciento de los píxeles en la región Rn de la imagen GT es marcada como perteneciente a la región Rm de la imagen MS) [30].

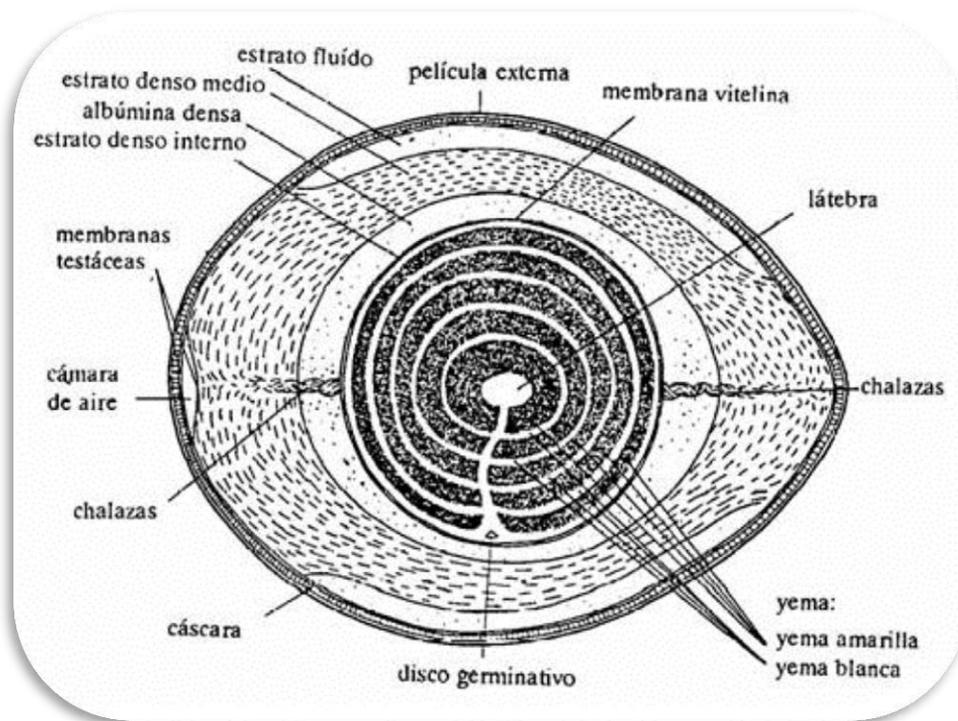
- **Sobresegmentación.** Una región Rn en una imagen GT y un conjunto de regiones $Rm1, \dots, Rmx$ en una imagen MS , en donde $2 \leq x \leq M$, son clasificados como un ejemplo de *sobresegmentación* si:
 - (por lo menos el T por ciento de los píxeles en cada región Rmi de la imagen MS es marcada como perteneciente a la región Rn de la imagen GT), **y** (por lo menos el T por ciento de los píxeles en la región Rn de la imagen GT es marcada como píxeles perteneciente como a la unión de las regiones $Rm1, \dots, Rmx$ de la imagen MS) [30].

- **Subsegmentación.** Un conjunto de regiones $Rn1, \dots, Rnx$, en donde se cumple que $2 \leq x \leq M$, en una imagen GT , y una región Rm en una imagen MS es clasificada como un ejemplo de *subsegmentación* si:
 - (Por lo menos el T por ciento de píxeles en la región Rm en la imagen MS están marcados como píxeles en la unión de regiones $Rn1, \dots, Rnx$ en la imagen GT), **y** (por lo menos el T por ciento de los píxeles en cada región Rni de la imagen GT es marcada como perteneciente a la región RM de la imagen MS) [30]
 - **Pérdida.** Una región Rn en la imagen GT que no está clasificada en uno de los ejemplos de detección correcta, sobresegmentación o subsegmentación es clasificada como pérdida [30].
 - **Ruido.** Una región Rm en la imagen MS que no está clasificada en uno de los ejemplos de detección correcta, sobresegmentación o subsegmentación [30].

3.2.7. CÁSCARA DE HUEVO

El término cáscara de huevo o cascarón es empleado para designar a la parte dura o externa del huevo. En realidad está compuesto por tres capas y constituye el 11 por ciento del peso del huevo. Debajo de la cutícula (el revestimiento protector) se encuentra la capa esponjosa; a continuación de éstas se encuentra la capa mamilar o interna. Los poros del cascarón atraviesan las tres capas y sirven como conexión entre ellas, en la figura 3.3 se detalla la estructura del huevo. La cutícula tiene una composición química similar al de las fárfaras. Al ser puesto el huevo, la cutícula líquida lo cubre y sella los poros para protegerlo contra la contaminación y la pérdida de humedad [31].

Figura 3.3 Estructura del huevo [31]



3.2.8. YEMA DE HUEVO

La yema es de menor densidad que la clara y de ahí que en el huevo en reposo, así esté plano como de punta, siempre se mantiene por encima de la albúmina y en el centro del huevo, para lo que están las chalazas. En la yema, la cicatrice o germen está siempre por encima de ella, al punto de que si tan largo es el reposo, hasta puede llegar a adherirse a la membrana albuminífera, dando lugar a la inutilización del germen y, ya en la incubación, a la del embrión en las primeras fases de su desarrollo [31].

3.3. MARCO CONCEPTUAL

ALBÚMINA: Proteína animal y vegetal, rica en azufre y soluble en agua, que constituye el componente principal de la clara del huevo y se encuentra también en el plasma sanguíneo y linfático, en la leche y en las semillas de ciertas plantas.

BINARIZACIÓN: es una técnica del procesamiento de imágenes que consiste en un proceso de reducción de la información de una imagen digital a dos valores alto o bajo.

CROMINANCIA: La crominancia es el componente de la señal que contiene las informaciones del color. Por otra parte, luma de la luz o brillo. El color está definido por dos magnitudes: la saturación, que nos da la "cantidad" de color, y el matiz que nos indica "qué color es".

DILATACIÓN: se describe como un crecimiento de píxeles; esto permite que aumente un píxel alrededor de la circunferencia de cada región y así poder incrementar dimensiones

INDEXACIÓN: Ordenación de una serie de datos o informaciones de acuerdo con un criterio común a todos ellos, para facilitar su consulta y análisis.

LUMINANCIA: Resultado que se obtiene al dividir la intensidad luminosa de una superficie entre su área aparente para un observador alejado de ella.

OVOSCOPIO: Instrumento utilizado para la observación del interior del huevo mediante el uso de luz.

PIXELES: Un píxel o pixel, plural píxeles, es la menor unidad homogénea en color que forma parte de una imagen digital, ya sea esta una fotografía, un fotograma de vídeo o un gráfico.

RGB: RGB es la composición del color en términos de la intensidad de los colores primarios de la luz puede referirse a: el modelo de color RGB, el tratamiento de la señal de vídeo RGB el uso de RGB en HTML y otros lenguajes de programación.

SEGMENTACIÓN: Acción de segmentar o segmentarse.

SOBRESEGMENTACIÓN: se trata de una detección múltiple de una sola superficie, lo cual produce topologías incorrectas.

SUBSEGMENTACIÓN: se refiere a la separación insuficiente de múltiples superficies.

TEXTURA: Forma en que están entrelazadas las fibras de un tejido, lo que produce una sensación táctil o visual.

3.4. ESTADO DEL ARTE

Estudios realizados por la (Artificial Intelligence Center University of Georgia , Athens, Ga 30602) y (USDA, ARS Russell Research Center, Athens , Ga 30605) utilizaron dos redes neuronales diferentes, para la clasificación de huevos. El único inconveniente de este sistema era que estaba limitado, por que dependía de un operador para proporcionar el conjunto adecuado de parámetros necesarios para clasificar cada huevo, ya que el sistema era susceptible a los cambios en transmisión de la luz entre los diferentes tipos de huevos [32].

En la Facultad de Ingeniería y Tecnología Agraria junto con la Facultad de Agricultura y Recursos Naturales de la Universidad de Teherán, Karaj, Irán. Realizaron una investigación donde presentaba algoritmos basados en el procesamiento de imágenes para la detección de manchas de sangre y suciedad en huevos de gallina. Los resultados de los experimentos mostraron que la precisión de los algoritmos para detección de manchas de sangre fue 90,66%, mientras que el algoritmo de los huevos defectuosos tuvo una precisión del 91.33%, otros algoritmos como el utilizado para la detección de suciedad tuvieron una precisión del 86%, con base a los resultados se demostró que el proyecto es viable para una implementación [33].

El Instituto de Automática Industrial, Consejo Español de Investigación Científica, Arganda del Rey, 28500 Madrid, España. Presentaron un trabajo se centró en el diseño e implementación de un algoritmo de clasificación, para un sistema de visión artificial dedicado al rechazo automático de huevos defectuosos en el sector avícola. Para lograr sus objetivos los autores se basan en algoritmos evolutivos [34].

Los autores Meysam Siyah Mansoory, Meghdad Ashtiyani y Hossein Sarabadani del Department of Electrical Engineering, Ashtian Branch, Islamic Azad University, Ashtian, Iran, diseñaron un algoritmo que se basan en umbrales Fuzzy y el borde SUSAN. La principal ventaja de este método en comparación con otros métodos, es que es menos sensible al ruido. De acuerdo con los resultados experimentales, este algoritmo tenía mejor binerization en la imagen principal en comparación con el algoritmo Otsu y la ley de potencia [35]. Departamento de Ingeniería Agraria, de Università degli Studi di Milano, realizaron una investigación para desarrollar un sistema de visión artificial que fuera capaz de detectar defectos en los huevos de gallina, en el estudio se observó que el procedimiento de clasificación era muy eficiente, tan que el algoritmo fue capaz de clasificar correctamente cerca del 98 de las muestras [36].

