

**DETERMINACIÓN DE MANCHAS EN HUEVO DE GALLINA
MEDIANTE VISION ARTIFICIAL**

DIEGO LEANDRO SUAREZ SOLANO

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMANGA**

2013

**DETERMINACIÓN DE MANCHAS EN HUEVO DE GALLINA
MEDIANTE VISION ARTIFICIAL**

DIEGO LEANDRO SUAREZ SOLANO

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar por el título

de

ingeniero Electrónico

Director de tesis

LUIS ANGEL SILVA, Ph D

Ingeniero Electrónico

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMANGA**

2013

Nota de aceptación

FIRMA JURADO

FIRMA JURADO

BUCARAMANGA, ENERO 2013

ESTE PROYECTO VA DEDICADO

A Dios y la virgen de la salud quienes han sido mi fuerza, sabiduría y guía.

A mis padres por su apoyo incondicional, afecto, voz de aliento en cada instante y paciencia en el andar de mi vida.

A mi hermano por su orientación, ayuda y comprensión durante todo mi desarrollo profesional.

A mi familia por la ayuda en los momentos difíciles y el afecto brindado en este tiempo.

A mis profesores y amigos por el apoyo y amistad incondicional.

Diego Leandro Suarez Solano.

AGRADECIMIENTOS

A la universidad Pontificia Bolivariana seccional Bucaramanga por su educación integra y formación en valores.

Al profesor Luis Ángel Silva por su tiempo, dedicación y conocimientos impartidos para el desarrollo de este trabajo.

A mis compañeros y amigos por el tiempo compartido, experiencias vividas y la amistad que me fue brindada.

Al señor Fernando Quintero, gerente control de calidad Incubadora de Santander, por compartir su conocimiento y su ayuda para la adquisición de la cubeta de huevos clasificados.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN.....	14
OBJETIVOS.....	16
OBJETIVO GENERAL.....	16
OBJETIVOS ESPECIFICOS.....	16
1. MARCO TEORICO	17
1.1 LA IMAGEN	17
1.2 VISIÓN ARTIFICIAL	18
1.3 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES	19
1.4 PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES	20
1.4.1 ESPACIO DE COLOR RGB	21
1.4.2 GRAY	22
1.4.3 XYZ	23
1.4.4 YCRCB.....	23
1.4.5 HSV	24
1.4.6 HLS	25
1.5 SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES.....	27
1.5.1 HISTOGRAMA.....	27
1.5.2 SEGMENTACIÓN.....	28
1.5.2.1 SEGMENTACIÓN BASADA EN UMBRALIZACIÓN.....	28
1.5.2.2 MÉTODO DE OTSU.....	30
1.5.2.3 SEGMENTACIÓN BASADA EN REGIONES.....	32
1.5.2.4 SEGMENTACIÓN BASADA EN GRADIENTE	32
1.5.3 IMAGINES BINARIAS.....	33
1.5.4 MORFOLOGÍA.....	33

1.6	EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	38
1.7	CLASIFICACIÓN	45
2.	HUEVO DE GALLINA	46
2.1	ESTÁNDARES DE CLASIFICACIÓN DEL HUEVO	48
2.2	APORTES PREVIOS DE LA VISION ARTIFICIAL A LA CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE HUEVOS	51
3.	METODOLOGÍA PARA LA CLASIFICACIÓN DEL HUEVO DE GALLINA MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL	54
3.1	ADQUISICIÓN DE IMÁGENES.....	54
3.2	PREPROCESAMIENTO	55
3.3	SEGMENTACIÓN	58
3.3.1	HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL.....	58
3.3.2	SEGMENTACIÓN AUTOMÁTICA MEDIANTE EL MÉTODO DE OTSU	66
3.3.3	MORFOLOGÍA	69
3.4	EXTRACCIÓN DE CARACTERISTICAS	72
3.5	DETERMINACIÓN DEL GRADO DE SUCIEDAD.....	79
3.6	DETERMINACIÓN DEL PESO DEL HUEVO A PARTIR DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES	81
	K-MEANS	88
4.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	96
5.	CONCLUSIONES	102
6.	TRABAJOS FUTUROS.....	104
	BIBLIOGRAFIA.....	105

LISTA DE TABLAS

	Pág.
TABLA 1 COMPOSICIÓN DEL HUEVO DE GALLINA	47
TABLA 2. ASPECTOS HUEVO AL OVOSCOPIO	48
TABLA 3. REQUISITOS BÁSICOS EXTERNOS DE LA CÁSCARA DEL HUEVO DE GALLINA.....	50
TABLA 4. CLASIFICACIÓN DEL HUEVO PARA LA VENTA	50
TABLA 5. CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS A 87 HUEVOS	83
TABLA 6. PORCENTAJE ACIERTO PARA LAS CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS.....	88
TABLA 7. CÓDIGO DE COLORES PARA LAS DIFERENTES CLASES DE HUEVO	89
TABLA 8. COMANDOS K-MEANS	91
TABLA 9. ASIGNACIÓN DE GRUPOS PARA LA CLASIFICACIÓN	100
TABLA 10. RESULTADOS DE LA CLASIFICACIÓN POR EL MÉTODO DE K-MEANS	100

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
FIGURA 1. IMAGEN DIGITAL	18
FIGURA 2.PASOS DE LA VISIÓN ARTIFICIAL	18
FIGURA 3.ARQUITECTURA CCD	19
FIGURA 4. MODELO RGB	21
FIGURA 5. CUBO RGB	22
FIGURA 6. MODELO YCRCB	23
FIGURA 7. MODELO HSV	24
FIGURA 8. MODELO HLS	26
FIGURA 9. HISTOGRAMA. A) UNIMODAL B) BIMODAL	28
FIGURA 10. REPRESENTACIÓN MATEMÁTICA A) IMAGEN BINARIA B)	33
FIGURA 11. IMAGEN AMORFA	34
FIGURA 12. EROSIÓN	35
FIGURA 13. DILATACIÓN	36
FIGURA 14. APERTURA	37
FIGURA 15. CIERRE	38
FIGURA 16. ÁREA DE INTERÉS	40
FIGURA 17. CARACTERÍSTICAS DE LA ELIPSE	41
FIGURA 18. ELIPSE HORIZONTAL CON CENTRO EN EL ORIGEN	42
FIGURA 19. ELIPSE VERTICAL CON CENTRO EN EL ORIGEN	43
FIGURA 20. ELIPSE HORIZONTAL CON CENTRO EN CUALQUIER PARTE	43
FIGURA 21. ELIPSE VERTICAL CON CENTRO EN CUALQUIER PUNTO	44
FIGURA 22. ESTRUCTURA HUEVO	46
FIGURA 23. CLASIFICACIÓN INTERNACIONAL DEL HUEVO POR PESO.....	49
FIGURA 24. HUEVO SUCIO	50
FIGURA 25. DETECCIÓN DE BORDES DE CANNY	52
FIGURA 26. DIAGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES PARA LA CLASIFICACIÓN DEL HUEVO	53
FIGURA 27. ESPACIO DE COLOR RGB	56
FIGURA 28. ESPACIO DE COLOR XYZ	57
FIGURA 29. ESPACIO DE COLOR YCRCB	57
FIGURA 30. ESPACIO DE COLOR HSV	57
FIGURA 31. ESPACIO DE COLOR HLS	58
FIGURA 32.HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE H....	60

FIGURA 33. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE L ...	60
FIGURA 34. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN COMPONENTE S.....	61
FIGURA 35.HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE H....	62
FIGURA 36. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE S...62	
FIGURA 37. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE V...63	
FIGURA 38. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE X...63	
FIGURA 39. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE Y...64	
FIGURA 40. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE Z...64	
FIGURA 41. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE Y...65	
FIGURA 42. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL COMPONENTE CR 65	
FIGURA 43. HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN COMPONENTE CB	66
FIGURA 44. COMPONENTES ESPACIO DE COLOR HLS	67
FIGURA 45. SEGMENTACIÓN MÉTODO DE OTSU A LAS COMPONENTES DEL ESPACIO DE COLOR HLS	67
FIGURA 46. COMPONENTES ESPACIO DE COLOR YCRCB	68
FIGURA 47. SEGMENTACIÓN METODO DE OTSU A LAS COMPONENTES DEL ESPACIO DE COLOR YCRCB.....	68
FIGURA 48. HUEVO MUESTRA PARA LAS OPERACIONES MORFOLÓGICAS	69
FIGURA 49. EROSIÓN. (A) 4X4, (B) 5X5, (C) 6X6	70
FIGURA 50. DILATACIÓN. (A) 4X4, (B) 5X5, (C) 6X6.	70
FIGURA 51. APERTURA. (A) 4X4, (B) 5X5, 6X6 (C)	71
FIGURA 52. CIERRE. (A) 4X4, (B) 5X5, (C) 6X6	71
FIGURA 53. EROSIÓN – APERTURA. (A) 4X4, (B) 5X5, (C) 6X6.....	72
FIGURA 54. REGIÓN DE INTERÉS DEL HUEVO	73
FIGURA 55. ROI HUEVO	77
FIGURA 56. HUEVO CON ELIPSE SOBRE PUESTA	78
FIGURA 57. HUEVO LIMPIO.....	81
FIGURA 58. REGRESIÓN LINEAL.....	82
FIGURA 59. REGRESIÓN LINEAL DE LAS CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS VS PESO.....	86
FIGURA 60. DIAGRAMA DE FLUJO FUNCIONAMIENTO K-MEANS	89
FIGURA 61.CARACTERISTICAS AGRUPADAS QUE PRESENTAN REGIONES DEFINIDAS CON LOS PESOS	90
FIGURA 62. CLASIFICACIÓN K-MEANS ÁREA Y PERÍMETRO POR INICIALIZADOR CLUSTER	93
FIGURA 63. CLASIFICACIÓN K-MEANS ÁREA Y PERÍMETRO POR INICIALIZADOR SAMPLE	94
FIGURA 64.CLASIFICACIÓN K-MEANS PARA ÁREA, PERÍMETRO Y REDONDEZ POR INICIALIZADOR SAMPLE.....	95

FIGURA 65. COMPROBACIÓN DEL ALGORITMO DE SUCIEDAD DEL HUEVO 1-3.....	96
FIGURA 66. COMPROBACIÓN DEL ALGORITMO DE SUCIEDAD DEL HUEVO 4 AL- 6	97
FIGURA 67.COMPROBACIÓN ALGORITMO DE SUCIEDAD DE HUEVO DE REVOLTURA DEL 1-3.....	98
FIGURA 68.COMPROBACIÓN ALGORITMO DE SUCIEDAD DE HUEVO DE REVOLTURA DEL 4-6.....	98
FIGURA 69. COMPROBACIÓN ALGORITMO DE SUCIEDAD HUEVO CLASIFICADO	99

RESUMEN GENERAL DEL TRABAJO DE GRADO

TITULO: DETERMINACION DE MANCHAS EN HUEVOS DE GALLINA MEDIANTE VISION ARTIFICIAL.

AUTOR: DIEGO LEANDRO SUAREZ SOLANO

FACULTAD: Ingeniería Electrónica

DIRECTOR: LUIS ANGEL SILVA PhD.

RESUMEN

La visión artificial está incursionando cada vez más en la industria alimenticia y es empleada en tareas de clasificación y control de calidad de forma eficiente, acertada y homogénea. En este proyecto se presenta el diseño de un sistema de visión artificial aplicado a la clasificación de huevo de gallina según el tamaño y el porcentaje de suciedad de la superficie.

Inicialmente se adquirieron 270 imágenes de tres cubetas de huevos, dos de ellas, huevos de revoltura producidos en granjas y la cubeta restante con huevos clasificados en las seis presentaciones comerciales para Colombia: Jumbo, AAA, AA, A, B y C. Se utilizó una cámara CCD para captar las imágenes de los huevos, en formato JPG y en el espacio de color RGB. Cada imagen fue transformada al espacio de color YCrCb, espacio de color que presentó las mejores características para el proceso de segmentación. Se tomó la componente Cr para realizar la segmentación por umbralización empleando el método de Otsu. A la imagen binaria resultante, se le aplicaron operaciones morfológicas con el fin de facilitar el procesamiento posterior. Las características extraídas fueron: área, perímetro, redondez, y los radios de la elipse descrita por la forma del huevo, así como, el área de la suciedad presente en cada huevo. Para el proceso de clasificación se implementan dos métodos: el método de ajuste por regresión lineal y el método de agrupación K-MEANS. Mediante el método de regresión lineal se obtiene un error superior al 10% con la necesidad de reajustar continuamente el clasificador.

PALABRAS CLAVES: HUEVO, VISION ARTIFICIAL, CONTROL DE CALIDAD, METODO DE OTSU, OPERACIONES MORFOLOGICAS, CLASIFICACION, ALGORITMO.

GENERAL SUMMARY OF WORK OF DEGREE

TITLE: DETERMINATION OF SPOTS IN CHICKEN EGGS BY ARTIFICIAL VISION.

AUTHOR: DIEGO LEANDRO SUAREZ SOLANO

DEPARTMENT: Facultad de ingeniería Electrónica

SUPERVISOR: LUIS ANGEL SILVA PhD.

ABSTRACT

Artificial vision is increasing their participation in the food industry and is used in sorting and quality control an efficient, accurate and consistent. This project presents the design of an artificial vision system applied to chicken egg sorting according to size and percentage of surface dirt.

Initially were acquired 270 images of three eggs trays, two of them, dirty egg produced in farms and the remaining tray with graded eggs in the six commercial presentations for Colombia: Jumbo, AAA, AA, A, B y C. A CCD camera was used to capture images of the eggs, in JPG format and in the RGB color space. Each image was converted to YCrCb color space, color space that presented the best features for the segmentation process. Was taken the Cr component for thresholding segmentation using the Otsu method. The resulting binary image, was subjected to morphological operations to facilitate subsequent processing. The features extracted were: area, circumference, roundness, and the radii of the ellipse described by the shape of the egg, and the area of the dirt present in each egg. For the classification process were implemented two methods: the method of adjustment by linear regression and clustering method K-Means. By linear regression method obtains an error greater than 10% with the need to continually adjust the classifier.

Keywords: EGG, ARTIFICIAL VISION, QUALITY CONTROL, OTSU METHOD, MORPHOLOGICAL OPERATIONS, CLASSIFICATION, ALGORITHM.

INTRODUCCION

El principal instrumento de control de calidad de todos los tiempos ha sido la visión humana. En la industria alimentaria, la visión humana es fundamental para llevar a cabo los procesos de calidad de productos, en el cual el producto es evaluado por un experto empírico, donde juega un papel fundamental la experticia de éste y así mismo se toman decisiones subjetivas con respecto a variables como: color, tamaño, textura y forma.

Con la era digital, llegó a la industria alimenticia la oportunidad de innovar y mejorar sus procesos; su mejor aliado lo encontró en el procesamiento de imágenes de frutas, verduras, animales, huevos etc, el cual se enfoca en los siguientes pasos para su análisis: adquisición y conversión de imágenes, pre-procesamiento, operaciones de segmentación, medición de características y clasificación, todas estas técnicas contempladas en el área de la visión artificial.

Colombia es un país avícola por naturaleza, en el cual se encuentra gran variedad de empresas dedicadas a la comercialización y distribución del huevo de gallina, siendo éste un producto consumido en la mayoría de las hogares con gran frecuencia. Para comercializar dicho producto se lleva a cabo un proceso de control de calidad aun empírico, en el cual variables como machas de sangre, excremento y rupturas son examinadas por medio de un control realizado por personas sin ningún tipo de ayuda tecnológica en la mayoría de los casos, lo cual ocasiona que se lleve un proceso de clasificación con problemas de objetividad.

Por problemas como los anteriormente expuestos, surge la necesidad de realizar un algoritmo de control para procesar imágenes y determinar las imperfecciones que del huevo, por medio de técnicas de visión artificial se puede llegar a homogenizar la selección de huevos y así generar un control de calidad exigente,

eficiente y basado en normatividad actual que permita entregar al consumidor un producto sanitaria e higiénicamente íntegro que pueda ser comercializado para consumo interno u homologado en el exterior para ser exportado.

Este proyecto podría ser un apoyo para las empresas dedicadas la comercialización del huevo, ya que con un control de calidad automático para la determinación de manchas y clasificación de huevos empleando visión artificial, ellos pueden llegar a exportar sus productos mediante los tratados de libre comercio que posee Colombia.

El documento esta estructura de la siguiente manera:

Inicialmente se encuentra el estado del arte con respecto a procesamiento de imágenes para visión artificial, constituido por cinco pasos básicos, adquisición, pre procesamiento, segmentación, extracción de características y clasificación. Posteriormente hay un capítulo dedicado a lo referente al huevo de gallina con proyectos que se han realizado, de igual manera la normativa internacional y para Colombia expedida por ICONTEC. Después se presenta el trabajo realizado en el proyecto con siguiendo los cinco pasos básicos para el procesamiento de imágenes, más uno dedicado a la determinación de suciedad del huevo y por ultimo está el análisis de resultados, conclusiones y trabajos futuros.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

- Desarrollar un algoritmo para identificación de suciedad (excremento, impurezas y objetos adheridos) presente en huevo de gallina, utilizando técnicas de visión artificial.

OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Recopilar información acerca de las técnicas usadas en el procesamiento de imágenes para control de calidad en huevos de gallina.
- Manejar e implementar la librería OpenCv para el procesamiento de imágenes en la plataforma Visual Studio con lenguaje C.
- Desarrollar un algoritmo, para de detectar y segmentar el huevo de gallina y la suciedad presente en el mismo tales como excremento, impurezas y objetos adheridos.
- Determinar la conformidad o no conformidad del huevo de gallina para consumo humano en base a la cantidad de suciedad presente en el mismo.

1. MARCO TEORICO

En el presente capítulo se presentan los cinco pasos básicos para el procesamiento digital de imágenes los cuales son adquisición con los diversos métodos de captura, pre procesamiento con distintos espacios de color y ecuaciones que lo representan, métodos de segmentación automáticos, morfología, extracción de características como los son formas geométricas, área, perímetro entre otras y por último los métodos clasificación, cada una de ellas con las figuras que lo representa.

1.1 LA IMAGEN

La imagen es la representación visual de un objeto, en esta están presentes dos componentes fundamentales las cuales son la iluminación representada por $i(x,y)$ y la reflectancia $r(x,y)$, ambas funciones se combinan como un producto para dar como resultado la imagen $f(x,y)$.

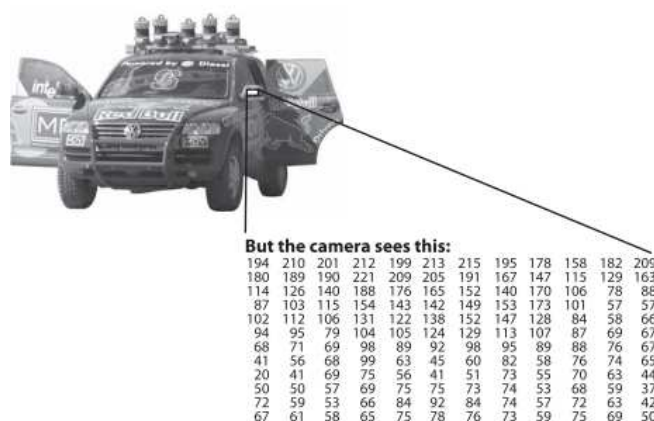
La imagen digital es representada como una matriz f de dimensiones $N \times M$ [1].

$$f = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(1,2) & f(1,M) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f(N,1) & f(N,2) & f(N,M) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Donde cada elemento, llamado pixel, da la intensidad de la imagen en ese punto [2].

Cada pixel puede llegar a tener el peso de 8 bits lo que significa que el valor decimal del mismo variara entre 0 y 255. Un ejemplo de esto es la obtención de una región determinada de una imagen como lo muestra la figura 1.

Figura 1. Imagen digital



Fuente: G. Bradsky, A Kaheler. "Learning Opencv", Beijing, O'REILLY, 2008.

1.2 VISIÓN ARTIFICIAL

La visión artificial o visión por computador, es un sistema encargado de inferir y calcular datos, mediante un algoritmo, una escena o características de una imagen, simulando lo que ocurre con la visión humana en el momento de observar algún objeto o persona.

La visión por computador es un proceso secuencial, el cual consta de 5 pasos importantes para su correcto funcionamiento[2], lo cuales se pueden apreciar en la figura 2.



Fuente: el autor

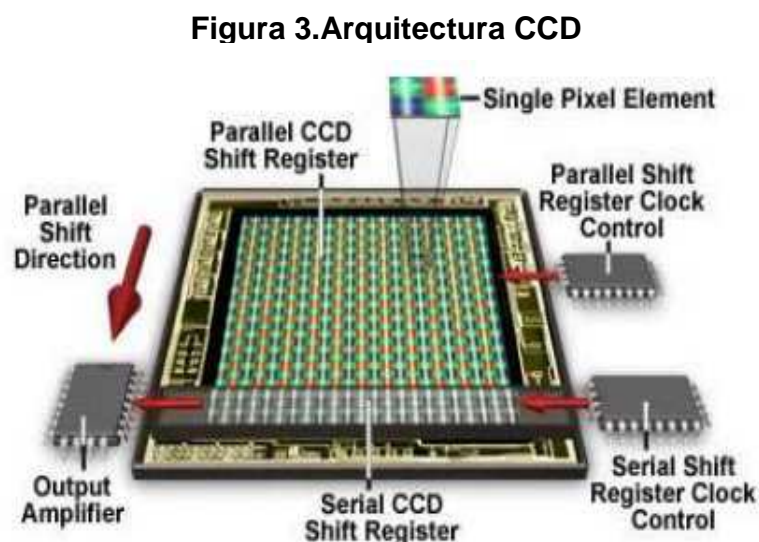
1.3 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

La adquisición de imágenes es el primer paso que se debe llevar a cabo para trabajar visión artificial por computadora. La iluminación es un prerequisite para la adquisición ya que la imagen se ve muy afectada por esta.

Existen diferentes tecnologías para llevar a cabo este procedimiento a continuación se presentaran los más empleados [1]:

- CCD (charge - coupled - device) dispositivo de carga acoplada, este dispositivo puede hacer cambios de luz, crear claridad, posee bajo ruido en imágenes con muchos pixeles. Este tipo de dispositivos son los que poseen las cámaras digitales.

CCD es un circuito integrado basado en silicón, consiste en una densa matriz de fotodiodos que operan para convertir la energía lumínica en forma de fotones en una carga eléctrica. Los electrones generados por la interacción de los fotones con los átomos de silicón son almacenados con buen potencial y pueden posteriormente ser transferidos a través de un chip el cual registra y da una salida amplificada [4]. En la figura 3. Esta se muestra la arquitectura del CCD.



- MRI (Magnetic – resonance- imaging) Imagen por resonancia magnética, también es conocida como tomografía por resonancia magnética, fue la primer técnica utilizada para obtener imágenes de alta calidad en 2 y 3 dimensiones, es una técnica no invasiva que consta de resonancias magnéticas para obtener información sobre la estructura y la composición de un cuerpo, los dispositivos que emplean esta técnica absorben y emiten energía en el radio de frecuencia del espectro electromagnético [1]. Es muy empleada en el campo de la medicina y de la comida ya que permite investigar las propiedades físicas y biológicas.

- CT (computed tomography) tomografía computarizada, técnica no destructiva para la captura de imágenes, permite la visualización de características internas como los son rayos x, propiedades físicas de animales, frutas y detección de materiales extraños en comidas [1].

- ET(electrical tomography) Tomografía eléctrica, son relativamente rápidos, no destructivos con imágenes de bajo costo, son basados en la medición y el análisis computacional de resistencias eléctricas y capacitancias e inductancias, se basa en [3]:
 - Resistencia eléctrica (impedancia) (ERT o EIT)
 - Topografía capacitancia eléctrica (ECT)
 - Topografía por inductancia electromagnética (EMT)

1.4 PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES

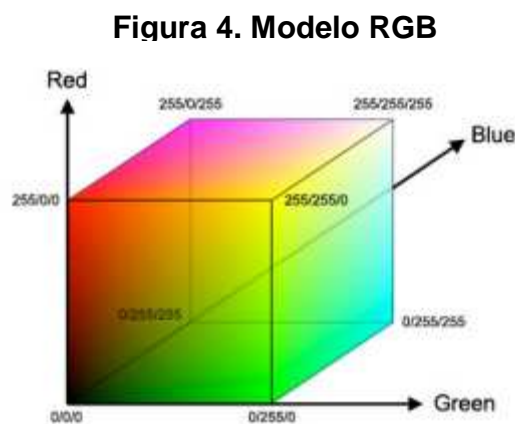
En el pre-procesamiento de imágenes, el pixel es transformado conforme a la función empleada para el cambio de espacios de color, este es el pre-procesamiento más común de pixeles, la transformación a espacio de color HSV (matiz, saturación e intensidad) es la usada con mayor frecuencia, en el pre procesamiento adicionalmente se elimina el ruido gaussiano generado por brillo en el momento de hacer la captura.

