



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
INGENIERÍA MECÁNICA – DISEÑO MECÁNICO

**INVESTIGACIÓN SOBRE EL PROCESO DE DIGITALIZACIÓN DE IMÁGENES
PARA LA IDENTIFICACIÓN DE DEFECTOS EN PIELES**

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
DOCTOR EN INGENIERÍA

PRESENTA:
MARÍA DEL PILAR CORONA LIRA

TUTOR PRINCIPAL
DR. MARCELO LÓPEZ PARRA, FACULTAD DE INGENIERÍA

MÉXICO, D. F. SEPTIEMBRE 2013

JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dr. VICENTE BORJA RAMÍREZ

Secretario: Dr. JESÚS MANUEL DORADOR GONZÁLEZ

Vocal: Dr. MARCELO LOPEZ PARRA

1^{er} Suplente: Dr. ADRIÁN ESPINOSA BAUTISTA

2^{do} Suplente: Dr. VÍCTOR JAVIER GONZÁLEZ VILLELA

Índice general

Índice de Tablas	3-6
Resumen	3-8
Abstract	3-9
1 Introducción	1
2 Revisión de literatura	6
2.1 Métodos estadísticos para la detección de defectos	6
2.2 Métodos estructurales o geométricos para la detección de defectos.....	10
2.3 Métodos basados en modelos.....	10
2.4 Métodos basados en filtros	11
2.5 Análisis de Color y Textura.....	12
2.6 Clasificación y Detección supervisada novelty	13
3 Objetivos.....	18
4 Preguntas iniciales del trabajo de investigación	18
5 Hipótesis	18
6 Metodología de la investigación	19
6.1 Primera Etapa: Investigación del comportamiento de diferentes fuentes de luz en la piel de prueba.	22
6.1.1 Experimento con el método de iluminación llamado luz efecto “campo oscuro”. 23	
6.1.2 Experimento con el método de iluminación llamado luz radial	24
6.1.3 Experimento con el método de iluminación llamado luz efecto “día nublado” 26	
6.1.4 Experimento con el método de iluminación llamado proyector de Luz directa. 27	
6.2 Segunda Etapa: Distribución estadística de los histogramas en escala de grises y en los canales de color RGB.....	29
6.2.1 Observaciones con diferentes resoluciones de imagen el comportamiento del histograma en escala de grises.....	30
6.2.2 Histogramas en escala de grises con una resolución de 3.2Mp.....	34
6.2.3 Observaciones de los cambios y características de los histogramas en los tres canales de color RGB (rojo, verde y azul) y en escala de grises.....	38

6.2.4	Características de la distribución estadística de los histogramas en cada canal RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises para la piel sin defectos.....	39
6.2.5	Obtención de datos.....	40
6.3	Tercera Etapa: Identificación de las características promedio o patrón para la piel sin defecto.....	42
6.3.1	Desviación estándar	42
6.3.2	Varianza	43
6.3.3	Media	44
6.3.4	Curtosis	46
6.3.5	Momento 3	47
6.3.6	Entropía.....	48
6.4	Etapa 4: Intervalo de valores de la desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía pertenecientes a una imagen sin defecto	50
6.4.1	Criterio de selección del intervalo representativo de la piel sin defectos	50
6.4.2	Intervalo de la desviación estándar RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto	51
6.4.3	Intervalo de la varianza RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto	56
6.4.4	Intervalo de la media RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto	60
6.4.5	Intervalo de la curtosis RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto	63
6.4.6	Intervalo del momento3 RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto	68
6.4.7	Intervalo de la entropía RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto	72
6.5	Etapa 5: Comparación de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de las imágenes de prueba.	77
6.6	Etapa 6: Determinación de los criterios de decisión.	79
7	Resultados obtenidos	84
8	Validación de resultados	86
9	Discusión de los resultados obtenidos	88
10	Conclusiones.....	89
11	Aportación.....	90
12	Trabajo futuro.....	91
	Referencias	94

Anexo A.....	100
Anexo B.....	108
Anexo C.....	110

Índice de figuras

Figura 1 Se muestra el mismo defecto bajo: (a) Iluminación con diodos emisores de luz (leds) blanca aplicándole un filtro azul en un ángulo de 90°. (b) Iluminación leds luz blanca a 45°. (c) Iluminación leds luz blanca a 0°. (d) Iluminación con diodos emisores de luz (leds) blanca aplicándole un filtro rojo a 90°.....	24
Figura 2 Se muestra mismo defecto bajo: a) iluminación radial “corona de leds” verde a 0°. b) iluminación radial “corona de leds” verde a 90°.c) iluminación radial “corona de leds” blanco a 90° d) iluminación radial “corona de leds” rojo a 90°.....	25
Figura 3 Se muestra el mismo defecto bajo: a) iluminación radial “corona de leds” blanca a 90° b) iluminación radial “corona de leds” rojo a 0°c) iluminación “corona de leds” blanco a 45° d) iluminación radial “corona de leds” blanco a 0° a una distancia de aprox. 5 cm con respecto a la superficie.....	26
Figura 4 Se muestra el mismo defecto bajo: a) iluminación radial “corona de leds” blanca a 90°. b) iluminación radial “corona de leds” azules a 0°. c) iluminación de efecto nublado “corona de leds” blanco a 45° d) iluminación de efecto nublado “corona de leds” blanco a 90° a una distancia de aprox. 5 cm con respecto a la superficie.....	27
Figura 5 Imágenes adquiridas con la fuente de luz seleccionada, matriz (6x4) de leds de luz blanca. a) Imagen de piel con porosidades b) Imagen de piel con desgarre c) Imagen de piel con rasgadura d) Imagen de piel sin defecto.....	28
Figura 6 (a) Imagen de la piel de prueba sin defecto en escala de grises. (b) Histograma correspondiente a la imagen sin defectos.....	31
Figura 7 (a) Imagen en escala de grises de la piel de prueba que presenta un defecto con contraste. (b) Histograma bimodal, con dos picos correspondiente a la imagen con defecto..	32
Figura 8 (a) imagen de piel con un defecto tipo cicatriz (b) Histograma de niveles de grises.....	32
Figura 9 (a) imagen de piel con defecto tipo porosidades. (b) Histograma de la piel con un defecto tipo porosidades.....	33
Figura 10 (a) Imagen considerada sin defecto 1a. (b) Imagen considerada sin defecto 1h, ambas con un tamaño de 640x480 pixeles con una resolución de 3.2Mp.....	34
Figura 11 Histogramas correspondientes a la imagen 1a y 1h consideradas sin defecto.....	35
Figura 12 (a) Imagen considerada sin defecto 1a (b) Imagen considerada sin defecto 1f, ambas con un tamaño de 640x480 pixeles con una resolución de 3.2Mp.....	35
Figura 13 Histogramas correspondientes a la imagen 1a y 1f consideradas sin defecto.....	36
Figura 14 (a) Imagen 1a considerada sin defecto, (b) Imagen 1s con defecto con un tamaño de 640x480 pixeles y una resolución de 3.2Mp.....	36
Figura 15 Histogramas correspondientes a la imagen 1a sin defecto y 1s con defecto.....	37
Figura 16 Características estadísticas de histogramas de color.....	38
Figura 17 Distribución de los histogramas de color RGB y escala de grises.....	39
Figura 18 Manipulador cartesiano con tres grados de libertad utilizado en la adquisición de las imágenes y cámara de aislamiento.....	41
Figura 19 Desviación estándar de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises	43
Figura 20 varianza de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises.....	44
Figura 21 Media de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises.....	45

Figura 22 Curtosis de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises	46
Figura 23 Momento3 de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises	47
Figura 24 Entropía de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises.....	48
Figura 25 Interfaz gráfica donde se observan la imagen a analizar, la comparación de las características estadísticas, la matriz de defectos y la indicación de que la imagen no presenta defectos.	81
Figura 26 Interfaz gráfica donde se observan la imagen a analizar, la comparación de las características estadísticas, la matriz de defectos y la indicación de que la imagen presenta defecto.....	82
Figura 27 Interfaz gráfica donde se observan la imagen a analizar, la comparación de las características estadísticas, la matriz de defectos y la indicación de que la imagen presenta defecto tipo porosidades.	83
Figura 28 Porcentaje de detección del método propuesto en las imágenes de piel con los defectos tipo porosidades.	85
Figura 29 Porcentaje de detección con el método propuesto para imágenes de piel con defectos evidentes.	85
Figura 30 Porcentaje de detección con el método propuesto para imágenes de piel sin defectos..	86
Figura 31 Cálculo del coeficiente de correlación de Pearson entre los histogramas patrón de cada uno de los canales de color y de escala de grises y los mismos histogramas de cualquier imagen de la piel de prueba.	88
Figura 32 Relación del área de la gráfica de no defectos con la de los defectos tipo poros.	92
Figura 33 Relación del área de los no defectos con la de defectos evidentes.	93
Figura 34 Cubo RGB.....	101
Figura 35 Niveles de grises.....	102
Figura 36 Etapas del procesamiento digital de imágenes	103
Figura 37 proceso de adquisición de imágenes.....	104
Figura 38 (a) imagen con ruido, (b) resaltando características de la imagen.....	104

Índice de Tablas

Tabla 1 Clasificación de la información referente a los métodos estadísticos.	14
Tabla 2 Clasificación de la información referente a los métodos con enfoque estructural.....	15
Tabla 3 Clasificación de la información referente a los métodos basados en modelos.	15
Tabla 4 Clasificación de la información referente a los métodos basados en filtros.	15
Tabla 5 Clasificación de la información referente a los métodos basados en el análisis de color y textura.....	16
Tabla 6 Clasificación de la información referente a los métodos basados en la detección supervisada novelty.....	16
Tabla 7 Momentos estadísticos de la imagen de la piel sin defecto: Media, desviación estándar, suavidad, tercer momento, uniformidad, entropía.....	31
Tabla 8 Media de los histogramas de la piel sin defecto	34
Tabla 9 Límite superior e inferior de la desviación estándar del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	52
Tabla 10 Límite superior e inferior de la desviación estándar del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	53
Tabla 11 Límite superior e inferior de la desviación estándar del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	54

Tabla 12 Límite superior e inferior de la desviación estándar de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	55
Tabla 13 Límite superior e inferior de la varianza del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	56
Tabla 14 Límite superior e inferior de la varianza del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	57
Tabla 15 Límite superior e inferior de la varianza del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	58
Tabla 16 Límite superior e inferior de la varianza de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	59
Tabla 17 Límite superior e inferior de la media del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.	60
Tabla 18 Límite superior e inferior de la media del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.	61
Tabla 19 Límite superior e inferior de la media del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.	62
Tabla 20 Límite superior e inferior de la media de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	63
Tabla 21 Límite superior e inferior de la curtosis del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.	64
Tabla 22 Límite superior e inferior de la varianza del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	65
Tabla 23 Límite superior e inferior de la curtosis del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	66
Tabla 24 Límite superior e inferior de la curtosis de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	67
Tabla 25 Límite superior e inferior del momento 3 del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	68
Tabla 26 Límite superior e inferior del momento 3 del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	69
Tabla 27 Límite superior e inferior del momento 3 del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	70
Tabla 28 Límite superior e inferior del momento 3 de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	71
Tabla 29 Límite superior e inferior de la entropía del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	72
Tabla 30 Límite superior e inferior de la entropía del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	73
Tabla 31 Límite superior e inferior de la entropía del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	74
Tabla 32 Límite superior e inferior de la entropía de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.....	75
Tabla 33 comparación de las características estadísticas de la piel.	78
Tabla 34 códigos de defecto asignados a las características estadísticas que conforman la matriz de defecto.....	78
Tabla 35 matriz de código de defectos e Índice de defecto para imágenes de piel sin defecto	80

Resumen

La detección de defectos que se presentan en la superficie de las pieles de bovino que se utilizan en la manufactura de zapatos obedece a un proceso complejo por la diversidad de formas y tamaños en las que se presentan los defectos, además de ser una actividad que depende de la percepción de la persona que la realiza. En este trabajo se propone un método basado en procesamiento de imágenes para detectar defectos en pieles de bovino mediante la evaluación de las características estadísticas de los histogramas en color RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises que representan a la piel sin defectos, asignando un código al descriptor estadístico según la diferencia que presenta con los patrones que determinan la existencia de defecto en la imagen analizada. Los resultados experimentales muestran que el método propuesto es capaz de detectar defectos que presentan pequeñas variaciones en las características estadísticas de los histogramas que no son detectados con otros métodos ya empleados.

Abstract

Detection of defects that occur on the surface of leather hide, that are used in shoe manufacture is due to a complex process because of the diversity of shapes and sizes which presents defects, as well as being an activity that depends on the perception of the person doing it. This work proposes a method based on image processing to detect defects in leather hide through the evaluation of the statistical characteristics of the histogram in RGB (red, green, blue) color and grayscale representing the flawless leather, assigning a code to the statistical characteristics according to the difference that presents with patterns that determine the existence of a defect in the scanned image. The experimental results show that the proposed method is able to detect defects that present small variations in the statistical characteristics of the histograms that are not detected by other methods already used.

1 Introducción

En la industria de manufactura la inspección de la materia prima y del producto terminado es de vital importancia en la producción masiva de productos. La funcionalidad como la apariencia del material en un producto, son aspectos importantes en la preferencia del cliente (Song, Petrou, & Kitter, 1992).

Los procesos de inspección de superficies se han llevado a cabo tradicionalmente mediante procesos manuales, realizados por personas altamente especializadas. Por ejemplo, se tiene la inspección de los paneles de automóvil (Andersson, 2009), la inspección de telas (Stojanovic, Koulamas, Koubias, & Papadopoulos, 1992) (Kim & Kang, 2006) (Eidarous, 1986), la inspección de madera (Niskanen, Silvén, & Hannu Kauppinen, 2003), la inspección de pieles (Azencott & Yao, 1994) y la inspección de azulejos cerámicos (Boukouvalas, 1999) .

Por naturaleza, una persona es capaz de compensar dentro de su cerebro variaciones y cambios en la apariencia de lo que observa. Durante el proceso de inspección de superficies, el inspector debe observar el mismo tipo de superficie repetidamente para detectar defectos y anomalías. Algunos estudios muestran que la precisión del sistema visual humano disminuye con actividades rutinarias y tediosas, además de presentar inconsistencias en su sensibilidad visual de un día a otro (Day, 1972) (Snyder, 1972). Todo lo anterior da como resultado un proceso de inspección de superficies lento, costoso y errático. En la actualidad existe un número considerable de empresas que realizan sus procesos de inspección de una manera manual.

Las empresas de manufactura que realizan sus procesos de manera artesanal se enfrentan a problemas de altos costos, errores en la inspección de la materia prima, lentitud, falta de confiabilidad y efectividad en su proceso de producción. Incorporar tecnologías innovadoras en sus procesos, llevando a cabo adaptaciones en su maquinaria es una forma de proporcionar características de calidad y prestigio en sus productos dentro del mercado mundial.

El reto principal en un proceso de inspección es identificar un defecto dentro de una superficie que generalmente no es uniforme y que puede presentarse como una superficie ondulada, rugosa, granulada o la combinación de todas las estas. Un ejemplo del proceso de inspección de superficies que presentan una textura no uniforme, es el que se realiza a la piel de bovino utilizada como materia prima en la manufactura de zapatos.

La piel de bovino es un material natural que presenta defectos que dependen del crecimiento y del ambiente donde se desarrolló el animal, como son: cicatrices, marcas de parásitos, verrugas, fisuras abiertas, hoyos, orificios de alfiler (porosidades), piquetes de insectos, marcas de hierro y dobleces de grasa, entre otras. Dichos defectos presentan una gran variedad de formas y tamaños.

Tradicionalmente los curtidores han realizado manualmente una evaluación del grado de daño que presenta la superficie de la piel después del proceso de curtido. Este proceso de inspección está enfocado en el control de calidad y el corte del material. Por otro lado, los defectos afectan la apariencia estética, la superficie útil y como consecuencia la reducción en el valor de la piel.

Como se mencionó anteriormente, la forma y el tamaño de los defectos que se presentan en la piel de bovino son aleatorios, por lo que no existe una única definición que guíe la clasificación de los mismos (Hoang K., 1997). El proceso de inspección depende de la experiencia y el conocimiento de un experto inspector que detecta, basado en sus conocimientos, los diferentes defectos que se presentan. La tendencia en los procesos de producción actuales es el reemplazo de la evaluación emitida por el experto inspector por un sistema automático de inspección. Como ejemplo se puede citar el método basado en ultra alta frecuencia (UHF) (Shilo & Levda, 2007), donde la absorción de las ondas de radio es esencialmente dependiente del tipo de los materiales biológicos o naturales dentro de los cuales la piel de bovino puede ser considerada. La temperatura de la luminosidad de la radiación electromagnética es medida por un sistema radiométrico en varios puntos de la superficie de prueba. Esta medida puede referirse a la profundidad de la piel o a un factor de la disminución de ésta, debida a la heterogeneidad de la superficie. Los defectos asociados con daños mecánicos como cortadas y hendiduras o con variaciones de densidad como cicatrización y defectos de la piel son registrados como variaciones locales de la intensidad.

Otro método empleado para detección de defectos mediante pulsos de ultrasonido a 50kHz es reportado en (Corona, López, González, & Barrón, 2008). Aquí la señal de eco que se genera al rebotar en la superficie de la piel presenta características específicas de frecuencia, amplitud y fase. Los autores, mediante un sistema de instrumentación electrónica, demuestran que es posible observar el cambio de amplitud que sufre la señal de eco al detectar una sección de piel con defecto tipo rasgadura o defecto tipo corte.

Los métodos basados en sistemas de visión son también utilizados para la automatización de los procesos de inspección. Algunos autores los consideran como una herramienta natural para desarrollar un sistema de inspección

automatizado (Branca, Tafuri, Attolico, & Distante, 1994). Los sistemas de visión han sido empleados recientemente en la inspección de superficies en circuitos impresos, partes de automóvil, procesos de metal, inspección de textiles, imágenes radiológicas (Chin & Harlow, 1982) y satelitales (Lira, 2002). Además, existen esquemas de toma de decisión que son capaces de discriminar entre regiones normales y defectuosas a partir de las características extraídas de cada superficie.

Los sistemas de visión también han sido utilizados para la detección de defectos en piel de bovino que constituye la principal materia prima para la manufactura de zapatos. La inspección de las pieles representa el primer paso, y tal vez el más complejo, dentro del proceso de producción de calzado, dada la variedad de defectos y dimensiones que se pueden encontrar. Existen varios trabajos publicados que reportan los retos y oportunidades en los procesos de inspección y producción cuando se emplean sistemas de visión, (Hoang K., 1997), (Yeh & Der-Baau, 2001), (Krastev K., 2004) , (Livarinen, 2000), (Branca, Tafuri, Attolico, & Distante, 1994), (Lovergine, Branca, Attolico, & Distante, 1997), (Limas-Serafim, 1991), (Azencott & Yao, 1994), (Tsia & Lin, 2002), (Fuqiang H., 2006), (Tsia D., 2003), (Coonjong K., 2000), (Viana R., 2007), (Georgieva L., 2003), (Sobral J. , 2005).

Los artículos reportan ventajas como: La correcta clasificación de la piel, la posibilidad de escoger la detección de un tipo de defecto específico, el incremento de la velocidad de inspección, la resolución de la inspección se puede variar para detectar diferentes tipos y tamaños de defectos, realizar la inspección bajo el mismo grado de “atención”, variar el tamaño de la imagen a inspeccionar, así mismo es posible la detección de defectos casi imperceptibles.

También se reportan algunas desventajas para el sistema de visión que pueden presentarse durante el proceso de inspección como son: la necesidad de la previa marcación de la superficie de la piel por un experto para determinar las áreas de calidad, la naturaleza ruidosa de la piel que incrementa la posibilidad de la detección de falsos defectos, es necesario estirar la piel para la visualización de algunos defectos y se debe propiciar el contraste adecuado mediante iluminación para la correcta visualización de los defectos existentes.

En la presente investigación se propone el uso de un sistema de visión que permita la visualización de diferentes tipos de defectos en pieles de bovino con la mínima intervención de un experto inspector. El principal reto es detectar dichos defectos que se encuentran inmersos en texturas aleatorias (no homogéneas). Además pretende la detección de defectos que por su tamaño pocas veces son

considerados en los trabajos publicados. Por ejemplo, la concentración de porosidades (pin holes) con dimensiones $30 \times 3\text{mm}^2$, asimismo, la identificación de defectos evidentes, con dimensiones máximas de $25 \times 15\text{mm}^2$, de una manera más rápida y menos compleja, sin consumir gran cantidad de recursos de cómputo. El sistema de visión logra simplificar también el proceso de captura y caracterización de defectos a pesar de la gran variedad de tamaños y geometrías que presentan los mismos.

El sistema de visión que aquí se propone toma imágenes muestra de la piel sin defecto y utiliza la información de la distribución estadística de los histogramas, tanto de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) como de la escala de grises. Esta distribución constituye una caracterización global de la textura que presenta la superficie de la piel sin defecto, denominada "patrón". Se realizó la inspección de una imagen de prueba con dimensiones $60.6 \text{ mm} \times 47.2 \text{ mm}$ (Tan & Kittler, 1994) y de tamaño 2304×3072 pixeles en un tiempo de 0.78s, se estima que el proceso de inspección de la superficie total de la piel de prueba (1.25m^2) se completaría en 6 minutos aproximadamente. Se tiene registrado el tiempo que tarda un inspector en una revisión manual, la cual oscila entre 8 y 15 minutos. Por lo general el inspector se concentra solamente en los defectos que son más serios o evidentes, además su porcentaje de detección se encuentra entre 60 % y 70% del total de defectos que se presentan (Hoang K., 1997).

Así mismo se han reportado otros porcentajes de detección obtenidos por sistemas de visión siendo algunos entre el 60% y 78% (Sobral J. , 2005); otros porcentajes de detección iguales a los del inspector humano entre 60% y 70% (Sobral J. , 2005); sistemas con un 91.25% a 96.25% (Viana R., 2007), hasta 99.59% de detección (Coonjong K., 2000) que demandan hardware y software con alta capacidad y tiempo de procesamiento. Cabe señalar que en los sistemas antes mencionados no se especifica con que tipos ni que dimensiones de defectos logran el índice de detección mencionado. Lo anterior no ayuda en la tarea de generar una comparación directa entre los sistemas reportados en la literatura y los resultados de esta investigación.

El sistema propuesto en este trabajo de tesis tiene una detección del 84.52% en defectos tipo concentración de porosidades con dimensiones que van desde $11 \times 1.3 \text{ mm}^2$ hasta $30 \times 31 \text{ mm}^2$; del 78.13% en defectos evidentes con dimensiones $40 \times 20\text{mm}^2$, $25 \times 15\text{mm}^2$, $33 \times 7\text{mm}^2$ y $20 \times 1\text{mm}^2$; y un 75% en la detección de piel sin defecto.

Estas eficiencias alcanzadas en el proceso de detección constituyen una mejora si se comparan con el rendimiento de un inspector experto, ya que un inspector alcanza un porcentaje promedio entre el 60 % y 70 % de detección de defectos evidentes que se presentan en la piel (Hoang K., 1997). El sistema desarrollado no requiere del uso de hardware y software costosos ni requiere el manejo de grandes volúmenes de información que consumen tiempo de procesamiento.

2 Revisión de literatura

En este capítulo se presenta la revisión de la literatura relacionada con la inspección de la piel de bovino utilizando visión. El objetivo es presentar el estado del arte en las técnicas y los métodos empleados para la detección de defectos en esta aplicación en especial, además de mostrar algunos métodos que no se han aplicado a la inspección de pieles pero que demostraron su utilidad y pertinencia durante la realización del presente trabajo.

Las técnicas de análisis de texturas empleadas en inspección visual de la superficie de la piel de bovino, pueden ser clasificadas en cuatro categorías: estadísticas, estructurales, basadas en modelos y en filtros (Chen & Jain, 1988) (Xie & Mirmehdi, 2005).

Así mismo se hace referencia al análisis de color y textura (Tan & Kittler, 1994) (Xie X. , 2008), este análisis se ha aplicado en la inspección visual de superficies aunque no en la inspección de la piel de bovino; sin embargo, una parte importante del presente trabajo se relaciona con los canales de color, ya que se considera al color como una fuente de información muy importante para la detección de defectos.

Otra tendencia que se menciona por separado, es la llamada *novelty detection* (Xie X. , 2008) (Markou & Singh, 2003) en donde la toma de decisión se realiza mediante las características tomadas de aquellas superficies que no presentan defectos; esta técnica no ha sido aplicada todavía a la superficie de la piel de bovino.

En la revisión bibliográfica que se realizó, se encontró que para la detección de defectos en pieles de bovino se han empleado diferentes métodos referentes al análisis de texturas, los cuales se clasifican en métodos estadísticos, métodos estructurales o geométricos, métodos basados en modelos, métodos basados en filtros, análisis de color y textura y clasificación y detección supervisada *novelty*. A continuación se explica el enfoque de cada uno de los métodos y se presentan la referencias encontradas para cada uno ellos.

2.1 Métodos estadísticos para la detección de defectos

Las técnicas estadísticas principalmente se basan en el modelado de la información con base en sus propiedades estadísticas, empleando esta

información para estimar si una muestra proviene de la misma distribución o no.

El análisis estadístico de texturas mide la distribución de los píxeles. Las características estadísticas que se han propuesto, van desde las de primer orden hasta de estadística de orden mayor. Se han aplicado entre otras, las características estadísticas del histograma, la matriz de co-ocurrencia, autocorrelación y los patrones locales binarios (LBP).

Tomita, (Tomita, 1981) propone un sistema para analizar varios tipos de textura desde el punto de vista estructural o estadístico. Dicho sistema es descrito de forma global por medio de la estadística de primer orden y estadística de borde para clasificarla a grandes rasgos; posteriormente el sistema extrae regiones de niveles de gris homogénea para describir a la textura de una manera estructural.

Wambacq, (Wambacq, Mahy, Greert, & Oosterlinck, 1988) muestra la necesidad de la automatización del proceso de inspección dentro del proceso de producción de productos de piel, con el fin de incrementar eficiencias, productividad y obtener una calidad más estable. Para ello propone algoritmos basados en la media y varianza, además de los bordes que presentan las imágenes con diferentes defectos en la piel de bovino.

Baraldi, (Baraldi & Pannigian, 1995) muestra un estudio donde se investiga el significado de seis parámetros estadísticos de la matriz de co-ocurrencia de escala de grises (GLCM). Los seis parámetros son: Energía, contraste, varianza, correlación, entropía y el momento diferencial inverso, que son considerados los más relevantes de entre los catorce parámetros propuestos por (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973). Estos parámetros son extraídos de imágenes satelitales de áreas de la tierra con diferentes características, como son Antártica y la bahía de Terranova.

Eidarous, (Eidarous, 1986) emplea un sistema de visión para la inspección de los defectos que pudieran presentarse en la superficie de los cuellos de camisas. Con el fin de seleccionar aquellas imágenes donde hay defecto se analizan las características estadísticas de las mismas como la media, desviación estándar y varianza. Obtienen como resultado el contraste de los defectos con el resto de la superficie homogénea de la tela y se logran detectar una variedad de diez diferentes defectos clasificados previamente.

Zucker, (Zucker & Terzopolous, 1980) muestra la detección de defectos en textiles donde se emplean las características estadísticas de la matriz de co-ocurrencia para determinar las texturas correspondientes a los textiles en cuestión, considera

que la textura es una repetición de sub patrones. Para determinar la similitud entre imágenes utilizan la χ^2 (Chi-cuadrada) como parámetro de comparación, se agrega ruido en diferentes magnitudes para probar el método.

Linnett, (Linnett, 1995) presenta un clasificador Bayesiano para la segmentación de texturas, el cual modela la imagen cuantificada en un grupo de procesos espaciales de Poisson.

Roever, (Roever, Wen, Kaebernick, & Hoang, 1999) presenta un sistema de inspección visual para la detección de defectos en pieles.

Tomzac, (Tomczac, Mosorov, Sankowski, & Nowarowsky, 2007) presenta dos métodos para detectar defectos en superficies, que comprenden la división de la superficie en pequeñas porciones que no se sobreponen, para después calcular sus características por medio de métodos estadísticos. Se toman y agrupan las características extraídas de cada segmento para determinar si en la de superficie tiene o no defecto. En el método expuesto no es necesario coleccionar toda una serie de defectos y extraer sus características para tomar la decisión de considerar a la superficie en cuestión con o sin defecto.

Amelug, (Amelung & Vogel, 1994) presenta la necesidad de determinar el tamaño de la imagen a analizar para detectar los defectos en la superficie de un textil que presenta una textura de tipo estadística. Se determina que el tamaño de las imágenes es muy importante ya que la desviación de los datos que presentan aquellas imágenes que tienen defectos está en función del tamaño de las mismas. También establece que es necesario tomar en cuenta la información correspondiente a la textura sin defecto, por lo que el tamaño de las imágenes debe elegirse correctamente tanto para caracterizar a la textura como para detectar defectos.

Liu, (Liu & Wang, 2003) basado en una representación espacial / frecuencial, se emplea un histograma espectral como característica estadística para la clasificación de texturas. La distancia entre dos histogramas que representan la similitud dentro ellos se determina mediante la χ^2 (Chi-cuadrada). El histograma espectral y la medida de la distancia muestran varias propiedades necesarias para la clasificación de texturas.

Hoang, (Hoang K., 1997) discute los diferentes aspectos que intervienen en la inspección de la piel. En lo que respecta a la detección de defectos considera que los defectos se presentan en forma de pequeños "parches" que aparecen más oscuros o más claros que la piel sin defectos según la fuente de iluminación. Así mismo considera que en el histograma que representa la distribución de los

niveles de gris de una imagen, la piel sin defecto ocuparán la parte central del mismo y los defectos los extremos (izquierdo cuando más oscuro y derecho cuando más claro). La detección se realiza mediante la determinación del umbral que separa los pixeles con defecto y los que no presentan defecto.

Yeh, (Yeh & Der-Baau, 2001) propone un método semiautomático para medir superficies no útiles en pieles en estado *wet-blue*¹, se procesa digitalmente la imagen para conseguir un contraste entre los defectos y la superficie sin defectos. Posteriormente se determina el umbral de los histogramas para determinar los pixeles que corresponden al defecto y se calcula el área con defecto agrupando todos los defectos que aparecen en una imagen. La clasificación de defectos se realiza según su aspecto en siete tipos: delgado, circular, manchas, líneas delgadas, barras, hoyos y formas irregulares.

Krastev, (Krastev K., 2004) investigó 12 histogramas y sus parámetros estadísticos para el análisis de imágenes de superficie de piel de bovino. En el análisis de las imágenes se utilizó un método de descomposición en áreas, que permite investigar los cambios en los parámetros estadísticos y se propone la aplicación de lógica difusa para la identificación de defectos.

Georgieva, (Georgieva L., 2003) diseñó un algoritmo para la identificación de defectos y discutió el uso de χ^2 (Chi-cuadrada) para el análisis de imágenes basadas en histograma. Como resultado obtuvo que para la detección de los defectos en la piel de bovino se tienen los extremos del histograma en escala de grises la media y la mediana.

Livarinen, (Livarinen, 2000) evaluó y comparó dos métodos basados en histograma para la detección de defectos en superficies; el método basado en la matriz de co-ocurrencia (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973) y el método de patrón local binario (LBP) (Pietikäinen, 2002). Donde se observó que los resultados de ambos métodos son muy similares, pero el método basado en histograma presenta una menor complejidad que el de matriz de co-ocurrencia.

¹ Es un estado dentro del proceso producción de la piel donde se corta de manera horizontal para dejarla a un espesor determinado, no se ha teñido ni recortado y tiene un color azul debido al sulfato de cromo con que es tratado.

2.2 Métodos estructurales o geométricos para la detección de defectos

En los métodos estructurales las texturas son caracterizadas por *texture primitives* o sus elementos y el arreglo espacial de sus elementos. Un elemento de la textura puede ser desde un pixel, una región de niveles de grises uniforme o segmentos de línea. Las reglas de colocación pueden ser obtenidas a través del modelado de las relaciones geométricas entre elementos o mediante propiedades estadísticas de los mismos.

Limas, (Limas-Serafim, 1991) utilizó una pirámide multiresolución para construir un modelo que mostrara las características de la textura de la piel. Esto fue útil para la detección de defectos ya que las regiones localizadas contienen los defectos para los cuales fueron programadas.

Lovergine, (Lovergine, Branca, Attolico, & Distante, 1997) detectó los defectos en la piel de bovino basándose en sus características visuales de la textura. Los parámetros resultantes son analizados por una red neuronal y finalmente un banco de filtros detecta y clasifica los defectos que se presentan. El sistema es flexible de tal manera que no influye el tamaño, estructura o color de los defectos; esta metodología probó ser útil para los defectos como cicatrices y dobleces presentes en la piel.

Chen, (Chen & Jain, 1988) presenta un método para detectar defectos en textiles que presentan texturas naturales, donde se presentan mediciones para detectar y localizar defectos automáticamente. Una imagen es analizada a través de su histograma, posteriormente se realiza la umbralización, para después mapear éste en una estructura de datos que representa el “esqueleto o estructura” de la superficie; si la comparación de los parámetros estadísticos difieren de aquellos que pertenecen a la imagen sin defecto se considera a la imagen con defecto, por este método varios defectos son detectados y localizados.

2.3 Métodos basados en modelos

Los métodos basados en modelos incluyen los modelos fractales², modelos autorregresivos, modelos de campos aleatorios entre otros.

Azencott, (Azencott & Yao, 1994) propone un modelo basado en campos

² Los fractales son el producto de la iteración, repetición, de un proceso geométrico elemental que da lugar a una estructura final de una complicación aparente extraordinaria. Es decir que cada porción del objeto tiene la información necesaria para reproducirlo todo, y la dimensión fractal no necesariamente entera.

aleatorios de Markov, introduciendo una medida de contraste para determinar las zonas de defecto y no defecto en la superficie de la piel.