Estudios realizado por Department of Biological and Agricultural Engineering and Artificial Intelligence Center, University of Georgia, Athens, Georgia. utilizaron una red neuronal que podría distinguir con precisión entre los huevos con suciedad y los huevos con sangre [37].

los autores Daniel Fernando Velazco Cáceres y María Luisa Pinto Salamanca del grupo de Investigación de Energía y Nuevas Tecnologías GENTE. Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia. Determinaron las características del comportamiento mecánico del huevo, y pudieron establecer que existe una relación directamente proporcional entre la clasificación por peso y el tamaño del huevo [38].

Estudios realizados por International Journal of Natural and Engineering Sciences, demostraron que utilizando la combinación de máquina de visión y red neuronal

se podría tener una predicción en cuanto al peso de los huevos. Ellos emplearon un coeficiente de correlación para el modelado y obtuvieron como resultado un buen algoritmo que tenía 0,96 en error absoluto [39].

Un sistema de cómputo, que se encarga del procesamiento digital de la imagen, donde se analiza el objeto y se toma una decisión, por medio de los algoritmos programados con este fin. Un sistema mecánico, que puede ser controlado por el sistema de cómputo, con el fin de desarrollar una tarea específica en el objeto de estudio, o bien controlarse de manera independiente; en este caso la tarea en cuestión se realiza por otro subsistema. Un sistema de iluminación, mismo que resalta los rasgos contenidos en la imagen; su ubicación puede estar en un área independiente, aislado de la línea de producción o instalado sobre ésta. Sensores, los cuales permiten ubicar el objeto de estudio. La adquisición de la imagen, que puede ser a través de un sensor de imágenes, cámara o escáner. Si bien las MVS son susceptibles de clasificarse con base en múltiples aspectos, algunos autores como Malamas, han resaltado dos propiedades principales: a) su estructura y b) su utilización industrial [40].

Por su estructura, los autores consideran si el dispositivo de cómputo requerido es una computadora de uso general (CPU) con un software de procesamiento de imágenes, o por implementación en hardware (DSPs, FPGAs o ASICs) cuya ventaja principal es la velocidad de procesamiento y capacidad de cómputo, pero su desventaja es la versatilidad del sistema. Por su utilidad en la industria se ordenan de acuerdo con el tipo de inspección que realizan; esto es, si supervisan la calidad dimensional, la calidad superficial, la calidad estructural o la calidad operacional [41,42 -43].

Las MVS han avanzado de forma tal, que se han constituido empresas alrededor del mundo para fabricar dispositivos con aplicaciones específicas; son programados externamente con software especializado que cuenta con funciones, mismas que resuelven los principales problemas de inspección de calidad en productos. Ejemplos de estos sistemas son los dispositivos “Camera Smart” de National Instrument [40] y Cognex [43].

En los artículos [44-46], los autores obtuvieron rasgos del objeto para analizar las dimensiones y forma del producto en cuestión; en nueve documentos se extrajeron rasgos referentes a la superficie, el color, la textura y la rugosidad, principalmente [47-54]. En los artículos [55 y 56] los autores se concentraron en la separación de la basura del objeto; mientras que en los trabajos referidos en [58-59] se analizaron la posición y la orientación del producto con el fin de tomar una decisión en la siguiente etapa. Por último, en los textos [60-70] se presentó la combinación de estos rasgos donde la principal tarea fue clasificar los objetos.

4. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

4.2. TIPO DE ESTUDIO

La investigación se ejecutará por medio del tipo de estudio descriptivo, ya que se realiza una descripción a partir de la información relacionada con los conceptos o las variables importantes del objeto de estudio, ubicando y reconociendo las propiedades, características y rasgos importantes para la concepción del huevo. Esto implica el análisis de dichas teorías durante el proceso en que son llevadas a cabo, para finalmente obtener a través de un reconocimiento estadístico la determinación de la eficiencia de dicha técnica.

4.2.1. MÉTODO

Este trabajo de investigación se desarrolló bajo el método de investigación **documental** porque se partió de fuentes de información tales como: planos, revista, artículos, documentos bibliográficos, uso de textos, normas, bitácoras, registros, tesis de pregrados y otros que respaldan los fundamentos teóricos para la solución del problema.

Para la realización de este trabajo, se revisó y recolecto una serie de datos concernientes a la tecnología y aplicaciones de procesamiento de imágenes, por medio del uso de una cámara ubicada de una manera estratégica para su mayor eficiencia, esto nos permitió obtener una mejor adquisición de imágenes la cual nos ayudó a mejorar el procesamiento de esta. Además se recreó una maqueta a escala del proceso de clasificación y separación de los huevos por sus yemas y su estado físico.

4.2.2. METODOLOGÍA

De acuerdo a los métodos de recolección de la información, es claro que para el estudio de segmentación en los huevos, se extraerá información de libros e internet, tesis, proyectos y artículos científicos referentes al tema. Este paso debe realizarse con bastante atención, ya que involucra el hecho de recoger toda la información posible, para luego extraer las partes más importante que ayudaran a la ejecución del proyecto.

Como fuentes **primarias** se tienen artículos científicos relacionados con investigaciones en el ámbito de algoritmos y mecanismo utilizados para la separación de huevos de gallinas, teniendo en cuenta que dichas fuentes son las que contienen información original no abreviada ni traducida, así mismo, en esta investigación se consideran que son fuentes primarias los resúmenes de artículos y libros. Además de estas fuentes primarias se ha accedido a otra documentación de carácter **secundario**, principalmente ponencias en seminarios y trabajos de grados,

Para desarrollo del proyecto en búsqueda de la solución adecuada y satisfactoria al problema planteado y cumplir con los objetivos propuestos se realizarán las fases que se describen a continuación.

Fase 1: Revisión Bibliográfica.

Esta fase se fundamentó en la búsqueda de información técnica sobre el problema planteado, para lograr el cumplimiento de los objetivos y alcanzar bases teóricas necesarias. Se recopiló información centrada en los siguientes tópicos: visión

artificial, algoritmos para distintos tipos de clasificación, diseños mecánicos para la separación de estructuras frágiles, luz artificial.

Fase 2: Análisis y determinación de técnicas implementadas en la clasificación y separación de huevos de dos yemas, una yema y huevos defectuosos.

Primeramente se realizó un análisis de acuerdo a la información recopilada en nuestra base de datos bibliográfica, para determinar los diversos usos en el cual podemos realizar una implementación óptima y eficaz, las técnicas más usadas en la industria avícola para la clasificación y separación de los huevos son de forma manual, al aplicar una ovoscopia el trabajador extrae el huevo manualmente. Otra de las formas usadas comúnmente en el mercado son las de separar los huevos por su peso.

Fase 3: determinar la cantidad de luz necesaria para la ovoscopia y seleccionar una cámara para la mejor adquisición de las imágenes.

Se indago sobre los diferentes métodos usados en la ovoscopia a nivel industrial e investigaciones, para así diseñar o escoger la mejor opción al momento de implementarla, para la adquisición de la imagen se usó una cámara resolución de 1600x1200. en el diseño del ovoscopio fue necesario hacer pruebas con la iluminación ya que se necesitaba cierta capacidad lumínica para lograr identificar las características internas del huevo y con base a las pruebas realizadas se determinó que usaríamos 3 led de potencia conectados en serie para así obtener una capacidad de 330 lúmenes, cantidad necesaria para ver el interior de un huevo sin importar el nivel de calcio que tuviera un huevo en su cascara.

Fase 4: simulaciones de los mecanismos del prototipo en solidworks.

Utilizando la herramienta de solidworks se logró obtener una simulación de cada una de las partes que constituyen el prototipo, con el fin de tener una visión del funcionamiento total, es decir que se debió tener en cuenta cada una de las partes mecánicas en marcha y con base a esto escoger el mejor diseño para ser implementado; el diseño tenía que ser económico y resistente debido a la cantidad de motores y peso como tal que debía soportar la estructura. También se tuvo en cuenta como ubicar el ovoscopio dentro del prototipo, debido que para lograr la adquisición de la imagen se debía tener integrado el ovoscopio, porque este dispositivo es el que permite visualizar las características interna del huevo de gallina, este dispositivo se debió de ubicar de manera estratégica para tener una adquisición de la imagen lo más perfecta posible y así evitar obtener factores que puedan alterar la adquisición de la imagen. Al principio de la simulación se crearon dos prototipo y se escogió el que presentaba las mejores características planteadas las cuales eran, las de ser económicos y resistente.

Fase 5: diseños de los algoritmos.

El algoritmo en MATLAB se diseñó de acuerdo a las características específicas de los diferentes tipos de huevo, este algoritmo puede determinar las características internas de los huevos de gallina y así poder realizar una posible clasificación de cada uno de estos.

Se diseñó un algoritmo en ARDUINO que sirvió como interface para conectar nuestro sistema físico con nuestro algoritmo en MATLAB, sirviendo como intermediario para controlar las señales enviadas y las señales recibidas por estos (ANEXO B).

Fase 6: diseño del prototipo.

De acuerdo a las pruebas realizadas y los datos obtenidos, se diseñó un prototipo que permitió clasificar de una mejor manera los huevos de gallina. Se tuvo en cuenta la posición y la localización de la cámara dentro del prototipo. (Anexo A).

Fase 7: análisis de los resultados.

Consiste en explicar los resultados obtenidos en el transcurso de la investigación, y el análisis de una base de datos adquirida por el prototipo cumpliendo con cada objetivo dicho anteriormente.

Fase 8: redacción y presentación del trabajo de grado.

En esta fase se realizó la redacción del trabajo de grado, con el fin de perfeccionar los detalles para ser presentado de acuerdo a lo que contempla la Universidad Autónoma del Caribe (UAC).

4.3. PROPUESTA INGENIERIL.

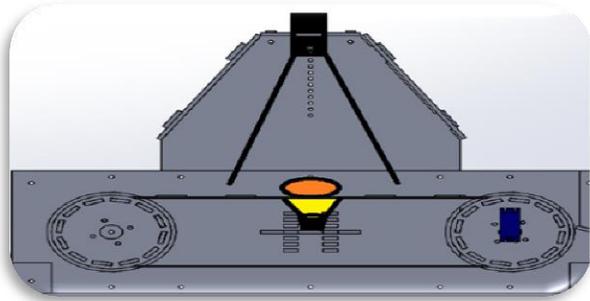
4.3.1. ADQUISICIÓN Y ACONDICIONAMIENTO DE LA IMAGEN.