Las imágenes usualmente son capturadas en tres componentes RGB (rojo, verde y azul) y pueden ser convertidas a HSV, HSL, GRAY, RYB, LAB, YUV entre otros [3].

1.4.1 ESPACIO DE COLOR RGB

Este espacio de color es conocido como aditivo, es el empleado por la visión humana y es basado en los tres colores primarios Rojo, Verde y Azul.

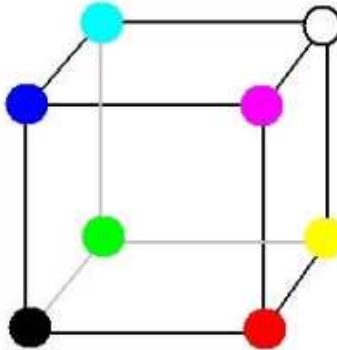
Este modelo está basado en el sistema de coordenadas cartesianas, el sub espacio de color es el tetraedro, en la figura 4, existen tres vértices referentes a los colores cian, magenta y amarillo, el color negro está situado en el origen y en el punto más lejano de este se encuentra el blanco, la escala de grises se encuentra en una línea recta entre el color negro y blanco [5][6].



Fuente: G. Molinero Diez. "Segmentación de imágenes de color basado en el crecimiento de regiones". Pregrado, Universidad de Sevilla, España. [2010].

Las imágenes de RGB constan de tres planos en los cuales está el valor pixel a pixel de cada componente, en el momento de la visualización las tres componentes se adicionan para crear la imagen [6].

Figura 5. Cubo RGB



Fuente: Weitzenfeld. “Sistema de visión”. Internet: <http://cannes.itam.mx/Alfredo/Espaniol/Cursos/Robotica/Material/VisionAIBO.pdf>.

1.4.2 GRAY

Este espacio de color consta tan solo de una componente, en la cual se encuentra la escala de grises de la imagen, la transformación a este espacio de color se hace con el fin de procesar más rápido las imágenes ya que este espacio requiere menor información para cada pixel.

La escala de gris se almacena como un número entero de 8 bits, lo que permite 256 posibles tonalidades desde el color negro hasta el blanco.

La transformación del espacio de color RGB a GRAY está dada por la siguiente ecuación matemática [7].

$$GRAY = [0.212 \ 0.715 \ 0.072] * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

1.4.3 XYZ

La comisión internacional de la luz CIE, estableció una hipotética serie de conjuntos primarios, XYZ, que corresponden a la forma como la retina del ojo se comporta, se expresa como tres triestímulos. En Pruebas realizadas por el CIE se ha determinado que la componente Z en muchos de los casos obtiene mayor información de la imagen que el espacio de color GRAY [7].

La transformación del espacio de color RGB a XYZ está dada por:

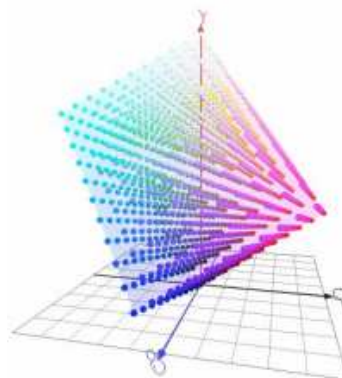
$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412411 & 0.357585 & 0.187454 \\ 0.212649 & 0.715169 & 0.072182 \\ 0.019342 & 0.119195 & 0.950390 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad 3)$$

1.4.4 YCrCb

Este espacio define el color en términos de luminancia y de dos cromancias, donde Y representa la luminancia que varía en un rango de 0 a 255, Cr y Cb corresponden a la cromancia de los colores rojo y azul respectivamente, su rango es también de 0 a 255 [5].

El modelo YCrCb se puede ver en la figura 6.

Figura 6. Modelo YCrCb



Fuente: G.H Joblove, D. Greenberg, "Color spaces for computer graphics", Computer Graphics. Vol 12 (3). pp 20-25, 1978.

La expresión matemática para la conversión de RGB a YCrCb es:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cr \\ Cb \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & 0.331 & 0.5 \\ 0.5 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (4)$$

Otra forma de implementarlo es:

$$Y = 16 + (65.481 * R + 128.553 * G + 24.966 * B) \quad (5)$$

$$Cr = 128 + (-37.797 * R - 74.203 * G + 112 * B) \quad (6)$$

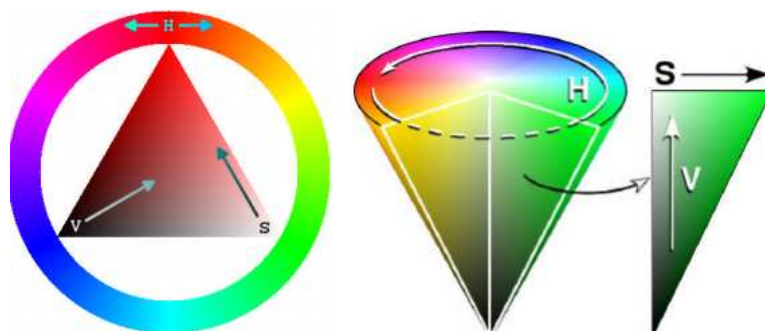
$$Cb = 128 + (112 * R - 93.783 * G + 18.214 * B) \quad (7)$$

1.4.5 HSV

Este espacio de color se define con coordenadas cilíndricas, con un modelo cónico, se define la posición vertical como brillo, la posición angular como matiz y el radio como saturación [6].

En la figura 7 se detalla q el matiz tiene un rango de 0 a 360° pero en algunos casos se da de 0 a 100%, el rango de saturación es de 0 a 100% de igual manera que el brillo [8].

Figura 7. Modelo HSV



Fuente: Weitzenfeld. "Sistema de visión". Internet: <http://cannes.itam.mx/Alfredo/Espaniol/Cursos/Robotica/Material/VisionAIBO.pdf>.

Expresión matemática para la conversión del espacio de color RGB a HSV [6]

$$MAX = \max\{R, G, B\} \quad (8)$$

$$MIN = \min\{R, G, B\} \quad (9)$$

$$H = \left\{ \begin{array}{ll} \text{no definido} & \text{si } MAX = MIN \\ 60^\circ * \frac{G - B}{MAX - MIN} + 0^\circ & \text{si } MAX = R \text{ y } G \geq B \\ 60^\circ * \frac{G - B}{MAX - MIN} + 360^\circ & \text{si } MAX = R \text{ y } G < B \\ 60^\circ * \frac{B - R}{MAX - MIN} + 120^\circ & \text{si } MAX = G \\ 60^\circ * \frac{R - G}{MAX - MIN} + 240^\circ & \text{si } MAX = B \end{array} \right\} \quad (10)$$

$$S = \left\{ \begin{array}{l} 0 \text{ si } MAX = 0 \\ 1 - \frac{MIN}{MAX} \text{ otros casos} \end{array} \right\} \quad (11)$$

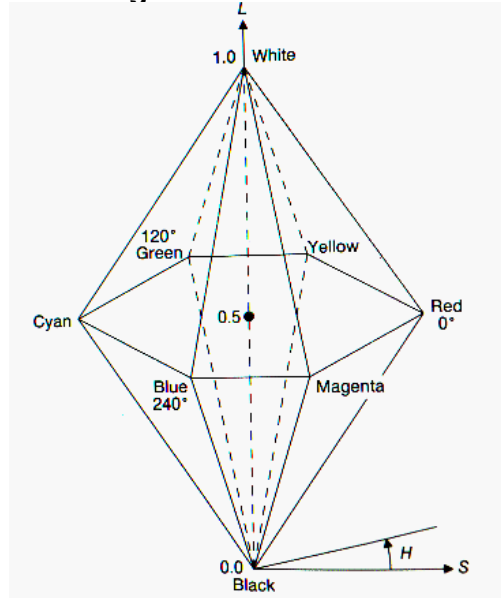
$$V = MAX \quad (12)$$

1.4.6 HLS

El espacio de color HLS posee tres componentes, H es la matiz, L la luminancia y S la saturación.

El modelo HLS se representa con un cono doble y un doble hexágono como se ve en la figura 8, los vértices del cono corresponden a los colores blanco y negro, el ángulo corresponde al matiz, la distancia entre blanco y negro a la luminancia y la distancia al eje la saturación [9].

Figura 8. Modelo HLS



Fuente: W.D Shoaff, J.D Brandley, "Computer Graphics Color Space", Florida Institute of Technology. 2007 [Dic, 12, 2012].

Conversión de RGB a HLS [10].

$$MAX = \max\{R, G, B\} \quad (13)$$

$$MIN = \min\{R, G, B\} \quad (14)$$

$$H = \begin{cases} no\ definido & si\ MAX = MIN \\ 60^\circ * \frac{G - B}{MAX - MIN} + 360^\circ & si\ MAX = R \\ 60^\circ * \frac{B - R}{MAX - MIN} + 120^\circ & si\ MAX = G \\ 60^\circ * \frac{R - G}{MAX - MIN} + 240^\circ & si\ MAX = B \end{cases} \quad (15)$$

$$L = \frac{1}{2}(MAX - MIN) \quad (16)$$

$$S = \begin{cases} 0 & si\ MAX = MIN \\ \frac{MAX - MIN}{2L} & si\ L \leq \frac{1}{2} \\ \frac{MAX - MIN}{2 - 2L} & si\ L > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (17)$$

1.5 SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES

1.5.1 HISTOGRAMA

El histograma de una imagen es la representación gráfica de la distribución que existe en las distintas tonalidades de cada componente de una imagen, el histograma habitual es el que se realiza a la imagen en escala de gris.

Con un histograma se mide la cantidad de píxeles con un mismo valor presentes en una imagen, el histograma tiene valores entre 0 y 255, al realizar este procedimiento perdemos información sobre los valores individuales pero ganamos información global [11][12][13].

Propiedades de los histogramas:

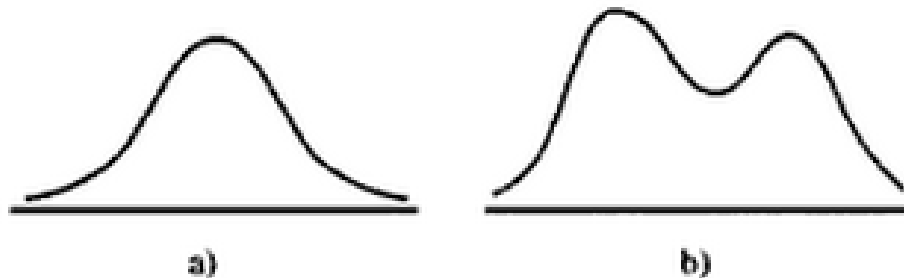
- La imagen no se puede deducir a partir de este ya que dos imágenes diferentes pueden tener asociada la misma distribución.
- Permiten visualizar los posibles puntos de umbralización.

Formas de histogramas:

- Unimodal es aquel que posee una sola cresta y posteriormente se declina, figura 9 (a).
- Bimodal posee dos crestas, puede ocurrir cuando los datos están agrupados en dos clases definidas, figura 9 (b).
- Multimodal, ocurre cuando el histograma tiene más de dos crestas. Cuando se poseen gran cantidad de datos por lo general los histogramas tienen a ser bimodales o multimodales.

Un histograma es simétrico cuando la mitad de su imagen izquierda es igual a la mitad de su imagen derecha, de lo contrario este es asimétrico.

Figura 9. Histograma. a) unimodal b) bimodal



Fuente: J.L. Devore, “Generalidades y estadística descriptiva” en Probabilidad y estadística para ingenierías y ciencia, séptima edición, CENGAGE learning 2008, pp 16-20.

1.5.2 SEGMENTACIÓN

La segmentación de imágenes particiona una imagen en subcomponentes por medio de diferentes técnicas como lo son las basada en umbralización, en regiones, en gradiente y en clasificación de segmentación, de todas ellas las más usadas son la basada en umbralización y basada en regiones [1][2].

1.5.2.1 Segmentación basada en umbralización

La umbralización es un método muy empleado cuando en la imagen están diferenciados el objeto u objetos de la escena [14].

Su principio se basa en la similitud entre pixeles pertenecientes respecto a un objeto y las diferencias con los demás, para este método la escena debe tener un color uniforme y objetos bien definidos [15].

Este método, depende directamente del histograma ya que el número de umbral (T), el cual será un numero digital entre 0 y 255, T es el límite de binarización de la

imagen, todos los pixeles < T serán etiquetados con '0' y los pixeles > T se etiquetaran con '1'.

La segmentación por el método de umbralización depende totalmente de T, ya que con este se define que es objeto y que es fondo.

Teniendo una imagen de tamaño MXN con una función en escala de gris f(x,y) y un rango de 0 a L-1, donde L es el número de niveles de gris, la probabilidad de que el pixel tenga un nivel de gris z está dado por (18):

$$P(z) = \frac{H(z)}{N * M} \quad (18)$$

Siendo H(z) el histograma de la imagen previamente obtenido, ya con el valor de P se puede calcular la media (μ).

$$\mu = \sum_{z=0}^{L-1} z * P(z) \quad (19)$$

Se plantea la media condicional

$$\frac{Hi(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} Hi(z)} \quad (20)$$

Con esto se plantea el nuevo promedio teniendo en cuenta la media condicional

$$\mu^i = \sum_{z=0}^{L-1} z \frac{Hi(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} Hi(z)} \quad (21)$$

La varianza se halla mediante la siguiente formula

$$\sigma^2 = \sum_{z=0}^{L-1} (z - \mu)^2 P(z) \quad (22)$$

De igual manera que en el promedio se plantea la varianza condicional

$$\sigma^2 = \sum_{z=0}^{L-1} (z - \mu^i)^2 \frac{Hi(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} Hi(z)} \quad (23)$$

1.5.2.2 Método de Otsu

El método Otsu es una de las técnicas más citadas, utilizadas y empleadas en la segmentación de imágenes, este método fue creado en 1979 por Nobuyuki Otsu, en el cual como primera instancia solo determinaba el umbral óptimo para histogramas bimodales y años después crear un método multimodal [14][16].

El método de Otsu es un algoritmo para la determinación automática del umbral (T), la idea básica consiste en separar la imagen en dos grupos, uno representa los objetos y el otro el fondo, su implementación se hace mediante el umbral óptimo obtenido del histograma, para llegar a él se deben emplear métodos estadísticos tales como normalización de datos, media, varianza y desviación estándar [16][17][18].

Método de selección automática de umbral óptimo para dos grupos, objeto y fondo. Los pixeles se separaran en dos partes la primera de $Z \leq Z_t$ y la otra $Z \geq Z_t$, siendo el sub índice 0 el fondo de la imagen y 1 el objeto [18].

Las ecuaciones para el método de Otsu se tomaron de [18].

Se normalizan los datos para cada grupo empleando.

$$q_0(Z_t) = \frac{\sum_{Z=0}^{Z_t} H(Z)}{(N * M)} \quad q_1(Z_t) = \frac{\sum_{Z=Z_t+1}^{L-1} H(Z)}{(N * M)} \quad (24)$$

Ahora se halla la media y la varianza para cada distribución, empleando las ecuaciones (25).

$$\mu_0(Z_t) = \sum_{Z=0}^{Z_t} Z \frac{P(Z)}{q_0(Z_t)} \quad \mu_1(Z_t) = \sum_{Z=Z_t+1}^{L-1} Z \frac{P(Z)}{q_1(Z_t)} \quad (25)$$

De forma similar se halla la varianza

$$\sigma_0^2(Z_t) = \sum_{Z=0}^{Z_t} (Z - \mu_0(Z_t))^2 \frac{P(Z)}{q_0(Z_t)} \quad \sigma_1^2(Z_t) = \sum_{Z=Z_t+1}^{L-1} (Z - \mu_1(Z_t))^2 \frac{P(Z)}{q_1(Z_t)} \quad (26)$$

Varianza total $\sigma_w^2(Z_t)$

$$\sigma_w^2(Z_t) = q_0(Z_t)\sigma_0^2(Z_t) + q_1(Z_t)\sigma_1^2(Z_t) \quad (27)$$

Rescribiendo la ecuación de la varianza

$$\sigma^2 = \sum_{Z=0}^{L-1} (Z - \mu)^2 P(Z) \quad (28)$$

La sumatoria de Z se divide en dos partes tomando Z desde 0 hasta Z_t para los pixeles del fondo y Z desde $Z_t + 1$ hasta $L-1$ para los pixeles del objeto, se puede simplificar la varianza obtenida mediante la siguiente:

$$\sigma^2 = \sum_{Z=0}^{Z_t} [(Z - \mu_0)^2 + (\mu_0 - \mu)^2] P(Z) + \sum_{Z=Z_t+1}^{L-1} [(Z - \mu_1)^2 + (\mu_1 - \mu)^2] P(Z)$$

$$\sigma^2 = \{q_0\sigma_0^2 + q_1\sigma_1^2\} + \{q_0(\mu_0 - \mu)^2 + q_1(\mu_1 - \mu)^2\}$$

$$\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_b^2 \quad (29)$$

$$\text{si } q_1 = 1 - q_0 \text{ y } \mu = q_1\mu_0 + q_0\mu_1$$

$$\sigma_b^2 = q_0(1 - q_0)(\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (30)$$

Es necesario derivar la expresión de la iteración Z_{t+1} en términos de Z_t , se empieza agrupando las posibilidades, y determinando el valor recursivo de q_0 como

$$q_0(Z_t + 1) = \sum_{Z=0}^{Z_t+1} P(Z) = P(Z_t + 1) + \sum_{Z=0}^{Z_t} P(Z) = P(Z_t + 1) + q_0(Z_t) \quad (31)$$

El promedio condicional $\mu_0(Z_t)$

$$\mu_0(Z_t + 1) = \sum_{Z=0}^{Z_t+1} Z \frac{P(Z)}{q_0(Z_t + 1)} \quad (32)$$

$$\mu_0(Z_t + 1) = \frac{(Z_t + 1)P(Z_t + 1)}{q_0(Z_t + 1)} + \frac{q_0(Z_t)}{q_0(Z_t + 1)} \mu_0(Z_t) \quad (33)$$

Lo anterior es extraído del histograma, ahora se usa la relación $\mu = q_0\mu_0 + q_1\mu_1$ para determinar $\mu_1(Z_{t+1})$.

$$\mu_1(Z_{t+1}) = \frac{\mu - q_0(Z_{t+1})\mu_0(Z_{t+1})}{q_1(Z_{t+1})} \quad (34)$$

Se reemplaza q_1 para dejar todo en términos de los píxeles del fondo de la imagen.

$$\mu_1(Z_{t+1}) = \frac{\mu - q_0(Z_{t+1})\mu_0(Z_{t+1})}{1 - q_0(Z_{t+1})} \quad (35)$$

1.5.2.3 Segmentación basada en regiones

Esta segmentación se divide en dos clases la Growing and merging (GM) que consiste en tomar toda la imagen y combinarla, la otra es Splitting and merging este método consisten en dividir la imagen en sub regiones y combinarla, para los dos métodos la forma de trabaja es de abajo hacia arriba, los grupos de píxeles o sub regiones se fijan conforme a el criterio de homogeneidad que se desee.

El algoritmo basado en regiones es computacionalmente costoso.

1.5.2.4 Segmentación basada en gradiente

La segmentación basada en gradiente se enfoca atentamente, en encontrar de forma directa los bordes, por la gran magnitud de su gradiente, este método es similar al método de detección de bordes basado en gradiente de una imagen.

El método involucra la detección de bordes, límites etiquetados y seguimiento local de posición del cada pixel.

1.5.2.5 Segmentación basada en clasificación

Se basa en una forma estadística, lógica difusa o redes neuronales.

1.5.3 IMAGINES BINARIAS

La imagen binaria es una función de dos variables discretas $[M,N]$, toma valores entre "0" y "1", denotando a la lógica binaria y haciendo referencia a blanco o negro [19].

La imagen consiste en un conjunto de coordenadas discretas como se puede apreciar en la figura 10 (a) y su representación (b).

Figura 10. Representación matemática a) Imagen binaria b)

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

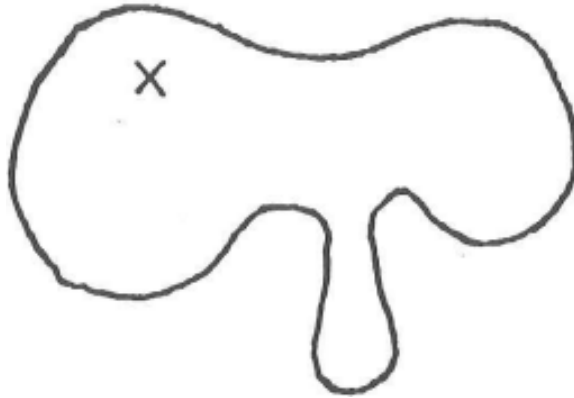


Fuente: "Operaciones morfológicas en imágenes binarias", Universidad Nacional de Quilmes, Ingeniería en automatización y control industrial, agosto 2005 [Dic, 13,2012].

1.5.4 MORFOLOGÍA

La morfología es el estudio de la forma y estructura de objetos, es una técnica de procesamiento de imágenes no lineal, empleada para extraer los componentes de la imagen que se utilizan para la representación y descripción de regiones, permite la transformación de una imagen en una más apropiada con rasgos más definidos [20]. La figura 11 representa una imagen con morfología no definida.

Figura 11. Imagen amorfa



Fuente: Fuente: T. Olivares Montes, P. A. Cuenca Castillo, "La morfología matemática en el tratamiento digital de imágenes", Internet: http://www.uclm.es/ab/educacion/ensayos/pdf/revista11/11_19.pdf, [Dic, 13, 2012].

Las operaciones morfología se puede utilizar con los siguientes objetivos [19]:

- Pre procesamiento de imágenes (supresión de ruido, simplificación de formas).
- Destacar la estructura de objetos (extraer el esqueleto, marcado de objetos, envolvente convexa, ampliación, reducción).
- Descripción cualitativa de objetos (área, perímetro, diámetro, etc).

El análisis morfológico permite [19]:

- Extraer componentes dela imagen que son útiles en la representación y descripción de la forma de las regiones:
 - * Fronteras
 - * Esqueletos

- Obtener características relevantes de los objetos en la imagen:
 - * Forma
 - * Tamaño

En las operaciones morfológicas las más destacadas son:

EROSIÓN

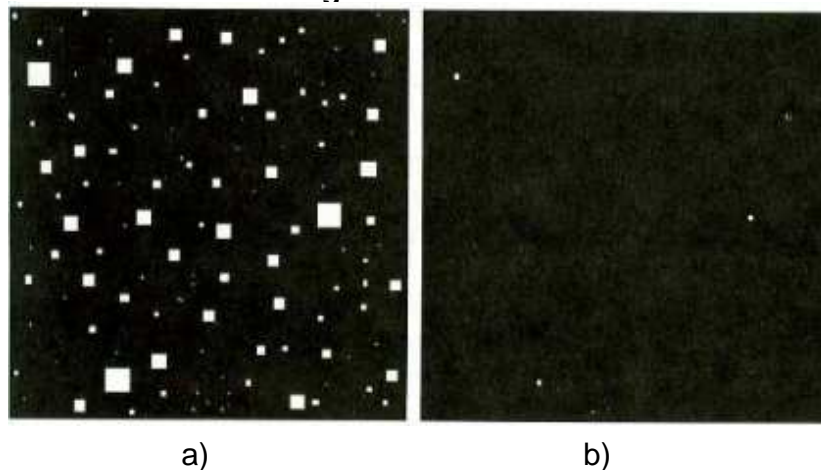
Generalmente disminuye el tamaño de los objetos, es empleado para extraer el ruido de la imagen, elimina elementos irrelevantes, la erosión pone a "0" los pixeles del fondo vecinos a los pixeles del objeto [19][21].

En la figura 12 (a) se visualiza el ruido en una pequeña porción de imagen y en la figura 12 (b) la imagen original aplicando la operación morfológica erosión.

La expresión matemática que aplica para esta operación se identifica \otimes con el símbolo y es [1].

$$X \otimes B = \{d \in E^2 : d + b \in X \text{ para cada } b \in B\} \quad (36)$$

Figura 12. Erosión



Fuente: "Operaciones morfológicas en imágenes binarias", Universidad Nacional de Quilmes, Ingeniería en automatización y control industrial, agosto 2005 [Dic, 13,2012].

DILATACIÓN

Esta operación morfológica hace un barrido de la imagen con una matriz cuadrada generalmente de 3X3, recorre la imagen comparando el centroide de la matriz con sus pixeles vecinos y cambia los pixeles por "1" en caso de que la matriz posea en ese punto más 1 que 0.

