

U

P

T

**Análisis de Imágenes Digitales
para el Diagnóstico del Melanoma
Cutáneo Usando el Color y la
Textura como Factores
Discriminantes**

por

Laura Yesica Mera González

Tesis sometida como requisito parcial para
obtener el grado de

MAESTRO EN COMPUTACIÓN ÓPTICA

en la

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE
TULANCINGO**

Mayo 2015

Tulancingo de Bravo, Hidalgo.

Supervisada por:

**Dr. José Alberto Delgado Atencio
Dr. Juan Carlos Valdiviezo Navarro**

©UPT

El autor otorga a la UPT el permiso de reproducir y
distribuir copias en su totalidad o en partes de esta tesis.



Dedicatoria

A Dios principalmente por concederme fortaleza, ánimo y valor para culminar este proyecto de mi vida. Por ser mi refugio y mi sostén en momentos difíciles. Por acompañarme, guiarme y hacerse presente en cada instante.

A mis padres: *Laura y Juan*, por su invaluable confianza y comprensión en este período de logros y fracasos. Por su apoyo incondicional en cada etapa de mi vida.

A mis hermanas: *Nelly y Viridiana* quienes a pesar de ser pequeñas comparten siempre una actitud de superación.

A mis amigos: todos y cada uno de los que han formado parte de la *Pastoral Juvenil de Catedral*. Por enseñarme a tener a Dios en el centro de mi vida. Por sus mensajes de ánimo, alegrías, risas y abrazos que hicieron de este tiempo algo ligero y provechoso. Por su comprensión y aliento durante mi estancia en el extranjero. Por ser uno de mis motores y por todos aquellos momentos extraordinarios que he vivido a su lado. Por acompañarme y haber sido una pieza sumamente importante en este logro de mi vida, sobre todo, por enseñarme a hacer todo con amor.

“Lo que importa es cuanto amor ponemos en el trabajo que realizamos”.

Beata M. Teresa de Calcuta

Agradecimientos

Deseo agradecer a la Universidad Politécnica de Tulancingo, al Laboratorio de Óptica y Sistemas de Visión, así como al rector, el Maestro Gerardo Téllez Reyes por su invaluable dedicación en el desarrollo y crecimiento académico de los estudiantes de esta institución.

A CONACYT por haberme brindado el apoyo económico necesario para llevar a cabo mis estudios de maestría, mediante la Beca No. 373336. Por el soporte para la realización de una estancia en el extranjero a través de la Beca No. 290842.

A mis asesores: el Dr. José Alberto Delgado Atencio y el Dr. Juan Carlos Valdiviezo Navarro por su acompañamiento en el desarrollo de este trabajo de tesis.

Agradezco a mis sinodales: Dra. Margarita Cunill Rodríguez y Dr. Sergio Vázquez y Montiel por sus recomendaciones y comentarios.

A la Dra. Jessica Ramella Roman por aceptarme en su laboratorio durante mi estancia en la Universidad Internacional de Florida.

Externo sumo agradecimiento a mi familia, amigos, así como a mis compañeros de maestría: Edwin, Martín, Raúl, Victoria y Jorge por su apoyo moral y académico que contribuyeron de alguna manera en el desarrollo y culminación de este proyecto.

Laura Yesica Mera González

Mayo, 2015.

Abstract

Melanoma is the most deadly form of skin cancer in human in all over the world with an representative increase number of victims yearly. One traditional clinical form of diagnosis melanoma used by doctors is the named ABCDE rule which stands for Asymmetry, Border, Color, Diameter and Evolution of the lesion. For melanoma lesions, the color as a descriptor exhibits heterogeneous values, while for benign lesions, it is pretty homogeneous. The analysis of characteristics related to the surface of a pigmented skin lesion may be a complementary discriminating factor to the named rule for differentiation between melanoma and benign nevo, since it is known that the texture of melanoma tends to be rougher than in nevo.

The use of digital images that allow the analysis of color and texture in pigmented skin lesions helps to the development of noninvasive algorithms for automated discrimination between melanomas and common nevo. In this thesis work, an algorithm is proposed and tested to characterize the color in a pigmented skin lesion and other to the analysis of the texture, both on dermatological and dermatoscopic digital images. The algorithms measure such descriptors using the HSI color model. Finally the algorithms allow select two characteristic values for the description of color and texture on the lesions lending to a correct classification of 88.9 % of the classes. In addition, in this project is discussed the influence of the quality of digital images on the results obtained therefore the proposed algorithm to measure the color is tested on phantoms of pigmented skin lesions.

Resumen

El melanoma es la forma más mortal de cáncer de piel en humanos en todo el mundo con un incremento representativo del número de víctimas al año. Una forma clínica tradicional de diagnóstico de melanoma empleada por médicos es la denominada regla ABCDE la cual es definida por Asimetría, Bordes, Color, Diámetro y Evolución de la lesión. En lesiones correspondientes a melanoma, el color como descriptor exhibe valores heterogéneos, mientras que en lunares benignos, el color es bastante homogéneo. El análisis de características afines a la superficie de una lesión pigmentada de la piel puede ser un factor discriminante complementario a la regla mencionada para la diferenciación entre melanoma y lunares benignos, dado que se sabe que la textura del melanoma suele ser más rugosa que en lunares.

El empleo de imágenes digitales que permitan el análisis del color y la textura en lesiones pigmentadas de la piel ayuda al desarrollo de algoritmos no invasivos para la discriminación automatizada entre melanomas y lunares comunes. En este trabajo de tesis se propone y evalúa un algoritmo para caracterizar el color en una lesión pigmentada de la piel y otro para el análisis de su textura en base a distintos descriptores, ambos a través de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas. Los algoritmos miden dichos descriptores mediante el uso del modelo de color HSI. Finalmente permiten la elección de dos valores característicos para la descripción del color y textura en las lesiones dando lugar a una clasificación correcta del 88.9% de los datos. Además, en este proyecto se discute la influencia de la calidad de las imágenes digitales en los resultados obtenidos y se incursiona en aplicar el algoritmo de color propuesto a phantoms imitadores de lesiones pigmentadas de la piel.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Diagnóstico clínico tradicional del melanoma	2
1.2.1. Regla ABCDE	2
1.2.2. Método de la “Lista de verificación de los 7 puntos”	5
1.3. Métodos ópticos para el diagnóstico del melanoma	7
1.3.1. El dermatoscopio	7
1.3.2. MoleMax	8
1.3.3. FotoFinder Dermoscope	9
1.3.4. Trabajos relacionados	10
1.4. Planteamiento del problema	13
1.4.1. Objetivo general y objetivos específicos	13
1.4.2. Justificación	14
1.5. Propuesta de solución	14
2. La piel humana	21
2.1. Introducción	21
2.2. Estructura de la piel y sus funciones	22
2.2.1. Zonas sanas	22
2.2.2. Lesiones pigmentadas benignas y malignas de la piel	28
2.3. Propiedades ópticas de la piel	34
2.4. Conclusiones	36

3. Objetos imitadores de lesiones pigmentadas	41
3.1. Introducción	41
3.2. Materiales y métodos	43
3.2.1. Fabricación de la matriz de phantoms a base de poliuretano	43
3.2.2. Caracterización de partículas pigmentadas	45
3.2.3. Caracterización del phantom con imágenes hiperespectrales	46
3.3. Resultados	47
3.4. Conclusiones	51
4. Fundamentos teóricos para el análisis de imágenes digitales	57
4.1. Registro de imágenes digitales	57
4.2. Textura en imágenes	62
4.2.1. Métodos para medir texturas	62
4.3. Segmentación de imágenes digitales	66
4.3.1. Concepto de segmentación	66
4.3.2. Segmentación basada en umbralización	67
4.4. Fundamentos del color	68
4.4.1. Modelo de color RGB	70
4.4.2. Imágenes en pseudocolor	72
4.4.3. Modelo de color HSI	73
4.5. Conclusiones	75
5. Desarrollo y prueba de algoritmos para discriminar el melanoma cutáneo de lunares comunes	79
5.1. Caracterización de lesiones pigmentadas de la piel a través del color	79
5.1.1. Introducción	79
5.1.2. Materiales y métodos	80
5.1.3. Resultados	89
5.2. Caracterización de lesiones pigmentadas de la piel a través de la textura	97
5.2.1. Introducción	97

5.2.2. Materiales y métodos	97
5.2.3. Resultados	98
5.3. Clasificación de lesiones pigmentadas usando una RNA	100
5.3.1. Estructura básica de la RNA	100
5.3.2. Resultados de clasificación	104
5.4. Interfaz gráfica	105
5.5. Conclusiones	107
6. Conclusiones generales	111
6.1. Aportaciones de la investigación	113
6.2. Trabajo futuro	114
6.3. Productos derivados	114
Appendices	117
A. Códigos fuente Capítulo 5	119
A.1. Algoritmo 5.2: Medición del tono en una imagen digital segmentada a partir de la componente H	119
A.2. Algoritmo 5.3: Medición de la textura en una imagen digital mediante métodos estadísticos	124

Índice de figuras

1.1. Esquema de un dermatoscopio simple que emplea aceite de inmersión	8
2.1. Capas principales de la piel humana	22
2.2. Melanocito productor de melanina	25
2.3. Niveles de invasión de Clark	30
2.4. Ejemplos de melanoma de extensión superficial	32
2.5. Ejemplos de melanoma lentigo maligno	32
2.6. Ejemplos de melanoma acral	32
2.7. Ejemplos de melanoma nodular	32
2.8. Espectro de reflectancia típica de la piel humana	35
3.1. Instrumentación empleada para la fabricación de objetos imitadores de tejido .	44
3.2. Sistema hiperespectral Modelo Hyperspec-VNIR	47
3.3. Phantoms sólidos imitadores de tejido cutáneo	48
3.4. Caracterización de partículas de granos de café	49
3.5. Imágenes hiperespectrales de un phantom con partículas pigmentadas	50
3.6. Reflectancia espectral de la matriz de un phantom y partículas pigmentadas en él, en un rango espectral de 400 a 1000 nm	51
4.1. Proceso de adquisición de una imagen digital a través de un arreglo matricial de sensores	58
4.2. Proceso de digitalización de una imagen por medio del muestreo y la cuantización.	60
4.3. Intervalo de longitudes de onda que comprenden el espectro visible	68

4.4. Absorción de luz de los conos rojo, verde y azul en función de la longitud de onda	69
4.5. Modelo de color RGB	71
4.6. Componentes R , G y B de una imagen digital	72
4.7. Imagen pseudocoloreada	73
4.8. Modelo de color HSI	74
4.9. Componentes H , S , e I de una imagen	75
5.1. Lesión pigmentada de la piel	82
5.2. Arreglo óptico para la adquisición de imágenes de un phantom imitador de tejido cutáneo	82
5.3. Imagen de phantom bajo dos condiciones diferentes de iluminación	84
5.4. Proceso del Algoritmo 5.1 el cual mide el tono en una imagen digital a partir de la componente H	85
5.5. Histograma de intensidades de la imagen digital de un melanoma	86
5.6. Segmentación de una lesión pigmentada de la piel	87
5.7. Componente H pseudocoloreada de una lesión cutánea	88
5.8. Zona no brillante y brillante del phantom imitador del tejido cutáneo	92
5.9. Segmentación y pseudocolor de imágenes digitales de lesiones	93
5.10. Imágenes digitales de lesiones cutáneas con presencia de artefactos externos que impiden una buena segmentación	96
5.11. Estructura básica de una Red Neuronal Artificial	101
5.12. Interfaz gráfica que diagnostica un melanoma	106
5.13. Interfaz gráfica que diagnostica un lunar	106

Índice de tablas

1.1. Regla ABCDE para el diagnóstico de melanoma	4
1.2. Lista de verificación de los 7 puntos para el diagnóstico de lesiones pigmentadas de la piel	6
2.1. Funciones de la piel resumidas por cada capa que la componen.	28
2.2. Colores presentes dermatoscópicamente en melanoma y su relación histopatológica	33
5.1. Especificaciones generales y ópticas de la cámara CCD multiespectral de 2 canales que simultáneamente captura la luz visible e infrarroja cercana y de la óptica empleada	83
5.2. Rango de variación de tono presente en imágenes dermatológicas de lunares y melanomas obtenido mediante el Algoritmo 5.1	90
5.3. Rango de variación de tono presente en imágenes dermatoscópicas de lunares y melanomas obtenido mediante el Algoritmo 5.1	91
5.4. Resultados de la medición de la variación de tono presente en imágenes dermatológicas de lunares y melanomas mediante el Algoritmo 5.2	94
5.5. Resultados de la medición de la variación de tono presente en imágenes dermatoscópicas de lunares y melanomas mediante el Algoritmo 5.2	95
5.6. Resultados de variación baja de tono en melanomas y variación alta de tono en lunares	96
5.7. Resultados representativos del cálculo de descriptores estadísticos de textura para la caracterización de lesiones cutáneas mediante imágenes dermatológicas	99

5.8. Resultados representativos del cálculo de descriptores estadísticos de textura para la caracterización de lesiones cutáneas mediante imágenes dermatoscópicas	100
5.9. Resultados de valores bajos de entropía en imágenes de melanomas y valores altos de entropía en imágenes de lunares	100
5.10. Porcentajes de clasificación correcta	105

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes

El melanoma cutáneo es hoy en día uno de los principales tipos de cáncer alrededor del mundo [1] y de los tres tipos de cáncer de piel es el más mortífero, peligroso y difícil de diagnosticar. Se estima que cada año lo desarrollan unas 200,000 personas en el mundo [2]. En México, la incidencia de este tipo de cáncer de piel ha incrementado haciendo necesario el uso de diferentes técnicas para su detección temprana [3, 4]. De acuerdo a la Sociedad Mexicana de Oncología A. C., anualmente ocurren en México alrededor de 1,000 casos de melanoma y su incidencia es duplicada cada 10 años [5].

En Estados Unidos, según datos presentados por la *American Cancer Society* [6], el cáncer de piel es uno de los más comunes en el ser humano y las tasas de incidencia han estado aumentando al menos durante 30 años. Aunque el melanoma representa menos del 2% de los casos de cáncer de piel, éste es causa en gran mayoría de las muertes generadas por cáncer de piel. También menciona que el melanoma es 20 veces más común en los blancos que en los afroamericanos. En general, el riesgo de desarrollar un melanoma es alrededor del 2% (1 en 50) para personas de raza blanca, 0.5% (1 de 200) para los hispanos y el 0.1% (1 en 1000) para personas de raza oscura. Las estimaciones que predijo la *American Cancer Society* para el melanoma en Estados Unidos en 2014 fueron:

- Aproximadamente 76,100 nuevos melanomas se diagnosticarían (43,890 en hombres y 32,210 en mujeres).
- Una cantidad de 9,710 personas moriría a causa de melanoma (6,470 hombres y 3,240 mujeres).

En Europa, de acuerdo a cifras de la Asociación Española Contra el Cáncer (AECC) [7], actualmente se diagnostican 160,000 casos de melanoma al año en todo el mundo (79,000 en hombres y 81,000 en mujeres) representando aproximadamente el 1.5% de los tumores en ambos sexos. En este continente, el melanoma es más frecuente en mujeres, al contrario que en el resto del mundo. La mayor incidencia se registra en países con fuerte irradiación solar y con una población blanca no autóctona, lo que sucede en Australia, Nueva Zelanda, EUA y Sudáfrica. En Europa es más frecuente en el norte y en el oeste (población con piel muy blanca, expuesta al sol sobre todo en verano). Pero mientras que en todas estas zonas la frecuencia de este tipo de cáncer de piel tiende a estabilizarse e incluso a disminuir, sigue aumentando en el sur y el este de Europa.

1.2. Diagnóstico clínico tradicional del melanoma

Con el objetivo de aumentar el éxito en el diagnóstico clínico del melanoma, distintos algoritmos semicuantitativos se han ido desarrollando. Algunos, como la regla ABCD o en su extensión la regla ABCDE están basados en ciertos criterios para determinar si una lesión pigmentada de la piel es benigna o maligna. También los hay basados en el análisis de patrones, como lo es la lista de verificación de los 7 puntos. Una descripción de ambos tipos de algoritmos para el diagnóstico clínico del melanoma se presenta a continuación.

1.2.1. Regla ABCDE

Los criterios denominados ABCD, propuestos en 1985 por Friedman *et. al* [8], han sido ampliamente utilizados en la práctica clínica debido a su fácil uso. Es una regla que especifica

una lista de características visuales asociadas a la Asimetría (A), Bordes (B), variación del Color (C) y el Diámetro (D) de la lesión, pilares del diagnóstico clínico [9].

En 1994, Stolz *et al.* [10] introdujeron la regla ABCD, basada en el análisis multivariado de los 4 criterios ABCD, en la que “D”, ahora no es denominada Diámetro sino presencia de Estructuras Dermatoscópicas, con un sistema de puntuación semicuantitativa. Coeficientes establecidos en base de la experiencia clínica se asocian a cada una de estas características y la Puntuación Total Dermatoscópica (*Total Dermoscopic Score*, TDS) es calculada mediante la suma de estos valores con el fin de determinar si una lesión cutánea corresponde a un melanoma o no.

Sin embargo, la experiencia clínica en el tratamiento de lesiones malignas ha arrojado que en ocasiones los criterios tradicionales de la regla ABCD son insuficientes para hacer un buen diagnóstico [11]. Se ha detectado que existe una historia en la evolución o cambio en un lunar común [12], por lo que se ha determinado como una clave importante para el diagnóstico de melanoma. Por ejemplo, Andersen y Silvers, en [13] mencionan que la pigmentación alterada a través del tiempo y el crecimiento rápido llegan a ser características clínicas clave en el diagnóstico del melanoma. En [11], Wick *et. al.* señalan que los cambios en el tamaño y el color en una lesión son propiedades importantes en el diagnóstico precoz. Otras características tales como dolor, picazón y pérdida de marcas de la piel también pueden estar presentes en melanomas [11, 14]. Por lo tanto, con el tiempo se determinó que existía la necesidad de expandir la regla ABCD para incluir el criterio “E”, correspondiente a aquellos cambios presentes en lesiones a través del tiempo, es decir, a la “Evolución” y así ayudar al diagnóstico de melanoma. Algunos autores han decidido expandir los criterios ABCD dándole a “E” el nombre de un cambio específico de la lesión. Por ejemplo, en [15], Fitzpatrick *et. al.* proponen nombrar a “E” como “Elevación”, ya que es un cambio importante en melanomas. Rigel *et. al.* [16], sugieren que E corresponda a un “Engrandecimiento de la lesión a un ritmo muy rápido”. Hazen *et. al.* [12] proponen a “E” como “Cambios Evolutivos”, incluyendo cambios de color, tamaño, simetría, características de la superficie, comezón, dolor y sangrado. En 2004, Abbasi *et. al.* [17] determinan que las definiciones de Fitzpatrick y Rigel para el criterio E son insuficientes ya que excluyen otros tipos de cambios en la lesión y deciden incorporar “E” a la

1.2. DIAGNÓSTICO CLÍNICO TRADICIONAL DEL MELANOMA

regla ABCD, como “Evolución”, un término más simple que “Cambios Evolutivos” de Hazen para incluir en investigaciones educativas públicas. Además, la definición es más completa dado que integra los conceptos de cambios a través del tiempo (color, forma, características de la superficie y síntomas como dolor, comezón y sangrado), engrandecimiento y elevación. La tabla 1.1 muestra el comportamiento de los criterios que conforman la regla ABCDE en lunares y melanomas.

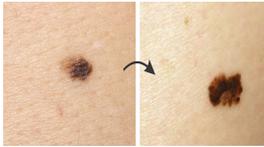
CRITERIO	LUNAR COMÚN	MELANOMA
Asimetría		
Bordes		
Color		
Diámetro		
Evolución		

Tabla 1.1: Regla ABCDE para el diagnóstico de melanoma. La segunda columna muestra el comportamiento de cada uno de los criterios ABCDE en lunares comunes. La tercera columna presenta el comportamiento de los mismos criterios en melanomas.

Como ella se puede explicar que un lunar común es bastante simétrico, posee bordes regulares, color homogéneo, además su diámetro es < 6 mm y no evoluciona altaredamente a través del tiempo. De lo contrario, un melanoma es asimétrico, tiene bordes bastante irregulares, posee distintos colores en su pigmentación, tiene un diámetro > 6 mm y evoluciona considerablemente a través del tiempo.

Connemann *et. al.* en [18] refieren que la regla ABCDE es el pilar del diagnóstico clínico de melanoma y que cualquier progreso importante en la precisión diagnóstica probablemente se relaciona con el desarrollo de criterios adicionales. Por lo tanto, dado que los descriptores usados para evaluar la Evolución de una lesión sugieren que los cambios en las características de su superficie son un factor importante para determinar si una lesión es maligna un criterio adicional para el diagnóstico del melanoma puede surgir a partir del análisis de la textura de la superficie de la lesión [19]. Si son adquiridas imágenes de lesiones cutáneas de manera que contengan información de la textura, pueden desarrollarse métodos no invasivos para la clasificación de la lesión en base a las características de su superficie. Algunos autores han incursionado en la evaluación del criterio de la rugosidad como descriptor de la textura en lesiones pigmentadas de la piel y han concluido que la rugosidad presente en melanomas es mayor en comparación con la que presentan los lunares [20, 21].

1.2.2. Método de la “Lista de verificación de los 7 puntos”

El método de la Lista de verificación de los 7 puntos (*7-Point Checklist*) es un algoritmo de diagnóstico semicuantitativo para lesiones cutáneas creado por Argenziano *et. al.* [22] en 1998 que contiene 7 criterios dermatoscópicos de verificación. Para el análisis de lesiones pigmentadas de la piel mediante ésta lista de verificación, cada uno de los criterios es caracterizado por una puntuación de acuerdo a su importancia. Tres de ellos son considerados de mayor relevancia teniendo como puntuación un valor igual a 2. Los cuatro criterios restantes son valorados como de menor importancia recibiendo una puntuación igual a 1. Una lesión pigmentada de la piel evaluada mediante estos criterios es considerada como maligna si su puntuación total es ≥ 3 ; de lo contrario la lesión se valora como benigna. La tabla 1.2 describe brevemente cada uno de dichos parámetros y su puntuación correspondiente.

1.2. DIAGNÓSTICO CLÍNICO TRADICIONAL DEL MELANOMA

LESIÓN	CRITERIO DERMATOSCÓPICO	PUNTUACIÓN
	Pigmento reticular atípico: segmentos negros, marrones o grises y líneas irregulares en cualquier lugar de la lesión.	2
	Velo azul-blanquecino: pigmentación difusa entre azul y blanco.	2
	Patrón vascular atípico: vasos rojos irregulares y/o puntos lineales no vistos en zonas de regresión.	2
	Líneas irregulares: pseudópodos o transmisión radial irregular presentes en la periferia de la lesión.	1
	Pigmentación irregular: zonas con rasgos negros, marrones o grises con distribución irregular.	1
	Puntos/glóbulos irregulares: zonas negras, marrones, grises redondas u ovaladas y de distintos tamaños distribuidos irregularmente en la lesión.	1
	Áreas de regresión: zonas similares a una cicatriz blanca despigmentada o salpicada y/o zonas azules distribuidas irregularmente en la lesión.	1

Tabla 1.2: Lista de verificación de los 7 puntos para el diagnóstico de lesiones pigmentadas de la piel. La puntuación total es calculada ponderando cada estructura por su puntuación correspondiente, y sumándolas. La clasificación de la lesión es: benigna si la puntuación total es <3 y maligna si la puntuación total es ≥ 3 .

1.3. Métodos ópticos para el diagnóstico del melanoma

El uso de imágenes digitales de la piel se ha convertido en un método efectivo en el diagnóstico de melanoma y otras lesiones pigmentadas de la piel. Wang *et. al.* [23] describen una técnica llamada Fotografía Total del Cuerpo (*Total Body Photography*, TBP), en la cual los pacientes con lesiones pigmentadas cutáneas son fotografiados con el propósito de clasificar y documentar las lesiones para un futuro seguimiento sin necesidad de extirparlas para su análisis.

Una serie de diferentes tecnologías e instrumentos ópticos han sido desarrollados para ayudar al dermatólogo en el diagnóstico precoz del melanoma. El instrumento principal para dicho fin ha sido el dermatoscopio del cual se han implementado posteriormente sistemas dermatoscópicos integrados y asistidos por computadora que permiten al médico tomar registros fotográficos digitales estandarizados de lunares de un paciente, implementar herramientas de diagnóstico y dar seguimiento en la aparición de nuevos lunares. Entre los sistemas de este tipo están el MoleMax y el FotoFinder Dermoscope en los cuales los algoritmos principales aplicados en el software son el algoritmo ABCDE y la Lista de verificación de los 7 puntos, que ayudan a identificar el melanoma en su etapa temprana haciendo uso eficazmente de las técnicas de imagen no invasivas avanzadas. Dichos instrumentos y sistemas integrados son descritos a continuación.

1.3.1. El dermatoscopio

Hoy en día la dermatoscopia ha demostrado ser muy útil en la detección temprana del melanoma maligno cutáneo y se ha convertido en una técnica indispensable como herramienta para el diagnóstico en la consulta dermatológica diaria [24]. La dermatoscopia, también conocida como microscopia de luz incidente o microscopia epiluminiscente (*Epiluminescence Microscopy*, ELM), es una técnica no invasiva que permite el examen microscópico in vivo de lesiones de la piel haciendo uso de un dermatoscopio, dispositivo que permite la examinación de las lesiones cutáneas a diferentes aumentos empleando un adecuado sistema de iluminación [25]. Este dispositivo es un microscopio de superficie de la piel que puede implicar el uso de

aceite de inmersión entre la piel y el vidrio de la parte frontal del instrumento, o puede emplear la polarización cruzada. Ambas técnicas son utilizadas para minimizar la reflexión de luz desde la superficie de la piel haciendo que la capa córnea, capa más externa de la epidermis, parezca traslúcida y así, con la ayuda de una lente de aumento sea posible la examinación de la unión dermo-epidérmica; por lo tanto, hace que las estructuras, formas y colores de la subsuperficie de la piel sean fácilmente visibles cuando se comparan con imágenes clínicas convencionales [23, 26]. Así, el examinador puede entonces aumentar la zona que es objeto de estudio empleando este instrumento. La medida de aumento más común es de 10 veces [27]. La figura 1.1 muestra el esquema de un dermatoscopio simple que emplea aceite de inmersión sobre la piel.

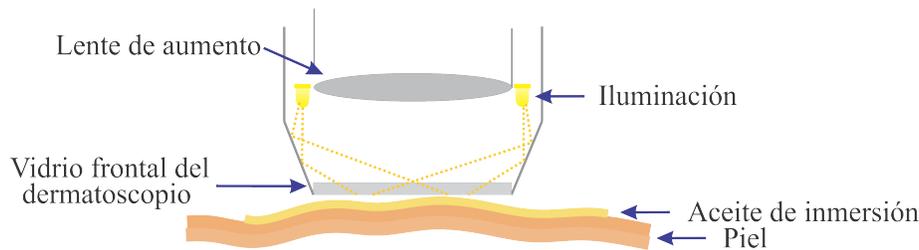


Figura 1.1: Esquema de un dermatoscopio simple que emplea aceite de inmersión sobre la piel para disminuir la reflexión de luz desde la superficie de la piel haciendo que la capa córnea parezca traslúcida y así con la ayuda de una lente de aumento sea posible la examinación de la unión dermo-epidérmica.

1.3.2. MoleMax

MoleMax es un dispositivo asistido por computadora aceptado por la U. S. Food and Drug Administration (FDA) para la detección del melanoma [28]. Ha sido el primer sistema digital integrado capaz de digitalizar y almacenar imágenes de lunares obtenidas mediante ELM en el mundo [29], desarrollado en colaboración con la Facultad de Medicina de la Universidad de Viena, en el departamento de dermatología, para su uso en prácticas dermatológicas. MoleMax fue presentado internacionalmente en junio de 1997 en el Congreso Mundial de Melanoma y posteriormente en la Convención Mundial de Dermatólogos [30]. Desde entonces, MoleMax se

ha convertido en el estándar clínico en microscopía epiluminiscente digital aceptado en todo el mundo.

Gracias a la buena respuesta de los primeros usuarios y a las numerosas evaluaciones clínicas realizadas en el sector, ha sido posible optimizar MoleMax y planificar su desarrollo hasta los sistemas actuales como lo es MoleMax II cuya información se encuentra disponible en [30], el cual cuenta con una base de datos única y segura, orientada al futuro, con imágenes histopatológicas de lesiones pigmentadas de la piel tomadas con MoleMax. El conjunto de programas de este sistema incluye funciones de análisis de imágenes basado en la tecnología más avanzada y utiliza la regla clínicamente reconocida ABCDE y *7-Point Checklist* para apoyar la clasificación de las lesiones diagnosticadas y la técnica de polarización de la luz, efectuando exploraciones dermatoscópicas sin hacer uso de líquidos de inmersión.

1.3.3. FotoFinder Dermoscope

FotoFinder Dermoscope es también un dispositivo asistido por computadora aceptado recientemente [31] en el año 2015 por la FDA. De acuerdo a la información disponible en [32], ésta tecnología está basada en el avance tecnológico denominado dermatoscopia digital que permite realizar una detección precoz del melanoma mediante el seguimiento de los lunares. Durante una consulta, haciendo uso de este dispositivo, se realiza un escaneo y se adquieren imágenes panorámicas de toda la superficie de la piel del paciente con la videocámara en Full HD integrada. Esto ayuda a mantener una visión general de los lunares. El sistema digital registra con máximo detalle la forma, color, tamaño y ubicación de todas las lesiones de la piel. De esta forma se genera un mapa digital de lunares y lesiones sospechosas, resaltando aquellas que respondan a patrones de imágenes con riesgo de lesión grave como los melanos. Este método de diagnóstico ofrece a los pacientes, una forma de seguimiento exhaustivo, estandarizado y comparativo de las lesiones que presenta. Esta innovación permite también evitar la extirpación innecesaria de lesiones benignas.

Una segunda opinión asistida por ordenador con niveles de sensibilidad y especificidad elevados que determinan la fiabilidad del resultado y derivada de FotoFinder es el Molealyzer, con una sensibilidad muy superior al 90 %. Molealyzer es un sistema para el diagnóstico

de lesiones malignas, que analiza los lunares según patrones de reconocimiento de propuestos por la Clínica Dermatológica Universitaria de Tubinga, Alemania, dando una puntuación de riesgo de malignidad. Evitando también la extirpación innecesaria de lunares. Esta tecnología no pretende sustituir al dermatólogo, sino que simplemente ofrece una segunda opinión sobre la base de algoritmos de reconocimiento de patrones clínicamente probados e indicando una puntuación de riesgo. La regla ABCDE y la lista de verificación de los 7 puntos son sus herramientas para el diagnóstico de lesiones malignas [33].