Chellappa, (Chellappa & Chatterjee, 1985) presenta dos métodos para la extracción de características utilizando modelos de campo aleatorio de Markov (MRF) de dos dimensiones. En el primer método mínimo cuadrado (LS) estima los parámetros que se utilizan como característica. En el segundo método, se utiliza la estadística y se muestra que la correlación de la muestra con una ventana simétrica incluyendo el origen son características suficientes para la clasificación. Donde se reporta que el modelo Markoviano provee de una mejor estimación de las regiones con defectos.

2.4 Métodos basados en filtros

Las técnicas basadas en filtros consisten en la aplicación de bancos de filtros a las imágenes y posteriormente calcular la energía de la respuesta del filtro. Los métodos pueden ser divididos en técnicas en el dominio del espacio, la frecuencia y espacios conjuntos de espacio/ espacio-frecuencia.

Tsia, (Tsia & Lin, 2002) muestra un método de visión rápido para la inspección de defectos en superficies texturizadas. Se utilizan en dicho proceso una serie de filtros de Gabor que permiten optimizar el proceso de modo que los defectos inmersos en superficies homogéneas son detectados. El método ha sido probado en diferentes superficies como maquinados y despliegues (LCD) y superficies estadísticas como: granito, piel y papel de lija.

King, (King & Sarhadi, 1992) presenta el desarrollo de un sistema de visión para la segmentación rápida de imágenes con textura. El proceso de segmentación consiste en aplicar convolución a la imagen con una máscara optimizada para la separación de las diferentes texturas. Se presenta el desarrollo de una máquina para este propósito.

El método propuesto por Laine, (Laine & Fan, 2003) se basa en la caracterización de las texturas a varias escalas. Las representaciones de veinticinco texturas naturales en forma de paquetes de ondaletas (wavelets) que fueron clasificadas sin error por una red clasificadora de dos niveles.

Kim, (Kim & Kang, 2006) utiliza el análisis de texturas para automatizar la inspección de defectos en superficies homogéneas, específicamente los textiles.

Se propone una nueva aproximación a la detección de defectos usando WPF (Wavelet Packet Frame Decomposition) seguido por la transformada de Karhunen-Loeve (KL) y el GMM (Gaussian Mixture Model).

Mak, (Mak & Peng, 2006) investiga el problema de automatizar la detección de defectos para textiles y propone un método para el diseño óptimo de filtros para la solución del problema. La red de Gabor Wavelet (Gabor Wavelet Network) se escogió como mejor técnica para extraer las características de los textiles.

Fuqiang, (Fuqiang H., 2006) propone un sistema automático para la inspección visual en el proceso de manufactura de pieles de bovino. Propone realizar la detección de defectos mediante el análisis y la síntesis de las transformaciones de ondaletas (wavelets). No depende de la extracción de parámetros característicos de la textura de la superficie de la piel en cuestión.

Sobral, (Sobral J. , 2005) utiliza un nuevo método para la detección de defectos basado en ondaletas (wavelets), esta metodología utiliza un banco de filtros que se sintonizan de acuerdo al tipo de defecto.

Tsia, (Tsia D., 2003) propone un sistema global para la inspección automática de superficies aleatorias como son: La lija, piezas de fundición, piel, etc. Este método está basado en la transformada de Fourier donde se considera el espectro y radio característico de las imágenes.

2.5 Análisis de Color y Textura

Las técnicas de análisis de textura por color son tomadas de las técnicas para análisis de texturas en imágenes de escala de grises, como son la matriz de coocurrencia y patrones locales binarios (LBP).

Las técnicas de análisis que manejan color siguen una de las siguientes formas:

- Procesan cada canal de color individualmente. Los canales son considerados independientes entre sí y solo las interacciones espaciales son tomadas en cuenta.
- Descomponen en canales cromáticos y de luminosidad, de donde las características de textura son extraídas.
- Combina espacialmente las relaciones dentro de cada canal y la interacción entre canales espectrales; es decir, las técnicas de análisis de escala de grises son aplicadas a cada canal de color, mientras que las interacciones entre píxeles son también tomadas en cuenta.
- Emplean modelos tridimensionales para el análisis de texturas en color.

Pietikäinen, (Pietikäinen, 2002) presenta una revisión de los avances en el área y propone un método separando el procesamiento del color y la información correspondiente a los patrones. Establece que el histograma de color contiene información que puede ser empleada para discriminar, mientras que la distribución de los patrones locales binarios (LBP) se utiliza para proveer información robusta relacionada con la distribución entre píxeles.

Tsia, (Tsia & Tsai, 2003) menciona que se ha incrementado el uso de las técnicas de análisis de imágenes para la automatización de la inspección industrial. Señala que el color y la textura son dos de las características más importantes en la inspección de superficies aleatorias. Así mismo considera que la detección de defectos en una superficie sería imposible con las técnicas de procesamiento para niveles de grises típicas.

Novak, (Novak & Shafer, 1992) establece que el histograma de color ha sido utilizado para la agrupación de píxeles, análisis de color y para el señalamiento del tipo de material en cuestión. A su vez señala que el histograma de color conduce a una mejor y más completa descripción de una imagen y propone un proceso cuantitativo para ello.

Boukouvalas, (Boukouvalas, 1999) presenta un método para la clasificación automática de azulejos cerámicos, basado en la comparación de los histogramas de color.

Sergyán, (Sergyán, 2008) desarrolla un método de clasificación de imágenes basado en histogramas de color donde se genera un vector característico que se utiliza para comparación y clasificación de imágenes.

2.6 Clasificación y Detección supervisada novelty

En la detección *novelty*, la tarea del clasificador es identificar si una muestra es parte de una distribución o datos o si es desconocida. Para la detección de defectos, el clasificador identifica una muestra como “normal” o “anormal”.

Coonjong, (Coonjong K., 2000) presenta una propuesta de un sistema de visión donde incluye la detección y clasificación de defectos en la superficie de la piel de bovino. En lo que respecta a la detección de defectos, son detectados en una imagen de niveles de grises mediante la determinación de un umbral y un proceso morfológico. Tres grupos de características que describen la piel son propuestas y probadas para la correcta caracterización de cinco tipos de defectos que son:

líneas, hoyos, manchas, desgaste y nódulos.

Viana, (Viana R., 2007) propone un método para la clasificación de defectos basado en *Support Vector Machine* y lo compara con previos métodos utilizados para dicho propósito. Se clasifica a los defectos en cuatro tipos: marca de garrapata, marca con hierro incandescente, cortada y sarna.

Los métodos de análisis que han sido utilizados para la detección de defectos en piel de bovino se muestran las referencias de los métodos estadísticos en la tabla 1; las referencias enfocadas a los métodos con enfoque estructural en la tabla 2; las referencias con métodos con enfoque basado en modelos en la tabla 3; las referencias encontradas con métodos con enfoque basado en filtros en la tabla 4; los métodos basados en el análisis de color y textura en la tabla 5 y los métodos basados en la llamada *novelty detection* en la tabla 6, aunque estos últimos métodos no se han aplicado en la inspección de pieles, contienen conceptos que pero han sido utilizados en el desarrollo del presente trabajo.

ENFOQUE ESTADÍSTICO			
Método	Referencias	Ventajas	Desventajas
Histograma	(Linnett, 1995), (Liu & Wang, 2003) , (Yeh & Der-Baau, 2001), (Krastev K., 2004), (Georgieva L., 2003), (Wambacq, Mahy, Greert, & Oosterlinck, 1988)	Son simples y rápidos. De bajo costo. Sin variaciones a la rotación. Requieren poca memoria.	No toman en cuenta la distribución de los pixeles
Matriz de co-ocurrencia	(Baraldi & Pannigian, 1995), (Zucker & Terzopolous, 1980), (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973), (Haralick R. , 1979)	Adecuada para texturas aleatorias, sin patrón determinado. Toma en cuenta la distribución de los pixeles.	Tiene un alto costo computacional
Patrones Locales Binarios	(Pietikäinen, 2002) (Tomita, 1981), (Eidarous, 1986), (Hoang K., 1997) (Amelung & Vogel, 1994)	Toma en cuenta la distribución relativa de los pixeles. Es invariante a la rotación	Bajo porcentaje de detección de defectos en algunas aplicaciones
Otra estadística de niveles de gris Basado en registro Autocorrelación	No se identificaron referencia de estos métodos en la detección de defectos en pieles de bovino.	N.A.	N. A.

Tabla 1 Clasificación de la información referente a los métodos estadísticos.

ENFOQUE ESTRUCTURAL			
Método	Referencias	Ventajas	Desventajas
Arreglo espacial de los elementos Representación estructural(Skeleton)	(Limas-Serafim, 1991) (Chen & Jain, 1988)	Presenta resultados rápidos cuando la textura presenta un elemento que pueda ser reconocido por el sistema	No todas las texturas presentan elementos repetitivos. Necesidad de memoria donde almacenar elementos estructurales
Características de borde Operaciones Morfológicas	No se identificaron referencia de estos métodos en la detección de defectos en pieles de bovino.	N.A.	N.A.

Tabla 2 Clasificación de la información referente a los métodos con enfoque estructural.

ENFOQUE BASADOS EN MODELOS			
Método	Referencias	Ventajas	Desventajas
Modelos de campos aleatorios Modelos Fractales Texmem models	(Azencott & Yao, 1994), (Chellappa & Chatterjee, 1985)	Presenta buenos resultados de detección Considera la interrelación de los pixeles vecinos	Alta complejidad computacional Necesidad de definir máscaras adecuadas

Tabla 3 Clasificación de la información referente a los métodos basados en modelos.

ENFOQUE FILTROS			
Método	Referencias	Ventajas	Desventajas
Dominio Espacial Análisis en el dominio frecuencial Conjunto espacial/espacial-frecuencial	(King & Sarhadi, 1992) (Tsia & Lin, 2002), (Sobral J. , 2005), (Tsia D., 2003) (Kim & Kang, 2006), (Fuqiang H., 2006), (Sobral J. , 2005), (Mak & Peng, 2006), (Laine & Fan, 2003)	Buenos resultados para imágenes homogéneas Los filtros pueden ser manipulados y orientados para resaltar los defectos	Útiles para patrones periódicos Limitado a análisis frecuencia / espacial

Tabla 4 Clasificación de la información referente a los métodos basados en filtros.

ENFOQUE ANÁLISIS DE COLOR Y TEXTURA			
Método	Referencias	Ventajas	Desventajas
Análisis de color y textura	(Pietikäinen, 2002), (Tsia & Tsai, 2003), (Novak & Shafer, 1992), (Boukouvalas, 1999), (Sergyán, 2008)	Los métodos diseñados para las imágenes de escala de grises son aplicados a los canales de color Se procesan los canales de color independientemente	Es muy limitado el trabajo que se ha realizado en la aplicación del análisis de color y textura en sistemas de inspección visual

Tabla 5 Clasificación de la información referente a los métodos basados en el análisis de color y textura

ENFOQUE CLASIFICACIÓN Y DETECCIÓN SUPERVISADA (NOVELTY)			
Método	Referencias	Ventajas	Desventajas
Clasificación y Detección Supervisada (Novelty)	(Coonjong K., 2000), (Viana R., 2007)	Se aplica cuando no existe un conocimiento de los defectos o la información está incompleta. Se utiliza la información de las textura sin defecto	La probabilidad de obtener falsos positivos depende de la definición del límite de aceptación

Tabla 6 Clasificación de la información referente a los métodos basados en la detección supervisada novelty.

De la presente revisión de la literatura referente a los métodos y técnicas existentes empleadas en la inspección de la superficie de piel de bovino, se puede apreciar que los métodos estadísticos junto con los filtros han sido los más utilizados dado el número de trabajos encontrados y las ventajas que presentan. Como es posible apreciar en la tabla1, la gran variedad de posibles soluciones al problema de la inspección de la piel de bovino han sido sometidas a diferentes pruebas y han arrojado porcentajes de detección de defectos entre el 60% a 99.59%. Sin embargo, son escasos los sistemas de visión que cumplen con los procesos de detección, clasificación de defectos, acomodo y corte de piezas (Hoang K., 1997). Se considera que esto es debido a que los sistemas de visión deben enfrentar y resolver los siguientes retos importantes:

- La dimensión de la superficie a inspeccionar es en promedio de 1.5 a 3 m² aproximadamente, se deben adquirir imágenes totales de la piel para su inspección, donde se aprecien claramente las características de la piel. Lo

que implica una capacidad de procesar gran cantidad de información que contienen las imágenes digitales en un corto tiempo.

- Los defectos presentan una gran variedad de formas y dimensiones que van desde algunos centímetros hasta un pixel de longitud. Esto es una superficie de defectos mucho menor a la totalidad de la superficie de piel a inspeccionar.
- La iluminación debe ser especial para poder resaltar los defectos y las características de la textura de la piel y puede llegar a tener altos costos de instalación y operación.
- La naturaleza aleatoria de la textura de pieles representa un verdadero reto para su correcta caracterización.
- La piel de bovino viene en diferentes colores que van del blanco al negro y con diferentes acabados como mate, brillante, metálico, etc. El sistema de detección debe por lo tanto tener gran flexibilidad para interactuar con todos los terminados.

Los retos anteriores muestran la complejidad que debe enfrentar un sistema de visión que pretenda desplazar a los inspectores en el proceso de inspección, el acomodo de las piezas y el corte de las mismas.

3 Objetivos

- Investigar y desarrollar nuevos métodos para localizar y caracterizar defectos en pieles que se utilizan en la manufactura de zapatos.
- Diseñar, construir y realizar la validación de un sistema para la localización y caracterización de defectos, “Sistema de Identificación de Defectos”.

4 Preguntas iniciales del trabajo de investigación

- ¿Qué efecto tienen las distintas fuentes luz sobre la superficie de la piel y los defectos?
- ¿Para la detección de defectos será necesario caracterizar los diferentes defectos que presenta la piel?
- ¿Es posible la comparación directa entre las características de los defectos y la piel sin defectos y encontrar diferencias?
- ¿Se puede desarrollar un sistema de inspección que no demande altos volúmenes de procesamiento de datos y sistemas de procesamiento complejos?

5 Hipótesis

Seleccionando la fuente y el método de iluminación para el tipo de piel que se encuentra en estudio, es posible resaltar tanto las características de la superficie de la piel como los defectos, de tal manera que existan diferencia en los datos característicos.

Al caracterizar los defectos que se presentan en la piel de prueba será posible comparar con la piel sin defectos y así detectar y clasificar los diferentes defectos presentes en la piel.

Si los esfuerzos de caracterización de defectos se concentran en la superficie sin defectos, será posible detectar con un sistema de visión simple, si una piel de prueba del mismo tipo, presenta características similares a las de la piel sin defecto o varían lo suficiente para considerarla con defectos.

Se considera que al detectar los defectos más pequeños (porosidades) mediante un sistema y método determinado, será posible detectar defectos más grandes o evidentes aplicando para ello el mismo método.

6 Metodología de la investigación

La metodología de investigación utilizada en el presente trabajo con el fin de poder llegar a un sistema útil para la correcta detección de defectos comprende 6 etapas:

Etapa 1: Investigación del comportamiento de diferentes fuentes de luz en la piel de prueba.

En la primera etapa se llevaron a cabo pruebas con diferentes fuentes de luz con el fin de entender el comportamiento y sus efectos sobre la piel de prueba. Las fuentes de luz comprenden distintos espectros y frecuencias dentro de los parámetros de la luz visible, es decir, en longitudes de onda entre 400 a 700 nm. Principalmente se utilizaron fuentes de luz provenientes de diodos emisores de luz (leds) de color verde, rojo y blancos de alta luminosidad en diferentes configuraciones, como: tiras, coronas y matrices.

Etapa 2 Distribución estadística de los histogramas en escala de grises y en cada canal de color RGB, para imágenes obtenidas de la piel de prueba

En la segunda etapa de las imágenes extraídas de la piel de prueba se obtuvo y se observó el comportamiento del histograma de escala de grises. También se consideró utilizar diferentes resoluciones para buscar las diferencias o las coincidencias en la distribución estadística de los datos. A su vez se exploró la posibilidad de caracterizar los defectos mediante las diferencias existentes en los valores de las características estadísticas de los histogramas en escala de grises de las imágenes de prueba que no presentaban defecto con respecto a los diferentes tipos de defectos.

Así mismo se tiene como resultado de las observaciones mencionadas que no fue posible caracterizar los defectos mediante la variación de una sola de las características estadísticas de los histogramas en escala de grises. Sin embargo a través de la separación de la imagen en cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) se observa la posibilidad de tener más variaciones de la distribución de los histogramas y así generar datos que permitan caracterizar la piel.

Etapa 3 Identificación de las características estadísticas promedio o patrón.

De acuerdo con los resultados obtenidos en la etapa 2, con respecto a las características de los histogramas en escala de grises y en los canales RGB (rojo, verde y azul), se decidió en la tercera etapa obtener las características de la distribución estadística de los histogramas en cada canal RGB y escala de grises

para la piel sin defectos, ya que los datos obtenidos no permitieron caracterizar a cada uno de los defectos.

Con los histogramas en escala de grises y en cada canal de color RGB, se calculó un promedio que constituye un histograma promedio o patrón, y constituye una descripción de la distribución que presenta la textura de la piel de prueba. Se tiene que las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) del histograma promedio o patrón indican una referencia para considerar a la piel sin defectos.

Etapa 4 Intervalo de valores de la desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía, pertenecientes a una imagen sin defecto

En esta etapa se determinó un intervalo característico para cada una de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de los histogramas de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises que representan a las características de la piel sin defecto.

Estos intervalos son los parámetros de comparación para determinar si una piel de prueba cualquiera, posee características dentro del intervalo que tienen las de la piel sin defectos o sus características están fuera de dicho intervalo, lo que indicará una alta probabilidad de que dicha piel presente defectos en su superficie.

Etapa 5: Comparación de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de la imagen de prueba.

En esta etapa del proceso se realizó la comparación de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de la imagen de prueba con el intervalo designado para una piel sin defectos para las mismas características.

Al comparar cada una de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de los histogramas RGB (rojo, verde y azul) y en escala de grises, con los intervalos característicos de la piel sin defecto

Si el parámetro a comparado resultó mayor que el límite mayor del intervalo característico de la piel sin defectos, se asigna un código de defecto igual a "1" a la característica correspondiente. Si el parámetro comparado es menor que el límite inferior del intervalo característico de los no defectos, se asigna un código de defecto igual a "2" a la característica correspondiente. Si el parámetro a comparado resultó dentro del intervalo característico de los no defectos se le asigna un código de defecto igual a "0" a la característica correspondiente

Los códigos de defecto formaron la llamada matriz de defectos.

Etaapa 6 Determinación de los criterios de decisión.

La decisión si la imagen presenta o no defecto se llevó a cabo mediante la suma de los códigos de defecto concentrados en la matriz de defecto. Si la sumatoria de los códigos de defecto está dentro de intervalo: $0 \leq \text{índice de defecto} \leq 6$, se considera a la imagen de la piel inspeccionada sin defecto, de lo contrario se considera que presenta defectos en su superficie.

El criterio de decisión se basó en la sumatoria de los códigos de defecto contenidos en la matriz de defecto, y que se le llamó **índice de defecto**.

Se calculó el intervalo del índice de defectos específicamente para el tipo de piel bajo estudio.

6.1 Primera Etapa: Investigación del comportamiento de diferentes fuentes de luz en la piel de prueba.

La iluminación es una parte muy importante dentro de un sistema de visión; ya que las cámaras son menos sensibles que la visión humana, es por ello que se deben optimizar las condiciones de iluminación para que una cámara pueda captar una imagen tal como el ojo humano lo haría sin la necesidad de una iluminación especializada.

Una imagen es la representación de la información de una escena y es una función de:

- Las fuentes de luz (tipo de iluminación)
- La forma de aplicar la luz sobre la escena (técnica de iluminación)
- Las características de la superficie (capacidad de reflexión, rugosa, metálica, etc.)
- Las relaciones espaciales (distancia y ángulos) entre sensores, superficies y fuentes.

Un buen sistema de iluminación reduce la complejidad de la imagen a analizar y debe resaltar o suprimir características de la escena u objetos de interés (ver anexo A).

A continuación se muestran los diferentes tipos de luz aplicados a la piel de prueba con el objeto de buscar la mejor manera de resaltar los defectos y las características de la textura de la superficie de la piel de prueba.

6.1.1 Experimento con el método de iluminación llamado luz efecto “campo oscuro”.

Consiste en aplicar la luz directa de alta intensidad, de tal manera que incida sobre el objeto con un ángulo muy pequeño respecto a la superficie de apoyo. Con esta iluminación se consigue que sobre superficies que presentan hendiduras o elevaciones, éstas interfieran en la trayectoria de la luz produciendo zonas brillantes.

En la figura 1(a) se observa el efecto de la colocación de la luz blanca proveniente de una tira de diodos emisores de luz blanca (LEDS) 158 luxes con un ángulo de 90° sobre un defecto evidente de la piel con dimensiones 4cm x 2 cm, al mismo tiempo se le ha aplicado un filtro color azul, lo que se logra observar es que la textura se enfatiza bajo esta iluminación; sin embargo el defecto se oculta en la superficie de la piel.

En la figura 1 (b) y (c) se muestra el efecto de la luz blanca en la superficie de la piel aplicada con un ángulo de 45° y 0° respectivamente. Se distingue la textura muy oscura y logra un realce del defecto pero no se observan las características del defecto.

En la figura 1(d) se observa el efecto de la colocación de la luz blanca proveniente de una tira de LEDS ultra brillantes, con un ángulo de 90° sobre un defecto evidente de la piel con dimensiones 4cm x 2 cm, al mismo tiempo se le ha aplicado un filtro color rojo; en este caso el defecto tienden a “borrarse de la imagen” más radicalmente que con el filtro azul.

Este tipo de iluminación luz efecto “campo oscuro” no se genera el contraste esperado para la detección de defectos, y particularmente en el caso del filtro rojo no es posible definir las características de la textura de la superficie de la piel de prueba.

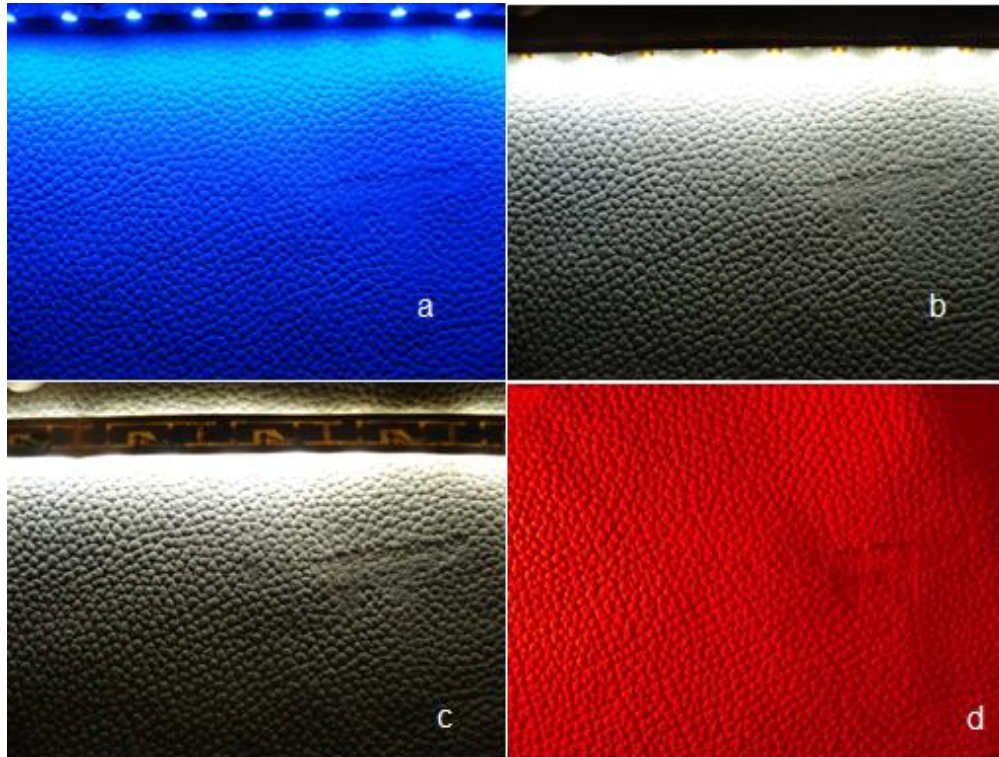


Figura 1 Se muestra el mismo defecto bajo: (a) Iluminación con diodos emisores de luz (leds) blanca aplicándole un filtro azul en un ángulo de 90°. (b) Iluminación leds luz blanca a 45°. (c) Iluminación leds luz blanca a 0°. (d) Iluminación con diodos emisores de luz (leds) blanca aplicándole un filtro rojo a 90°.

6.1.2 Experimento con el método de iluminación llamado luz radial

En dicho método la luz, al provenir del perímetro del eje de la cámara, reduce las sombras, suaviza las texturas y minimiza la influencia de rayas, polvo e imperfecciones que pueda tener el objeto inspeccionado en la toma de la imagen. La luz directa, debido a la pequeña apertura del haz de luz suministrado, hace que el sistema pueda ser empleado a mayor distancia del objeto y que proporcione una gran cantidad de luz.

Este método es empleado con la finalidad de resaltar los defectos y “borrar” la textura que se presenta en la superficie de la piel, para poder caracterizar los defectos.

Se muestra en la figura 2(a) el efecto que tiene la luz radial con un espectro de leds de color verde a 0°, en donde solo se iluminan ciertas áreas y no se logra enfatizar el defecto.

En la figura 2(b) la iluminación radial “corona de leds” verde se aplica a 90°, y se observa que se logra enfatizar el defecto y adquiere un color más oscuro; sin embargo los leds interfieren en la imagen. En la figura 2(c) iluminación radial

“corona de leds” de luz blanca ultrabrillantes se aplica a 90° , bajo estas condiciones se logra enfatizar el defecto y se observan las características de la textura de la piel. En la figura 1(d) La iluminación radial “corona de leds” rojo se aplica a 90° , y se tiene un defecto oscuro, no se observan las características de la textura de la piel y además los leds interfieren en la imagen.

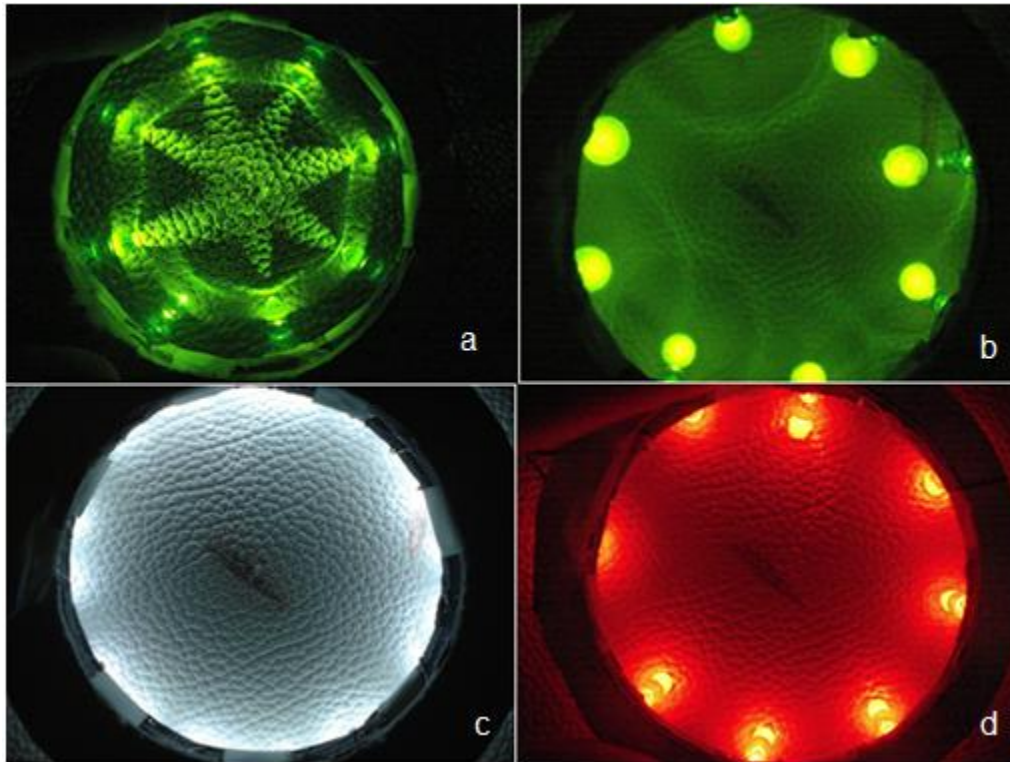


Figura 2 Se muestra mismo defecto bajo: a) iluminación radial “corona de leds” verde a 0° . b) iluminación radial “corona de leds” verde a 90° . c) iluminación radial “corona de leds” blanco a 90° d) iluminación radial “corona de leds” rojo a 90° .

En la figura 3(a) la iluminación radial “corona de leds” verde se aplica a 90° , y se observa que se logra enfatizar el defecto y adquiere un color más oscuro; sin embargo los leds saturan la imagen en varios puntos. En la figura 3(b) iluminación radial “corona de leds” de luz roja que se aplica a 90° , bajo estas condiciones no se logra enfatizar el defecto ni y se observan las características de la textura de la piel. En la figura 3(c) La iluminación radial “corona de leds” de luz blanca ultrabrillantes que se aplica a 45° , se tiene un defecto donde los leds saturan la imagen y el defecto es casi imperceptible.

En la figura 3(d) se aprecian los efectos de la iluminación radial “corona de leds” luz blanca ultrabrillantes aplicada a 0° a una distancia paralela a la superficie, aunque los leds interfieren en la imagen se observa un contraste del defecto con respecto a la superficie de la piel.

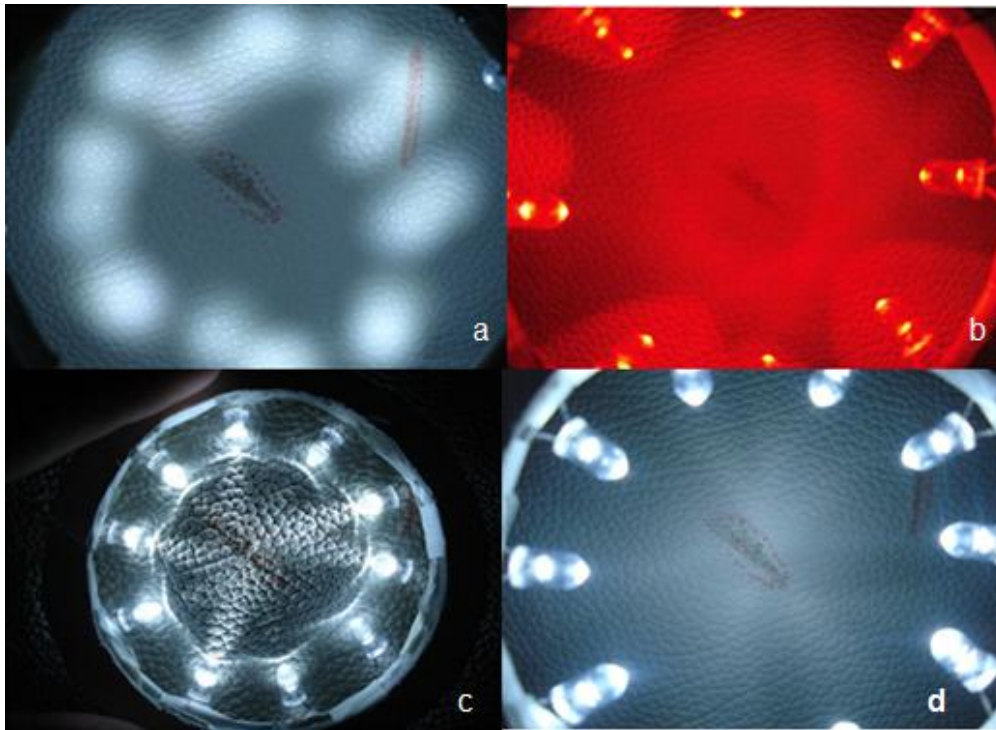


Figura 3 Se muestra el mismo defecto bajo: a) iluminación radial “corona de leds” blanca a 90° b) iluminación radial “corona de leds” rojo a 0° c) iluminación “corona de leds” blanco a 45° d) iluminación radial “corona de leds” blanco a 0° a una distancia de aprox. 5 cm con respecto a la superficie.

En la figura 4(a) se muestra mismo defecto bajo iluminación radial “corona de leds” con luz blanca ultrabrillante a 90° y a una distancia de 5cm con respecto a la superficie, se observa una mejor distribución de la luz, sin embargo no es uniforme, produce poco contraste. En la figura 4(b) también se aplicó una iluminación radial “corona de leds” con led azules a 0° , se aprecian las característica de la textura, pero no se logra el contraste deseado con respecto a los defectos.

6.1.3 Experimento con el método de iluminación llamado luz efecto “día nublado”

Este método consiste en que el objeto es iluminado con luz difusa desde todas direcciones, eliminando sombras y reflejos, suavizando texturas y minimizando la influencia de rayas, polvo, relieves y curvaturas que pueda tener el objeto inspeccionado. Este método de iluminación es empleado en la detección de marcas de diferentes colores, caracteres y todo lo que supone un cambio de color en superficies lisas, esféricas, rugosas o con brillo.

En la figura 4(c) Se muestra la iluminación de efecto nublado con luz blanca a 45° , se aprecian los defectos pero se borran las características de la textura de la piel y

no ilumina la superficie de una manera uniforme. En la figura 4(d) Es aplicada la iluminación de efecto nublado con luz blanca a 90° y con una distancia de aprox. 5 cm con respecto a la superficie la iluminación es mejor que en el caso anterior se logra un contraste con respecto al defecto sin saturar la imagen.