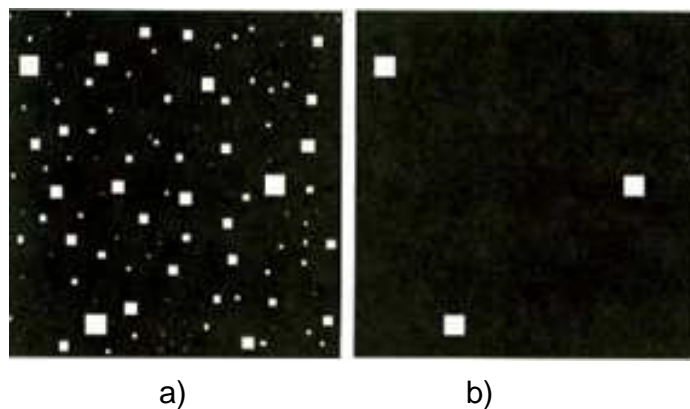
La dilatación adiciona "1" a la imagen generando en algunas aplicaciones mayor ruido.

La operación de dilatación \oplus es representado por \oplus y su expresión es [1]:

$$X \oplus B = \{d \in E^2 : d = x + b \text{ para cada } x \in X \text{ y } b \in B\} \quad (37)$$

La figura 13 a) muestra una porción de imagen y b) la dilatación de la misma [21].

Figura 13. Dilatación



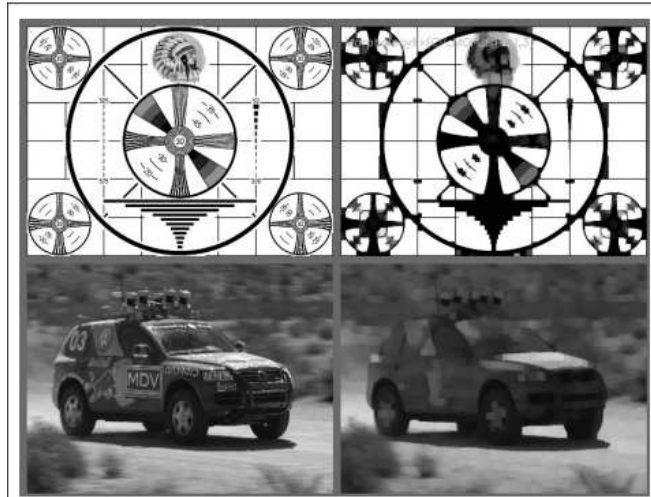
Fuente: "Operaciones morfológicas en imágenes binarias", Universidad Nacional de Quilmes, Ingeniería en automatización y control industrial, agosto 2005 [Dic, 13,2012].

APERTURA Y CIERRE

La erosión y la dilatación son operaciones morfológicas irreversibles, el proceso de erosionar y luego dilatar una imagen se conoce como apertura y la operación matemática que lo compone es:

$$X \circ B = (X \otimes B) \oplus B \quad (38)$$

Figura 14. Apertura

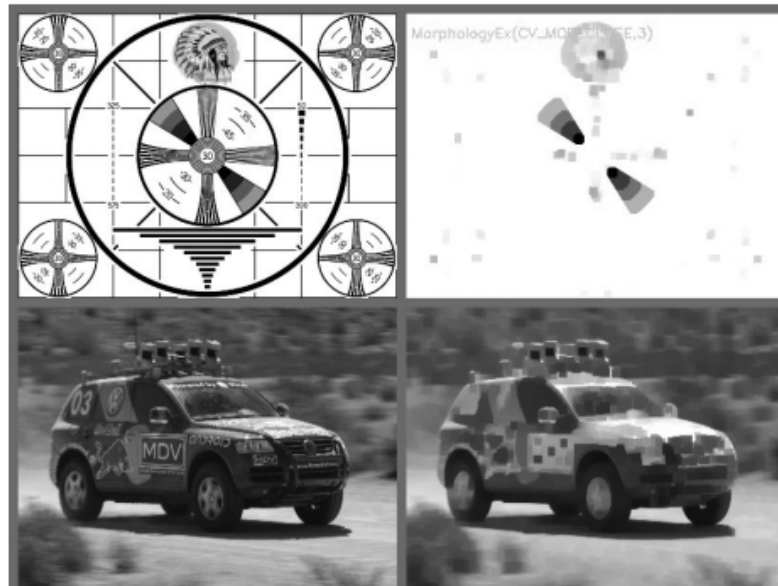


Fuente: G. Bradsky, A Kaheler. "Learning Opencv", Beijing, O'REILLY, 2008, pp 108-120.

Si se realiza de forma inversa, primero la dilatación y después la erosión a esta operación se conoce como cierre, el operador que lo identifica es \bullet y la expresión que lo identifica:

$$X \bullet B = (X \oplus B) \otimes B \quad (39)$$

Figura 15. Cierre



Fuente: G. Bradsky, A Kaheler. "Learning Opencv", Beijing, O'REILLY, 2008, pp 108-120.

1.6 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Las principales características que se pueden extraer de una imagen son el tamaño, forma, color y textura, las características se extraen para procesar la imagen e identificar el estado con respecto a un patrón o setpoint, contra el que se está comparando.

TAMAÑO

Las características de tamaño destacadas son el área, perímetro, longitud y ancho. La más común es el área; el perímetro es útil para discriminar entre objetos con simples y complejas formas.

FORMA

Es una de las más frecuentes medidas para la calidad de comida, es una técnica fácil de medir, sus principales ecuaciones son [2]:

$$\text{area ratio} = \frac{\text{area}}{\text{Maxdiametro} * \text{Mindiametro}} \quad (40)$$

$$\text{aspect ratio} = \frac{\text{Max diametro}}{\text{Min diametro}} \quad (41)$$

$$\text{circularity} = \frac{\text{perimetro}^2}{\text{area}} \quad (42)$$

$$\text{diameter range} = \text{Max diameter} - \text{Min diameter} \quad (43)$$

$$\text{eccentricity} = \sqrt{1 - \left(\frac{\text{semi Minor}}{\text{semi major}}\right)^2} \quad (44)$$

$$\text{Roundness} = \frac{4\pi * \text{area}}{\pi * \text{Max diameter}^2} \quad (45)$$

$$\text{shape Factor1} = \frac{4\pi * \text{area}}{\text{perimeter}^2} \quad (46)$$

$$\text{shape Factor2} = \frac{\text{Max diametro}}{\text{area}} \quad (47)$$

$$\text{shape Factor3} = \frac{\text{area}}{\text{Max diametro}^3} \quad (48)$$

$$\text{shape Factor4} = \frac{4 * \text{area}}{\pi * \text{Maxdiametro} * \text{Mindiametro}} \quad (49)$$

COLOR

Las características de color de un objeto pueden ser extraídas para examinar todos los píxeles con los límites del objeto, esta aplicación es útil para todo tipo de objetos ya sea frutas, granos, carne, vegetales etc.

El espacio de color utilizado por las cámaras es RGB y sus principales transformaciones son al espacio de color GRAY, HSV, YCrCb y HLS.

TEXTURA

Esta característica es muy empleada en la escala de grises, con el fin de extraer información como es suciedad, perforaciones y la profundidad de un objeto. A su vez puede obtener información relacionada directamente con el objeto tal como textura si es liza, áspera, gruesa, delgada, etc.

ÁREA DE INTERÉS

El área o región de interés (denotada con las letras ROI del inglés Regions of interest), es empleada en el procesamiento digital de imágenes para extraer una porción de imagen a la cual se le desean conocer unas características o realizar cambios sin alterar la imagen original [22].

En la figura 16 se puede ver que la imagen original consta de un gato en un sofá, pero a su vez el estudio deseado solo comprende el rostro, por tal motivo esa es la región de interés [2].

Figura 16. Área de interés

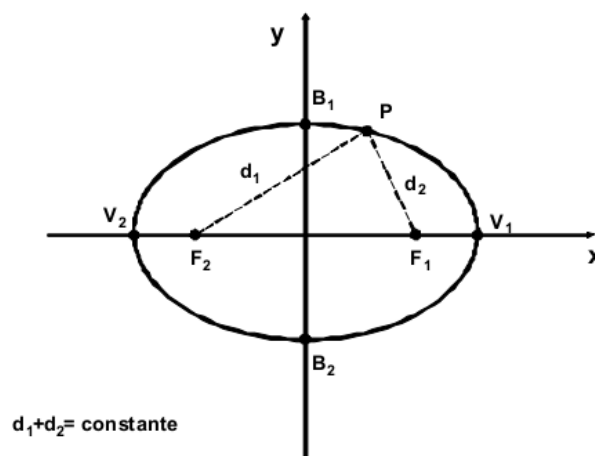


Fuente: G. Bradsky, A Kaheler. "Learning Opencv", Beijing, O'REILLY, 2008, pp 108-120.

ELIPSE

Una elipse es un lugar geométrico donde todos los puntos P del plano, tales que las sumas de las distancias a los dos puntos fijos en el plano es constante [23]. La figura 17 muestra la elipse y sus componentes.

Figura 17. Características de la elipse



Fuente: J. M. Becerra Espinosa. “Matemáticas básicas”, Facultad de Contaduría y administración, UNAM.

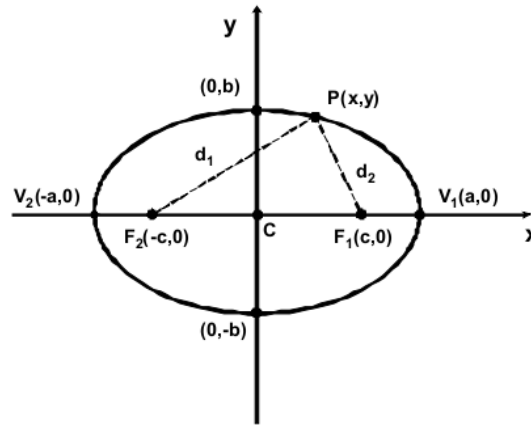
Elementos de la elipse [24]:

- El eje focal es la recta que pasa por los puntos F_1 y F_2 .
- El centroide de la elipse en esta figura es el origen $(0,0)$.
- Los vertieses son los puntos V_1 , V_2 , B_1 y B_2 en los ejes en los que corta la elipse
- La distancia focal V_2V_1 se designa por $2c$.

Elipse horizontal con centro en el origen.

La elipse horizontal está representada en la figura 18 y tiene las siguientes ecuaciones:

Figura 18. Elipse Horizontal con centro en el origen



Fuente: J. M. Becerra Espinosa. “Matemáticas básicas”, Facultad de Contaduría y administración, UNAM.

El punto $P(x, y)$ pertenecerá a la figura si y sólo si $d_1 + d_2 = 2a$, por lo tanto

$$\sqrt{(x - (-c))^2 + (y - 0)^2} + \sqrt{(x - c)^2 + (y - 0)^2} = 2a \quad (50)$$

Resolviendo la ecuación

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (51)$$

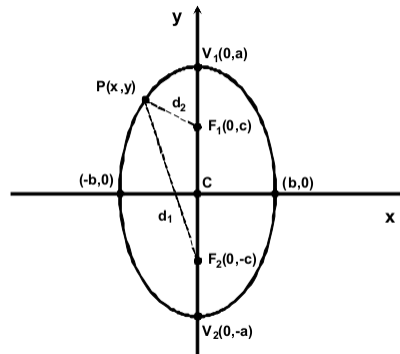
Elipse vertical con centro en el origen

La elipse vertical tiene sus ejes y sus focos sobre el eje Y como se muestra en la figura 19.

Su ecuación reducida es:

$$\frac{x^2}{b^2} + \frac{y^2}{a^2} = 1 \quad (52)$$

Figura 19. Elipse vertical con centro en el origen



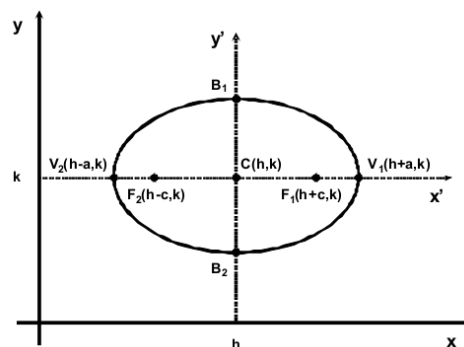
Fuente: J. M. Becerra Espinosa. “Matemáticas básicas”, Facultad de Contaduría y administración, UNAM.

Elipse horizontal con centro en cualquier punto

El centro de la elipse horizontal es $C(h,k)$, como se parecía en la figura 20 y su ecuacion caracteristica es:

$$\frac{(x - h)^2}{a^2} + \frac{(y - k)^2}{b^2} = 1 \quad (53)$$

Figura 20. Elipse horizontal con centro en cualquier parte



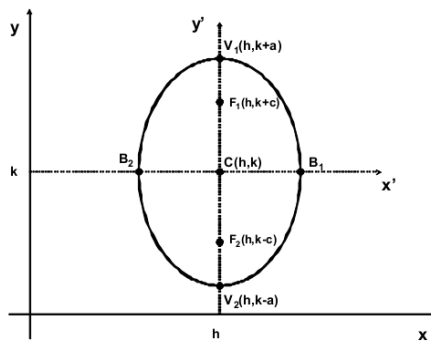
Fuente: J. M. Becerra Espinosa. “Matemáticas básicas”, Facultad de Contaduría y administración, UNAM.

Elipse vertical con centro en cualquier punto

El centro de la elipse vertical está en $C(h,k)$, el semieje mayor es a y el menor b como se ve en la figura 21 la cual está regida por la siguiente ecuación:

$$\frac{(x - h)^2}{b^2} + \frac{(y - k)^2}{a^2} = 1 \quad (54)$$

Figura 21. Elipse vertical con centro en cualquier punto



Fuente: J. M. Becerra Espinosa. “Matemáticas básicas”, Facultad de Contaduría y administración, UNAM.

Características que se pueden extraer de la elipse

$$\text{Area} = \pi * \text{semieje mayor} * \text{semieje menor} \quad (55)$$

$$\text{Perimetro} \quad (56)$$

$$= \pi * \left[\frac{3 * (\text{semieje mayor} + \text{semieje menor}) - \sqrt{(3 * \text{semieje mayor} + \text{semieje menor})(\text{semieje mayor} + 3 * \text{semieje menor})}}{2} \right]$$

$$\text{Volumen} = \frac{4}{3} * \pi * \text{semi eje } x * \text{semieje } y * \text{semieje } z \quad (57)$$

$$\text{Redondez} = \frac{4 * \pi * \text{Area}}{\text{perimetro}^2} \quad (58)$$

1.7 CLASIFICACIÓN

La clasificación se realiza con el fin de agrupar cierta cantidad de datos dependiendo las características que posee, ya sean tamaño, textura, color, peso, etc. Existen dos técnicas empleadas en la clasificación, las cuales son por partición y por jerarquía [25], las cuales se emplean para entrenar la máquina de aprendizaje.

Las máquinas de aprendizaje pueden ser supervisadas o no supervisadas, la supervisada hay que especificarle las características y se sabe cuáles son los resultados que debe tener, por el contrario la no supervisada es un algoritmo iterativo que finalizara cuando este se estime correcto.

El algoritmo supervisado es normalmente llamado clasificación y el no supervisado es llamado clustering o agrupamiento.

Los algoritmos para las máquinas de aprendizaje pueden ser basados en métodos heurísticos, programación de lógica intuitiva, enfoque Bayesiano, redes neuronales y agrupamiento conceptual [26].

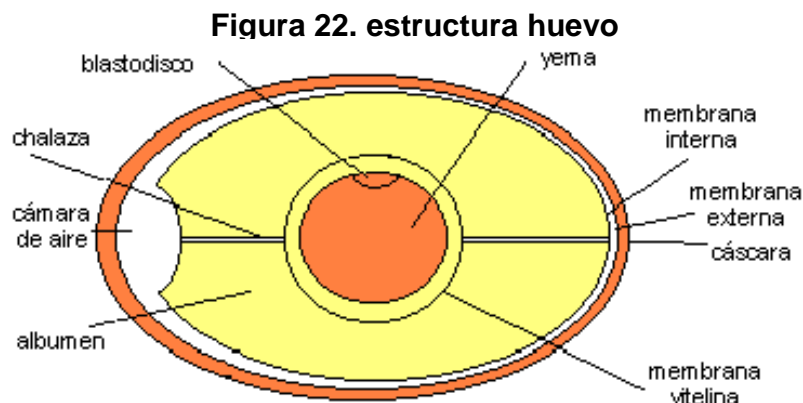
Existen varios algoritmos de agrupamiento [27] como los siguientes:

- Algoritmos de pasada simple
- Algoritmos basados en optimización
- Algoritmos jerárquicos aglomerativos
- Algoritmos jerárquicos divisivos
- Algoritmos basados en arboles
- Algoritmos basados en densidad
- Algoritmos basados en conjuntos frecuentes de ítems
- Algoritmos basados en técnicas genéticas
- Algoritmos basados en agrupación de matrices
- Algoritmos basados en grafos
- Algoritmos híbridos

HUEVO DE GALLINA

El huevo es uno de los mayores insumos de la gastronomía mundial y base de la alimentación de un número considerable de hogares. En Colombia a diferencia de muchos países en el mundo, en la mayoría de los casos el control de calidad de los huevos que se comercializan se hace de manera rudimentaria sin ayuda tecnológica y sin ningún tipo de estándar que garantice al consumidor que el producto que está adquiriendo tiene unas características básicas que permiten su consumo y no afectará su salud por tener componentes nocivos.

La estructura del huevo se muestra en la figura 22, en la cual se encuentran tanto sus componentes internos como externos.



Fuente: Villanueva del duque, "Información sobre el huevo", Internet: <http://www.villanuevadelduque.com/empresas/granjansguia/huevo.htm> [En 11, 2103].

En el huevo de gallina, la clara representa el 57,3% del peso total, la yema el 30,9% y la cáscara el 11,5%. Al separar cada una de estas partes, se producen pérdidas que se aproximan al 0,3%.

La composición del huevo de gallina se muestra en la tabla 1.

Tabla 1 Composición del huevo de gallina

HUEVOS DE GALLINA (composición por 100 g de porción comestible)	
Agua	75.2 g
Energía	160 kcal
Energía	669 kj
Nitrógeno total	2.03 g
Nitrógeno protéico	1.93 g
Hidratos de Carbono	0.68 g
Lípidos totales	12.1 g
Ácidos grasos saturados	3.3 g
Ácidos grasos monoinsaturados	4.9 g
Ácidos grasos poliinsaturados	1.8 g
Colesterol	410 mg
Fibra	0 g
Calcio	56.2 mg
Magnesio	12.1 mg
Hierro	2.2 mg
Iodo	12.7 mcg
Zinc	2.0 mg
Vitamina B1 (tiamina)	0.11 mg
Vitamina B2 (riboflavina)	0.37 mg
Niacina (ácido nicotínico)	0.08 mg
Ácido fólico	51.2 mcg
Vitamina B12 (cianocobalamina)	2.1 mcg
Vitamina B6 (piridoxina)	0.12 mg
Vitamina C (ácido ascórbico)	0 mg
Vitamina A (equivalentes retinol)	227 mcg
Vitamina D3	1.8 mcg
Vitamina E	2.0 mg

Fuente: Villanueva del duque, “Información sobre el huevo”, Internet: <http://www.villanuevadelduque.com/empresas/granjansguia/huevo.htm> [En 11, 2103].

Para el momento de la venta al huevo se le deben hacer dos controles, el primero es el interno, se hace mediante el proceso de ovoscopia en el cual se busca saber la fecundidad del mismo, observando el huevo a trasluz, debido a que un huevo fecundado no es apto para el consumo humano y de igual forma se revisa si en su interior no hay aros de sangre que indican su fecundidad y posterior muerte. El segundo control es externo, y las características a revisar son cantidad de suciedad adherida al huevo, puntos de sangre, fisuras y cascaras muy blancas ya que estas son bajas en calcio y tienen a romperse con facilidad.

Los huevos en cada país poseen unos estándares de calidad para poder ser puestos a la venta, teniendo este un exhausto control de calidad, pero en países como Colombia aun el control de calidad es realizado por personas con cierto grado de experticia en una variable, esto le quita al control homogeneidad y veracidad para su clasificación.

2.1 ESTÁNDARES DE CLASIFICACIÓN DEL HUEVO

INTERNACIONALES

Las características están determinadas por el peso, forma de la cáscara, la solides de la cáscara y el grado de limpieza, así como los parámetros internos directamente relacionados con el grado de frescura y el envejecimiento del huevo.

Clasificación comercial

- Aspectos internos vistos al ovoscopio

Para conseguir la uniformidad de calidad que favorezca la comercialización del producto, se fijan las siguientes categorías que deben presentar las características descritas en siguiente tabla, donde la categoría A es huevo fresco y la B huevos conservados e industriales:

Tabla 2. Aspectos huevo al ovoscopio

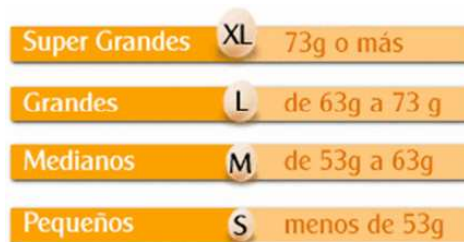
Partes a calificar	Categoría A	Categoría B
Cáscara y cutícula	Normal, intacta y limpia	Normal e intacta. Manchada en menos de un 25%
Cámara de aire	Inmóvil y con una altura máxima de 6 mm. En los huevos	Altura máxima 9 mm.
Clara de huevo	Transparente, limpia, y de consistencia gelatinosa, exenta de cuerpos extraños de toda naturaleza.	Transparente y limpia. Exenta de cuerpos extraños de toda naturaleza.
Yema de huevo	Visible al trasluz bajo la forma de sombra solamente, sin contorno aparente, separándose sensiblemente de la posición central en caso de rotación del huevo. Exenta de cuerpos extraños de toda naturaleza.	Visible al trasluz bajo la forma de sombra solamente, exenta de cuerpos extraños de toda naturaleza.
Germen	Desarrollo imperceptible	Desarrollo imperceptible
Olor y sabor	Exento de olores y sabores extraños	Exento de olores y sabores extraños

M.J. Periago Castón, "Higiene, inspección y control de huevos de consumo". Universidad de Murcia. [En 11, 2013].

- Peso

En el reglamento europeo 1511/96 se establecen 4 categorías para la comercialización de los huevos categoría A como se muestra en la figura 23.

Figura 23. Clasificación internacional del huevo por peso



M.J. Periago Castón, “Higiene, inspección y control de huevos de consumo”. Universidad de Murcia. [En 11, 2013].

La clasificación internacional fue tomado de [33], realizado por la universidad de Murcia.

NACIONALES

En Colombia hay muchas empresas dedicadas a la producción de huevos, ellas tienen políticas internas de control de calidad de sus productos. Colombia maneja normativas para registrarlas [28], al igual que lo hace la Federación Nacional de Avicultores de Colombia FENAVI, las cuales están regidas por la norma NTC 1240 [28] de ICONTEC. Esta norma da los parámetros mínimos de calidad del huevo para consumo humano, ver la tabla 2 en la cual se muestran los requisitos específicos para la cáscara, peso, características internas y externas.

Tabla 3. Requisitos básicos externos de la cáscara del huevo de gallina

Cumplimiento	No Cumplimiento
Entera, sin grietas o fisuras apreciables a simple vista	Presencia de rotura o grieta a simple vista
Limpio, con presencia de sangre, polvo, excremento de aves, restos de huevo en un área menor o igual al 25%	Manchado o sucio en más de un 25% de su superficie
Color característico dependiendo de la raza del ave	Color no característico de producto

Fuente: el autor

En la figura 24 se ver un huevo sucio enviado de una granja a una avícola para hacer el control de calidad y posteriormente venderlo.

Figura 24. Huevo sucio



Fuente: el autor

La clasificación de huevo para la venta se hace mediante el peso, como se puede apreciar en la tabla 4.

Tabla 4. Clasificación del huevo para la venta

Categoría	Peso en gramos
Jumbo	>78,0 g
AAA	67,0 – 77,9
AA	60,0 – 69,9
A	53,0 – 59,9
B	46,0 – 52,9
C	<46,0

Fuente: el autor

2.2 APORTES PREVIOS DE LA VISION ARTIFICIAL A LA CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE HUEVOS

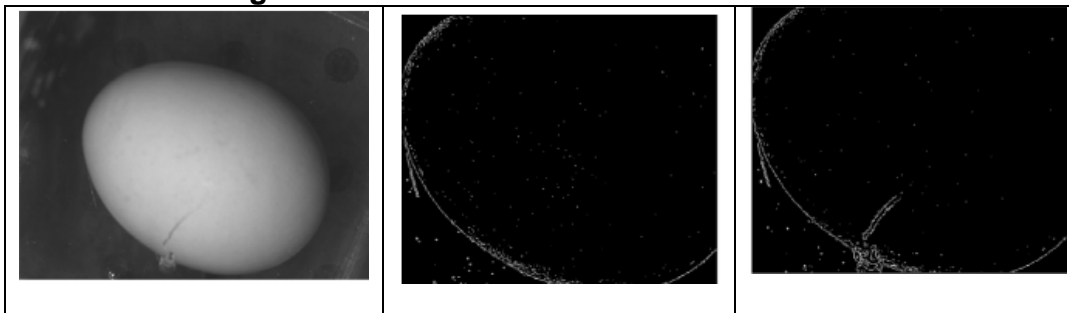
La industria avícola, es una de las más antiguas en el continente americano, esta se divide en dos grandes sub industrias, la dedicada a la venta de pollo para consumo y la dedicada a la producción de huevo.