1.3.4. Trabajos relacionados

En la actualidad, el desarrollo de sistemas y aplicaciones que ayuden al diagnóstico automático del melanoma siguen siendo de gran importancia, ya sea con el propósito de buscar mejores desempeños que los obtenidos por sistemas previos, en ofrecer sistemas que puedan ser tan eficientes como los diagnósticos de un dermatólogo experto o impulsados por proponer otras herramientas que contribuyan positivamente a las ya existentes.

Anteriormente fueron discutidos los criterios que comprende la regla ABCDE así como uno de los criterios que pueden derivarse de ella, tal como la textura. Como fue mencionado, el color es uno de los parámetros importantes que permiten diagnosticar clínicamente un melanoma dado que exhibe la variación de tono de la lesión [9, 34]. El color presente en lunares comunes suele ser homogéneo, de lo contrario, en melanomas es variado, conteniendo colores como blanco, rojo, marrón claro, marrón oscuro, azul grisáceo y negro [35]. Existen en la literatura distintos métodos y algoritmos para el diagnóstico de melanoma en base a su color.

La manera más popular adoptada por la mayoría de los autores para medir la variación del color en imágenes digitales de lesiones pigmentadas de la piel ha sido a través del uso de parámetros estadísticos del histograma de intensidades. Por ejemplo, Green *et. al.* [36], Lee [37], Aitken *et. al.* [38] y Landau *et. al.* [39] miden la variación del color a través de parámetros tales como: la media, la, varianza, la desviación estándar, mínimos, máximos y rangos de variación de los canales rojo, verde y azul del modelo de color RGB. Mientras que Umbaugh *et. al.* [40] y Ercal [41] además de emplear los cálculos anteriores utilizan de manera complementaria las características de coordenadas esféricas del modelo de color CIE L,a*,b*

para la medición de la variación del color en lesiones cutáneas. Los algoritmos propuestos consistieron en encontrar los mínimos y máximos de los ángulos A y B de este modelo de color y posteriormente se realizó una subdivisión de los colores presentes en la lesión evaluada en base a los máximos y mínimos encontrados. En seguida, se obtuvo una imagen de referencia en la cual se presentaba una división del subespacio en bloques de igual tamaño, definidos por los mínimos y los máximos calculados con el fin de agrupar en bloques los diferentes colores presentes en cada lesión, asignándole un número distinto a cada uno de los bloques. El número de color fue empleado para colocar en cada pixel de la lesión segmentada el número de color al que corresponde, de esa manera podía conocerse el número de colores presentes en cada lesión pigmentada de la piel.

Otra técnica para determinar las características referentes al color en melanoma es presentada por Stanley *et. al.* [42] en la cual se emplea el análisis del histograma de color a través de un conjunto de imágenes clínicas de entrenamiento para determinar el diagnóstico de lesiones pigmentadas de la piel.

Del mismo modo, información valiosa adicional para el diagnóstico del melanoma se puede obtener a partir de la examinación de la textura de la lesión pigmentada de la piel como factor discriminante, puesto que como ya fue mencionado anteriormente, la superficie es más rugosa en melanomas que en lunares.

Mazzarello *et. al.* [20], investigó el comportamiento de la rugosidad en lesiones de melanoma y lunares en comparación con la rugosidad de la piel sana a través del análisis de la superficie empleando microscopía electrónica de barrido (*Scanning Electronic Microscopy, SEM*) con el fin de diferenciar melanomas de lunares. La textura superficial de la piel se analizó mediante la técnica de réplica de silicona. El material de réplica es un derivado de polivinilsiloxano para aplicación dental. El análisis informático facilitó una descripción geométrica de la superficie de la piel superficial basado en los diferentes parámetros de la topografía de la superficie de la piel: rugosidad, anisotropía, número de surcos de la piel primaria y secundaria, anchuras de surcos primarios. Los resultado arrojaron que el melanoma tiene una superficie muy irregular, con una marcada reducción o desaparición de surcos cutáneos, y la formación de nuevas líneas con dirección variable.

Cavalcanti *et. al.* [43] obtiene las características de textura de lesiones pigmentadas mediante la probabilidad máxima, la energía, la entropía, la disimilaridad, el contraste, la diferencia inversa, el momento de diferencia inversa y la correlación calculadas de la matriz de co-ocurrencia de los niveles de gris (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*, GLCM) de la imagen digital de la lesión.

En la literatura existen algunos autores que en sus trabajos han incluido a ambos descriptores: la variación del color y la textura para discriminar melanomas de lesiones benignas.

Celebi *et. al.* [44] con el fin de cuantificar los colores presentes en una lesión pigmentada de la piel calcularon dos parámetros estadísticos: la media y la desviación estándar, en los canales de seis modelos diferentes de color, así como la asimetría del color, la distancia de histograma y características de la distancia centroidal. Los modelos de color considerados fueron RGB, RGB normalizado, HSV, Ohta, l1/2/3 y CIE L*u*v*. Mientras que para cuantificar la textura presente en una lesión se empleó un conjunto de descriptores de textura estadísticos basados en la matriz de co-ocurrencia de los niveles de gris de la imagen (GLCM). Dichos descriptores fueron la probabilidad máxima, la energía, la entropía, la disimilaridad, el contraste, la diferencia inversa, el momento de diferencia inversa y la correlación. De ese modo todos los descriptores de color y de textura fueron introducidos en un clasificador para discriminar lesiones pigmentadas de la piel mediante imágenes digitales dermatoscópicas.

Ballerini *et. al.* [45] obtienen las características relacionadas con el color en lesiones pigmentadas de la piel mediante la media de los canales R , G y B y la matriz de covarianza del modelo de color RGB. Los cálculos fueron considerados para los modelos de color normalizados: RGB, HSV (*Hue, Saturation, Value*), CIE L,a*,b*, CIE Lch y Ohta. Después de experimentar con los 5 espacios de color diferentes, el RGB dio resultados ligeramente mejores que los otros espacios de color. Mientras que, las características relacionadas con la textura fueron extraídas de matrices de co-ocurrencia generalizadas (GCM) en los modelos de color RGB, HSV (*Hue, Saturation, Value*) y CIE L,a*,b*. Para cada GCM fueron extraídas 12 características: energía, contraste, correlación, entropía, homogeneidad, momento de diferencia inversa, agrupamiento de sombra, agrupamiento de protuberancias, probabilidad máxima, autocorrelación, disimilaridad y varianza.

1.4. Planteamiento del problema

El melanoma cutáneo avanzado, la forma más mortal de cáncer de piel va incrementando rápidamente en todo el mundo. El diagnóstico precoz es especialmente importante en la reducción de muertes por cáncer cutáneo, ya que el melanoma se puede curar si se detecta a tiempo. El diagnóstico de lesiones pigmentadas de la piel es realizado bajo la inspección de un dermatólogo que visualiza y evalúa las características clínicas de la lesión basándose en sus conocimientos, enfrentándose al cansancio físico ocasionando evaluaciones incorrectas y la posibilidad de extirpar la lesión sin ser necesario.

Con el fin de minimizar dichos errores de diagnóstico que resultan de la dificultad y de la subjetividad de la interpretación visual el desarrollo de sistemas y algoritmos que optimicen la evaluación de lesiones cutáneas se ha convertido en una de las herramientas más importantes en el diagnóstico de melanoma y otras lesiones pigmentadas de la piel. Se trata de técnicas no invasivas en las cuáles se emplean imágenes digitales dermatológicas o dermatoscópicas con el fin de discriminar lesiones malignas de lesiones benignas. Esto optimiza la detección de melanoma, reduce los errores de diagnóstico incorrecto y proporciona una mayor diferenciación entre las lesiones pigmentadas de la piel.

1.4.1. Objetivo general y objetivos específicos

Desarrollar algoritmos computacionales para la caracterización automatizada de imágenes digitales de lesiones pigmentadas de la piel en base a su color y su textura con el fin de discriminar el melanoma cutáneo de proliferaciones melanocíticas no malignas.

1. Desarrollar un algoritmo computacional automatizado que permita medir la variación de color mediante la componente de H del modelo de color HSI de imágenes digitales de melanoma y lunares comunes.
2. Caracterizar lesiones pigmentadas de la piel mediante el análisis de su textura.
3. Analizar el desempeño de los algoritmos anteriores en imágenes dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones cutáneas.

4. Determinar la influencia de la calidad de las imágenes digitales en el desempeño de los algoritmos desarrollados, lo cual se aplicará tanto a imágenes de bases de datos como a imágenes tomadas a objetos imitadores de tejido cutáneo fabricados para este propósito.
5. Integrar los algoritmos mencionados en una interfaz gráfica amigable.

1.4.2. Justificación

De acuerdo a lo mencionado, el uso de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones pigmentadas de la piel surge como una posibilidad para el análisis de una lesión sin necesidad de extirpar el tejido para dar un diagnóstico. Sin embargo, como ya fue discutido anteriormente, el análisis de un lesión cutánea involucra la evaluación de distintos criterios que han sido agrupados en distintas reglas tales como: la regla ABCDE. Por lo tanto, la importancia de evaluar dichos los criterios radica en el hecho de que permite la discriminación adecuada de lesiones benignas y malignas de la piel.

Se sabe que la variación de color y las características de la textura de una lesión pigmentada de la piel son criterios derivados de la regla mencionada. Muchos de los algoritmos desarrollados y existentes en la literatura están basados en el análisis del color y la textura mediante el cálculo de momentos estadísticos correspondientes al histograma de los niveles de gris de las imágenes digitales correspondientes a cada una de las lesiones a evaluar en los modelos de color RGB y $L^* a^* b^*$. Aunque las técnicas producen buenos resultados, no se ha encontrado en la literatura trabajos que empleen el modelo de color HSI para estos fines, por lo que en este trabajo de tesis se propone estudiar el análisis del color y la textura de lesiones cutáneas empleando ahora el modelo de color HSI, además de determinar la influencia de brillo en las lesiones, así como del desempeño de las técnicas propuestas en imágenes dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones pigmentadas de la piel.

1.5. Propuesta de solución

Mediante el desarrollo de este trabajo de tesis es propuesto un algoritmo automatizado para discriminar melanomas de lunares comunes basado en la medición del tono de un conjunto de

imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas con el fin de describir la variedad de colores presentes en cada lesión. Esto implica el uso de la componente H del modelo de color HSI, demostrando a través de valores numéricos de H que en los melanomas hay un rango mayor de variación en tono en comparación con lunares comunes. Del mismo modo, se propone un algoritmo automatizado para el análisis de la textura en las mismas lesiones, demostrando que la textura en melanomas es más rugosa en comparación con lesiones benignas. Por lo tanto, para alcanzar los objetivos, este trabajo se conforma de la siguiente manera: el capítulo 2 presenta los conceptos fundamentales relacionados con la piel humana y sus funciones principales, para comprender el desarrollo de las proliferaciones melanocíticas. Por otra parte, en el capítulo 3 se discute la fabricación de phantoms imitadores del tejido cutáneo con el fin de adquirir imágenes digitales de ellos para finalmente evaluar la influencia de brillo en ciertas regiones del objeto y determinar si repercuten significativamente en los resultados obtenidos con los algoritmos desarrollados. El capítulo 4 presenta los fundamentos teóricos relacionados con las técnicas de procesamiento de las imágenes y la obtención de los descriptores relacionados con la variación de color y la textura que serán útiles y capaces de discriminar melanomas de lunares comunes. En el capítulo 5 se muestran los resultados obtenidos de aplicar los algoritmos automatizados para la medición de la variación de color y la textura en melanomas y lunares a través de los mejores descriptores para su clasificación, así como una interfaz gráfica que permitirá a los usuarios analizar distintas lesiones y obtener un diagnóstico de clasificación. Finalmente, las conclusiones y el trabajo a futuro son presentadas en el capítulo 6.

Bibliografía

- [1] Green, A., Martin, N., McKenzie, G., Pfitzner, J., Quintarelli, F., Thomas, B. W., O'Rourke M., and Knight N., "Computer image analysis of pigmented skin lesions," *Melanona Res*, Vol. 1, No. 4, pp. 231-236, (1991).
- [2] Ferlay, J., Shin, H. R., Bray, F., Forman, D., Mathers, C., and Parkin, D. M., "Estimates of worldwide burden of cancer in 2008: GLOBOCAN 2008," *International Journal of Cancer*, Vol. 127, No. 12, pp. 2893-2917, (2010).
- [3] Ruíz, A., Escobar, G., de la Barrera, F., Herrera, A., Padilla, A., Suchil, and L., G., "Epidemiología del melanoma de piel en México.," *Rev. Inst. Nac. Cancerol.*, Vol. 44, No. 4, pp. 168-174, (1998).
- [4] González, N. E. and Flores, A. Y., "El melanoma en México," *Revista de Especialidades Médico-Quirúrgicas.*, Vol. 15, No. 3, pp. 161-164, (2010).
- [5] Sociedad Mexicana de Oncología A. C. Disponible en <http://www.smeo.org.mx/pacientes/comitetumor.php>
- [6] American Cancer Society. Inc. Disponible en <http://www.cancer.org/cancer/skincancer-melanoma/detailedguide/melanoma-skin-cancer-key-statistics>
- [7] Asociación Española Contra el Cáncer. Disponible en <https://www.aecc.es/Paginas/PaginaPrincipal.aspx>

-
- [8] Friedman, R., Rigel, D., and Kopf, A., "Early detection of malignant melanoma: the role of physician examination and self-examination of the skin," *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, Vol. 35, No. 3, pp. 130-151, (1985).
- [9] Friedman, R. and Rigel, D., "The clinical features of malignant melanoma," *Dermatol Clin.*, Vol. 3, No. 2, pp. 71-283, (1985).
- [10] Stolz, W., Riemann, A., Cognetta, A., and Pillet, L., "ABCD rule of dermoscopy: A new practical method for early recognition of malignant melanoma," *Eur. J. Dermatol.* Vol. 4, pp. 521-527, (1994).
- [11] Wick, M. M., Sober, A. J., Fitzpatrick, T. B., Mihm, M. C., Kopf, A. W., Clark, W. H., and Blois, M. S., "Clinical characteristics of early cutaneous melanoma," *Cancer*, Vol. 45, No. 10, pp. 2684-2686, (1980).
- [12] Hazen, B. P., Bhatia, A. C., Zaim, T., and Brodell, R. T., "The clinical diagnosis of early malignant melanoma: expansion of the ABCD criteria to improve diagnostic sensitivity," *Dermatology Online Journal*, Vol. 5, No. 2, (1999).
- [13] Andersen, W. K. and Silvers, D. N., "Melanoma? it can't be melanoma! a subset of melanomas that defies clinical recognition," *JAMA*, Vol. 266, No.24, pp. 3463-3465, (1991).
- [14] Lederman, J. S., Fitzpatrick, T. B., and Sober, A. J., "Skin markings in the diagnosis and prognosis of cutaneous melanoma," *Archives of dermatology*, Vol. 120, No. 11, pp. 1449-1452, (1984).
- [15] Fitzpatrick, T. B., Rhodes, A. R., Sober, A. J., and Mihm, M. C., "Primary malignant melanoma of the skin: the call for action to identify persons at risk; to discover precursor lesions; to detect early melanomas," *Pigment Cell*, Vol. 9, pp. 110-117, (1988).
- [16] Rigel, D. S. and Friedman, R. J., "The rationale of the ABCDs of early melanoma," *Journal of the American Academy of Dermatology*, Vol. 29, No. 6, pp. 1060-1061, (1993).

- [17] Abbasi, N., Shaw, H., Rigel, D., Friedman, R., McCarthy, W., Osman, I., and Kopf, A., “Early diagnosis of cutaneous melanoma: revisiting the ABCD criteria,” *JAMA*, Vol 292, No. 22, pp. 2771-2776, (2004).
- [18] Connemann, B. J., Busche, H., Kreuzsch, J., Teichert, H. M., and Wolff, H. H., “Quantitative surface topography as a tool in the differential diagnosis between melanoma and naevus,” *Skin Research and Technology*, Vol. 1, No. 4, pp. 180-186, (1995).
- [19] Lemaillet, P. and Ramella-Roman, J. C., “Hemispherical Stokes polarimeter for early cancer diagnosis,” *In SPIE BiOS. International Society for Optics and Photonics*, pp. 788304-788304, (1995).
- [20] Mazzarello, V., Soggiu, D., Masia, D. R., Ena, P., and Rubino, C., “Melanoma versus dysplastic naevi: microtopographic skin study with noninvasive method,” *Journal of Plastic, Reconstructive and Aesthetic Surgery*, Vol. 59, No. 7, pp. 700-705, (2006).
- [21] Gareau, D., Hennessy, R., Wan, E., Pellacani, G., and Jacques, S. L., “Automated detection of malignant features in confocal microscopy on superficial spreading melanoma versus nevi,” *Journal of biomedical optics*, Vol. 15, No. 6, pp. 061713-061713, (2010).
- [22] Argenziano, G., Fabbrocini, G., Carli, P., De Giorgi, V., Sammarco, E., and Delfino, M., “Epiluminescence microscopy for the diagnosis of doubtful melanocytic skin lesions, comparison of the abcd rule of dermatoscopy and a new 7-point checklist based on pattern analysis,” *Archives of Dermatology*, Vol. 134, No. 12, pp. 1563-1570, (1998).
- [23] Wang, S. Q. and Hashemi, P., “Noninvasive Imaging Technologies in the Diagnosis of Melanoma,” *Semin Cutan Med Surg.*, Vol. 29, No. 3, pp. 174-184, (2010).
- [24] Rodríguez, R., Montoya, G., Roldán, R., and Carlos B., “Principios básicos de dermatoscopia,” *Dermatol Rev Mex*, Vol. 58, No. 3, pp. 300-304, (2014).
- [25] Serup, J., Jemec, G. B., and Grove, G. L., *Handbook of non-invasive methods and the skin*, pp. 109-110, (2006).

-
- [26] Argenziano, G., Soyer, H. P., and De Giorgi, V., *Dermoscopy: A tutorial. Milan, Italy: EDRA Medical Publishing and New Media*, (2002).
- [27] Ball, J. W., Dains, J. E., Flynn, J. A., Solomon, B. S., and Stewart, R. W., *Seidel's Guide to Physical Examination. Elsevier Health Sciences*, pp. 48, (2014).
- [28] U.S. Food and Drug Administration. Disponible en <http://www.fda.gov/>
- [29] Rodés, J., Piqué, J. M., and Trilla, A. *Libro de la salud del Hospital Clínic de Barcelona y la Fundación BBVA*, pp. 297-298, (2007).
- [30] Derma Medical Systems. Disponible en <http://www.dermamedicalsystems.com>
- [31] Food and Drug Administration FotoFinder Systems. Disponible en <http://www.accessdata.fda.gov>
- [32] FotoFinder. Disponible en <http://www.fotofinder.de/3/anwendungen/dermatoskopie/>
- [33] FotoFinder Moleanalyzer. Disponible en <http://www.fotofinder.de/3/produkte/software/moleanalyzer/>
- [34] Nachbar, F., Stolz, W., Merkle, T., Cagnetta, A. B., Vogt, T., Landthaler, M., Bilek, P., Braun-Falco, O., and Plewig, G., "The ABCD rule of dermatoscopy: High prospective value in the diagnosis of doubtful melanocytic skin lesions original," *J Am Acad Dermatol.*, Vol. 30, No. 4, pp. 551-559, (1994).
- [35] Capdehourat, G., Corez, A., Bazzano, A., Alonso, R., and Musié, P., "Toward a combined tool to assist dermatologists in melanoma detection from dermoscopic images of pigmented skin lesions," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 32, No. 16, pp. 2187-2196, (2011).
- [36] Green A., Martin N., Piftzner J., O'Rourke M., and Knight N., "Computer image analysis in the diagnosis of melanoma," *J Am Acad Dermatol.*, Vol. 31, No. 6, pp. 958-964, (1994).
- [37] Lee, H. C., "Skin cancer diagnosis using hierarchical neural networks and fuzzy logic," *M.S. thesis, Univ. Missouri, Rolla, MO*, (1994).

-
- [38] Aitken J. F., Ptzner J., Battistutta D., O'Rourke P. K., Green A. C., and Martin N. G., "Reliability of computer image analysis of pigmented skin lesions of Australian adolescents," *Cancer*, Vol. 78, No. 2, pp. 252-257, (1996).
- [39] Landau M., Matz H., Tur E., Dvir M., and Brenner S., "Computerized system to enhance the clinical diagnosis of pigmented cutaneous malignancies," *Int J Dermatol.*, Vol. 38, No. 6, pp. 443-446, (1999).
- [40] Umbaugh S. E., Moss R. H., and Stoecker W.V., "Automatic color segmentation of images with application to detection of variegated coloring in skin tumors," *IEEE Eng Med Biol.*, Vol. 8, No. 4, pp. 43-52, (1989).
- [41] Ercal F., Chawla A., Stoecker W. V., Lee H. C., and Moss R. H., "Neural network diagnosis of malignant melanoma from color images," *IEEE Trans Biomed Eng.*, Vol. 41, No. 9, pp. 837-845, (1994).
- [42] Stanley, R. J., Stoecker, W. V., and Moss, R. H., "A relative color approach to color discrimination for malignant melanoma detection in dermoscopy images," *Skin Res Technol.*, Vol. 13, No. 1, pp. 62-72, (2007).
- [43] Cavalcanti, P. G. and Scharcanski, J., "Texture information in melanocytic skin lesion analysis based on standard camera images," *In Computer Vision Techniques for the Diagnosis of Skin Cancer. Springer Berlin Heidelberg*, pp. 221-242, (2014).
- [44] Celebi, M. E., Kingravi, H. A., Uddin, B., Iyatomi, H., Aslandogan, Y. A., Stoecker, W. V., and Moss, R. H., "A methodological approach to the classification of dermoscopy images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Vol. 31, No. 6, pp. 362-373, (2007).
- [45] Ballerini, L., Fisher, R. B., Aldridge, B., and Rees, J., "A color and texture based hierarchical K-NN approach to the classification of non-melanoma skin lesions," *In Color Medical Image Analysis. Springer Netherlands*, pp. 63-86, (2013). |

Capítulo 2

La piel humana

2.1. Introducción

La piel es la cubierta externa del cuerpo humano y el órgano más extenso de él, con una extensión promedio de 170 a 200 cm² y un peso aproximado de 5 kg en un adulto [1]. Su grosor depende de la zona del cuerpo en la que se encuentre ubicada, siendo más delgada en párpados y más gruesa en palmas de las manos y plantas de los pies. La piel separa y comunica al organismo con el medio ambiente externo. Este órgano tiene una estructura dinámica y compleja conformada por distintas células, tejidos y elementos extracelulares que en conjunto regulan ciertas funciones, tales como: la constitución de una barrera de permeabilidad, retención de la humedad, protección del cuerpo contra agentes infecciosos y contra la luz ultravioleta (UV), regulación de la temperatura corporal, sensaciones y regeneración de células. Estas funciones están moderadas por las tres principales capas de la piel que desde el exterior hacia el interior de la superficie son llamadas epidermis, dermis e hipodermis, respectivamente.

Para entender la biología cutánea y enfermedades de la piel es muy importante conocer la estructura y funciones de la piel humana sana; por lo tanto, en este capítulo se presenta una descripción integrada de las principales características estructurales de la piel y de cómo éstas estructuras permiten que desempeñe sus funciones más importantes. También son mencionadas algunas lesiones pigmentadas benignas y malignas de la piel humana, así como sus propiedades ópticas generales.

2.2. Estructura de la piel y sus funciones

2.2.1. Zonas sanas

La piel consta de tres capas principales: epidermis, dermis e hipodermis o tejido subcutáneo, con funciones y células componentes diferentes que se interrelacionan entre sí, las cuales en un estado sano permiten el desempeño correcto de su funcionalidad [2]. Dichas capas se muestran en la figura 2.1 y son descritas a lo largo de ésta sección.

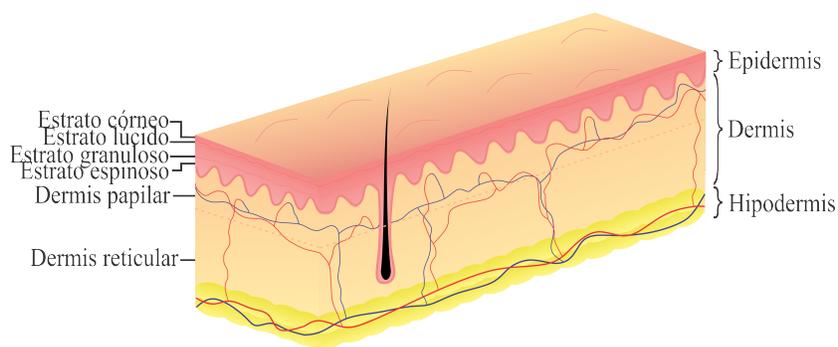


Figura 2.1: Capas principales de la piel humana.

Epidermis

Es la capa más externa de la piel, la cual está en contacto directo con el medio ambiente. Es un epitelio escamoso estratificado cuyo grosor típico es de 0.05 - 0.1 mm, formado por cinco estratos o subcapas cuya misión principal, con la ayuda de ciertas células, es producir queratina que sirve como protección contra las agresiones externas (lesiones, infecciones, radiación ultravioleta y pérdida de agua) [3]. Los estratos que conforman la epidermis de adentro hacia afuera son:

- Estrato basal o germinativo: capa más profunda de la epidermis, compuesta de una capa de células epiteliales cilíndricas o cúbicas con grandes núcleos ovales. En esta capa existe una intensa actividad mitótica por parte de los queratinocitos adheridos a través de filamentos de queratina. Es el estrato en el que nacen las células que posteriormente se desplazarán hacia los estratos superiores. Es precisamente la capa que une la epidermis

con la dermis formando crestas epidérmicas que se extienden a lo largo de la dermis, aumentando el área de contacto y la resistencia entre ambas regiones. Aquí se encuentran las células de Merkel y los melanocitos que proporcionan el pigmento a la piel [4].

- Estrato espinoso: capa media de la epidermis constituida por 8 - 10 subcapas de células queratinocitos cuyo aspecto es semejante al de las espinas. Estas células espinosas poseen una forma poliédrica con núcleo redondeado. A medida que van ascendiendo a la siguiente capa de la epidermis, se tornan más planas, reduciendo el citoplasma [2]. En este estrato están contenidas también, las células de Langerhans.
- Estrato granuloso: capa compuesta de 3 - 5 subcapas de queratinocitos que han migrado desde el estrato espinoso. En ella se generan numerosas proteínas y componentes estructurales que forman la barrera epidérmica, contribuyendo a la hidratación del estrato córneo y la filtración de luz ultravioleta (UV). En esta capa se comienza el envolvimiento de los queratinocitos con queratohialina, proteína precursora de la queratina que promueve la deshidratación de las células, convirtiéndolas así en gránulos querahialinos. La etapa final de estas células granulosas consiste en la destrucción de su núcleo transportándolas hacia el estrato córneo [2, 4].
- Estrato lúcido: capa presente únicamente en palmas de las manos y plantas de los pies, donde la piel es más gruesa. Es una capa sumamente delgada de células planas, sin núcleo y llenas de queratina que cubre el estrato granuloso [4].
- Estrato córneo: capa más superficial de la epidermis y de la piel. Está conformado por 15 - 30 capas apiladas de queratinocitos muertos, endurecidos, anucleados, aplanados y queratinizados, llamados *corneocitos*, formando así una capa protectora y resistente que cubre las subcapas más profundas de la epidermis [4]. Los corneocitos tienen las siguientes funciones: la hidratación, iniciación de inflamación mediada por citocinas, protección contra la radiación UV y la constitución de una barrera para la pérdida de agua o penetración de sustancias solubles presentes en el ambiente.

Debajo del estrato basal comienza la dermis, la unión de ambas capas precisamente recibe el nombre de unión dermo-epidérmica [2].

A lo largo de cada uno de los estratos mencionados que constituyen la epidermis existen 4 tipos de células organizadas que ayudan al desempeño correcto de las funciones de esta capa.

- **Queratinocitos:** células que representan el 95 % de las células que componen la epidermis y son productores de queratina y citocinas siendo así el motor de la resistencia y renovación continua de la piel [3]. Estas células nacen en la subcapa más interna de la epidermis, es decir, en el estrato basal. Viajan de manera gradual y ascendente hacia la superficie de la piel hasta conformar el estrato córneo, adquiriendo cambios morfológicos, pérdida del núcleo y citoplasma. Una vez que los queratinocitos han llegado a su etapa final; es decir, a la capa córnea, éstos toman el nombre de *corneocitos*, los cuales, al llegar a la superficie de la piel son desprendidos del tejido cutáneo en cuanto otros queratinocitos llegan desde el interior de la epidermis para reemplazarlos, haciendo posible la renovación de la piel [1, 2].
- **Melanocitos:** células dendríticas ubicadas entre los queratinocitos de la capa basal de la epidermis [5]. Aproximadamente una de cada diez células en el estrato basal es un melanocito. El número y cantidad de ellos puede variar según la zona del cuerpo en la que se encuentren, existiendo cerca de un melanocito por cada 5 - 10 queratinocitos [1] y un total de 1000-2000 melanocitos por milímetro cuadrado [4], con un tamaño cercano a 0.007 mm cada uno. Estas células producen y sintetizan, mediante la estimulación de los rayos ultravioleta del sol, la *melanina*, pigmento responsable de dar color a ojos, cabello y piel [6]. La melanina se encuentra en todos los seres humanos formando combinaciones que dan origen a los distintos tonos de la piel. Para ello, existen dos tipos de melanina: la *eumelanina*, responsable de dar color café-negro que genera las coloraciones oscuras, y la *feomelanina*, que ofrece un pigmento amarillo-rojo, causante de las coloraciones claras [7]. La melanina se localiza en los gránulos llamados melanosomas, formados en el interior de los melanocitos y son transferidos gradualmente al interior de todos los queratinocitos vecinos de la epidermis a través de sus dendritas [3]. Una vez que los melanosomas están llenos de melanina, salen del interior de cada melanocito situándose alrededor del núcleo de los queratinocitos a manera que llegan a formar una defensa en contra de los rayos UV, migrando hacia la capa más superficial de la piel, llevando el pigmento dentro de ellos.