Para la adquisición de la imagen se utilizó un proceso llamado ovoscopia; el cual es un método diafanoscópico que se basa en la translucidez de la cáscara y en las diferencias de transmisión lumínica, que presentan las estructuras internas del huevo. Esto se hizo con el fin de tener una mejor adquisición de la imagen al momento de procesarla, para la adquisición de la imagen se tuvo en cuenta los siguientes aspectos tales como:

Capacidad lumínica del ovoscopio. Se determinó por medio de prueba y error la cantidad de luz necesaria para ver el interior del huevo y se llegó a la conclusión que necesitaba una capacidad de 220 a 330 lúmenes para obtener el proceso de translucidez en la cascara del huevo.

Ubicación y tipo cámara. Para ubicar la cámara se tuvo en cuenta otras investigaciones [33][34]. Con base a los datos y resultados obtenidos se llegó a la conclusión de colocar la cámara en posición vertical a una altura de 12cm del huevo, lo cual nos permitió obtener un mejor campo visual de la imagen que se deseaba adquirir, en la figura 4.1 se escenifica la ubicación de la cámara. Para la adquisición de la imagen se utilizó una cámara con una resolución de 1600x1200.

Figura 4.1 adquisición de la imagen vista del perfil derecho



Fuentes: autores.

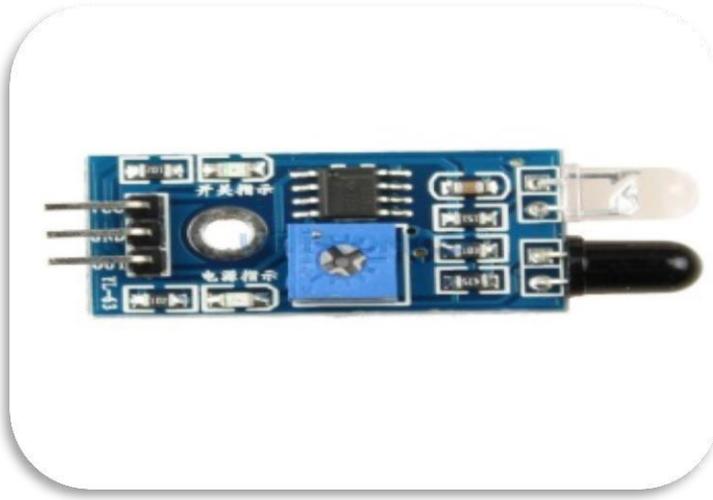
Posición y ubicación del huevo. Para poder obtener la mayor información de las características interna de los huevos, se usaron pruebas de laboratorio, y de acuerdo a los resultados obtenidos se determinó que el huevo tiene que encontrarse en una posición horizontal, en la figura. 4.2 se aprecia cómo se debe ubicar el huevo; y a su vez este debe encontrarse en el medio de la cámara y el sistema de iluminación para poder tener la adquisición de la imagen, como se ilustra en la figura. 4.1. Para detener el huevo y la banda se usó un sensor infrarrojo digital (ME-0634) con un rango de 2cm a 60 cm, capaz de detectar el huevo sin problemas; en la figura 4.3 se puede apreciar el sensor utilizado.

Figura 4.2 Huevo en posición horizontal



Fuentes: autores

Figura 4.3 sensor infrarrojo



Fuentes: autores

4.3.2. EXTRACCION Y CLASIFICACION

Consiste en la división o partición de la imagen en varias zonas o regiones homogéneas y disjuntas a partir de su contorno, su conectividad, o en términos de un conjunto de características de los píxeles de la imagen que permitan discriminar unas regiones de otras [23]. Existen diversas técnicas de segmentación en imagen de huevos. La aplicación operaciones de dilatación que definen la región de interés (ROI).

Una técnica implementada en segmentación es la de umbrales fijos, la cual puede desarrollarse por medio de diferentes métodos, pero el más conocido es el método de Otsu, que busca separar el objeto de interés del fondo. Sin embargo el método de Otsu usa una búsqueda exhaustiva para evaluar el criterio de la maximización de la varianza entre clases. En la medida que el número de clases en una imagen aumenta, el método de Otsu toma demasiado tiempo para que se pueda utilizar como una solución práctica en la selección de umbrales multiniveles [25]. Además,

otro de los métodos para la Segmentación de imágenes es el análisis de componentes principales, el cual proporciona como ventaja, la reducción dimensional de un grupo de datos, ya que retiene aquellas características del conjunto de datos que contribuyen más a su varianza, manteniendo un orden de bajo nivel de los componentes principales e ignorando los de alto nivel. El objetivo es que esos componentes de bajo orden a veces contienen el aspecto "más importante" de esa información [26].

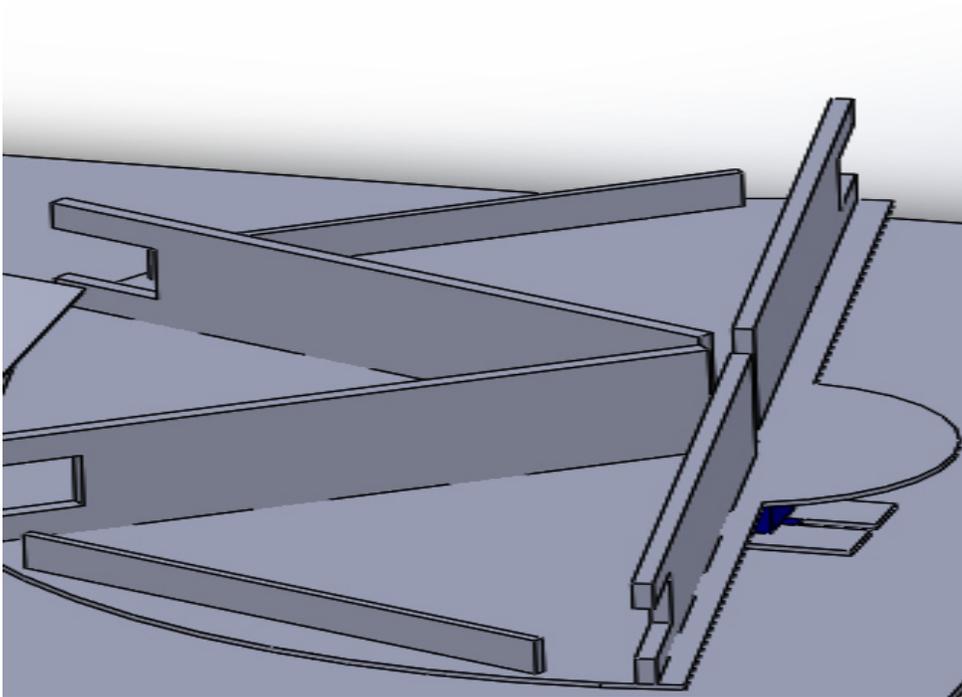
Para obtener un mejor análisis de la imagen se usó el dominio del espacio y el contraste, a fin de modificar directamente un conjunto de píxeles, para reducir el volumen de la información de tal modo que se pueda manejar con mayor facilidad y rapidez y así una vez terminado el anterior método se inicia el procesamiento de imagen,

El método clasificador permite que objetos cuyas características no sean exactamente iguales se permitan clasificar por medio de patrones similares, para esto se usó un reconocimiento estadístico y posteriormente a estos separar los objetos.

4.3.3. SEPARACIÓN

Al terminar el proceso de segmentación en MATLAB este envía una señal al arduino, luego de ser procesada la señal, se activa el servomotor del clasificador y se mueve a su respectivo estante para cada huevo analizado. Tal como se ilustra en la figura. 4.4.

Figura 4.4 Clasificador de huevos



Fuentes: autores

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.2. PRE-PROCESAMIENTO

El pre-procesamiento comprende la adecuación de la imagen, para un posterior tratamiento con el fin de reducir la complejidad del problema de Segmentación y con ello el tiempo de computo [72] esto soporta la manipulación del contraste que se llevó a cabo en las imágenes, esto se hace con el fin de separar el fondo de la imagen del objeto que se analiza y así de reducir tiempo de computo. Además para esta separación se usó una manipulación en espacio RGB, alterando la intensidad de la imagen, que luego fue usada para resaltar características en la deseada (figura 5.1, 5.2, 5.3, 5.4, 5.5, 5.6.)