Actualmente, la industria del huevo tiene un control de calidad empírico, empleándose como variables de proceso para el control de calidad son puntos de sangre, suciedad, ruptura y las propiedades internas del mismo [28][28].

La detección de ruptura en los huevos es una de sus más grandes preocupaciones, la visión artificial presta una gran ayuda para la detección de este, ya que existen rupturas que la visión humana no alcanza a apreciar, estas se conocen como micro-rupturas, en estudio realizado por chinos[29], muestra cómo se puede determinar micro-rupturas por medio de la visión artificial, antes que desarrollar el algoritmo ellos tuvieron que incorporar una parte de hardware, la cual consiste en crea una capsula de presión de vacío, en la que al aplicar presión a la capsula, el huevo se elonga y por medio de una cámara se adquieren imágenes para ser procesadas posteriormente.

Este trabajo fue basado en la segmentación por regiones y la detección de bordes por el método de canny, como se puede ver en la figura 25 antes de realizar el proceso de detección de bordes se eliminó el ruido de la imagen con el fin de no hacer falsas detecciones.

Figura 25. DETECCIÓN DE BORDES DE CANNY

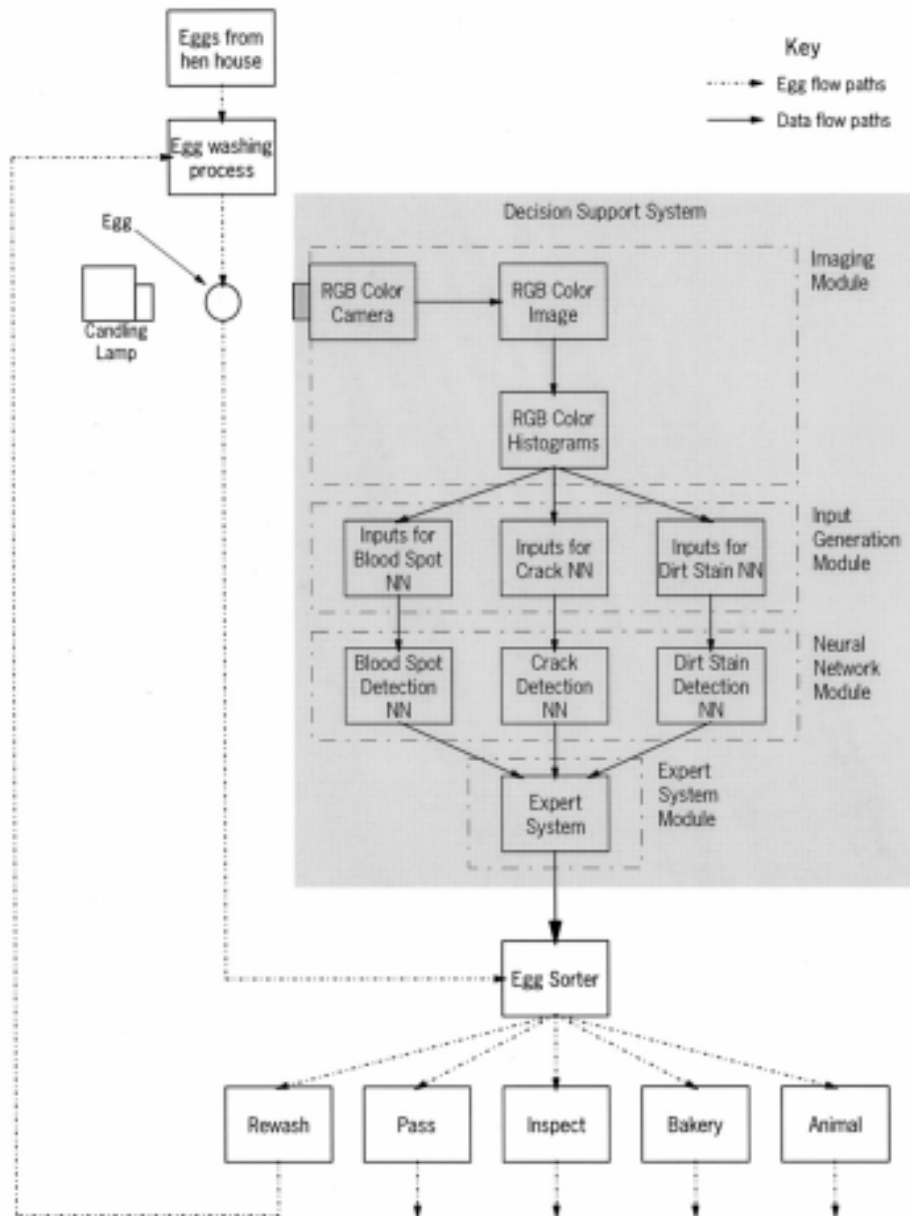


Fuente: Yongyu Li, Sagar Dhakal, Yankun Peng. . "Journal of Food Engineering". A machine vision system for identification of micro-crack in egg shell. 109, 127-134, 2012.

Otro estudio realizado [30], determina puntos de sangre, suciedad y rupturas, este tiene los siguientes pasos para desarrollar el algoritmo figura 26, lo primero que se hace es adquirir la imagen del huevo mediante una cámara, esta imagen está en el espacio de color RGB, posteriormente se halla el histograma de cada uno de sus componentes del espacios de color R, G y B, se hace la segmentación de la imagen para realizar las mediciones de la misma, donde se ejecuta la medición de características, finalmente se llevan estos resultados a un módulo de redes neurales donde se clasifica el huevo dependiendo de las características que tiene.

El huevo tiene 5 posibles clasificaciones [30] que son relavar, huevo para consumo humano, para inspeccion manual, para procesos industriales como panaderia y por ultimo huevo que no es apto para el consumo y se pulveriza para ser usado como consentrado para los animales.

Figura 26. Diagrama de procesamiento de imágenes para la clasificación del



Fuente: V.C. Patel, R.W. McClendon , J.W. Goodrum, "Computers and Electronics in Agriculture". Development and evaluation of an expert system for egg sorting. 20, 97-116, 1998.

2. METODOLOGÍA PARA LA CLASIFICACIÓN DEL HUEVO DE GALLINA MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL

Este capítulo contiene todo el desarrollo del procesamiento de imágenes para la detección de mancha y clasificación. Inicialmente se encuentra la descripción de la adquisición de imágenes y de la cámara empleada, posteriormente el pre procesamiento con imágenes de las transformaciones a los espacios de color XYZ, YCrCb, HSV y HLS; después la segmentación de imágenes la cual contempla histogramas, umbralización por el método de Otsu y operaciones morfológicas; a continuación se presenta la extracción de resultados como lo son área, perímetro, redondez y dos arreglos de radios, seguido por la clasificación del huevo, en el que se emplearon dos posibles soluciones, una mediante un ajuste por regresión lineal y la otra por el método de agrupamiento K-means. Finalmente se presenta el análisis de resultados tanto de la detección de manchas como el de la clasificación, así como las conclusiones y los trabajos futuros.

3.1 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

El sistema de adquisición de imágenes está conformado por una cámara digital, un trípode con punto de captura a 80 centímetros del suelo y con un ángulo de inclinación de 70°. La cámara digital es una Sony Cyber-shot W330 con las siguientes especificaciones [31].

- Resolución de 14.1 Mega pixeles
- Zoom óptico 4X
- Auto foco
- Auto flash
- Guarda imágenes en formato JPG

Se adquirieron 270 imágenes de tres cubetas de huevos, las cuales fueron conseguidas en la empresa incubadora de Santander, ubicada en la zona industrial de Girón, cada cubeta tiene 30 huevos, dos son de revoltura y uno clasificado.

Los dos tipos de huevo son puestos en suelo, pero se considera un huevo de revoltura aquel que tiene un mayor grado de suciedad, el cual por aspecto visual es empleado en su mayoría en procesos industrial. El huevo clasificado es aquel cuyo grado de suciedad es mínimo, aspecto que se hace óptimo para su venta en establecimientos comerciales. La cubeta clasificada posee 5 huevos de cada una de los grupos comerciales mostrados en la tabla 4.

A cada huevo se le tomaron tres imágenes, cada imagen desplazada 120° , con el fin de tener la visual de todo el huevo, cada imagen se procesa por separado así sea del mismo huevo. Las imágenes fueron separadas en dos grupos, el primer grupo con 180 imágenes se emplearon en la etapa de entrenamiento del clasificador y el segundo grupo con 90 imágenes para la de validación.

3.2 PREPROCESAMIENTO

El objetivo del pre procesamiento de imagen es eliminar ruido y llegado el caso realizar transformaciones a diversos espacios de color. Estas transformaciones de espacio de color se hacen necesarias con el fin de encontrar el mejor espacio para la segmentación, además hacer las imágenes menos sensibles a variaciones de iluminación.

Tomándose como muestra un huevo y ubicándolo en una cubeta, se captura la imagen, la cual se encuentra en el espacio de color RGB (figura 27) con sus respectivas componentes. Este espacio no muestra cambios importantes entre el huevo y el fondo, por tal razón no permitiría una buena segmentación, además de

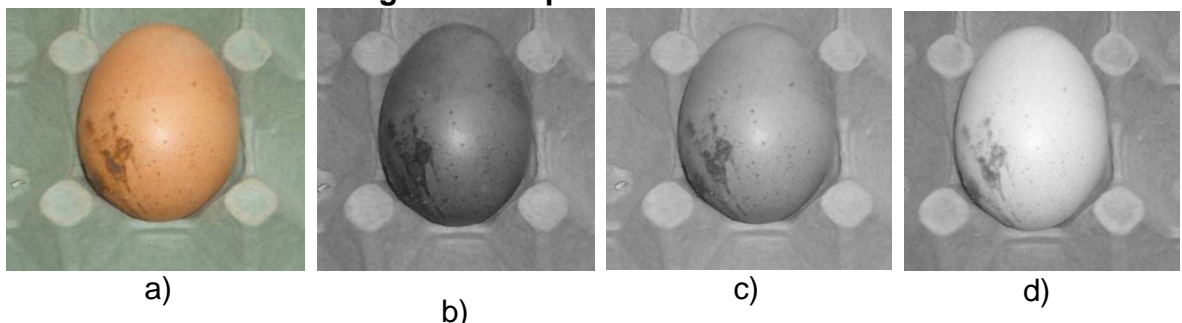
que cada componente es muy sensible a variaciones de iluminación. En vista de estas dificultades se prueban otros espacios de color con el fin de buscar el más idóneo para el desarrollo de la aplicación, los espacios de color empleados fueron XYZ, YCrCb, HSV y HLS.

En la figura 28 está representado el huevo en el espacio de color XYZ y con sus componentes, por ser aditivo igual que el espacio de color RGB sus componentes no muestran diferencias relevantes entre el huevo y el fondo.

La figura 29 muestra el espacio de color YCrCb y sus componentes. Como se observa su componente Y (b) es susceptible al brillo, mientras las componentes Cr y Cb tienen diferencias notables entre el huevo y el fondo, por tal motivo son posibles segmentaciones.

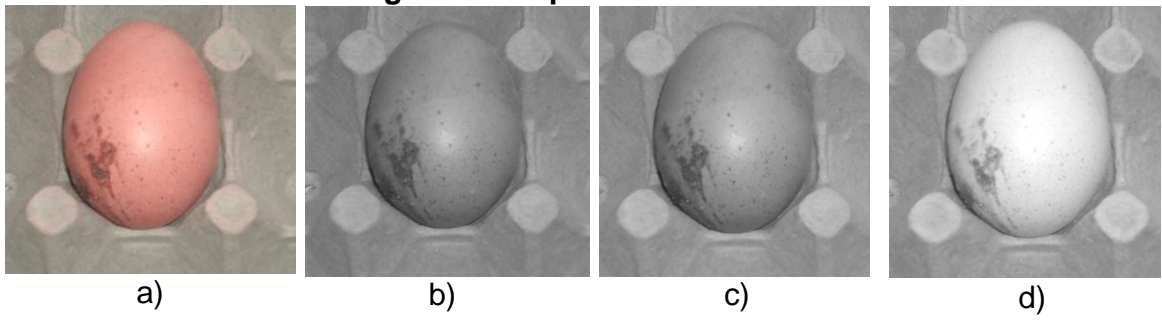
Los espacios de color HSV (figura 30) y HLS (figura 31), en su componente de matiz son iguales y no muestran cambios relevantes. La componente S, figura 30 (c), muestra cambios entre el huevo y el fondo pero es susceptible al brillo y no permite ver la suciedad presente en el mismo, mientras que la componente L, figura 31 (c), diferencia en gran medida el huevo con la suciedad presente del fondo, por último las componentes V (figura 30 (d)) y S (figura 31 (d)) no exponen cambios relevantes.

Figura 27. Espacio de color RGB



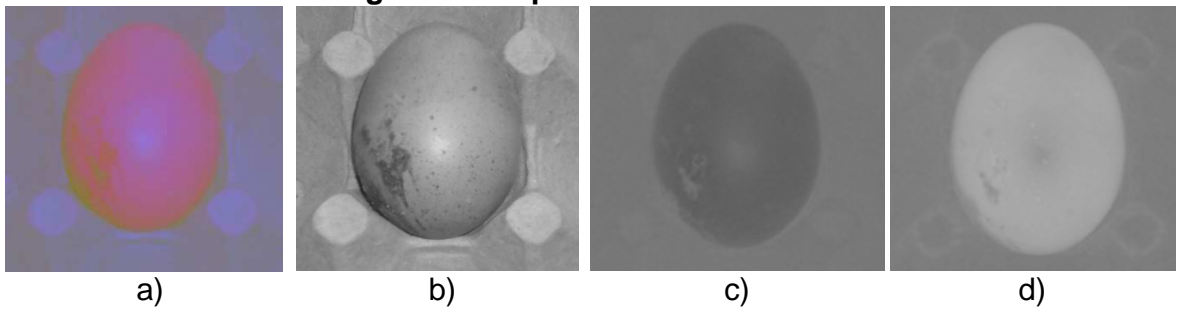
Fuente: el autor

Figura 28. Espacio de color XYZ



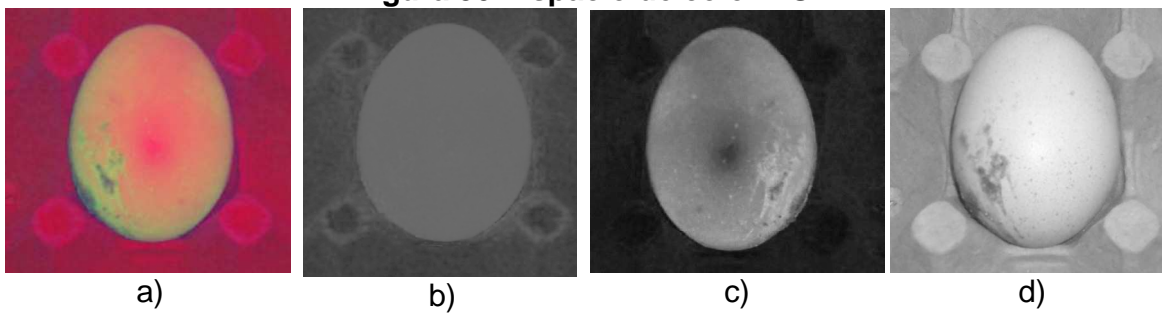
Fuente: el autor

Figura 29. Espacio de color YCrCb



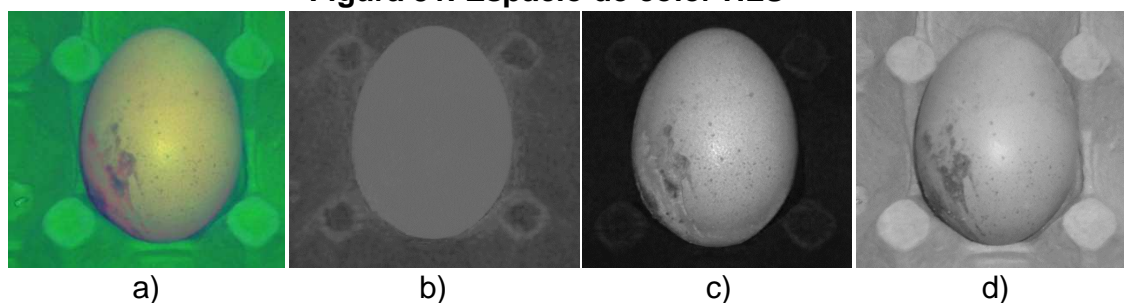
Fuente: el autor

Figura 30. Espacio de color HSV



Fuente: el autor

Figura 31. Espacio de color HLS



Fuente: el autor

3.3 SEGMENTACIÓN

El método de segmentación empleado es por umbralización, el cual fue aplicado a las componentes de los espacios de color HLS, HSV, XYZ y YCrCb. Inicialmente se aplicó un procedimiento de umbralización manual a cada uno de estos espacios y posteriormente se seleccionan los espacios de color que de forma manual se hayan segmentado de mejor forma para realizarles la segmentación automática por el método de Otsu, los cuales fueron los espacios HLS y YcrCb. Dado que el espacio YCrCb presento mejores características para la posterior segmentación se le realizan las operaciones morfológicas erosión, dilatación, cierre y apertura con el fin de extraer las impurezas que hayan quedado de la binarización.

3.3.1 HISTOGRAMA Y UMBRALIZACIÓN MANUAL

El histograma de una imagen representa la distribución de las distintas tonalidades de cada componente, estos pueden ser unimodales, bimodales o multimodales las cuales tienen valles y crestas que dan los indicios del lugar en la distribución en el cual se puede hacer la umbralización manual.

El siguiente pseudocódigo representa la forma como se extrajeron los histogramas de las figuras; siendo P el pixel analizado.

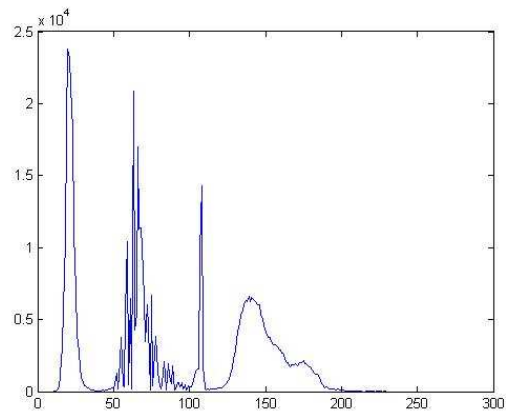
```

FOR p=0 hasta máximo valor de pixel {
    H(p)=0
}
FOR i=0 hasta N filas-1{
    FOR j=0 hasta N columnas-1{
        Index=Image[i,j]
        H[Index]=H[Index]+1
    }
}

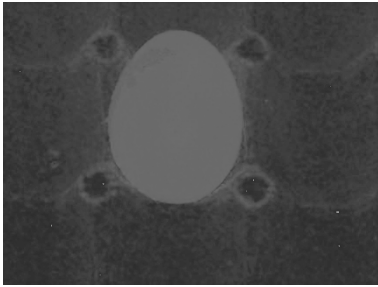
```

Las figuras 32, 33, 34 muestran el histograma y la segmentación manual de las componentes del espacio de color HLS. La componente H tienen un histograma multimodal (figura 32(a)), por tal razón fue umbralizado en tres valles el primero en 50 (figura 35 (b)), el segundo en 100 (figura 32 (c)) y el último en 120 (figura 32 (d)). La componente L también presenta una distribución multimodal (figura 33 (a)), presentando cuatro valles con un umbral óptimo de 50 para la primera (figura 33 (b)), 100 en la segunda (figura 33 (c)), 110 en la tercera (figura 33 (d)) y en la última 160 (figura 36 (e)). Por medio de la umbralización manual se descartan estas componentes ya que si ciertos umbrales separan el huevo del fondo no permiten segmentar la suciedad del mismo. La última componente es bimodal (figura 34 (a)) por tal motivo solo puede tener un umbral óptimo posible en 50 (figura 34 (b)), siendo esta última una posible segmentación adecuada, la cual más adelante se llevará a la segmentación automática para evaluarla.

Figura 32. Histograma y umbralización manual componente H



a)



b)



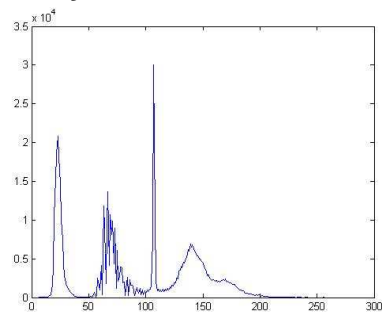
c)



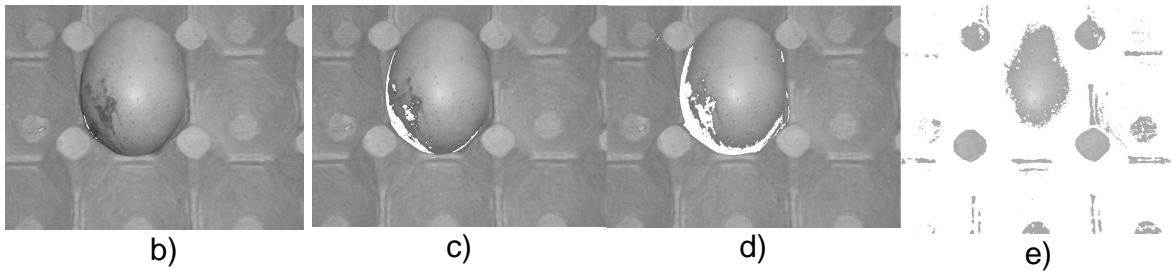
d)

Fuente: el autor

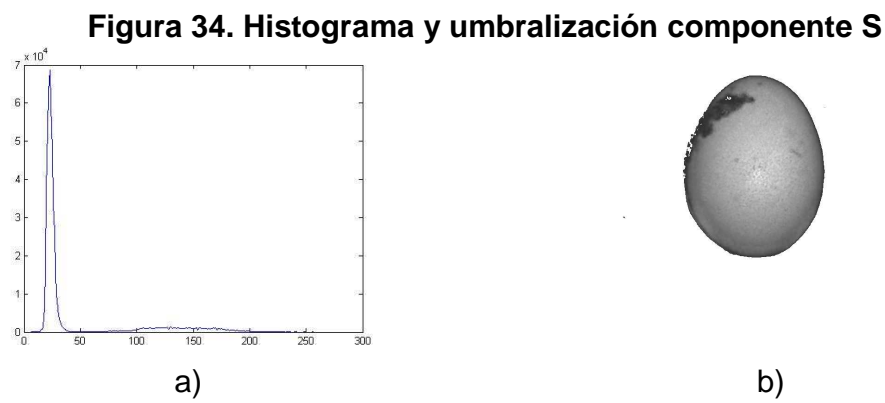
Figura 33. Histograma y umbralización manual componente L



a)



Fuente: el autor

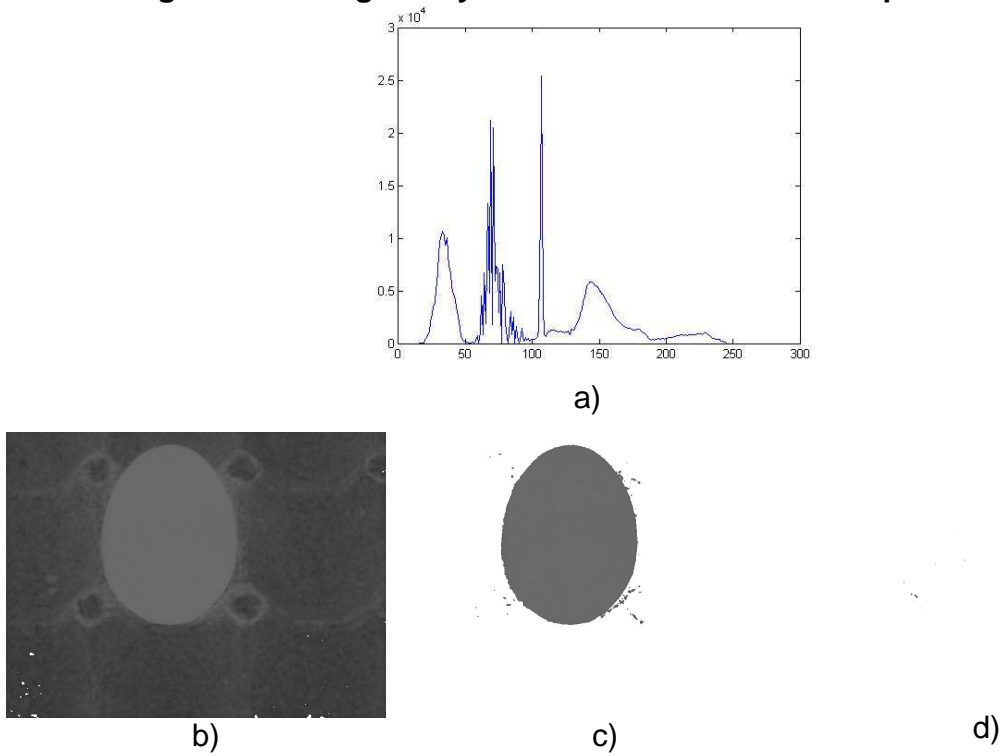


Fuente: el autor

Las figuras 35 (a), 36 (a) y 37 (a) representan los histogramas de las componentes del espacio de color HSV. Para la componente H la distribución es multimodal con tres posibles umbrales óptimos los cuales se emplearon para la umbralización manual (figura 35 (b), (c) y (d)) donde se aprecia que no es apto para la extracción del huevo y el fondo ya que ninguna de ellas los separa totalmente.