De este modo, la distribución y la cantidad de melanina presente a partir del transporte de melanosomas a los queratinocitos es la razón principal de la variación de color de la piel humana y bronceado de la piel al exponerse a los rayos del sol.

El tamaño, número y organización de los melanosomas varía en los diferentes grupos raciales aunque también pueden variar en distinta cantidad según las diferentes partes del cuerpo. Los melanosomas se encuentran concentrados en grupos, siendo menor su tamaño y frecuencia en las pieles blancas y orientales que en las pieles oscuras [8]. Comparada con la piel blanca, la piel oscura posee melanosomas de mayor tamaño y en consecuencia contienen mayor cantidad de melanina [7]. Por tanto, la diferencia en la coloración de la piel entre personas de distintas razas no depende de la cantidad de melanocitos presentes en la piel, sino de una mayor cantidad de melanina producida en ellos [1]. La figura 2.2 muestra la estructura dentrítica y la ubicación de un melanocito en la unión dermo-epidérmica.

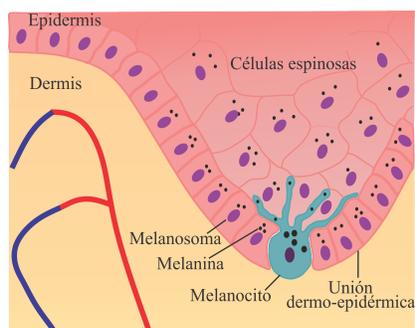


Figura 2.2: Melanocito productor de melanina.

- Células de Langerhans: células provenientes de la médula ósea, emigradas a la piel. Tienen apariencia dentrítica como los melanocitos. Son un elemento importante del sistema inmune y trabajan para prevenir infecciones cutáneas. Encontradas en mayor medida sobre el estrato basal, son responsables de estimular una defensa contra los microorganismos que logran penetrar en las capas superficiales de la epidermis y cánceres superficiales de la piel. Estas células detectan antígenos, cuerpos extraños que desencadenan la formación de anticuerpos que penetran la epidermis, posteriormente inician la respuesta

inmunológica frente a ellos, llevando consigo los antígenos desde la epidermis, atravesando la membrana basal y la dermis hasta los ganglios linfáticos donde los cuerpos extraños son recogidos y destruidos [1, 3]. También participan en la vigilancia inmune contra antígenos virales y tumorales. La densidad de estas células en la piel normal varía de acuerdo a la edad, a la zona del cuerpo y a la exposición solar. En el caso de piel con presencia de alguna enfermedad, éstas se encuentran alteradas [9].

- Células de Merkel: células que pueden observarse en las proximidades del estrato basal, concentradas cerca de los folículos pilosos. Las células de Merkel están asociadas a terminales nerviosas cercanas que son estimuladas cuando se comprimen y liberan ciertas sustancias químicas; por ésta razón, son consideradas como receptores táctiles, es decir su función está asociada principalmente a la mecanorrecepción como respuesta al tacto [1, 3]. Se localizan en sitios de alta sensibilidad táctil como en los dedos, los labios, las plantas de los pies, entre otros [2].

Dermis

Es la segunda capa principal de la piel y se encuentra entre la epidermis y la hipodermis. Es la capa más gruesa de la piel, con un grosor que va de 0.5 – 5 mm [3]. Es la estructura constituida por fibras colágenas cuya función principal es apoyar la estructura interna de la piel, así como fibras elásticas que se componen de una proteína llamada “elastina”, teniendo como funcionalidad proporcionar a la piel la elasticidad fundamental para todos nuestros movimientos. La dermis protege al cuerpo de los movimientos bruscos, fija agua, contribuye a la regulación térmica e incluye receptores de estímulos sensoriales, interactúa con la epidermis para mantener las propiedades de los tejidos ayudando a la reparación y remodelación de la piel después de sufrir algún daño [1]. La dermis se divide en dos capas, que desde el exterior al interior son:

- Dermis papilar: capa fina que sirve como “pegamento” que ayuda a mantener la epidermis y la dermis unidas. Por lo tanto, está situada debajo de la epidermis, proporcionándole energía y nutrición [3]. Consiste en tejido areolar y contiene capilares, terminaciones nerviosas, receptores sensoriales y vasos linfáticos que abastecen a la superficie de la piel.

La capa papilar deriva su nombre de la presencia de papilas dérmicas que se proyectan entre las crestas epidérmicas [4].

- Dermis reticular: capa gruesa que brinda mayor resistencia a la piel [3]. Recibe ese nombre por estar compuesta de una retícula de fibras colágenas extensas que forman gruesos haces entrelazados con haces de fibras elásticas [1].

Además de las fibras dérmicas mencionadas, la dermis contiene en toda su extensión células de tejido conectivo adecuadas y órganos de origen epidérmico, tales como folículos pilosos (parte de la dermis que da crecimiento al cabello) y glándulas sudoríparas (glándulas responsables de la producción de sudor, cuya función es controlar la temperatura y producir el olor corporal característico del humano). Además, redes de vasos sanguíneos, vasos linfáticos y fibras nerviosas también pueden ser encontradas en la dermis papilar y reticular [4].

Hipodermis

También llamado tejido subcutáneo es la capa más profunda de la piel formada por tejido adiposo, es decir, tejido con células grasas que actúa con un efecto de amortiguación de choque para proteger los órganos del cuerpo que se encuentran por debajo de él ante posibles lesiones [2], así como tejido conectivo laxo o llamado simplemente tejido conectivo que proporciona sostén a vasos sanguíneos y nervios, ayuda en los procesos inflamatorios, mantiene unidos y nutridos a otros tejidos y produce sustancias intercelulares; es lo suficientemente suave para proporcionar flexibilidad y amortiguación a la piel. El tejido subcutáneo sirve de almacén de energía, conservador de temperatura, protector mecánico frente a golpes y permite el movimiento de la piel a través del cuerpo. Ligamentos cutáneos, nervios, glándulas sudoríparas, papilas capilares, vasos sanguíneos y linfáticos son otros componentes que integran la hipodermis. El espesor de esta capa varía dependiendo de la localización, el peso corporal, el sexo o la edad del individuo [1].

En conjunto, las tres capas de la piel hacen posible el aspecto físico de la piel, así como la regulación de la temperatura y las sensaciones. La siguiente tabla resume las funciones de la piel, las cuales son posibles gracias a cada una de sus capas principales.

FUNCIÓN	CAPA DE LA PIEL
Barrera de permeabilidad	Epidermis
Protección contra rayos UV	Epidermis
Protección contra cuerpos extraños	Epidermis y Dermis
Reparación y regeneración de la piel	Epidermis y Dermis
Regulación de temperatura	Epidermis, Dermis e Hipodermis
Sensación	Epidermis, Dermis e Hipodermis
Aspecto físico	Epidermis, Dermis e Hipodermis

Tabla 2.1: Funciones de la piel resumidas por cada capa que la componen.

2.2.2. Lesiones pigmentadas benignas y malignas de la piel

Las lesiones pigmentadas son aquellas marcas que aparecen en la piel y que poseen un color diferente al del resto del cuerpo. Son proliferaciones (tumoraes) benignas de melanocitos que crecen en racimos junto a las células circundantes de forma ordenada y controlada, produciendo una mayor cantidad de melanina. Estas lesiones melanocíticas son comúnmente llamadas *lunares* o nevos [10]. Las lesiones pigmentadas benignas más comunes son:

- Lunares melanocíticos congénitos: lesiones presentes desde el nacimiento o en los primeros meses de vida de un individuo. Son lunares de tamaño muy variable, por lo que se han dividido en nevos congénitos de pequeño, mediano y gran tamaño. Presentan pigmento superficial o epidérmico y profundo o dérmico [11, 12].
- Lunares melanocíticos adquiridos: lesiones que se adquieren a través del tiempo por causas distintas. Son generalmente lunares con características clínicas simétricas, bien delimitadas y coloración regular, pueden ser planos o elevados. Estas lesiones son divididas de acuerdo a la ubicación de las células que los conforman en: lunares junturales o de unión, lunares compuestos y lunares atípicos. Cuando las células melanocíticas se encuentran en la unión dermo-epidérmica, la lesión es denominada lunar de unión, la cual suele ser plana y lisa, de color homogéneo marrón oscuro o negro. Cuando los racimos de melanocitos proliferan extendiéndose hacia la dermis, las lesiones son consideradas como

lunares compuestos cuya estructura es un poco elevada, con color marrón claro o piel normal. Las células pueden llegar a proliferar de manera anormal dando lugar a lunares atípicos o displásicos cuya apariencia puede ser más grande que un lunar común, y su color, superficie y bordes pueden ser diferentes [11, 12, 13].

El melanoma cutáneo es un tipo de cáncer tan peligroso, al punto de constituir una de las principales causas de muerte por enfermedad cutánea a nivel mundial [14]. El origen del melanoma cutáneo surge de la transformación y proliferación maligna de los melanocitos localizados en la unión dermo-epidérmica o de los lunares congénitos grandes o lunares adquiridos atípicos que en el transcurso del tiempo se convierten en invasores debido a la influencia de factores genéticos y ambientales [15, 16]. Su detección temprana a través de una simple inspección o exploración física es de vital importancia para la reducción de la mortalidad.

Clark *et. al.* [17] reconocieron que de manera histológica el melanoma tiene un comportamiento biológico que presenta dos fases de crecimiento: radial u horizontal (intraepidérmica) y vertical (intradérmica). La denominada fase de crecimiento radial u horizontal se caracteriza por la proliferación de melanocitos únicamente en la epidermis. En esta fase se encuentran el melanoma de extensión superficial, el melanoma lentigo maligno y el melanoma acral. La fase de crecimiento vertical corresponde a la proliferación de melanocitos originados en la epidermis que invade la dermis papilar, reticular y/o hipodermis. Esta fase se observa en el melanoma nodular.

Los melanomas se inician en la epidermis con una proliferación de melanocitos en la unión dermo-epidérmica y de forma gradual presentan un crecimiento intraepidérmico afectando a toda la epidermis. Cuando inician la fase de crecimiento vertical, rompen la unión dermo-epidérmica y pasan a invadir la dermis papilar, reticular y tejido graso subcutáneo. Esto ha permitido definir los niveles de invasión establecidos en función de la profundidad del tumor hacia las diferentes capas de la piel. Dichos niveles fueron propuestos por Clark *et. al.* [17] y han llegado a ser los principales parámetros histológicos utilizados para determinar el diagnóstico de melanoma. Los niveles de Clark y sus características son descritos a continuación:

- Nivel I: Describe un melanoma “in situ” donde todas las células tumorales se encuentran por encima de la membrana basal, en la epidermis.

- Nivel II: Indica que el tumor atravesó la unión dermo-epidérmica con invasión parcial en la dermis papilar.
- Nivel III: Invasión en toda la dermis papilar. En este nivel comienza la invasión hacia capas más profundas de la piel.
- Nivel IV: Infiltración de células tumorales en la dermis reticular profunda.
- Nivel V: Invasión al tejido celular subcutáneo.

La figura 2.3 ilustra cada uno de los niveles de invasión descritos.

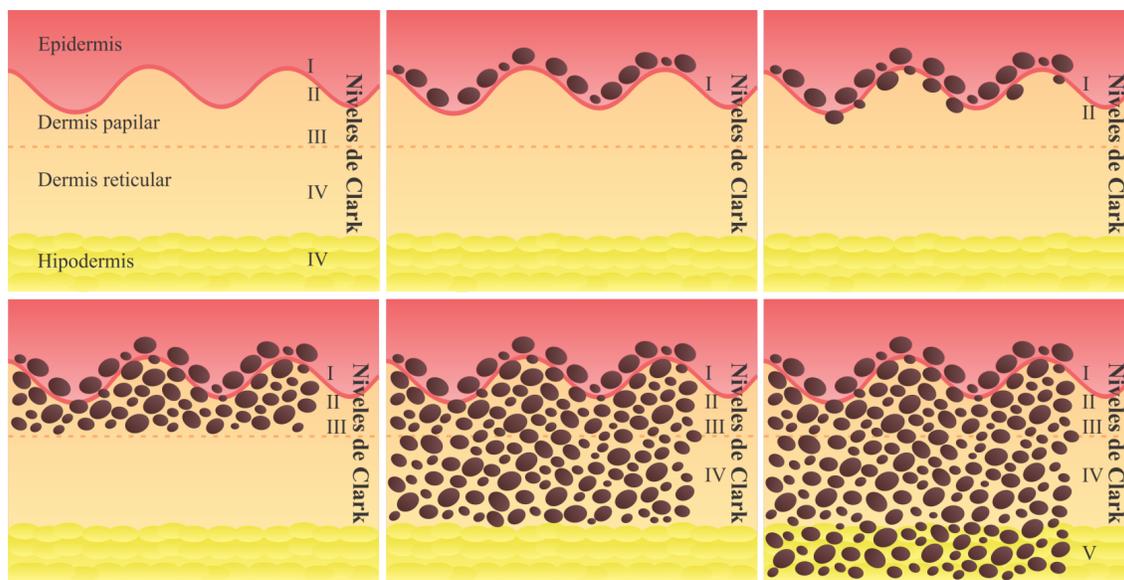


Figura 2.3: Niveles de invasión de Clark. Primer fila, de izquierda a derecha: niveles de Clark ubicados en cada una de las capas de la piel, Nivel I en el cual los melanocitos se encuentran ubicados en la unión dermo-epidérmica y Nivel II en el cual las células tumorales rompen la unión dermo-epidérmica e invaden parcialmente la dermis papilar. Segunda fila, de izquierda a derecha: Nivel III cuyos melanocitos invaden toda la dermis papilar, nivel IV donde las células tumorales invaden la dermis reticular y Nivel V en el que ocurre la infiltración del tumor al tejido subcutáneo o hipodermis.

De acuerdo a las fases de crecimiento, Clark *et. al.* [17] propusieron la clasificación del melanoma como se describe a continuación:

- Melanoma de extensión superficial: melanoma con apariencia un poco elevada, con bordes irregulares y áreas de regresión. La lesión evoluciona a través del tiempo como una mancha asimétrica, pigmentada de manera irregular con tonos que varían entre azul oscuro, rosa, marrón y negro [18]. Es la forma de melanoma más frecuente en fase de crecimiento radial y en raza blanca [19]. Algunos ejemplos pueden verse en la figura 2.4.
- Melanoma lentigo maligno: lesión que inicia como una mancha de apariencia plana, asimétrica, con bordes bastante irregulares y color pardo, el cual va oscureciendo con el paso del tiempo. Por lo general, muestra la misma combinación de colores presentes en el melanoma de extensión superficial, pero contiene mayor presencia de color marrón y negro, por lo que puede ser confundido [18]. Su primera etapa se desarrolla en la fase de crecimiento horizontal y posteriormente continúa con crecimiento vertical aunque la posibilidad es mínima [20]. Es el menos común de los tipos de melanoma en personas blancas [19]. Ejemplos de melanoma lentigo maligno se muestran en la figura 2.5.
- Melanoma acral: melanoma observado predominantemente en personas de raza negra y mestizos [21]. En este tipo de melanoma predomina el componente de extensión radial aunque puede invadir capas más profundas de la piel. Se manifiesta como una mancha con elevación discreta que en la fase vertical puede tener una gran variedad de colores, con bordes irregulares [22]. Este tipo de melanoma es el menos frecuente [19]. Un par de imágenes de melanoma acral se ilustran en la figura 2.6.
- Melanoma nodular: melanoma caracterizada por tener colores relativamente uniformes, negro y/o azul-negro. Puede presentarse en tres apariencias variantes. La primera variante consiste en un nódulo liso, uniforme, justo debajo de la superficie epidérmica; la segunda es una mancha azul-negra bastante elevada con un contorno irregular; mientras que la tercera es una lesión ulcerada [18]. Es la forma de melanoma más agresiva [21], ya que presenta crecimiento vertical desde un inicio [23] y ocupa el segundo lugar en frecuencia [19]. Ejemplos de melanoma nodular pueden observarse en la figura 2.7.



Figura 2.4: Ejemplos de melanoma de extensión superficial.



Figura 2.5: Ejemplos de melanoma lentigo maligno.



Figura 2.6: Ejemplos de melanoma acral.



Figura 2.7: Ejemplos de melanoma nodular.

El examen dermatoscópico y dermatológico de una lesión permite observar diversos colores que ayudan a diagnosticar un melanoma. Los colores presentes en este tipo de cáncer pueden ser variados, incluyendo blanco, rojo, marrón claro, marrón oscuro, azul grisáceo y negro [24], aunque puede existir el pigmento amarillo y naranja relacionados a células grasas o ulceración. Como ya se ha mencionado, la pigmentación de la piel en las lesiones depende de la cantidad de melanina (eumelanina o feomelanina) y hemoglobina presentes, así como de la localización del pigmento, ya sea en el estrato córneo, la epidermis, unión dermo-epidérmica, dermis superficial o dermis profunda [25]. Los colores que pueden ser observados en un melanoma, así como sus causas histológicas son presentados en la tabla 2.2 [26].

COLOR	CAUSA HISTOPATOLÓGICA
Negro	Depósito de melanina en el estrato córneo. También puede observarse mayormente cuando la melanina se encuentra concentrada en grandes cantidades en varias capas.
Marrón	Localización de melanina en la unión dermo-epidérmica.
Gris y azul grisáceo	Presencia de melanina en la dermis papilar.
Azul	Pigmentación localizada en la dermis reticular. Este color se debe a que la luz visible en longitudes de onda cortas, es decir en el espectro azul-violeta, está más dispersa en ésta capa.
Rojo	Incremento en la cantidad o dilatación de vasos sanguíneos por inflamación u otras razones.
Blanco	Se observa en casos de regresión, cicatrización o ambas.
Amarillo	Presencia de material sebáceo o zonas hiperqueratinizadas.
Naranja	Presente en zonas de erosión o ulceración que pueden abarcar toda la lesión o sólo una región de ella.

Tabla 2.2: Colores presentes dermatoscópicamente en melanoma y su relación histopatológica.

2.3. Propiedades ópticas de la piel

La luz está en constante interacción con la piel, generándole así distintas propiedades ópticas. Cuando la luz entra en contacto con la piel aquellos fotones que no son reflejados por el estrato córneo logran penetrar el tejido y estos fotones interactúan con los electrones presentes en las capas exteriores de las moléculas que conforman a las células. De esta interacción dos resultados pueden tener lugar: la luz puede ser absorbida o esparcida [27]. Ambos pueden proporcionar información importante acerca de la condición fisiológica del tejido. Dependiendo de la concentración de algunos componentes biológicos, las propiedades de la piel se ven afectadas o tienen coeficientes variables de absorción y esparcimiento. Además, los procesos que ocurren dependen de la intensidad y la longitud de onda de la fuente de luz con la que se esté iluminando al tejido cutáneo.

Absorción: describe una reducción en la energía de la luz al entrar en contacto con la materia. Dentro de la piel, existen dos sustancias consideradas generalmente como absorbentes de la luz, éstas son: la hemoglobina y la melanina. La hemoglobina es el absorbente de luz dominante en la dermis contando con un pico sobresaliente en la región azul del espectro electromagnético y otros dos picos en la región amarillo-verde, entre 500 y 600 nm. Mientras que la melanina presenta mayor absorción en la epidermis, produciendo un espectro de absorción disminuido gradualmente desde el UV hasta las regiones infrarrojas (IR) del espectro [28]. En el ultravioleta, aumenta la absorción de la piel debido al ADN, a las proteínas y otras moléculas [29]. Además de la melanina y la hemoglobina, la absorción de la luz puede atribuirse a la presencia de bilirrubina, caroteno y lípidos [28].

Esparcimiento: describe un cambio en la dirección, polarización o fase de la luz. Los principales factores de esparcimiento de la luz dentro de la piel se encuentran presentes en la epidermis y la dermis. En la epidermis, la queratina y la melanina son los elementos que contribuyen significativamente al grado de esparcimiento [30, 31]. Debido a que la cantidad de melanina varía en los distintos grupos raciales, la cantidad total de esparcimiento producido en la piel puede variar considerablemente entre los individuos [32]. En la dermis, los componentes que dan paso al esparcimiento son el colágeno y la elastina, proteínas filamentosas principales

de la dermis [33]. El esparcimiento de la luz dentro de la piel es mayor en el color rojo e infrarrojo del espectro electromagnético [34]. La absorción y el esparcimiento de la luz en la piel contribuyen significativamente a la apariencia de la piel.

Espectros de reflectancia de la piel: el desarrollo de modelos cuantitativos para medir la interacción de la luz con la piel es fundamental para la comprensión y aplicación de la óptica de la piel humana y así, generar aplicaciones biomédicas que incluyan la propagación de la luz en el tejido. Particularmente, la reflectancia espectral $Ref(\lambda)$ muestra la fracción de energía incidente que es reflejada por la superficie de un objeto, en este caso, piel, en función de la longitud de onda [35]. La reflectancia de la piel puede ser calculada a través de el uso de un sistema de sensor espectral, mediante la siguiente expresión [34]:

$$Ref(\lambda) = \left[\frac{I(\lambda) - I_{oscuro}(\lambda)}{I_0(\lambda) - I_{oscuro}(\lambda)} \right], \quad (2.1)$$

donde $I(\lambda)$ es la luz reflejada de la piel, $I_0(\lambda)$ es la luz reflejada de un blanco de referencia y $I_{oscuro}(\lambda)$ es el espectro del ruido de fondo que puede obtenerse mediante el bloqueo de la luz en el sensor espectral. La siguiente figura muestra la curva de reflectancia típica de la piel humana en un rango espectral de 400 a 800 nm [34].

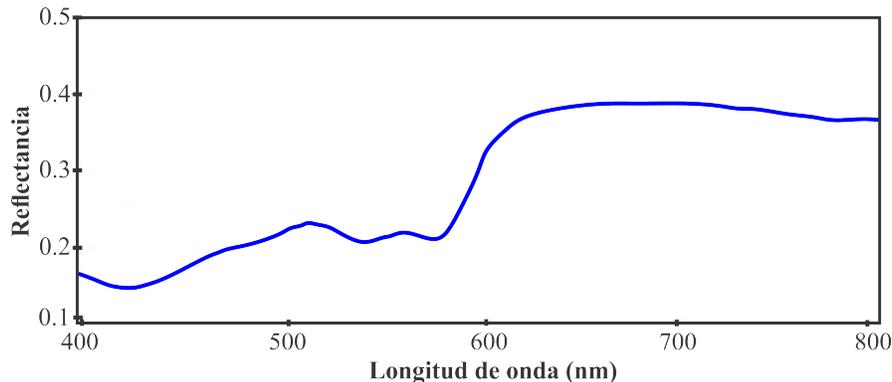


Figura 2.8: Espectro de reflectancia típica de la piel humana que muestra la fracción de energía incidente que es reflejada por la superficie de la piel. Ilustración de “Spectral Imaging and Analysis of Human Skin,” Master Thesis Report por Bersha K. S. [34].

2.4. Conclusiones

En este capítulo se describieron conceptos fundamentales relacionados con la piel humana y sus funciones principales, las cuales, en condiciones sanas permiten el correcto desempeño del organismo.

La piel siendo el órgano de mayor extensión en el cuerpo humano está compuesto por tres capas principales que en conjunto con algunas células permiten el funcionamiento óptimo de la piel. De afuera hacia adentro, la primera capa es la epidermis cuya estructura se encuentra conformada por cinco estratos: basal, espinoso, granuloso, lúcido y córneo. En esta capa prevalecen algunas células melanocíticas que producen melanina, pigmento que se propaga a través de la piel confiriéndole su color característico. La dermis es la segunda capa de la piel y se encuentra dividida en: dermis papilar y dermis reticular cuya función es proporcionar elasticidad y apoyo a la piel. Finalmente se encuentra la hipodermis o tejido subcutáneo el cual está compuesto principalmente de células grasas. El correcto funcionamiento de estas capas permiten que la piel se desempeñe como barrera de permeabilidad, protección contra rayos ultravioleta y cuerpos extraños que puedan penetrarse, regulación de la temperatura corporal, regeneración de la piel y detectora de sensaciones.

La distribución proliferada de melanocitos da lugar a lesiones pigmentadas de la piel y al melanoma cutáneo. El melanoma es un tipo de cáncer de piel que surge de la proliferación maligna de melanocitos o de lunares congénitos y/ atípicos. El melanoma, de acuerdo al comportamiento radial o vertical de su invasión puede ser clasificado en melanoma de extensión superficial, lentigo maligno, acral y nodular. Las fase de crecimiento del melanoma es considerado por los cinco niveles de Clark los cuales describen la infiltración de células tumorales desde la epidermis hasta el tejido subcutáneo. Como todo elemento, la piel tiene propiedades ópticas que permiten caracterizarla en base a la luz con la que interactúa, principalmente la absorción y el esparcimiento. Algunas células dentro de las principales capas de la piel son responsables de ambos fenómenos, siendo la melanina y la hemoglobina causantes de la absorción de luz en distintas longitudes de onda del espectro electromagnético; por otra parte la queratina, fibras colágenas, fibras elásticas y melanina también, responsables del esparcimiento.

Bibliografía

- [1] Tabor, A. and Blair, R. M., *Nutritional cosmetics: Beauty from within*, Eds., William Andrew, pp. 4-17, (2009).
- [2] Fitzpatrick, T. B., *Dermatología en medicina general. Médica Panamericana*, Vol. 1, pp. 57-87, (2009).
- [3] McGrath, J. A. and Uitto, J., *Anatomy and organization of human skin*, 7th ed., Rook's Textbook of Dermatology, pp. 31-36, (2004).
- [4] Martini, F., *Anatomy and Physiology'2007*, Ed. Rex Bookstore Inc., pp. 116-120, (1998).
- [5] Fukunaga, M., Martínez, G., Liu, Z. J., Kalabis, J., Mrass, P., Weninger, W., Firth, S. M., Planque, N., Perbal, B., and Herlyn M., "CCN3 controls 3D spatial localization of melanocytes in the human skin through DDR1," *JCB*, Vol. 175, No. 4, pp. 563-569, (2006).
- [6] Walsh, R. J., "Variation in the Melanin Content of the Skin of New Guinea Natives at Different Ages1," *Journal of investigative dermatology*, Vol. 42, No. 3, pp. 261-265, (1964).
- [7] Bologna, J. L., Jorizzo, J. L., and Rapini, R. P., *Dermatology*, pp. 720-750, (2004).
- [8] Montagna, W., Prota, G., and Kenney, J. A., *Black skin: structure and function*, Gulf Professional Publishing, pp. 69, (1993).
- [9] Ordóñez, M. D., "Células de Langerhans en la inmunidad cutánea", *Rev Asoc Col Dermatol*, Vol. 15, pp. 280-285, (2007).

-
- [10] Kaufman H., *The melanoma book: a complete guide to prevention and treatment*. 1st ed., New York: Gotham Books, (2005).
- [11] Massi, G. and LeBoit, P. E., *Histological diagnosis of nevi and melanoma*, Springer Science and Business Media, pp. 77-84, (2013).
- [12] Rusciani, L. and Robins, P., *Textbook of dermatologic Surgery*, Piccin, pp. 379-387, (2012).
- [13] Barnhill, R. L., Piepkorn, M., and Busam, K. J. *Pathology of Melanocytic Nevi and Melanoma*, Springer Science and Business Media, pp. 87-123, (2014).
- [14] Green, A., Martin, N., McKenzie, G., Pfitzner, J., Quintarelli, F., Thomas, B. W., O'Rourke M., and Knight N., "Computer image analysis of pigmented skin lesions," *Melanoma Res*, Vol. 1, No. 4, pp. 231-236, (1991).
- [15] Diebele, I., Bekina, A., Derjabo, A., Kapostinsh, J., Kuzmina, I., and Spigulis, J., "Analysis of skin basalioma and melanoma by multispectral imaging," *SPIE Photonics Europe, International Society for Optics and Photonics*, pp. 842732-842732, (2012).
- [16] Friedman, R., Rigel, D., and Kopf, A., "Early detection of malignant melanoma: the role of physician examination and self-examination of the skin," *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, Vol. 35, No. 3, pp. 130-151, (1985).
- [17] Clark, W. H., From, L., Bernardino, E. A., and Mihm, M. C. "The histogenesis and biologic behavior of primary human malignant melanomas of the skin," *Cancer research*, Vol. 29, No. 3, pp. 705-727, (1969).
- [18] Clark, W. H., "A classification of malignant melanoma in man correlated with histogenesis and biologic behavior," *Advances in the Biology of the Skin*, Vol. 8, pp. 621-647, (1967).
- [19] Wolf, K., Jonson, R. A., and Surmond D., *Color Atlas and Synopsis of Clinical Dermatology*. 5th ed., McGraw-Hill, (2005).
- [20] Miller, S. J. and Maloney, M.E., *Cutaneous oncology: Pathophysiology, diagnosis, and management*, Malden: Blackwell Science, pp. 278-289, (1998).

-
- [21] Arenas, R., *Atlas dermatología, diagnóstico y tratamiento*, Tercera edición, McGraw-Hill Interamericana, (2009).
- [22] McGovern, V. J., "The classification of melanoma and its relationship with prognosis," *Pathology*, Vol. 2, No. 2, 85-98, (1970).
- [23] Goldstein, B. and Goldstein, A., "Diagnosis and management of malignant melanoma," *Am Fam Phys*, Vol. 63, pp. 1359-1368, (2001).
- [24] Capdehourat, G., Corez, A., Bazzano, A., Alonso, R., and Musié, P., "Toward a combined tool to assist dermatologists in melanoma detection from dermoscopic images of pigmented skin lesions," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 32, No. 16, 2187-2196, (2011).
- [25] Marín, R. R. and Ortega, B. C., "Fundamentos de dermatoscopia," *Dermatología CMQ* Vol. 12, pp. 41-46, (2014).
- [26] Seidenari, S., Pellacani, G., and Martella, A., "Acquired melanocytic lesions and the decision to excise: role of color variegation and distribution as assessed by dermoscopy," *Dermatologic surgery*, Vol. 31, No. 2, pp. 184-189, (2005).
- [27] Soto, T. M., "Photodynamic Therapy utilizing Interstitial Light Delivery Combined with Speetroscopic Methods," Doctoral thesis, Lund Institute of Technology Sweden, (2004).
- [28] Lister, T., Wright, P. A., and Chappell, P. H., "Optical properties of human skin," *Journal of biomedical optics*, Vol. 17, No. 9, pp. 0909011-09090115, (2012).
- [29] Anderson R. and Parrish J., "The optics of human skin," *Journal of Investigative Dermatology*, Vol. 77, No. 1, pp. 13-19, (1981).
- [30] Mourant, J. R., Freyer, J. P., Hielscher, A. H., Eick, A. A., Shen, D., and Johnson, T. M., "Mechanisms of light scattering from biological cells relevant to noninvasive optical-tissue diagnostics," *Applied Optics*, Vol. 37, No. 16, pp. 3586-3593, (1998).