5.2. Acondicionamiento de Imagen

Figura 5.1 huevo una yema imagen original



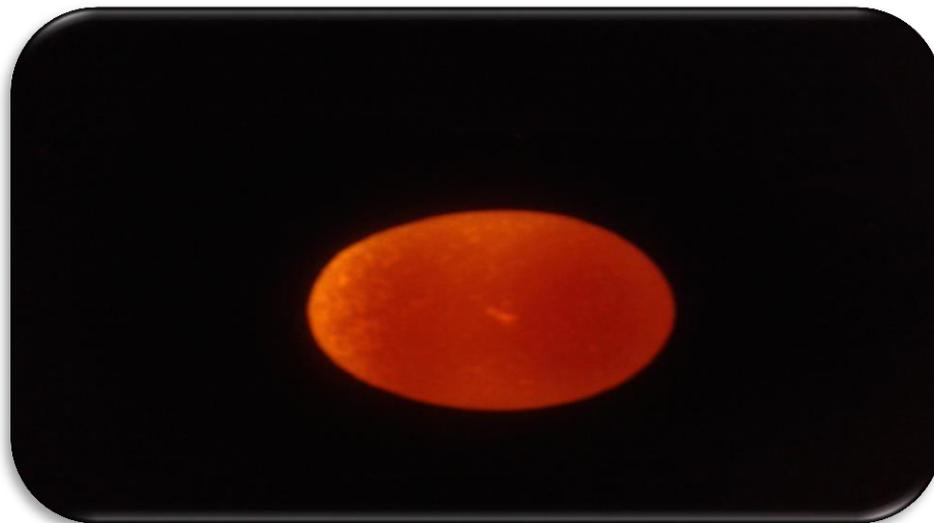
Fuentes: autores

Figura 5.2 huevo una yema imagen procesada



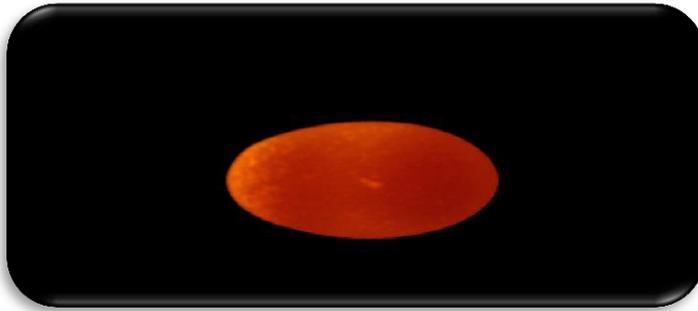
Fuentes: autores

Figura 5.3 huevo dos yemas imagen original



Fuentes: autores

Figura 5.4 huevo dos yemas imagen procesada



Fuentes: autores

Figura 5.5 huevo descompuesto totalmente imagen original



Fuentes: autores

Figura 5.6 huevo descompuesto totalmente imagen procesada



Fuentes: autores

5.3. BINARIZACION

Los resultados en el proceso de segmentación fue un producto que tuvo como base la binarización, este proceso permitió convertir una imagen con varios niveles de gris a una nueva de dos niveles en la imagen .la cual fue usada en diferentes líneas del código. Esta técnica resulta muy útil cuando en la imagen se encuentra una superficie parecida y un fondo uniforme, con esto nos basamos para diseñar la adecuación de la imagen ya que el proceso de binarización nos permite manejar con mayor facilidad textos o fotografías de objetos tomadas con iluminación posterior.

Generalmente al momento de realizar la operación de binarización se presenta un problema al encontrar el valor adecuado de comparación en la investigación, se eligieron diferentes valores de comparación ya que la cantidad de calcio en la carcasa de los huevo podía variar y esto hacia que la transición de luz, no fuera la deseada (figura 5.7a,figura 5.7b); a fin de resolver este problema se diseñaron diferentes secciones en el algoritmo que permitían elegir el valor de comparación correcto, para realizar la binarización, existen diversos métodos para calcular el valor óptimo de disparo o threshold: entre ellos el más popular es el método de Otsu, pero en este caso se necesitó crear este valor ya que no era necesario un nivel medio.

Figura 5.7 Transición de luz en los huevos



(a)huevo con bajo nivel de calcio



(b)huevo con alto nivel de calcio

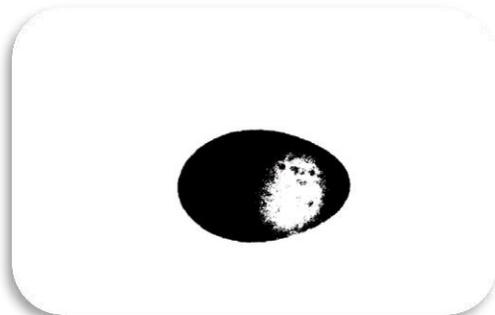
Fuentes: autores

Como resultado en la binarización los huevos de una yema fueron los mas dificultosos ya que el nivel de calcio en la cascara de los huevos era muy variante en cada uno de estos. en cambio el nivel de calcio de los huevos doble yema y los huevos descompuestos en totalidad, presentaban un nivel de calcio constante (figura 5.8a, 5.8b, 5.8c, 5.8d, 5.8e, 5.8f)

Figura 5.8 Binarización



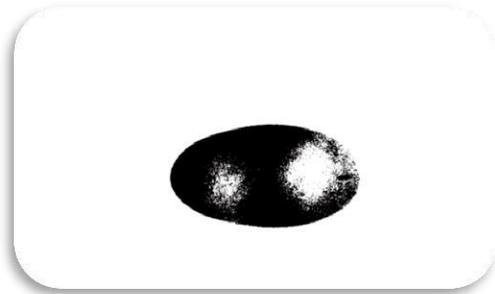
(a) Huevo una yema imagen original



(b) imagen 1 a nivel de 2 colores



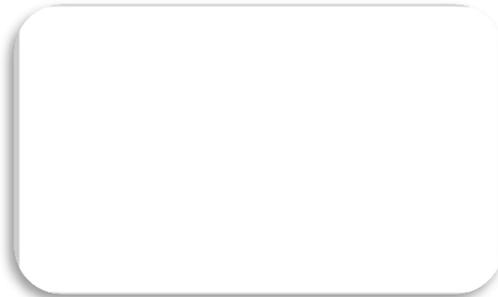
(c) huevo dos yemas imagen original



(d) imagen 2 a nivel de 2 colores



(e) huevo descompuesto imagen original



(f) imagen 3 a nivel de 2 colores

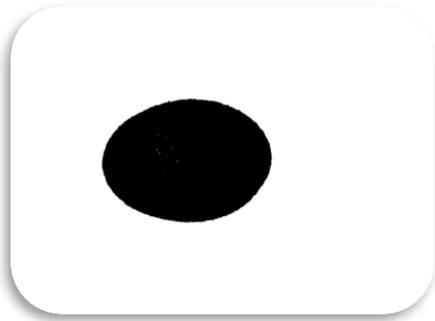
Fuentes: autores

5.4. DILATACIÓN

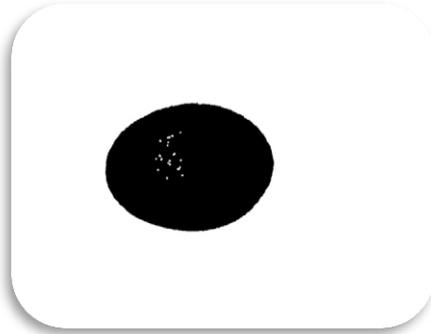
La dilatación uno de los procesos más importantes en las operaciones morfológicas. En esto se buscó que el valor de unos pixeles en la imagen de salida dependa de sus vecinos. El valor del pixel de salida en la dilatación es el máximo de los valores de todos los pixeles de la vecindad.

Se logró con este método que el conjunto de poros internos en las yemas se expandieran y que los poros más cercanos se volvieran uno, esto permitió crear un conteo más exacto en el proceso de labelling como se puede diferenciar en las figura 5.9a y 5.9b, 5.9c y 5.9d, 5.9e y 5.9f

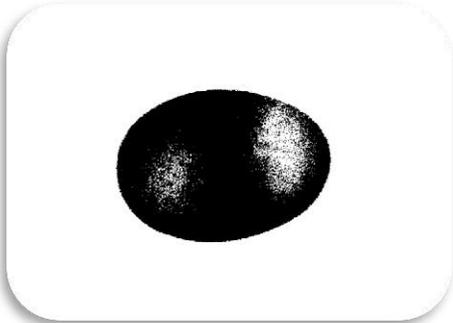
Figura 5.9 Morfología



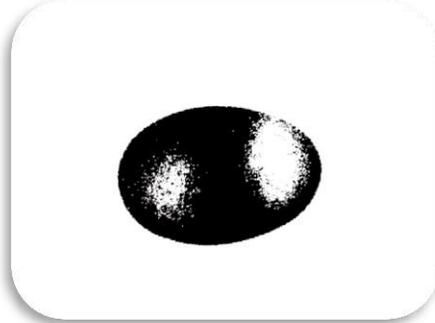
(a) huevo de una yema binarizado



(b) huevo de una yema dilatado



(c) huevo de dos yemas binarizado



(d) huevo de dos yema dilatado



(e) huevo descompuesto binarizado



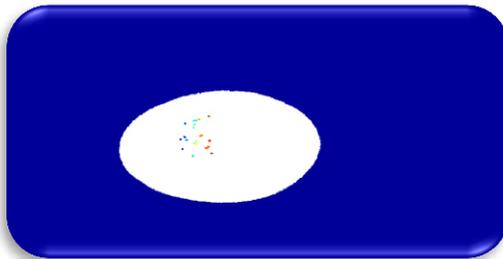
(f) huevo descompuesto dilatado

Fuentes: autores

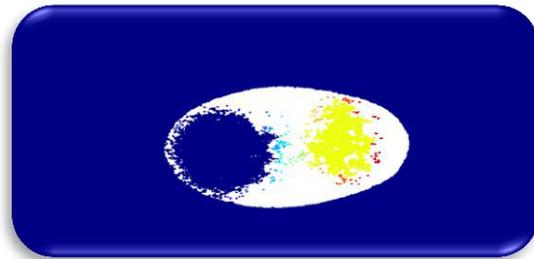
5.5. LABELLING

Con la umbralización anterior, los poros internos de los huevos fueron separados del fondo y nos permitió obtener un mismo nivel de gris lo cual posibilitó distinguirlos entre sí, el paso de labelling o etiquetado fue el de asignar un nivel de gris distinto a cada poro interno de los huevos, labelling etiqueta los pixeles que se encuentre en nivel alto, y cuando un pixel no es vecino de uno etiquetado se le asigna otra etiqueta y es marcado como diferente. además labelling nos brinda la cantidad numérica de los objetos en la imagen; esto permitió dar como resultado una identificación de la cantidad de poros que se encuentra en los huevos, para luego pasar esta información a un método estadístico para su separación como se puede ver en la figura 5.10a, 5.10b, 5.10c

Figura 5.10 Segmentación



(a) Huevo de una yema



(b) huevo de dos yemas



(c) huevo descompuesto totalmente

Fuentes: autores

5.6. RESULTADO DE LA SEPARACIÓN

Teniendo en cuenta que la separación de los 3 tipos huevos fue hecha por un método estadístico, lo cual consistió en hacer un promedio de la cantidad de poros que se encontraban en los 3 tipos de huevos; se adquirió un resultado de 30 imágenes por tipo de huevo y se obtuvo como respuesta 3 grupos de 30 imágenes de huevos diferentes. la selección se hizo de manera aleatoria en una base de datos de 300 huevos como se puede ver en la tablas 5.1a,5.1b que el método a pesar de ser un método de bajo presupuesto resulto entregar unos resultados satisfactorios (tabla 5.2).