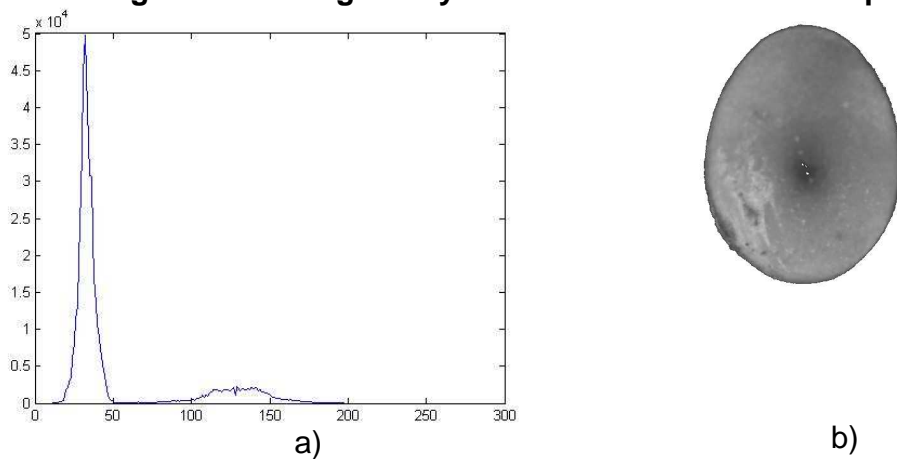
La componentes S y V son bimodales, por tal razón solo poseen un umbral optimo, en la figura 36 (b) el huevo fue separado correctamente del fondo pero a su vez no segmenta la suciedad que tenía consigo por tal motivo no sirve. La figura 37 (b) muestra un huevo amorfo por lo tanto no es apto para el proceso.

Figura 35. Histograma y umbralización manual componente H



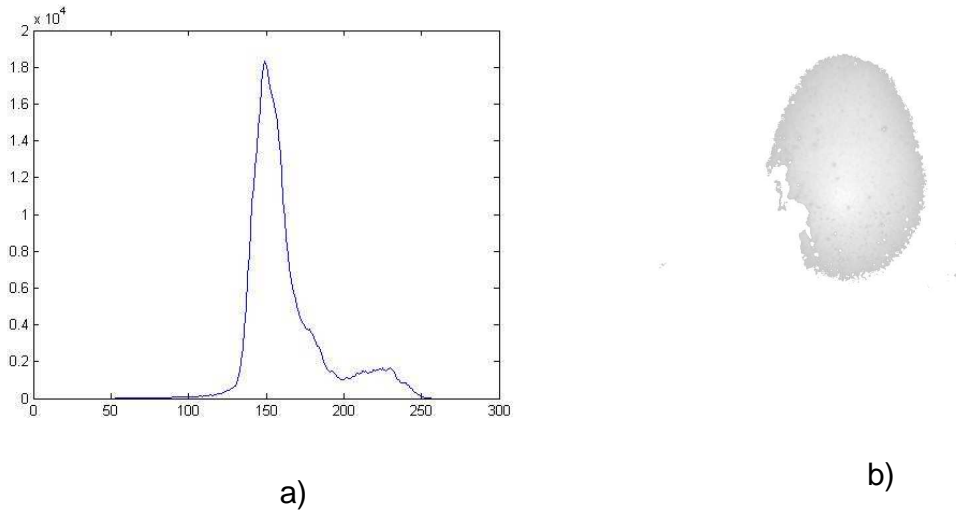
Fuente: el autor

Figura 36. Histograma y umbralización manual componente S



Fuente: el autor

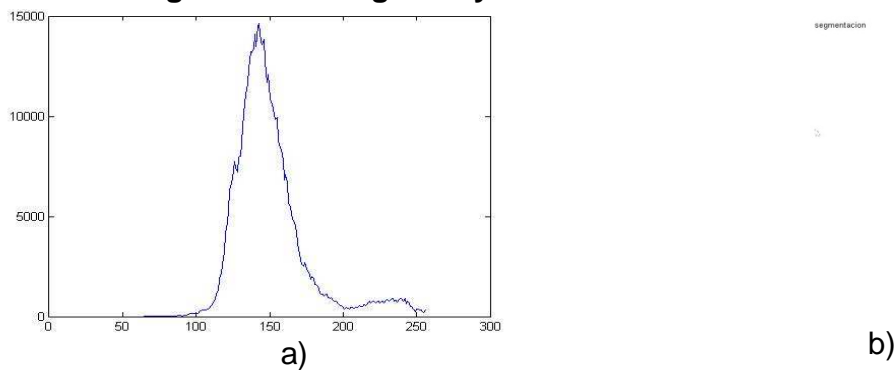
Figura 37. Histograma y umbralización manual componente V



Fuente: el autor

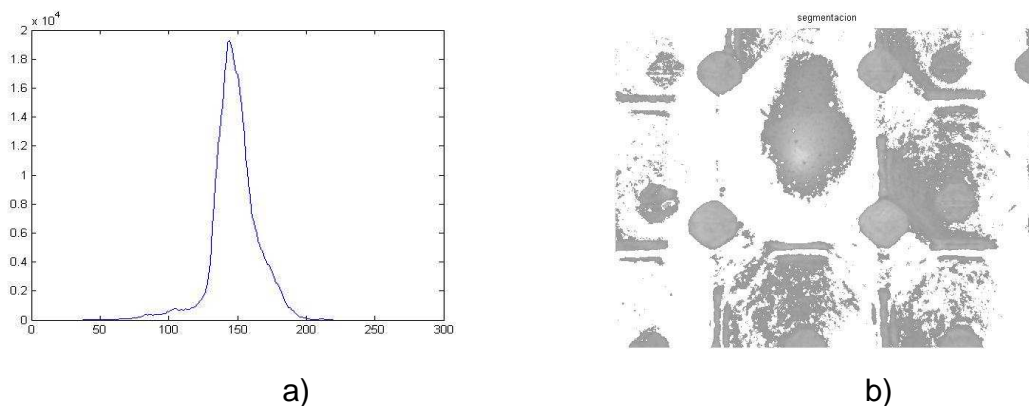
El histograma de las componentes del espacio de color XYZ se muestran en las figuras 38 (a), 39 (a) y 40 (a). Este espacio de color en el momento de la umbralización manual no aporta ningún imagen relevante, ya que en la componente X (figura 38 (b)) al umbralizarla desaparece tanto el fondo como el huevo, la componente Y (figura 39 (b)) y la componente Z (figura 40 (b)) no logran separa el huevo del fondo.

Figura 38. Histograma y umbralización manual componente X



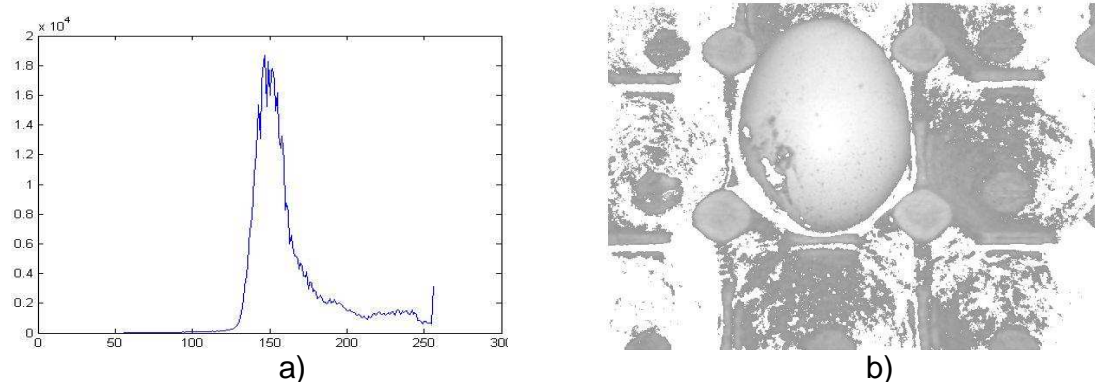
Fuente: el autor

Figura 39. Histograma y umbralización manual componente Y



Fuente: el autor

Figura 40. Histograma y umbralización manual componente Z



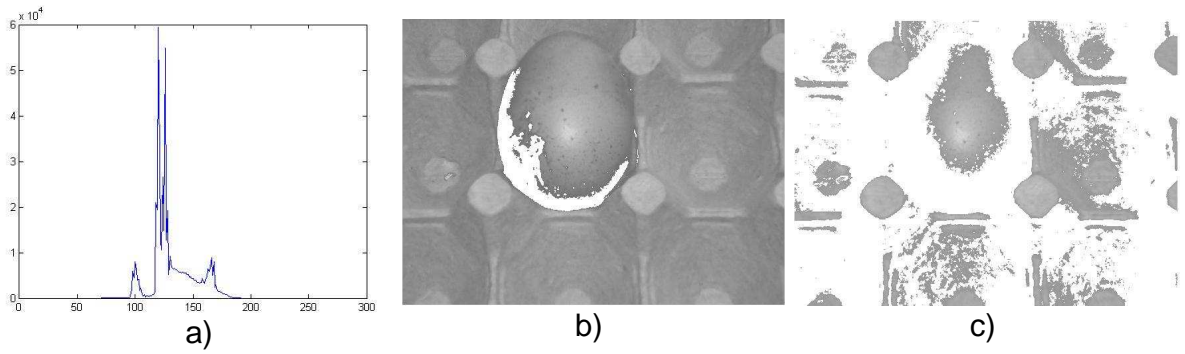
Fuente: el autor

En las figuras 41, 42 ,43 se muestran los resultados de la segmentación manual de las componentes del espacio de color YCrCb. La figura 41 (a) muestra el histograma de la componente Y, el cual es multimodal. De los múltiples valles de la distribución, se emplearon dos valores para umbralizar de forma manual la imagen (figura 41 (a) y (b)), dando resultados poco satisfactorios al no permitir extraer el huevo de la imagen.

Las figuras 42 (a) y 43 (a) representan la distribución de las componentes Cr y Cb, estas son bimodales por tal motivo solo presentan un umbral óptimo con el cual

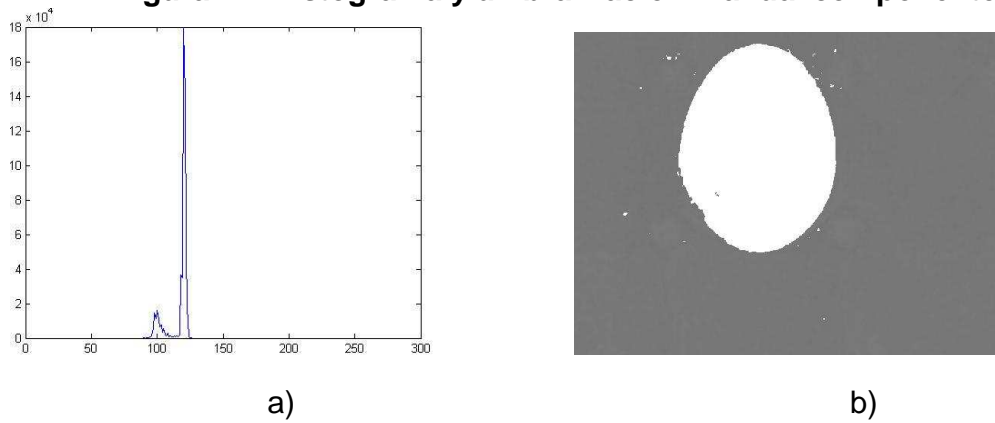
fue suficiente para separar el huevo del fondo, como se ve en las figuras 42 (b) y 43 (b).

Figura 41. Histograma y umbralización manual componente Y



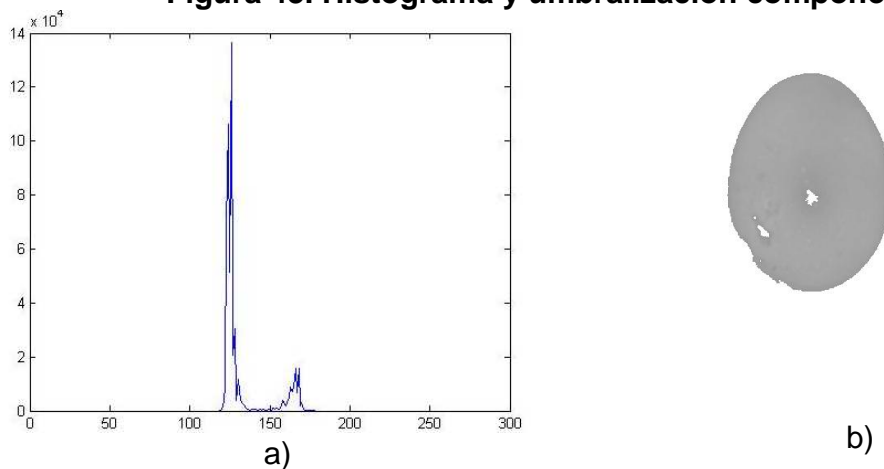
Fuente: el autor

Figura 42. Histograma y umbralización manual componente Cr



Fuente: el autor

Figura 43. Histograma y umbralización componente Cb



Fuente: el autor

Después de realizada la umbralización manual, los espacios de color que presentaron cambios importantes para la extracción del huevo fueron HLS y YCrCb, los cuales a continuación serán sometidos a una segmentación automática por el método de Otsu, para determinar cuál es el más adecuado para el proceso.

3.3.2 SEGMENTACIÓN AUTOMÁTICA MEDIANTE EL MÉTODO DE OTSU

Para la segmentación por el método de Otsu se aplicaron las ecuaciones (24) - (35), con la finalidad de obtener el umbral óptimo para cada componente de los espacios de color HLS y YCrCb. Posteriormente se umbraliza la imagen y se obtiene una imagen binaria, en la cual el color negro representa lo que se encuentra por debajo del umbral y el blanco lo que está por encima.

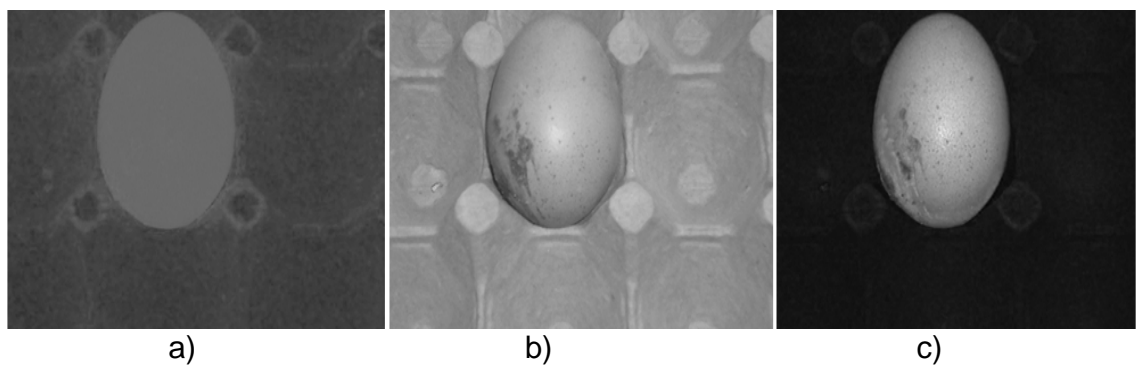
Mediante este método se intenta encontrar el espacio de color y la componente que mejor separe el huevo del fondo con el fin de poder extraer las características del huevo.

La componente H (figura 44 (a)) no aporta información relevante para el proceso debido a que en la segmentación, parte del fondo no son extraídos de la imagen como se ve en la figura 45 (a).

La componente L (figura 44 (b)) es sensible a la iluminación por tal motivo no separa el huevo del fondo (figura 45 (b)).

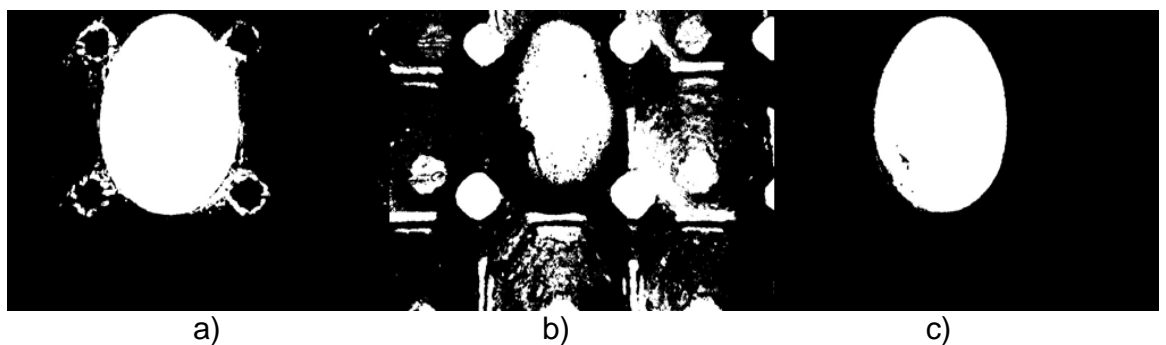
En la figura 44(c) está la componente S, la cual al ser segmentada separa de una buena forma el huevo del fondo figura 45 (c), pero elimina parte de la suciedad.

Figura 44. Componentes espacio de color HLS



Fuente: el autor

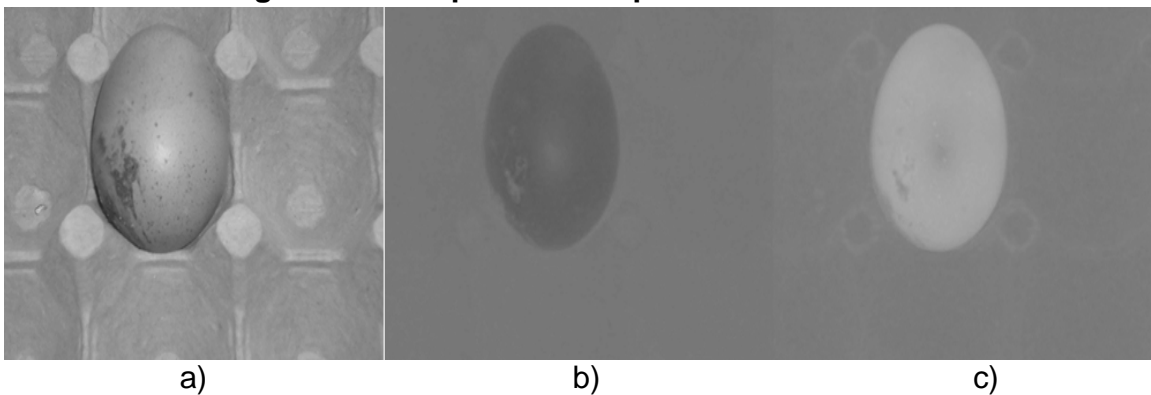
Figura 45. Segmentación método de Otsu a las componentes del espacio de color HLS



Fuente: el autor

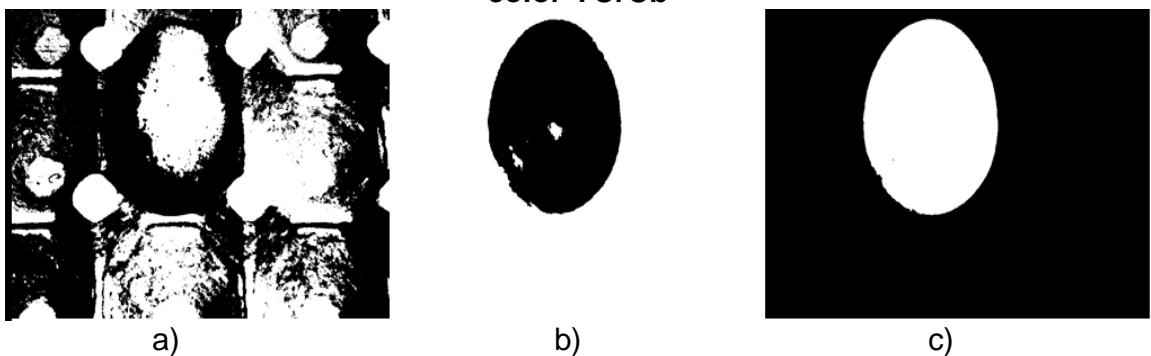
Las componentes del espacio de color YCrCb se observan en la figura 46. La componente Y (figura 46 (a)) es susceptible al brillo, por tal razón su segmentación no dio resultado (figura 47 (a)). La componente Cr es la componente de mejor comportamiento en el momento de la segmentación ya que permite separar el huevo y la suciedad del fondo (figura 47 (b)). La componente Cb (figura 46 (c)) separa el huevo de la imagen pero a su vez elimina la suciedad.

Figura 46. Componentes espacio de color YCrCb



Fuente: el autor

Figura 47. Segmentación metodo de Otsu a las componentes del espacio de color YCrCb



Fuente: el autor

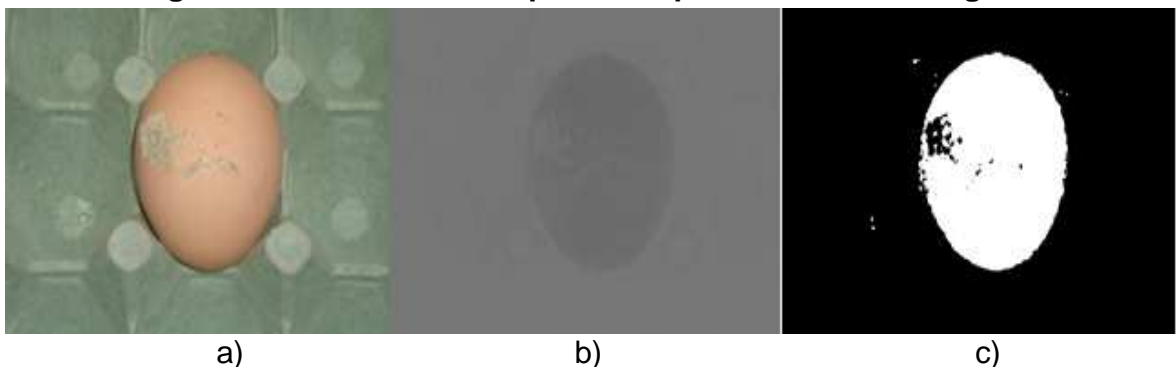
Después de realizar tanto las segmentaciones manuales como automáticas se puede concluir que la componente más adecuada para la segmentación es la componente Cr, por tal motivo de aquí en adelante solo será empleada esta.

3.3.3 MORFOLOGÍA

La morfología aplicada a las imágenes fueron erosión, dilatación, cierre y apertura. Esto se usó con el fin de eliminar los píxeles espurios que se encontraba alrededor del huevo y de esta manera poder tener el fondo homogéneo para posteriormente extraer el área de interés.

Los tamaños de las matrices o máscaras empleadas fueron cuadradas de 4X4, 5X5 y 6X6, las cuales recorrían la vecindad del pixel aplicando la operación morfológica. Un ejemplo del huevo empleado, la componente Cr y la segmentación obtenida se muestra en la figura 48 respectivamente.

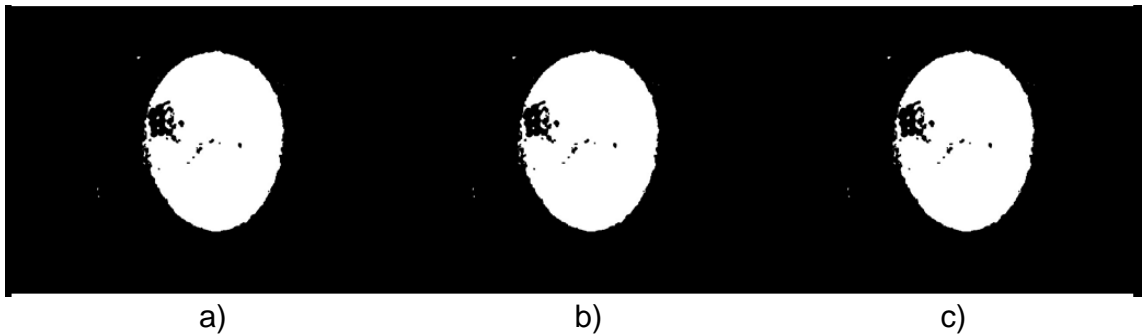
Figura 48. Huevo muestra para las operaciones morfológicas



Fuente: el autor

La primera operación morfológica empleada fue erosión, esta operación extrae blanco de la imagen, lo cual sirve para eliminar espurios del fondo. En la figura 49 se ven aplicada la operación morfológica erosión con las tres máscaras anteriormente descritas a la imagen binaria (figura 48 (c)).