- [31] Bashkatov, A. N., Genina, E. A., Kochubey, V. I., Stolnitz, M. M., Bashkatova, T. A., Novikova, O. V., and Tuchin, V., “Optical properties of melanin in the skin and skin-like phantoms,” *Proc. SPIE*, Vol. 4162, pp. 219-226, (2000).
- [32] Bhandari, A., Hamre, B., Frette, O., Stamnes, K., and Stamnes, J. J., “Modeling optical properties of human skin using Mie theory for particles with different size distributions and refractive indices,” *Opt. Express*, Vol. 19, No. 15, pp. 14549-14567, (2011).
- [33] McGrath, J. A. and Uitto, J., “Anatomy and organization of human Skin,” *Rook’s Textbook of Dermatology*, 7th ed., Chapter 3, pp. 3.2-3.8, (2004).
- [34] Bersha, K. S., “Spectral Imaging and Analysis of Human Skin”, Master Thesis Report, University of Eastern Finland, (2010).
- [35] Manolakis, D., Marden, D., and Shaw, G. A., “Hyperspectral image processing for automatic target detection applications,” *Lincoln Laboratory Journal*, Vol. 14, No. 1, pp. 79-116, (2003).

Capítulo 3

Objetos imitadores de lesiones pigmentadas

3.1. Introducción

El desarrollo de aplicaciones biomédicas ha requerido el uso de objetos que imiten ciertas propiedades de tejidos humanos como lo es la piel, con el fin de proporcionar parámetros conocidos o determinados que puedan ser utilizados para caracterizar dispositivos experimentales y comprender datos biológicos. Los *phantoms*, objetos imitadores de tejido, son utilizados principalmente para cuatro propósitos que incluyen: la calibración de los dispositivos ópticos, la simulación de distribuciones de luz en el tejido, el registro de mediciones de referencia y la realización del control de calidad de rutina [1, 2].

Dependiendo de la finalidad para la cual se desee fabricar un phantom, pueden ser consideradas algunas características tales como: la capacidad para incorporar secciones que imiten tumores o diferentes capas que simulen la piel, la facilidad de fabricación, el valor económico mínimo de elaborar y/o la facilidad de transporte de un lugar a otro. De este modo, dependiendo su uso, los phantoms pueden ser líquidos, geles o sólidos, fabricados en diferentes formas, componentes, consistencias y rangos, en base a una variedad de materiales y agentes ópticos [1]. Cabe mencionar que los phantoms sólidos son utilizados cuando se requiere una estructura estable en ellos a través del tiempo; de lo contrario, los phantoms líquidos o de gel son usados

cuando no se requiere estabilidad a largo plazo [3].

Un phantom es elaborado principalmente de un material que funge como base o matriz, el cual puede estar comúnmente constituido por agua, gelatina, geles de alcohol polivinílico (PVA), agar, silicona, resina de epoxi o poliuretano [1], a la que son añadidos un agente de esparcimiento, que puede ser alguno de los siguientes: óxido de aluminio (Al_2O_3) [4, 5], dióxido de titanio (TiO_2) [6], dióxido de silicio (SiO_2) [7, 8], microesferas de polímero, poliestireno o latex [2], así como un agente de absorción que comúnmente suele ser: tinta china [9, 10, 11], con el objetivo de imitar las propiedades ópticas de los tejidos.

Los phantoms sólidos, creados por una matriz de poliuretano, fueron descritos por Vernon *et. al.* [12], surgiendo como una alternativa superior a otros materiales debido a su mejor compatibilidad con moléculas absorbentes, estabilidad, facilidad de manejo y extensa durabilidad. La construcción de este tipo de objetos imitadores requiere de la mezcla de poliuretano y un endurecedor o catalizador para poliuretano con el objetivo de crear una resina sólida transparente, que generalmente fija en algunas horas o incluso días [1]. La literatura existente menciona que los phantoms imitadores fabricados a base de poliuretano han utilizado comúnmente como agente de dispersión tinta china y como agente de esparcimiento moléculas de dióxido de titanio (TiO_2) [2, 11, 13, 14]. Este último es un polvo usualmente utilizado en la ciencia y la ingeniería debido a su amplia disponibilidad como principal pigmento en pintura blanca común y a sus altos coeficientes de esparcimiento además de ser bastante económico [1]. Cabe mencionar que, para objetos imitadores de poliuretano, es importante mezclar el TiO_2 perfectamente con la matriz para asegurar que las partículas sean distribuidas uniformemente.

En este capítulo se describen los materiales y métodos utilizados para la creación de dos phantoms sólidos, el primero únicamente a base de una matriz compuesta de poliuretano y catalizador para poliuretano para obtener un objeto transparente, mientras que el segundo fue elaborado a base de poliuretano, catalizador para poliuretano y partículas de dióxido de titanio para generar un objeto no transparente, con pigmento blanco. Es importante mencionar que se construyeron ambos phantoms con el objetivo de comprender su proceso de fabricación. Además, se ha decidido no añadir agentes de absorción dado que para nuestro objetivo sólo es necesario contar con la absorción proporcionada por la matriz y el agente de esparcimiento.

Asimismo se describe la caracterización de zonas pigmentadas, simuladoras de lesiones cutáneas en un phantom haciendo uso de partículas de granos de café, así como la caracterización de un phantom con regiones pigmentadas mediante imágenes hiperespectrales.

3.2. Materiales y métodos

3.2.1. Fabricación de la matriz de phantoms a base de poliuretano

Para la fabricación de dos phantoms imitadores del tejido cutáneo a base de barniz de poliuretado A-218 al que llamaremos de ahora en adelante parte A, catalizador para barniz de poliuretano A-218 al que será nombrado ahora parte B y partículas de dióxido de titanio (TiO_2) se requirió del uso de distintos instrumentos del laboratorio de Química, tales como: dos agitadores de vidrio (agitador 1 y agitador 2), dos pipetas de Pasteur de 1 ml, una espátula, un vaso de precipitado de 30 ml, un vidrio de reloj, un nivel de mano, una balanza analítica Adam PW254, así como un par de moldes de 10 ml de capacidad elaborados con una lámina de cristal y un anillo de goma. El nivel de mano fue manipulado para determinar la mejor horizontalidad de la superficie en la cual se trabajó con el fin de que las muestras a fabricar presentaran la menor variación de altitud posible a lo largo del molde. Los instrumentos mencionados se muestran en la figura 3.1.

Para la elaboración de un primer phantom, haciendo uso de una pipeta de Pasteur fueron vertidos 5 ml de parte A en un vaso de precipitado de 30 ml perfectamente limpio. Enseguida fueron añadidos 5 ml de parte B en el mismo recipiente usando otra pipeta de Pasteur de 1 ml; en el proceso fueron utilizaron dos pipetas distintas con el fin de evitar la contaminación de las muestras por lo cual fue importante tener cuidado en confundir las pipetas. Una vez incorporadas ambas partes, éstas fueron mezcladas delicadamente con un agitador de vidrio (agitador 1) dentro del vaso de precipitado durante 5 minutos hasta lograr una matriz homogénea. Posteriormente, mediante el contacto del labio del vaso de precipitado y un agitador (agitador 2), la mezcla fue vertida en uno de los moldes de 10 ml de capacidad (Molde 1) hasta alcanzar visualmente el nivel definido por la altura del anillo de goma con el que cuenta el molde.



Figura 3.1: Instrumentación empleada para la fabricación de objetos imitadores de tejido. Primer fila, de izquierda a derecha: Instrumentos del laboratorio de Química (dos agitadores, dos pipetas de Pasteur de 1 ml, una espátula, un vaso de precipitado de 30 ml, un reloj de vidrio, un nivel de mano) empleados para realizar la mezcla con la que se elaboraron los phantoms, balanza analítica Adam PW254. Segunda fila, de izquierda a derecha: barniz de poliuretado A-218 y catalizador para barniz de poliuretano A-218, dos moldes de 10 ml de capacidad elaborados con una lámina de cristal y un anillo de goma.

Con el fin de fabricar un segundo phantom, con la ayuda de una espátula fueron colocadas en un vidrio de reloj de 10 cm algunas partículas de TiO_2 ; por medio de una balanza digital analítica Adam PW254 las partículas fueron pesadas hasta obtener 215 mg. Enseguida, recurriendo a la pipeta correspondiente a la parte A fueron colocados 5 ml de poliuretano en el vaso de precipitado y después se añadieron 5 ml de Parte B en el mismo recipiente usando su pipeta de Pasteur de 1 ml correspondiente; ambas partes fueron mezcladas durante 5 minutos utilizando el agitador 1. A esta mezcla se agregaron cuidadosamente los 215 mg de TiO_2 . La mezcla fue agitada suavemente durante 15 minutos hasta lograr una matriz casi homogénea, dado que la presencia de partículas de TiO_2 impiden que sea homogénea en su totalidad. Finalmente, la mezcla fue vertida en otro molde de 10 ml de capacidad (denominado Molde 2), a

través del contacto del labio del vaso de precipitado y el agitador 2 de la misma manera como se realizó con la mezcla del Molde 1 hasta alcanzar visualmente el nivel definido por la altura del anillo de goma. Para obtener un phantom sólido, la muestra se dejó reposar un tiempo de fijación de 24 horas.

3.2.2. Caracterización de partículas pigmentadas

Una lesión pigmentada real de la piel puede ser simulada en un phantom por medio de pequeñas partículas de algún material que imite algunas de sus propiedades. Como fue mencionado en el capítulo anterior, un melanocito tiene un tamaño aproximado de 0.007 mm y es el encargado de dar la pigmentación marrón entre otras, a las lesiones de la piel. Para fines de este trabajo de investigación, únicamente es de interés imitar el color común presente en lesiones cutáneas benignas y determinar si existe alguna partícula similar que sea capaz de simular un melanocito en cuanto a su tamaño. De esta manera, las partículas de granos de café comercial son una alternativa ya que su pigmentación café es parecida a la de estas lesiones y su tamaño puede representar una proliferación de melanocitos.

La caracterización de partículas de la cual se habla en este apartado consiste en la medición de la longitud de distintas partículas de granos de café haciendo uso de un microscopio *Axio Imager M1* (Carl Zeiss, Jena, Alemania) mediante iluminación por reflexión en la modalidad de campo brillante ubicado en el Laboratorio de Óptica y Sistemas de Visión de la UPT, con el fin de comparar el tamaño de una de ellas con el tamaño aproximado de un melanocito. El microscopio cuenta con una cámara CCD cuya resolución es de 5 Mpx en formato 4:3 registrando así imágenes digitales con una resolución de 2584×1936 pixeles donde cada pixel tiene un tamaño de $8.7 \mu\text{m} \times 6.6 \mu\text{m}$. Dicha cámara es capaz de registrar con la ayuda del software para computadora *AxioVision AC.rel* que permite entre otras cosas, almacenar empleando una herramienta de captura, la imagen digital del objeto en análisis y de esa manera, haciendo uso de la herramienta *length* que proporciona propiedades de medición, contenida en el software, es concebible la obtención en milímetros del tamaño real de dicho objeto.

3.2.3. Caracterización del phantom con imágenes hiperespectrales

Un conjunto de datos hiperespectrales consiste de cientos de imágenes registradas en estrechas y adyacentes bandas de longitud de onda (λ) en un amplio rango del espectro electromagnético. Dichas imágenes son capturadas mediante sensores que adquieren un cubo de datos conformado por imágenes de radiación reflejada, absorbida o emitida en distintas longitudes de onda. El conjunto de datos hiperespectrales es comúnmente usado para el análisis del espectro de reflectancia de diversos objetos con el fin de identificar, comparar o diferenciar los distintos materiales que conforman la muestra bajo estudio [15]. El espectro de reflectancia muestra la fracción de energía incidente que es reflejada por la superficie de un objeto, respecto de la energía incidente, en función de la longitud de onda [16].

Un cubo de imágenes de un phantom creado a base una matriz de poliuretano con partículas de TiO_2 y partículas de granos de café fue registrado mediante el uso de una cámara hiperespectral con el fin de caracterizarlo mediante el análisis de su espectro de reflectancia. Las imágenes fueron capturadas por una sistema hiperespectral *Headwall Modelo 1003A-00572*, ubicado en el Laboratorio de Óptica y Sistemas de Visión de la UPT. Los componentes básicos de dicho sistema son: un espectrómetro y una cámara con sensor hiperespectral, una lámpara de tungsteno de cuarzo de fibra óptica, una caja controladora para la fuente de iluminación, una base blanca deslizable y una platina, ver la figura 3.2.

El sistema hiperespectral cuenta con espectrómetro y un sensor hiperespectral Modelo Hyperspec-VNIR capaz de capturar 812 bandas o imágenes en un rango de 400 - 1000 nm del espectro electromagnético. La muestra a capturar debe ser colocada sobre la base blanca con la que cuenta el sistema de iluminación por una lámpara halógena de tungsteno para después ser deslizada por una platina con el fin de realizar un barrido de la muestra y registrar el cubo de imágenes hiperespectrales. Finalmente, la imagen del phantom en cada banda espectral fue visualizada con la ayuda de HyperCube, un programa que permite el análisis y visualización estática y dinámica de un cubo de imágenes hiperespectrales, así como graficar sus curvas de reflectancia espectral.

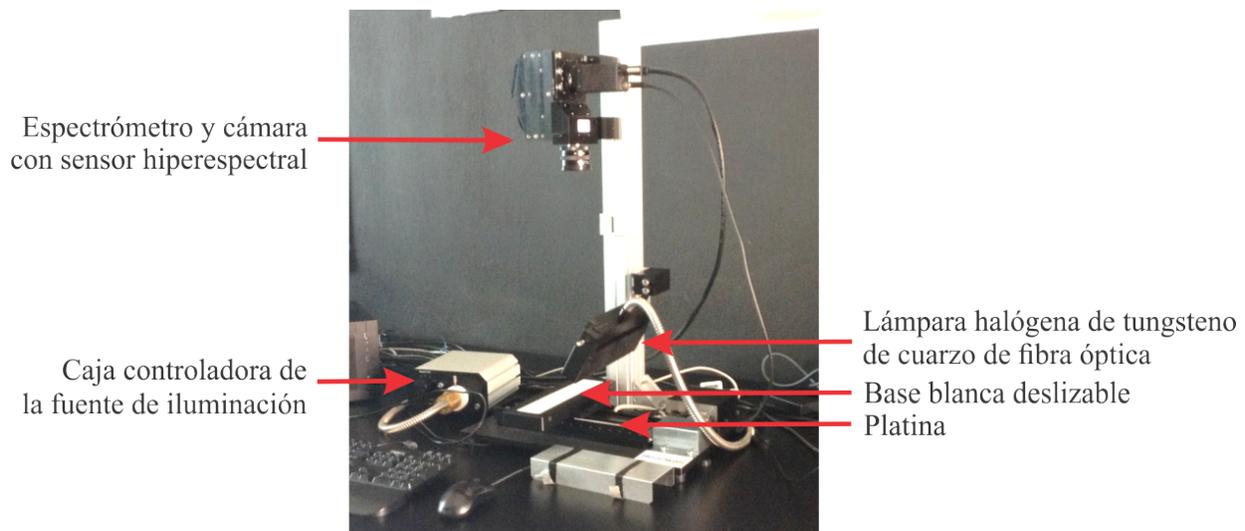


Figura 3.2: Sistema hiperespectral Modelo Hyperspec-VNIR. Los componentes básicos presentes en el sistema son: un espectrómetro y una cámara con sensor hiperespectral capaz de capturar 812 imágenes cada 0.74 nm en un rango que va de los 400 a los 1000 nm, una base blanca sobre la cual se coloca la muestra a registrar para deslizada por una platina c fon el fin de formar el conjunto de imágenes hiperespectrales lámpara halógena de tungsteno de cuarzo de fibra óptica manejada por una caja controladora.

3.3. Resultados

Siguiendo las recomendaciones y métodos descritos para la fabricación de phantoms a base de una matriz de poliuretano, una vez transcurrido un tiempo de 24 horas especificado para la fijación, se obtuvieron dos phantoms de consistencia sólida como se esperaba, mismos que son presentados en la figura 3.4. Cabe mencionar que ninguno de los dos phantoms contiene partículas de café añadidas.

Para la caracterización de partículas de granos de café que imiten en color y tamaño las proliferaciones de melanocitos en la piel, un conjunto de partículas de café fue utilizado y dividido de acuerdo a su tamaño en tres categorías: grandes, medianas y pequeñas para ser caracterizadas por el microscopio *Axio Imager M1* con iluminación por reflexión. Una vez que las partículas de granos de café fueron separadas por categorías, éstas se colocaron en

tres portaobjetos limpios y diferentes, el primero para partículas pequeñas, el segundo para partículas medianas y un tercero para partículas grandes. Cada muestra fue observada a través de un objetivo de microscopio con amplificación de $2.5\times$ y apertura numérica (N. A) igual a 0.075. Posteriormente fueron adquiridas imágenes digitales a color de tamaño 2584×1936 pixeles de cada categoría de partículas mediante la herramienta de captura con la que dispone el software del microscopio. Finalmente, con la herramienta *length* fue posible medir la longitud de cada una de las partículas presentes en las tres muestras como se observa en la figura 3.4. La longitud de las partículas pequeñas oscila entre 0.04 y 0.09 mm, para partículas medianas la longitud está dada entre 0.21 y 0.27 mm, mientras que la longitud de partículas grandes se determinó en un rango que va de 0.37 a 0.5 mm.

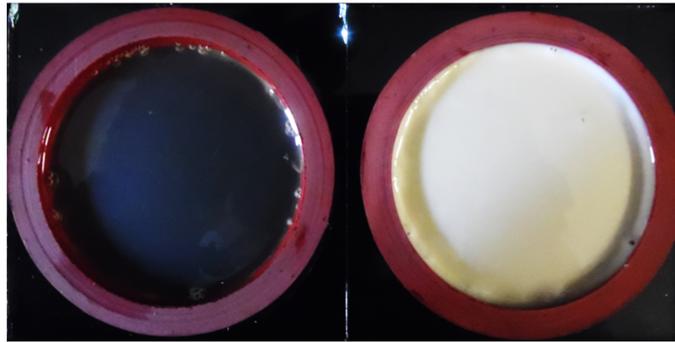


Figura 3.3: Phantoms sólidos imitadores de tejido cutáneo. El objeto ubicado a la izquierda corresponde a un phantom sólido con apariencia transparente elaborado de barniz de poliuretano y catalizador para barniz de poliuretano. El objeto de la derecha corresponde a un phantom sólido con apariencia blanca fabricado a base de barniz de poliuretano, catalizador para barniz de poliuretano y partículas de dióxido de titanio (TiO_2).

Las partículas de granos de café son añadidas al phantom una vez que la mezcla ha comenzado a fijarse para evitar que se diluyan por completo, aunque es importante mencionar que para fines ajenos a este trabajo de tesis anteriormente fueron elaborados algunos phantoms con partículas de granos de café de distintos tamaños por lo cual ya no fue necesario elaborar nuevos objetos imitadores para cumplir los objetivos de este trabajo de tesis.

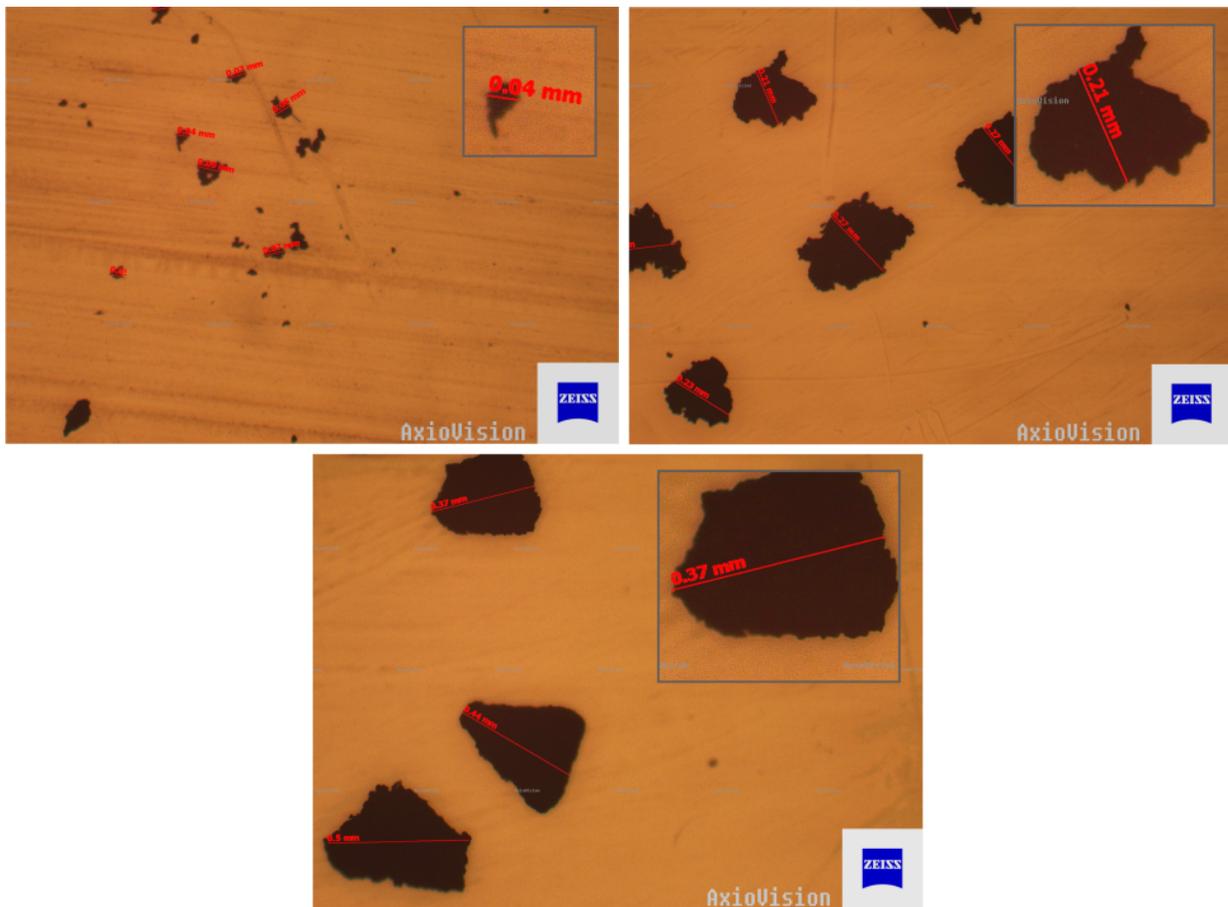


Figura 3.4: Caracterización de partículas de granos de café. Las imágenes de la primera fila señalan la longitud calculada con la herramienta *length* de partículas pequeñas y medianas de granos de café. La imagen de la segunda fila muestra la longitud calculada para partículas grandes de granos de café.

Por otra parte, fueron adquiridas 812 bandas hiperespectrales en un rango que va de los 400 a los 1000 nm en el cual cada 0.74 nm aproximadamente fue registrada una imagen del phantom con partículas pigmentadas presentes de diferentes tamaños. La imagen RGB de la muestra y tres bandas representativas en 246, 492 y 738 nm del cubo de 812 imágenes hiperespectrales son ilustradas en la figura 3.5.

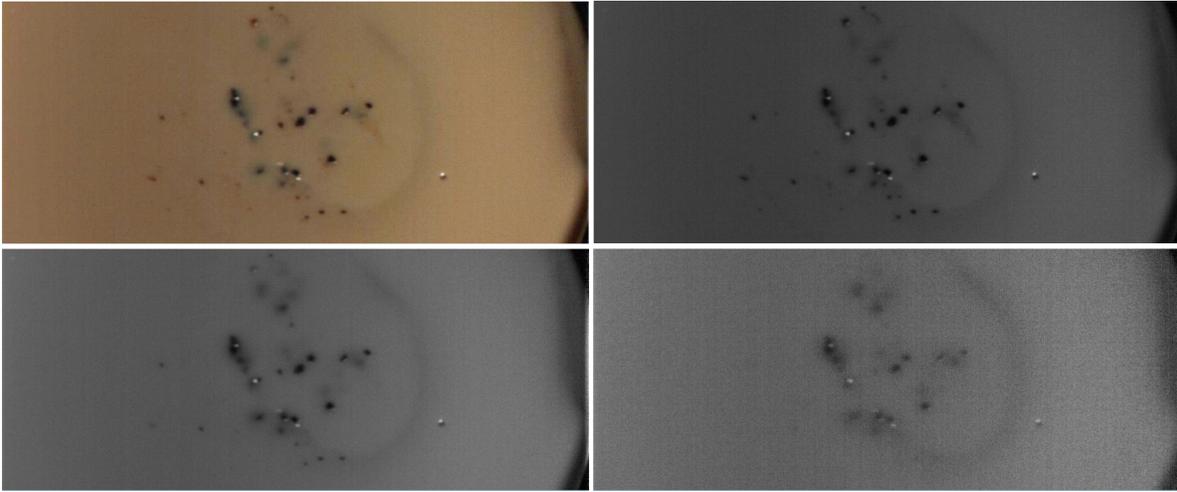


Figura 3.5: Imágenes hiperespectrales de un phantom con partículas pigmentadas. Primer fila, de izquierda a derecha: imagen RGB del phantom con partículas pigmentadas, banda hiperespectral en 246 nm. Segunda fila, de izquierda a derecha: imagen hiperespectral en 492 nm, imagen en 738 nm del cubo de datos hiperespectral.

Para caracterizar los phantoms a través de dichas imágenes hiperespectrales se obtuvieron los espectros de reflectancia que caracterizan a la matriz sólida del phantom compuesta por poliuretano y partículas de dióxido de titanio, así como a las partículas de granos de café añadidas a él los cuales son mostrados como curvas en la gráfica de la figura 3.6. El eje horizontal de la gráfica corresponde a la longitud de onda (λ) del rango espectral del sensor de la cámara *Headwall* que va de los 400 a los 1000 nm, mientras que la reflectancia se encuentra en el eje vertical. La curva de reflectancia de la matriz del phantom a lo largo del rango del espectro electromagnético se ilustra en color cian, mientras que la curva de reflectancia de las partículas de granos de café se presenta de color magenta. De 400 a 1000 nm la curva espectral de la matriz muestra que la energía incidente es mayormente absorbida en los 450 nm, mientras que es mayormente reflejada en los 1000 nm. Por otra parte, en la curva espectral de las partículas pigmentadas se observa que su mayor absorción de la energía incidente se encuentra en el rango de 420 a 700 nm, mientras que la energía mayormente reflejada en ellas se localiza en los 950 y 1000 nm.

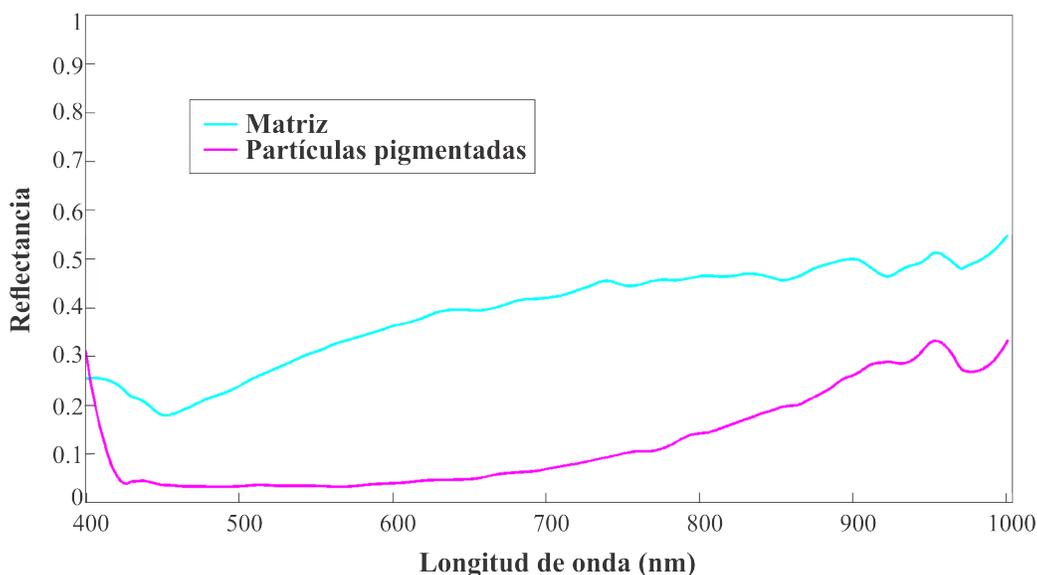


Figura 3.6: Reflectancia espectral de la matriz de un phantom y partículas pigmentadas en él, en un rango espectral de 400 a 1000 nm.

3.4. Conclusiones

La elaboración de phantoms imitadores de tejido biológico actualmente juega un papel central e importante en el desarrollo, validación y aplicación de tecnologías biomédicas basadas en propiedades ópticas. Los phantoms pueden ser fabricados de distintos materiales y consistencias dependiendo su uso. En este capítulo se ha detallado el proceso para la fabricación de un phantom sólido y sencillo a base de una mezcla de barniz de poliuretano y catalizador para barniz de poliuretano que le dan una apariencia transparente, además de un phantom sólido a base de barniz de poliuretano, catalizador para barniz de poliuretano y partículas de TiO_2 que le proporcionan una apariencia blanquecina; ambos con el fin de comprender el procedimiento que debe seguirse para obtener un buen phantom fijado en un periodo de 24 horas. El proceso de caracterización consistió en medir la longitud de partículas de granos de café de tres categorías de acuerdo a su tamaño: pequeñas, medianas y grandes. De ese modo podría compararse el tamaño de un melanocito con alguna de estas partículas y simulando

una lesión cutánea. De acuerdo a las mediciones realizadas una partícula pequeña de granos de café es 5.7 veces más grande que un melanocito. Finalmente, un phantom de poliuretano con partículas pigmentadas fue caracterizado mediante el espectro de reflectancia calculado para la matriz y las partículas de granos de café que lo componen, concluyendo que, la matriz del phantom dada por la mezcla de poliuretano y TiO_2 refleja mayor energía incidente en comparación con las partículas de granos de café que la absorben.