Tabla 5.1 Muestras Estadísticas

# De Huevos	Huevo Una Yema	Numero De Poros	Huevo Dos Yemas	Numero De Poros
1	1a	15	1A	127
2	1b	12	1B	142
3	1c	5	1C	131
4	1d	16	1D	131
5	1e	11	1E	141
6	2a	16	2A	111
7	2b	2	2B	135
8	2c	32	2C	136
9	2d	7	2D	125
10	2e	21	2E	148
11	3a	15	3A	144
12	3b	18	3B	132
13	3c	22	3C	116
14	3d	9	3D	122
15	3e	17	3E	141
16	4a	15	4A	129
17	4b	6	4B	123
18	4c	15	4C	128
19	4d	3	4D	125
20	4e	9	4E	127
21	5a	20	5A	116
22	5b	21	5B	138
23	5c	4	5C	115
24	5d	9	5D	124
25	5e	14	5E	132
26	6a	22	6A	121
27	6b	17	6B	126
28	6c	15	6C	128
29	6d	4	6D	140
30	6e	16	6E	138
	Promedio	13,6	Promedio	129,7333333

(a) valores de huevos de una y dos yemas

# De Huevos	Huevos Defectuosos	Numero De Poros
1	1aa	1
2	1bb	1
3	1cc	1
4	1dd	1
5	1ee	2
6	2aa	1
7	2bb	1
8	2cc	1
9	2dd	1
10	2ee	1
11	3aa	1
12	3bb	1
13	3cc	1
14	3dd	1
15	3ee	1
16	4aa	1
17	4bb	1
18	4cc	2
19	4dd	1
20	4ee	1
21	5aa	1
22	5bb	1
23	5cc	1
24	5dd	1
25	5ee	1
26	6aa	1
27	6bb	1
28	6cc	1
29	6dd	1
30	6ee	1
	Promedio	1,06666667

(b) valores de huevos descompuestos

Fuentes: autores

Tabla 5.2 Porcentaje de error del grupo 1, 2,3

Cantidad	Una Yema	Dos Yema	Huevos defectuosos	% De Error
30	10	10	10	0
60	20	20	19	1,6667
90	30	30	29	1,1111

Fuentes: autores

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El sistema de segmentación indagado demostró que por medio de datos estadísticos se podría hacer un conteo interno de poros en las características internas de los huevos de gallina, en esto fue necesario utilizar una binarización para reducir el campo de información y eliminar el fondo para no presentar ningún inconveniente en el proceso de segmentación. Se logró obtener por medio de una base de datos un promedio de poros de cada tipo de huevo presentado en la investigación y esta base fue esencial para obtener un reconocimiento estadístico para luego usar este en el proceso físico de clasificación. A fin de adquirir una imagen limpia se adaptó un sistema de iluminación controlada, en el que se tuvo en cuenta que para obtener la imagen se necesitaba una capacidad lumínica mínima, y con esto lograr extraer las características internas deseada de los huevos. La iluminación nos permitió resaltar esos aspectos importantes del huevo debido a que los rayos reflejados en el interior del el, fueron captados y convertidos en una señal eléctrica con la información deseada, con base en lo dicho se concluyó que la iluminación debe ser una condición indispensable para obtener una imagen de calidad, ya que en caso de que no se tenga una iluminación controlada puede haber factores que afecten el procesamiento de la imagen.

En la implementación de los mecanismos utilizados en el prototipo se pudo comprobar, que tenían una eficiencia muy alta al momento de clasificar los huevos ya que sus partes mecánicas fueron hechas en un material liviano y resistente (acrílico) que sirvieron para que la estructura tuviera un soporte económico, llamativo y sugestivo. La selección del sensor y de los motores utilizados fueron unos de los aspectos más rigurosos que se tuvieron en cuenta para la creación del prototipo; al momento de dicha selección había muchos factores los cuales podían hacer que el prototipo no funcionara eficientemente.

Para la selección del sensor se tuvo en cuenta muchos factores tales como: el rango de medición del sensor lo cual debía estar dentro de los 10cm, el tipo de sensor; este debía ser capaz de detectar magnitudes emitidas por el objeto a detectar, también se tuvo en cuenta las perturbaciones externas que pudieron afectar el sensor y por último se escogió un sensor que tuviera una salida digital para facilitar la interface entre el mecanismo y arduino.

Se pudo determinar que para este tipo de sistema se necesitó un diseño exclusivo. Para este modelo de separación que fue creado en esta investigación se utilizó un sistema de visión artificial y un diseño estructural adecuado para este, el proyecto presentó unos resultados muy eficientes y satisfactorios para el presupuesto usado, además se consiguió tener unos resultados confiables de los cuales puede resultar ser llamativos para otros tipos de investigaciones ya que el estudio indagado sobre la yemas de los huevos por visión artificial nunca ha tenido registro en ninguna fuente de información alcanzable para un universitario.

7. BIBLIOGRAFÍA

[1] Jarimopas, A. B. and Jaisin, B. N., (2008), An experimental machine vision system for sorting sweet tamarind. *Journal of Food Engineering* 89, pp 291–297.

[2] GARCIA-ALEGRE, Maria C., et al. Eggshell defects detection based on color processing. En *Electronic Imaging*. International Society for Optics and Photonics, 2000. p. 280-287.

[3] PATEL, V. C.; MCCLENDON, R. W.; GOODRUM, J. W. Color computer vision and artificial neural networks for the detection of defects in poultry eggs. En *Artificial Intelligence for Biology and Agriculture*. Springer Netherlands, 1998. p. 163-176.

CARACTERIZACIÓN DEL HUEVO DE GALLINA PARA EL DISEÑO DE UN SISTEMA AUTOMÁTICO DE CLASIFICACIÓN. *REVISTA DE INVESTIGACIÓN, DESARROLLO E INNOVACIÓN*, 2013, vol. 3, no 1.

[5] UNIVERSIDAD NACIONAL DE QUILMES. Aspectos de un sistema de visión artificial. Facultad de Ingeniería. Programa en Automatización y Control Industrial. 2005 p5. Disponible en <http://iaci.unq.edu.ar/materias/vision/archivos/apuntes/Aspectos%20de%20un%20Proyecto%20de%20Visi%C3%B3n%20Artificial.pdf>.

[6] QIU, Peihua. Image Processing and Jump Regression Analysis. Hoboken, New Jersey: Wiley&Sons, Inc., 2006. 340 p. ISBN 0-471-42099-9. Disponible en <<http://site.ebrary.com/lib/bibliotecauac/Doc?id=10114187&ppg=6> .

[7] KHALIFA, Othman; KHAN, Sheroz; ISLAM, Rafiqul y SULEIMAN, Ahmad. Malaysian vehicle license plate recognition. En: The international Arab journal of information Technology. Malaysia: Vol. 4, No. 4; (Oct., 2007). 362 p.

[8] MOHSIN, Abdul Hussein, HASSIN, Abbas y ABDUL, Iman. An Automatic Recognizer for Iraqi License Plates Using ELMAN Neural Network. En: J. Software Engineering&Applications. Iraq: Vol. 3, No. 12; (Dic., 2010). p. 1164.

[9] LIU, Yongping y GUO, Xiaobo. Design and Implementation of the Automatic License Plate Location Algorithm under Complex Backgrounds. En: Computer and Information Science. China: Vol 3. No. 2; (May., 2010). 230 p.

[10] DESARROLLO WEB. Teoria del color: Modelos del color. Disponible en: <<http://www.desarrolloweb.com/articulos/1483.php>> .

[11] SERKAN, Ozbay y ERGUN, Ercelebi. Automatic Vehicle Identification by Plate Recognition. En: World Academy of Science, Engineering and Technology. Turkía: (Sep., 2009). 222 p.

[12] VERA, Alexander, LÓPEZ, Daniel, RAMOS y Wilson ROJAS, Javier. Diseño de un sistema de seguridad basado en procesamiento de imágenes para el

acceso vehicular a un campus. En: Ingenium Revista de la Facultad de Ingeniería. Bogotá: Vol. 11, No. 21;(Ene., - Jun., 2010). p. 64.

[13] INSTITUTO TECNOLÓGICO AUTÓNOMO DE MÉXICO: Comportamiento adaptativo neuronal, neurociencias y simulaciones. Sistema de Visión: Espacio de color YCbCr. Disponible en: <<http://cannes.itam.mx/Alfredo/Espaniol/Cursos/Robotica/Material/VisionAIBO.pdf>>

[14] VERTAN, Constantin, BOUJEMAA, Nozha. Color Texture Classification by Normalized Color Space Representation. Le Chesnay Cedex, France. 2007. 4p. Disponible en < http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=903612.

[15] FERNANDEZ, Alfonso. Estudio de técnicas basadas en la transformada wavelet y optimización de sus parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales. Tesis Doctoral (Ingeniero Cartógrafo). Universidad Politécnica de Valencia. España, Valencia. Febrero 2007. 260 p Disponible en Web: <<http://www.proyectosfindecarrera.com/dproes.php?tituloWeb=estudio-de-tecnicas-basadas-en-la-transformada-wavelet-y-optimizacion-de-sus-par-52>> .

[16] MARIÑAS, Guillermo. Evaluación de algoritmos supervisados de extracción de características para clasificación de texturas. Universidad Carlos III de Madrid. Escuela politécnica superior-Ingeniería de telecomunicación. Trabajo de grado (Ingeniería De Telecomunicación). 2009. Disponible en: <http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/10016/10958/1/PFC_Guillermo_Marinas_Miranda.pdf> .

[17] CHEN Z., LIU C Y, CHANG F L. A novel algorithm of license plates automatic location based on texture feature. IEEE IntConf on Automation and Logistics. Shenyang, 2009, 8: 1360-1363p. Disponible en: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=5262747> .