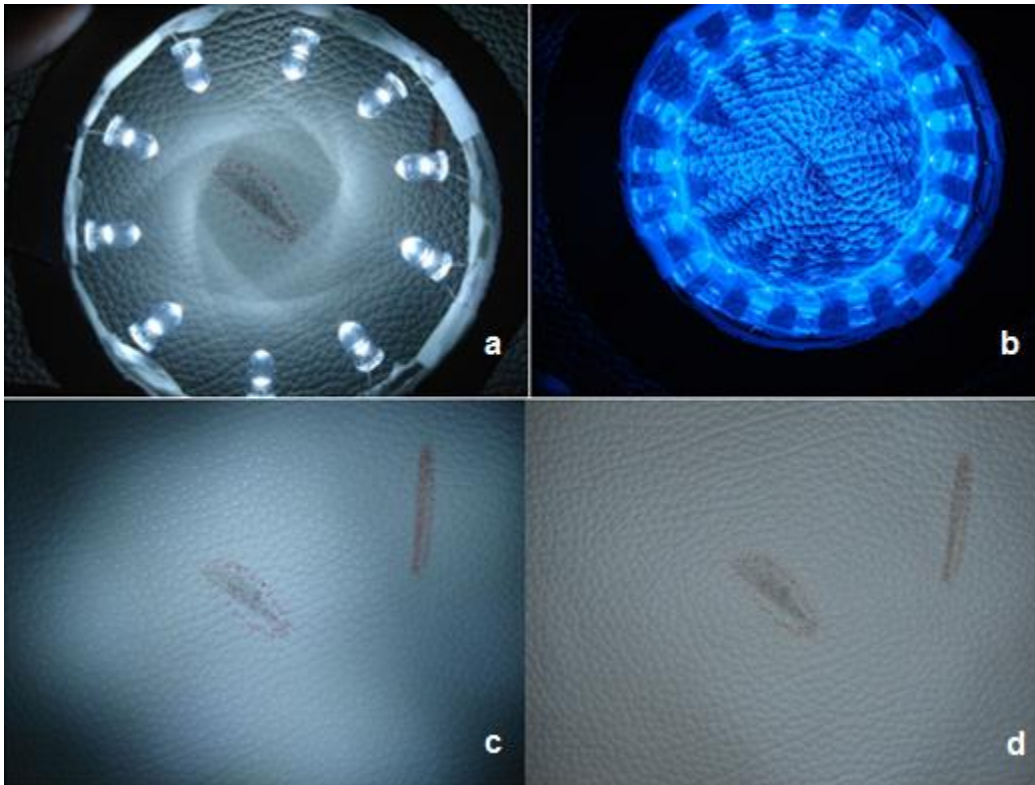


Figura 4 Se muestra el mismo defecto bajo: a) iluminación radial “corona de leds” blanca a 90° . b) iluminación radial “corona de leds” azules a 0° . c) iluminación de efecto nublado “corona de leds” blanco a 45° d) iluminación de efecto nublado “corona de leds” blanco a 90° a una distancia de aprox. 5 cm con respecto a la superficie

6.1.4 Experimento con el método de iluminación llamado proyector de Luz directa.

Este método consiste en que la luz llega directamente al objeto, produciendo un gran contraste y resaltando texturas, relieves y fisuras del objeto iluminado debido a que cualquier relieve, por pequeño que sea, produce una sombra muy definida. El ángulo de incidencia de la luz respecto al plano de iluminación determinará el grado de resalte de los relieves. Para ángulos muy pequeños respecto a la horizontal, la luz producirá sombras en todos los relieves de la pieza. Para ángulos cercanos a 90° respecto a la horizontal, sólo será detectable la sombra en los grandes relieves.

De acuerdo a los resultados obtenidos en los experimentos realizados con los diferentes tipos y métodos de iluminación, la fuente de luz seleccionada finalmente fue la de una matriz (6x4) de leds ultra brillantes de luz blanca con una intensidad de 2050 luxes; que se colocó en paralelo utilizando el método de iluminación directa a una altura de 15cm; dicho método permite a la cámara detectar y mostrar los contornos y detalles de las texturas de la piel de prueba sin saturar la imagen; también logra el contraste necesario para diferenciar la textura de los defectos presentes, ya sea pequeños, como las porosidades figura 5(a) o evidentes como hoyos figura 5(b) , desgarres figura 5(c) y sin defecto figura 5(d).



Figura 5 Imágenes adquiridas con la fuente de luz seleccionada, matriz (6x4) de leds de luz blanca. a) Imagen de piel con porosidades b) Imagen de piel con desgarrre c) Imagen de piel con rasgadura d) Imagen de piel sin defecto

6.2 Segunda Etapa: Distribución estadística de los histogramas en escala de grises y en los canales de color RGB.

El histograma de una imagen es una figura que representa los niveles de gris (ver anexo A) contra el número de píxeles de cada valor específico.

La forma del histograma proporciona información acerca de la naturaleza de la imagen, o sub imagen si se considera un solo objeto dentro de la misma. Por ejemplo, un histograma muy estrecho implica una imagen con pico contraste, un histograma sesgado hacia el nivel alto implica una imagen brillante, y una imagen con dos picos, llamada bimodal, implica un objeto que está en contraste con el fondo de la imagen (Sergyán, 2008)

Como se observó en el estado del arte, los histogramas han sido utilizados para numerosas técnicas de procesamiento de imágenes. La manipulación de los histogramas puede utilizarse para el realce de imágenes, también los histogramas proveen la estadística de la imagen, que es muy útil para diferentes aplicaciones como la compresión y segmentación. Los histogramas se calculan fácilmente mediante software y esto conduce a una implementación económica en hardware, por lo que son una herramienta muy popular para el procesamiento de imágenes en tiempo real (Gonzalez & Woods, 2008).

Se considera que las técnicas basadas en histograma son adecuadas para la clasificación de texturas aleatorias que presentan las superficies reales, como: pieles, madera, tela, etc. El uso de los análisis de imágenes basados en histograma proporciona la posibilidad de no presentar variabilidad en el caso de rotación y escala.

6.2.1 Observaciones con diferentes resoluciones de imagen el comportamiento del histograma en escala de grises

En esta etapa de la investigación se busca encontrar diferencias entre la distribución de las imágenes provenientes de aquellas muestras de piel con defecto y sus histogramas correspondientes, con el objetivo de caracterizar los diferentes defectos.

Se sacaron fotografías a color de 11cm x 8.5cm, con un tamaño de tamaño 2112 X 2816 pixeles con una resolución de 7.2Mp, provenientes de la piel de prueba con defectos y sin defectos; bajo la iluminación proveniente de una lámpara de luz blanca, utilizando el método de iluminación de luz directa mencionada en la etapa 1 del proceso propuesto. Posteriormente se procesaron las imágenes con el software Matlab®, para transformar cada imagen en una imagen en escala de grises y obtener los histogramas correspondientes, con el fin de observar su distribución estadística.

Se calcularon los momentos estadísticos que se enlistan a continuación para cada imagen:

Media (*mean*): Es una medida del término medio de la intensidad.

Desviación estándar (*Standard deviation*): Es una medida de término medio del contraste, es decir mide la homogeneidad de una muestra.

Suavidad (*Smoothness*): Mide la suavidad relativa de la intensidad de una región, R es 0 para una región de intensidad constante y se aproxima a 1 para regiones con excursiones más grandes en los valores de sus niveles de intensidad. En la práctica, la varianza utilizada en esta medida es normalizada al rango [0,1].

Tercer momento (*Third moment*): Significa la asimetría de un histograma. Esta medida es 0 para histogramas simétricos, positivo para histogramas asimétricos a la derecha y negativo para histogramas asimétricos a la izquierda.

Uniformidad (*Uniformity*): Mide la Uniformidad. Esta medida es máxima cuando todos los niveles de grises son iguales y descende desde ahí.

Entropía (*Entropy*): Es una medida de la aleatoriedad.

Como ya se mencionó anteriormente, la distribución estadística de los niveles de gris son una manera de describir las texturas de una imagen es por ello que se

obtuvieron los parámetros estadísticos listados anteriormente, para obtener parámetros de referencia correspondientes a la piel sin defecto y con diferentes defectos.

Una imagen transformada a escala de grises de la piel de prueba considerada sin defecto figura 6(a) y su histograma correspondiente histograma figura 6(b), muestran un ejemplo de la distribución de escala de grises de la piel sin defectos.

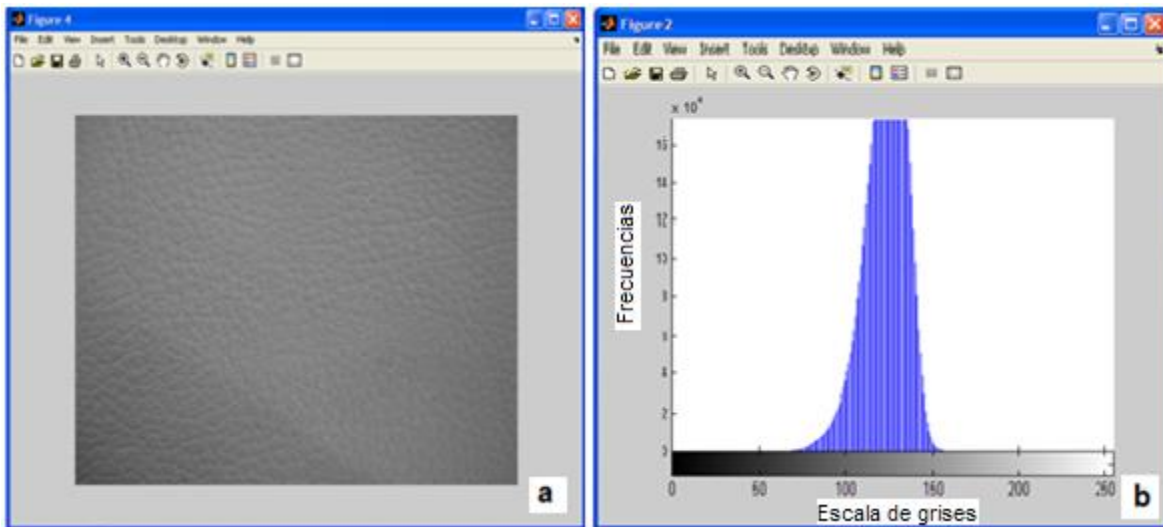


Figura 6 (a) Imagen de la piel de prueba sin defecto en escala de grises. (b) Histograma correspondiente a la imagen sin defectos.

La distribución de los niveles de escala de grises de la imagen en la figura 6(a) se muestra en la tabla 2, donde se aprecian las características de la imagen sin defectos, que no es una distribución normal, presenta una suavidad cercana a cero, presenta un sesgo hacia la izquierda y se confirma que es aleatoria.

	media	desviación estándar	suavidad	tercer momento	uniformidad	entropía
Piel sin defecto	122.96	12.197	0.0022828	-0.018908	0.024321	5.6022

Tabla 7 Momentos estadísticos de la imagen de la piel sin defecto: Media, desviación estándar, suavidad, tercer momento, uniformidad, entropía.

Uno de los tipos de defecto que se presentaron en la piel de prueba es un orificio figura 7(a), la imagen en escala de grises muestra que el defecto tiene un color que contrasta con el fondo de la imagen que constituye la textura de la piel. El histograma correspondiente a la imagen figura 7(b), es un histograma llamado bimodal en donde existen dos picos uno causado por el defecto, con dimensiones de 3.3cm x 0.7cm que se refleja en el pico pequeño a la izquierda del histograma (niveles de grises cercanos al negro), y otro pico grande que corresponde a la textura de la piel ubicado en los valores medios de la escala de grises.

También se calcularon los momentos estadísticos correspondientes a la imagen con defecto tipo hoyo tabla 3.

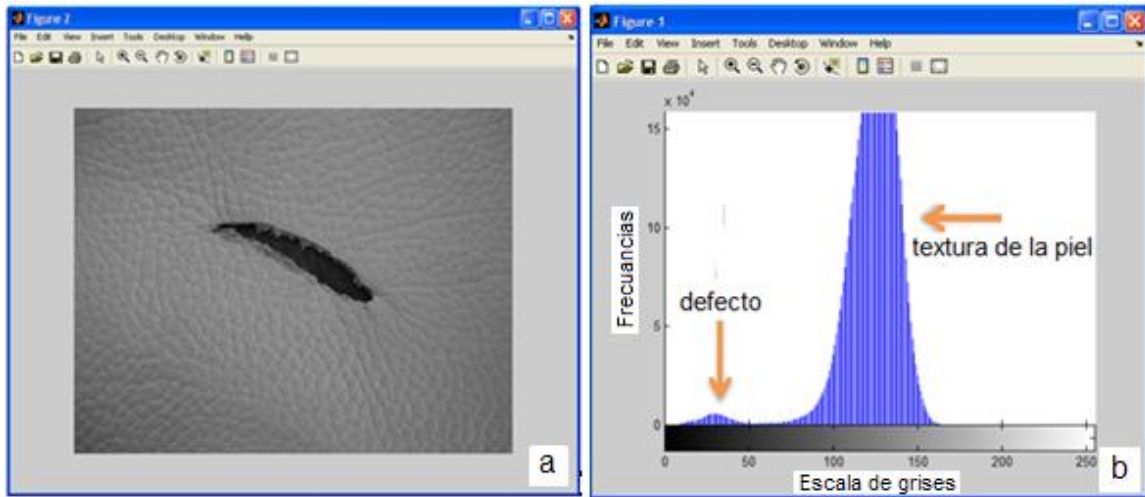


Figura 7 (a) Imagen en escala de grises de la piel de prueba que presenta un defecto con contraste. (b) Histograma bimodal, con dos picos correspondiente a la imagen con defecto.

Otro de los tipos de defecto que se presentaron en la piel de prueba es una cicatriz con dimensiones de 4cm x 2cm figura 8(a). El histograma correspondiente a la imagen figura 8(b), muestra un sesgo hacia la derecha y engrosado en su base lo que implica una mayor desviación estándar con mayor uniformidad respecto a la imagen sin defecto.

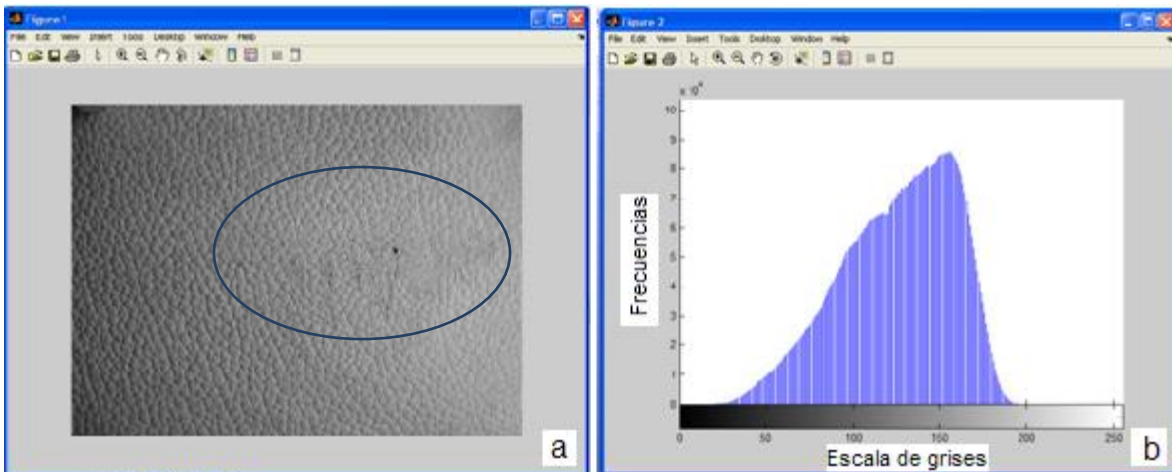


Figura 8 (a) imagen de piel con un defecto tipo cicatriz (b) Histograma de niveles de grises.

Otro defecto que se consideró fue el de la concentración de las porosidades con dimensiones de 1.1cm x 0.3 cm, figura 9(a) se aprecia en la forma del histograma figura 9(b) que no es una distribución normal, la media del histograma se desplaza hacia la derecha, presenta una desviación estándar mayor con respecto a las imágenes de la piel sin defecto y con los dos defectos anteriormente presentados.

Así mismo es notable la concentración del número de píxeles entre los niveles de gris 100 y 150, además de un pico adicional a la derecha del histograma, se muestra en la tabla 3 las características estadísticas de la imagen.

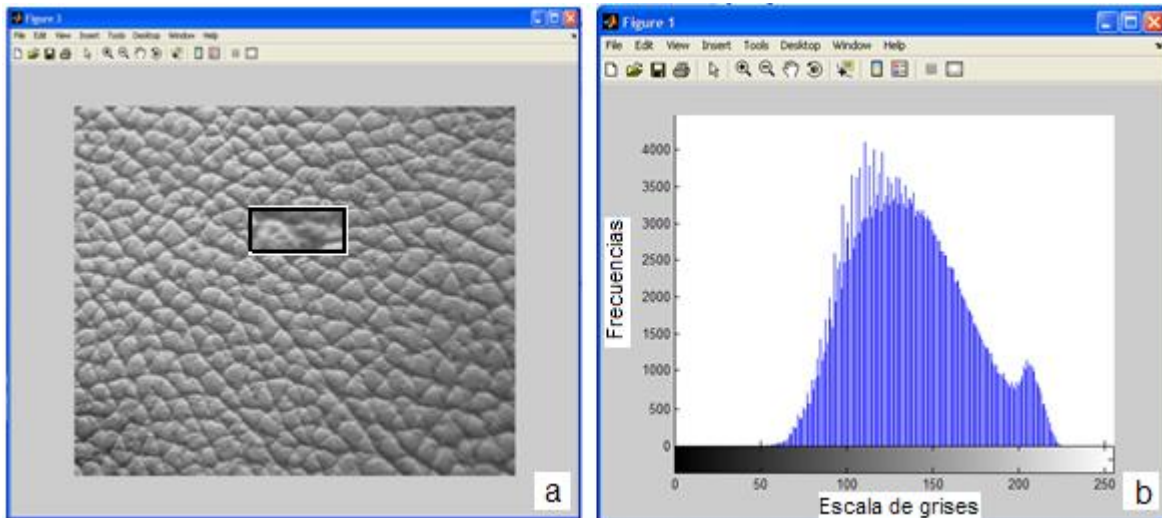


Figura 9 (a) imagen de piel con defecto tipo porosidades. (b) Histograma de la piel con un defecto tipo porosidades.

Los momentos estadísticos tabla 3, nos muestran que existen diferencias entre las distribuciones de las imágenes con los diferentes defectos y la imagen considerada sin defecto. Esto indica que las características estadísticas pueden dar información útil para diferenciar las imágenes con defecto y las que presentan algún defecto. Sin embargo no es posible caracterizar de manera clara los diferentes defectos con esta información, pues no se repite el mismo tipo de defecto en la piel, además las dimensiones y formas de los defectos encontradas son muy variadas.

Imagen de prueba	media	desviación estándar	suavidad	tercer momento	uniformidad	entropía
Piel sin defectos	122.9	12.19	0.00228	-0.018	0.0243	5.602
Piel con defecto tipo hoyo	122.4	18.88	0.00545	-0.252	0.0206	5.914
Piel con defecto tipo cicatriz	126.2	32.59	0.01605	-0.257	0.0088	6.962
Piel con defecto tipo porosidades	136.6	33.23	0.01670	0.2121	0.0085	7.0312

Tabla 7 Comparación de los momentos estadísticos, media, desviación estándar, suavidad, tercer momento, uniformidad, entropía de las imágenes de la piel sin defecto y con tres tipos de defecto, hoyo, cicatriz y porosidades.

6.2.2 Histogramas en escala de grises con una resolución de 3.2Mp

Se obtuvieron fotografías tamaño de 640x480 píxeles con una resolución de 3.2Mp, provenientes de la piel de prueba, que fueron tomadas de manera secuencial con iluminación proveniente de una fuente de luz blanca, se obtuvieron los histogramas correspondientes mediante el programa Matlab® y se observó su distribución.

En la figura 10(a) se observa una porción de la piel de prueba sin defecto bajo condiciones controladas de luz. En la figura b se tiene un segmento diferente de la piel sin defecto bajo las mismas condiciones de luz que la anterior.

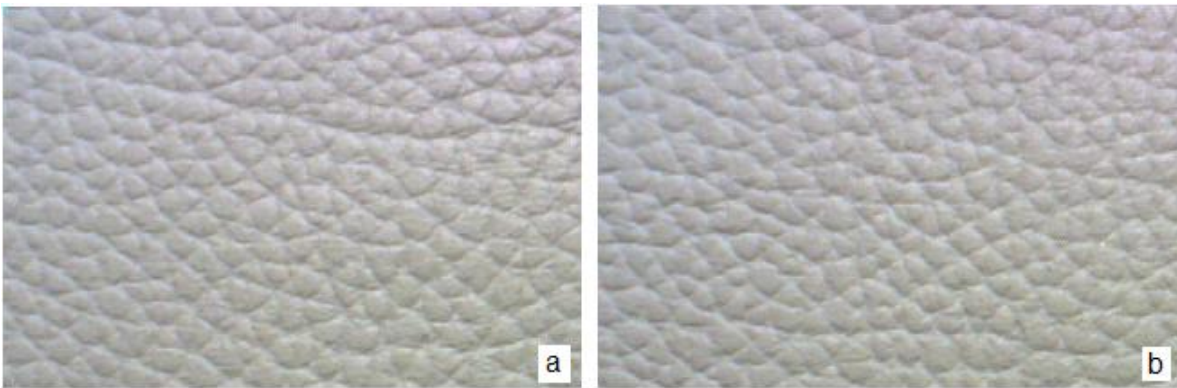


Figura 10 (a) Imagen considerada sin defecto 1a. (b) Imagen considerada sin defecto 1h, ambas con un tamaño de 640x480 píxeles con una resolución de 3.2Mp.

Al analizar los histogramas de las imágenes 1a y 1h figura 10 (a) y (b), correspondientes a muestras de piel sin defecto, podemos observar que siguen una distribución de histograma y que los valores de la media son parecidos tabla 4, tienen una diferencia entre 0.3.

Imagen de prueba	media
Piel sin defectos(1a)	160.66
Piel sin defecto (1h)	160.36
Piel sin defecto (1f)	160.34
Piel con defecto (1s)	156.66

Tabla 8 Media de los histogramas de la piel sin defecto

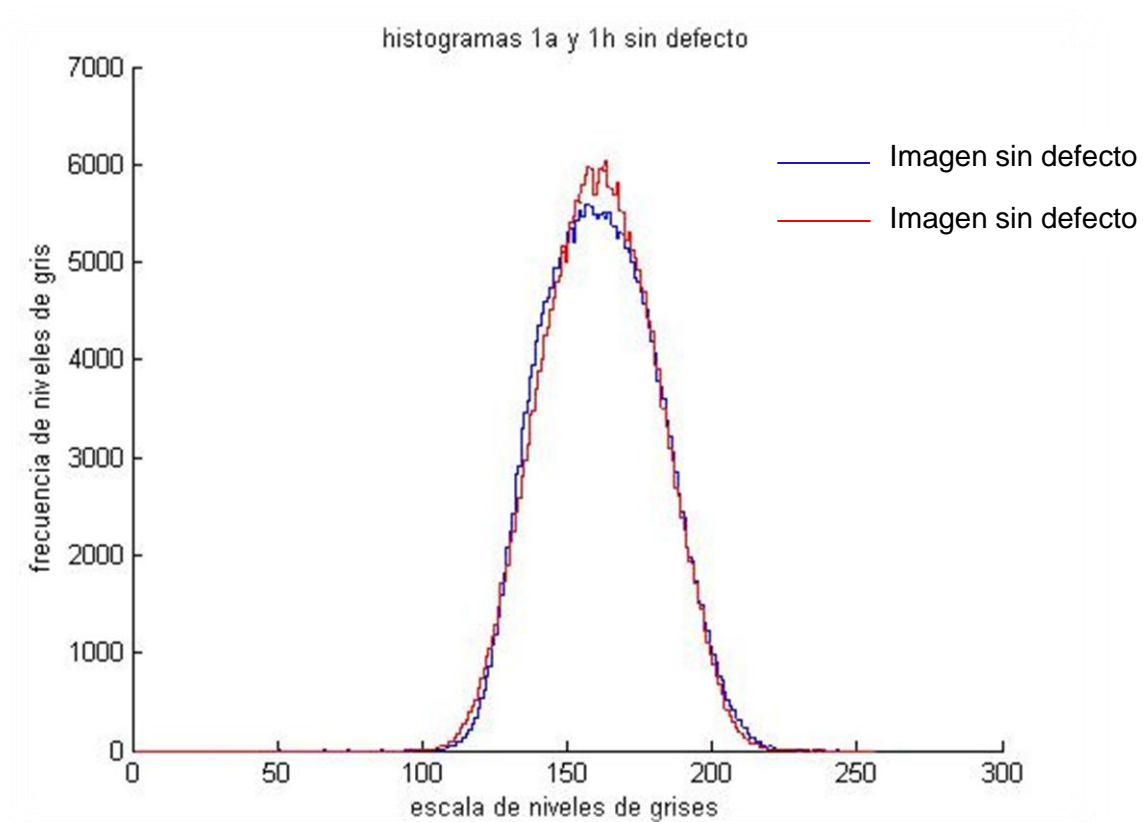


Figura 11 Histogramas correspondientes a la imagen 1a y 1h consideradas sin defecto

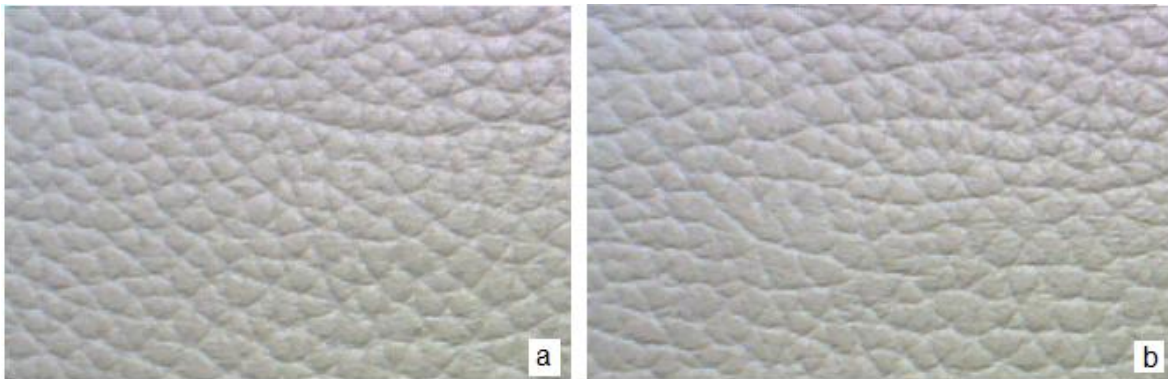


Figura 12 (a) Imagen considerada sin defecto 1a (b) Imagen considerada sin defecto 1f, ambas con un tamaño de 640x480 pixeles con una resolución de 3.2Mp.

Al analizar los histogramas de las imágenes 1a y 1h figura 12 (a) y (b), correspondientes a muestras de piel sin defecto, podemos observar que siguen una distribución de histograma y que los valores de la media son parecidos tabla 4, tienen una diferencia de 0.32

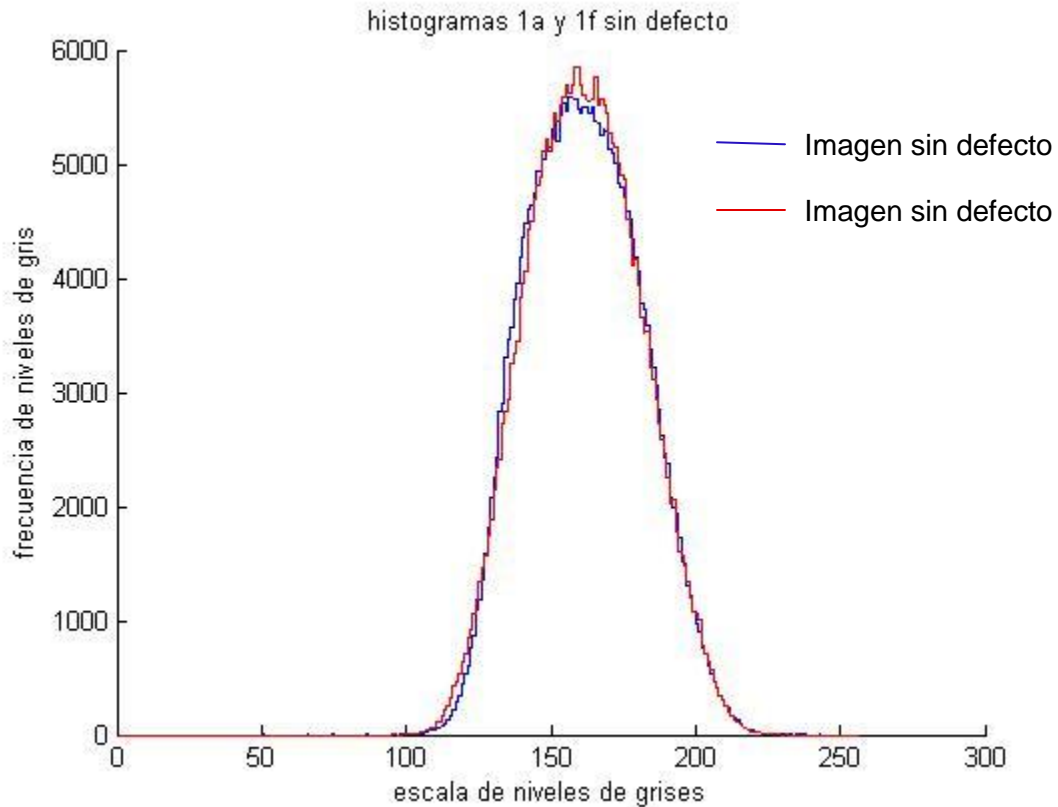


Figura 13 Histogramas correspondientes a la imagen 1a y 1f consideradas sin defecto

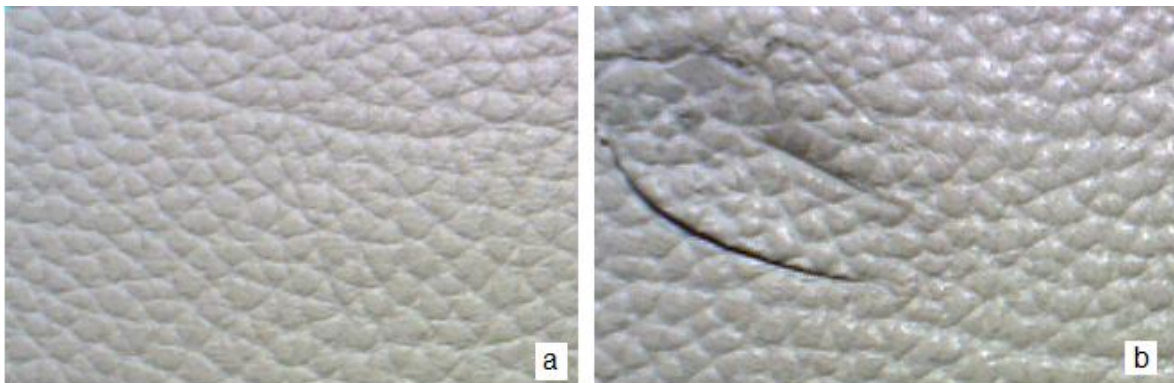


Figura 14 (a) Imagen 1a considerada sin defecto, (b) Imagen 1s con defecto con un tamaño de 640x480 pixeles y una resolución de 3.2Mp.

Al analizar los histogramas de las imágenes 1a y 1s figura 15, correspondientes a muestras de piel sin defecto y con defecto evidente respectivamente; podemos observar que no siguen una distribución de histograma y que los valores de la media tabla 4, tienen una diferencia de 4.

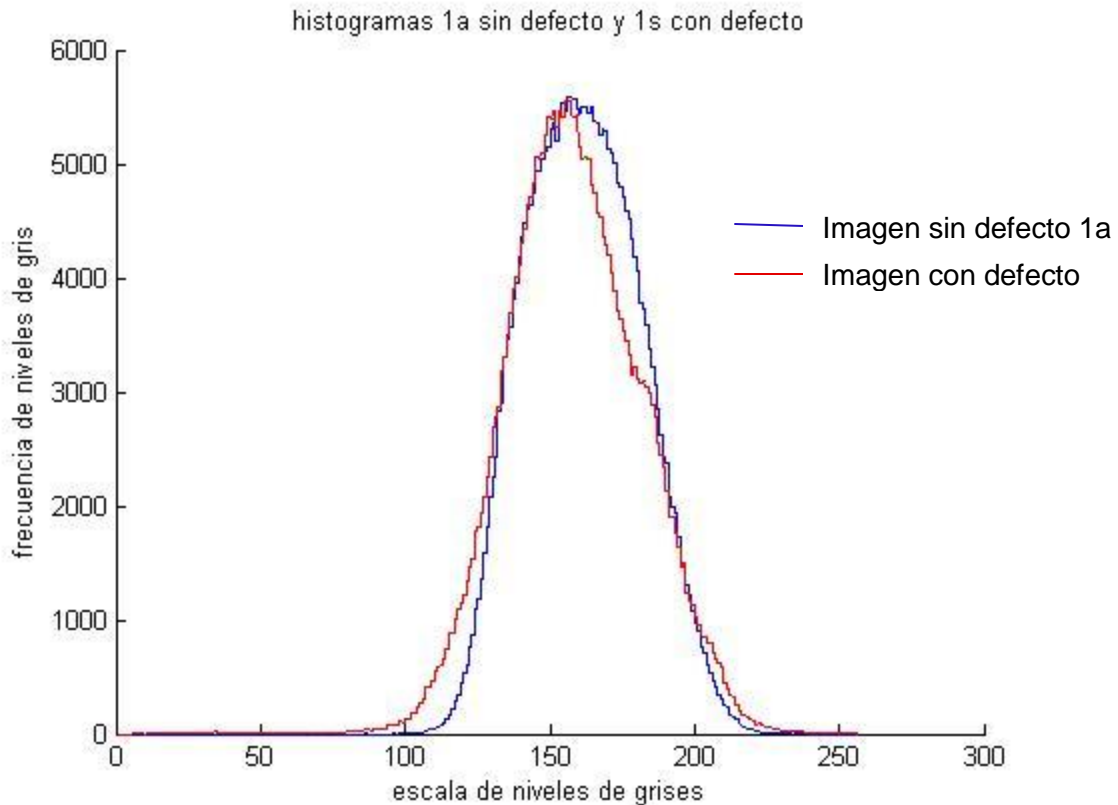


Figura 15 Histogramas correspondientes a la imagen 1a sin defecto y 1s con defecto

Los histogramas anteriores son un ejemplo de la comparación que se realizó con la serie de imágenes consideradas sin defecto, observándose que la media varía en un rango muy corto y que cuando se compara con las imágenes con defecto se obtienen en el mismo parámetro diferencias importantes tanto en la distribución del histograma como en la media.