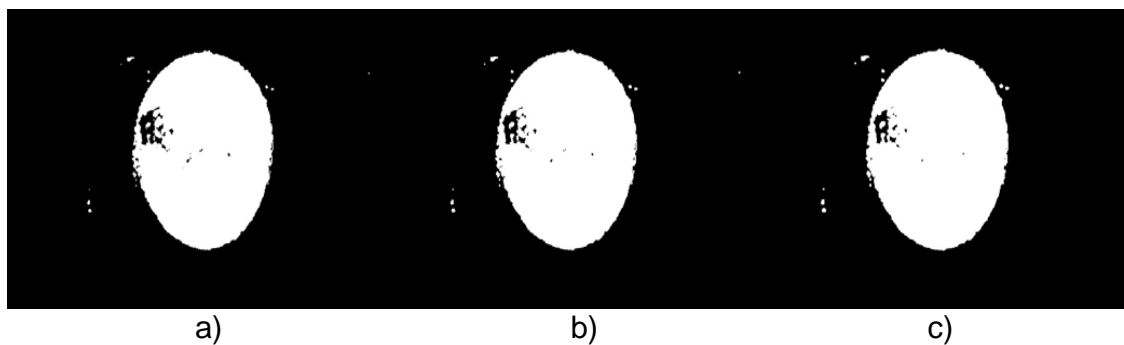
Figura 49. Erosión. (a) 4x4, (b) 5x5, (c) 6x6



Fuente: el autor

La dilatación (figura 50), adiciona blanco a la imagen por este motivo no fue de ayuda para eliminar impurezas debido a que en cambio de quitar adiciono mayor suciedad, como se observa en las tres mascaras (figura 50).

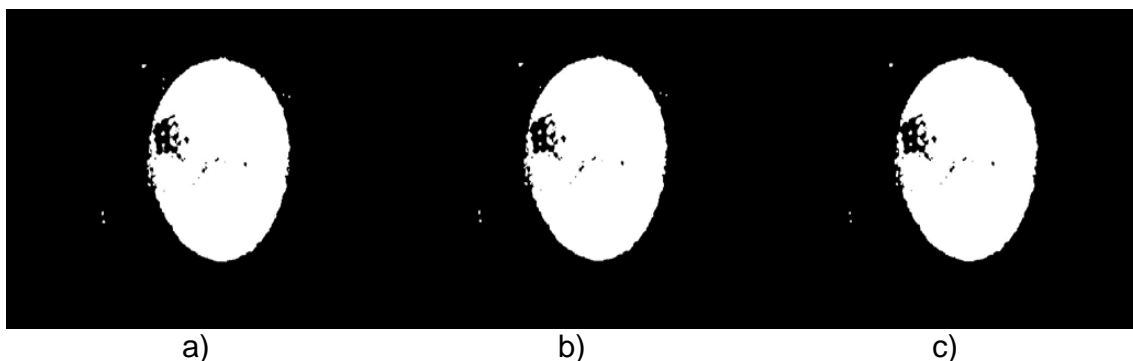
Figura 50. Dilatación. (a) 4x4, (b) 5x5, (c) 6x6.



Fuente: el autor

La apertura redujo la suciedad de la imagen, pero no fue posible retirar la totalidad de la misma, con ninguna de las máscaras como se puede ver en la figura 51.

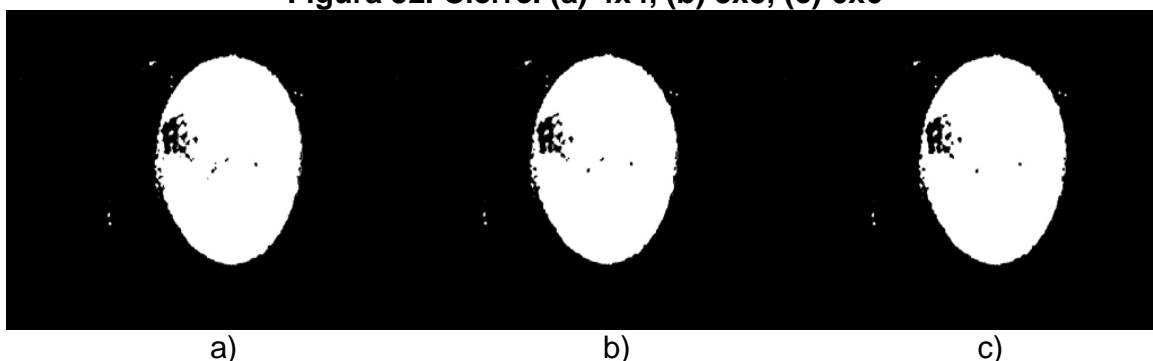
Figura 51. Apertura. (a) 4x4, (b) 5x5, 6x6 (c)



Fuente: el autor

El cierre al igual que la dilatación adiciona blanco a la imagen aunque en esta con un suavizado debido a que esta operación morfológica primero hace dilatación y después erosión, como se ve en la figura 52.

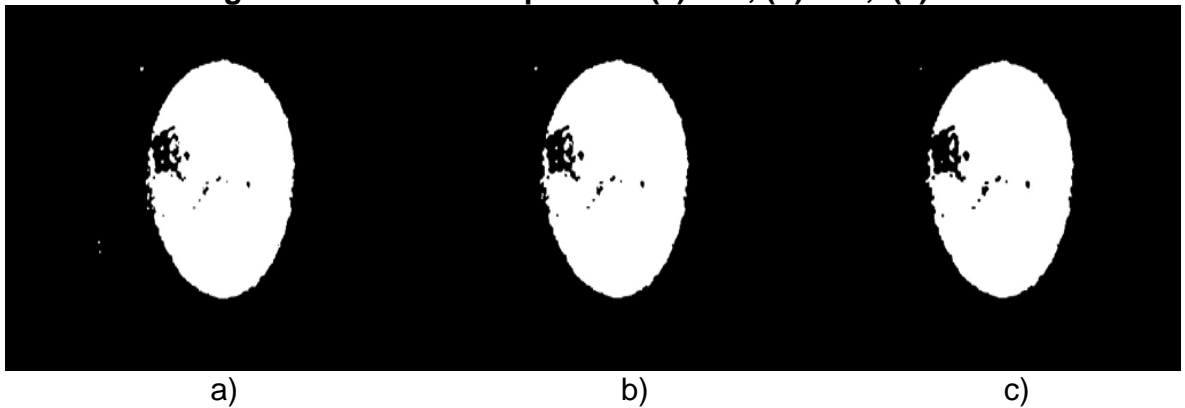
Figura 52. Cierre. (a) 4x4, (b) 5x5, (c) 6x6



Fuente: el autor

Dado que con una operación morfológica no fue posible eliminar la suciedad se recurrió a utilizar dos (figura 53), primero erosión para eliminar el ruido y luego apertura para suavizar la imagen. Después de realizada estas operaciones, la de mejor resultado fue la máscara 6X6 figura 53 (c).

Figura 53. Erosión – Apertura. (a) 4x4, (b) 5x5, (c) 6x6



Fuente: el autor

3.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Para extraer las características del huevo, primero se encuentra la región de interés de la imagen, la cual es el huevo, posteriormente se sobrepone una elipse, quien es la figura geométrica que más se asemeja a la forma del huevo y finalmente se extraen las características del huevo.

ÁREA DE INTERES

El área de interés en este proyecto es el huevo, la imagen binaria se procesa mediante el siguiente pseudocódigo con el fin de hallar los extremos del huevo para posteriormente ser recortada de forma rectangular. Para esto se necesita hallar sus vértices como se muestra en la figura 54, en la cual la letra “a” representa la primera columna de la región de interés y “b” la última, de igual forma “c” representa la primera fila y “d” ultima.

Figura 54. Región de interés del huevo



Fuente: el autor

El seudocódigo presenta como datos salida Xmax, Xmin, Ymax, Ymin y como datos de entrada la imagen y un número constante que equivale a la inmunidad a cambio de píxeles que se piense que se pueden presentar debido a la suciedad de la imagen fuera del huevo.

```
Void Area de Interes(Xmax, Xmin, Ymax, Ymin, Imagen, Inmudidad)
```

```
{  
Xmax=d  
Xmin=c  
Ymax=b  
Ymin=a  
Cont=0  
FOR (fila= 0 hasta N° filas-1) {  
    FOR (columna= 0 hasta N°columnas-1) {  
        Valor= imagen (fila, columna)  
        IF ((Valor==255) y (cont< Inmudidad))  
        {  
            J= columna
```

```

        c= fila
        cont= 1
        Valor2=255
        while ((Valor2==255) y (cont<Inmunidad))
        {
            J= J+1
            Valor2= imagen (fila,J)
            cont= cont+1
        }
    }
}
cont1=0
FOR (columna= 0 hasta N° columnas-1) {
    FOR (fila= 0 hasta N°filas-1) {
        Valor= imagen (fila, columna)
        IF ((Valor==255) y (cont1< Inmunidad))
        {
            J= columna
            a= columna
            cont1= 1
            Valor2=255
            while ((Valor2==255) y (cont1<Inmunidad))
            {
                J= J+1
                Valor2= imagen (fila,J)
                cont1= cont1+1
            }
        }
    }
}

```

```
}
```

```
cont2=0
```

```
FOR (fila= N° filas-1 hasta 0) {
```

```
    FOR (columna= N° columnas-1 hasta 0) {
```

```
        Valor= imagen (fila, columna)
```

```
        IF ((Valor==255) y (cont2< Inmunidad))
```

```
        {
```

```
            J= columna
```

```
            d= fila
```

```
            cont2= 1
```

```
            Valor2=255
```

```
            while ((Valor2==255) y (cont2<Inmunidad))
```

```
            {
```

```
                J= J-1
```

```
                Valor2= imagen (fila,J)
```

```
                cont= cont+1
```

```
            }
```

```
        }
```

```
    }
```

```
}
```

```
cont3=0
```

```
FOR (columna= N° columnas-1 hasta 0) {
```

```
    FOR (fila= N°filas-1 hasta 0) {
```

```
        Valor= imagen (fila, columna)
```

```
        IF ((Valor==255) y (cont3< Inmunidad))
```

```
        {
```

```
            J= columna
```

```
            b= columna
```

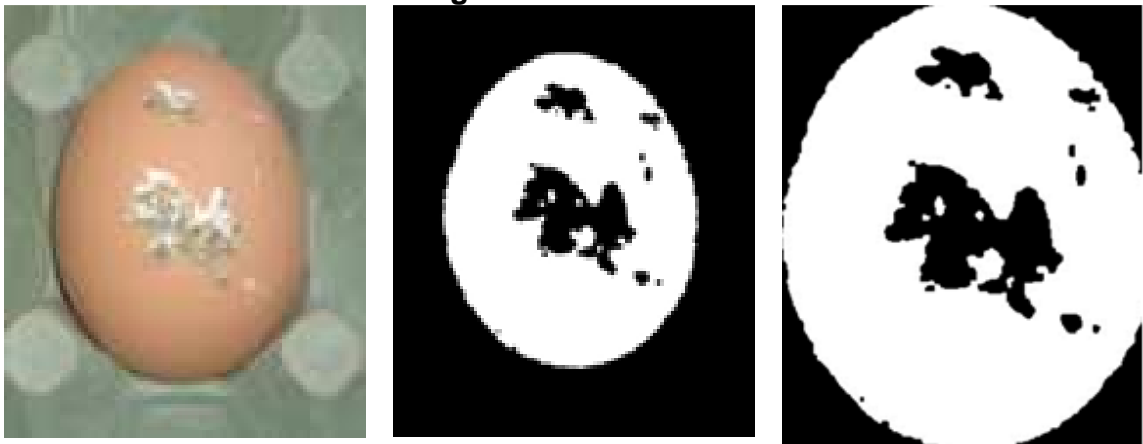
```

        cont3= 1
        Valor2=255
        while ((Valor2==255) y (cont3<Inmunidad))
        {
            J= J-1
            Valor2= imagen (fila,J)
            Cont3= cont3+1
        }
    }
}
}

```

Después de ejecutado el código y obtenido cada uno los valores “a”, “b”, “c” y “d”, se procedió a recortar la imagen para empezar a trabajar con la región de interés como se puede observar en la figura 55. En esta figura se muestra un ejemplo del procesamiento de imágenes realizado hasta el momento, la figura 55 (a) es la imagen adquirida por la cámara, la figura 55 (b) es la imagen que se extrajo de la componente Cr del espacio de color YCrCb, posteriormente segmentado por el método de Otsu y aplicado las operaciones morfológicas erosión y apertura. Finalmente la figura 55 (c) representa el área de interés de este proyecto, que es la extracción del huevo.

Figura 55. ROI huevo



a)

b)

c)

Fuente: el autor

EXTRACCIÓN DE LA FORMA DEL HUEVO: ELIPSE

Posteriormente a encontrar la región de interés, se sobre puso a la imagen una figura geométrica tal que bordeara el huevo, esta figura es la elipse, ya que el huevo es elíptico vertical con centro en cualquier punto (figura 21) en dos dimensiones y ovoidal en tres dimensiones.

Mediante la ecuación (54) se dibujó la elipse sobre la imagen de la región de interés, para ello fue necesario hallar el centro de la elipse, radio mayor y radio menor.

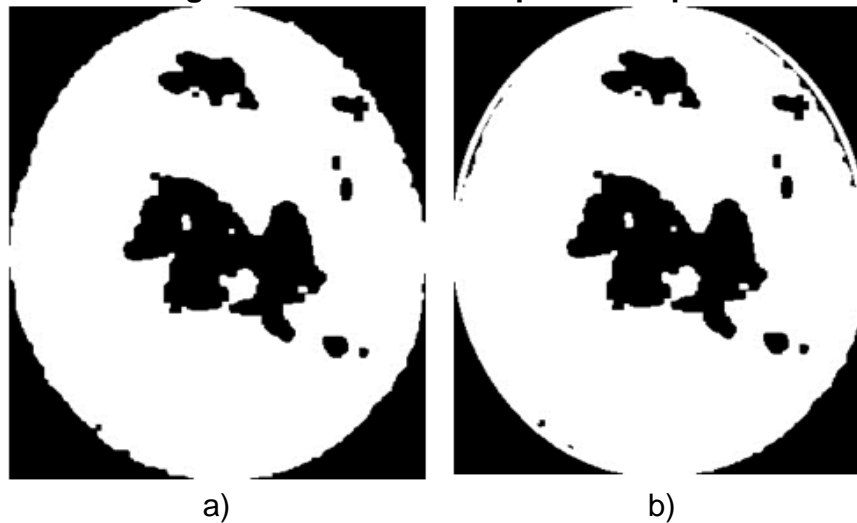
$$\text{centro de la elipse} = ((b - a), (d - c)) \quad (59)$$

$$\text{radio mayor} = \frac{d}{2} \quad (60)$$

$$\text{radio menor} = \frac{b}{2} \quad (61)$$

En la figura 56 se encuentra la aplicación de la elipse (figura 56 (b)) a la imagen del área de interés (figura 56(a)), mostrando como la elipse se acomoda a el huevo y lo bordea siendo esta una aproximación bastante buena.

Figura 56. Huevo con elipse sobre puesta



Fuente: el autor

CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS

Empleando las ecuaciones 55, 56 y 58 que rigen a la elipse, se extrajeron cinco características que son área, perímetro redondez y dos arreglos de radios empleados para obtener datos adimensionales e invariantes a cambios de posición de la cámara:

Área
Perímetro
Redondez

$$Diferencia\ de\ radios = \frac{radio\ mayor}{radio\ menor} \quad (62)$$

$$Arreglo = \frac{area}{(perimetro)^2} * diferencia\ de\ radios \quad (63)$$

3.5 DETERMINACIÓN DEL GRADO DE SUCIEDAD

Para determinar la cantidad de suciedad presente en el huevo se eliminaron todos los pixeles negros fuera de la elipse (figura 56 (b)). Posteriormente se realizó un conteo de la cantidad de pixeles negros que se encontraban dentro del huevo, estos pixeles ya hacen referencia a la suciedad presente en el mismo.

En el siguiente pseudocódigo se muestra la forma de obtener la cantidad de pixeles que corresponden a la cantidad de suciedad. Las variables de salida del pseudocódigo son Imagen limpia y suciedad, su entrada es la imagen de la elipse.

Void suciedad (Imagen limpia, suciedad, Imagen elipse)

```
{
    Imagen limpia= Imagen elipse
    FOR (i=0 hasta N°filas-1)
    {
        j=0
        WHILE (Imagen limpia (i,j)==0)
        {
            Imagen limpia(i,j)=255
            j=j+1
        }
    }

    FOR (i= N°filas-1 hasta 0)
    {
```

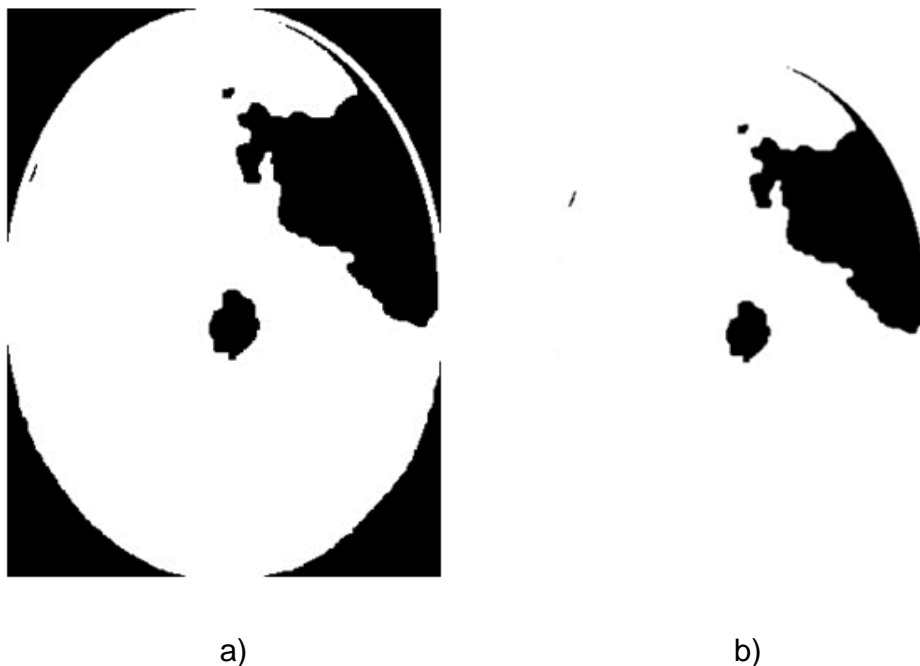
```

j= N°columnas-1
WHILE (Imagen limpia (i,j)==0)
{
    Imagen limpia(i,j)=255
    j=j-1
}
}
Suciedad=0
FOR (i=0 hasta N°filas-1)
{
    FOR (j=0 hasta N°columnas-1)
    {
        IF (Imagen limpia (i,j)==0)
        {
            Suciedad=Suciedad+1
        }
    }
}
}

```

A manera de ejemplo en la figura 57 se muestra la elipse (a) y la imagen limpia (b) de la cual fue extraída la cantidad de suciedad.

Figura 57. Huevo limpio



Fuente: el autor

Para determinar el porcentaje de suciedad se empleó la ecuación (55), y utilizando la ecuación del porcentaje de suciedad (ecuación (61)), se comparó el área total del huevo con respecto a la suciedad, de esta manera se extrajo el porcentaje de suciedad.

$$\text{porcentaje de suciedad} = \frac{\text{area del huevo} - \text{suciedad}}{\text{area de huevo}} * 100 \quad (61)$$

3.6 DETERMINACIÓN DEL PESO DEL HUEVO A PARTIR DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

Mediante el procesamiento digital de imágenes se intenta inferir el peso del huevo por medio de las características halladas, empleando dos métodos, el primero

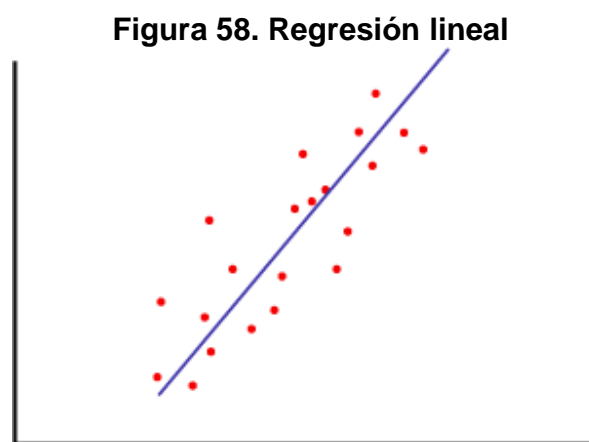
hace referencia a un ajuste por regresión lineal y el segundo la clasificación por el método de k-means.

Con estos dos métodos se pretende clasificar el huevo siguiendo la norma Colombiana NTC 1240 expedida por el Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación (ICONTEC), expuesto anteriormente en la tabla 4.

REGRESIÓN LINEAL

La regresión lineal pretende inferir la relación entre dos variables mediante una ecuación lineal (64), la cual se crea mediante un procedimiento estadístico con la finalidad encontrar una ecuación que se aproxime a los puntos ingresados.

En la figura 58, se ve una gráfica con puntos dispersos, a la cual se le realizó una regresión lineal.



Fuente: Algoritmo de regresión lineal de Microsoft, internet: <http://msdn.microsoft.com/es-es/library/ms174824.aspx>

Para encontrar la ecuación de regresión lineal se emplean las siguientes ecuaciones [32]:

$$y = a + bx \quad (64)$$

$$b = (N * \sum XY - (\sum X) * (\sum Y)) / (N * \sum X^2 - (\sum X)^2) \quad (65)$$

$$a = (\sum Y - b * \sum X) / N \quad (66)$$

La ecuación (64) es la regresión lineal, donde “b” (ecuación (65)) es la pendiente de la regresión lineal, N es el número de elementos para la regresión, “a” (ecuación (66)) el punto de intersección de la línea con el eje Y y las variables X y Y son los datos a los cuales se les desea realizar la regresión.

Para el desarrollo de las regresiones de este proyecto se empleó Microsoft Excel, tomando 87 muestras extraídas de las características del huevo, como lo son área, perímetro, redondez, dos arreglos de radios y adicionalmente un vector que comprende el peso de los huevos adquiridos de forma manual mediante una gramera con un rango de 0 a 150 gramos.

La siguiente tabla muestra los datos extraídos a los 87 huevos y el peso real de los huevos.