[18] CHU-DUC Nguyen, ARDABILIAN, M.; Liming Chen. Real-time license plate localization based on a new scale and rotation invariant texture descriptor. Departamento de matematica y Computacion. Sci., Lyon Res, Francia. 2008. 12-15p. Disponible en: <<http://liris.cnrs.fr/Documents/Liris-3539.pdf>> .

[19] CHEN, Hao et al. A novel method for license plate localization. Beijing: Institute of Technology. China. 2007. p. 604 – 609. Disponible en: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=4297155>.

[20] ZHENXUE Chen, GUOYOU Wang, JIANGUO Liu y CHENYUN Liu. Automatic License Plate Location and Recognition Based on Feature Saliency. International Journal of Computational Cognition. Taipei, Taiwan. Vol.5, no.2, June 2007, p1-9. Disponible en: <<http://yangsky.us/ijcc/pdf/ijcc521.pdf>>.

[21] JIMÉNEZ, Álvaro. Análisis del comportamiento de descriptores de la matriz de coocurrencia en la extracción de características de textura en imágenes digitales. Trabajo de grado (Ingeniero Electrónico). Universidad Nacional De Colombia Sede Manizales. Facultad de Ingeniería y Arquitectura ingeniería Electrónica. Manizales, 2007. p. 3.

[22] ESCUELA SUPERIOR DE INGENIEROS DE LA UNIVERSIDAD DE SEVILLA. Extracción de características de textura basada en la transformada Wavelet discreta. Disponible en <<http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/11494/fichero/PROYECTO%252FCapitulo+3.pdf>> .

[23] UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN JUAN. Facultad de Ingeniería. Departamento de Electrónica y Automática. Disponible en: <<http://dea.unsj.edu.ar/imagenes/recursos/capitulo5.pdf>> .

[24] UNIVERSITAT DE VALENCIA. Método del histograma. Disponible en: <http://www.uv.es/gpoei/eng/Pfc_web/realzado/histograma/histo.htm> .

[25] VAZQUEZ, J, LUNA, C. Umbral adaptativo para la detección de objetos en movimiento usando visión computacional. En: Seminario Anual de Automática, Electrónica Industrial e Instrumentación (SAAEI'05). (12: 2006: Santander, España). 5 p.

[26] UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID. Disponible en: <<http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/AMult/tema3am.pdf>> .

[27] UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA. Análisis Discriminante. España. Disponible en: <<http://ciberconta.unizar.es/leccion/discr/>>

[28] UNIVERSIDAD DE GRANADA. Análisis discriminante. España. Disponible en: <http://www.ugr.es/~ramongs/sociologia/tema7_discriminante.pdf>.

[29] BOWYER, K. MIN, J. Y POWELL, M. Automated Performance Evaluation of Range Image Segmentation. IEEE Workshop on Application of Computer Vision. 2008. Disponible en: <http://www.cse.nd.edu/~kwb/MinPowellBowyerSMC_2008.pdf> .

[30] OSORIO, Gustavo. Segmentación Multiescala de Imágenes de Rango. Tesis de Máster (Automatización Industrial). Universidad Nacional de Colombia- Sede Manizales. 2008. p.43. Disponible en: <<http://www.bdigital.unal.edu.co/3524/1/gustavoadolfoosoriolondono.2008.pdf>>.

[31]. Calderón Lobos, Jaime Enrique y Gutiérrez Romero, Alondra Denisse (2010) Determinación y documentación de la exactitud del método de sexado al tacto en el Cascarón, en huevos fértiles de aves de postura y de engorde. Tesis Ingeniería, Universidad de El Salvador.

[32]. JONES, S. Taylor; SHATTUCK, Ruby E.; CENTER, Artificial Intelligence. Detection of Early Embryonic Development in hatching eggs: a hyperspectral imaging systems and neural network approach. Johns Hopkins Appl Technical Digest, 2005, vol. 1, p. 67-73.

[33]. DEHROUYEH, M. H., et al. Grading and Quality Inspection of Defected Eggs Using Machine Vision. International Journal of Advanced Science & Technology, 2010, vol. 16.

- [34]. RIBEIRO, Angela, et al. Automatic rules generation by GA for eggshell defect classification. *networks*, 2000, vol. 4, p. 5.
- [35].MANSOORY, Meysam Siyah; ASHTIYANI, Meghdad; SARABADANI, Hossein. Automatic Crack Detection in Eggshell Based on SUSAN Edge Detector Using Fuzzy Thresholding. *Modern Applied Science*, 2011, vol. 5, no 6.
- [36].LUNADEI, Loredana, et al. A Simple Digital Imaging Method for Dirt Detection on Eggshells. 2011.
- [37]. PATEL, V. C.; MCCLENDON, R. W.; GOODRUM, J. W. Color computer vision and artificial neural networks for the detection of defects in poultry eggs. *EnArtificial Intelligence for Biology and Agriculture*. Springer Netherlands, 1998. p. 163-176.
- [38]. CÁCERES, Daniel Fernando Velazco; SALAMANCA, María Luisa Pinto. Caracterización del huevo de gallina para el diseño de un sistema automático de clasificación. *Revista de investigación, desarrollo e innovación*, 2013, vol. 3, no 1.
- [39]. ASADI, V.; RAOUFAT, M. H. Egg Weight Estimation by Machine Vision and Neural Network Techniques (A case study Fresh Egg). *International Journal of Natural & Engineering Sciences*, 2010, vol. 4, no 2.
- [40] Malamas, E. N., Petrakis, E. G. M., Zervakis, M. and Petit, L., (2003), A survey on industrial

[41]. SERRANO, Antonio; SORIA, Emilio; DMARTÍN, J. O. S. É. REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

[42] Sotelo-Rangel, R., (2000), Nueva Metodología para el Conteo de Objetos en Imágenes, Tesis

[43] Gognex Corporation, (2006) Machine Vision for gauging, guidance and inspection, User Manual, USA.

[44] Cen, Y., Ying, Y. and Rao, X., (2006), Egg weight detection on machine vision system, Proc. SPIE, Vol. 6381, 638114, DOI:10.1117/12.686479, USA.

[45] Rao, X. and Ying, Y., (2005), A method of size inspection for fruit with machine vision, Proc. SPIE, Vol. 5996, 59961C, DOI:10.1117/12.630534, USA.

[46] Gui, J., Ying, Y. and Rao, X., (2004), Real-time fruit size inspection based on machine vision, Proc. SPIE, Vol. 5587, DOI:10.1117/12.571275, USA.

[47] Pla, F., Sanchez, J. S. and Sanchiz, J. M., (1999), Online machine vision system for fast fruit color sorting using low-cost architecture, Proc. SPIE, Vol. 3836, 244, DOI:10.1117/12.360279, USA.

[48] Zhang, M., Ludas, L. I., Morgan, M. T., Krutz, G. W. and Precetti, C. J., (1999) Applications of color machine vision in the agricultural and food industries, Proc. SPIE, Vol. 3543, 208, DOI:10.1117/12.336908, USA.

[49] García-Alegre, M. C., Ribeiro, A., Guinea, D. and Cristobal. G., (2000), Eggshell defects detection based on color processing, Proc. SPIE, Vol. 3966, 280, DOI:10.1117/12.380082, USA.

[50] Noordam, J. C., Otten, G. W., Timmermans, T. J. M. and Van-Zwol. B. H., (2000), High-speed potato grading and quality inspection based on a color vision system, Proc. SPIE, Vol. 3966, 206, DOI:10.1117/12.380075, USA.

[51] Ding, F., Chen, Y. and Chao, K., (2005), Application of color mixing for safety and quality inspection of agricultural products, Proc. SPIE, Vol. 5996, 59960R, DOI:10.1117/12.638037, USA

[52] Williams, E. J. and Adams, S. D., (1991), Three-dimensional vision system for peanut pod maturity, Proc. SPIE, Vol. 1379, 236, DOI:10.1117/12.25096, USA.

[53] Sofu, A. and Ekincil, F. Y., (2007), Estimation of Storage Time of Yogurt with Artificial Neural Network Modeling, Journal of Dairy Science Vol. 90 No. 7, 2007, pp 3118-3125.

[54] Blasco, A. J., Aleixos, B. N., Gómez. A. J. and Molto´ A. E., (2007), Citrus sorting by identification of the most common defects using multispectral computer vision, *Journal of Food Engineering* 83, pp 384–393.

[55] Chun-Chieh, Y., Kuanglin C. and Moon , S. K., (2009), Machine vision system for online inspection of freshly slaughtered chickens, *Sensing and Instrumentation for Food Quality*

[56] Vizmanos, J. L. G., Fuentes, L. M. and Gutierrez. J. A., (1997), Splinter detection of half-cut peaches, *Proc. SPIE*, Vol. 3208, 295, DOI:10.1117/12.290299, USA.

[57] Shafait, F., Imran, S. M. and Klette-Matzat, S., (2004), Fault detection and localization in empty water bottles through machine vision, *E-Tech 2004: An International Multi-Topic Conference*, pp 30-34.

[58] Cheng-Jin, D. and Da-Wen, S., (2008), Multi-classification of pizza using computer vision and support vector machine, *Journal of Food Engineering* 86 , pp 234–242.

[59] Little, N. E., Smith, H. O., Wheaton, F. W. and Little, M. A., (2007), Automated oyster shucking Part I. An orientation system for American oysters, *Crassostrea virginica*, *Aquacultural Engineering* 37, pp 24–34.

[60] Aguilar-Torres, M. A., Argüelles-Cruz, A. J. and Yáñez-Márquez, C., (2008), A real time artificial vision implementation for quality inspection of industrial products, Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, IEEE Computer Society, pp. 277-282, México.

[61] Cheng, F. and Ying, Y. B., (2004), Machine vision system for inspecting characteristics of hybrid rice seed, Proc. SPIE, Vol. 5271, 328 DOI:10.1117/12.516048, USA.