Se tiene entonces que tanto en las pruebas realizadas en el capítulo anterior con imágenes con una resolución de 7.2Mpíxeles, como en el presente con imágenes con resolución de 3.2Mpíxeles, se observa una tendencia en la distribución de los histogramas en escala de grises, en aquellas imágenes sin defecto; mientras que en los histogramas de las imágenes con defecto se aprecian cambios considerables en su distribución y en las características estadísticas con respecto a las imágenes sin defecto.

Con los resultados anteriores se puede decir que es posible distinguir entre una imagen sin defecto y una que presenta defecto mediante la distribución de sus histogramas; sin embargo la información que se tiene no permite caracterizar los defectos mediante la variación de alguna de las características estadísticas calculadas.

6.2.3 Observaciones de los cambios y características de los histogramas en los tres canales de color RGB (rojo, verde y azul) y en escala de grises.

En los capítulos previos, se buscó detectar los defectos presentes en las imágenes de prueba mediante la distribución y las características estadísticas de los histogramas en escala de grises. Sin embargo, la información que se obtuvo no se considera suficiente para lograr nuestro objetivo. Se propuso por lo tanto el descomponer la imagen en sus tres canales de color RGB (rojo, verde y azul), ya que las variaciones individuales de cada uno de los canales incrementan la información disponible para discriminar las imágenes con defectos de aquellas que no los presentan (ver anexo A).

Un histograma de color está dado por un espacio discreto de color en ejes de color, por ejemplo, RGB (rojo, verde y azul) El histograma se obtiene contando el número de veces que se repite cada color en el arreglo de la imagen. Los histogramas son invariantes a la rotación o la translación con respecto a un eje perpendicular al plano de la imagen, y cambian lentamente con respecto al ángulo de vista, cambio de escala y obstrucciones.

Las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, curtosis, momento 3 y entropía) de la distribución de los histogramas de cada color se obtuvieron mediante un programa en Matlab®, figura 16.

	Test R	Test G	Test B	Test gris
Desviación Estandar	4.6534e+04	4.1759e+04	3.7784e+04	4.2870e+04
Varianza	2.1654e+09	1.7438e+09	1.4277e+09	1.8378e+09
Media	27648	27648	27648	27648
Curtosis	3.8171	3.1198	2.6865	3.2747
Momento 2	2.1570e+09	1.7370e+09	1.4221e+09	1.8307e+09
Momento 3	1.5242e+14	9.2659e+13	5.9003e+13	1.0472e+14
Entropía	0.8960	0.8624	0.7044	0.8822

Figura 16 Características estadísticas de histogramas de color

Es importante observar los cambios en la distribución de cada histograma de color RGB (rojo, verde y azul) y el de escala de grises, figura 17. Con la información que aportan los histogramas es posible determinar las características de las imágenes con defecto, sin embargo no se manifiestan dichos defectos en una sola característica estadística perteneciente a los canales de color RGB (rojo, verde y azul) y a la escala de grises.

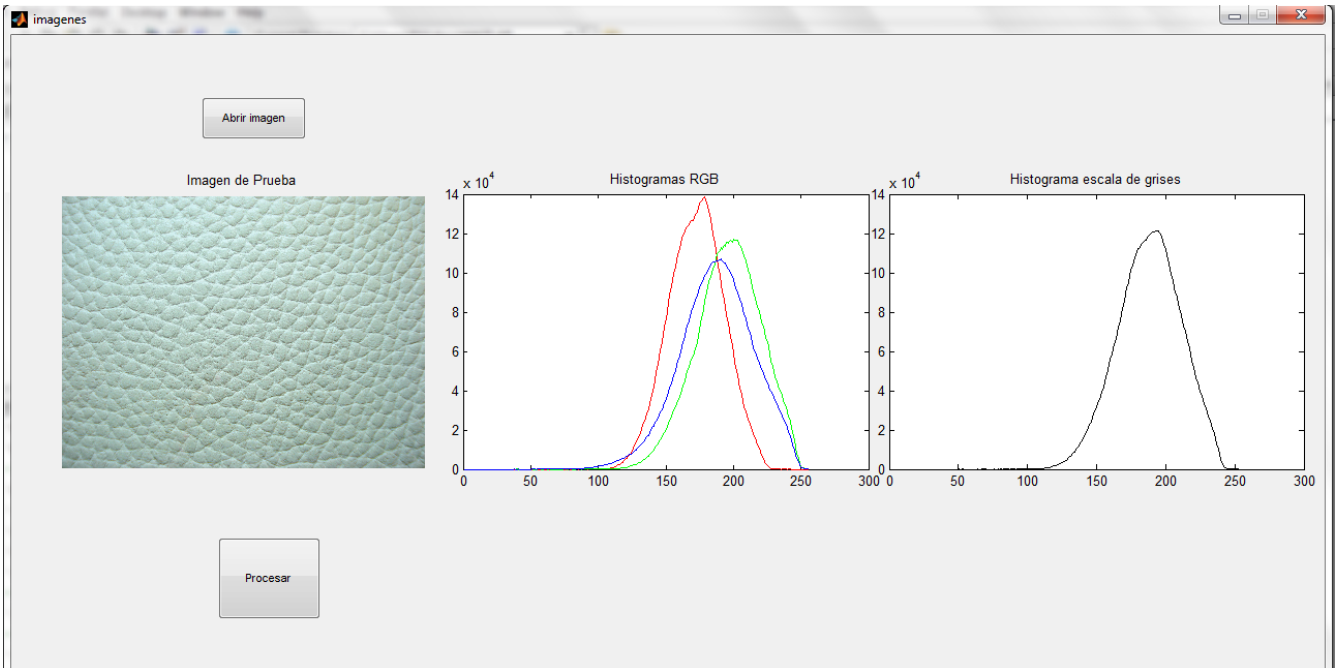


Figura 17 Distribución de los histogramas de color RGB y escala de grises

6.2.4 Características de la distribución estadística de los histogramas en cada canal RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises para la piel sin defectos

Los momentos estadísticos del histograma de intensidades de una región o una imagen son una manera de describir texturas. El histograma de una imagen representa la frecuencia de ocurrencia de los niveles de gris contenidos en la imagen. Sea z la variable aleatoria que denota intensidad y $p(z_i)$, $i = 0, 1, 2, \dots, L$ el histograma correspondiente, donde L es el número de los diferentes niveles de intensidad. Se tiene entonces que el n -ésimo momento de z alrededor de la media es

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$$

Donde m es el valor medio de z (la intensidad promedio):

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$$

El segundo momento, es la varianza $\sigma^2(z)$ y es de particular importancia ya que es una medida del contraste de la intensidad que a su vez puede utilizarse en otros descriptores de lisura relativa, como

$$R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$$

La desviación estándar $\sigma(z)$ es la media de las diferencias de todos los píxeles sobre el promedio, es decir, es una medida del término medio del contraste (mide la homogeneidad de una muestra o imagen), también se conoce como la raíz cuadrada de la varianza.

$$\sigma = \sqrt{\mu_2} = \sqrt{\sigma^2}$$

El tercer momento,

$$\mu_3(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i)$$

Es una medida del sesgo del histograma, si el histograma es angosto representa que la imagen presenta poco contraste, un histograma sesgado hacia la izquierda indica una imagen brillante y un histograma con dos picos principales, llamado bimodal, implica un objeto que se encuentra en contraste con el fondo de la imagen. El cuarto momento o curtosis, que es una medida de lo plano que es el histograma, frecuentemente se compara con la curva normal que tiene un coeficiente de curtosis igual a 3.

La entropía es una medida de la variabilidad y está definida como

$$e(z) = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$$

La entropía es 0 para una imagen constante. (Gonzalez & Woods, 2008)

6.2.5 Obtención de datos

Se obtuvieron un total de 209 fotografías digitales de una piel de prueba de color beige (denominada por el fabricante camelia oyster) y que presenta en su superficie una textura no homogénea (ver anexo B). Las fotografías se tomaron bajo las condiciones controladas de iluminación que se determinaron específicamente para el color y tipo de piel como se menciona en la primera etapa. La fuente de luz seleccionada fue la de una matriz (6x4) de leds ultra brillantes de luz blanca con una intensidad de 2050 luxes y se colocó en paralelo utilizando el método de iluminación directa a una altura de 15cm; con un tamaño de 2304 x 3072 píxeles y dimensiones 60.6mm x 47.2mm (ver anexo C). En dichas fotografías se incluyen áreas de la piel con defectos y sin defectos.

Las imágenes con defecto se clasificaron en dos tipos, porosidades (entre 1mm y 30mm de longitud) e imágenes con defectos evidentes (entre 3mm y 53mm de longitud) que comprenden los defectos como: hoyos, desgarres, marca de hierro incandescente, líneas y también su combinación con porosidades.

Para sostener y posicionar la cámara de tal manera que se mantuvieran las mismas condiciones de altura e iluminación, se utilizó un manipulador cartesiano (figura 18), con tres grados de libertad, que permiten un movimiento libre en el espacio de 3D. Además, se construyó una cámara de aislamiento para evitar que la luz ambiental alterara las condiciones de toma de imágenes (ver anexo A).

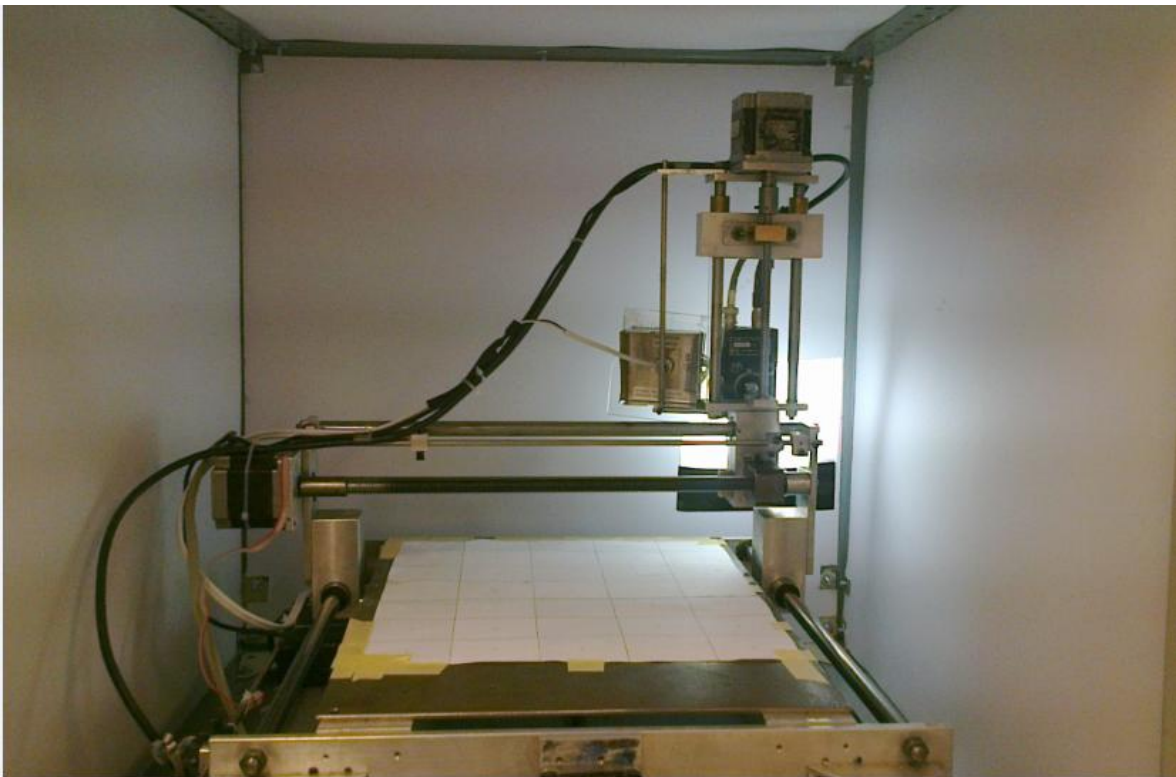


Figura 18 Manipulador cartesiano con tres grados de libertad utilizado en la adquisición de las imágenes y cámara de aislamiento

6.3 Tercera Etapa: Identificación de las características promedio o patrón para la piel sin defecto

Del total de fotografías digitales adquiridas 209 se seleccionaron 62 imágenes consideradas previamente sin defecto por un experto inspector. El número de imágenes que se tomaron como muestra, constituyen la mitad de las imágenes adquiridas sin defecto. Las imágenes se procesaron mediante el programa Matlab[®] para obtener los histogramas de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y para obtener el histograma de escala de grises. Asimismo, se calcularon las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento³, curtosis y entropía) de los histogramas de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y de escala de grises, para las imágenes correspondientes a la piel considerada sin defecto. Posteriormente, se obtuvo un promedio de cada una de sus características estadísticas de los 62 histogramas de las imágenes de piel sin defecto, lo cual constituye una caracterización global de la textura de la superficie de la piel de prueba y se considera un patrón.

Los datos generados con los histogramas y el cálculo de las características estadísticas de los mismos, se representaron en gráficas de radar donde es posible apreciar con claridad la tendencia que presentan los datos, así como también las diferencias que existen con respecto al valor patrón.

6.3.1 Desviación estándar

La desviación estándar es la media de las diferencias de todos los píxeles sobre el promedio, es decir, es una medida del término medio del contraste (mide la homogeneidad de una muestra o imagen).

El valor promedio característico o patrón sirve como referencia para determinar si la desviación estándar del histograma de la imagen bajo análisis pertenece o no a las imágenes sin defecto; ya que se observa que entre el 86% y 95% de los valores de la desviación estándar de las muestras de pieles sin defecto se localizan dentro o sobre el círculo que forma el valor promedio de la desviación estándar. El mismo comportamiento se observa para la desviación estándar de los canales de color rojo figura 19(a), verde figura 19(b), azul (RGB) figura 19(c) y escala de grises figura 19(d).

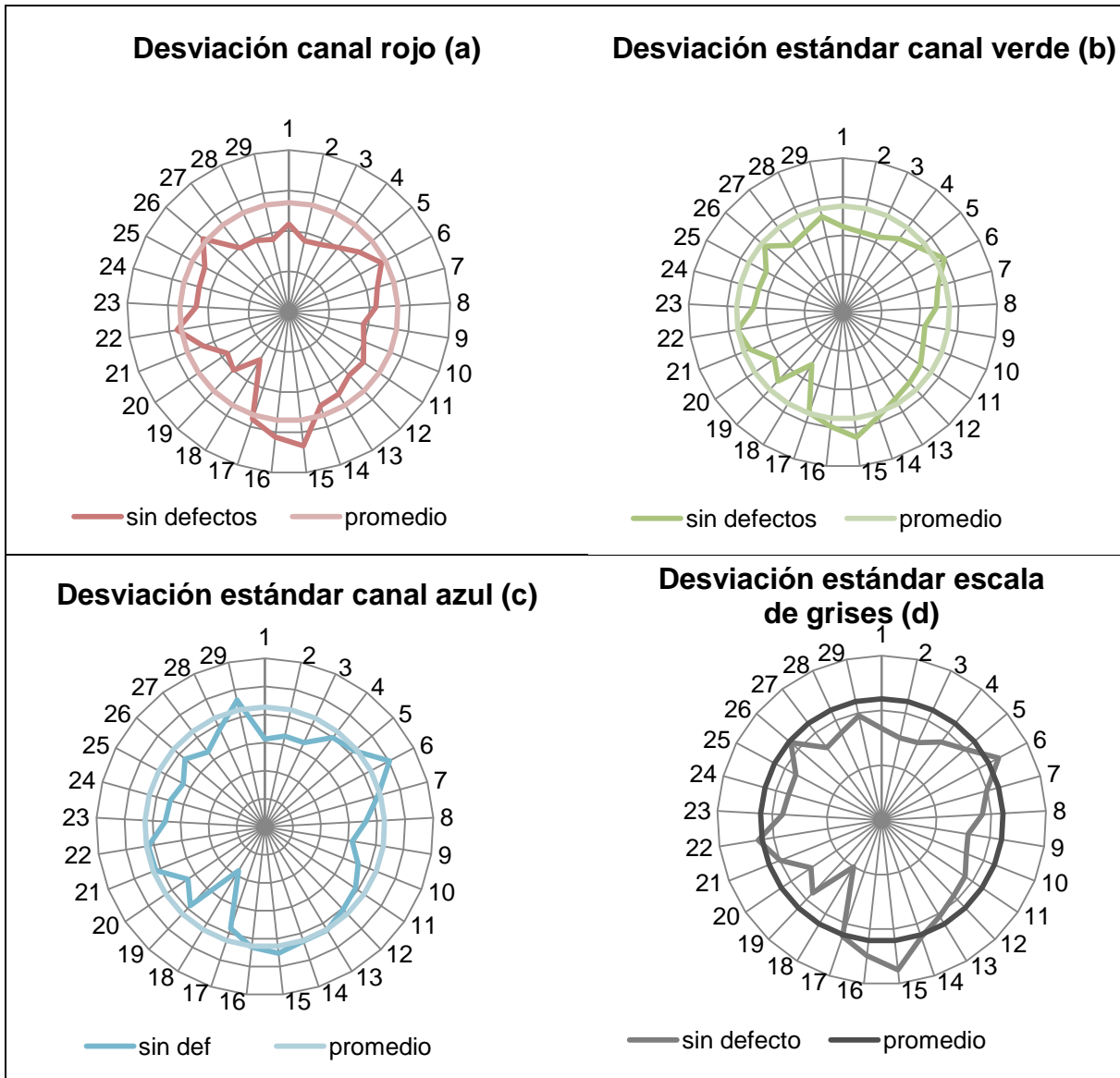


Figura 19 Desviación estándar de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises

6.3.2 Varianza

El segundo momento, es la varianza y es de particular importancia ya que es una medida del contraste de la intensidad. También se considera que la varianza mide la suavidad relativa de la intensidad de una región.

Al igual que en la desviación estándar, el valor promedio característico o patrón para la varianza, sirve como referencia, ya que se observa que entre el 86% y 90% de los valores de la varianza de las muestras de pieles sin defecto se localizan dentro o sobre el círculo que forma el valor promedio de la varianza.

Se observa una variación en la tendencia del comportamiento de la varianza del canal rojo en el datos 15 al 21, figura 20(a); confirmándose con esto que cada canal de color aporta información útil para la caracterización de la piel sin defecto. Así mismo se observa el mismo comportamiento de los datos en el canal de color verde figura 20(b), azul figura 20(c), y escala de grises figura 20(d).

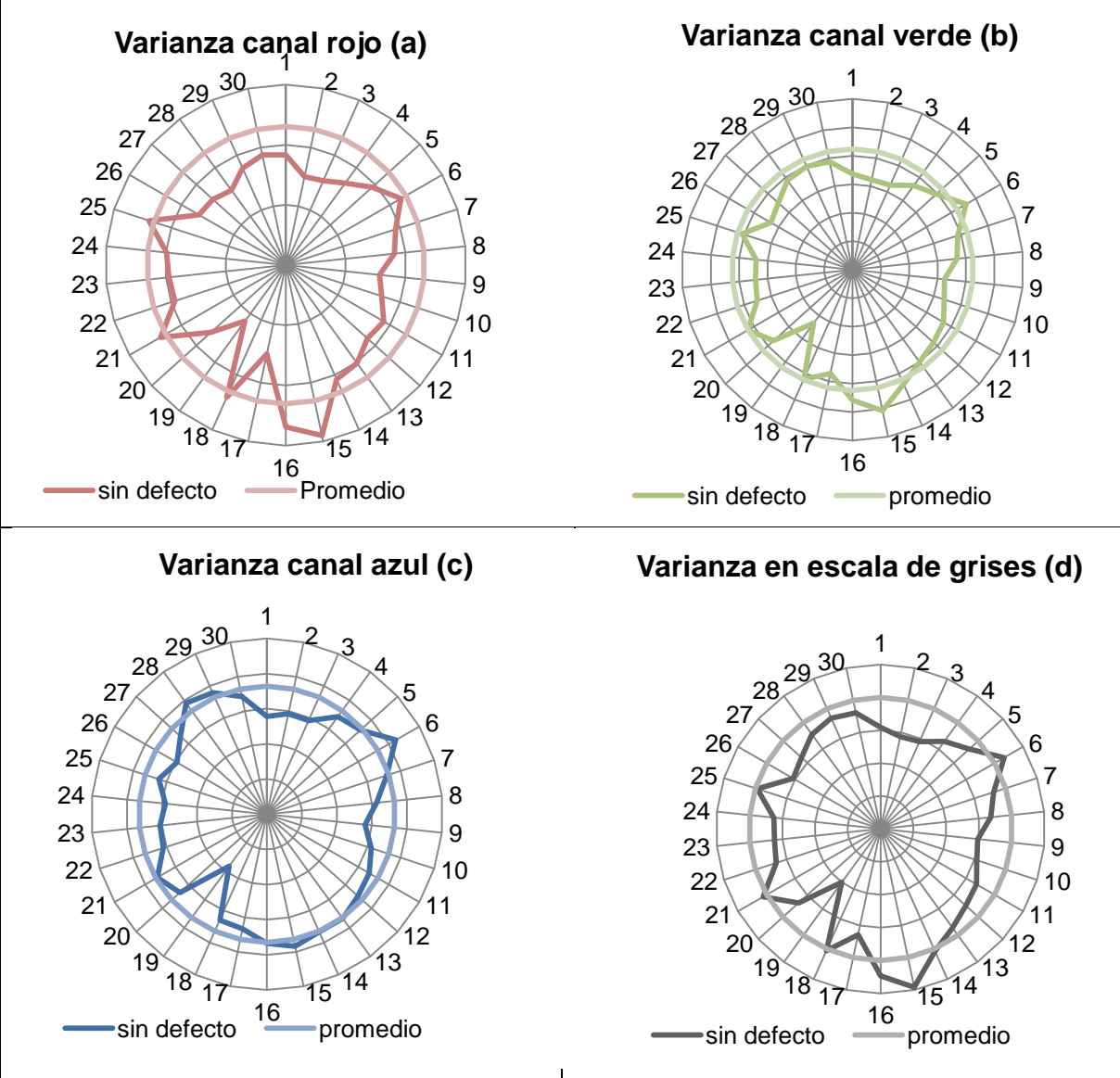


Figura 20 varianza de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises

6.3.3 Media

La media es el término medio de la intensidad en una imagen; la localización de la medida en un histograma indica si una distribución tiende a la normal o difiere de ella. Al igual que en la varianza, el valor promedio característico o patrón para la

media, sirve como referencia, ya que se observa que entre el 83.3% y 70% de los valores de la media de las muestras de pieles sin defecto se localizan dentro o sobre el círculo que forma el valor promedio de la media.

Se observa variaciones en la tendencia del comportamiento de los valores de la media en el cada uno de los canales figura 21, se considera que el canal azul figura 21(c) difiere más en su comportamiento, por consiguiente aporta información para lograr caracterizar a la piel sin defecto.

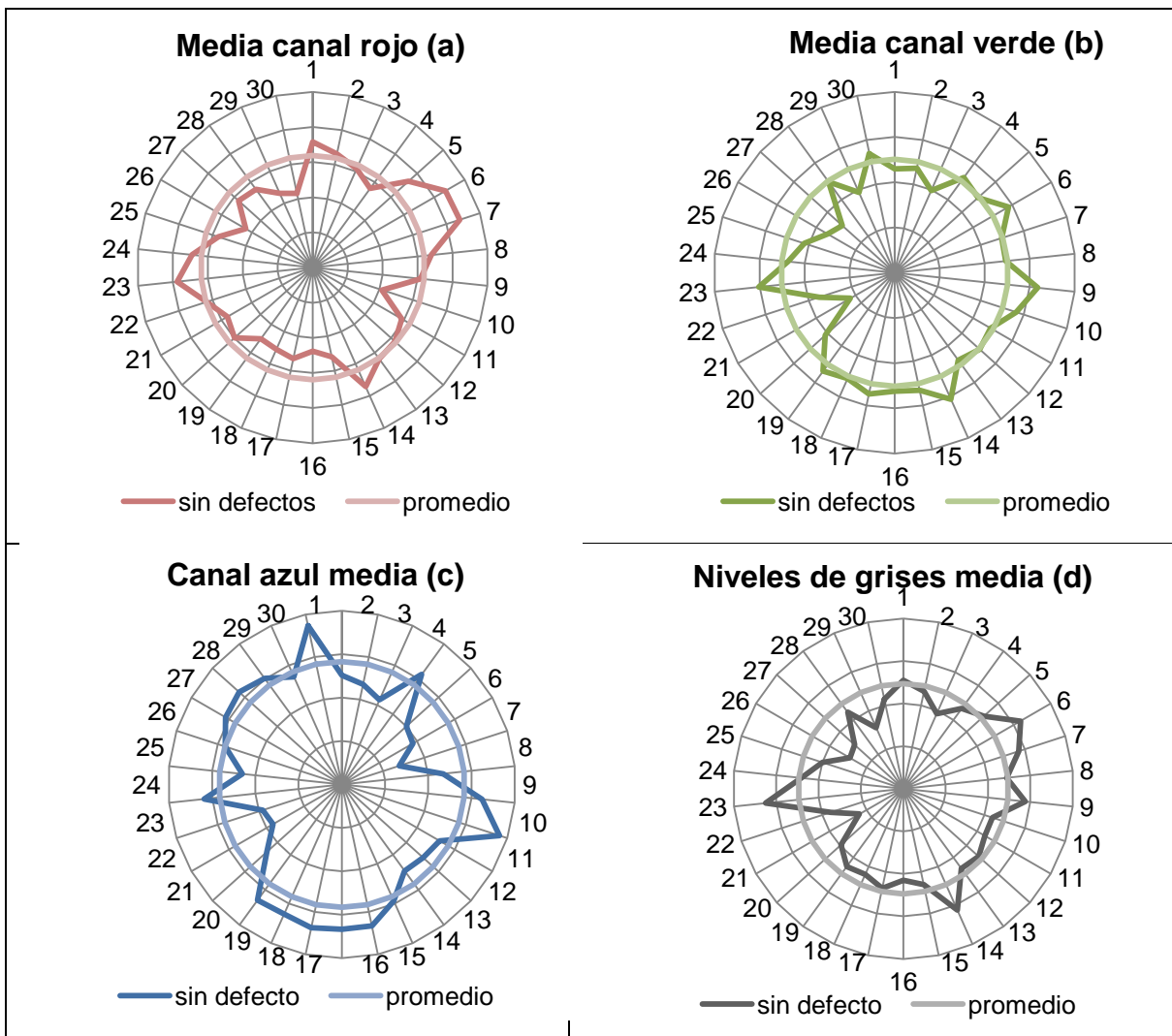


Figura 21 Media de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises

6.3.4 Curtosis

El cuarto momento o curtosis que es una medida de lo plano que es el histograma, frecuentemente se compara con la curva normal que tiene un coeficiente de curtosis igual a 3.

Como en el caso que la desviación estándar y la varianza que se calcularon previamente, se determinó el valor promedio característico o patrón para la curtosis de la piel sin defectos, que sirve como referencia, pues de la muestra de las pieles sin defecto seleccionadas, el 83.3% y el 93.3% de los valores de la curtosis, se localizan dentro o sobre el círculo que forma el valor promedio de la curtosis. Así mismo se observa una misma tendencia en comportamiento de los datos en el canal de color verde figura 22(b) y escala de grises figura 22 (d), mientras que el canal rojo figura 22(a), y el canal azul figura 22(c), varía la tendencia de los datos; estas variaciones se aprovechan para discriminar las imágenes que no presentan defectos.

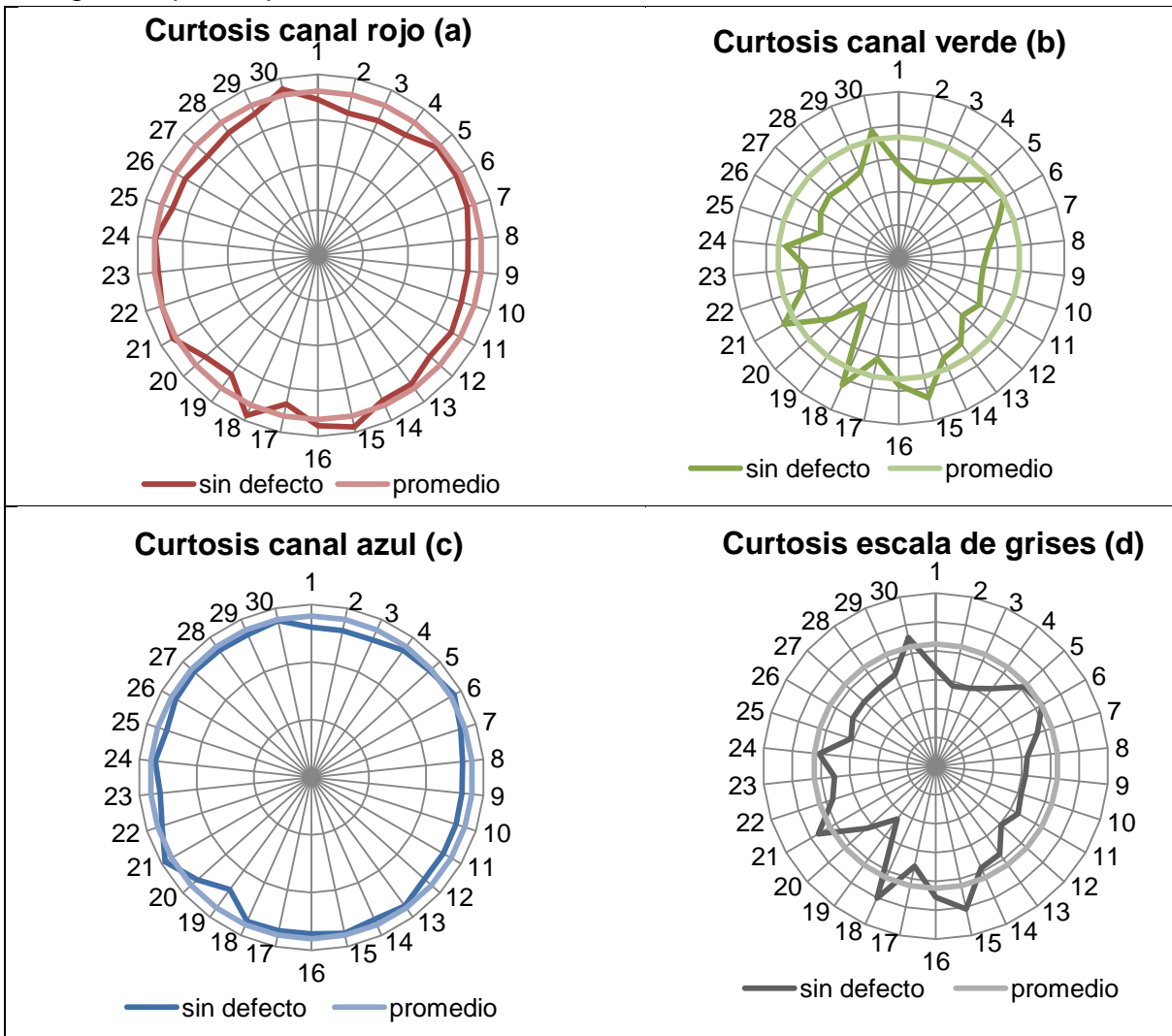


Figura 22 Curtosis de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises

6.3.5 Momento 3

El tercer momento, es una medida del sesgo del histograma, es decir, si el histograma es angosto representa que la imagen presenta poco contraste, un histograma sesgado hacia la izquierda indica una imagen brillante y un histograma con dos picos principales, llamado bimodal, implica un objeto que se encuentra en contraste con el fondo de la imagen.

Como en el caso que la desviación estándar y la varianza, la curtosis que se calcularon previamente, se determinó el valor promedio característico o patrón para el tercer momento de la piel sin defectos; se observa que el 90.0% de los valores de la curtosis de las muestras de pieles sin defecto, se localizan dentro o sobre el círculo que forma el valor promedio de la curtosis, por lo que se consideraron datos representativos de la muestra.