Bibliografía

- [1] Pogue, B. W. and Patterson, M. S. “Review of tissue simulating phantoms for optical spectroscopy, imaging and dosimetry,” *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 11, No. 4, pp. 041102-041102, (2006)
- [2] Moffitt, T., Chen, Y. C., and Prahl, S. A., “Preparation and characterization of polyurethane optical phantoms,” *Journal Biomedical Optics*, Vol. 11, No. 4, pp. 041103, (2006).
- [3] Leh, B., Siebert, R., Hamzeh, H., Menard, L., Duval, M. A., Charon, Y., and Haidar, D. A., “Optical phantoms with variable properties and geometries for diffuse and fluorescence optical spectroscopy,” *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 17, No. 10, pp. 108001-108001, (2012).
- [4] Bays, R., Wagnieres, G., Robert, D., Theumann, J. F., Vitkin, A., Savary, J. F., and Van den Bergh, H., “Three-dimensional optical phantom and its application in photodynamic therapy,” *Lasers in surgery and medicine*, Vol. 21, No. 3, pp. 227-234, (2001).
- [5] Lualdi, M., Colombo, A., Farina, B., Tomatis, S., and Marchesini, R., “A phantom with tissue-like optical properties in the visible and near infrared for use in photomedicine,” *Lasers in surgery and medicine*, Vol. 28, No. 3, pp. 237-243, (2001).
- [6] Firbank, M. and Delpy, D. T., “A design for a stable and reproducible phantom for use in near infra-red imaging and spectroscopy,” *Physics in medicine and biology*, Vol. 38, No. 6, pp. 847-853, (1993).

-
- [7] Sukowski, U., Schubert, F., Grosenick, D., and Rinneberg, H., "Preparation of solid phantoms with defined scattering and absorption properties for optical tomography," *Physics in medicine and biology*, Vol. 41, No. 9, pp. 1823-1844, (1996).
- [8] Firbank, M., Oda, M., and Delpy, D. T., "An improved design for a stable and reproducible phantom material for use in near-infrared spectroscopy and imaging," *Physics in medicine and biology*, Vol. 40, No. 5, pp. 955-961, (1995).
- [9] Kepshire, D., Davis, S. C., Dehghani, H., Paulsen, K. D., and Pogue, B. W., "Fluorescence tomography characterization for sub-surface imaging with protoporphyrin IX," *Optics express*, Vol. 16, No. 12, pp. 8581-8593, (2008).
- [10] Ansari, M. A., Massudi, R., and Hejazi, M., "Experimental and numerical study on simultaneous effects of scattering and absorption on fluorescence spectroscopy of a breast phantom," *Optics and Laser Technology*, Vol. 41, No. 6, pp. 746-750, (2009).
- [11] Ayers, F., Grant, A., Kuo, D., Cuccia, D. J., and Durkin, A. J., "Fabrication and characterization of silicone-based tissue phantoms with tunable optical properties in the visible and near infrared domain," *Proc. of SPIE*, Vol. 6870, pp. 687007, (2008).
- [12] Vernon, M. L., Frechette, J., Painchaud, Y., Caron, S. and Beaudry, P., "Fabrication and characterization of a solid polyurethane phantom for optical imaging through scattering media," *Appl. Opt.* Vol. 38, No. 19, pp. 4247-4251, (1999).
- [13] Dayton, A. L. and Prah, S. A., "Turbid-polyurethane phantom for microscopy," In *Biomedical Optics (BiOS) International Society for Optics and Photonics*, pp. 687006-687006, (2008).
- [14] Keränen, V. T., Mäkynen, A. J., Dayton, A. L., and Prah, S. A., "Polyurethane phantoms with homogeneous and nearly homogeneous optical properties," In *BiOS, International Society for Optics and Photonics*, pp. 75670D-75670D, (2010).

- [15] Valdiviezo, J. C., and Gonzalo Urcid. “Convex set approaches for material quantification in hyperspectral imagery.” *Earth Observation, Rustam B. Rustamov and Saida E. Salahova eds*, (2012).
- [16] Manolakis, D., Marden, D., and Shaw, G. A., “Hyperspectral image processing for automatic target detection applications,” *Lincoln Laboratory Journal*, Vol. 14, No. 1, 79-116, (2003).

Capítulo 4

Fundamentos teóricos para el análisis de imágenes digitales

4.1. Registro de imágenes digitales

Una imagen digital es una representación visual que puede ser interpretada por un ordenador y desplegada por un dispositivo electrónico de la información asociada a una escena real correspondiente a lo que el ser humano puede observar usando el sentido de la vista, o bien información no visible que puede ser obtenida haciendo uso de sensores apropiados [1]. Es generada a partir de una fuente de iluminación y su energía reflejada o absorbida por los elementos de la escena que será captada [2].

El proceso de adquisición de imágenes digitales involucra dos elementos de hardware esenciales. El primero debe ser un *sensor* sensible a la energía reflejada o emitida (luz visible, luz infrarroja, rayos X, luz ultravioleta, etc.) por el objeto que se desea capturar. El sensor mide la radiación atenuada y es capaz de convertirla en una señal eléctrica proporcional al nivel de energía recibido. Posteriormente dicha señal es transformada en una señal de voltaje mediante la combinación de la potencia eléctrica de entrada y el material del sensor. Un segundo elemento, un *digitalizador* convierte la señal eléctrica en datos digitales, es decir, en un arreglo de cantidades representadas en código binario que pueden ser almacenadas o procesadas mediante un ordenador [3].

Existen distintos arreglos de sensores utilizados para transformar la energía de iluminación en imágenes digitales. Uno de ellos es la disposición encontrada predominantemente en cámaras, el cual está caracterizado por ser un conjunto de sensores individuales dispuestos en forma de matriz bidimensional como se muestra en la primer imagen de la figura 4.1. La respuesta de cada sensor es proporcional a la energía de la luz proyectada sobre la superficie del sensor. Dado que la matriz de sensores es de dos dimensiones, su mayor ventaja es que la imagen completa de una escena puede obtenerse enfocando el patrón de energía sobre la superficie del arreglo. Este tipo de arreglo de sensores está contenido en un sistema formador de imágenes, cuya primera función es recoger la energía entrante y enfocarla en un plano de la imagen. El sistema formador puede contener una lente en su extremo delantero que proyectará la escena vista sobre el plano focal de la lente. En seguida, la matriz de sensores coincide con el plano focal y produce salidas proporcionales a la integral de la luz recibida en cada sensor. Circuitos digitales y analógicos barren estas salidas y las convierten en una señal de video, que posteriormente es digitalizada por otro elemento del sistema de imagen [2]. La salida es una imagen digital, como se muestra en la parte derecha de la figura 4.1.

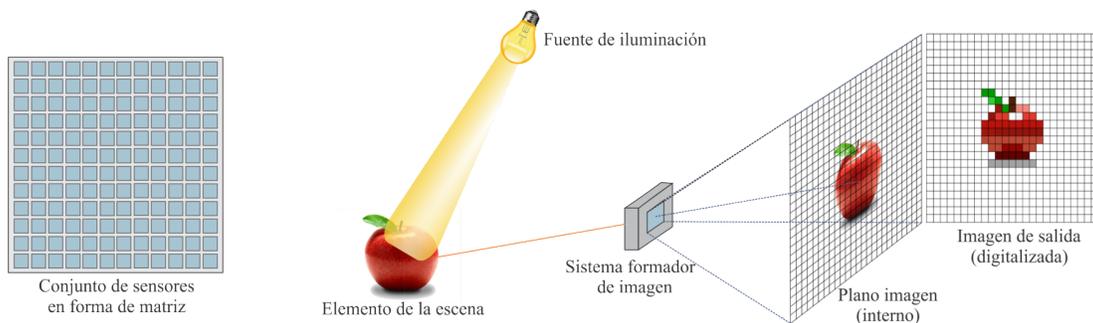


Figura 4.1: Proceso de adquisición de una imagen digital a través de un arreglo matricial de sensores. La imagen de la izquierda ilustra un ejemplo de arreglo matricial de sensores con el cual puede ser adquirida una imagen digital. La imagen del centro corresponde al proceso de adquisición de una imagen digital; el esquema contiene una fuente de iluminación que otorga energía a elemento de la escena que desea capturarse, en seguida un sistema formador de imagen capta la energía reflejada por el objeto proyectado internamente un plano imagen para posteriormente mostrar la salida digitalizada mostrada en la imagen de la derecha.

La salida de la mayoría de los sensores es un voltaje continuo en forma de onda cuya amplitud y comportamiento espacial están relacionados con el fenómeno físico que se está detectando. Dicha salida es convertida posteriormente a una forma digital, la cual implica dos procesos: el *muestreo* y la *cuantización* [3]. El muestreo consiste en la subdivisión de la imagen analógica en porciones tomando muestras periódicas de la amplitud de la onda continua, lo que permite integrar en pixeles (elementos pequeños de la imagen en los que ésta es dividida) la información que se halla en un área determinada. Una vez muestreada la imagen, es necesario codificar digitalmente el color integrado en cada pixel. Esta codificación de colores es lo que se denomina cuantización de la imagen. La *cuantización* corresponde al número de valores utilizados para guardar una medida de la onda continua, codificándola con un conjunto de bits. Habitualmente son empleados valores de 8 a 16 bits por canal de información para almacenar las medidas adquiridas. Básicamente, la cuantización convierte una sucesión de muestras de amplitud continua en una sucesión de valores discretos preestablecidos según el código utilizado (asignación de un color a cada pixel según el código de bits empleado) [4].

La figura 4.2 ilustra la idea básica de muestreo y cuantización. En la esquina superior izquierda de la figura se muestra una imagen continua, la cual se desea convertir a imagen digital. La función representada en la esquina superior derecha de la figura corresponde a una gráfica de valores de amplitud (nivel de gris) de la imagen continua a lo largo del segmento de línea \overline{AB} . Para comenzar con el proceso de muestreo, son tomadas muestras igualmente espaciadas a lo largo de \overline{AB} como se observa en la imagen de la esquina inferior izquierda de la figura. La ubicación de cada muestra está denotada por un conjunto de líneas verticales. Las muestras son representadas como pequeños cuadrados azules superpuestos sobre la función. El conjunto de ubicaciones discretas da lugar a la función de muestreo. Sin embargo, los valores de las muestras aún cubren (verticalmente) un rango continuo de valores de nivel de gris. Con el fin de formar una función digital, los valores de nivel de gris deben ser convertidos (cuantificados) en cantidades discretas. La imagen de la parte inferior izquierda de la figura contiene una escala de niveles de gris dividida en ocho niveles discretos, que van del negro al blanco. Los niveles de gris continuos son cuantificados mediante la asignación de uno de los ocho niveles de gris discretos para cada muestra. La asignación se hace en función de la

proximidad vertical de una muestra a uno de los valores de la escala de niveles de gris. Las muestras digitales resultantes del muestreo y la cuantización pueden ser vistas en la imagen de la esquina inferior derecha de la figura.

Debe llevarse a cabo el procedimiento anterior a través de toda la imagen continua, línea por línea, comenzando en la parte superior de la imagen, de ese modo se obtendrá finalmente una imagen digital de dos dimensiones. Cabe mencionar que la calidad de una imagen digital se determina en gran medida por el número de muestras y niveles de gris discretos utilizados en el muestreo y la cuantización.

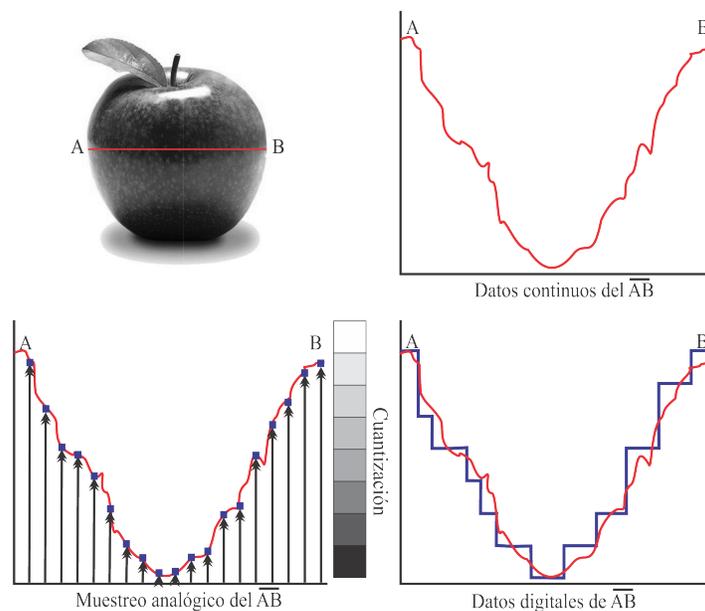


Figura 4.2: Proceso de digitalización de una imagen por medio del muestreo y la cuantización. Primer fila, de izquierda a derecha: imagen continua, datos continuos desde A hasta B. Segunda fila, de izquierda a derecha: muestro analógico y cuantización desde A hasta B, datos digitales del segmento \overline{AB} .

El número de bits utilizados para codificar digitalmente un imagen juega un papel fundamental, puesto que representa un valor binario que determina la cantidad de niveles de gris con los que contará la imagen digital. Como fue mencionado anteriormente, el número típico de bits utilizados por pixel para asignarle un color es igual a 8, de esta manera, el número de

niveles de gris L presente en un pixel típicamente es una potencia entera de 2:

$$L = 2^b \tag{4.1}$$

donde b es el número de bits empleado para la codificación [3]. Por lo tanto, para $b = 8$, $L = 2^8$ dando un total de 256 niveles de gris.

Los colores presentes en una imagen digital a color son obtenidos mediante la mezcla de tres colores básicos o primarios, según el sistema de colorimetría empleado. El sistema más empleado es el RGB, basado en los tres colores primarios: Rojo, Verde y Azul que más adelante será detallado. De este modo, la codificación de color en un pixel se realiza dando un valor determinado a cada una de estas tres componentes. Posteriormente ese valor es codificado digitalmente.

Una vez que se han codificado los datos se puede definir una imagen digital como un arreglo o función bidimensional denotada como $F(x, y)$ con coordenadas espaciales definidas x e y . La amplitud de F en cualquier par de coordenadas (x, y) es llamada *intensidad o niveles de gris* de la imagen en ese punto, compuesta de un número finito de elementos, *pixeles*, los cuales tiene una localización y valor particular. La imagen poseerá un tamaño de $M \times N$ pixeles, donde M corresponde al largo de la imagen (filas) y N al ancho de ella (columnas). Cada pixel corresponde a un valor de intensidad representativa de la información visual que se ha adquirido [5].

La adquisición de una imagen en color se realiza a través de un sensor de imagen incluido en las cámaras digitales. Este sensor es el encargado de representar junto con fotoelectroreceptores, la luz que es reflejada por el objeto capturado y que llega a la lente de la cámara. Es una matriz de filtros RGB distribuidos como un mosaico de colores rojo, verde y azul. El patrón universal que se utiliza en este tipo de sensores es llamado *Bayer* conformado por una matriz de filtros que abarca cada una de las lentes de la cámara con un color diferente, combinando rojo, verde y azul. El mosaico está formado por 50 % de filtros de color verde, 25 % de color rojo y 25 % de color azul. Cada filtro de color deja pasar únicamente la información de la luz en el color que está representando. Por ejemplo, el filtro rojo deja pasar sólo la luz roja, no deja pasar ni la azul ni la verde. Una luz blanca a través de un filtro rojo, únicamente dejara pasar la luz roja. El filtro no cambia la luz, sólo retiene las longitudes de onda que no

corresponden al color rojo. Por tanto la intensidad de la luz que le llegue al fotoelectroreceptor detrás del filtro rojo mandará un mensaje al microprocesador de la cámara para iluminar con una determinada intensidad cada pixel captado y procesar finalmente la información mediante un algoritmo de comparación entre la información de color de los pixeles circundantes (generalmente se toma un patrón de 4 pixeles, donde hay dos filtros verdes, uno rojo y uno azul) o bien en los mas avanzados se toman y promedian de 6 a 9 patrones cuádruples de pixeles promediando la información y asignando los tonos a cada pixel y de esta manera componer una imagen a color.

4.2. Textura en imágenes

La textura es un término empleado para la caracterización de la superficie de un objeto. Aunque no posee una definición formal, en el ámbito del procesamiento de imágenes digitales Haralick *et. al* [6] proponen describirla como una característica importante usada en la identificación de objetos o regiones de interés en una imagen, siendo definida por la uniformidad, densidad, grosor, rugosidad, regularidad, intensidad y direccionalidad de medidas discretas del tono en los pixeles y de sus relaciones espaciales. El autor menciona que la textura está dada por la repetición de un patrón espacial básico, cuya estructura puede ser periódica o parcialmente periódica. Para caracterizar la textura de una superficie a partir de una imagen digital, se toma en cuenta la distribución de los valores de intensidad, es decir, cuando un área de la imagen tiene una amplia variación en los niveles de gris, la propiedad dominante en el área es denominada, textura. De manera general, las propiedades que describen el tipo de textura en un objeto de una imagen digital son: suavidad, rugosidad y regularidad de la superficie.

4.2.1. Métodos para medir texturas

En el contexto del procesamiento digital de imágenes, la obtención de información acerca de la textura es de gran utilidad para caracterizar un objeto captado en una imagen. Para ello, existen tres técnicas básicas que permiten extraer de manera cuantitativa la información

relacionada a la textura contenida en alguna región o área de una imagen, las cuales son: métodos estadísticos, métodos estructurales y métodos espectrales. Los métodos estadísticos son considerados como los más importantes para el análisis de textura, los cuales, como su nombre lo dice, emplean rasgos estadísticos de textura de la imagen que son modelados como una función de los tonos de gris [7]. El resultado del uso de estos métodos es la caracterización de la textura como suave, rugosa, granulada, y así sucesivamente. Los métodos estructurales consideran a la textura como una composición de elementos geométricos primitivos (características) bien definidos, distribuidos con algún patrón de repetición [8]. Por su parte, las técnicas espectrales o también llamadas de frecuencia se basan en las propiedades del espectro de Fourier obteniendo a partir de ellas ciertas características que permitan principalmente detectar la periodicidad global en una imagen mediante la identificación de alta energía y picos estrechos en el espectro [9]. Para fines de este trabajo de tesis, únicamente se describen las técnicas estadísticas para la medición de textura.

Chou *et. al.* [10] afirman que “la textura de una imagen es a menudo interpretada como un conjunto de medidas estadísticas de la distribución espacial de los niveles de gris en una imagen”. Los métodos estadísticos son los más simples y mayormente utilizados para la descripción de la textura en imágenes digitales partir del uso de momentos estadísticos del histograma de niveles de intensidad.

Haralick *et. al.* [11] mencionan que la textura de una imagen de niveles de gris está caracterizada por dos dimensiones. La primera dimensión comprende los parámetros de la distribución de los valores de gris que generan un procedimiento estadístico simple llamado *de primer orden*, donde están incluidos los momentos estadísticos correspondientes al histograma de los niveles de gris de la región y la entropía media. Una vía para obtener este tipo de información, en el proceso del análisis de textura es considerar no solamente la distribución de las intensidades, sino también las posiciones de los pixeles con valores iguales de intensidad o cercanamente igual. Para ello fue diseñada la segunda dimensión que comprende las relaciones y dependencias que existen entre los niveles de gris vecinos o aún más, entre regiones de niveles de gris de la imagen lo cual genera otro procedimiento estadístico llamado *de segundo orden*. Esta segunda dimensión es la base primaria para el desarrollo de los métodos de análisis de textura

que se basan en la matriz de co-ocurrencia de los niveles de gris, la suma y la diferencia de los niveles de gris, entre otros, para obtener los rasgos de textura.

En las siguientes líneas serán descritos únicamente algunos métodos estadísticos de primer orden para la medición de textura, por lo cuál se introduce primeramente en el concepto de histograma normalizado de una imagen.

Dada una imagen en niveles de gris con L niveles de intensidad diferentes en el rango $L - 1$ (para una imagen cuantizada con 2^8 niveles de gris $L=256$), el histograma de la imagen consiste en una gráfica que muestra el número de pixeles de cada nivel de gris que aparece en la imagen. Siendo una función discreta de la forma:

$$p(z_i) = \frac{k_i}{MN} \quad (4.2)$$

donde z_i es el z -ésimo nivel de gris con $i = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ niveles de gris, k_i es el número de pixeles en la imagen con el nivel de gris z_i y MN es la cantidad total de pixeles contenidos en la imagen.

Una vez obtenido el histograma normalizado de la imagen, pueden ser extraídas algunas características que permitan medir la textura en ella [9], las cuales son:

- **Media, m :** El promedio m de z es el nivel medio de intensidad en una región caracterizada por sus valores de intensidad z_i con sus correspondientes probabilidades $p(z_i)$. Este valor es expresado matemáticamente como:

$$m(z) = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (4.3)$$

- **Varianza, σ^2 :** Medida de particular importancia en la descripción de textura. Mide el contraste de los valores de intensidad y puede ser empleada para establecer descriptores de suavidad relativa. De este modo, en una región homogénea donde todos los pixeles tienen el mismo valor de intensidad la varianza será nula, en cambio, si la región posee cambios en los valores de intensidad la varianza será alta. Surge a partir del segundo momento de z sobre la media expresado como:

$$\sigma^2(z) = \mu_2(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i) \quad (4.4)$$

- **Rugosidad, κ :** Valor que surge a partir de la normalización de la varianza en el intervalo $[0, 1]$ dado que los resultados obtenidos tienden a ser altos en imágenes en escala de grises con valores en el rango de 0 a 255. En áreas donde la intensidad es constante ($\sigma^2 = 0$) κ es igual a 0 y se aproxima a 1 para valores grandes de σ^2 . La rugosidad está definida como:

$$\kappa(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)} \quad (4.5)$$

- **Desviación estándar, σ :** Empleada frecuentemente como una medida de textura debido a que sus valores tienden a ser más intuitivos. Es calculada mediante la raíz cuadrada de la varianza:

$$\sigma(z) = \sqrt{\sigma^2(z)} \quad (4.6)$$

- **Uniformidad, u :** Descriptor significativo de textura basado también en el histograma de intensidades. Para una región homogénea en la que todos los niveles de gris son iguales, U es máxima y para una región no homogénea resulta ser menor cuanto mayor sea la discrepancia de valores de los píxeles.

$$u(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (4.7)$$

- **Entropía, ε :** Medida promedio de variabilidad, siendo igual a 0 para una imagen constante en intensidades. Físicamente expresa o mide el grado de desorden de un sistema, de forma que a mayor desorden mayor entropía y viceversa. La entropía está definida matemáticamente por,

$$\varepsilon(z) = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (4.8)$$

Estos métodos estadísticos son los más utilizados por ser sencillos y rápidos, necesitan poca memoria y no tienen en cuenta la información dada por la posición relativa de los píxeles.

4.3. Segmentación de imágenes digitales

4.3.1. Concepto de segmentación

En distintas aplicaciones de procesamiento y análisis de imágenes, la segmentación es un proceso previo a la representación de objetos o regiones de interés en la imagen. La segmentación se refiere a la división de una imagen en regiones disjuntas que son homogéneas con respecto a una propiedad elegida, tales como la luminancia, color, textura, etc. [12]. La segmentación subdivide una imagen F en sus partes constituyentes u objetos, es decir, en un número finito de subregiones F_i con $i = 1, 2, \dots, n$ cuyos pixeles comparten atributos definidos. Este proceso se realiza con el fin de separar las zonas de interés del resto de la imagen, por lo tanto el nivel al que se lleva a cabo esta subdivisión depende del problema a resolver.

Sea F un conjunto finito con k elementos y Q un predicado lógico respecto de un atributo cuantificable. Una segmentación de F es un grupo de subconjuntos F_i de F , con k_i elementos para $i = 1, \dots, n$ que satisfacen las siguientes propiedades:

1. Las subregiones deben estar disjuntas, es decir, no debe existir intersección entre subconjuntos distintos, $F_i \cap F_j = \emptyset$ para $i \neq j$.
2. La unión de las subregiones debe formar la imagen completa, $\bigcup_{i=1}^n F_i = F$ y $\sum_{i=1}^n k_i = k$.
3. Los puntos en una subregión se conectan en un sentido predefinido; es decir, F_i es un conjunto conexo con $i = 1, 2, \dots, n$.
4. Los elementos en un subconjunto comparten el mismo atributo, $\forall i, Q(F_i) = \text{verdad}$. Esta condición se ocupa de las propiedades que deben ser satisfechas por los pixeles en una región segmentada. Por ejemplo, $Q(F_i)$ es verdad si todos los pixeles de F_j tienen el mismo nivel de intensidad.
5. Los elementos en la unión de subconjuntos no comparten los mismos atributos, $\forall i \neq j, Q(F_i \cup F_j) = \text{falso}$. Esta condición indica que dos regiones adyacentes F_i y F_j deben ser diferentes en el sentido del predicado Q .

Las técnicas de segmentación de imágenes están basadas generalmente en alguna de las dos propiedades básicas de los niveles de gris: *discontinuidad* y *similitud*. El método de segmentación mediante discontinuidad consiste en dividir una imagen basándose en los cambios bruscos de los niveles de gris. Los enfoques más importantes en la discontinuidad son: detección de puntos aislados, detección de líneas y detección de bordes de una imagen. En cambio, la similitud presenta la regularidad en los niveles de gris, sus principales métodos están basados en umbralización también llamado de binarización, crecimiento de la región o división y fusión de regiones [5]. A continuación se describe la segmentación por umbralización, la cual será la técnica usada en este trabajo de tesis.

4.3.2. Segmentación basada en umbralización

La segmentación basada en umbralización, debido a sus propiedades intuitivas, simplicidad y velocidad de implementación, posee una posición central en aplicaciones de segmentación de imágenes. Es un método básico que consiste en convertir una imagen con niveles de gris, en una imagen en blanco y negro (imagen binaria) en la cual se distinguen los píxeles de la región de interés correspondientes al objeto (píxeles con valores en 1s) de aquellos que corresponden al fondo (píxeles en 0s); lo anterior se logra por medio de un proceso de *binarización* [3]. Un método sencillo, conocido como umbralización, se realiza como sigue. Mediante el histograma de intensidades de una imagen, $F(x, y)$, compuesta de objetos luminosos sobre un fondo oscuro, de tal manera que los píxeles del objeto y el fondo tienen valores de intensidad agrupados en dos modalidades dominantes, puede elegirse un valor adecuado dentro de los niveles de gris, de 0 a 255, al que llamaremos *umbral*, τ , de tal modo que el histograma forme un valle en ese nivel y la imagen pueda ser binarizada [2]. De esta manera, todos los niveles de gris menores a τ calculado adquirirán un valor binario igual a 0 (negro) y todos los mayores un valor de 1 (blanco), obteniendo así una imagen umbralizada $O(x, y)$, como se define en la ec. (5.2), donde cualquier punto (x, y) de la imagen en la que $F(x, y) > \tau$ es llamado *punto objeto*; de lo contrario, el punto es denominado *punto de fondo*.

$$O(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } F(x, y) > \tau \\ 0 & \text{si } F(x, y) \leq \tau \end{cases} \quad (4.9)$$

Cuando τ es un valor constante aplicable sobre una imagen completa, el proceso dado en esta ecuación se denomina *umbral global*.

4.4. Fundamentos del color

El ojo humano es capaz de detectar una pequeña porción de la energía radiante existente en la naturaleza, a la cual, se le ha denominado luz visible (de 400 a 700 nm). Aunque el proceso de percepción e interpretación de un color por el cerebro humano es un fenómeno físico y psicológico, la naturaleza del color puede ser explicado experimentalmente. Por ejemplo, Isaac Newton, en 1666 descubrió que al pasar un rayo de luz por un prisma de vidrio, el rayo de salida no es blanco sino que está compuesto de un espectro continuo de seis colores: violeta, azul, verde, amarillo, naranja y rojo, como se ilustra en la parte izquierda de la figura 4.3.

La radiación electromagnética es clasificada en lo que se conoce como espectro electromagnético en base a su frecuencia o energía como se presenta en la imagen de la derecha de la figura 4.3. Los rayos gamma son el tipo de radiación con mayor energía, mientras que las ondas de radio y las microondas poseen la menor cantidad de de energía.

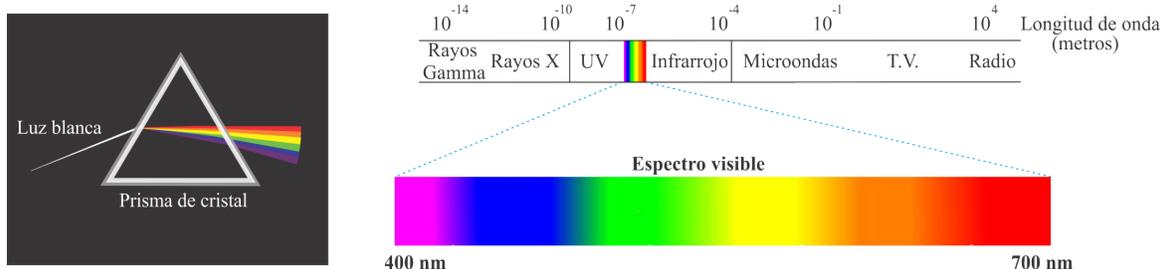


Figura 4.3: Intervalo de longitudes de onda que comprenden el espectro visible. Izquierda: espectro de color visto por el paso de un rayo de luz blanca a través de un prisma de cristal. Derecha: longitudes de onda que comprenden la porción visible del espectro electromagnético.

Cada onda electromagnética se percibe y mide en términos de longitud de onda λ (longitud entre picos consecutivos de una onda) y su frecuencia ν (número de ciclos por segundo) cuya relación con la velocidad de la luz c es $\lambda\nu = c$. Cabe mencionar que, conforme aumenta la longitud de onda, disminuye la frecuencia o energía.

Los colores que los humanos percibimos están determinados por la naturaleza de la luz que es reflejada por los objetos y por el complejo proceso que se realiza entre la retina del ojo y el cerebro [13]. Sobre la superficie de la retina se encuentran ubicados los sensores o receptores que permiten la percepción visual, estos son denominados bastones y conos. Los bastones son células fotorreceptoras de la retina responsables de la visión en condiciones de baja luminosidad. Presentan una elevada sensibilidad a la luz aunque se saturan en condiciones de mucha luz y no detectan los colores. Se ubican en casi toda la retina exceptuando la parte central (fóvea). Los conos en el ojo humano son un aproximado de 6 a 7 millones de sensores localizados principalmente en la fóvea, que permiten a las personas percibir el color en los objetos. Estos sensores son clasificados en tres categorías principales que corresponden al rojo, verde y azul debido a los niveles de absorción de la luz en ellos. La figura 4.4 muestra el promedio de curvas experimentales que detallan la absorción de la luz por los conos rojo, verde y azul en el ojo humano.