Tabla 5. Características extraídas a 87 huevos

peso huevos	Área	perímetro	redondez	Arreglo	Diferencia de radios
49	92162	1087,68	0,978946	0,0989149	1,31034
49	93833,3	1099,31	0,975717	0,100376	1,29781
49	93833,3	1099,31	0,975717	0,100376	1,30124
51	85371,4	1058,37	0,957734	0,107193	1,23438
51	84194,1	1050,18	0,959324	0,106656	1,24444
51	89351	1067,68	0,984978	0,0958572	1,24451
53	94248	1105,18	0,969659	0,102884	1,26822
53	95027,1	1107,65	0,973315	0,101403	1,27114
53	95339,7	1109,11	0,973949	0,101137	1,26453
53	97016,5	1120,81	0,970501	0,102551	1,27941
53	95342,8	1113,8	0,965793	0,104359	1,26923

53	99337,4	1133,09	0,972282	0,101831	1,29341
54	97003,2	1118,49	0,974385	0,100952	0,935943
54	97170,5	1120,37	0,972795	0,10162	1,07177
54	95551,8	1108,5	0,97718	0,0997264	1,20567
56	105489	1163,19	0,979751	0,0985336	1,40647
56	106896	1175,84	0,971567	0,102123	1,39711
56	108124	1179,6	0,976474	0,100042	1,22295
56	99274,6	1126,21	0,983575	0,0966148	1,26686
56	96981,2	1113,85	0,9823	0,0972767	1,24854
56	99465,4	1128,03	0,982291	0,0972812	1,23907
57	104727	1162,91	0,973146	0,101474	1,28041
57	103725	1156,24	0,974988	0,100693	1,4055
57	105965	1168,95	0,974488	0,100908	1,41135
57	103414	1147,68	0,986614	0,0949283	1,29651
57	97785,4	1118,64	0,981992	0,097433	1,3578
57	102014	1139,77	0,986819	0,0948086	1,30564
57	104898	1167,14	0,967676	0,103651	1,30814
57	103077	1158,01	0,965945	0,104302	1,30523
57	105564	1170,04	0,969007	0,103139	1,29855
57	88109,3	1064,3	0,977469	0,0995955	1,3805
57	93477,5	1107,39	0,957901	0,107137	1,3817
57	88150,2	1075,93	0,9569	0,107471	1,36164
58	100019	1133,54	0,978178	0,0992716	1,27597
58	100585	1136,67	0,978298	0,0992162	1,21672
58	100153	1133,17	0,980127	0,0983533	1,24063
58	95068	1105,18	0,978087	0,0993135	1,34286
58	99697,9	1127,38	0,985723	0,0954408	1,30938
58	99777,2	1129,51	0,982788	0,0970263	1,30721
58	97094,3	1120,59	0,971659	0,102085	1,25
58	95309,9	1106,84	0,977635	0,0995203	1,27003
58	100718	1136,3	0,980237	0,0983004	1,19062
58	111100	1192,85	0,981192	0,0978331	1,26453
58	113688	1211,91	0,972713	0,101653	1,26393
58	103569	1147,25	0,988834	0,0935758	1,25581
59	114077	1210,9	0,977675	0,0995019	1,20909
59	114342	1212,56	0,97726	0,0996904	1,24684
59	112557	1200,76	0,981	0,097928	1,20732
59	104651	1165,47	0,968175	0,10346	1,27532
59	105306	1166,04	0,973291	0,101413	1,27445
59	104476	1161,24	0,973611	0,101279	1,26101

59	101112	1142,26	0,973829	0,101187	1,32026
59	97311,1	1127,02	0,962735	0,105469	1,27922
59	101682	1145,39	0,973972	0,101127	1,26019
61	120499	1246,11	0,975176	0,100612	1,33333
61	114031	1218,07	0,965803	0,104355	1,30921
61	116459	1225,88	0,973843	0,101181	1,30492
62	110671	1193,98	0,975547	0,10045	1,2638
62	109375	1185,67	0,977696	0,0994927	1,32087
62	107751	1175,9	0,979254	0,0987699	1,28746
62	94163,2	1098,37	0,980838	0,0980076	1,25566
62	99214,9	1126,38	0,982691	0,0970758	1,24138
62	101083	1139,99	0,97742	0,0996179	1,28076
63	117186	1226,36	0,979153	0,0988177	1,34603
63	117455	1228,02	0,978754	0,0990045	1,35691
63	117527	1227,83	0,979653	0,0985807	1,33754
67	116161	1221,95	0,977608	0,0995324	1,32787
67	113885	1209,05	0,979015	0,0988824	1,35786
67	113324	1208,16	0,975623	0,100417	1,31613
67	115699	1218,44	0,979337	0,0987304	1,25298
67	114695	1211,64	0,981771	0,0975442	1,31325
67	114492	1209,81	0,982985	0,0969239	1,18919
68	118291	1247,03	0,955897	0,107801	1,26974
68	116729	1241,63	0,951491	0,109212	1,29276
68	111963	1216,42	0,950872	0,109405	1,29276
68	110836	1191,19	0,981581	0,0976395	1,41718
68	113283	1205,92	0,978905	0,0989336	1,44237
68	108735	1175,61	0,98868	0,0936735	1,44586
69	121580	1252,78	0,973473	0,101337	1,30573
69	121310	1251,11	0,973903	0,101156	1,37667
69	121391	1250,9	0,97488	0,100739	1,30476
71	117527	1227,83	0,979653	0,0985807	1,27893
71	115431	1216,78	0,979734	0,0985418	1,2819
71	116717	1222,86	0,980818	0,0980173	1,25444

La figura 59 representa la regresión lineal de todas las características (área, perímetro, redondez, arreglo y diferencia de radios) contra el peso. Como se puede observar las regresiones lineales que relacionan área contra peso y

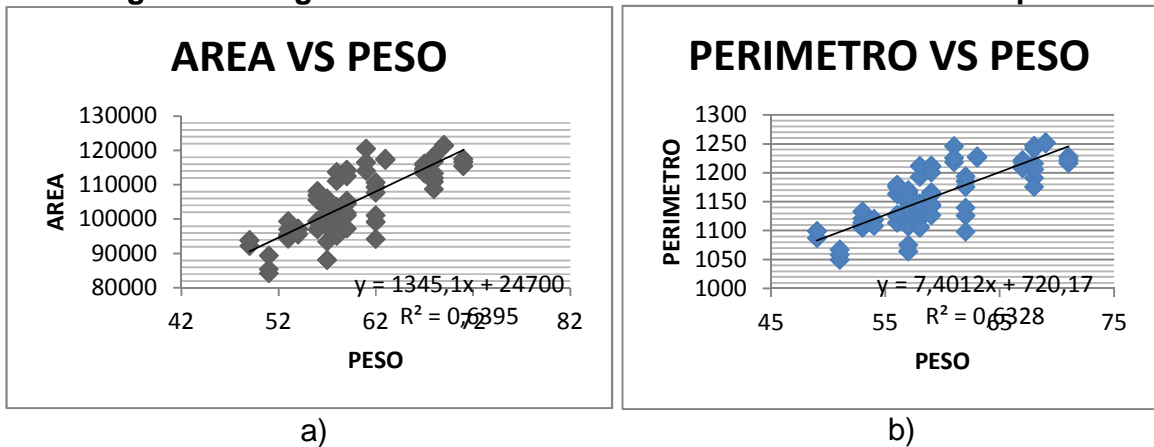
perímetro contra peso (figura 59 (a) y (b)) muestran que los datos no tan dispersos, lo cual significa una mejor aproximación.

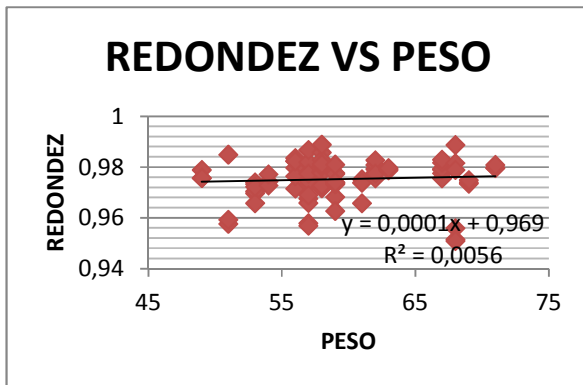
En la figura 59 (c) se muestran la regresión lineal que relaciona redondez contra peso. Se observa que los datos están muy dispersos de lo cual se infiere que no hay una relación directa entre estas dos variables. Esto es debido a que hay huevos con redondez cercana a uno y no son muy pesados o viceversa.

La regresión que relaciona el Arreglo contra peso (figura 59 (d)) aun siendo adimensional no presenta indicios de ser una buena característica ya que tiene los datos muy dispersos y alejados de la línea de regresión.

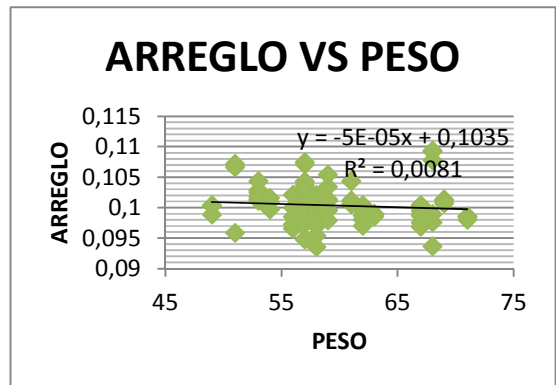
La diferencia de radios al igual que el arreglo son a dimensionales, pero este en su regresión lineal (figura 59 (e)) si presenta homogeneidad en los datos y una cercanía a la línea de regresión.

Figura 59. Regresión lineal de las características extraídas vs peso

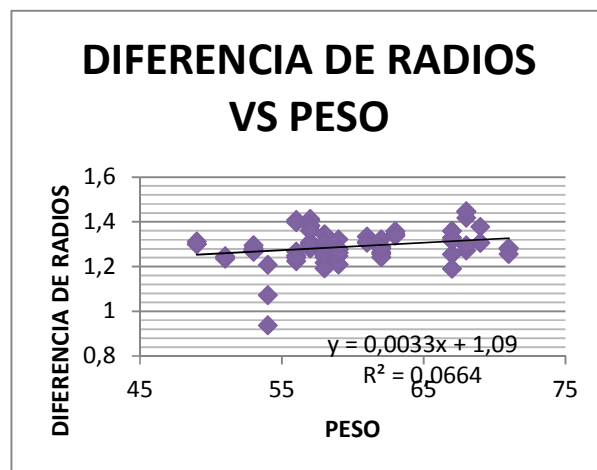




c)



d)



e)

Para evaluar la veracidad de la regresión lineal, con respecto a cada muestra se empleó la ecuación (64) y con respecto a cada característica se empleó el error promedio de la cantidad de datos (65).

$$\text{error} = \frac{\text{peso real} - \text{peso experimental}}{\text{peso real}} * 100 \quad (67)$$

$$\text{error promedio} = \frac{\sum \text{error de cada dato}}{\text{numero de datos}} \quad (68)$$

En la tabla 6, se presenta el porcentaje de acierto todas las características, dando como resultado al área y perímetro como posibles formas de inferir el peso, y descartando las demás por los porcentajes de error tan alto que presentan.

Tabla 6. Porcentaje acierto para las características extraídas

Característica	Porcentaje de acierto
Área	94.5656
Perímetro	94.3884
Redondez	3.5223
Arreglo	17.9786
Diferencia de radios	75.2698

Fuente: el autor

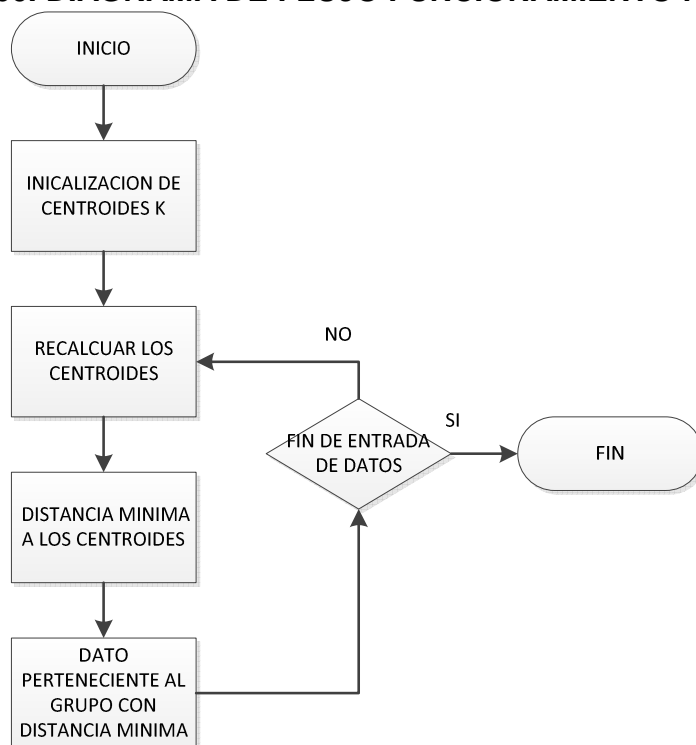
De los resultados mostrados en la tabla 6, la regresión lineal que presenta el menor error es la que relaciona el área con el peso, la cual está dada por la siguiente ecuación:

$$y = 1345.1x + 24700 \quad (69)$$

K-MEANS

El algoritmo de k-means es un método de agrupamiento que clasifica los datos de tal forma que el dato pertenece a un grupo determinado cuando la distancia entre el centoride y el dato es la mínima, como lo muestra el diagrama de flujo figura 60..

Figura 60. DIAGRAMA DE FLUJO FUNCIONAMIENTO K-MEANS



Para el desarrollo del proyecto, primero se graficaron todas las características, una contra otra, para encontrar cuales de las características agrupada se diferencian de mejor forma para después clasificarlas. En la tabla 7 hay un código de colores con el cual se pueden identificar cada una de las clases comerciales de huevo con la finalidad de poder entender la figura 61, la cual se realiza con 90 muestras.

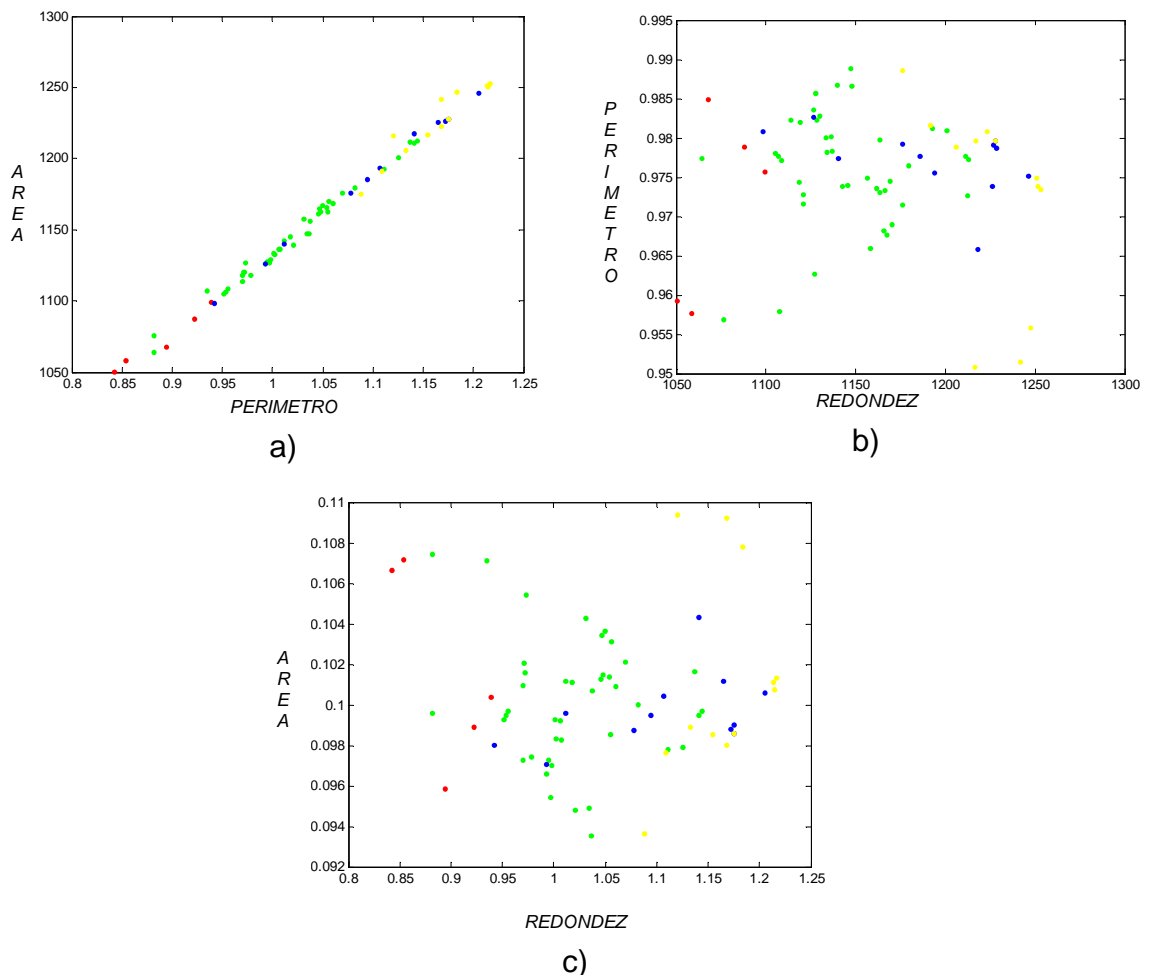
Tabla 7. Código de colores para las diferentes clases de huevo

Color	Clase
Cian	C
Rojo	B
Verde	A
Azul	AA
Amarrillo	AAA
Magenta	Jumbo

Fuente: el autor

La figura 61 muestra las características agrupadas que representan sus datos con una mejor distribución para la clasificación. En la figura 61 (a) se observa la agrupación de las características área vs perímetro, en la cual se ve una diferencia considerable entre los colores, iniciando por el rojo, seguido por el azul, verde y amarillo. La figura 61 (b) muestra la agrupación de perímetro vs redondez, aun siendo datos más dispersos se identifica cada clase en pequeñas regiones. La figura 61 (c) muestra las características área vs redondez en la cual es complejo identificar las clases de huevos pero aun así permiten diferenciar los grupos.

Figura 61. características agrupadas que presentan regiones definidas con los pesos



Fuente: el autor

A las tres características que presentaron definidos los grupos de pesos, se procedió a clasificarlas mediante el algoritmo K-means. Para el entrenamiento del algoritmo se emplearon en primera instancia 30 muestras referentes a una cubeta de huevos y posteriormente se adiciono otra cubeta con el fin de reducir el error.

La clasificación se llevó a cabo mediante un comando perteneciente a matlab el cual tiene las siguientes características:

```
[grupo centroides sumas]=kmeans(matrix,6,'distance','sqEuclidean','start','cluster');
```

El vector “grupo” almacena la clasificación de cada de una las componentes ingresadas, “centroides” guarda las coordenadas de los centros de cada grupo y “suma” almacena la sumatoria de toda la tira de datos.

El comando k-means necesita de varias componentes para su funcionamiento, la primera de ellas es la matriz con todos los datos para la clasificación, posteriormente la cantidad de grupos en que se desean clasificar los datos y los demás se explican en la siguiente tabla

Tabla 8. Comandos K-means

K means matlab		
Parámetro	Valor	
'distance'	se miden de diferente manera las distancias de los centroides:	
	'sqEuclidean'	Distancia cuadrada euclidiana, es la más empleada y por defecto en matlab, mide la

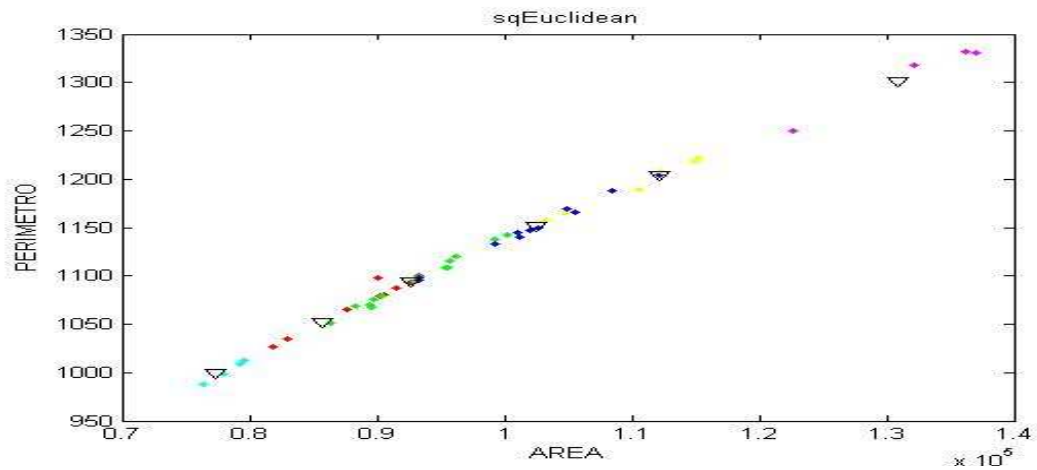
		distancia punto a punto con la ecuación de distancias euclidiana
	'cityblock'	Suma de diferencias absolutas, cada centroide es la mediana del componente racional de los puntos del clúster.
	'cosine'	Se mide el mínimo ángulo, cada centroide es la medida de los puntos que se agrupan, después de pasar por la distancia euclidiana
'start'		Método utilizado para establecer las condiciones iniciales de los centroides.
	'sample'	Toma valores aleatorios de la cada par de puntos de la matriz.
	'cluster'	Realiza un pre agrupamiento tomando el submuestras aleatorias de 10% de la matriz, la inicialización de toma de submuestras se hace con 'sample'

Fuente: el autor

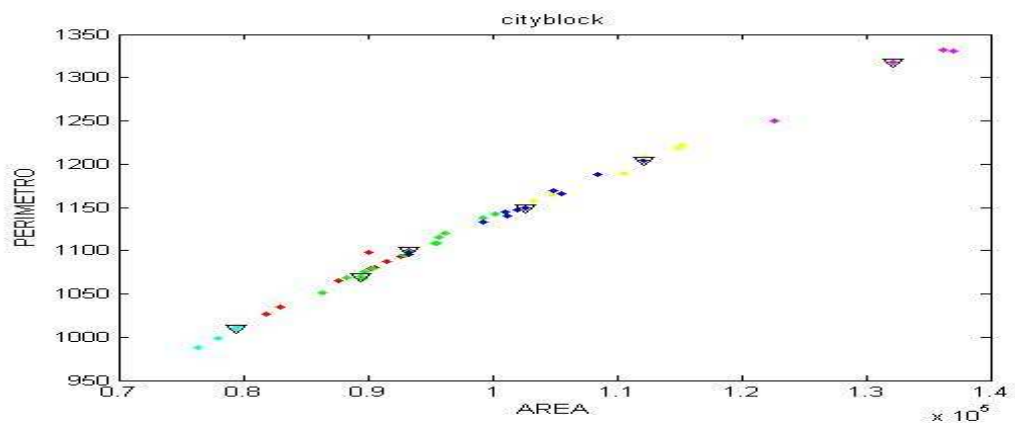
Se emplearon la distancia mínima euclidiana y cityblock con los inicializadores de los centroides sample y cluster, para agrupar área, perímetro y redondez, empleando dos o las tres características a la vez.

En la figuras 62, 63, 64 se muestran algunos ejemplos de la clasificación por medio del método K-means en dos y tres dimensiones con las distintas distancias mínimas e iniciadores de centroides.

Figura 62. Clasificación k-means área y perímetro por inicializador cluster



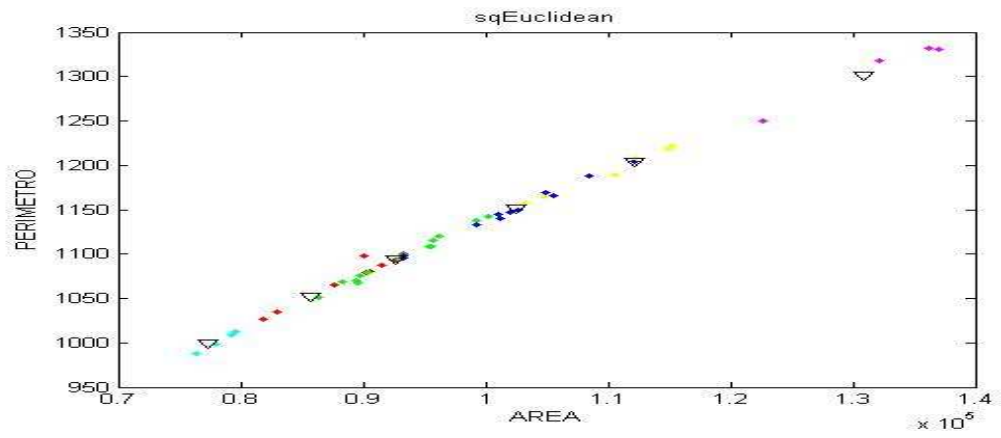
a)



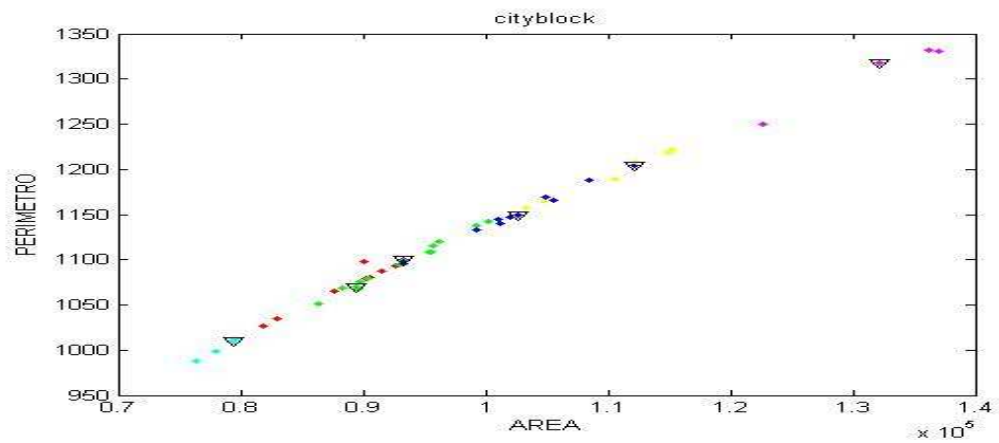
b)