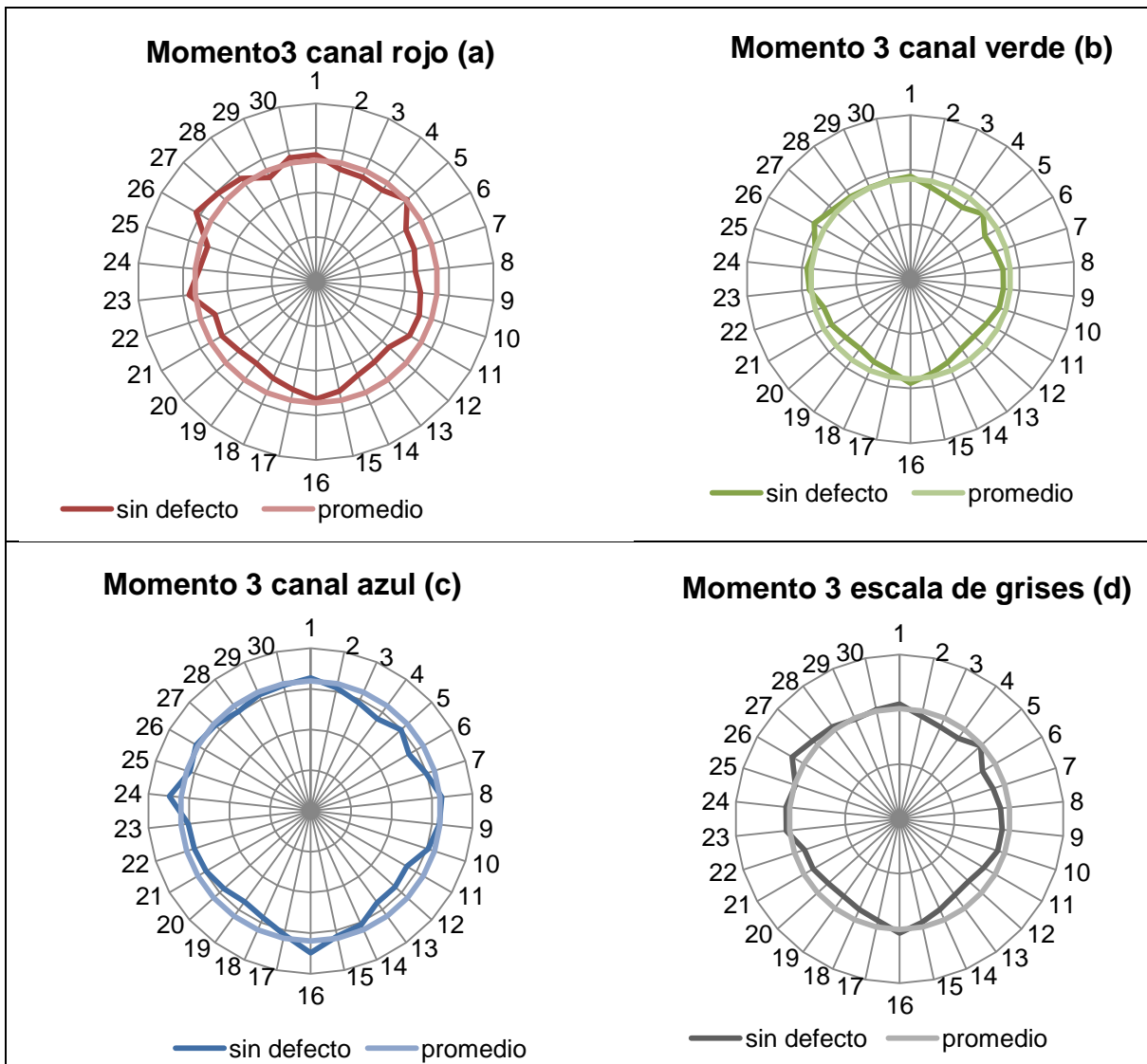


Figura 23 Momento3 de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises

Así mismo se observa una misma tendencia en comportamiento de los datos en cada canal de color rojo figura 23(a), verde figura 23(b), azul figura 23(c) y escala de grises figura 23(d). Estas tendencias aportan información sobre las características de la piel sin defecto y se aprovechan para discriminar las imágenes que no presentan defectos.

6.3.6 Entropía

La entropía es una medida de la variabilidad y es 0 para una imagen constante. Se calculó el valor promedio característico o patrón para la entropía de la piel sin defectos, el 70.0% de los valores de la entropía de las muestras de pieles sin defecto, se localizan dentro o sobre el círculo que forma el valor promedio de la curtosis, por lo que se consideraron datos representativos de la muestra.

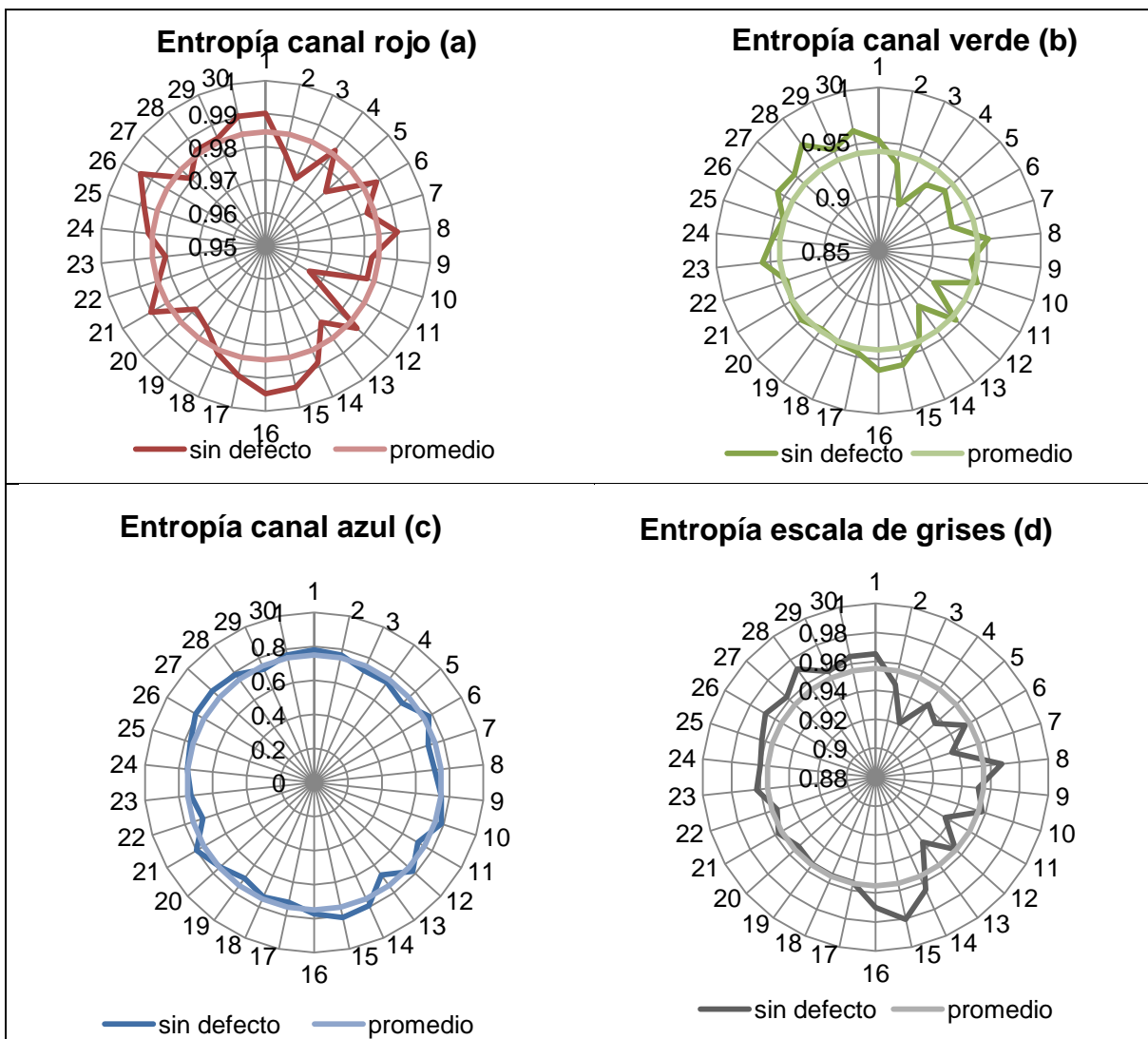


Figura 24 Entropía de los canales de color rojo, verde, azul (RGB) y escala de grises

Se observa una tendencia distinta en comportamiento de los datos en cada canal de color rojo figura 24(a), verde figura 24(b), azul figura 24(c) y escala de grises figura 24(d). Dadas las tendencias aleatorias que presentan los valores de la entropía, indican que la entropía no será de utilidad para discriminar las imágenes que no presentan defectos.

Al observar la tendencia de los valores de las características estadísticas presentadas en esta etapa se puede decir que la suposición inicial de caracterización de la piel sin defectos mediante la distribución de los datos obtenidos de la distribución de los histogramas es correcta y conveniente, ya que se tiene una tendencia de los datos provenientes de las características estadísticas de cada uno de los canales de color y de escala de grises que aporta información útil para distinguir las imágenes sin defecto.

6.4 Etapa 4: Intervalo de valores de la desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía pertenecientes a una imagen sin defecto

Como se observó previamente, las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) pertenecientes a los histogramas de las imágenes sin defecto de cada canal de color RGB (rojo, verde, azul) y escala de grises, y se determinó que proporcionan información útil para la caracterización de la piel sin defectos. Es por esta razón que se deben establecer intervalos para cada una de las características estadísticas que se consideren representativos de la piel en cuestión; de tal manera que con ellos sea posible determinar si las características de una imagen que corresponde a cualquier muestra de piel, pertenece al intervalo que representa a la piel sin defectos, o si no pertenece, es muy probable que presente defectos.

6.4.1 Criterio de selección del intervalo representativo de la piel sin defectos

Para obtener el intervalo de valores de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de los histogramas que indiquen que la piel que se está analizando pertenece a la piel sin defecto, se tomarán las gráficas que corresponde a los defectos tipo porosidades y la que está formada por las muestras de los defectos evidentes.

Las gráficas que corresponden a los defectos tipo porosidades presentan valores de las características estadísticas mayores las muestras sin defecto y se sitúan por encima del valor promedio.

Por otro lado los defectos evidentes presentan valores de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) con tendencias menores de la piel sin defectos y se sitúan por debajo del valor promedio.

Tomando en cuenta la relación que hay entre las gráficas tipo porosidades, sin defecto y promedio, se tomará como **límite superior** del intervalo, el valor del dato donde la gráfica de la piel con defectos tipo porosidades, es mayor que el valor promedio y mayor que la mayoría de los datos de la gráfica sin defectos, a su vez dicho valor debe ser el más cercano al promedio; para asegurar que los valores que se comparen estén fuera de aquellos que pertenecen a la piel sin defecto y al valor promedio, al valor elegido se le sumará un 2% de su valor para asegurar la pertenencia.

De manera similar, se tomarán en cuenta para determinar el **límite inferior** del intervalo las gráficas de los defectos evidentes, la gráfica sin defectos y la del promedio. Como valor del límite inferior se tomará el punto de la gráfica de los defectos evidentes que tenga un valor menor que el valor promedio y menor que la mayoría de los datos de la gráfica sin defectos, a su vez dicho valor debe ser el valor más cercano al promedio, se le restará el 2% del mismo para asegurar que los valores que se comparen estén fuera de aquellos que pertenecen a la piel sin defecto y al valor promedio.

A continuación se muestran las gráficas de la desviación estándar, varianza, media, momento³, curtosis y entropía, para 30 muestras de los histogramas correspondientes a pieles sin defectos, con defectos tipo porosidades, el valor promedio de la desviación estándar previamente calculado y para las pieles que presentan defectos evidentes; de donde según los criterios descritos previamente se determinaron los valores de los intervalos para la desviación estándar que se consideran representativos de la piel sin defectos.

Los intervalos representativos se determinaron para cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y de escala de grises.

6.4.2 Intervalo de la desviación estándar RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto

Tomando en cuenta el criterio establecido para los intervalos pertenecientes a una piel sin defecto se muestra en la tabla 9 las gráficas de la desviación estándar para el canal de color rojo; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo.

En la misma tabla 9, también se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la desviación estándar de la piel sin defecto.

Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal rojo	Intervalo: $4.40 \times 10^4 < Sd < 4.56 \times 10^4$ Promedio: 4.54×10^4	<p style="color: red; text-align: center;">Desviación estandar canal rojo: Límite superior</p> <p style="text-align: center;">— poros — sin defectos — promedio</p>
		<p style="color: red; text-align: center;">Desviación estandar canal rojo: Límite inferior</p> <p style="text-align: center;">— evidente — sin defectos — promedio</p>

Tabla 9 Límite superior e inferior de la desviación estándar del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 10 muestra las gráficas de la desviación estándar para el canal de color verde; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la desviación estándar de la piel sin defecto.

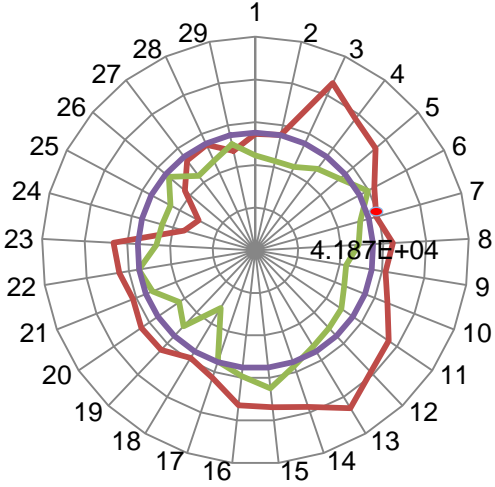
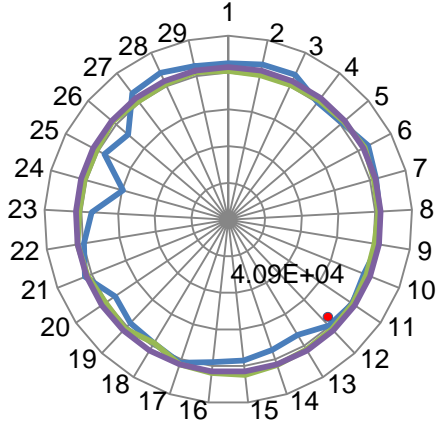
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal verde	<p>Intervalo: 4.09 $\times 10^4 < Sd < 4.20 \times 10^4$</p> <p>Promedio: 4.15×10^4</p>	<p>Desviación etandar canal verde: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defectos — promedio</p>
		<p>Desviación estandar canal verde: Límite inferior</p>  <p>— evidente — sin defectos — promedio</p>

Tabla 10 Límite superior e inferior de la desviación estándar del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 11 muestra las gráficas de la desviación estándar para el canal de color azul; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la desviación estándar de la piel sin defecto.

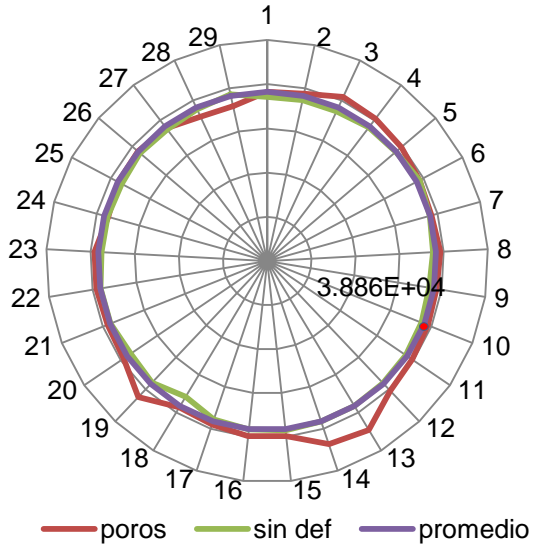
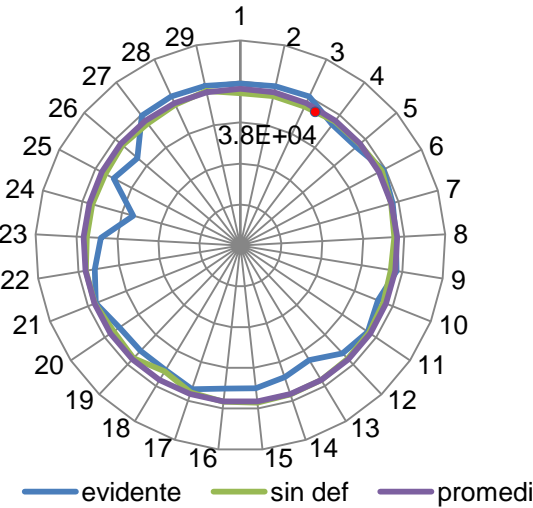
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal azul	<p>Intervalo: $3.80 \times 10^4 < S_d < 3.86 \times 10^4$</p> <p>Promedio: 3.83×10^4</p>	<p>Desviación estandar canal azul: Límite superior</p>  <p>Desviación estandar canal azul: Límite inferior</p> 

Tabla 11 Límite superior e inferior de la desviación estándar del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 12 muestra las gráficas de la desviación estándar para la escala de grises; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el **límite superior** del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el **límite inferior** del intervalo que representa la desviación estándar de la piel sin defecto.

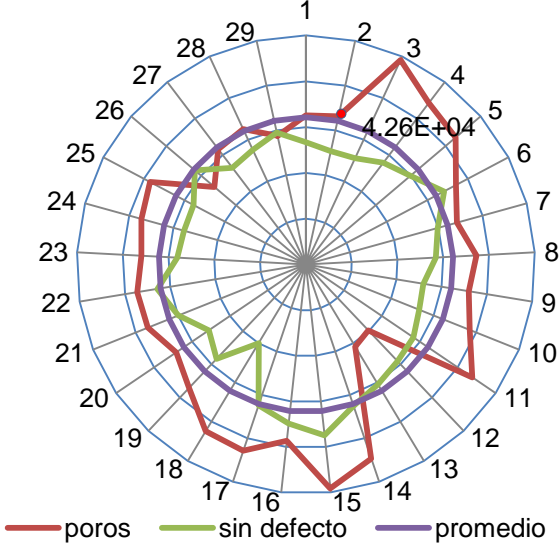
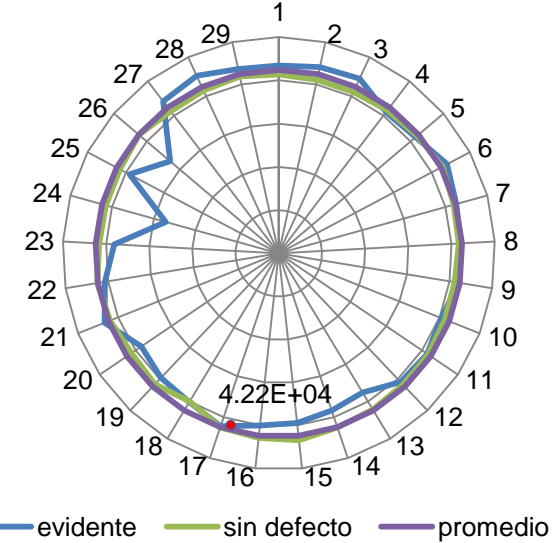
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Escala de grises	Intervalo: $4.22 \times 10^4 < S_d < 8.86 \times 10^4$ Promedio: 4.24×10^4	<p>Desviación estandar escala de grises: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p>Desviación estandar escala de grises: Límite inferior</p>  <p>— evidente — sin defecto — promedio</p>

Tabla 12 Límite superior e inferior de la desviación estándar de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

6.4.3 Intervalo de la varianza RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto

La tabla 9 muestra las gráficas de la varianza para el canal de color rojo; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la varianza de la piel sin defecto.

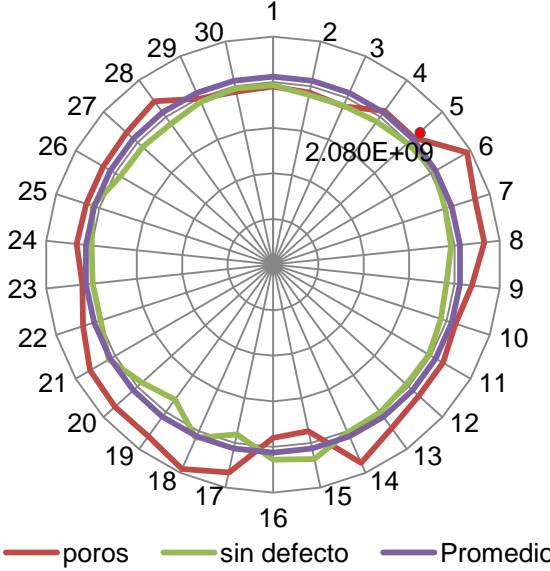
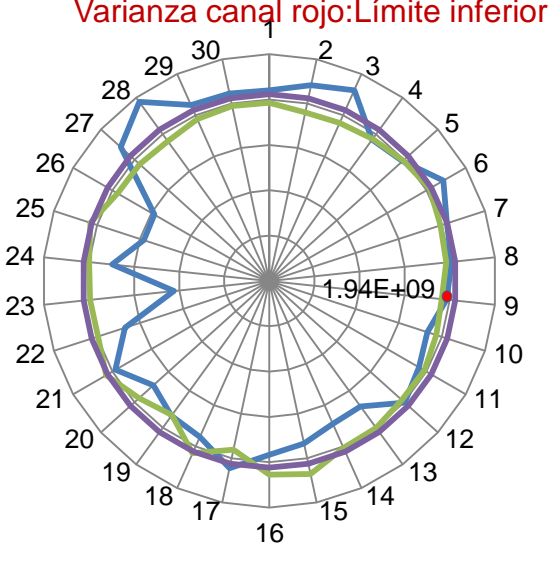
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal Rojo	Intervalo: $1.94 \times 10^9 < S_d < 2.08 \times 10^9$ Promedio: 2.06×10^9	<p style="text-align: center;">Varianza canal rojo: Límite superior</p>  <p style="text-align: center;">Varianza canal rojo: Límite inferior</p> 

Tabla 13 Límite superior e inferior de la varianza del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 14 muestra las gráficas de la varianza para el canal de color verde; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la varianza de la piel sin defecto.

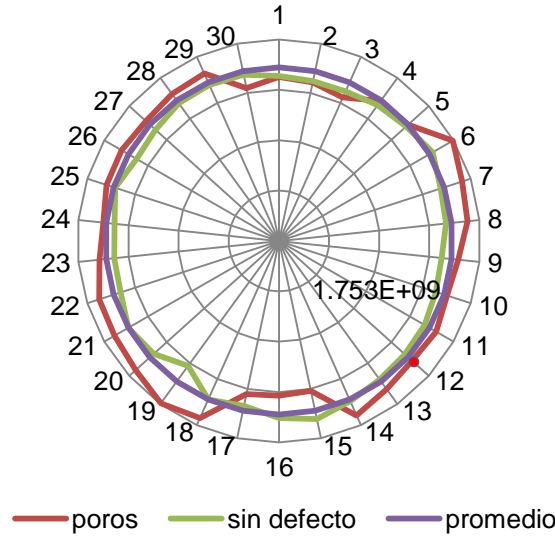
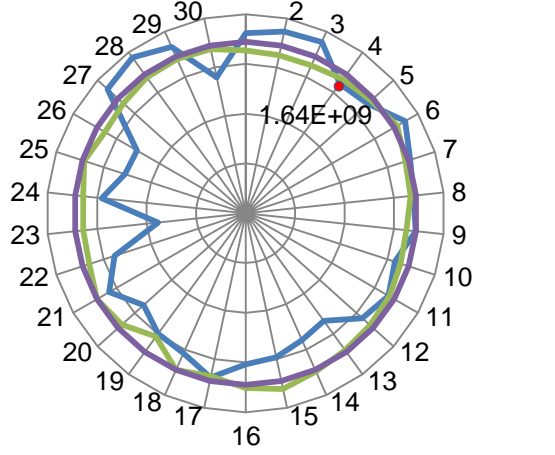
Canal	Intervalo sin defecto	Gráficas
Canal Verde	<p>Intervalo: $1.64 \times 10^9 < S_d < 1.753 \times 10^9$</p> <p>Promedio: 1.72×10^9</p>	<p style="color: green;">Varianza canal verde: Límite superior</p>  <p style="text-align: center;">— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p style="color: green;">Varianza canal verde: Límite inferior</p>  <p style="text-align: center;">— evidente — sin defecto — promedio</p>

Tabla 14 Límite superior e inferior de la varianza del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 15 muestra las gráficas de la varianza para el canal de color azul; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se

determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la varianza de la piel sin defecto.

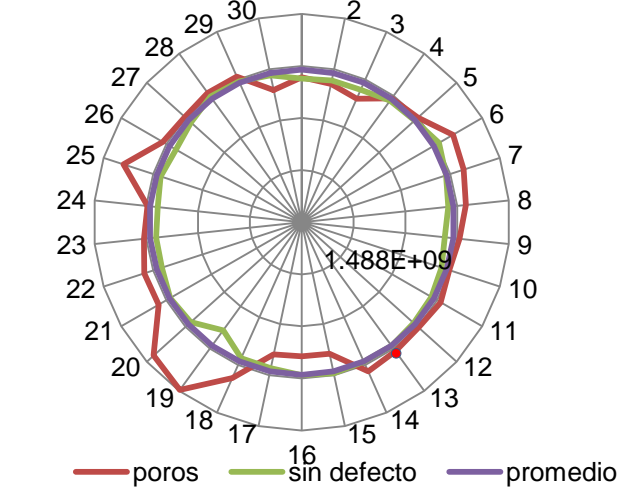
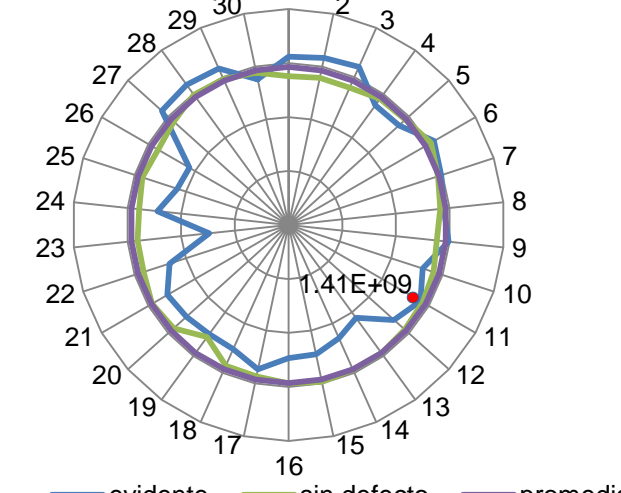
Canal	Intervalo sin defecto	Gráficas
Canal azul	<p>Intervalo: $1.41 \times 10^9 < S_d < 1.488 \times 10^9$</p>	<p>Varianza canal azul: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
	<p>Promedio: 1.46×10^9</p>	<p>Varianza canal azul: Límite inferior</p>  <p>— evidente — sin defecto — promedio</p>

Tabla 15 Límite superior e inferior de la varianza del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 16 muestra las gráficas de la varianza para la escala de grises; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos

evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la varianza de la piel sin defecto.

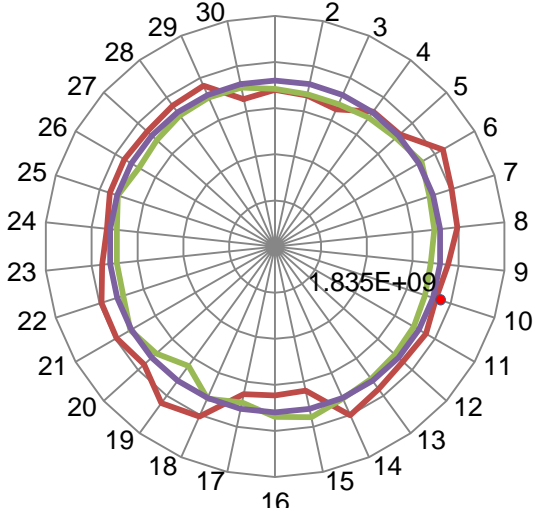
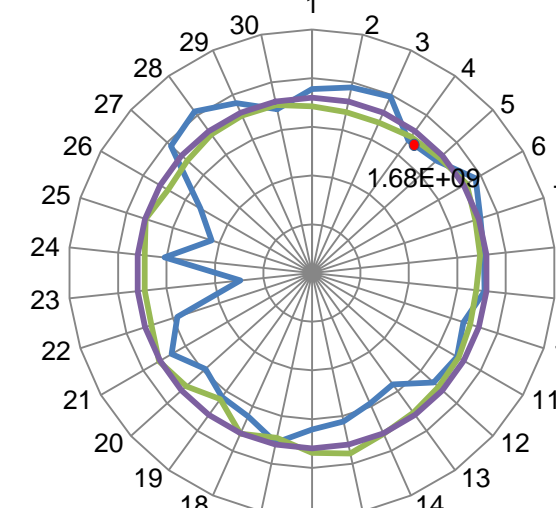
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Escala de grises	<p>Intervalo: $1.68 \times 10^9 < S_{\sigma} < 1.83 \times 10^9$</p> <p>Promedio: 1.80×10^9</p>	<p>Varianza escala de grises: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p>Varianza escala de grises: Límite inferior</p>  <p>— evidente — sin defecto — promedio</p>

Tabla 16 Límite superior e inferior de la varianza de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

6.4.4 Intervalo de la media RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto

La tabla 17 muestra las gráficas de la media para el canal de color rojo; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la media de la piel sin defecto.

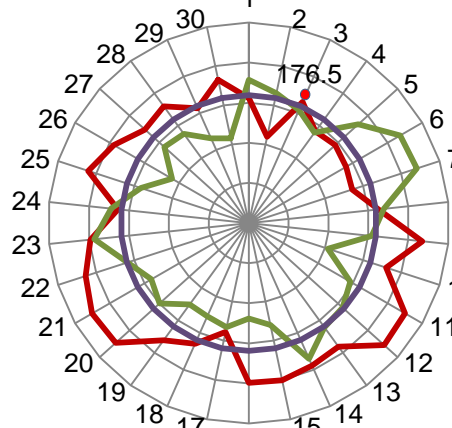
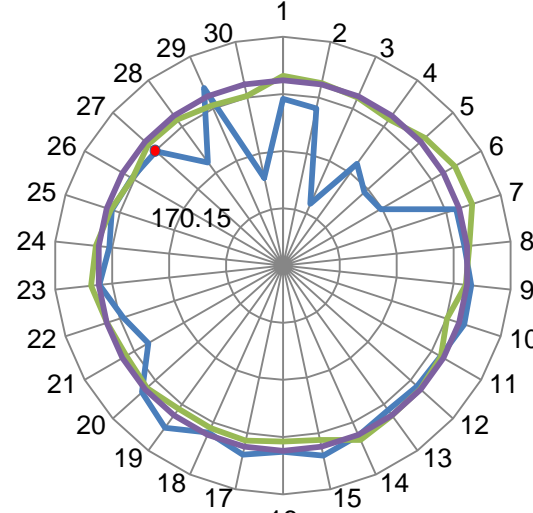
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal Rojo	<p>Intervalo: $170.15 < S_d < 176.51$</p> <p>Promedio: 172.38</p>	<p>Media canal rojo : Límete superior</p>  <p>— Poros — sin defectos — promedio</p>
		<p>Media canal rojo: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defectos — promedio</p>

Tabla 17 Límite superior e inferior de la media del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 18 muestra las gráficas de la media para el canal de color verde; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la media de la piel sin defecto.

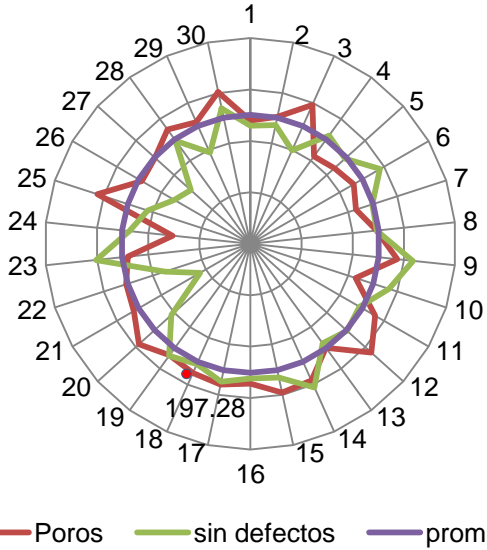
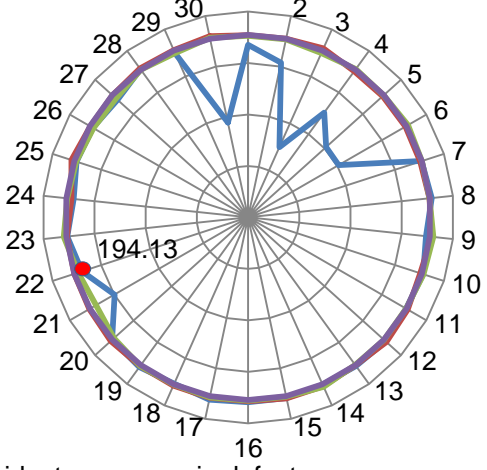
Canal	Intervalo sin defecto	Gráficas
Canal Verde	<p>Intervalo: $194.13 < S_d < 197.28$</p> <p>Promedio: 195.51</p>	<p>Media canal verde: Límite superior</p>  <p>— Poros — sin defectos — promedio</p>
		<p>Media canal verde: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defectos — promedio</p>

Tabla 18 Límite superior e inferior de la media del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 19 muestra las gráficas de la media para el canal de color azul; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la media de la piel sin defecto.

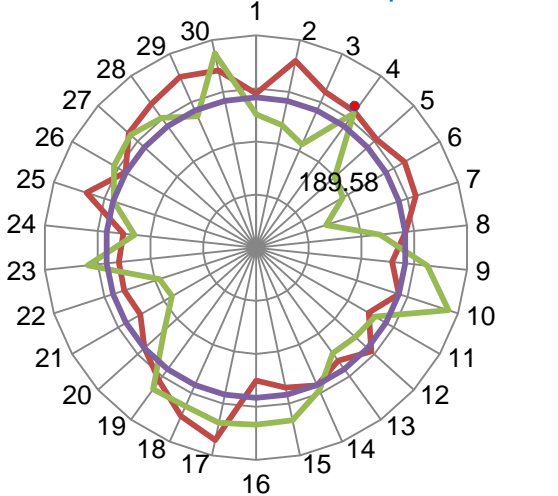
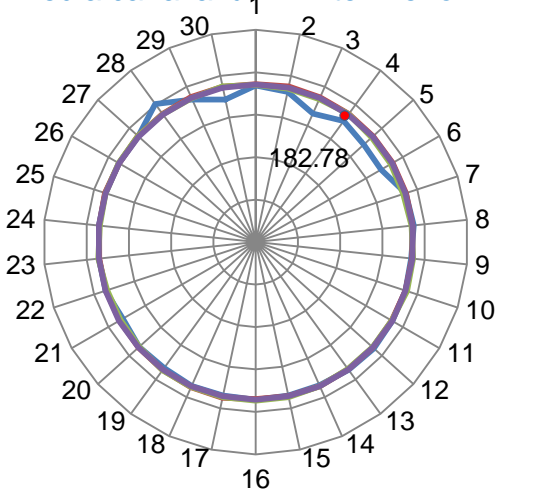
Canal	Intervalo sin defecto	Gráficas
Canal azul	Intervalo: $182.78 < S_d < 189.58$ Promedio: 185.66	<p>Media canal azul: Límite superior</p>  <p>— Poros — sin defecto — promedio</p>
		<p>Media canal azul: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 19 Límite superior e inferior de la media del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 20 muestra las gráficas de la media para la escala de grises; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del

intervalo que representa la media de la piel sin defecto.