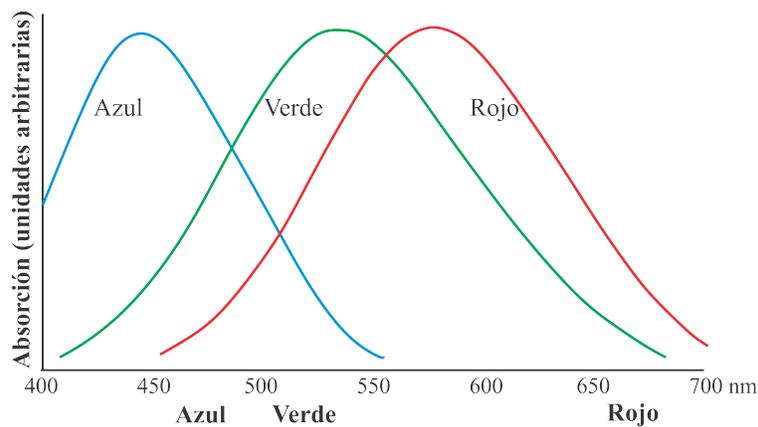


Figura 4.4: Absorción de luz de los conos rojo, verde y azul en función de la longitud de onda.

Los colores son vistos por el ser humano como combinaciones variables de los colores primarios: rojo (*red*, R), verde (*green*, G) y azul (*blue*, B) debido a estas características de absorción de la luz en el ojo humano. A esta combinación se le conoce como modelo aditivo de color de la luz, en el cual los colores primarios (rojo, verde y azul) pueden ser sumados para producir los colores secundarios de la luz (cian, magenta y amarillo).

Un modelo o espacio de color es un sistema de coordenadas útiles para describir los colores

de forma numérica. Es decir, un espacio de color es una representación matemática del conjunto de colores que permite la especificación y visualización de un color de manera estándar. En estas representaciones son utilizados tres ejes coordenados que describen la posición del color dentro del espacio. Existen distintos modelos de color que están dirigidos tanto a dispositivos de cómputo (monitores e impresoras), como para aplicaciones donde el objetivo es la manipulación del color. Entre los espacios más utilizados en el primer caso se encuentran el RGB (*red, green, blue*) empleado en monitores de color y cámaras de video, así como los sistemas CMY (*cyan, magenta, yellow*) y CMYK (*cyan, magenta, yellow, black*) usados en los sistemas de impresión. Por otra parte, el modelo HSI (*hue, saturation, intensity*) permite describir e interpretar los colores de una forma similar a la forma en que los humanos percibimos el color. A continuación se describen dos sistemas de color que serán de utilidad para este trabajo de tesis.

4.4.1. Modelo de color RGB

Es un modelo representado por un cubo en el que cada color es definido mediante las tres componentes espectrales primarias: rojo (**R**), verde (**G**) y azul (**B**). Combinando distintas intensidades de estos tres colores primarios, pueden obtenerse todos los colores visibles. Este modelo está basado en un sistema de coordenadas cartesianas que forma un cubo. Por lo tanto, el color en una imagen representada en este espacio de está definido por la tripleta (R,G,B) para matrices y (r,g,b) para vectores del cubo correspondientes a las componentes de cada color primario. De manera que los colores rojo, verde y azul se representan por las coordenadas (255, 0, 0), (0, 255, 0) y (0, 0, 255), respectivamente; el color negro por las coordenadas (0, 0, 0) y el blanco, siendo una combinación de todos los colores, es representado como (255, 255, 255) [5]. Podemos asumir que todos los colores son normalizados [0,1] como se ilustra en la imagen izquierda de la figura 4.5, en la que cada vértice representa un color primario o secundario con sus coordenadas correspondientes, así como el origen del sistema caracterizado por el color negro y su vértice opuesto en el que se localiza el color blanco. La escala de gris (puntos con valores de RGB iguales) se extiende del negro al blanco en la línea que une a ambos puntos. Los diferentes colores del modelo son puntos sobre o dentro del cubo, y se definen por medio de vectores que son extendidos desde el origen [13].

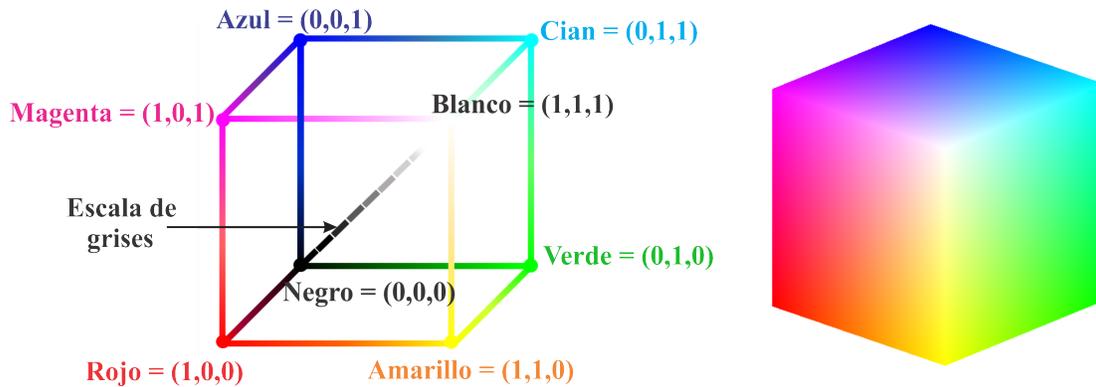


Figura 4.5: Modelo de color RGB. Izquierda: esquema del cubo de color RGB en el que se señala el valor (R, G, B) normalizado para cada color primario y secundario ubicados en los vértices, así como la diagonal que representa la intensidad de grises. Derecha: perspectiva de los colores del cubo RGB.

Las imágenes representadas en este sistema consisten en tres canales, una para cada color primario. Suponiendo que cada uno de los canales R , G y B está cuantizado a 8 bits, se dice que la imagen a color tiene una profundidad de 24 bits con 16.7 millones de colores diferentes, ya que $(2^8)^3 = 16,777,216$ colores.

En la figura 4.6 puede observarse el ejemplo de una imagen digital en el espacio RGB conformada por las tres componentes correspondientes a este modelo de color. La esquina superior izquierda ilustra la imagen a color de una guacamaya. La imagen ubicada en la esquina superior derecha corresponde a la componente R de la imagen en la cual se resalta en intensidades brillantes las regiones del ave que contiene valores rojos. Del mismo modo, las imágenes de la fila inferior corresponden a la componente G y B de la imagen, respectivamente. Cada imagen hace visibles las regiones que contienen valores correspondiente a la componente.



Figura 4.6: Componentes R, G y B de una imagen digital. Primer fila, de izquierda a derecha: imagen en color RGB, componente R de la imagen. Segunda fila, de izquierda a derecha: componente G de la imagen, componente B de la imagen.

4.4.2. Imágenes en pseudocolor

El término *pseudocolor*, también conocido como *falso color* consiste en asignar a un conjunto de datos, un conjunto de colores para distinguir o enfatizar ciertos atributos en los mismos, ciertos atributos [2]. La técnica de pseudocolor muy utilizada consiste en transformar una imagen en niveles de gris en una imagen a color, al asignar a cada pixel un color basado por ejemplo en su intensidad. Un ejemplo de pseudocolor puede observarse en la figura 4.7, la cual corresponde a una imagen monocromática en niveles de gris diferentes de un fruto con manchas presentes. Se sabe que el rango de intensidades está dado de 0 a 255.

El algoritmo de pseudocolor consiste en asignar un color distinto, en este caso rojo, a todas aquellas regiones en las que estén presentes las manchas con el fin de mejorar su visualización e interpretación.

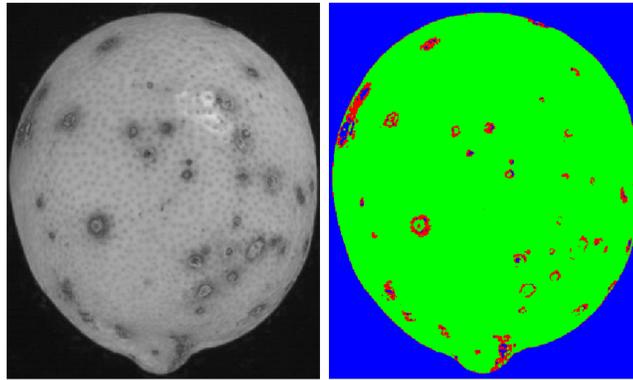


Figura 4.7: Imagen pseudocoloreada. Izquierda: imagen monocromática con escalas de gris diferentes de un fruto con manchas. Derecha: imagen pseudocoloreada en la que se pseudocolorea cada una de las regiones que pertenecen a una mancha en el fruto.

4.4.3. Modelo de color HSI

En cuanto al procesamiento digital de imágenes a color, el modelo RGB puede no ser eficiente. El modelo de color HSI representa uno de los espacios de color más intuitivos existentes en la literatura [14], es muy utilizado en algoritmos de procesamiento de imágenes para la identificación de color en diferentes objetos, para realizar transformaciones de intensidad de color, operaciones del histograma, etc. dado que estas operaciones son realizadas con facilidad en este espacio de color [15, 16]. También ha sido empleado para la asignación de falso color [17]. Además, es apto para la caracterización de textura en objetos captados sobre imágenes digitales [18, 19]. El modelo de color HSI representa el color de una manera más intuitiva que el espacio de color RGB por estar basado en la forma en que es percibido el color por el ser humano [20]. Se sabe que las personas describen un color por su tono, saturación y brillo. En el espacio de color HSI los colores se distinguen unos de otros por tres componentes: tono (*hue*, H), saturación (*saturation*, S) e intensidad (*intensity*, I). La componente correspondiente al tono describe el valor de cromaticidad o el color puro. La saturación se refiere a la cantidad de luz blanca mezclada con el color dominante; por ejemplo, entre menos saturado se encuentre un color más cantidad de blanco contendrá, de lo contrario, entre más saturado está un color menor cantidad de blanco tendrá. Mientras que la intensidad da la sensación de que algún

objeto refleja más o menos luz.

El modelo de color HSI es representado por un cono como se ilustra en la figura 4.8 en el que el tono (H) está definido como el ángulo α que forma el vector que se encuentra caracterizando el pixel de una imagen digital. De acuerdo a la figura, H varía de 0° a 360° teniendo su origen en el tono rojo; la saturación (S) corresponde a la longitud del vector desde el origen al borde o perímetro del círculo, teniendo una longitud variante entre 0 y 1; y la intensidad (I) varía a lo largo del eje vertical tomando el valor de 0 cuando es negro y 1 cuando es blanco [16].

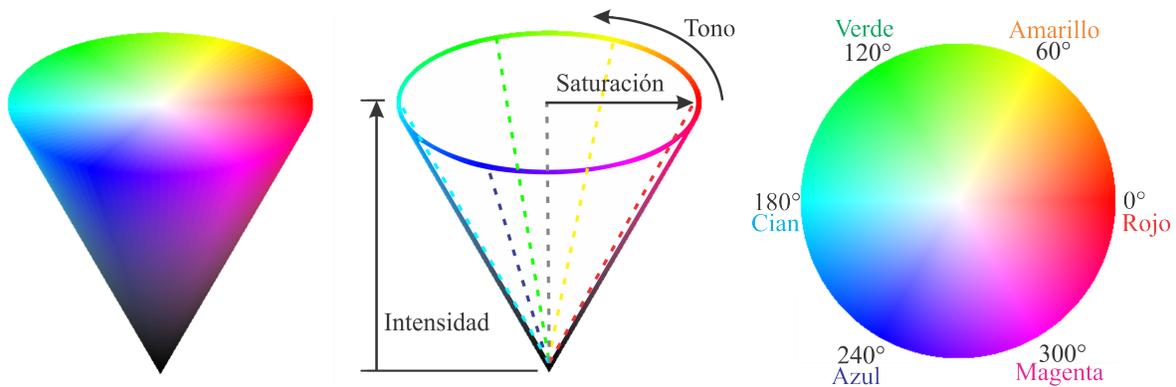


Figura 4.8: Modelo de color HSI. De izquierda a derecha: Cono que representa al modelo de color HSI, ubicación de cada una de las componentes del espacio HSI dentro del cono, y círculo que representa los valores para H en los colores primarios y secundarios.

Para obtener una imagen en el espacio de color HSI es necesario realizar una transformación mediante los pixeles de cada una de las componentes R , G y B de la imagen. Las componentes $h_{i,j}$ y $s_{i,j}$ se obtienen pixel a pixel para $i = 1, \dots, M$ y $j = 1, \dots, N$ con las siguientes expresiones:

$$h_{i,j} = \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2}[(r_{i,j} - g_{i,j}) + (r_{i,j} - b_{i,j})]}{\sqrt{(r_{i,j} - g_{i,j})^2 + (r_{i,j} - b_{i,j})(g_{i,j} - b_{i,j})}} \right] \quad (4.10)$$

$$s_{i,j} = 1 - \frac{3}{r_{i,j} + g_{i,j} + b_{i,j}} [\min(r_{i,j}, g_{i,j}, b_{i,j})] \quad (4.11)$$

Mientras que la componente I puede realizarse de manera matricial a través de:

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (4.12)$$

Cabe mencionar que existe una inconsistencia matemática en la ec. (5.1) debido a que puede presentarse el caso en que el divisor sea igual a 0, dando como resultado un error en la expresión, por lo tanto no podría obtenerse cociente alguno y mucho menos calcular el coseno inverso en la ecuación. Para resolver el problema, matemáticamente puede realizarse un ajuste en la operación sumando un valor numérico mínimo (0.000001) al divisor.

Una vez obtenidas las coordenadas H , S e I de una imagen digital, es posible desplegar cada una de estas componentes en forma de imagen, así como se ilustra en la figura 4.9.



Figura 4.9: Componentes HSI de una imagen. Primer fila de izquierda a derecha: imagen en color RGB, componente H de la imagen. Segunda fila, de izquierda a derecha: componente S de la imagen, componente I de la imagen.

4.5. Conclusiones

En este capítulo se han introducido los fundamentos relacionados con la adquisición de imágenes digitales y se han descrito dos propiedades fundamentales que permiten caracterizar regiones en imágenes digitales: la textura y el color. La textura de una región presente en imágenes digitales puede ser medida a través de distintas técnica, tales como los métodos

estadísticos basados en el histograma de intensidades de gris que incluyen el cálculo de la media, varianza, varianza normalizada, uniformidad y entropía. El color puede ser descrito a través de distintos modelos que dependiendo el fin deseado permiten calcular características simples de color como mínimo, máximo, rangos, promedio y varianza de cada una de sus componentes. De ese modo, el modelo de color HSI permite describir e interpretar los colores de una forma similar a la forma en que los humanos percibimos el color respecto a su tono, saturación y brillo. También se han mencionado dos herramientas útiles para el análisis de imágenes digitales: la segmentación y la asignación de colores falso o pseudocolor. La primera permiten una adecuada extracción de características, mientras que la segunda posibilita una mejor visualización e interpretación de los objetos de interés en una imagen. En efecto, los métodos aquí presentados pueden ser favorables para la caracterización de imágenes digitales.

Bibliografía

- [1] Medina, R., and Bellera, J., “Bases del Procesamiento de Imágenes Médicas,” *Universidad de Los Andes, Facultad de Ingeniería, Grupo de Ingeniería Biomédica de la ULA. Venezuela*, (1997).
- [2] Gonzalez, R.C., and Woods, R.E., *Digital image processing*, 3rd ed., Pearson Prentice Hall, (2008).
- [3] Passariello, G., “Imágenes médicas. Adquisición, Analisis,” *Equinoccio*, pp. 35-41, (1999).
- [4] Rabbani, M., and Jones, P. W., “Digital image compression techniques,” *SPIE Press*, Vol. 7, pp. 4-5, (1991).
- [5] González, R. C., and Woods, R.E., “Tratamiento digital de imágenes,” *Addison-Wesley Publishing Co*, (1996).
- [6] Haralick, R. M., Shanmugam, K., and Dinstein, I. H., “Textural features for image classification,” *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, Vol. 6, pp. 610-621, (1973).
- [7] Srinivasan, G. N., and Shobha, G. “Statistical texture analysis,” *In Proceedings of world academy of science, engineering and technology*, Vol. 36, pp. 1264-1269, (2008).
- [8] La Serna Palomino, N., Contreras Flores, W., and Ruiz Rivera, M. E., “Procesamiento Digital de textura: Técnicas utilizadas en aplicaciones actuales de CBIR. Revista de investigación de Sistemas e Informática,” Vol. 7, No. 1, pp. 57-64, (2014).
- [9] Barrett, A., “Knowledge-based image processing systems”, *Springer Science and Business Media*, (1997).

-
- [10] Chou, J., Weger, R. C., Ligtenberg, J. M., Kuo, K. S., Welch, R. M., and Breeden, P., "Segmentation of polar scenes using multi-spectral texture measures and morphological filtering," *Int. Journal of Remote Sensing*, Vol. 15, No. 5, pp. 1019-1036, (1994).
- [11] Haralick, R. M., K. Shanmugam, and L. Dinstein, "Statistical and Structural Approaches to Texture," *Proc. of the IEEE* Vol. 67, No. 5, pp. 786-804, (1979).
- [12] Sonka, M., Hlavac, V., and Boyle, R., "Image processing, analysis, and machine vision," *Cengage-Engineering*, (2007).
- [13] Ebner, M., "Color constancy", *John Wiley and Sons.*, Vol 6, (2007).
- [14] Smith, A. R. "Color gamut transform pairs," *In ACM Siggraph Computer Graphics*, Vol. 12, No. 3, pp. 12-19, (1978).
- [15] Chien, C. L., and Tseng, D. C., "Color image enhancement with exact HSI color model," *International journal of innovative computing, information and control*, Vol. 7, No. 12, pp. 6691-6710, (2011).
- [16] Singh, S. K., Chauhan, D. S., Vatsa, M., and Singh, R., "A robust skin color based face detection algorithm," *Tamkang Journal of Science and Engineering*, Vol. 6, No. 4, pp. 227-234, (2003).
- [17] Rojas, J. B., y Pérez, M. A., "Uso del sistema HSI para asignar falso color a objetos en imágenes digitales," *Revista mexicana de física E*, Vol. 54, No. 2, pp. 186-192, (2008).
- [18] Rajadell, O., and García, P., "Influence of color spaces over texture characterization," *Research in Computing Science*, Vol. 38, pp. 273-281, (2008).
- [19] Kim, D. G., Burks, T. F., Qin, J., and Bulanon, D. M., "Classification of grapefruit peel diseases using color texture feature analysis," *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, Vol. 2, No. 3, pp. 41-50, (2009).
- [20] Koschan A., Abidi M., "Digital color image processing," *Hoboken, NJ: John Wiley and Sons*, pp. 149-174, (2008).

Capítulo 5

Desarrollo y prueba de algoritmos para discriminar el melanoma cutáneo de lunares comunes

5.1. Caracterización de lesiones pigmentadas de la piel a través del color

5.1.1. Introducción

Las lesiones pigmentadas de la piel humana, como melanomas y lunares comunes, son originadas a partir de las células melanocíticas ubicadas en la unión dermo-epidérmica de la piel humana [1]. El uso de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas llega a ser un método efectivo para el diagnóstico de melanoma y otras lesiones pigmentadas de la piel ya que es una técnica no invasiva en la que no es necesario extraer la piel enferma para realizar un diagnóstico. En el capítulo 1 se mencionó que la técnica TBP (*Total Body Photography*) consiste en fotografiar las lesiones pigmentadas de la piel presentes en los pacientes con el propósito de clasificar y documentar las lesiones para un futuro seguimiento [2].

La forma clínica habitual para diferenciar un melanoma de un lunar común es a través del

uso de la denominada regla ABCDE que permite identificar lesiones sospechosas a través de sus parámetros [3]. Esta regla incluye como parámetro importante al color puesto que exhibe la variación de los colores presentes en una lesión cutánea pigmentada [4]. En la primer sección del capítulo se presentan un par de algoritmos capaces de calcular la variación de color mediante el tono de lesiones cutáneas a través de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas para discriminar el melanoma de lunares comunes. Los métodos aquí propuestos utilizan la componente H del modelo de color HSI, demostrando a través de valores numéricos de H que el melanoma arroja un gran rango de variación de color en comparación con los lunares comunes. También son discutidos otros factores, tales como la calidad de las imágenes y la influencia de regiones brillantes en los resultados obtenidos.

5.1.2. Materiales y métodos

Con el fin de evaluar el rendimiento del algoritmo desarrollado, fueron procesados conjuntos representativos de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lunares y melanomas. Una imagen dermatoscópica permite visualizar de manera ampliada las lesiones cutáneas; además, cuando es adquirida una de estas imágenes, se utiliza una iluminación especial que vuelve transparente la capa superficial de la piel y pueden verse estructuras profundas. Con la técnica de dermatoscopia, las imágenes capturadas no contienen zonas brillantes debido a que la muestra es iluminada uniformemente además que puede hacerse uso de polarización o aceite de inmersión en ellas como fue explicado en el Capítulo 1. De lo contrario, una imagen dermatológica o clínica es una imagen de la piel capturada por dispositivos comunes de adquisición tales como una cámara convencional. Dado que la muestra capturada no es iluminada de manera controlada la imagen adquirida presenta brillo en ciertas zonas; además puede poseer baja calidad y desenfoque, ver figura 5.1. Dichos conjuntos de imágenes fueron seleccionadas de cinco sitios públicos de internet como es descrito a continuación:

- **Conjunto de datos A:** contiene 19 imágenes dermatológicas de melanoma de extensión superficial, obtenidas del Servicio de Información de Dermatología (Dermis) disponible en [5]. Este es un sitio procedente de Alemania organizado por el Departamento Clínico

de Medicina Social (Universidad de Heidelberg) y el Departamento de Dermatología (Universidad de Erlangen) que ofrece un Atlas de imágenes con diagnósticos, casos clínicos e información adicional acerca de casi todas las enfermedades cutáneas.

- **Conjunto de datos B:** consiste en 45 imágenes dermatológicas (17 melanomas de extensión superficial, 5 lunares adquiridos de unión, 8 lunares adquiridos compuestos y 15 lunares adquiridos atípicos), obtenidas del Atlas de Dermatología de la Facultad de Medicina del Hospital Universitario Arnau de Vilanova en España [6].
- **Conjunto de datos C:** consta de 9 imágenes dermatoscópicas (4 melanomas de extensión superficial, 1 melanoma lentigo maligno y 4 lunares adquiridos compuestos) y 6 imágenes dermatológicas (4 melanomas de extensión superficial y 2 melanomas lentigo malignos), substraídas de un Atlas de dermatoscopia del Departamento de Dermatología del Hospital Bispebjerg, Copenhagen NV, Dinamarca. En él se presentan diferentes casos de enfermedades de la piel y su diagnóstico por Kaare Weismann M.D., Ph. D., Henrik Lorentzen M. D. y Mads F. R. [7].
- **Conjunto de datos D:** contiene 29 imágenes dermatológicas (3 melanomas de extensión superficial, 1 de melanoma lentigo maligno, 2 melanomas de tipo acral, 2 lunares congénitos, 12 lunares adquiridos atípicos, 2 lunares adquiridos de unión, 7 lunares adquiridos compuestos) y 8 imágenes dermatoscópicas (1 melanoma de extensión superficial, 4 lunares adquiridos atípicos, 1 lunar adquirido de unión, 2 lunares adquiridos compuestos). Las imágenes fueron obtenidas de un Atlas de fotografías y casos clínicos de la piel así como procedimientos diagnósticos y terapéuticos, creado con la colaboración del Dr. José M. Casanova, Dr. Manuel Baradad, Dr. Xavier Soria, Dra. Verónica San Martín y Dra. Rosa M. Martín del Hospital Universitario Arnau de Vilanova y la Universidad de Lleida en España [8].
- **Conjunto de datos E:** consiste en 20 imágenes dermatológicas (15 melanomas lentigo malignos, 5 lunares adquiridos congénitos) substraídas de Dermnet, una fuente de imágenes dermatológicas independiente dedicada a la educación médica en línea, a través de artículos, fotos y video. Ofrece información sobre una amplia variedad de condiciones

5.1. CARACTERIZACIÓN DE LESIONES PIGMENTADAS DE LA PIEL A TRAVÉS DEL COLOR

de la piel a través de los medios de comunicación innovadores. Fue fundada por el M. D. Thomas Habif en 1998 en Portsmouth, Nuevo Hampshire, E.U.A. [9].



Figura 5.1: Lesión pigmentada de la piel. Izquierda: imagen dermatológica de un lunar adquirido atípico. Derecha: imagen dermatoscópica del mismo lunar adquirido atípico.

Para investigar complementariamente la influencia de la calidad de las imágenes en el desempeño del algoritmo, fue elaborado un objeto imitador del tejido cutáneo a base de poliuretano, partículas de dióxido de titanio TiO_2 y partículas de granos de café como fue descrito en el capítulo 3. Posteriormente fueron adquiridas imágenes digitales del phantom a través del arreglo óptico ilustrado en la figura 5.2.

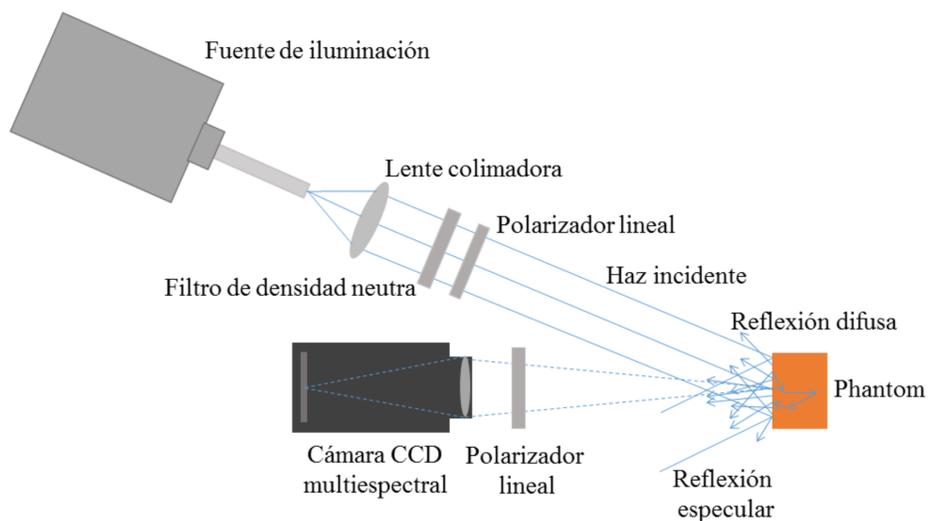


Figura 5.2: Arreglo óptico para la adquisición de imágenes del phantom imitador del tejido biológico.

5.1. CARACTERIZACIÓN DE LESIONES PIGMENTADAS DE LA PIEL A TRAVÉS DEL COLOR

El arreglo consta de un canal de iluminación y un canal de registro de imágenes digitales. El canal de iluminación está compuesto por una fuente de luz modelo Fiber Lite[®] MH-100 (Metal Halide machine vision illuminator, Dolan-Jenner) cuya energía luminosa fue acoplada a un extremo de una fibra óptica multifibra de 12.5 mm de diámetro. El otro extremo de la fibra proporciona un haz divergente que fue colimado con una lente de 47.5 mm de diámetro y 10 mm de distancia focal. Posterior a dicha lente se colocó un Filtro de Densidad Neutra (modelo 946, Newport) que reduce la intensidad de luz que llega a la cámara CCD para evitar la saturación gracias a la interposición de una película neutra; se llama neutra puesto que no afecta la calidad cromática de las imágenes filtrando todos los colores del espectro por igual. Posterior a este dispositivo se colocó un polarizador lineal de 35 mm de diámetro. El canal de registro está integrado por una cámara CCD multiespectral modelo AD-080GE (JAI, Japan) de escaneo progresivo en 2 canales (visible e infrarrojo cercano) cuyas especificaciones se describen en la tabla 5.1. Frente a este lente se colocó otro polarizador lineal. La superficie del phantom fue colocada perpendicularmente al eje óptico del sistema de registro en el punto de intercepción de dicho eje con el eje óptico del canal de iluminación. La distancia de trabajo

ESPECIFICACIONES GENERALES	DESCRIPCIÓN
Sensor visible (400-700 nm)	1/3" CCD de mosaico Bayer de color
Infrarrojo cercano (750-900 nm)	1/3" CCD de transferencia interlineal monocroma
Tamaño por pixel	$4.65 \times 4.65 \mu m$
Pixeles activos por canal	1024×768
Color visible	Salida Bayer de 10/8 bis o RGB de 24/30 bits
ESPECIFICACIONES ÓPTICAS	DESCRIPCIÓN
Distancia Focal	25 mm
Apertura del diafragma	1.8
Distancia mínima	200 mm
Longitud	47 mm

Tabla 5.1: Especificaciones generales y ópticas de la cámara CCD multiespectral de 2 canales que simultáneamente captura la luz visible e infrarroja cercana y de la óptica empleada.

del sistema de adquisición fue de aproximadamente 24 cm y el campo visual de 3 cm. El objetivo de este experimento fue probar un algoritmo de medición de color en imágenes del phantom capturadas bajo dos condiciones diferentes de iluminación.

Una vez que el sistema óptico fue montado, un par de imágenes fueron registradas. La primer imagen, ilustrada a la izquierda de la figura 5.3, fue capturada mediante polarización cruzada, es decir, el polarizador lineal ubicado frente a la cámara CCD fue colocado con una orientación cruzada con respecto al primer polarizador lineal lo cual evitó que hubiera presencia de brillo en alguna zona del phantom. Dicha imagen fue registrada gracias a la reflexión difusa que se da cuando la luz incidente polarizada entra en contacto con las partículas que conforman la muestra y que es captada por el sensor de la cámara CCD. La segunda imagen, mostrada a la derecha de la figura 5.3, fue adquirida cuando el polarizador del canal de iluminación esta orientado con eje de transmisión paralelo al polarizador del canal de detección, teniendo una imagen digital del phantom con zonas brillantes.