[62] Cheng, F. and Ying, Y. B., (2005), Machine vision system for quality inspection of bulk rice seeds, Proc. SPIE, Vol. 5996, 599616, DOI:10.1117/12.629319, USA.

[63] Tidd, R. A. and Wilder, J., (1998), Fish detection and classification system, Proc. SPIE, Vol. 3521, 141, DOI:10.117/12.326954, USA.

[64] Rao, X., Ying, Y., Cen, Y. and Huang, H., (2006), Laser scatter feature of surface defect on apples, Proc. SPIE, Vol.6381, 638113, DOI:10. 1117/12. 686065, USA.

[65] Cheng, F., Ying, Y. B. and Liu, Z. Y., (2005), Rice seeds information system based on artificial neural network, Proc. SPIE, Vol. 5999, 599910, DOI:10.1117/12.629323, USA.

[66] Legeard, D., Marty-Mahe, P., Camillerapp, J., Marchal, P. and Leredde, C., (1999), Real-time quality evaluation of pork hams by color machine vision, Proc. SPIE, Vol. 3652, 138, DOI:10.1117/12.341133, USA.

[67] Scott-Howarth, M. and Searcy, S. W., (1991), Fresh market carrot inspection by machine vision, Proc. SPIE, Vol. 1379, 141, DOI:10.1117/12.25084, USA.

[68] Lee, D. J., Schoenberger, R., Archibald, J. and McCollum, S., (2007), Development of a machine vision system for automatic date grading using digital reflective near-infrared imaging, Journal of Food Engineering 86, (2008), pp 388–398.

[69] Blasco, A. J., Cubero, A. J. Gómez. A. J., Mira, B. P. and Molto´ A. E., (2008), Development of a machine for the automatic sorting of pomegranate (*Punica granatum*) arils based on computer vision, Journal of Food Engineering 90, pp 27–34.

[70] Pearson, T. C., (1995), Machine vision system for automated detection of stained pistachio nuts, Proc. SPIE, Vol. 2345, 95, DOI:10.1117/12.198863, USA.

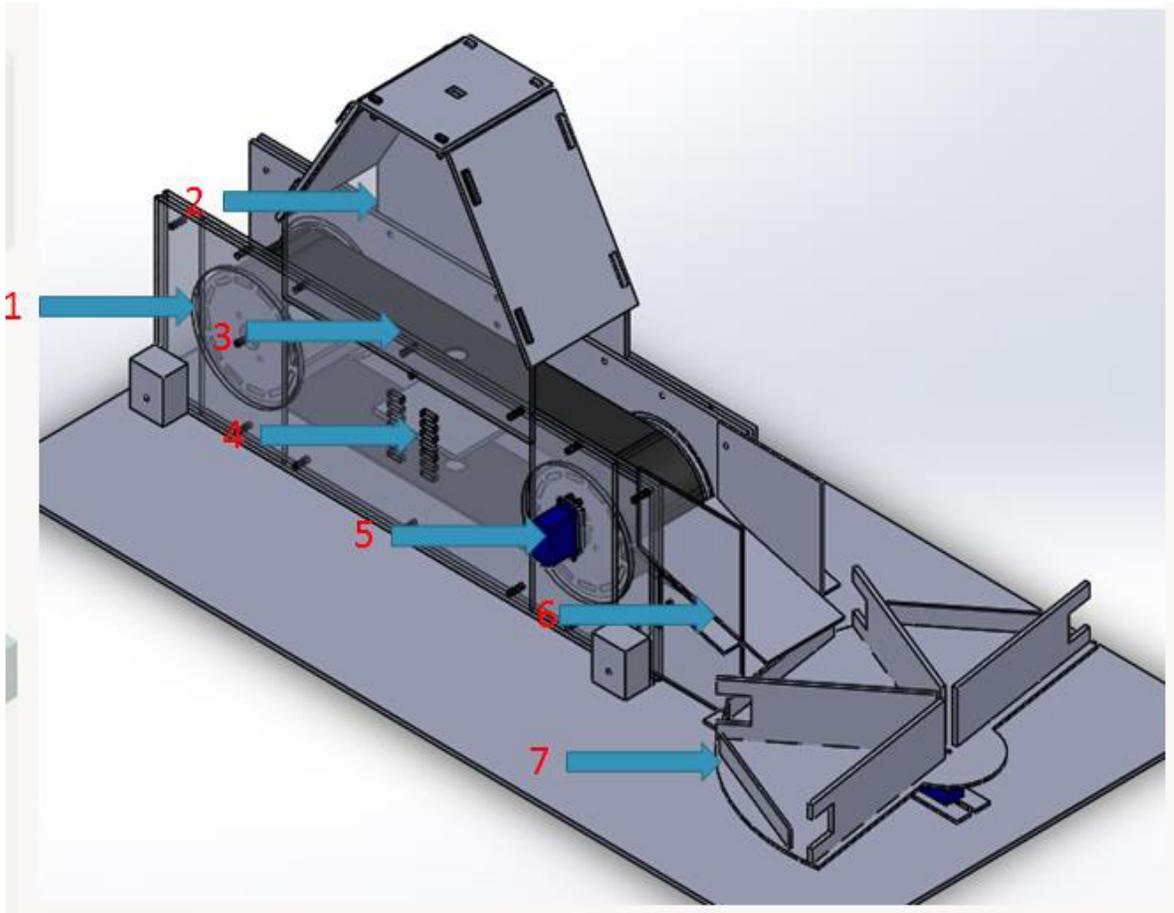
[71] ESCORCIA, José. Segmentación de Imágenes de Frutos de Café utilizando Información de Textura y Descriptores de Forma. Tesis de Maestría (Ingeniero en electrónico). Universidad del Norte. Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica. Barranquilla, Colombia. 2010. 13p.

8. Anexos

8.2. ANEXO A

Diseño del prototipo

Figura 8.1 Prototipo



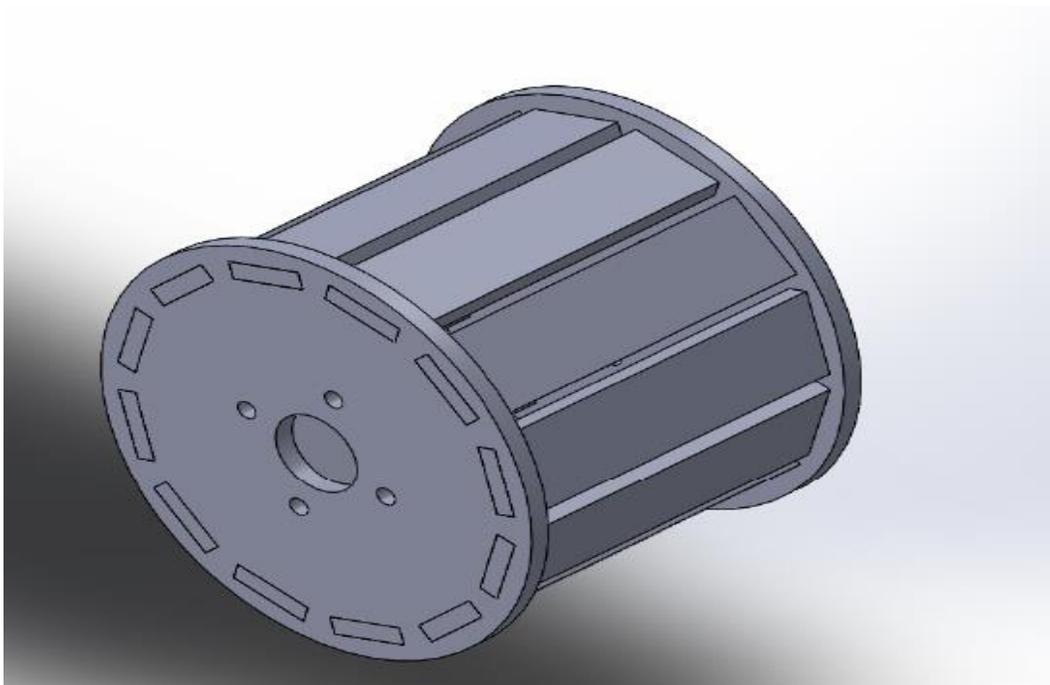
Fuentes: autores

Tabla 8.1 Contenido del prototipo

Nº	Descripción	Comentarios
1	Rodillo	Ref. en la página 56
2	Recinto del ovoscopio	Ref. en la página 57
3	Banda transportadora	Ref. en la página 57
4	Emisor de luz	Ref. en la página 58
5	Motor de la banda	Ref. en la página 58
6	Rampa	Ref. en la página 59
7	Clasificador	Ref. en la página 59