Fuente: el autor

Figura 63. Clasificación K-means área y perímetro por inicializador sample



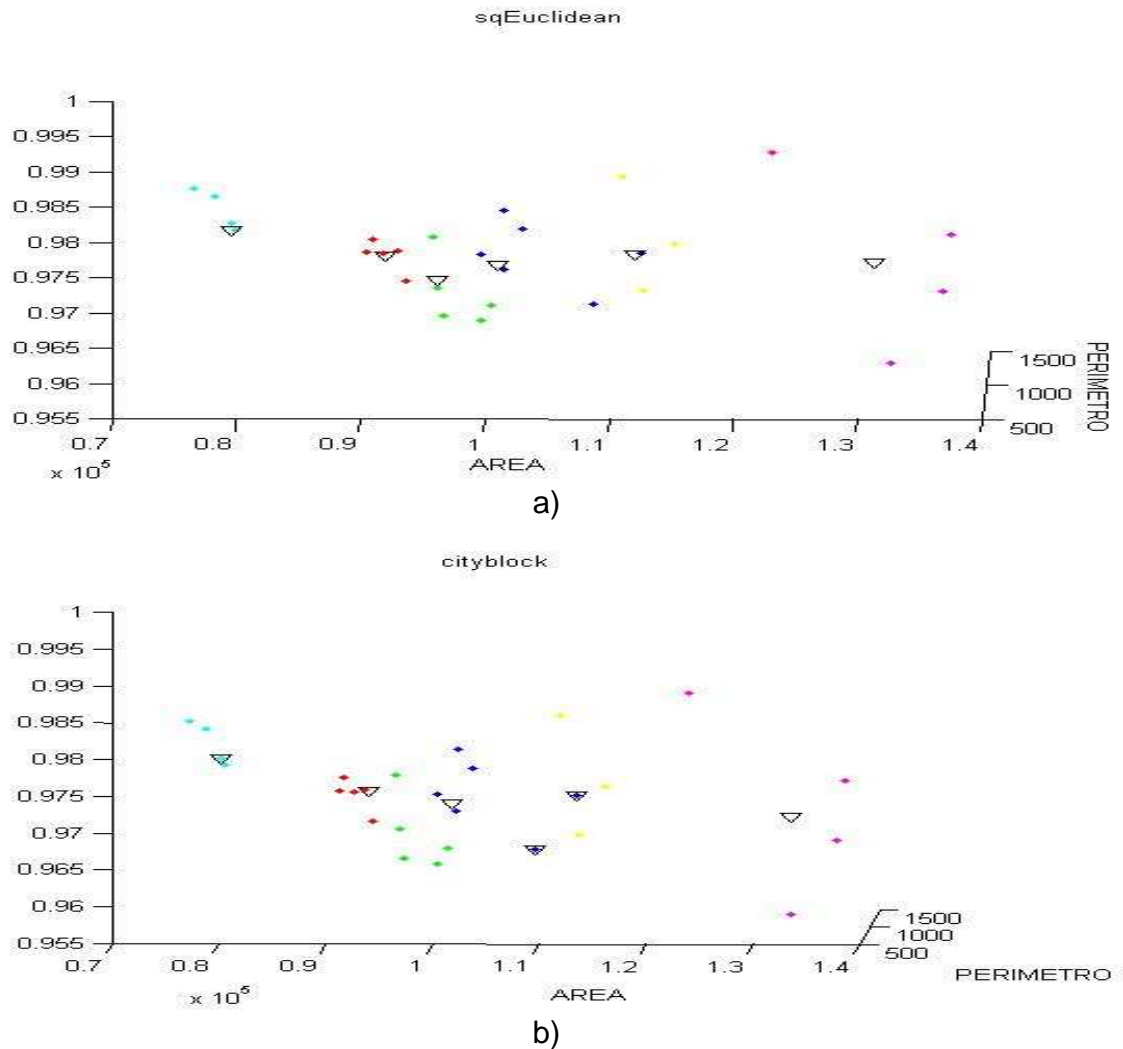
a)



b)

Fuente: el autor

Figura 64. Clasificación k-means para área, perímetro y redondez por inicializador sample



Fuente: el autor

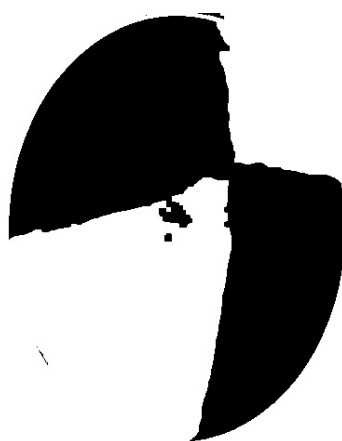
Lo mismo se realizó para todas las combinaciones posibles con estas tres características (área, perímetro y redondez) y los comandos de Matlab, de los cuales se hablara a profundidad en la próxima sección, donde se presentaran los resultados en la tabla 10.

3. ANÁLISIS DE RESULTADOS

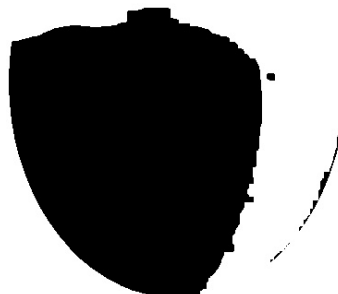
En este capítulo se presentan los resultados y su posterior análisis de la detección de manchas y la clasificación del huevo.

La validación del algoritmo para la detección de manchas se realizó mediante la introducción al mismo de imágenes con huevos pintados en diversas porciones, con esto se pretende comprobar el acierto del algoritmo, en las figuras 65 y 66 se observan huevos con diversas porciones de manchas implantadas mediante pintura negra y su porcentaje de suciedad.

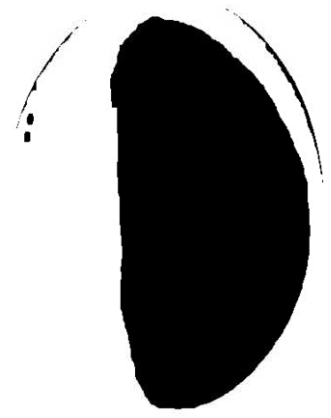
Figura 65. Comprobación del algoritmo de suciedad del huevo 1-3



53.96%



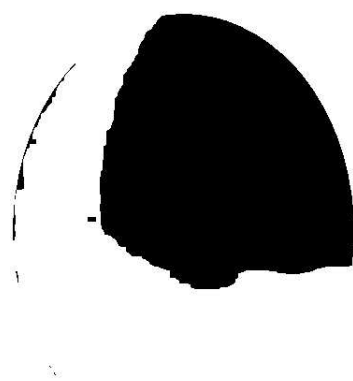
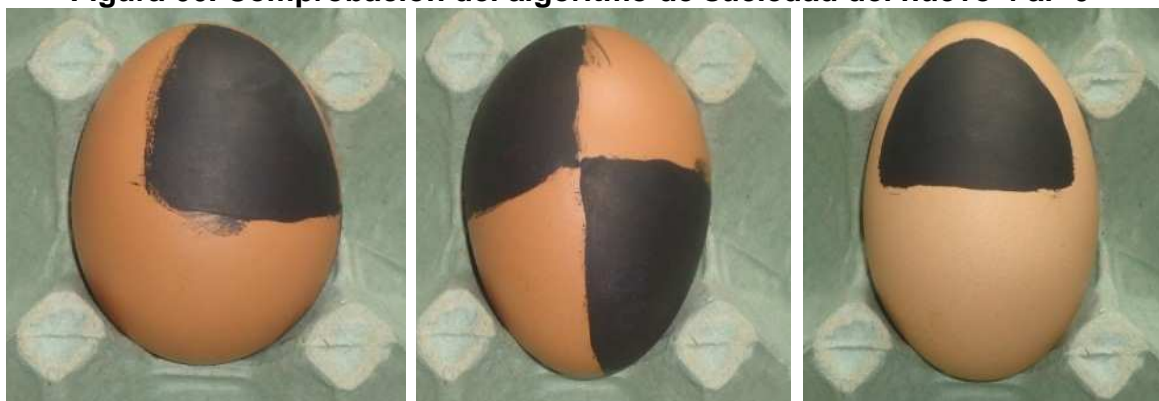
48.48%



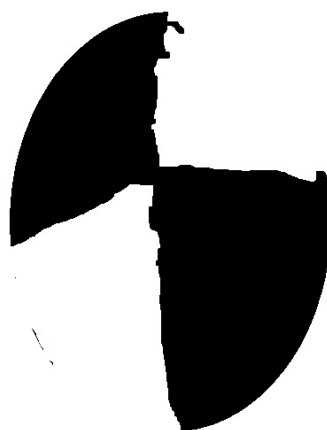
55.75%

Fuente: el autor

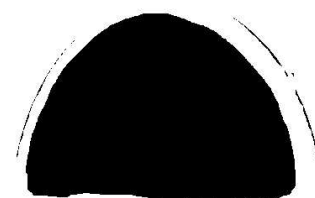
Figura 66. Comprobación del algoritmo de suciedad del huevo 4 al- 6



45.36%



55.37%



37.43%

Fuente: el autor

Como se observa en las figuras 67, 68, 69, lo apreciado por el ojo humano es cercano a lo descrito por el algoritmo, de esta manera se comprueba el funcionamiento del mismo, lo cual da un rango de aceptación al huevo para el consumo humano con un porcentaje inferior al 10% de suciedad.

En las figuras 67, 68 y 69 se presenta el funcionamiento del algoritmo en huevos de revoltura y clasificado con su porcentaje de suciedad.

Figura 67. Comprobación algoritmo de suciedad de huevo de revoltura del 1-3



9.95%



16.79%

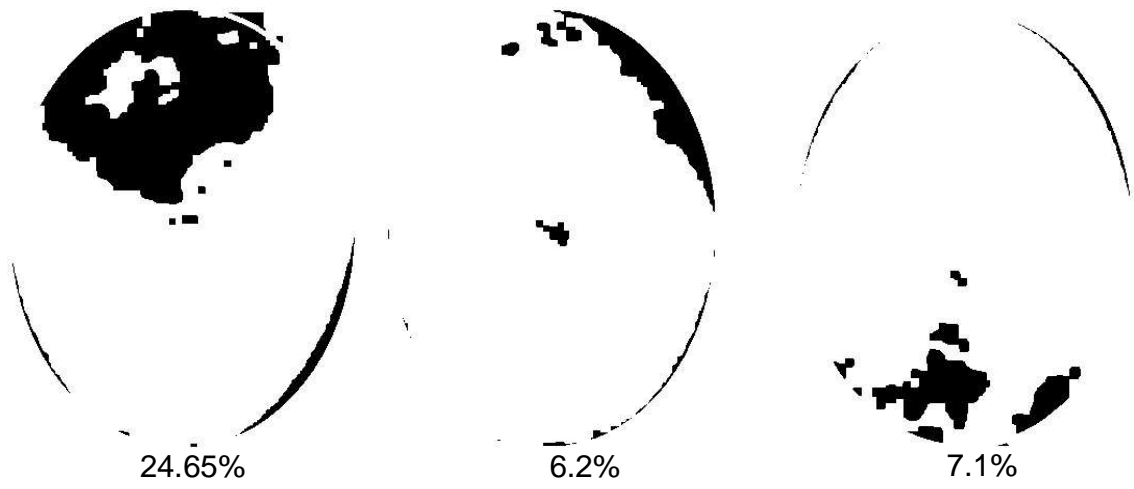


13.29%

Fuente: el autor

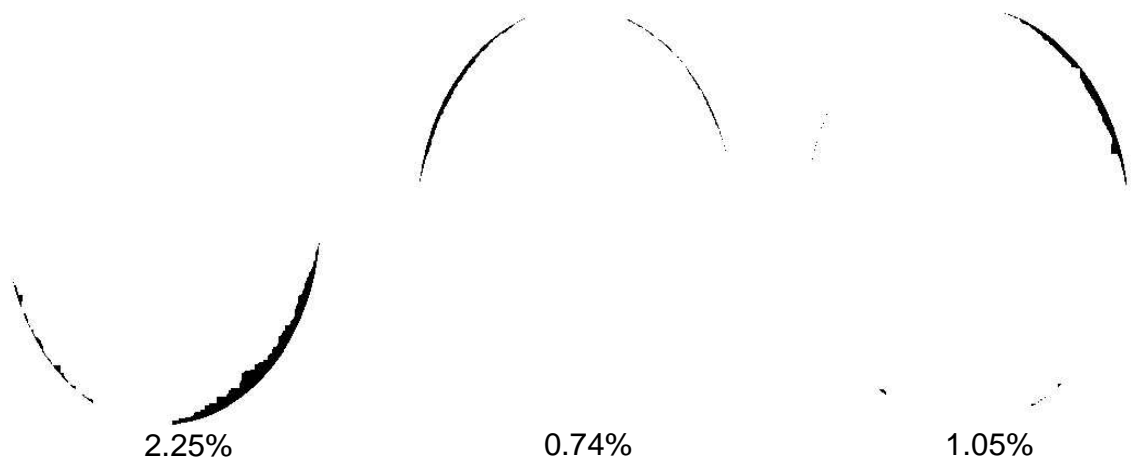
Figura 68. Comprobación algoritmo de suciedad de huevo de revoltura del 4-6





Fuente: el autor

Figura 69. Comprobación algoritmo de suciedad huevo clasificado



Fuente: el autor

De las imágenes anteriormente expuestas se puede concluir que el error de la sobre posición de la elipse al huevo es de un porcentaje no superior al 3% de igual manera un estimativo cercano tendría el algoritmo para la detección de suciedad; esto se debe que la forma geométrica del huevo no es elíptica exactamente y que todos no son totalmente homogéneos, de igual manera se presentan pequeños errores en la segmentación de la imagen ya que el reflejo hecho por flash de la cámara es segmentado como suciedad en algunas de las muestras.

Para la clasificación de huevos para la venta se emplean los números del 0 al 5 para representar los grupos existentes para Colombia como se presenta en la tabla 9 y en la tabla 10 estarán todos los porcentajes de acierto que generaron las pruebas de clasificación por el método de K-medidas expuestas en el anterior capítulo.

Tabla 9. Asignación de grupos para la clasificación

Clasificación	Numero asignado
Jumbo	5
AAA	4
AA	3
A	2
B	1
C	0

Fuente: el autor

Tabla 10. Resultados de la clasificación por el método de K-means

Tipo de prueba implementada	Porcentaje de acierto
Método Euclidiano 2D entrenado con 30 datos cluster	No permitido por matlab
Método Euclidiano 2D entrenado con 30 datos sample	30.02
Método Euclidiano 2D entrenado con 60 datos cluster	72.41
Método Euclidiano 2D entrenado con 60 datos sample	72.41
Método Euclidiano 3D entrenado con 30 datos cluster	No permitido por matlab
Método Euclidiano 3D entrenado con 30 datos sample	59.77
Método Euclidiano 3D entrenado con 60 datos cluster	74.71
Método Euclidiano 3D entrenado con 60 datos sample	No permitido por maltab

Método Cityblock 2D entrenado con 30 datos cluster	No permitido por maltab
Método Cityblock 2D entrenado con 30 datos sample	40.23
Método Cityblock 2D entrenado con 60 datos cluster	65.51
Método Cityblock 2D entrenado con 60 datos sample	72.71
Método Cityblock 3D entrenado con 30 datos cluster	No permitido por matlab
Método Cityblock 3D entrenado con 30 datos sample	39.08
Método Cytiblock 3D entrenado con 60 datos cluster	13.79
Método Cytiblock 3D entrenado con 60 datos sample	71.26

Fuente: el autor

De los resultados presentados en la tabla 10, la clasificación K-means que emplea el método de distancia mínima Euclidiana e inicialización cluster tres dimensiones, es quien infiere mejor la clase a la que pertenece el huevo con un acierto del 74.71%.

Este resultado se extrajo del método de clasificación K-means para las características área y perímetro. Método de inicializador por Cluster presenta una pequeña mejoría con respecto al método Sample, ya que este primero sub divide los datos en la cantidad de agrupamientos que se desean hacer y posteriormente de esta sub división selecciona un centroide al azar, mientras el método de inicializador Sample selecciona los centroides al azar de toda la cantidad de datos.

Con una mayor cantidad de características que se ingresen al clasificador se hace más complejo la selección de los centroides iniciales debido a que hay más posibilidad de escogerse una posición inadecuada.

El método de regresión lineal no fue escogido como un buen clasificador de huevos, aun teniendo porcentajes de error muy bajos, debido la necesidad de reajuste periódico, como consecuencia de que la cámara sea girada un poco, mientras que el clasificador K-means es menos susceptible a estos cambios.

4. CONCLUSIONES

Las imágenes utilizadas en este proyecto presentan forma, tamaño y pesos diferentes, dado a que no están clasificadas y provienen de galpones; estos son conocidos con el nombre de huevo de revoltura.

El espacio de color que mejor se adaptó al proceso fue YCrCb, puesto que permitió en el momento de la segmentación separar el huevo del fondo.

La segmentación automática por el método de Otsu funciona de forma aceptada en imágenes con histogramas bimodales.

El método de Otsu no logra eliminar el ruido, por tal razón es necesario emplear operaciones morfológicas con el fin de lograr apartar el huevo del fondo.

La extracción de la región de interés de una imagen es uno de los puntos clave del procesamiento digital de imágenes, debido a que permite enfocar todo el esfuerzo del trabajo en la porción de la imagen que es relevante.

La elipse vertical es la figura geométrica con mayor similitud al huevo de gallina, por esto al momento de sobreponerla al huevo segmentado simplemente genera su borde.

La extracción de los píxeles negros fuera del huevo fue el método óptimo para la determinación de la suciedad presente en el mismo, debido a que después de esto solo fue necesario un contador de píxeles negros y posteriormente se compara con el área total de huevo arrojando este el porcentaje de suciedad

El porcentaje de suciedad permitido por la norma NTC 1240 es alta dado que un huevo con el 25% de suciedad en su cáscara presenta un rechazo visual, en

consecuencia las empresas encargadas de la clasificación del huevo prefieren manejar índices inferiores al 10%.

El flash de la cámara emite un brillo que reflejado en el huevo, al momento de la segmentación es tomado como una falsa suciedad, para eliminar este error se debe controlar la iluminación de la escena en la que se adquieren las imágenes.

Por medio de los datos obtenidos en este trabajo se puede asegurar que el huevo no está directamente relacionado con la característica redondez, ya que esta simplemente expresa un rango entre 0 y 1 que tan circular es el huevo y no necesariamente el huevo más redondo es más pesado o viceversa.

La clasificación del huevo por regresión lineal presenta menor error, pero es más susceptible a los cambios de enfoque de las cámaras, para optimizar su funcionamiento se tendría que ajustar periódicamente la ecuación, el algoritmo de k-medidas es menos susceptible por tal razón es escogido como óptimo para la clasificación.

Matlab posee un comando de clasificación K-medidas óptima y práctica, por consiguiente fue empleada para obtener los centroides de los grupos para posteriormente ser importados a Visual Studio C++.

5. TRABAJOS FUTUROS

En el desarrollo de este proyecto se muestra una forma automática y no invasiva para la detección de manchas en el huevo de gallina, por tal motivo este algoritmo podría ser implementado en una máquina que permita la extracción de la banda transportadora los huevos que no sean aptos para el proceso, esto se puede hacer mediante la puesta en marcha de un ROBOT GRYPHON, robot cartesiano o por medio de unos ductos que permitan evacuar del proceso el huevo no apto.

Probar nuevos algoritmos para inferir el peso del huevo, con el fin de aumentar el porcentaje de acierto. Generar un algoritmo más robusto para la clasificación y de esta forma ser implementada en la misma máquina que separa huevos con mancha.

Adicionar al proceso dos cámaras más, distanciadas con el fin de tener tres imágenes con 120° de diferencia del mismo huevo y con esto saber el porcentaje total de suciedad que presenta.

BIBLIOGRAFIA

- [1]. S. Lizcano Jiménez, "Identificación de las etapas de maduración de la piña perolera empleando técnicas de visión artificial", Pregrado, Universidad Pontificia Bolivariana, Seccional Bucaramanga, Colombia, 2009.
- [2]. G. Bradsky, A. Kaheler. "Learning OpenCV", Beijing, O'REILLY, 2008.
- [3]. Cheng-Jin Du, Da-Wen Sun. "Trends in food science & technology". Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. 15, 230-249, 2004.
- [4]. "Basic CCD imaging CCD cameras", Internet: http://www.astrosurf.com/re/ccd_cameras.pdf . [Diciembre 11, 2012].
- [5]. G. Molinero Diez. "Segmentación de imágenes de color basado en el crecimiento de regiones". Pregrado, Universidad de Sevilla, España. [2010].
- [6]. Weitzenfeld. "Sistema de visión". Internet: <http://cannes.itam.mx/Alfredo/Espaniol/Cursos/Robotica/Material/VisionAIB O.pdf>, Marzo, 25, 2008. [Diciembre, 11, 2012].
- [7]. Universidad Politécnica de Cataluña. "Detección de caras". Internet: <http://upcommons.upc.edu/pfc/bitstream/2099.1/7669/2/Memoria.pdf>, 2006 [Diciembre, 11, 2012].
- [8]. J. A. Vega Uribe, M. A. Reyes Figueroa, "Transformaciones lineales y no lineales para espacios de color en procesamiento digital de imágenes", Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería. Vol. 22,3. pp 223-240, 2006.

- [9]. W.D Shoaff, J.D Brandley, "Computer Graphics Color Space", Florida Institute of Technology. 2007 [Diciembre, 12, 2012].
- [10]. G.H Joblove, D. Greenberg, "Color spaces for computer graphics", Computer Graphics. Vol 12 (3). pp 20-25, 1978.
- [11]. B. Escalante. "Procesamiento de imágenes", Universidad Nacional Autónoma de México, México D.F, Octubre, 6, 2006.
- [12]. IES DON BOSCO, "Metrología y ensayos", Internet: http://edu.jccm.es/ies/donbosco/fabmec/attachments/099_Histograma.pdf, [Diciembre, 12, 2012].
- [13]. J.L. Devore, "Generalidades y estadística descriptiva" en Probabilidad y estadística para ingenierías y ciencia, séptima edición, CENGAGE learning 2008, pp 16-20.
- [14]. L.Aurdal,"Thresholding",Internet: http://www.uio.no/studier/emner/matnat/ifi/INF3300/h06/undervisningsmateriale/thresholding_2006-6pp.pdf, Jul. 24, 2006 [Diciembre, 13, 2012].
- [15]. P. Gil, F. Torres, F.G Ortiz. "Detección de objetos por segmentación multinivel combinada de espacios de color", XXV Jornada de automática ciudad Real, 2004.
- [16]. P.S Liao, T.S Chen, P.C Chung. "A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding", Journal of information science and engineering. Vol 17, pp 713-727 [2001].

- [17]. J. Lundén. "Image Analysis Methods for Evaluation of Fibre Dimensions in Paper Cross-Sections", Master.
- [18]. M.W Spong, S. Hutchinson, M Vidyasagar, "Computer vision", Robot Modeling and Control, pp 376-393.
- [19]. "Operaciones morfológicas en imágenes binarias", Universidad Nacional de Quilmes, Ingeniería en automatización y control industrial, agosto 2005 [Diciembre, 13, 2012].
- [20]. J. L Alba, F. Martín, J. Cid, I Mora. "Aplicación a proceso de imágenes binarias y monocromáticas", abril 2006 [Diciembre, 13, 2012].
- [21]. T. Olivares Montes, P. A. Cuenca Castillo, "La morfología matemática en el tratamiento digital de imágenes", Internet: http://www.uclm.es/ab/educacion/ensayos/pdf/revista11/11_19.pdf, [Diciembre, 13, 2012].
- [22]. R. Laganière. "Opencv 2 computer vision applitacion programming cookbook ", Birmingham, PACKT, 2011.
- [23]. J. M. Becerra Espinosa. "Matemáticas básicas", Facultad de Contaduría y administración, UNAM.
- [24]. "Cónicas", Colegio Antonio de Nebrija, Murcia, España.
- [25]. R. Chitta, M. Narasimha Murty. (Aug, 2009) "Two-level K-means clustering algorithm for K- τ relationship establishment and linear-time classification". Pattern Recognition. 43, pp 796-804, [Diciembre, 21, 2012].

- [26]. Yousif Al-Omary, M. shahid Jamil. (Feb, 2006) "A new approach of clustering based machine-learning algorithm". Science Direct. 19, pp 248-258, [Diciembre, 21, 2012].
- [27]. A Pérez Suárez, G. Garcia Delgado, J. E Medina Paloga, J. F. Martínez Trinidad, J. A Carrasco Ochoa. (Nov, 2008) "Algoritmos de agrupamiento para colecciones de documentos". Centro de aplicaciones de tecnologías avanzadas.005, pp 1-54,[Diciembre, 21, 2012].
- [28]. Norma técnica colombiana NTC 1240. Industria alimentaria. Huevos de gallina frescos para consumo. Abril,15, 2011.
- [29]. Yongyu Li, Sagar Dhakal, Yankun Peng. . "Journal of Food Engineering". A machine vision system for identification of micro-crack in egg shell. 109, 127-134, 2012.
- [30]. V.C. Patel, R.W. McClendon , J.W. Goodrum, "Computers and Electronics in Agriculture". Development and evaluation of an expert system for egg sorting. 20, 97-116, 1998.
- [31]. Sony. "DSC-W320/W330", Internet:
<http://www.usfsm.edu/infocommons/studentequipmentphotos/sony%20cyber-shot%20manual.pdf>, 2010[Diciembre, 11, 2012].
- [32]. "Regression Tutorial", Internet:
<http://easycalculation.com/statistics/learn-regression.php> 2011[Enero, 05, 2013].
- [33]. M.J. Periago Castón, "Higiene, inspección y control de huevos de consumo". Universidad de Murcia. [En 11, 2013].