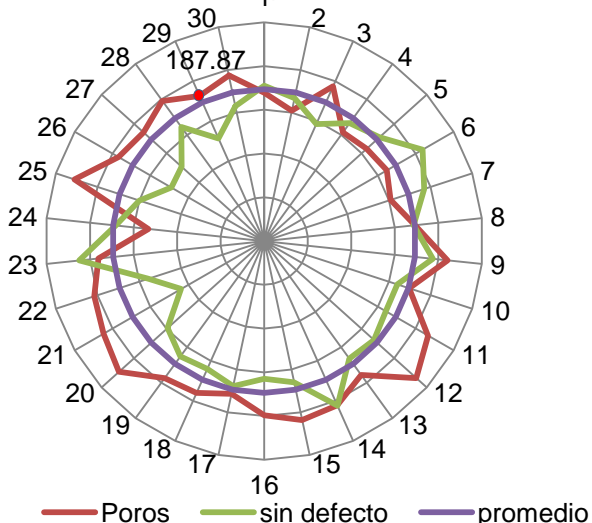
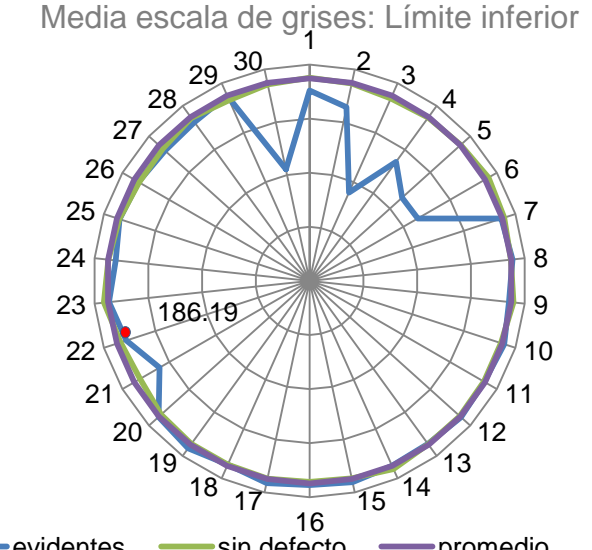
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Escala de grises	<p>Intervalo: $186.19 < S_d < 187.87$</p> <p>Promedio: 187.47</p>	<p>Media escala de grises: Límite superior</p>  <p>Media escala de grises: Límite inferior</p> 

Tabla 20 Límite superior e inferior de la media de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

6.4.5 Intervalo de la curtosis RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto

La tabla 21 muestra las gráficas de la curtosis para el canal de color rojo; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la curtosis de la piel sin defecto.

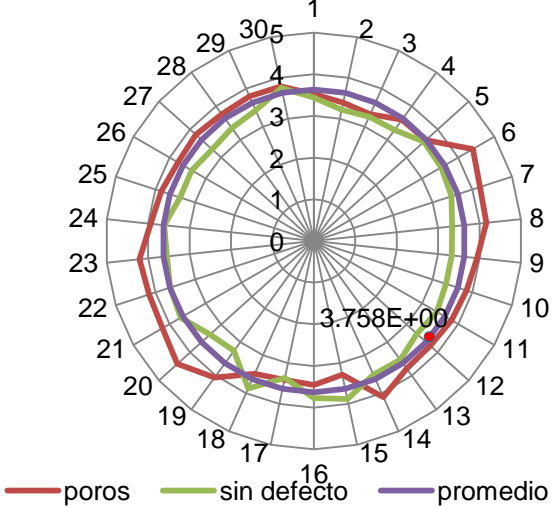
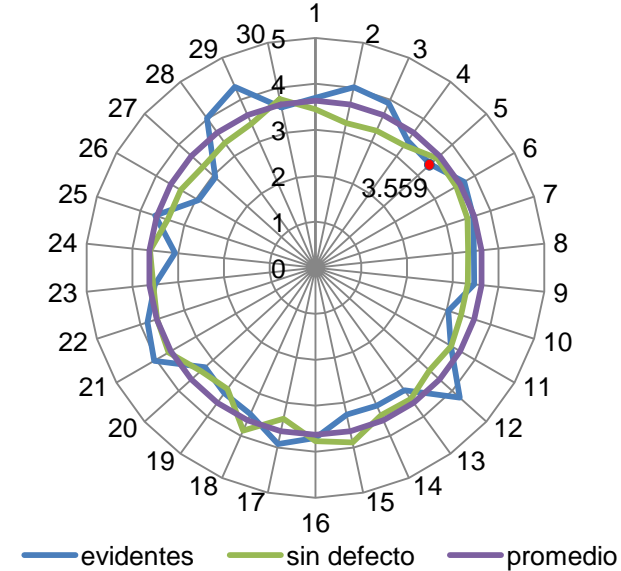
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal rojo	Intervalo: $3.55 < S_d < 3.75$	<p style="text-align: center;">Curtosis canal rojo: Límite superior</p>  <p style="text-align: center;">— poros — sin defecto — promedio</p>
	Promedio: 3.63	<p style="text-align: center;">Curtosis canal rojo: Límite inferior</p>  <p style="text-align: center;">— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 21 Límite superior e inferior de la curtosis del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 22 muestra las gráficas de la curtosis para el canal de color verde; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto determinó el límite superior del intervalo.

También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la curtosis de la piel sin defecto.

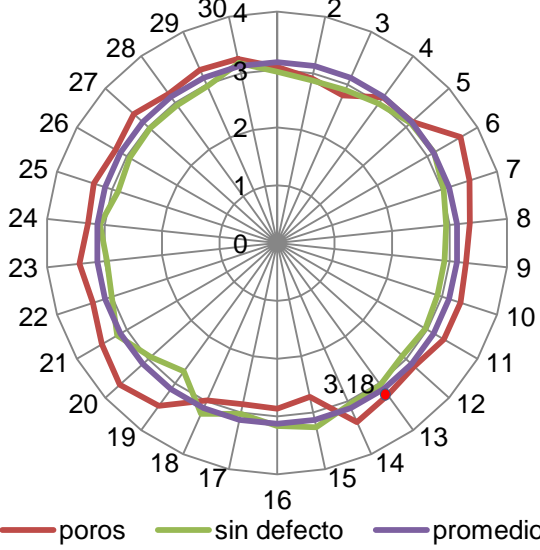
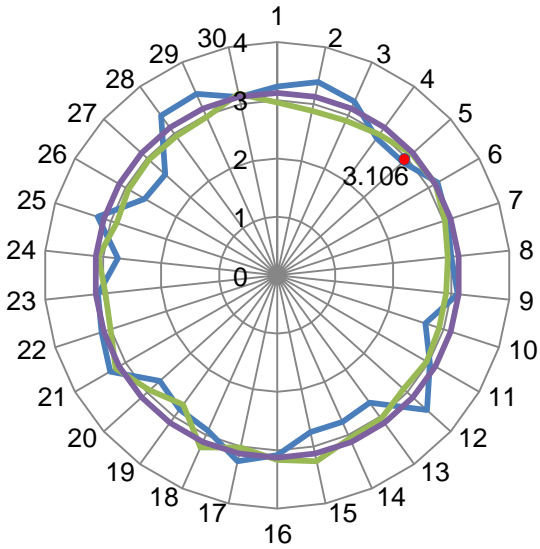
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal Verde	<p>Intervalo: $3.10 < S_d < 3.18$</p> <p>Promedio: 3.12</p>	<p>Curtosis canal verde: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p> <p>Curtosis canal verde: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 22 Límite superior e inferior de la varianza del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 23 muestra las gráficas de la curtosis para el canal de color azul; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la curtosis de la piel sin defecto.

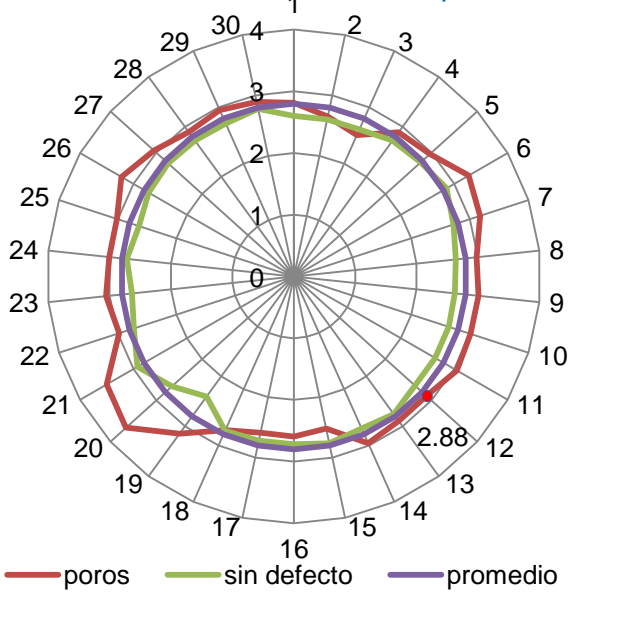
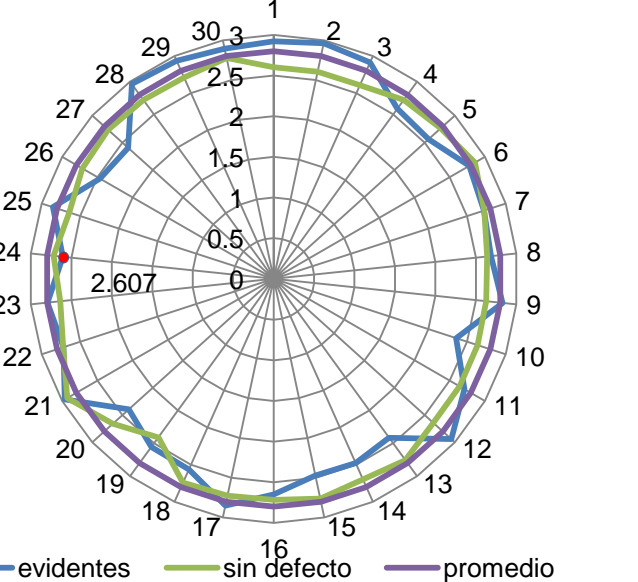
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal Azul	Intervalo: $2.60 < S_d < 2.88$ Promedio: 2.80	<p style="text-align: center;">Curtosis canal azul: Límite superior</p>  <p style="text-align: center;">— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p style="text-align: center;">Curtosis canal azul: Límite inferior</p>  <p style="text-align: center;">— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 23 Límite superior e inferior de la curtosis del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 24 muestra las gráficas de la curtosis para la escala de grises; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la curtosis de la piel sin defecto.

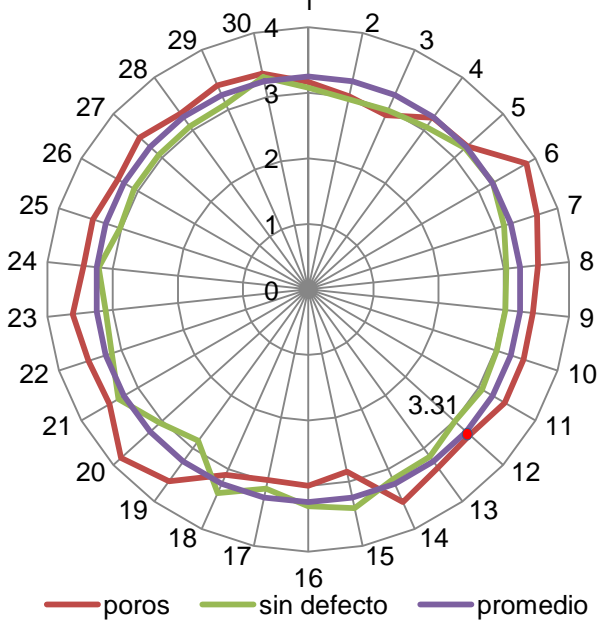
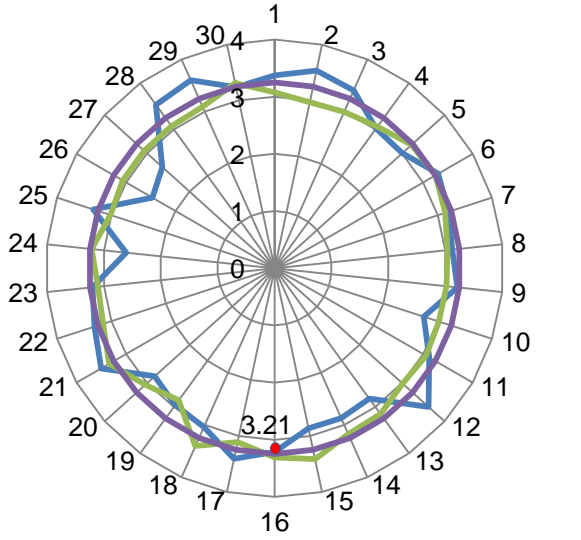
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Escala de grises	Intervalo: $3.21 < S_d < 3.31$ Promedio: 3.24	<p>Curtosis escala de grises: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p>Curtosis escala de grises: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 24 Límite superior e inferior de la curtosis de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

6.4.6 Intervalo del momento3 RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto

La tabla 25 muestra las gráficas del momento3 para el canal de color rojo; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa el momento3 de la piel sin defecto.

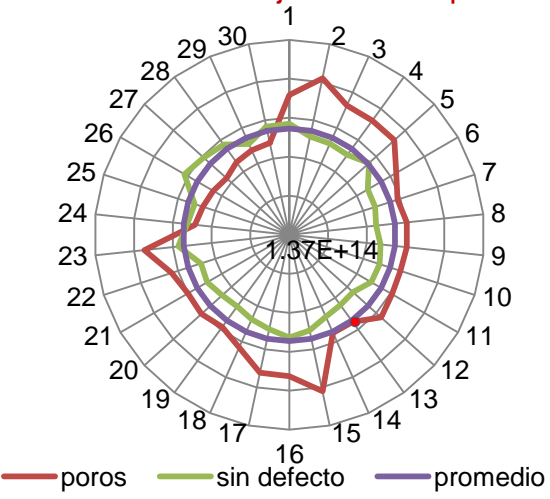
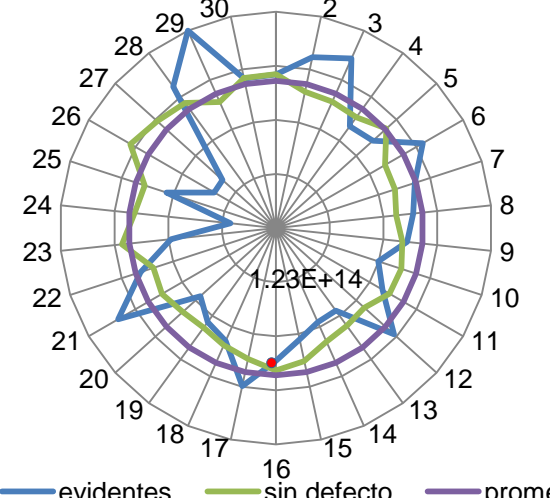
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal rojo	<p>Intervalo: $1.23 \times 10^{14} < S_d < 1.37 \times 10^{14}$</p> <p>Promedio: 1.36×10^{14}</p>	<p>Momento3 canal rojo: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p> <p>Momento3 canal,rojo: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 25 Límite superior e inferior del momento 3 del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 26 muestra las gráficas del momento3 para el canal de color verde; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa el momento3 de la piel sin defecto

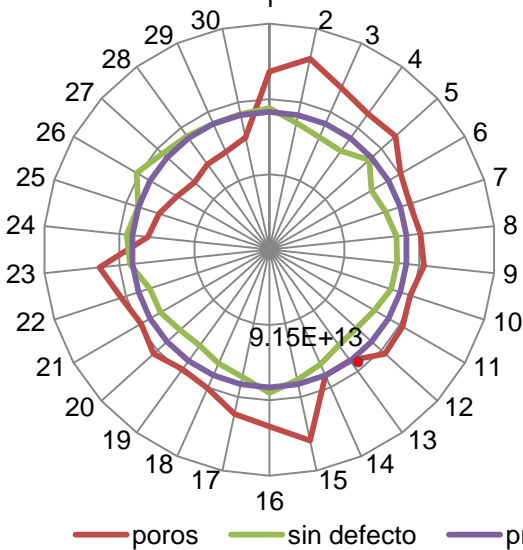
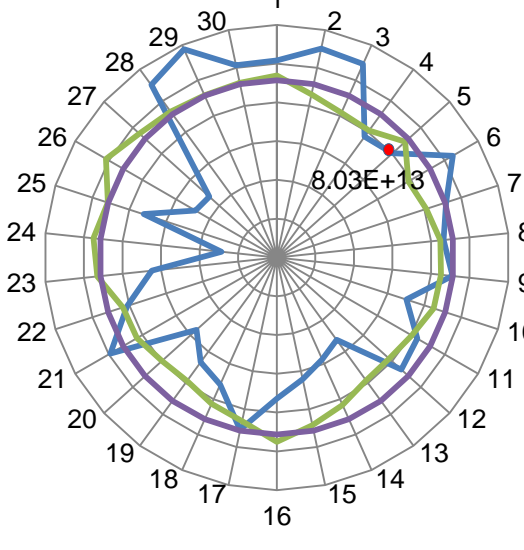
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal verde	<p>Intervalo: $8.03 \times 10^{13} < S_d < 9.15 \times 10^{13}$</p>	<p>Momento3 canal verde: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
	<p>Promedio: 9.14×10^{13}</p>	<p>Momento3 canal verde: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 26 Límite superior e inferior del momento 3 del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 27 muestra las gráficas del momento3 para el canal de color azul; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinaron el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa el momento3 de la piel sin defecto.

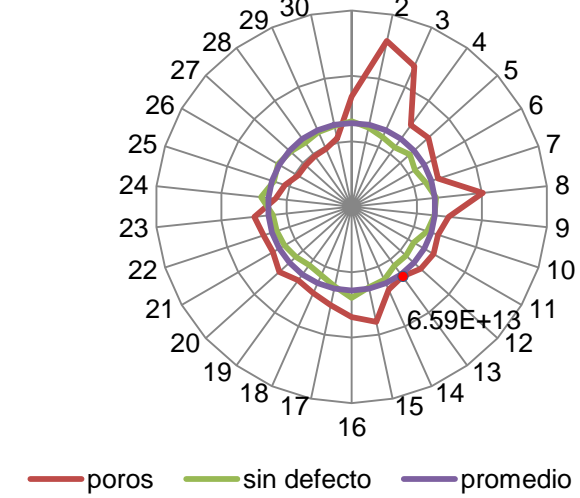
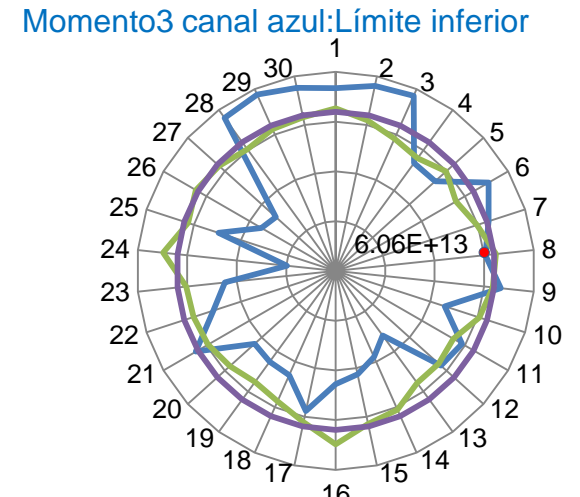
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal azul	<p>Intervalo: $6.06 \times 10^{13} < S_d < 6.59 \times 10^{13}$</p> <p>Promedio: 6.40×10^{13}</p>	<p>Momento3 canal azul: Límite superior</p>  <p>Momento3 canal azul: Límite inferior</p> 

Tabla 27 Límite superior e inferior del momento 3 del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 28 muestra las gráficas del momento3 para la escala de grises; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos

evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa el momento3 de la piel sin defecto.

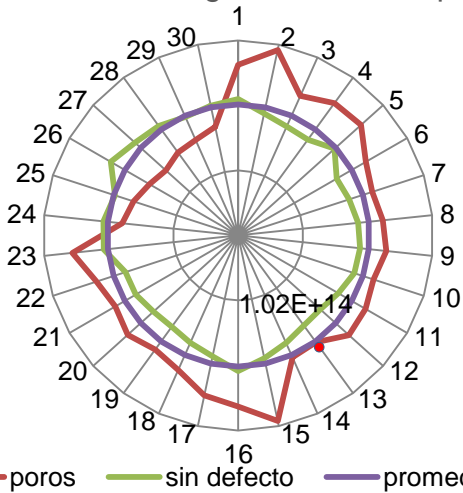
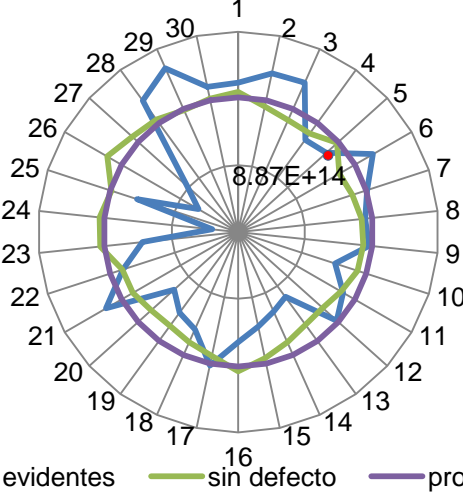
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Escala de grises	Intervalo: $8.87 \times 10^{13} < S_d < 1.02 \times 10^{14}$ Promedio: 1.01×10^{14}	<p>Momento3 escala de grises: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p>Momento3 escala de grises: Límite inferior</p>  <p>— evidentes — sin defecto — promedio</p>

Tabla 28 Límite superior e inferior del momento 3 de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

6.4.7 Intervalo de la entropía RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises perteneciente a una imagen sin defecto

La tabla 29 muestra las gráficas de la entropía para el canal de color rojo; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la entropía de la piel sin defecto.

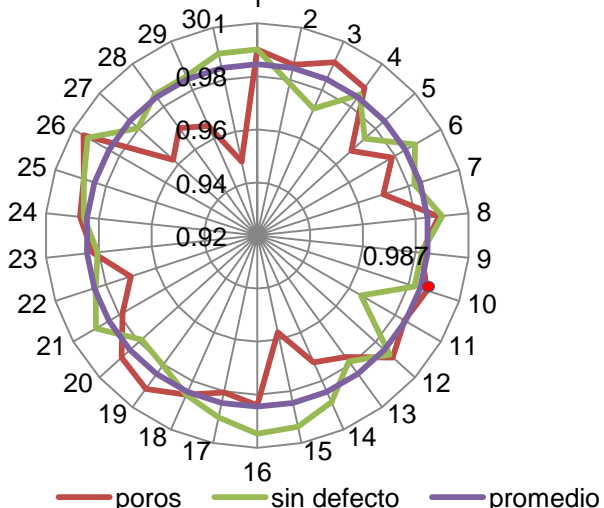
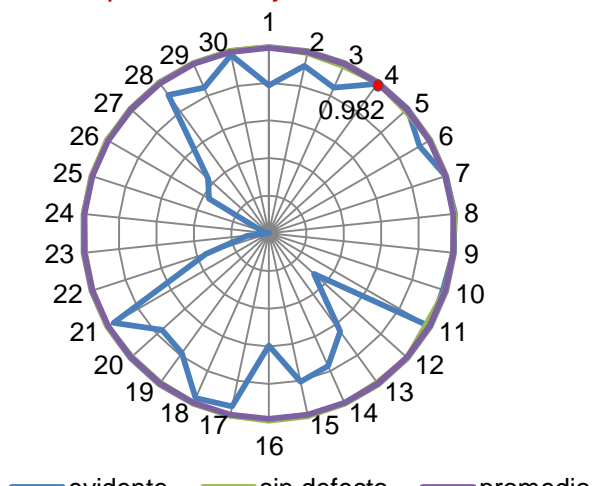
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Canal rojo	<p>Intervalo: $0.982 < S_d < 0.987$</p> <p>Promedio: 0.985</p>	<p>Entropía canal rojo: Límite superior</p>  <p>Entropía canal rojo: Límite inferior</p> 

Tabla 29 Límite superior e inferior de la entropía del canal rojo, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 30 muestra las gráficas de la entropía para el canal de color verde; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la entropía de la piel sin defecto.

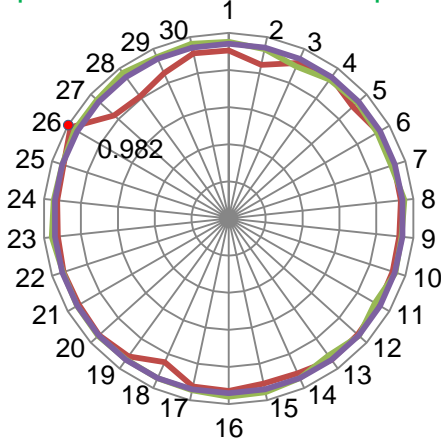
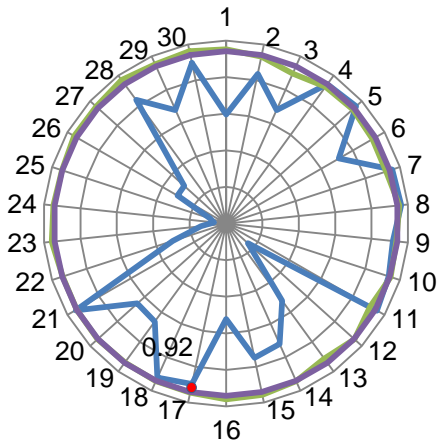
Canal	Intervalo sin defecto	Gráficas
Canal verde	Intervalo: $0.92 < S_d < 0.98$ Promedio: 0.941	<p style="text-align: center; color: green;">Entropía canal verde: Límite superior</p>  <p style="text-align: center;"> — poros — sin defecto — promedio </p>
		<p style="text-align: center; color: green;">Entropía canal verde: Límite inferior</p>  <p style="text-align: center;"> — evidente — sin defecto — promedio </p>

Tabla 30 Límite superior e inferior de la entropía del canal verde, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 31 muestra las gráficas de la entropía para el canal de color azul;

tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la entropía de la piel sin defecto.

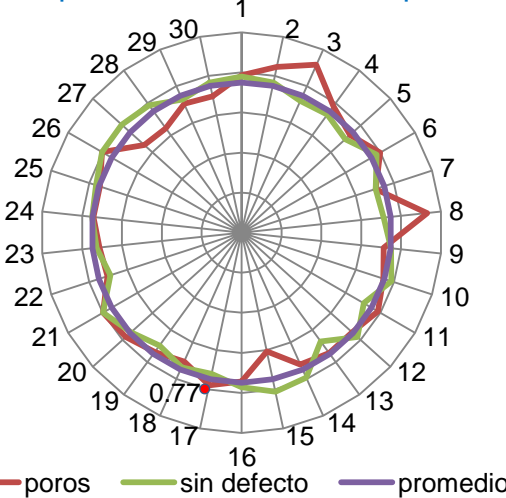
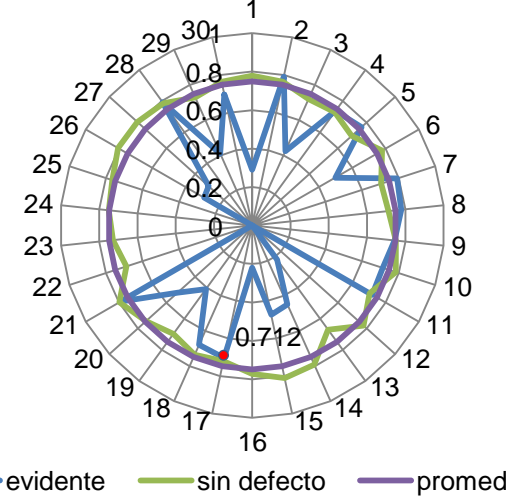
Canal	Intervalo sin defecto	Gráficas
Canal azul	<p>Intervalo: $0.71 < S_d < 0.77$</p> <p>Promedio: 0.75</p>	<p>Entropía canal azul: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p>
		<p>Entropía canal azul: Límite inferior</p>  <p>— evidente — sin defecto — promedio</p>

Tabla 31 Límite superior e inferior de la entropía del canal azul, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

La tabla 32 muestra las gráficas de la entropía para la escala de grises; tomando las gráficas de los defectos tipo porosidades, promedio y sin defecto se determinó el límite superior del intervalo. También se muestran las gráficas de los defectos evidentes, promedio y sin defecto de donde se determinó el límite inferior del intervalo que representa la entropía de la piel sin defecto.

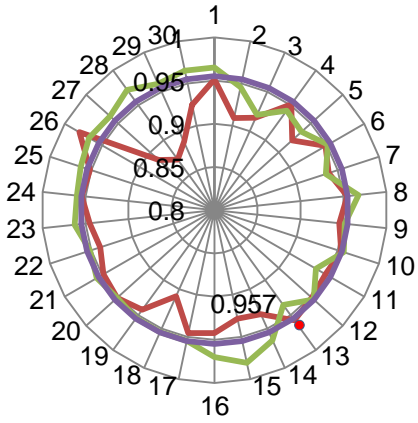
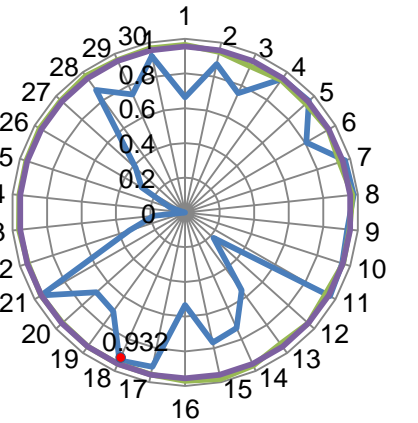
Canal	Intervalo sin defecto	Graficas
Escala de grises	<p>Intervalo: $0.932 < S_d < 0.957$</p> <p>Promedio: 0.955</p>	<p>Entropía escala de grises: Límite superior</p>  <p>— poros — sin defecto — promedio</p> <p>Entropía escala de grises: Límite inferior</p>  <p>— evidente — sin defecto — promedio</p>

Tabla 32 Límite superior e inferior de la entropía de la escala de grises, pertenecientes a una imagen de piel sin defecto.

En esta etapa se muestra el proceso que se siguió para determinar el intervalo de las características estadísticas en cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y en escala de grises, para considerar a una piel sin defectos. Se muestran gráficas con treinta datos que se consideran representativos de cada una de las características estadísticas para mostrar el valor de los intervalos. El criterio seguido para su determinación obedece a una tendencia en los datos que se observó en la etapa tres donde se comprobó que los valores promedio o patrón si representaban a la piel sin defecto y servían como referencia en dichos datos.

Los parámetros establecidos servirán para comparar cada una de las características estadísticas de cualquier imagen extraída de la piel de prueba bajo las mismas condiciones de iluminación y de esa manera poder determinar si las características se encuentran dentro de aquellas establecidas para las pieles sin defectos o difieren de ellas.

6.5 Etapa 5: Comparación de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de las imágenes de prueba.

Como se mostró en el capítulo anterior, se determinó un intervalo característico para cada una de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de los histogramas de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y escala de grises que representan a las características de la piel sin defecto. Estos intervalos serán los parámetros de comparación para determinar si una piel de prueba cualquiera, posee características dentro del intervalo que tienen las de la piel sin defectos o sus características están fuera de dicho intervalo, lo que indicará una alta probabilidad de que dicha piel presente defectos en su superficie.

El proceso de comparación para asignar los códigos de defecto a una piel de prueba, es el siguiente:

- Obtener una imagen bajo las mismas condiciones controladas de iluminación que aquellas adquiridas para la caracterización de la piel sin defectos
- Procesar la imagen para obtener sus histogramas en cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) y en escala de grises
- Determinar el valor de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de los histogramas RGB(rojo, verde y azul) y en escala de grises tabla 33
- Comparar cada una de las características estadísticas (desviación estándar, varianza, media, momento3, curtosis y entropía) de los histogramas RGB (rojo, verde y azul) y en escala de grises, con los intervalos característicos de la piel sin defecto tabla 29
- Si el parámetro a comparar es mayor que el límite mayor del intervalo característico de la piel sin defectos, se asigna un código de defecto igual a "1" a la característica correspondiente
- Si el parámetro a comparar es menor que el límite inferior del intervalo característico de los no defectos, se asigna un código de defecto igual a "2" a la característica correspondiente
- Si el parámetro a comparar está dentro del intervalo característico de los no defectos se le asigna un código de defecto igual a "0" a la característica correspondiente

- Los códigos de defectos asignados a las características estadísticas después de la comparación se concentran en una **matriz de defecto** que se muestra en la tabla 34.

	Patron R	Test R	Patron G	Test G	Patron B	Test B	Patron gris	Test gris
Desviación Estandar	4.5400e+04	4.3583e+04	4.1516e+04	3.9465e+04	3.8266e+04	3.6006e+04	4.2423e+04	4.0362e+04
Varianza	2.0612e+09	1.8995e+09	1.7236e+09	1.5575e+09	1.4643e+09	1.2964e+09	1.7997e+09	1.6291e+09
Media	2.7648e+04	27648	2.7648e+04	27648	2.7648e+04	27648	2.7648e+04	27648
Curtosis	3.6311	3.3293	3.1280	2.7956	2.8006	2.5088	3.2476	2.9115
Momento 2	2.0531e+09	1.8921e+09	1.7168e+09	1.5514e+09	1.4586e+09	1.2913e+09	1.7927e+09	1.6227e+09
Momento 3	1.3617e+14	1.1254e+14	9.1368e+13	7.0851e+13	6.3956e+13	4.7406e+13	1.0079e+14	7.8869e+13
Entropía	2.6777	0.9573	2.2148	0.9089	1.6485	0.6059	2.3498	0.9284

Tabla 33 comparación de las características estadísticas de la piel.