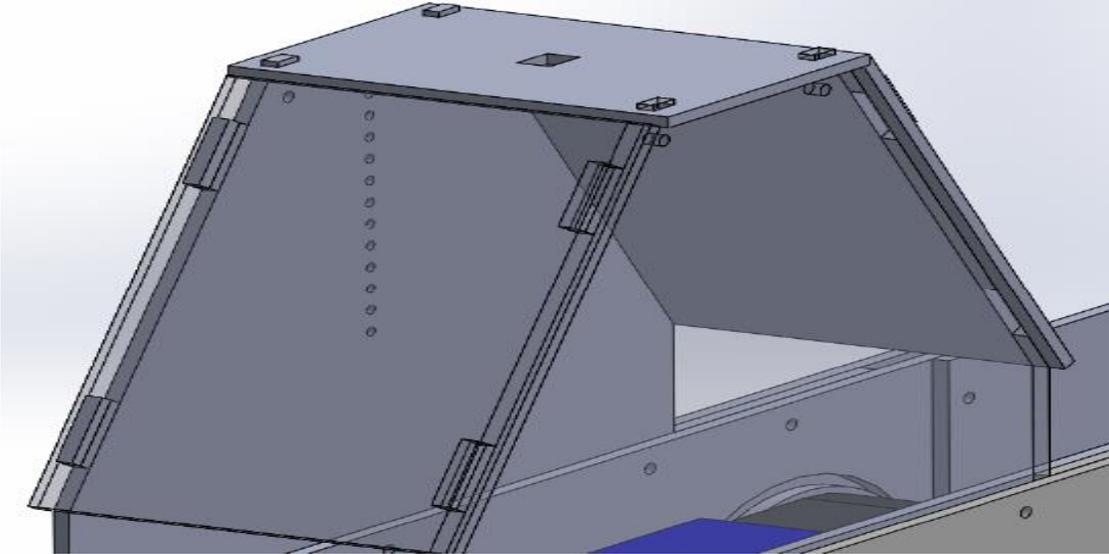
Fuentes: autores

Figura 8.2 Rodillo de la banda transportadora



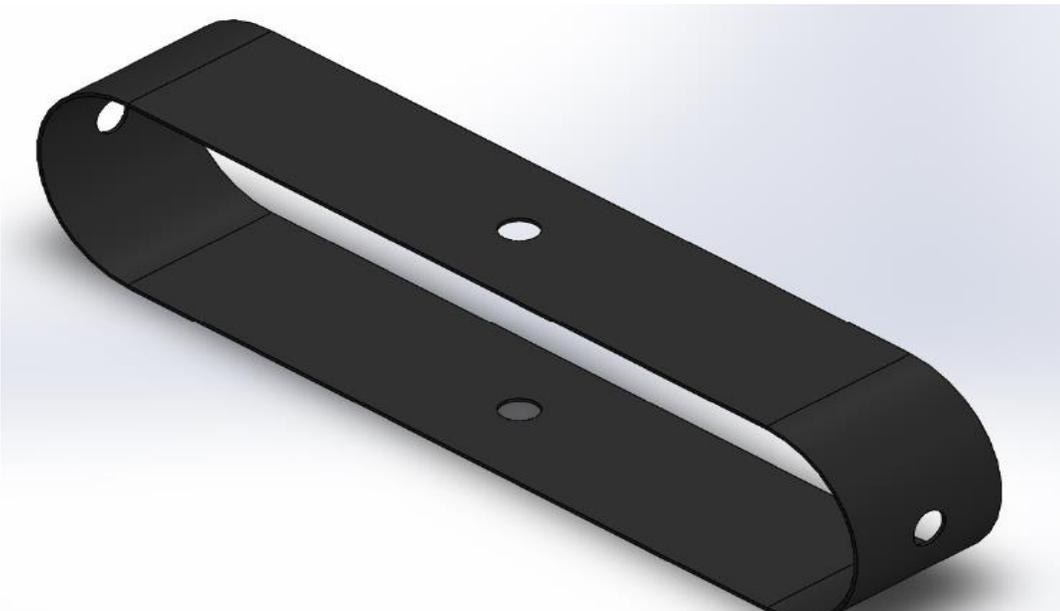
Fuentes: autores

Figura 8.3 Recinto del ovoscopio. Esta parte del prototipo tiene que estar totalmente oscura para poder tener una mejor adquisición de la imagen



Fuentes: autores

Figura 8.4 Banda transportadora modificada para ser compatible con el ovoscopio



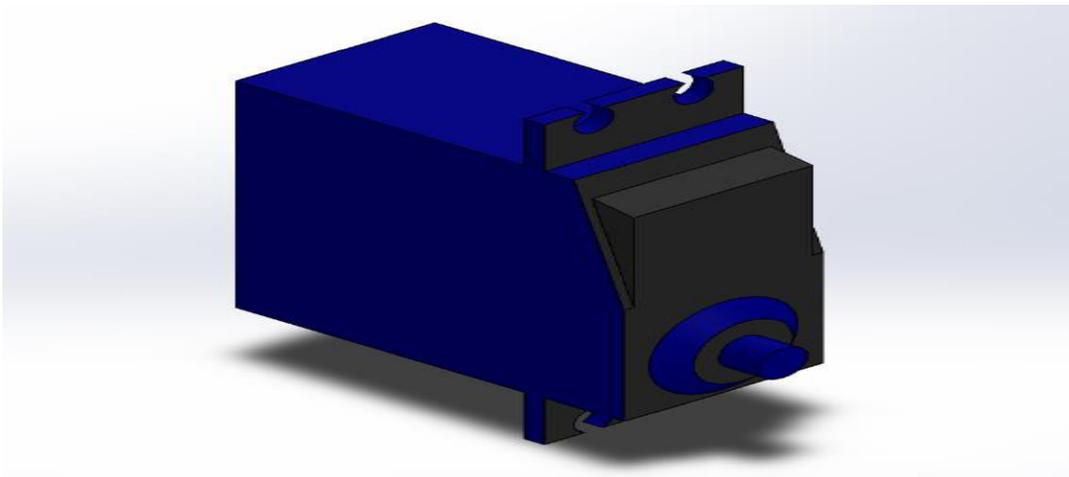
Fuentes: autores

Figura 8.5 Emisor de luz. 3 led de potencia para generar 330 lúmenes y así obtener el proceso diafanoscopio necesario para ver dentro del interior del huevo



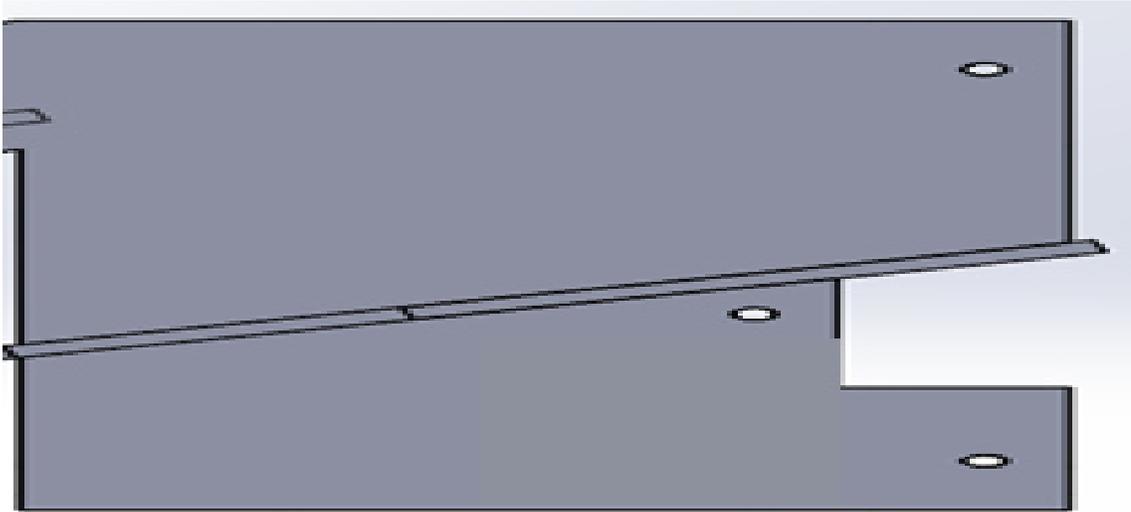
Fuentes: autores

Figura 8.6 : Motor de banda. Servomotor truncado de 12kg-cm para mover la banda.



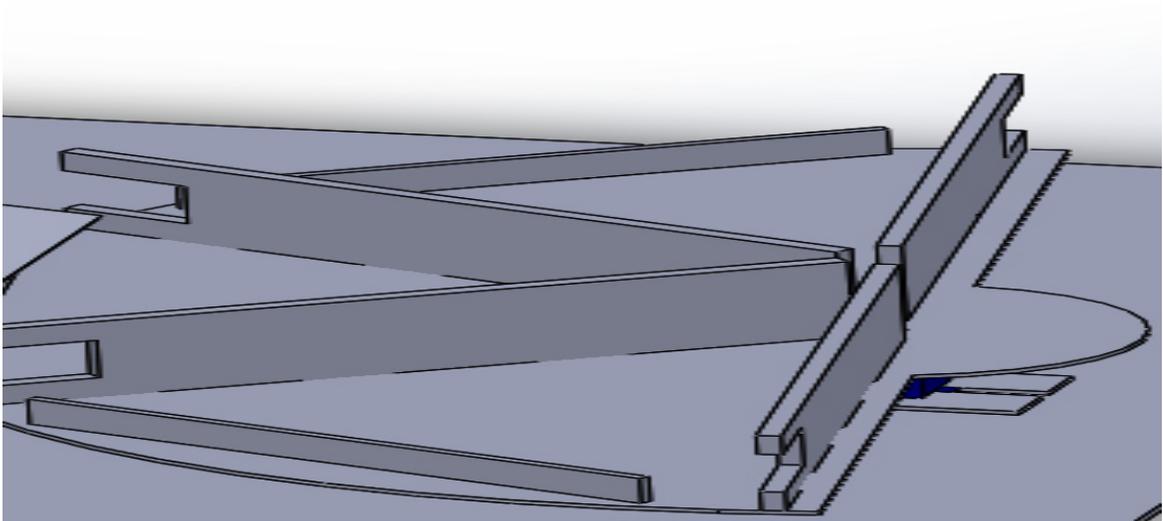
Fuentes: autores

Figura 8.7 Rampa. Es por donde desciende los huevos de una y dos yemas



Fuentes: autores

Figura 8.8 Clasificador. Mecanismo para separar los huevos



Fuentes: autores

8.3. ANEXO B

Tabla 8.2 Presupuesto

Componentes	Cantidad	Valor Unitario	Valor Total
Servo Motor(15kg)	2	\$ 35.000	\$ 70.000
Sistema De Iluminación	1	\$ 20.000	\$ 20.000
Cámara	1	\$ 100.000	\$ 100.000
Acrílico	1	\$ 70.000	\$ 70.000
Madera Prensada	1	\$ 10.000	\$ 10.000
Arduino	1	\$ 60.000	\$ 60.000
Circuito De Potencia	1	\$ 8.000	\$ 8.000
Sensor	1	\$ 7.000	\$ 28.000
Otro Costos		\$ 30.000	\$ 30.000
Instalación		\$ 60.000	\$ 60.000
Transporte		\$ 12.000	\$ 12.000
		TOTAL	468.000