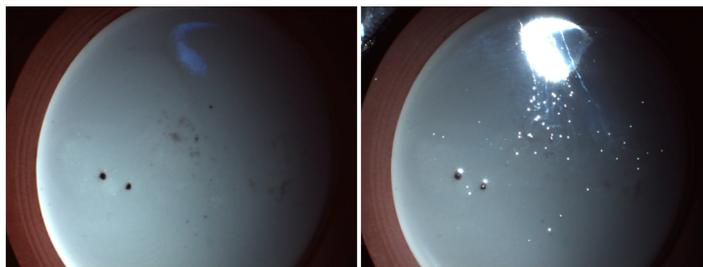


Figura 5.3: Imagen de phantom bajo dos condiciones diferentes de iluminación. Izquierda: imagen de phantom capturada mediante polarización cruzada. Derecha: imagen de phantom registrada mediante polarización paralela.

El primer algoritmo implementado para la medición del color en imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones cutáneas fue desarrollado y probado en MATLAB R2012b[®]. El algoritmo permite caracterizar el color en cualquier región de una imagen digital, en base al tono como descriptor mediante la componente H del espacio HSI. El proceso de medición de tono mostrado en la figura 5.4 se realiza en base al Algoritmo 5.1 el cual se describe a continuación.

Algoritmo 5.1 [Medición del tono en una imagen digital a partir de la componente H].

Dada una imagen digital $F(x, y) \in \mathbb{R}^3$, el algoritmo realiza lo siguiente:

P1. Descomponer la imagen $F(x, y)$ de entrada en sus componentes R , G y B .

P2. Seleccionar variadas y pequeñas regiones de la lesión pigmentada a las cuales se desea determinar el tono.

P3. Calcular la componente H de cada una de las regiones seleccionadas de la imagen por medio de la ec. 5.1 y obtener un valor promedio de la componente.

$$h_{i,j} = \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2}[(r_{i,j} - g_{i,j}) + (r_{i,j} - b_{i,j})]}{\sqrt{(r_{i,j} - g_{i,j})^2 + (r_{i,j} - b_{i,j})(g_{i,j} - b_{i,j})}} \right] \quad (5.1)$$

P4. Finalmente, el algoritmo arroja un valor numérico de tono promedio de la región seleccionada.

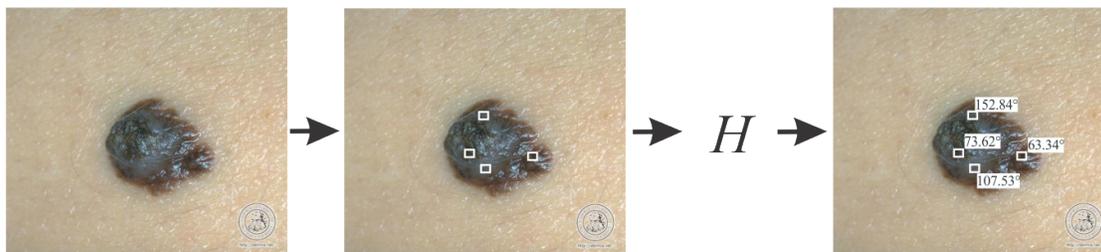


Figura 5.4: Proceso del Algoritmo 5.1 el cual mide el tono en una imagen digital a partir de la componente H .

Debido a que se buscaba que el algoritmo funcionara de manera automatizada se propuso y desarrolló en MATLAB R2012b[®] un algoritmo en el que dada una imagen de entrada se marcaran las variaciones de tono a lo largo de ella de forma automatizada. El proceso se describe a continuación.

1. Segmentación de la imagen:

La segmentación de una imagen que contiene una enfermedad cutánea implica la separación de la lesión pigmentada de la piel sana. La segmentación empleada fue realizada

a través de umbralización global basada en el hecho de que los valores de los pixeles que pertenecen a una lesión cutánea difieren de los valores de la piel. Mediante la elección de un valor de umbral superior o inferior es posible aislar aquellos pixeles que tienen valores dentro de este rango. La información para los límites superiores e inferiores pueden ser extraídos del histograma de intensidades de la imagen, donde los pixeles del objeto y el fondo tienen valores de intensidad agrupados en dos modalidades dominantes representados por picos [10] como se ilustra en la figura 5.5. Esta técnica de segmentación es bastante buena para nuestro caso debido a que el histograma de la imagen es multi-modal, es decir, se identifica perfectamente que el fondo tiene valores visualmente diferentes a los de la lesión.

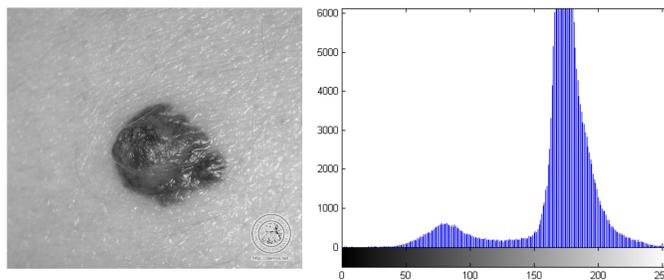


Figura 5.5: Histograma de intensidades de la imagen digital de un melanoma. Izquierda: imagen en niveles de intensidad de un melanoma. Derecha: histograma de intensidades de la imagen de melanoma en la cual el pico menor y sus valores cercanos corresponden a los niveles de intensidad del área pigmentada de la imagen y el pico más alto corresponde a los de la piel.

El aislamiento de las lesiones con respecto de la piel fue realizado por el método de umbralización de la imagen con un valor de umbral igual $\tau = 0,4$. Una vez que es lograda una imagen binaria se obtiene una imagen complemento de ella, es decir, los valores iguales a 0 toman el valor de 1 y viceversa. Finalmente, se realiza un producto punto a punto entre la imagen complemento y la imagen original de entrada para obtener una imagen segmentada. Este proceso es mostrado en la figura 5.6.

2. Extracción del tono:

Esta etapa se basa en la regla clínica ABCDE comúnmente empleada por los derma-

tólogos para el diagnóstico de melanoma. Uno de los objetivos de este trabajo es la caracterización de lesiones pigmentadas de la piel en función de su color ya que, para lesiones de melanoma, el color exhibe valores heterogéneos como fue mencionado en el capítulo 1. Por lo tanto, el tono fue la característica extraída de las imágenes segmentadas en base al modelo de color HSI mediante la ec. (5.1) correspondiente a H , para determinar la variación de color de cada una de las lesiones segmentadas. Para ello, fue necesaria una transformación de espacios de color dado que las imágenes segmentadas se encontraban codificadas en el modelo de color RGB. Para fines de este trabajo de tesis, únicamente fue necesario hacer uso de la componente H para determinar la variación de tonalidad en cada una de las lesiones segmentadas. Como fue explicado en el capítulo 4, los valores generales para H se encuentran en un rango de 0 a 360 grados, en el que, espacialmente 0° , 120° y 240° corresponden a los colores rojo, verde y azul, respectivamente.

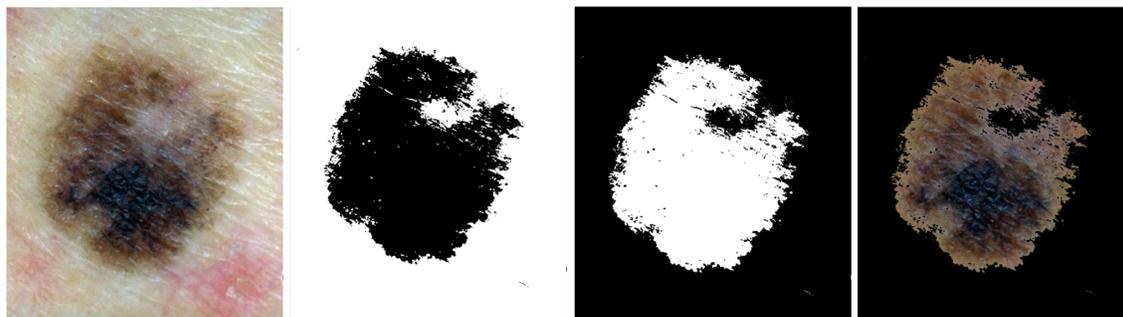


Figura 5.6: Segmentación de una lesión pigmentada de la piel. De izquierda a derecha: imagen original, imagen binaria, imagen complemento de la imagen binarizada y lesión segmentada.

3. Medición de la variación de tono:

Dado que el algoritmo pretende medir la variación de tono únicamente en la zona pigmentada de la imagen segmentada fue necesario omitir de alguna manera los valores de tono correspondientes al fondo (zona que no es de interés) con $H = 90^\circ$. Esto fue realizando mediante un ajuste en el cual todos los valores de tono en la imagen iguales a 90° fueran reemplazados por NaN, donde NaN es el acrónimo en inglés de *Not a Number* empleado para expresar un resultado imposible de calcular, controlando de esta manera

la fiabilidad de los resultados en los cálculos matriciales. En este caso, todos aquellos valores iguales a NaN no tendrían influencia alguna en los resultados posteriormente obtenidos con el algoritmo. Un segundo ajuste fue necesario debido a que espacialmente los tonos rojos se encuentran dados en valores de H alrededor de 0° y valores muy cercanos a 360° . Esto ocasionaría que el algoritmo calculara como tono mínimo $H = 0^\circ$ y como tono máximo $H = 360^\circ$ cuando en realidad se trata de tonalidades rojas parecidas. El ajuste realizado para evitar este problema consistió en reducir el rango general de variación $[0, 360]$ a un rango $[0, 330]$ en el que el tono máximo correspondería a tonalidades magentas y no a rojizas, por lo que todos los valores de H en el intervalo $[330, 360]$ fueron reemplazados por 0° .

Con el fin de identificar visualmente los cambios clave de color en lunares comunes y melanomas, el rango de 0° a 330° fue dividido en 22 grupos de 15 grados cada uno, agrupando de esta manera tonos cercanos. Posteriormente se asignó un color diferente a cada grupo con el fin de observar la variación de tono en una nueva imagen pseudocoloreada, como se ilustra en la figura 5.7.

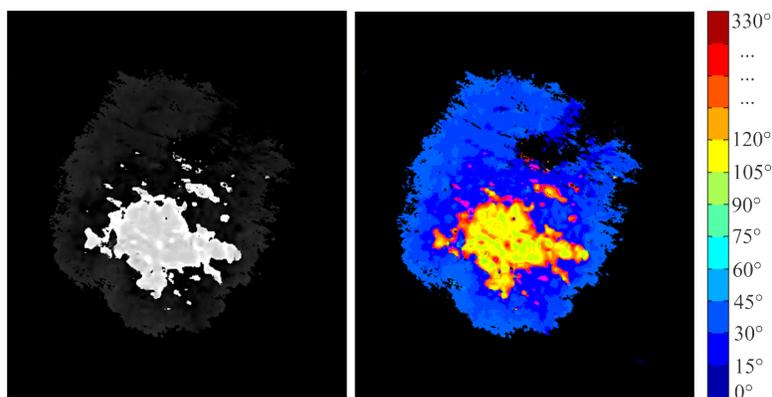


Figura 5.7: Componente H pseudocoloreada de una lesión cutánea. Izquierda: componente H con valores comprendidos entre 0° y 330° . Derecha: imagen pseudocoloreada de H que hace visible la variación de la tonalidad en la lesión cutánea.

Una vez que se obtuvo la imagen pseudocoloreada que hizo visibles los cambios de tono en cada lesión pigmentada de la piel, fue necesario encontrar el valor mínimo (h_{\min}) y máximo

(h_{\max}) de tono contenido en cada una de las lesiones sin tomar en cuenta las zonas correspondientes al fondo. Finalmente, para conocer la variación de la tonalidad de cada lesión segmentada, fue calculado el rango estadístico de variación a través de la diferencia entre el valor máximo y mínimo encontrados en la componente H .

El procedimiento que resume lo antes expuesto es el siguiente:

Algoritmo 5.2 [Medición del tono en una imagen digital segmentada a partir de la componente H].

Dada una imagen digital $F \in \mathbb{R}^3$, el algoritmo realiza lo siguiente:

P1. Segmentar la imagen F .

Se obtiene una imagen binarizada O mediante umbralización global, con un valor de $\tau = 0.4$, de la cual es producida su imagen complemento \bar{O} para obtener finalmente la imagen segmentada $D = F \cdot C$.

P2. Cálculo de la componente H a D para extraer el tono.

P3. Ajustar los valores de $h_{i,j}$

$$h_{i,j} = \begin{cases} NaN & \text{si } h_{i,j} = 90^\circ \\ 0^\circ & \text{si } 330^\circ \leq h_{i,j} \leq 360^\circ \end{cases} \quad (5.2)$$

P4. Realizar un agrupamiento de tono en 22 conjuntos diferentes para crear una imagen pseudocoloreada asignando un color distinto a cada grupo.

P5. Obtener h_{\min} y h_{\max} para calcular $Var_H = h_{\max} - h_{\min}$.

5.1.3. Resultados

El algoritmo desarrollado para la medición manual de la variación de color en lesiones pigmentadas de la piel (Algoritmo 5.1) fue probado con 73 imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas provenientes de los conjunto A, B y C, descritos en la Sección 5.1.2.

A simple vista podía observarse en las imágenes digitales que las lesiones de melanoma contenían distintos tonos en su pigmentación comparadas con las imágenes digitales de lunares.

El algoritmo propuesto permitió seleccionar en imágenes de melanoma y lunares las zonas más representativas de color y así, mediante la componente H de cada imagen, fue posible obtener un valor numérico promedio de tono para cada una de ellas. A continuación se detallan los resultados para imágenes dermatológicas y dermatoscópicas.

Imágenes Dermatológicas

El Algoritmo 5.1 fue aplicado a 35 imágenes dermatológicas de melanomas de extensión superficial y 28 imágenes digitales de lunares de unión, compuestos y atípicos. La tabla 5.2 muestra el rango promedio de variación de tono para algunas imágenes de lesiones cutáneas, encontrándose que el intervalo de tono para distintas regiones de los melanomas se encuentra en un rango general que va de los 2.71° a los 353.17° . Mientras que el intervalo general de tono en distintas zonas de lunares está comprendido entre 2.31° y 32.58° .

IMAGEN DERMATOLÓGICA	h_{\min}	h_{\max}
Melanoma de ext. superficial 1	8.30°	208.31°
Melanoma de ext. superficial 2	105.64°	336.38°
Melanoma de ext. superficial 3	2.71°	64.14°
Melanoma de ext. superficial 4	1.96°	22.94°
Melanoma de ext. superficial 5	19.49°	353.17°
Lunar adquirido juntural 1	6.79°	18.82°
Lunar adquirido juntural 2	14.70°	22.85°
Lunar adquirido compuesto 1	2.73°	12.17°
Lunar adquirido compuesto 2	14.03°	32.58°
Lunar adquirido atípico 1	2.31°	14.60°

Tabla 5.2: Rango de variación de tono presente en imágenes dermatológicas de lunares y melanomas obtenido mediante el Algoritmo 5.1. Los valores 2.71° y 2.31° resaltados en la tabla corresponden a los valores mínimos de tono en todas las imágenes dermatológicas de melanoma y lunares evaluadas respectivamente. Del mismo modo, los valores 353.17° y 32.58° son los valores máximos de tono de manera general en imágenes de melanoma y lunares.

Imágenes Dermatoscópicas

El Algoritmo 5.1 fue aplicado a 5 imágenes dermatológicas de melanomas de extensión superficial y 5 imágenes digitales de lunares de unión, compuestos y atípicos. La tabla 5.3 muestra el rango promedio de variación de tono en las imágenes de lesiones cutáneas dermatoscópicas procesadas. En estos casos el algoritmo arrojó valores de tono en un intervalo que va de 3.21° a 356.83° en imágenes de melanoma y de 2.56° a 38.58° en imágenes de lunares. Como puede observarse, uno de los lunares analizado con el algoritmo podría ser clasificado de manera falsa como melanoma debido a que su rango de variación se encuentra entre 4.71° y 224.38° .

IMAGEN DERMATOSCÓPICA	h_{\min}	h_{\max}
Melanoma de ext. superficial 1	4.26°	346.76°
Melanoma de ext. superficial 2	3.21°	325.45°
Melanoma de ext. superficial 3	5.84°	179.76°
Melanoma de ext. superficial 4	5.14°	222.49°
Melanoma de ext. superficial 5	3.42°	356.83°
Lunar adquirido compuesto 1	5.75°	38.58°
Lunar adquirido compuesto 2	2.56°	12.30°
Lunar adquirido compuesto 3	12.83°	17.79°
Lunar adquirido compuesto 4	8.51°	11.09°
Lunar adquirido compuesto 5	4.71°	224.38°

Tabla 5.3: Rango de variación de tono presente en imágenes dermatoscópicas de lunares y melanomas obtenido mediante el Algoritmo 5.1. Los valores 3.21° y 2.56° resaltados en la tabla corresponden a los valores mínimos de tono en todas las imágenes dermatológicas de melanoma y lunares evaluadas respectivamente. Del mismo modo, los valores 356.83° y 38.58° son los valores máximos de tono de manera general en imágenes de melanoma y lunares.

Con los resultados presentados en las tablas 5.2 y 5.3 es verificado que efectivamente el tono tiene un amplio intervalo de variación en melanomas con respecto a los valores de variación de tono en lunares.

Phantom

Como fue mencionado al principio de este Capítulo, sería evaluada la influencia de regiones brillantes en las imágenes. Para ello, se registraron un par de imágenes del phantom bajo dos condiciones de iluminación distintas. El Algoritmo 5.1 fue probado en ambas imágenes en la zona señalada por un recuadro blanco en la figura 5.8. El valor de H en la zona del recuadro blanco fue igual a 192.91° en la imagen polarizada, mientras que H resultó tener un valor igual a 166.81° en la imagen no polarizada. Este resultado indica que el tono puede alterarse en dependencia del brillo presente en una imagen, por lo que éste pudiera ser un parámetro de la calidad de la imagen que debe considerarse al aplicar el algoritmo desarrollado para caracterizar las lesiones pigmentadas y así clasificarlas como melanomas o lesiones benignas.

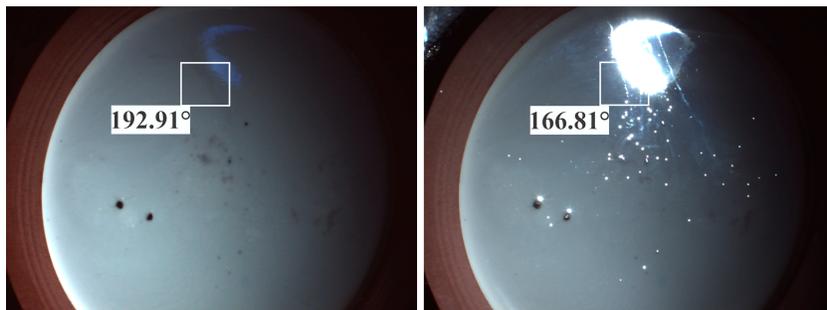


Figura 5.8: Zona no brillante y brillante del phantom imitador del tejido cutáneo. Izquierda: imagen de phantom imitador el tejido cutáneo sin regiones brillosas, con un valor de $H = 192.91^\circ$ en la zona señalada en el recuadro blanco. Derecha: imagen de phantom imitador el tejido cutáneo con regiones brillosas, con un valor de $H = 166.81^\circ$ en la zona señalada en el recuadro blanco.

Una vez que se obtuvieron los resultados mediante el uso del Algoritmo 5.1 para medir la variación de color en imágenes digitales de lesiones cutáneas, se procedió a realizar algunos cambios y ajustes en el algoritmo con el propósito de automatizarlo.

Fueron procesadas y evaluadas un total de 136 imágenes digitales, de las cuales 68 fueron de melanoma y 68 de lunares, todas ellas fueron extraídas de los conjuntos A, B, C, D y E de datos descritos en los materiales y métodos de la sección anterior.

Para lograr la automatización del algoritmo fue primordial realizar una segmentación en

5.1. CARACTERIZACIÓN DE LESIONES PIGMENTADAS DE LA PIEL A TRAVÉS DEL COLOR

cada una de las imágenes dermatológicas y dermatoscópicas para separar las lesiones del fondo, que en este caso es la piel; además, dado que las regiones de la cada imagen en colores negro y blanco con valor de $H = 90^\circ$ fueron reemplazadas por un valor igual a NaN, fueron eliminadas las regiones brillantes en ellas. Posteriormente se evaluó la componente H de cada lesión y fue creada una imagen pseudocoloreada que hiciera visibles los cambios significativos de tono en cada lesión pigmentada. Dicha imagen se formó por la agrupación de tonos cercanos de acuerdo a lo discutido en la Sección 5.1.2. La figura 5.9 presenta algunos resultados del proceso de segmentación y agrupación de colores para definir visualmente la variación de tonalidades en imágenes de melanoma y lunares.

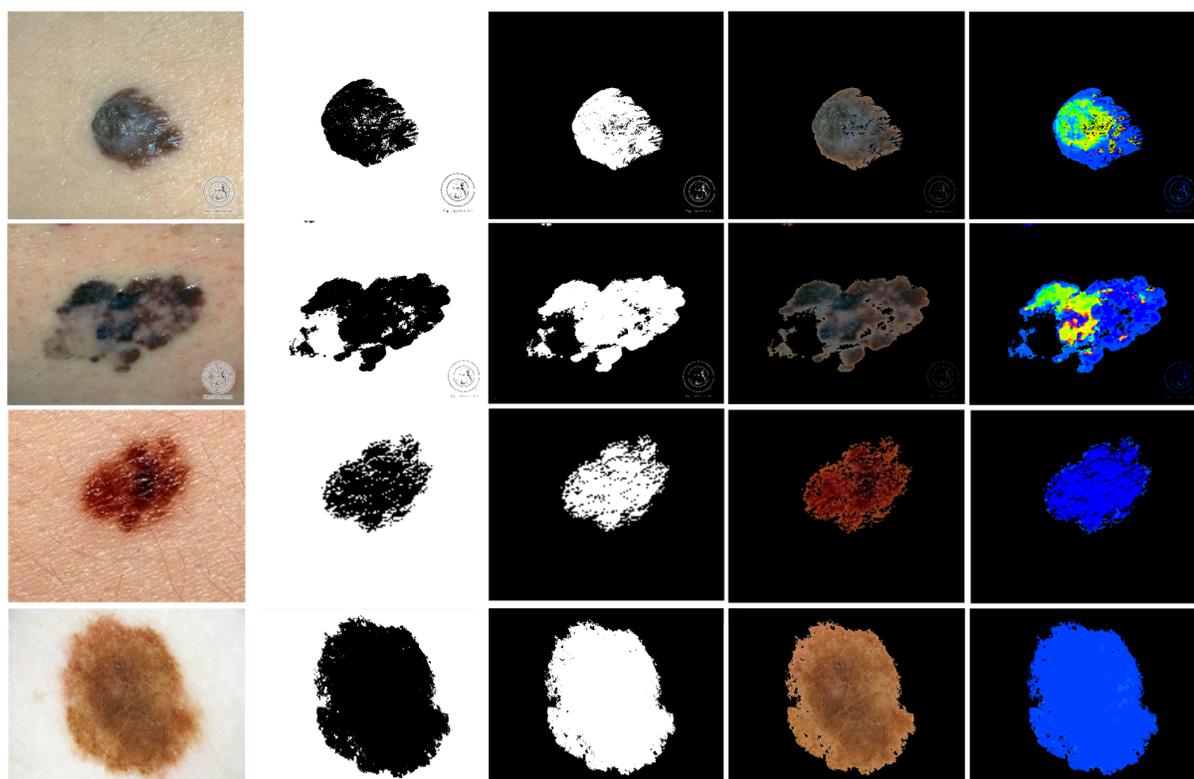


Figura 5.9: Segmentación y pseudocolor de imágenes digitales de lesiones Segmentación y pseudocolor en lesiones. Las primeras dos filas ilustran el proceso de segmentación de la región de interés y la asignación de color falso de acuerdo a los cambios en tono en imágenes de melanoma. Las filas 3 y 4 describen el mismo proceso para imágenes de lunares.

Los resultados obtenidos mediante el desarrollo y prueba del Algoritmo 5.2 para la medición de color en imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones pigmentadas de la piel se describen a continuación.

Imágenes Dermatológicas

El Algoritmo 5.2 fue aplicado a 62 imágenes dermatológicas digitales de melanoma de extensión superficial, melanoma lentigo maligno y melanoma acral, así como a 57 lunares congénitos y adquiridos. De acuerdo con los resultados obtenidos, la variación (Var_H) mayor de tono en melanoma fue de 329.9999° . Mientras que en lunares la variación máxima de tono fue de 51.0512° . La tabla 5.4 presenta dichos resultados.

IMAGEN DERMATOLÓGICA	h_{\min}	h_{\max}	Var_H
Melanoma de ext. superficial 6	0.0002°	326.9955°	326.9953°
Melanoma de ext. superficial 7	0.0001°	330°	329.9999°
Melanoma de ext. superficial 8	0.001°	319.1066°	319.1056°
Melanoma lentigo maligno 1	0.0011°	310.8923°	310.8923°
Melanoma acral 1	0.0005°	330°	329.9995°
Lunar adquirido atípico 2	0.0005°	51.0517°	51.0512°
Lunar adquirido atípico 3	0.0001°	23.256°	23.2558°
Lunar adquirido juntural 3	0.0003°	23.6772°	23.6769°
Lunar adquirido compuesto 3	0.0002°	49.1066°	49.1064°
Lunar adquirido congénito 1	0.0003°	27.1436°	27.1434°

Tabla 5.4: Resultados de la medición de la variación de tono presente en imágenes dermatológicas de lunares y melanomas mediante el Algoritmo 5.2. Los valores 329.9999° y 51.0512° resaltados en la tabla corresponden a la máxima variación de tono encontrada en las imágenes digitales evaluadas.

Imágenes dermatoscópicas

Del mismo modo, el Algoritmo 5.2 fue aplicado a las 6 imágenes digitales dermatoscópicas de melanoma de extensión superficial obtenidas de sitios de internet y a 12 lunares compuestos,

atípicos, de unión y congénitos. En este caso el algoritmo determinó que para lesiones de melanoma la variación general máxima de tono fue de 329.9999° y para lunares una variación general máxima de 60.8782° . La tabla 5.5 presenta los resultados mencionados.

IMAGEN DERMATOSCÓPICA	h_{\min}	h_{\max}	Var_H
Melanoma de ext. superficial 1	0.0001°	330°	329.9999°
Melanoma de ext. superficial 2	0.0001°	330°	329.9999°
Melanoma de ext. superficial 3	0.0002°	150°	149.9998°
Melanoma de ext. superficial 5	0.0001°	330°	329.9999°
Melanoma de ext. superficial 6	0.0003°	330°	329.9997°
Lunar adquirido compuesto 2	0.0001°	7.8154°	7.8153°
Lunar adquirido compuesto 6	8.9483°	69.8264°	60.8782°
Lunar adquirido atípico 1	0.0004°	16.407°	16.4066°
Lunar adquirido juntural 1	0.0002°	17.3716°	17.3715°
Lunar adquirido compuesto 6	0.0004°	28.0549°	28.0545°

Tabla 5.5: Resultados de la medición de la variación de tono presente en imágenes dermatoscópicas de lunares y melanomas mediante el Algoritmo 5.2. Los valores 329.9999° y 60.8782° resaltados en la tabla corresponden a la mayor variación de tono encontrada en las imágenes digitales evaluadas.

Como puede observarse las tablas 5.4 y 5.5, el tipo de imagen, ya sea dermatológica o dermatoscópica, no influyó en la obtención de variación amplia de tonalidad en melanomas y variación estrecha en lunares comunes.

Es importante mencionar que el algoritmo tiene algunas limitaciones. A pesar de haber elegido un umbral $\tau = 0.4$ para segmentar todas las lesiones a evaluar, hubo casos en los que no se logró una buena segmentación ya que algunas imágenes presentan artefactos externos a la lesión y a la piel que dan lugar a una confusión en el Algoritmo 5.2. Tales artefactos pueden ser las etiquetas personales del sitio del que fueron substraídas, subimágenes dentro de ellas, entre otros, como es mostrado en la figura 5.10. Además, el 2.5% de las lesiones tenían la presencia de vellos, lo que también influyó en el proceso de segmentación y posteriormente en

5.1. CARACTERIZACIÓN DE LESIONES PIGMENTADAS DE LA PIEL A TRAVÉS DEL COLOR

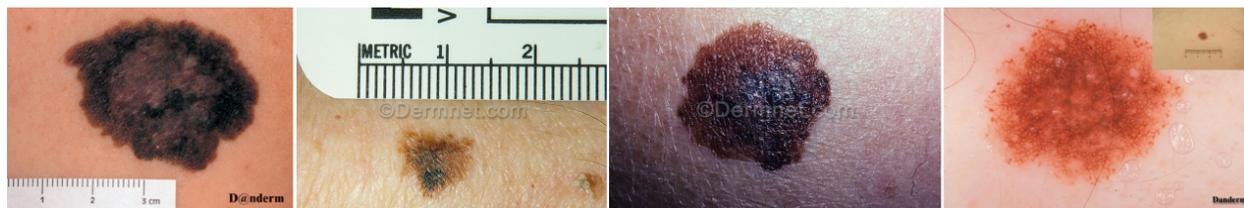


Figura 5.10: Imágenes digitales de lesiones cutáneas con presencia de artefactos externos que impiden una buena segmentación

el cálculo de la variación de tono, puesto que en ocasiones el tono correspondiente al vello podía tener un valor de H más alto que el de zonas en las que se encontraba la lesión, lo que hacía que la variación de tono fuera mayor a lo esperado. A través de la observación del desempeño del algoritmo para la medición de variación de tono se concluye que para evitar problemas de segmentación el registro de la imagen debe contemplar únicamente a la lesión y la región de fondo. Es recomendable que ésta última región sea capturada en la menor cantidad posible dentro de la imagen.

Se ha mencionado que el melanoma posee diversos colores en su estructura, mientras que el color en lunares es bastante homogéneo. A pesar de ello, 8 imágenes de melanoma evaluadas presentaban visualmente un color homogéneo en su pigmentación, así como 7 imágenes de lunares presentaban colores heterogéneos, por lo que, el Algoritmo 5.2 identificó aquellos melanomas como lunares debido a la baja variación de tono y lunares como melanomas por su amplia variación. Algunos de estos resultados son presentados en la tabla 5.6.

LESIÓN	h_{\min}	h_{\max}	Var_H
Melanoma de ext. superficial	0.0003°	25.9725°	25.9722°
Melanoma lentigo maligno	6.5968°	46.1021°	39.5153°
Lunar adquirido atípico	0.0006°	330°	329.9994°
Lunar congénito	0.0004°	330°	329.9996°

Tabla 5.6: Resultados de variación baja de tono en melanomas y variación alta de tono en lunares.