Muestra de piel	Matriz de defecto			
	R	G	B	Gris
	0	0	0	0
Desviación	0	0	0	0
Varianza	0	0	0	0
Media	0	0	0	0
Curtosis	0	0	0	0
M3	0	0	0	0
Entropía	0	0	0	0
	0	0	2	0
Desviación	0	0	2	0
Varianza	0	0	0	0
Media	0	0	0	0
Curtosis	1	1	0	1
M3	1	0	0	0
Entropía	0	0	0	0
	0	2	2	2
Desviación	0	2	2	2
Varianza	2	2	2	2
Media	0	0	0	0
Curtosis	0	2	2	2
M3	0	2	2	2
Entropía	0	0	0	0
	1	1	1	1
Desviación	1	1	1	1
Varianza	1	1	1	1
Media	0	0	0	0
Curtosis	1	1	1	1
M3	1	1	1	1
Entropía	0	0	0	0

Tabla 34 códigos de defecto asignados a las características estadísticas que conforman la matriz de defecto.

6.6 Etapa 6: Determinación de los criterios de decisión.

A la sumatoria de los códigos de defecto contenidos en la matriz de defecto, se le determinó **índice de defecto**. Este índice de defecto fue calculado para las 62 imágenes de pieles consideradas previamente sin defecto, para obtener el límite superior y el límite inferior del índice de defecto característico de dichas pieles. El intervalo de valores para los cuales la sumatoria de los códigos de defecto corresponden a una imagen sin defecto es: $0 \leq \text{índice de defecto} \leq 6$.

La decisión si la imagen presenta o no defecto se lleva a cabo mediante la suma de los códigos de defecto concentrados en la matriz de defecto. Si la sumatoria de los códigos de defecto está dentro de intervalo: $0 \leq \text{índice de defecto} \leq 6$, se considera a la imagen de la piel inspeccionada sin defecto, de lo contrario se considera que presenta defectos en su superficie.

En la tabla 35, se presenta una serie de imágenes como ejemplo del análisis que se realizó para determinar el índice de defecto característico de la piel sin defecto.

Es importante mencionar que el valor del índice de defecto depende de las características del tipo de textura y el color de la piel que está siendo analizada.

El proceso para la detección de defectos descrito anteriormente es realizado por un programa utilizando Matlab[®], donde es posible:

- Visualizar la imagen de la piel de prueba
- Visualizar los histogramas de cada canal de color RGB y escala de grises
- Realizar los cálculos de las características estadísticas de cada imagen de prueba
- Ejecutar las comparaciones requeridas y asignar el código de defecto correspondiente
- Conformar la matriz de defectos
- Comparar el valor del índice de defectos con el establecido para la piel de prueba
- Indicar si una imagen de prueba cualquiera presenta defectos o no.






Imagen sin defecto	Matriz de código de defecto					Índice de defecto
	Desviación E	0	0	0	0	=0
	Varianza	0	0	0	0	
	Media	0	0	0	0	
	Curtosis	0	0	0	0	
	Momento 3	0	0	0	0	
	Entropía	0	0	0	0	
	Desviación E	0	0	0	0	=1
	Varianza	0	0	1	0	
	Media	0	0	0	0	
	Curtosis	0	0	0	0	
	Momento 3	0	0	0	0	
	Entropía	0	0	0	0	
	Desviación E	0	0	0	0	=2
	Varianza	0	0	0	0	
	Media	0	0	0	0	
	Curtosis	1	1	0	0	
	Momento 3	0	0	0	0	
	entropía	0	0	0	0	
	Desviación E	0	0	0	0	=4
	Varianza	0	0	0	0	
	Media	0	0	0	0	
	Curtosis	0	0	0	2	
	Momento 3	0	0	0	2	
	Entropía	0	0	0	0	
	Desviación E	0	0	0	0	=6
	Varianza	0	0	0	0	
	Media	0	0	0	0	
	Curtosis	0	0	0	2	
	Momento 3	0	2	0	2	
	Entropía	0	0	0	0	

Tabla 35 matriz de código de defectos e Índice de defecto para imágenes de piel sin defecto

En la figura 25 se puede observar todas las funciones que realiza el programa desarrollado: presentación visual de la imagen a analizar, cálculo de las

características estadísticas de la imagen bajo estudio, comparación de estas características con las características patrón y de acuerdo al intervalos de decisión, muestra la matriz de defectos para la imagen e indica mediante un cuadro que la imagen no presenta defecto. En este caso la imagen mostrada corresponde a una porción de piel sin defecto, como es posible apreciar en el indicador correspondiente.

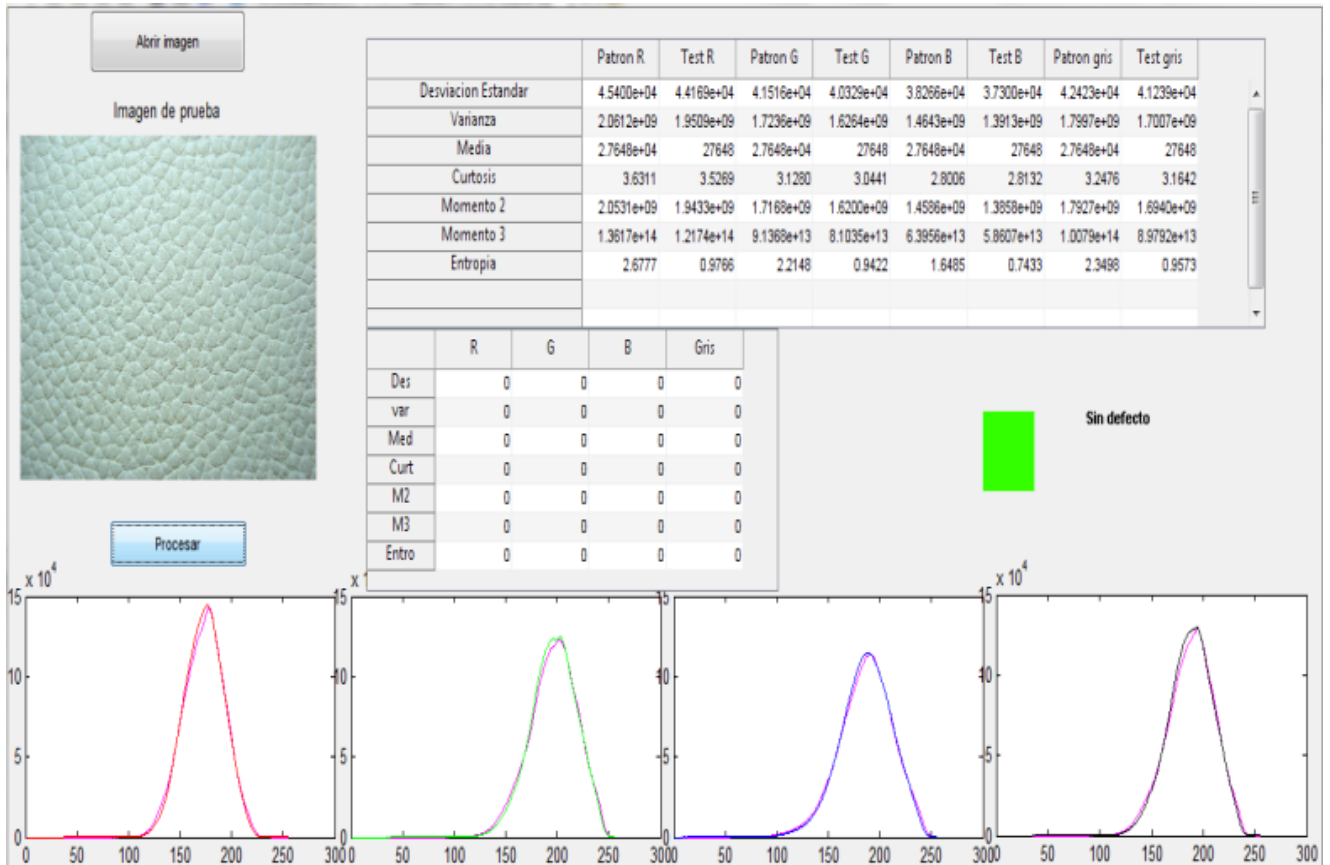


Figura 25 Interfaz gráfica donde se observan la imagen a analizar, la comparación de las características estadísticas, la matriz de defectos y la indicación de que la imagen no presenta defectos.

Otro ejemplo de se tiene en la figura 26 donde se puede observar una imagen que presenta un desgarre en su superficie, que se considera un defecto evidente. Se aprecia que después de realizar las comparaciones antes descritas el cuadro de color rojo indica que se trata de una porción de piel con defecto.

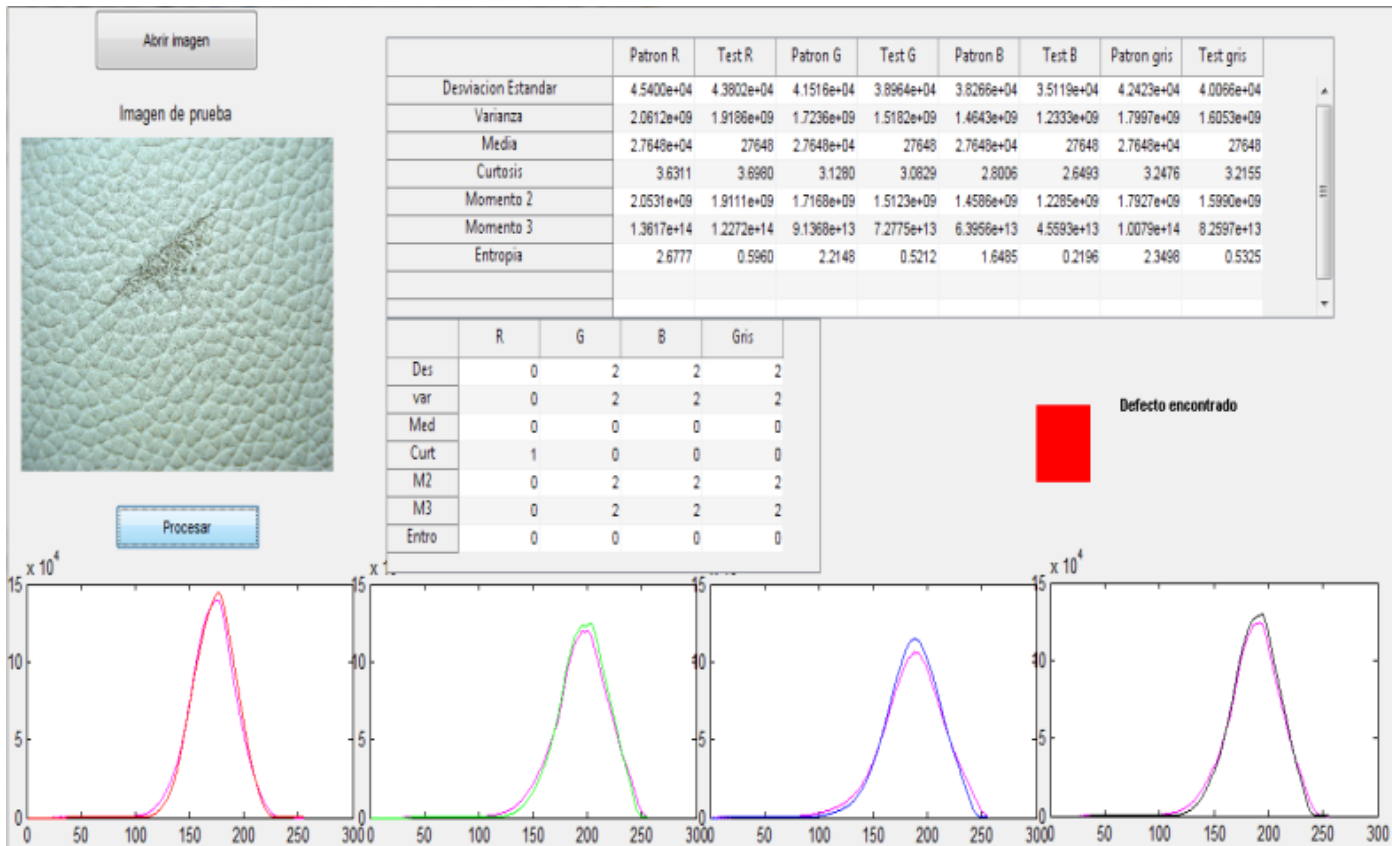


Figura 26 Interfaz gráfica donde se observan la imagen a analizar, la comparación de las características estadísticas, la matriz de defectos y la indicación de que la imagen presenta defecto

Otro ejemplo de se tiene en la figura 26 donde se puede observar una imagen que presenta un desgarro en su superficie, que se considera un defecto evidente. Se aprecia que después de realizar las comparaciones antes descritas el cuadro de color rojo indica que se trata de una porción de piel con defecto.

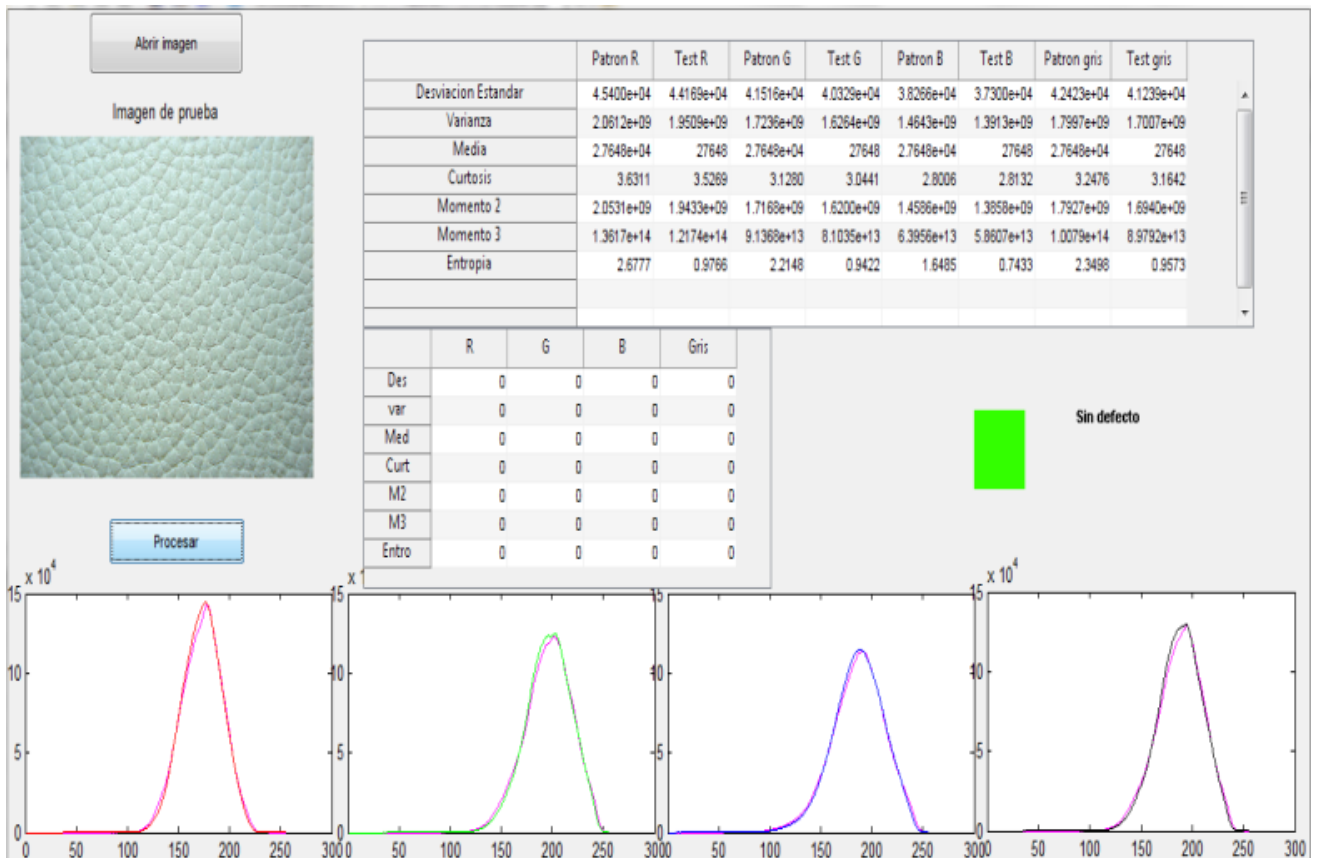


Figura 27 Interfaz gráfica donde se observan la imagen a analizar, la comparación de las características estadísticas, la matriz de defectos y la indicación de que la imagen presenta defecto tipo porosidades.

Otro ejemplo de se tiene en la figura 27 donde se puede observar una imagen que presenta un defecto tipo porosidades en su superficie. Se aprecian todas las funciones del programa, y que después de realizar las comparaciones antes descritas el cuadro de color rojo indica que se trata de una porción de piel con defecto.

7 Resultados obtenidos

Mediante el procesamiento y el análisis de imágenes de piel de bovino, los defectos que se presentan en diversas formas y tamaños han sido detectados. Dichos defectos se consideraron como texturas con diferentes características que el resto de la superficie de la piel donde están inmersos.

En este trabajo se caracterizó la piel sin defecto mediante el análisis de los histogramas de imágenes de pieles sin defecto que dieron lugar a histogramas promedio de cada una de los canales RGB (rojo, verde y azul) y de escala de grises, a los que se les denominó histogramas patrón.

El método propuesto aprovecha la información acerca de las características de la textura que los histogramas patrón proporcionan y la conveniencia de no tener la necesidad de coleccionar y caracterizar a los diferentes defectos que se presentan en la piel, esto es, una superficie de prueba se considera con defecto si sus características estadísticas difieren lo suficiente de aquellas extraídas de la distribución de las superficies sin defecto, así mismo se evaluaron las diferencias entre las características de los histogramas de las imágenes de prueba con las de los histogramas patrón asignándoles un código de defecto, y este código de defecto se concentró en una matriz de defectos para cada imagen analizada.

Con la sumatoria de los códigos de la matriz de defectos de cada imagen y haciendo la comparación con el **índice de defecto**, es posible determinar si en una imagen se presenta o no defecto. Con la asignación de dichos códigos y el índice de textura, se realiza la comparación en 0.78s por imagen, y se completaría la inspección la superficie total de la piel (1.25m²) en 6 minutos aproximadamente; con lo que se ahorra tiempo de procesamiento de información debido a que las operaciones realizadas son básicamente la obtención de parámetros estadísticos, sumas, restas y comparaciones.

En la figura 28 se muestran algunos ejemplos de imágenes con defectos tipo porosidades, que al aplicarles el procesamiento propuesto en este trabajo se logró detectar con éxito el 84.62%. Este tipo de defectos como se ha mencionado anteriormente constituyen una porción muy pequeña de la imagen, de ahí la gran dificultad para su detección


%de detección	imágenes
Defectos tipo porosidades Detección: 84.62%	

Figura 28 Porcentaje de detección del método propuesto en las imágenes de piel con los defectos tipo porosidades.

En la figura 29 se muestran algunos ejemplos de imágenes con defectos evidentes, que al aplicarles el procesamiento propuesto en este trabajo se logró detectar con éxito un 78.13% de los defecto encontrados.


% de detección	Imágenes
Defectos evidentes Detección: 78.13%	

Figura 29 Porcentaje de detección con el método propuesto para imágenes de piel con defectos evidentes.

En la figura 30 se muestran algunos ejemplos de imágenes sin defectos, que al aplicarles el procesamiento propuesto en este trabajo se logró detectar con éxito un 75% de las imágenes consideradas sin defecto.


% de detección	Imágenes
<p>Sin defecto Detección: 75%</p>	

Figura 30 Porcentaje de detección con el método propuesto para imágenes de piel sin defectos.

8 Validación de resultados

Con el fin de mejorar el proceso de detección y obtener un parámetro de discriminación con el que fuera posible determinar el tipo de defecto encontrado en una piel de prueba cualquiera, se recurrió a la correlación de Pearson, que nos indica que tanto se parecen en este caso los histogramas de cada canal de color RGB y los histogramas promedio o patrón.

El coeficiente de correlación de Pearson es una medida de la relación lineal entre dos variables aleatorias cuantitativas. A diferencia de la covarianza, la correlación de Pearson es independiente de la escala de medida de las variables.

El coeficiente de correlación de Pearson es un índice de fácil ejecución e, igualmente, de fácil interpretación. Digamos, en primera instancia, que sus valores absolutos oscilan entre 0 y 1. Esto es, si tenemos dos variables X e Y, y definimos el coeficiente de correlación de Pearson entre estas dos variables como r_{xy} entonces: Hemos especificado los términos "valores absolutos" ya que en realidad

si se contempla el signo el coeficiente de correlación de Pearson oscila entre -1 y $+1$. No obstante ha de indicarse que la magnitud de la relación viene especificada por el valor numérico del coeficiente, reflejando el signo la dirección de tal valor. En este sentido, tan fuerte es una relación de $+1$ como de -1 . En el primer caso la relación es perfecta positiva y en el segundo perfecta negativa.

Decimos que la correlación entre dos variables X e Y es perfecta positiva cuando exactamente en la medida que aumenta una de ellas aumenta la otra.

El coeficiente de correlación de Pearson viene definido por la siguiente expresión:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y},$$

Donde: σ

σ_{XY} , es la covarianza de XY

σ_x es la desviación típica de la variable x

σ_y es la desviación típica de la variable y

Se realizó un programa en Matlab[®] para el cálculo de la correlación de Pearson y así poder comparar dicha correlación entre los histogramas de cada canal de color RGB(rojo, verde, azul) y en escala de grises de los histogramas patrón y cada una de las imágenes obtenidas de la piel de prueba, figura 31.

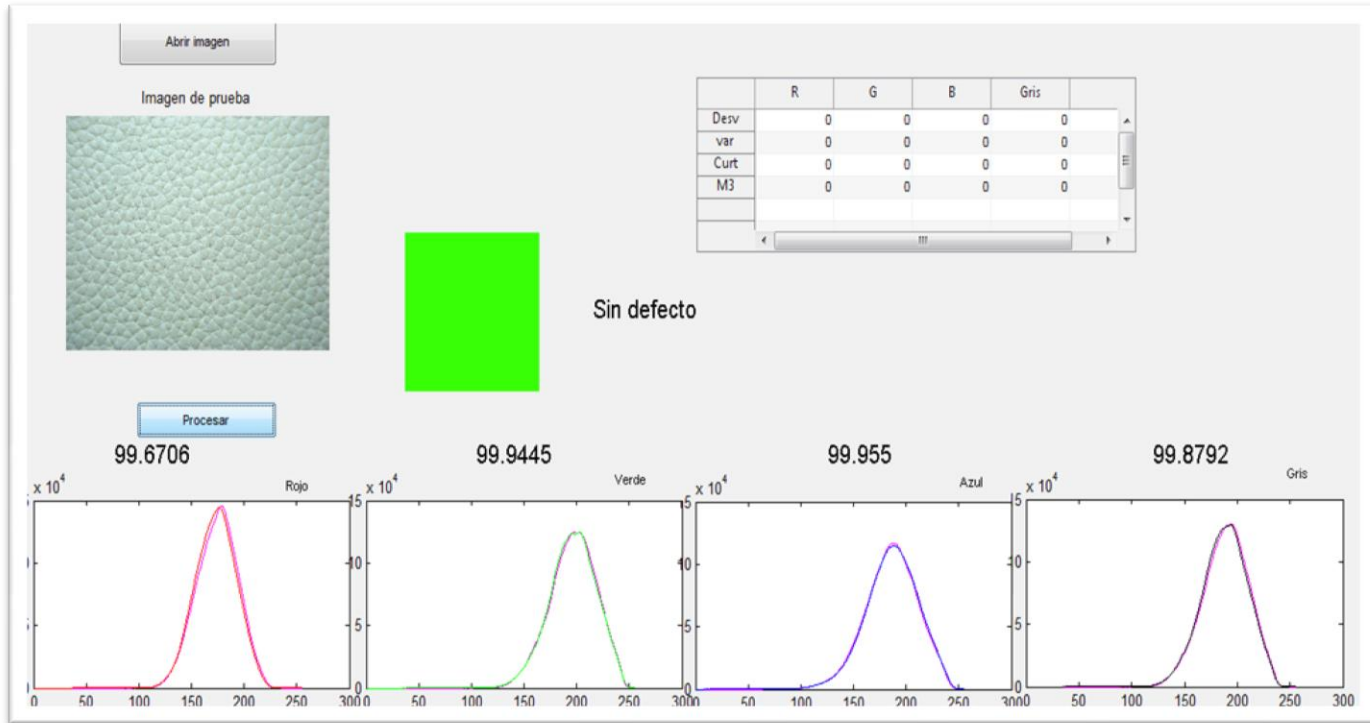


Figura 31 Cálculo del coeficiente de correlación de Pearson entre los histogramas patrón de cada uno de los canales de color y de escala de grises y los mismos histogramas de cualquier imagen de la piel de prueba.

Como resultado de estos cálculos se puede afirmar que la correlación que se presenta en porcentaje coincide con los resultados previamente obtenidos con la comparación de los parámetros obtenidos por medio de la matriz de códigos de defecto y su correspondiente índice de defecto. Por lo tanto, no se encontró un nuevo parámetro para poder discriminar entre diferentes tipos de defectos, pero se encontró la manera de validar los resultados antes obtenidos.

9 Discusión de los resultados obtenidos

En el presente trabajo se consideró el problema de detectar defectos que se presentan en superficies aleatorias de piel de bovino y que se manifiestan en tamaños desde 3mm, hasta 53mm. Se basa en la caracterización de la superficie de la piel que no presenta defectos, para determinar a los **histogramas promedio o patrón**.

Se observó que los histogramas de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) contienen información estadística relevante que permite caracterizar a la textura que se presenta en la superficie de la piel en condiciones de iluminación

controlada, a diferencia de utilizar exclusivamente el histograma en escala de grises.

A diferencia de algunas publicaciones donde se señala que los defectos se manifiestan en los extremos izquierdo y derecho del histograma de escala de grises, se observó que también pueden manifestarse en la altura máxima, en la curvatura y en la dispersión de los datos de los histogramas de color; por lo que proporcionan mayor información acerca de la textura que resulta necesaria para determinar si existe o no defecto en una imagen.

Los resultados muestran que es posible detectar defectos del tipo porosidades hasta de 10mm x 3mm que han sido muy poco referidas en trabajos publicados, dado que la información sobre los cambios en la textura causados por dichos defectos es muy escasa a comparación de la cantidad de información referente a las características de la superficie de la piel sin defectos.

Dadas las dimensiones de los defectos detectados, se ha obtenido un porcentaje de detección aceptable ya que en una imagen de 60.6mm x 47.2mm, se han detectado defectos que tienen unas dimensiones de 10mm x 3mm que representan el 5.24% de la superficie de la imagen analizada; en la mayoría de los casos estos defectos no son evidentes a simple vista e incluso para la persona entrenada representaría la necesidad de colocar la piel en diferentes posiciones para encontrar el ángulo de iluminación adecuado que le permita conseguir el contraste para observar el defecto.

El sistema propuesto realiza la inspección de una imagen de prueba con dimensiones 60.6 mm x 47.2 mm y de tamaño 2304 x 3072 pixeles en un tiempo de 0.78s, se estima que el proceso de inspección de la superficie total de la piel de prueba (1.25m²) se completaría en 6 minutos aproximadamente. Se tiene registro que el tiempo que tarda en el proceso de inspección realizado por un inspector es entre 8 y 15 minutos, y por lo general se concentra en los defectos que son más serios o evidentes, además su porcentaje de detección se encuentra entre 60 % y 70% del total de defectos que se presentan, por lo que el proceso de inspección con el método propuesto se completaría en menor tiempo y con mejores resultados de detección.

10 Conclusiones

El sistema de procesamiento de imágenes aquí desarrollado es capaz de realizar la detección o identificación de piel sin defectos y piel con defectos que se clasificaron en dos tipos: porosidades y evidentes. Los defectos tipo porosidades

tienen dimensiones entre $11 \times 1.3 \text{ mm}^2$ hasta $30 \times 31 \text{ mm}^2$ y los defectos evidentes tienen dimensiones de $40 \times 20 \text{ mm}^2$, $25 \times 15 \text{ mm}^2$, $33 \times 7 \text{ mm}^2$ y $20 \times 1 \text{ mm}^2$.

A pesar de que algunos autores mencionan que los histogramas no son suficientes para la detección de defectos, en la presente trabajo se obtuvieron datos que permiten afirmar que las características estadísticas de la distribución de los histogramas (desviación estándar, varianza, media, momento 3, curtosis y entropía) permite tener una caracterización general de la textura de la superficie de la piel bajo estudio, además, si dichos histogramas se separan en canales de color RGB (rojo, verde y azul), se tendrá información suficiente para detectar diferencias en sus distribuciones.

La caracterización de la piel sin defecto ofrece la posibilidad de tener valores de referencia o patrones con los que es posible comparar las imágenes correspondientes a cualquier piel de prueba y determinar si es que no tiene defecto o presenta alguno.

El caracterizar la piel sin defecto, evita la necesidad de caracterizar a los defectos, este enfoque se adopta en la mayoría de los trabajos encontrados en la literatura.

La matriz de códigos de defectos muestra que tan diferentes son entre sí, las características de alguna piel de prueba y las características de la piel sin defecto, con estas diferencias es posible indicar si una piel presenta o no defecto de una manera rápida y directa.

El sistema de procesamiento desarrollado no depende de la rotación y translación de las imágenes pero es dependiente del sistema de iluminación y de las condiciones controladas.

De acuerdo a la experiencia que se adquirió durante el desarrollo de esta tesis es posible afirmar que es posible desarrollar un sistema de identificación de defectos aplicando el procesamiento de imágenes desarrollado.

11 Aportación

Se presenta un proceso de detección de defectos basada en las características estadísticas de los histogramas de cada canal de color RGB (rojo, verde y azul) como parámetros de comparación

El sistema propuesto en este trabajo de tesis tiene un porcentaje de detección en defectos tipo porosidades del 84.52%; si es comparado con la eficiencia promedio que logra un persona experta en la inspección de defectos que es del 70%, se

tiene una ventaja del 14.52% en la detección de este tipo de defectos que podrían pasar desapercibidos en el proceso de inspección manual.

Así también en defectos evidentes se tiene un porcentaje de detección del 78.13%, al ser comparado con la eficiencia de detección promedio del experto inspector se tendría una ventaja del 8.13%.

Al detectar piel sin defecto se tiene un porcentaje de detección del 75%, no se encontraron reportados en la literatura datos de la eficiencia en la detección de piel sin defecto ya que el proceso de inspección manual, se enfoca principalmente en detectar defectos; sin embargo el sistema desarrollado abre la oportunidad de aplicar otros métodos más detallados en solamente el 25% de las imágenes de la pieles en las que se detectó defecto, ya sea para confirmar el resultado o para detectar falsos positivos, lo que representa una ventaja en tiempo de procesamiento de datos.

Con el sistema propuesto, se estima que el proceso de inspección de la superficie total de la piel de prueba (1.25m²) se completaría en 6 minutos aproximadamente. Se tiene registro que el tiempo que tarda en el proceso de inspección realizado por un inspector es entre 8 y 15 minutos, lo que representa una ventaja entre 2 y 9 minutos en completar el proceso de inspección.

El uso de los códigos de defectos contenidos en la **matriz de defecto** ayuda a hacer que el proceso de decisión sea rápido y directo.

El conocimiento generado en la detección de defectos se puede utilizar para automatizar empleando sistemas de cómputo sencillos y con tiempos de procesamiento cortos.

12 Trabajo futuro

- De acuerdo al comportamiento de los parámetros característicos de la piel sin defecto con respecto a los defectos tipo porosidades que han mostrado tener valores característicos mayores que las características patrón y los defectos evidentes que han mostrado por su parte que sus valores característicos tienden a ser menores de los valores patrón; Se podría explorar la posibilidad de separar el proceso es decir, determinar los intervalos de comparación para detectar la piel con defectos como los agujeros de alfiler o porosidades y realizar un escaneo completo de la piel de prueba. Posteriormente determinar los intervalos de comparación para

detectar la piel con defectos evidentes y realizar un escaneo completo de la piel de prueba.

De esta manera se buscaría detectar defectos de una manera más específica y se considera que se lograría mejor porcentaje de detección.

- Para aquellas muestras de piel que han sido denominadas con defecto se les podría aplicar un método que implique el valor de los píxeles que la componen para determinar si efectivamente esa piel presenta defecto o no; dichos métodos podrían ser por ejemplo: Patrones Binarios Locales, Quadtree, Matriz de co-ocurrencia (GLCM).
- Observando las gráficas de las características estadísticas de la piel sin defecto con respecto a las gráficas de los defectos tipo porosidades y evidentes se podría obtener la relación de las áreas que forman las superficies de las mismas y si es que se encuentra una relación característica para cada una de ellas y así determinar si una imagen tiene defecto o no.

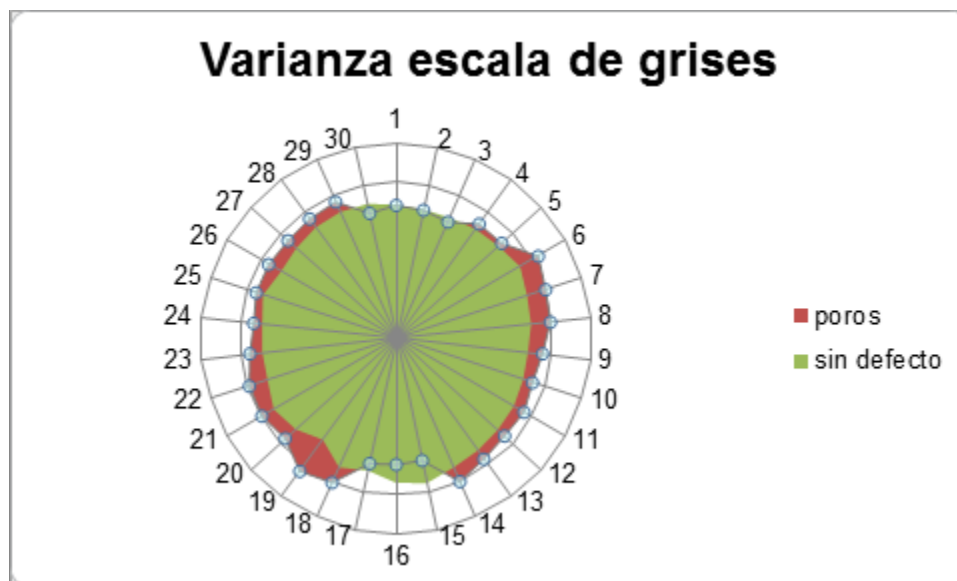


Figura 32 Relación del área de la gráfica de no defectos con la de los defectos tipo poros.



Figura 33 Relación del área de los no defectos con la de defectos evidentes.

Referencias

- Day, R. H. (1972). Visual spatial illusions: A general explanation. *Science*, vol. 175, pp. 1335-1340.
- Amelung, J., & Vogel, K. (1994). Automated window size determination for texture defect detection. *Proceedings of the British Machine Vision Conference*.
- Andersson, A. (2009). Evaluation and visualisation of surface defects on auto-body panels. *Journal of Materials Processing Technology*, 821-837.
- Azencott, R., & Yao, J. (1994). Automated detection of cowhide defects using Markov random field techniques . *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition, v 1, CODEN: PICREG Conference: Proceedings of the 12th IAP*, 791-793.
- Baraldi, A., & Pannigian, F. (1995). An Investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix statistical Parameters. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING ,VOL. 33, NO.2*.
- Boukouvalas, C. K. (1999). Color Grading of Randomly Textured Ceramic Tiles Using Color Histograms. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 46(1).
- Branca, A., Tafuri, M., Attolico, G., & Distante, A. (1994). Automated system for detection and classification of leather defects. *Optic Eng*, 3485–3494.
- Chellappa, R., & Chatterjee, S. (1985). Classification of textures using Gaussian Markov random fields. *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 959- 963.
- Chen, J., & Jain, A. (1988). A Structural Approach To Identify Defects In Textured Images. *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics vol.1*, (págs. 29-32).
- Chin, R., & Harlow, C. (1982). Automated Visual Inspection: A survey. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and machine Intelligence*, 557-573.
- Chou, J., Weger, J., Ligtenberg, K., Kuo, R., & Welch. (1994). Segmentation of polar scenes using multi-spectral texture measures and morphological filtering. *Int. Journal of remote sensing*, 1019-1036.
- Coonjong K., V. J. (2000). A neural network approach for defect identification and classification on leather fabric. *Journal of Intelligent Manufacturing. Editor Springer Netherlands*, 485-499.

- Corona, P., López, M., González, V., & Barrón, G. (2008). SISTEMA DE instrumentacion y pruebas para la deteccion de. *Memorias del 14 congreso internacional anual de la somim*, (págs. 1453-1457). Puebla, México.
- Curran, P. (1994). *Principles of remote sensing*. London: Longman.
- Cziria, B., Derganc, K., Ollé, S., Prince, T., & Petkovic, T. (2001). Texture analysis using wavelet transform.
- Eidarous, M. (1986). Locating defects on shirt collars using image processing. *International Journal of Clothing Science and Technology*, vol.10, no.5, pp.356-378.
- Fuqiang H., W. W. (2006). Automatic leather inspection for leather manufacture. *Key Engineering Materials*, v 326-328 I, p 469-472.
- Georgieva L., K. K. (2003). Identification of Surface Leather Defects. *International Conference on Computer Systems and Technologies*.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2008). *Digital Image Processing*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Haindl, M., Grim, J., & Mike, S. (2007). Texture Defect Detection. *Computer Analysis of Images and Patterns Lecture Notes in Computer Science*, Volumen 4673/2007, pp.987-994.
- Haralick, R. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE vol.67, no.5*, (págs. 786- 804).
- Haralick, R., Shanmugam, K., & Dinstein, S. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic. no.6*, pp.610-621.
- Hoang K., W. W. (1997). Achieving automation in leather surface inspection. *Comp Industr*, 43–54.
- Iivarinen, J., & Visa, A. (1998). An adaptive texture and shape based defect classification. *Proceedings. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, (págs. 117-122).
- Kim, S., & Kang, T. (2006). Automated defect detection system using wavelet packet frame and Gaussian mixture model. *Journal of the Optical Society of America*, vol.23, no.11, pp.2690-2701.
- King, S., & Sarhadi, M. (1992). Development of an image processing system for texture segmentation. *IEEE International Conference on Systems Engineering*, pp.403-406.

- Krastev K., G. L. (2004). Leather Features Selection for Defects' Recognition using Fuzzy Logic. *International Conference on Computer Systems and Technologies*, p IIIA. 5-1 – IIIA 5-6.
- Kushwaha, S., Kuntz, S., & Oesten, G. (1994). Applications of image texture in forest classification. *International Journal of Remote Sensing*, 2273-2284.
- Laine, A., & Fan, J. (2003). Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol.15 , no.11, pp.1186-1191.
- Lerch, A., & Chetverikov, D. (1992). Correction of Line Drawings for Image Segmentation in Leather Industry. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 4,no.1, 46-50.
- Limas-Serafim. (1991). Multi-resolution pyramids for segmentation of natural images based on autoregressive models: application to calf leather classification. *IEEE Proceedings of the IECON International Conference on Industrial Electronics Control and Instrument*, 1842-1847.
- Linnett, L. C. (1995). Texture classification using a spatial-point process model. *IEE Proc.- Vis. Image Processing*, vol.142, No 1.
- Lira, J. (2002). *Introducción al Tratamiento Digital de Imágenes*. Mexico D.F.: Fondo de Cultura Económica- UNAM-IPN,.
- Liu, X., & Wang, D. (2003). Texture classification using spectral histograms. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.12, no.6, pp.661-670,.
- Livarinen, J. (2000). Surface Defect Detection with Histogram-Based Texture Features. *Intelligent Robots and Computer Vision XIX: Algorithms, Techniques, and Active Vision*, 140-145.
- Lovergine FP, B. A. (1997). Leather inspection by oriented texture analysis with a morphological approach. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Santa Barbara, CA*, 669–671.
- Lovergine, F., Branca, A., Attolico, G., & Distante, A. (1997). Defect detection on leather by oriented singularities. *CAIP Proceedings of 7th Annual International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, 223–230.
- Mak, K., & Peng, P. (2006). Detecting Defects in Textile Fabrics with Optimal Gabor Filters. *World Academy of Science, Engineering and Technology vol.13*, 75-80.
- Matti Pietikäinen, A. H. (2011). Computer Vision Using Local Binary Patterns. *Computational Imaging and Vision, Springer, Vol.40*.

- Mosorov, V., Sankowski, D., & Nowakowski, J. (2007). Image Defect Detection Methods for Visual Inspection Systems. *9th International Conference - The Experience of Designing and Applications of CAD Systems in Microelectronics*, (pág. 4).
- Niskanen, M., Silvén, O., & Hannu Kauppinen, H. (2003). COLOR AND TEXTURE BASED WOOD INSPECTION WITH NON-SUPERVISED CLUSTERING. *Machine Vision and Applications*, 275–285.
- Norton, L., Bradshaw, M., & Jewell, A. (1992). Machine vision Inspection of web textile Fabric. *Proc. British Machine Vision Conf*, (págs. 217-226). Leeds , U.K.
- Novak, C. L., & Shafer, S. A. (1992). Anatomy of a Color Histogram. *Proceedings. 1992 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (págs. 599-605). Champaign, IL: IEEE CONFERENCE PUBLICATIONS.
- Novak, C., & Shafer, S. (1992). Anatomy of a color histogram. *Computer Vision and Pattern Recognition. Proceedings CVPR '92*, (págs. vol., no., pp.599-605).
- Pietikäinen, M. M. (2002). Color Texture Classification with Color Histograms and Local Binary Patterns. *International workshop on Texture Analysis and Synthesis*, pages 109-112.
- Pitas, I. (1992). *Digital image processing algorithms*. Thessaloniki, Greece: Prentice Hall.
- Roever, E., Wen, W., Kaebernick, H., & Hoang, K. (1999). Visual Inspection system for leather hide.
- Segura, R. (1973). *Introducción a la paleontología*. Bilbao, España: URMO.
- Sergyán, S. (2008). Color Histogram features Image Classification in Content-Based Image Retrieval Systems. *Applied Machine Intelligence and Informatics*.
- Shilo, S., & Levda, A. (2007). Detecting Defects of leather material onthe base of radiometric method in MM-wave band. *MSMW'2007 Symposium Proceedings* (págs. 899-900). Kharkov, Ukraine: IEEE.
- Silven, O. (2000). Applying Texture analysis to industrial Inspection. *Machine Perception Artificial Intelligence vol. 40*.
- Silven, O. (2000). Applying Texture analysis to industrial Inspection. *Word Scientific*, vol. 40.
- Snyder, C. (1972). Selection, inspection, and naming in visual. *J. Experimental Psychol*, 428-431.
- Sobral, J. (2005). Leather Inspection Based on Wavelets. En P. N. Marques J., *Pattern Recognition and Image Analysis .Book Series: Lecture Notes in Computer Science*. Berlin / Heidelberg: Springer.

- Sobral, J. (2005). Optimised filters for texture defect detection. *ICIP, IEEE International Conference on Image Processing*, Volume 3 Page(s):III - 565-8.
- Song, K., Petrou, M., & Kitter, J. (1992). Texture defect detection: A review. *SPIE Applications of Artificial Intelligence X: Machine Vision and Robotics*, 99-106.
- Stojanovic, R. M., Koulamas, C., Koubias, S., & Papadopoulos, G. (1992). VISION INSPECTION OF WEB TEXTILE FABRIC. *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, (págs. Norton-Wayne, L., M. Bradshaw, and A. J. Jewell. "Machine vision inspection of web textile 217-226).
- Tomczac, L., Mosorov, V., Sankowski, J., & Nowarowsky, J. (2007). Image Defect Detection Methods for Visual Inspection. *CADSM'2007*, (págs. 454-456). Polyana, UKRAINE.
- Tomita, F. (1981). Hierarchical Description Of Textures. *Proceedings of the 7th international joint conference on Artificial intelligence - Volume 2*, (págs. 728-733).
- Tsia D., H. T. (2003). Automated surface inspection for statistical textures. *Image and visión computing*, vol 21, P 307-323.
- Tsia, & Tsai. (2003). Defect detection in textured surfaces using color ring-projection correlation. *Machine Vision and Applications*, Vol. 13, Numero. 4 , pp.194-200.
- Tsia, D., & Lin, C. (2002). Fast defect detection in textured surfaces using 1D Gabor filters. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Volumen 20, Number 9, pp.664-675.
- Tuceryan, & Jain. (1998). Texture Analysis. En *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*. World Scientific, 2nd edition.
- Unser, M. (1986). Sum and difference histograms for texture classification. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. intell.*, 118-125.
- Van Gool, L., Dewaele, P., & Oosterlinck, A. (1983). Texture Analysis . *Comuter Vision, Graphics and Image Processing*, 336-357.
- Viana R., R. R. (2007). SVM with Stochastic Parameter Seleccion for bivine Leather Defect Classification. *PSIVT, LNCS 4872*, pp. 600-612.
- Villar P., M. M. (2011). A New Approach for Wet Blue Leather Defect. *Segmentation .Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications Lecture Notes in Computer Science*, vol 7042/2011, 591-598.
- Villar P., M. M. (s.f.). *A New Approach for Wet Blue Leather Defect*. Tulca-Chile: Catholic University of Maule.
- Vilnrotter, F., Nevitia, R., & Price, K. (1986). Structural analysisi of natural textures. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, 76-89.

- Wambacq, P., Mahy, M., Greert, N., & Oosterlinck, A. (1988). Visual inspection in the leather industry. *IAPR Workshop on CV-Special Hardware and Industrial Applications*, (págs. 153-156). Tokyo.
- Wiltschi, K., Pinz, A., & Lindeberg, T. (2000). An automatic assessment scheme for steel quality inspection. *Machine Vision and Applications*, 113–128.
- Xie, X., & Mirmehdi, M. (2005). Localising surface defects in random color textures using multiscale texture analysis in image eigenchannels. *ICIP, IEEE International conference on image processing*, (págs. III-1124).
- Yeh, C., & Der-Baau, P. (2001). Establishing a demerit count reference standard for the classification and grading of leather hides. *Int J Adv Manuf Technol* 18, 731–738.
- Zucker, S., & Terzopoulos, D. (1980). Finding Structure in Co-Occurrence Matrices for Texture Analysis. *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 12, 286-308.

Anexo A

Procesamiento digital de imágenes

Se le llama procesamiento digital de imágenes al conjunto de técnicas y procesos para descubrir o hacer resaltar información contenida en una imagen usando como herramienta principal una computadora.

El interés del estudio del procesamiento digital de imágenes se basa en dos áreas principales:

- a) El mejoramiento de la calidad de la información contenida en una imagen con el fin de que esta información pueda ser interpretada por los seres humanos.
- b) El procesamiento de los datos contenidos en un escenario para su almacenamiento, transmisión y representación a través de una máquina en percepción remota

A continuación se presentan algunas definiciones relacionadas con el proceso digital de imágenes.

Imagen

El término imagen, se refiere a una función bidimensional representando intensidad de luz, donde x e y son las coordenadas espaciales y el valor de f en cualquier punto (x, y) es proporcional al brillo (o nivel de gris) de la imagen en ese punto.

Píxel

Acrónimo formado con las palabras inglesas 'picture element'. Es el elemento simple de una imagen digital.

El color en una imagen digital

Según la definición anterior, la función de imagen digital representa un valor de brillo en ese punto, pero cuando se quiere representar una imagen en color, esa interpretación puede cambiar. Por ejemplo, en función de la división de colores en un cubo RGB (rojo, verde y azul), podemos descomponer toda la imagen en tres bandas, cada una de ellas representando el brillo de rojo, de verde y de azul respectivamente. El color visualizado en un punto concreto será el resultante de combinar los valores de ese punto en las tres bandas, en la proporción indicada por esos valores. O bien se puede tener una paleta de colores y hacer que los valores de la imagen estén 'apuntando' a los colores de esa paleta. De cualquiera

de las formas podemos distinguir: blanco y negro, escala de grises, color indexado 16, color indexado 256, color real RVA y color real CMAN. Los tipos de datos se diferencian por la resolución en bits (número de bits de información de la imagen por píxel) y por el número de canales que comprende la imagen. La resolución en bits determina cuántos colores o niveles de gris puede representar cada píxel.

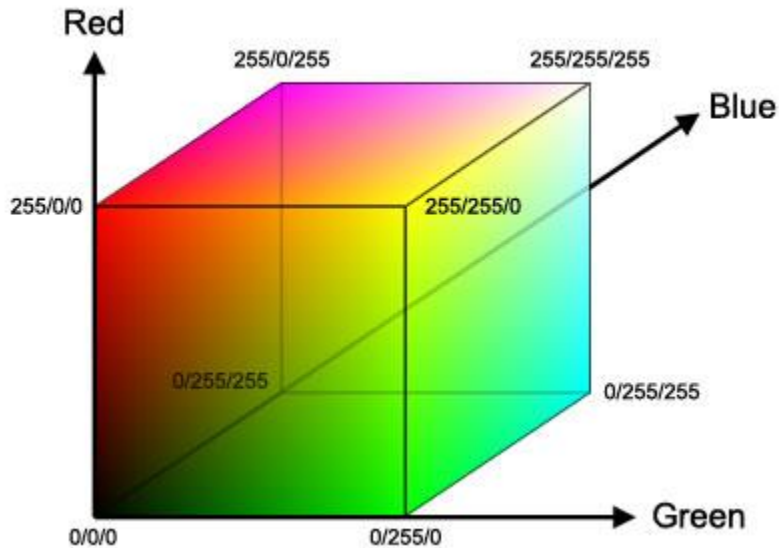


Figura 34 Cubo RGB

- Blanco y negro

Cada píxel de una imagen en blanco y negro es blanco o negro. Los tonos intermedios (grises) se crean ordenando los píxeles blancos y negros para simular gris. Es lo que se llama técnica de 'dithering'.

- Escala de grises

Cada píxel de una imagen en escala de grises puede ser uno de los 256 valores distintos de gris, del negro (cero) al blanco (255). Este tipo de datos muestra suaves cambios de tono utilizando tonos intermedios de gris. La resolución de una imagen en escala de grises determina el tamaño de los píxeles y, en consecuencia, el número de píxeles de una imagen. Cuanto mayor sea la resolución, los cambios de tono de gris serán más suaves y por tanto más exacta la representación de la imagen (las imágenes de alta resolución también utilizan más memoria), figura 35.

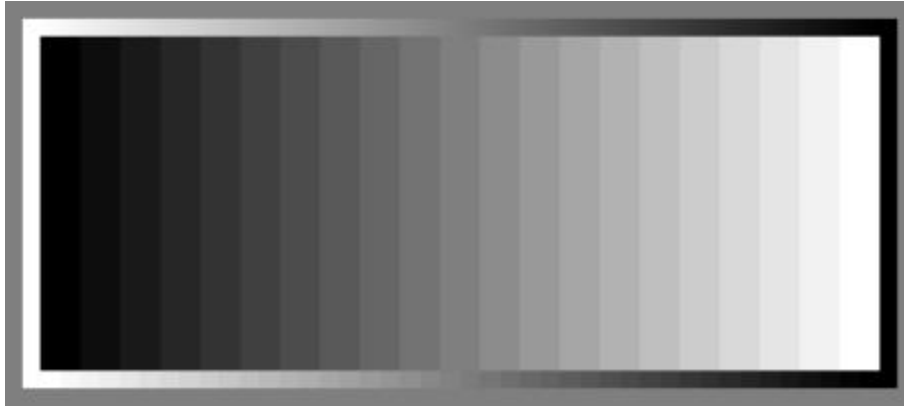


Figura 35 Niveles de grises

- Color indexado 16 y 256

En una imagen en color indexado, cada píxel puede ser uno de 16 o de 256 colores. Estos colores vienen especificados en la tabla de colores de la imagen. A cada píxel se le asigna un número que se refiere a un color de la tabla de colores. Los colores que no estén disponibles en la tabla se simulan por ordenamiento y por proximidad con respecto a los píxeles cuyos colores están disponibles. El tipo de datos de color indexado 16 es el usado por la pantalla VGA estándar en modo de 16 colores. El tipo de datos de color indexado 256 es el usado por la mayoría de las pantallas de 256 colores, incluida la IBM 8514/A, XGA y los adaptadores VGA estándar en modo de 256 colores con 320 x 200 píxeles y algunos adaptadores VGA especiales en modo de 256 colores.

- Color real RVA

En una imagen en color real RVA, cada píxel puede ser uno de los más de 16,7 millones de colores disponibles. El tipo de datos de color real RVA es actualmente el mejor tipo de datos para editar imágenes en color debido a que retiene mayor cantidad de información de la imagen.

- Color real CMAN

Las imágenes en color real CMAN utilizan el mismo modelo de color que la impresión industrial: todos los colores se representan en porcentajes de cian, magenta, amarillo y negro. Puesto que hay cuatro colores en cada píxel, las imágenes en color real CMAN se llaman imágenes de 32 bits.

Etapas del procesamiento digital de imágenes

Se consideran tres tipos de procesos computacionales: visión de bajo nivel, visión intermedia y visión de alto nivel. Los procesos de bajo nivel comprenden pre procesos para reducir ruido, resaltar la imagen, producir contraste y afinar imágenes y se caracteriza por el hecho que tanto la entrada como la salida son imágenes.

Los procesos de nivel medio involucran tareas tales como la segmentación de imágenes, que es la partición de una imagen en objetos o regiones; la descripción de estos objetos permite reducirlos a una forma tal que es posible ser procesados por computadora y realizar su clasificación en objetos individuales; estos procesamientos caracterizan por que las entradas son generalmente imágenes y sus salidas son atributos extraídos de las imágenes, por ejemplo: contornos, bordes y la identidad de objetos. Por último se tienen los procesos de alto nivel que buscan interpretar (dar sentido) a un grupo de objetos conocidos, ver figura 36.

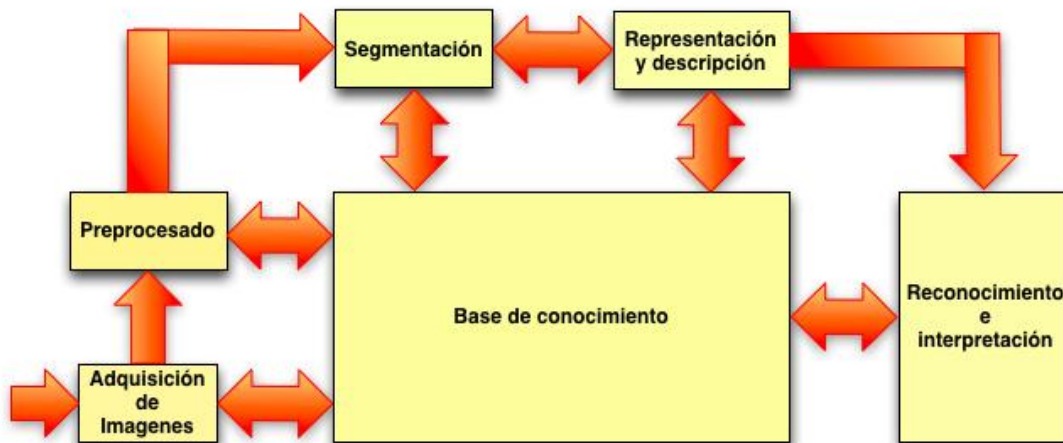


Figura 36 Etapas del procesamiento digital de imágenes

Adquisición de la imagen

El primer paso del proceso de un sistema de visión, es la adquisición de la imagen. En esta etapa se construye el sistema de información de las imágenes. El objetivo es resaltar las características visuales de los objetos como son: formas, texturas, colores y sombras, mediante técnicas fotográficas (iluminación, óptica,

cámaras, filtros, pantallas, etc.), Figura 37. La imagen debe obtenerse utilizando alguna fuente de energía, que en interacción con el objeto de análisis brinde información sobre su estado. Dependiendo del tipo de análisis que se desee realizar sobre el elemento en estudio, se deberá seleccionar la energía necesaria para poder tomar una imagen de él. Los tipos de energía utilizados son: luz (visible) para la fotografía; rayos X y rayos gama para radiografías y tomografías, ultrasonido para ecografías, campos magnéticos para resonancias magnéticas, calor para termografías, etc.

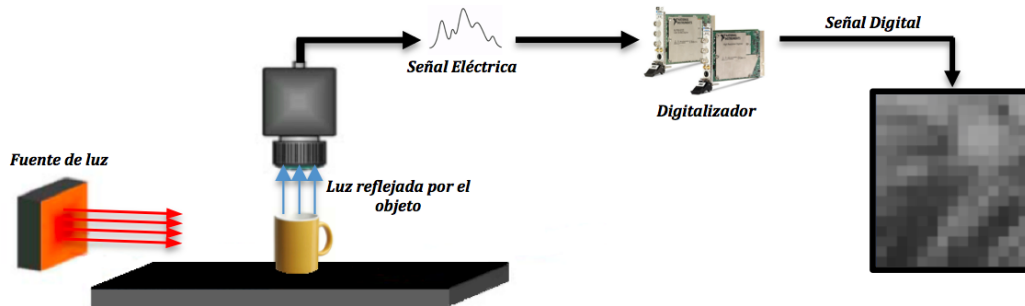


Figura 37 proceso de adquisición de imágenes

Pre-procesamiento

El siguiente paso es el pre-procesamiento donde el objetivo es mejorar la calidad informativa de la imagen adquirida, se transforma para conseguir una mejor interpretación de la información que refleja, de manera que es posible incrementar la oportunidad de éxito de los procesos siguientes.

Se tienen dos tipos de técnicas de pre-procesamiento: las que buscan eliminar características no deseadas, por ejemplo el ruido, figura 38 (a) y las que resaltan determinadas características de la imagen figura 38(b).

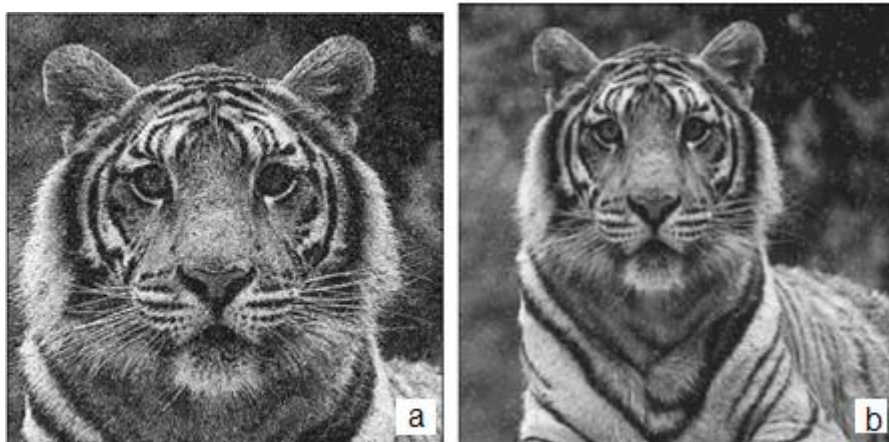


Figura 38 (a) imagen con ruido, (b) resaltando características de la imagen

Algunas de las técnicas de pre-procesamiento más comunes son:

- Conversión del color o de los niveles de gris: su objetivo es la mejora de la calidad de la imagen
- Transformaciones geométricas: no modifican la información, solo el aspecto visual. El objetivo fundamental de una operación geométrica, es transformar los valores de una imagen, tal y como podría observarse desde otro punto de vista. Algunas de las transformaciones son: rotar, trasladar y agrandar (zoom)
- Transformación del histograma: Las transformaciones del histograma pueden facilitar la segmentación de objetos de la imagen, aunque generalmente se utiliza para modificar el contraste de la imagen y el rango dinámico de los niveles de gris
- Filtrado espacial y frecuencial : dado que pueden suponer una importante modificación de la imagen original, generalmente solo se consideran filtrados aquellas operaciones realizadas en el dominio espacial o frecuencial que suponen transformaciones pequeñas de la imagen original.

Segmentación

Es el proceso mediante el cual se divide la imagen en diferentes regiones, diferenciando los objetos que aparecen y separándolos del entorno en el que se encuentran. Dicho de otra forma, esta etapa trata de detectar automáticamente los bordes o contornos entre los elementos o regiones en una escena. La segmentación es uno de los procesos más importantes en la localización de objetos en un entorno, siendo el proceso previo al de extracción y reconocimiento de objetos.

Para la segmentación de las imágenes, se usan tres conceptos básicos:

Similitud: Los píxeles agrupados del objeto deben ser similares respecto a algún criterio como el nivel de gris, color, borde, textura, etc.

Conectividad: Los objetos corresponden a áreas de píxeles con conectividad. Las particiones corresponden con regiones continuas de píxeles.

Discontinuidad: Los objetos tienen formas geométricas que definen contornos. Estos bordes delimitan unos objetos de otros.

Tanto la detección de bordes como la de regiones implican una manipulación de la imagen original, que supone en definitiva una transformación de la misma, de forma que los valores de los píxeles originales son modificados mediante ciertas funciones de transformación u operadores.

Extracción y selección de características

Con los objetos a estudiar ya definidos, es necesario extraer una serie de características que los representen adecuadamente en forma de vector de características.

La descripción y representación, llamadas también selección de características, tiene como objetivos resolver el problema del reconocimiento. Tienen que ver con la extracción de los rasgos que representan alguna información cuantitativa de interés o características que sean básicas para diferenciar una clase de objetos de otra. Los rasgos usados por el sistema dependen del tipo de objetos a ser reconocidos.

Los rasgos o características pueden clasificarse en geométricos y topológicos. Un rasgo geométrico permite, describir una propiedad geométrica del objeto; el área y el perímetro de un objeto son dos rasgos de este tipo. Un rasgo topológico permite describir una propiedad que tiene que ver con la estructura del objeto; el número de hoyos, descriptores de Fourier, el número de Euler son ejemplos de estos rasgos.

Como norma general, para la elección de características o rasgos se intenta que sean discriminantes, es decir, tengan valores numéricos diferentes para clases diferentes. También deben ser fiables, deben tener valores parecidos dentro de una misma clase, permitiendo diferenciar objetos similares sin ser iguales.

La descripción del objeto tiene que ser lo más completa que se pueda y no presentar ambigüedades. Estos procesos deben calcularse en un tiempo aceptable, de manera que sean utilizables en problemas de tiempo real.

Reconocimiento e interpretación de formas

La última etapa en el procesamiento digital de imágenes, es la que comprende al reconocimiento e interpretación de formas, también denominado en conjunto como reconocimiento de patrones.

El reconocimiento es el proceso que etiqueta o asigna un nombre, a un objeto basándose en la información que proveen sus descriptores o patrones. La interpretación involucra la asignación de significado a un conjunto de objetos reconocidos.

En esta etapa del procesamiento digital de imágenes, se desarrollan algoritmos computacionales orientados a la emulación del proceso de visión humana, que permiten reconocer objetos y tomar decisiones o efectuar tareas. Para lo cual se utilizan técnicas de reconocimiento geométrico de formas, como el aprendizaje supervisado en condiciones estadísticas; algoritmos de clasificación no

supervisados o agrupamiento (clustering), redes neuronales, reconocimiento de patrones (pattern matching), etc.

Conocimiento

La base de conocimiento mantiene toda la información que se tiene acerca del problema tratado. Este conocimiento puede ser simple, teniendo solo las regiones de la imagen donde la información de interés se conoce que está localizada, con lo que se limita la búsqueda que conduce a esa información. Dicha base, también puede ser compleja, tal como una lista interrelacionada de todos los defectos mayores posibles en un problema de inspección de materiales, o una base de datos de imágenes conteniendo imágenes de satélite en alta resolución, de una región en conexión con aplicaciones de detección de cambios. Además de guiar la operación de cada etapa del proceso, la base de conocimientos también controla la interacción entre módulos. Esta comunicación entre los módulos del procesamiento digital de imágenes, generalmente se encuentra basada en el conocimiento previo de los resultados que se pueden esperar.

Anexo B

Antecedentes sobre análisis de texturas

Se considera que una manera de describir una región es cuantificando el contenido de textura que posee.

A pesar de no existir una definición formal de textura a continuación se mencionarán algunas definiciones encontradas en la literatura:

- Según la Real Academia Española, “Disposición y orden de los hilos en una tela”
- En la paleontología “textura es un rasgo notable de la arquitectura de una roca que se refiere a sus características morfológicas internas tales como el tamaño de sus granos minerales, los contornos de los mismos y sus relaciones mutuas”. (Segura, 1973)
- “El concepto de textura es relativo a la distribución estadística de los tonos de gris” (Haralick R. , 1979).
- “La textura es una característica discriminatoria de una imagen” (Curran, 1994)
- “La textura puede ser definida como una estructura compuesta por una gran número de elementos similares o patrones, más o menos ordenados, sin que ninguno de ellos llame particularmente la atención” (Van Gool, Dewaele, & Oosterlinck, 1983)
- “Textura es el término usado para caracterizar la superficie de un objeto o fenómeno dado y es esencialmente una propiedad de la vecindad (Unser, 1986).
- “La textura puede ser descrita como el patrón de la distribución espacial de diferentes intensidades o colores”. (Vilnrotter, Nevitia, & Price, 1986).
- “De una manera general, la textura es una medida de la tosquedad o rugosidad, suavidad y regularidad de la imagen” (Pitas, 1992)
- “La textura representa variaciones de los tonos en el dominio del espacio y determina una visión global de la suavidad o tosquedad de los rasgos de una imagen. Es una propiedad virtualmente innata de todas las superficies”. (Kushwaha, Kuntz, & Oosten, 1994)
- “La textura de una imagen es a menudo interpretada como un conjunto de medidas estadísticas de la distribución espacial de la escala de grises en una imagen”. (Chou, Weger, Ligtenberg, Kuo, & Welch, 1994)
- El glosario estándar de procesamiento digital de imágenes y tecnologías de reconocimiento de patrones (IEEE Standards Board, 1990) dice que “la textura es un atributo que representa la distribución espacial de los

niveles de gris de las píxeles de una región en una imagen“, así mismo se afirma que no existe una definición que sea ampliamente aceptada y que además sea simple y que no presente ambigüedades. (Cziria, Derganc, Ollé, Prince, & Petkovic, 2001).

Al observar las diferentes definiciones para la textura, en el presente trabajo se considera a **la textura como una característica que presenta una cuantificación de la variación espacial de valores de tonos de gris y además constituye una herramienta útil en la identificación de regiones de interés dentro de una imagen**, definición presentada por (Tuceryan & Jain, 1998) en el manual de reconocimiento de patrones y visión por computadora.

El procesamiento digital de imágenes intenta resolver tres problemas relacionados con la textura:

- Identificar que representa una superficie por medio del análisis de textura en una imagen lo cual corresponde a la clasificación de texturas. Dicha clasificación se refiere a la asignación de un objeto dentro de un grupo de categorías predefinidas; en la clasificación de texturas el objetivo es asignar una muestra desconocida a un grupo de clases de textura conocidas.
- La división de una imagen en diferentes texturas que comprende la segmentación de texturas. La segmentación es el proceso mediante el cual se subdivide a una imagen en un número de regiones homogéneas. En otras palabras, la segmentación de una imagen es definida por una serie de regiones que están conectadas y no sobrepuestas, donde cada píxel dentro de un segmento de la imagen adquiere una etiqueta única que indica la región a la que pertenece.
- Decidir si una textura es como se espera que sea o contiene defectos, se refiere a la detección de defectos. La textura es un rasgo fundamental en visión por computadora para caracterizar la superficie de un objeto real. Una gran variedad de objetos han sido inspeccionados automáticamente y sus texturas han variado considerablemente de aquellas que se consideran normales.

Anexo C

Especificaciones de la cámara para la adquisición de las imágenes

Sony Cyber-shot DSC-W55

Especificaciones Básicas

Resolución: 7.20 Megapíxeles

Lente: 3.00x zoom (38-114mm eq.)

Visor: Óptico / LCD

Tamaño LCD: 2.5 inch

ISO: 100-1000

Obturador: 1-1/2000

Max Apertura: 2.8

Mem Tipo: MS Duo / MS PRO Duo

Batería: Custom Lilon

Dimensiones: 3.5x2.2x0.9in (89x57x23mm)

Peso: 5.2 oz (147 g)



Sony Cyber-shot DSC-W55®