5.2. Caracterización de lesiones pigmentadas de la piel a través de la textura

5.2.1. Introducción

La clasificación de las lesiones cutáneas pigmentadas es una tarea muy difícil, y por lo general los sistemas de diagnóstico asistido por ordenador o sistemas de detección se centran en la reproducción de los criterios médicos como la regla ABCDE como ha sido mencionado anteriormente. Sin embargo, la información de textura puede ser incluida en algún parámetro de dicha regla debido a que también puede contribuir significativamente a la clasificación de una lesión, ya que los casos malignos tiende a presentar patrones de textura diferentes que en los casos benignos [11]. En diversas aplicaciones de visión por computadora y procesamiento de imágenes, el análisis de la textura es un procedimiento importante para el éxito de la técnica. Diversas características puede definir una textura, tales como la uniformidad, la densidad, la rugosidad, la regularidad, dirección, etc. [12]. Como ya se mencionó en el Capítulo 4, algunos descriptores de textura basados en el histograma de intensidades se han propuesto en la literatura, tales como los momentos estadísticos [13]. En esta sección del capítulo se calcula la media, varianza, desviación estándar, rugosidad, uniformidad y entropía de las imágenes digitales de lesiones pigmentadas de la piel para describir la información relacionada a su textura y caracterizar cada una de la lesiones.

5.2.2. Materiales y métodos

Para el cálculo de cada uno de los descriptores estadísticos de textura basados en el histograma de intensidad fue necesario únicamente evaluar la imagen correspondiente a la componente H con valores en el rango de 0° a 330° de cada imagen digital de lesión pigmentada. Dada específicamente la imagen de la componente H de una lesión pigmentada de la piel, fue desarrollado un algoritmo para la caracterización de cada lesión en base a su textura a través de cuatro descriptores como se menciona a continuación.

Algoritmo 5.3 [Medición de la textura en una imagen digital mediante métodos estadísticos].

Dada la componente H de una imagen digital, el algoritmo realiza lo siguiente:

- P1. Obtención del histograma de intensidad, $p(z_i)$.
- P2. Cálculo del nivel promedio de intensidad del histograma, m .
- P3. Cálculo de la varianza, $\sigma^2(z)$.
- P4. Obtención de la desviación estándar, $\sigma(z)$.
- P5. Normalización de la varianza en el intervalo $[0, 1]$ para calcular la rugosidad, $\kappa(z)$.
- P6. Cálculo de la uniformidad a través del histograma de intensidad, $u(z)$
- P7. Cálculo de la entropía también basado en histograma de intensidad, $\varepsilon(z)$.

5.2.3. Resultados

El Algoritmo 5.3 para medir algunos descriptores estadísticos de textura en lesiones cutáneas fue probado con 73 imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas, mismas que fueron evaluadas anteriormente con el algoritmo para la medición de variación de tono.

Imágenes dermatológicas

El algoritmo automatizado para la caracterización de lesiones cutáneas mediante la textura fue aplicado a 62 imágenes dermatológicas digitales de melanoma de los siguientes tipos: extensión superficial, lentigo maligno y acral, así como a 57 lunares congénitos y adquiridos. Los resultados obtenidos para cada uno de los descriptores calculados se encuentran en la tabla 5.7. Como puede observarse el descriptor que mayor distinción logra entre un melanoma y un lunar es la *entropía*, siendo 10.9705 el valor más ocurrido en imágenes de melanoma, mientras que en lunares el valor para e es menor a 1.

5.2. CARACTERIZACIÓN DE LESIONES PIGMENTADAS DE LA PIEL A TRAVÉS DE LA TEXTURA

IMAGEN DERMATOLÓGICA	m	$\sigma^2(z)$	$\sigma(z)$	$\kappa(z)$	$u(z)$	$\varepsilon(z)$
Melanoma de ext. superficial 6	4.0629	25.7427	5.0737	0.9626	0.3859	10.9705
Melanoma de ext. superficial 7	2.2253	33.8155	5.8151	0.9713	0.6966	10.9705
Melanoma de ext. superficial 8	3.9798	81.9808	9.0543	0.9879	0.7642	10.9705
Melanoma lentigo maligno 1	5.7058	59.2731	9.0543	0.9834	0.4623	10.9705
Melanoma acral 1	19.1275	3780.8479	61.4886	0.9997	0.6275	10.9705
Lunar adquirido atípico 2	1.2494	5.328	2.3083	0.842	0.9715	0.4666
Lunar adquirido atípico 3	1.2415	2.8984	1.7025	0.7435	0.9321	0.1038
Lunar adquirido juntural 3	1.0491	0.6546	0.8091	0.3956	0.988	0.1123
Lunar adquirido compuesto 3	2.0087	11.0628	3.3261	0.9171	0.7621	0.432
Lunar adquirido congénito 1	8.4722	92.4909	9.6172	0.9893	0.2571	0.1397

Tabla 5.7: Resultados significativos del cálculo de descriptores estadísticos de textura para la caracterización de lesiones cutáneas a partir de imágenes dermatológicas.

Imágenes dermatoscópicas

El Algoritmo 5.3 también fue probado con las 6 imágenes digitales dermatoscópicas de melanoma de extensión superficial extraídas de sitios de internet y 12 de lunares compuestos, atípicos, de unión y congénitos. Para estos casos, el algoritmo determinó que de manera general la *entropía* sigue siendo el mejor de los descriptores para definir la textura, con valores mayores a 2. De lo contrario, los valores de e para lunares son menores que 2. La tabla 5.8 presenta dichos resultados.

Cabe mencionar que el Algoritmo 5.3 que calcula los descriptores de textura de cada lesión encuentra que en 10 imágenes de melanomas (7 de ellas evaluadas como lunares con el Algoritmo 5.2) la ε es menor a 2, lo que ocasiona que puedan ser consideradas como lunares comunes. De manera similar, en 7 imágenes de lesiones benignas (mismas que fueron evaluadas como melanoma mediante el Algoritmo 5.2) ε resulta ser mayor a 2 dando lugar a que puedan ser clasificadas como melanoma. Algunos de estos resultados son presentados en la tabla 5.9.

IMAGEN DERMATOSCÓPICA	m	$\sigma^2(z)$	$\sigma(z)$	$\kappa(z)$	$u(z)$	$\varepsilon(z)$
Melanoma de ext. superficial 1	1.6908	17.4802	4.498	0.9459	0.6708	10.9705
Melanoma de ext. superficial 2	3.1217	83.9601	9.163	0.9882	0.3615	10.9705
Melanoma de ext. superficial 3	6.3614	89.4721	9.459	0.9889	0.4886	3.8375
Melanoma de ext. superficial 5	2.6672	71.4301	8.4516	0.9862	0.2361	10.9705
Melanoma de ext. superficial 6	5.2426	73.4791	8.572	0.9866	10.5302	10.9705
Lunar adquirido compuesto 2	1.0321	0.0642	0.0603	0.2534	0.9541	0.0166
Lunar adquirido compuesto 6	4.0413	65.787	0.985	7.9234	0.7462	0.861
Lunar adquirido atípico 1	2.1205	11.713	0.9213	3.4224	0.7929	0.0538
Lunar adquirido juntural 1	2.9422	10.7157	0.9146	3.2735	0.3497	0.06
Lunar adquirido compuesto 6	7.8461	77.2486	0.9872	8.7891	.374	0.1495

Tabla 5.8: Resultados significativos del cálculo de descriptores estadísticos de textura para la caracterización de lesiones cutáneas a partir de imágenes dermatoscópicas.

IMAGEN	$\varepsilon(z)$
Melanoma de ext. superficial	0.1302
Melanoma lentigo maligno	0.3827
Lunar adquirido atípico	10.9705
Lunar congénito	10.9705

Tabla 5.9: Resultados de valores bajos de entropía en imágenes de melanomas y valores altos de entropía en imágenes de lunares.

5.3. Clasificación de lesiones pigmentadas usando una RNA

5.3.1. Estructura básica de la RNA

Una *Red Neuronal Artificial* (RNA) es un modelo inspirado en una red neuronal biológica del cerebro humano, en particular del sistema nervioso, el cual está compuesto por redes de

neuronas biológicas que poseen bajas capacidades de procesamiento, sin embargo toda su capacidad cognitiva se sustenta en la conectividad entre ellas. Las RNA están constituidas por elementos que se comportan de forma similar a la neurona biológica en sus funciones más comunes [14]. Una RNA es definida como un conjunto de modelos matemáticos inspirados en sistemas biológicos y simulados en computadoras convencionales [15].

La unidad de una red neuronal artificial es un procesador elemental llamado neurona que posee la capacidad limitada de calcular, en general, una suma ponderada de entradas provenientes de otra neurona o del exterior y luego le aplica una función de activación para obtener una señal que será transmitida a la próxima neurona. Estas neuronas artificiales se agrupan en capas o niveles y poseen un alto grado de conectividad entre ellas, conectividad que es ponderada por los pesos. A través de un algoritmo de aprendizaje supervisado o no supervisado, conceptos descritos más adelante, las RNA ajustan su arquitectura y parámetros a manera de poder minimizar alguna función de error que indique el grado de ajuste a los datos y la capacidad de generalización de las RNA [16].

Cada neurona artificial recibe un vector \mathbf{v} de entrada que corresponde a aquellas señales ($\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$) que llegan a la sinápsis, conexión entre neuronas con el fin de transmitir información. Cada una de esas señales son multiplicadas por un peso (\mathbf{w}_i) que asociado. El conjunto de pesos sinápticos es denominado vector \mathbf{w} . Cada peso representa la intensidad o fuerza de conexión de una sinápsis en una neurona biológica y sirven para guardar el conocimiento adquirido. El esquema básico del comportamiento de una RNA se muestra en la figura 5.11

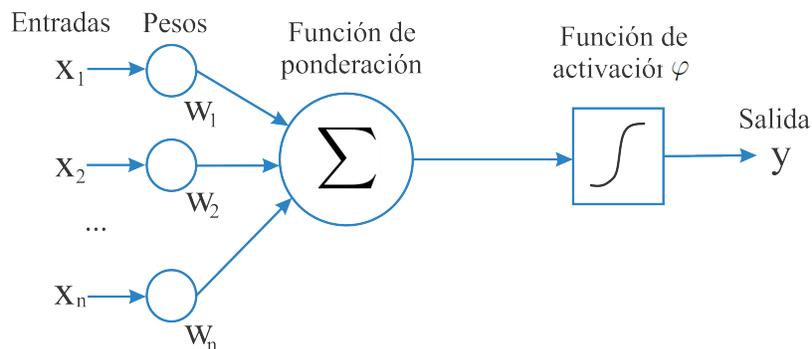


Figura 5.11: Estructura básica de una Red Neuronal Artificial.

En analogía con el funcionamiento del cerebro, los valores de los pesos sinápticos se obtienen mediante un proceso de aprendizaje:

- Aprendizaje supervisado: Parte de un vector de entrada del cual se conoce su vector de salida (salida deseada) o al menos una aproximación de él. A ese par de vectores se le denomina par de entrenamiento. El proceso consiste en aplicar el vector de entrada a la red. La diferencia o cambio existente entre el vector de salida deseada se reduce a través de diversos algoritmos existentes. Se continua probando diversos vectores de entrada ajustando pesos, hasta que la diferencia con la salida deseada es mínima. De manera general, este tipo de aprendizaje hace uso de un conjunto de entrada previamente clasificados para entrenar la red neuronal [17].
- Aprendizaje no supervisado: No necesita de un conjunto clasificado. Únicamente se proporciona un vector de entrada y se desconoce la salida. Lo que se busca es generar después de varios vectores de entrada, salidas que sean consistentes. Es decir, que los pesos se vayan ajustando poco a poco a través del reconocimiento de ciertas características [17].

Los resultados de la multiplicación del vector \mathbf{v} con el vector \mathbf{w} son sumadas a un sesgo o umbral de acción o activación θ como se expresa en la ec. (5.3), tal expresión es conocida como función de propagación o excitación [13]:

$$Net = \sum_{i=1}^n \mathbf{w}_i \mathbf{v}_i + \theta \quad (5.3)$$

Una vez obtenida la suma ponderada Net (función de ponderación) entre el vector de entrada \mathbf{v} , el vector de pesos \mathbf{w} y el umbral θ es necesario generar una única salida γ a partir de la aplicación de una función de activación φ considerada como la respuesta de la neurona a la función de excitación. La función de activación se utiliza para limitar el rango de valores de respuesta de la neurona. Existen diversas funciones de activación, de las cuales dos de ellas son expresadas, respectivamente, en las ecuaciones (5.4) y (5.5):

- Función escalón:

$$\varphi(Net) = \begin{cases} 1 & \text{si } Net \geq 0 \\ 0 & \text{si } Net < 0 \end{cases} \quad (5.4)$$

- Función sigmoïdal:

$$\varphi(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}} \quad (5.5)$$

Después de evaluar la Net con la función de activación se tiene una salida definida como:

$$\gamma(Net) = \varphi\left(\sum_{i=1}^n \mathbf{w}_i \mathbf{v}_i + \theta\right) \quad (5.6)$$

Las RNA suelen ser clasificadas en función del patrón de conexiones y el número de capas de neuronas que presentan. Por lo tanto pueden clasificarse como monocapa y multicapa. Un ejemplo de la primer clasificación es el perceptrón simple cuya estructura es la de la figura 5.11. Mientras que un ejemplo de la segunda clasificación es precisamente el perceptrón multicapa, el cual está formado por al menos tres capas, una de entrada, una de salida, y una o más intermedias ocultas, que le permiten resolver problemas que no son linealmente separables.

Este tipo de red neuronal multinivel es comúnmente denominada “perceptrón de aprendizaje de retropropagación”. Es un algoritmo de aprendizaje supervisado en el que una vez que se ha aplicado un patrón a la entrada de la red como función de estímulo, éste se propaga desde la primera capa a través de las capas intermedias superiores de la red, hasta generar una salida. La señal de salida es comparada con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas. Las salidas de error son propagadas hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a ella. Este proceso se repite capa por capa hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal. La importancia de este proceso consiste en que, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias se organizan a sí mismas de tal modo que las distintas neuronas aprenden a reconocer distintas características del espacio total de entrada. Después del entrenamiento, cuando se presenta un patrón arbitrario de entrada que contenga ruido o que esté incompleto, las neuronas de la capa oculta de la red responderán con una salida activa si la nueva entrada contiene un patrón que se asemeje a aquella característica que las neuronas individuales hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento [16].

5.3.2. Resultados de clasificación

La clasificación de lesiones pigmentadas de la piel fue realizada mediante el uso de *Weka*, un software que consta de una colección de algoritmos de aprendizaje automático para tareas de minería de datos en Java. *Weka* contiene herramientas que permiten el preprocesamiento, clasificación, regresión, clustering, reglas de asociación, así como visualización de datos y resultados [18].

Para la fase de clasificación fue necesario contar con un modo de entrenamiento y un clasificador, ambos proporcionados por *Weka*. De esa manera, fue utilizado como clasificador un perceptrón multicapa de retropropagación cuyo algoritmo de aprendizaje es supervisado. Como modo de entrenamiento fue usado la validación cruzada (*cross validation*) en la cual *Weka* realiza una validación cruzada estratificada del número de particiones dado, en este caso fue elegida una cantidad de particiones igual a 10, puesto que es la más recomendada y empleada para una buena clasificación de estancias o clases. Dada un número de n particiones, la validación cruzada consiste en: dado un número n de particiones se divide la cantidad total de datos en n partes. Por cada partición, $n - 1$ partes son utilizadas para entrenar el perceptrón, y la parte restante es empleada para probar el clasificador. Así por cada una de las n particiones. Se dice que una validación cruzada es estratificada cuando cada una de las partes conserva el porcentaje de elementos original en cada clase.

Como se sabe, el objetivo de este trabajo de tesis es la clasificación de lesiones pigmentadas de la piel en base a sus características de color y textura. El clasificador utilizado cuenta con dos instancias diferentes, es decir, una lesión puede ser clasificada como melanoma o lunar. Por lo tanto, los atributos o descriptores empleados para la clasificación fueron principalmente la variación de tono (Var_H) y la entropía (ε) para caracterizar cada lesión de acuerdo a su color y textura, respectivamente.

De manera experimental fue utilizada la desviación estándar (σ) como atributo para observar su comportamiento en la clasificación, ya que es la más utilizada en la literatura para caracterizar lesiones pigmentadas de la piel en base a su textura.

Fueron clasificadas 136 imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de melanoma y lunares con el porcentaje mostrado en la tabla 5.10. Como puede observarse, la clasificación

se realizó de manera individual de acuerdo a la variación de tono como descriptor de color y la desviación estándar y entropía como descriptores de textura. Al final únicamente fueron elegidas la variación de tono y la entropía por sus mayores porcentajes de clasificación.

DESCRIPTOR	% CORRECTO	OBSERVACIONES
Variación de tono	88.9 %	8 melanomas clasificados como lunares 7 lunares clasificados como melanoma
Desviación estándar	73.5 %	18 melanomas clasificados como lunares 18 lunares clasificados como melanoma
Entropía	87.5 %	10 melanomas clasificados como lunares 7 lunares clasificados como melanoma
Variación de tono & Entropía	88.9 %	8 melanomas clasificados como lunares 7 lunares clasificados como melanoma

Tabla 5.10: Porcentajes de clasificación correcta. La primer columna de la tabla corresponde a cada uno de los atributos empleados para la clasificación. La segunda columna hace referencia al porcentaje de clasificación correcta obtenido por Weka para cada descriptor. La tercer columna de la tabla describe la matriz de confusión de datos.

5.4. Interfaz gráfica

Una vez que se logró el desarrollo y prueba de los algoritmos para la caracterización de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones pigmentadas de la piel humana fue posible integrarlos en una interfaz gráfica amigable para especialistas en dermatología que le permitirán procesar imágenes digitales de lesiones cutáneas y obtener un diagnóstico automático de cada lesión mediante el análisis de la variación de su color y la textura. La interfaz gráfica fue desarrollada en MATLAB R2012b[®]. La figura 5.12 y la figura 5.13 muestran la interfaz que permita el diagnóstico de una lesiones pigmentadas de la piel en base a la variación de su tono y el valor de su textura. La interfaz muestra la imagen digital original de la lesión, la imagen digital de la lesión segmentada y la imagen que hace visible la variación

de tono en la lesión. Así como los valores numéricos correspondientes a la variación de tono y la textura que permiten realizar el diagnóstico de la lesión.



Figura 5.12: Interfaz gráfica que diagnostica un melanoma.



Figura 5.13: Interfaz gráfica que diagnostica un lunar.

5.5. Conclusiones

Para la caracterización de imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones pigmentadas de la piel en base a su color fue desarrollado en MATLAB R2012b en primera instancia un algoritmo capaz de describir numéricamente el color a través de la componente H correspondiente al tono del modelo de color HSI. El algoritmo fue aplicado a 73 imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lunares y melanoma. Este algoritmo permitió calcular el promedio de tono de pequeñas y distintas regiones de interés en cada imagen, es decir, regiones dentro de la lesión pigmentada con el fin de poder discriminar un melanoma de un lunar a partir de su color. El inconveniente de este método fue que la selección de las regiones de interés se realizaba de manera manual, lo cual dificultaba determinar los valores mínimo y máximo del tono. Además las zonas brillantes presentes en imágenes digitales dermatológicas influían en los resultados numéricos del tono. Por lo que, para comprobarlo fueron capturadas a través de un arreglo de adquisición y evaluadas con el algoritmo desarrollado un par de imágenes digitales de un phantom bajo dos condiciones distintas de iluminación, lo cual confirmó que la presencia de zonas brillantes en el objeto causa cambios en su valor promedio de tono.

Con el propósito de lograr que el algoritmo para la evaluación del tono tuviera un desempeño automatizado se realizaron algunos cambios y ajustes en él, los cuales implicaron la implementación de la segmentación de 168 imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de lesiones cutáneas basada en umbralización global; con ella se logró la separación de cada una de las zonas pigmentadas y la piel respecto del fondo. Posteriormente, a cada una de las imágenes segmentadas fue calculada su componente H para encontrar el valor mínimo y máximo de tono con los cuales fue posible determinar automáticamente la variación del tono en cada lesión.

Además del tono, la textura en lesiones como factor discriminante fue evaluado mediante un algoritmo desarrollado también en MATLAB. Con el fin de encontrar el criterio que permitiera diferenciar mejor entre un melanoma de un lunar, diferentes descriptores fueron implementados, tales como: la media, varianza, desviación estándar, varianza normalizada, entropía y uniformidad de los niveles de gris contenidos en la componente H de cada imagen

con el objetivo de encontrar el mejor de ellos que permitiera diferenciar un melanoma de un lunar en base a la textura. De acuerdo a los valores obtenidos con el algoritmo, la entropía fue el descriptor que mejores resultados proporcionó para la clasificación de una lesión como lunar o melanoma.

Finalmente, haciendo uso de *Weka*, a través de un perceptrón multicapa de retropropagación fue realizada la clasificación de lesiones con dos descriptores: variación de tono y entropía de los niveles de gris en la componente H de cada imagen ambos obtenidos con el algoritmo automatizado, llegando a un porcentaje de clasificación igual a 88.9 %.

Como pudo notarse, la base de los algoritmos creados para la caracterización de melanomas y lunares en base al color y textura fue la componente H del modelo de color HSI.

Bibliografía

- [1] Martini, F., "Anatomy and Physiology'2007," *Ed. Rex Bookstore Inc.*, pp. 116-120, (1998).
- [2] Wang, S. Q. and Hashemi, P., "Noninvasive Imaging Technologies in the Diagnosis of Melanoma," *Semin Cutan Med Surg.*, Vol. 29, No. 3, pp. 174-184, (2010).
- [3] Abbasi, N., Shaw, H., Rigel, D., Friedman, R., McCarthy, W., Osman, I., and Kopf, A., "Early diagnosis of cutaneous melanoma: revisiting the ABCD criteria," *JAMA*, Vol 292, No. 22, pp. 2771-2776, (2004).
- [4] Friedman, R. and Rigel, D., "The clinical features of malignant melanoma," *Dermatol Clin.*, Vol. 3 No. 2, pp. 71-283, (1985).
- [5] Servicio de Información de Dermatología disponible en dermis.multimedica.de/dermisroot/es/17570/diagnose.htm
- [6] Atlas de dermatología disponible en <http://web.udl.es/usuarios/dermatol/Atlasweb/n.html>
- [7] Atlas de dermatoscopia disponible en <http://www.danderm.dk/derma/section1/index1.html>
- [8] Atlas Web docente de Dermatología disponible en <http://dermatoweb2.udl.es>
- [9] Dermnet, Atlas de Enfermedades de la piel disponible en <http://www.dermnet.com>
- [10] Maglogiannis, I., "Automated segmentation and registration of dermatological images," *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, Vol. 2, No. 3, pp. 277-294, (2003).

- [11] Cavalcanti, P. G. and Scharcanski, J., “Texture information in melanocytic skin lesion analysis based on standard camera images,” *Computer Vision Techniques for the Diagnosis of Skin Cancer*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 221-242, (2014).
- [12] Tuceryan, M. and Jain, A. K., “Texture analysis,” *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, 4th ed. World Scientific Publishing, River Edge, NJ, USA, (2010).
- [13] Gonzalez, R.C. and Woods, R.E., *Digital image processing*, 3rd ed., Pearson Prentice Hall, (2008).
- [14] Spielberg, S., “Inteligencia artificial,” Editorial UOC, (2002).
- [15] Lara, F., “Artificial Neural Networks: an Introduction”, *Journal of the Mexican Society of Information*, Vol. 3, No. 9, (1998).
- [16] Díez, R. P., Gómez, A. G., y de Abajo Martínez, N., *Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva*, Universidad de Oviedo, pp. 22-38, (2001).
- [17] Quesada, F. J. G., Graciani, M. A. F., Bonal, M. T. L., and Díaz-Mata, M. A., “Aprendizaje con redes neuronales artificiales,” *Ensayos: Revista de la Facultad de Educación de Albacete*, Vol. 9, pp. 169-180, (1994).
- [18] Weka. Disponible en <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

Capítulo 6

Conclusiones generales

Fueron implementados tres algoritmos en MATLAB R2012b[®]: dos para el análisis del color y uno más para el análisis de la textura en la superficie de lesiones pigmentadas cutáneas. Dichos algoritmos fueron evaluados en diversas imágenes dermatológicas y dermatoscópicas de melanoma y lunares benignos. La base principal de los algoritmos para el análisis del color fue la componente H del modelo de color HSI de cada una de las imágenes digitales.

El primer algoritmo implementado para la caracterización de lesiones pigmentadas de la piel en base al color (Algoritmo 5.1) permitió calcular un valor numérico promedio de tono en distintas regiones de la imagen y que corresponden a zonas de la lesión. Con este método se logró determinar que el intervalo de variación de tono para el melanoma es $[2.71^\circ, 356.83^\circ]$ y para lunares comunes es $[2.31^\circ, 38.58^\circ]$. El inconveniente de este algoritmo es que requiere de la interacción completa del usuario y suele ser impreciso debido a que el valor mínimo de tono encontrado corresponde al promedio de H en una conjunto de pixeles. Además, con el objetivo de investigar la influencia de zonas brillantes en los valores numéricos de tono calculados por el algoritmo, fue fabricado un imitador de tejido cutáneo a base de una matriz de poliuretano y partículas de dióxido de titanio (TiO_2) que imitan las propiedades ópticas de la piel; a este imitador se le agregaron partículas de granos de café para representar una lesión pigmentada. De esta manera, fueron adquiridas un par de imágenes digitales del phantom con dos condiciones de iluminación distintas: luz no polarizada o paralela lo que ocasionó la aparición de regiones brillantes en la imagen. La segunda imagen se registró mediante

polarización cruzada adquiriendo así una imagen digital libre de brillo en ciertas regiones. Ambas imágenes fueron introducidas en el algoritmo y fue calculado el valor de tono en una misma zona en ambas imágenes, en las cuales una incluye brillo y en la otra no. De este modo, la diferencia numérica de tono entre una zona y otra fue de 26.1° por lo tanto, se determinó que efectivamente la aparición de brillo tiene efecto en el cálculo del tono.

El segundo algoritmo, Algoritmo 5.2, implementado para la caracterización de lesiones pigmentadas cutáneas en base a su color eliminó la aparición de regiones brillantes en las imágenes digitales y permitió el cálculo de la variación de tono de manera automatizada. Esto fue logrado a través de la segmentación basada en umbral de la lesión pigmentada respecto a la piel de fondo; a partir de la imagen segmentada se calculó la variación de tonos por medio de la componente H del modelo de color HSI de forma automatizada sin necesidad de seleccionar manualmente las regiones en las que interesaba medir el tono para describir el color. La variación máxima de tonalidad calculada por este algoritmo fue de 329.9999° en melanomas y de 60.8782° en lunares benignos. Aunque los dos algoritmos para la caracterización de lesiones pigmentadas de la piel en base al color arrojaron buenos resultados numéricos respecto de la variación de tono, se decidió emplear finalmente el algoritmo automatizado (Algoritmo 5.2) pues es más preciso al eliminar las zonas brillantes de la imagen y evita la necesidad de que el usuario interactúe directamente con los tonos de la imagen.

Dado que las características de la superficie de la piel son un factor importante para determinar si una lesión puede ser clasificada como melanoma, un tercer algoritmo (Algoritmo 5.3) fue desarrollado con el fin de caracterizar lesiones pigmentadas cutáneas en base a su textura. Para ello fueron calculados distintos descriptores de textura en imágenes digitales, tales como: la media, varianza, desviación estándar, normalización de la varianza, entropía y uniformidad, los cuales están basados en el histograma de intensidades de la componente H de la imagen segmentada de cada una de las lesiones pigmentadas. De acuerdo a los resultados obtenidos, el descriptor que permitió diferenciar de forma más precisa entre el tipo de lesiones es la entropía ya que sus valores en melanoma son notablemente mayores y diferenciados de los lunares. El valor de entropía obtenido para melanomas fue generalmente de 10.9705, mientras que en lunares benignos fue menor a 1. El inconveniente encontrado para la implementación

del algoritmo fue que es necesario tener una imagen de cada lesión en la que exista menor información acerca de la piel circundante para lograr una mejor segmentación.

Finalmente cada una de las lesiones pigmentadas fue clasificada mediante un perceptrón multicapa de retropropagación incluido en el software de algoritmos de aprendizaje automático, Weka. Se probaron distintos descriptores para su clasificación de los cuales la variación de tono calculada mediante el Algoritmo 5.2 y la entropía para la definición de la textura en cada lesión a través del Algoritmo 5.3 fueron los mejores. El porcentaje de clasificación correcta obtenida fue de 88.9%. Por otra parte, el 11.1% restante corresponde a los falsos aciertos obtenidos en la clasificación; esto se debió a que por sus características de color y textura 8 melanomas fueron clasificados como falsos lunares y 7 lunares como falsos melanomas. Estos resultados podrían ser mejorados analizando otro factor discriminante para lesiones además del color y la textura, tal como la asimetría, los bordes, el diámetro, entre otras.

6.1. Aportaciones de la investigación

El desarrollo de este trabajo de tesis contribuye con las siguientes aportaciones:

- Desarrollo de algoritmos automatizados para caracterización de imágenes digitales de melanoma y lunares benignos en base a la componente H del modelo de color HSI para describir su color y su textura empleando parámetros estadísticos.
- Análisis del comportamiento del color y la textura en imágenes digitales dermatológicas y dermatoscópicas de melanoma y lunares benignos.
- Análisis de la influencia del brillo en las mediciones de la variación del tono en imágenes dermatológicas.
- Implementación de una interfaz gráfica para medir el tono y la textura a partir de una imagen digital.

6.2. Trabajo futuro

Como investigación posterior a éste trabajo se pretende analizar otros espacios de color con el objetivo de calcular la variación de color y la textura a través de ellos. Así mismo se pretende evaluar un mayor número de imágenes digitales de lunares y melanoma para seguir evaluando el comportamiento y desempeño del algoritmo. Otro punto en el cual trabajar consiste en realizar una colaboración con un Hospital y con ello adquirir imágenes propias de lesiones pigmentadas. Con estas imágenes se podrá tener una base de datos de lesiones caracterizadas.

6.3. Productos derivados

Derivado de este proyecto de tesis se participó en las siguientes reuniones académicas:

- Laura Y. Mera-González, José A. Delgado-Atencio, Margarita Cunill-Rodríguez, David Villegas-Hernández, Alicia M. Godinez-Jarillo y Juan C. Valdiviezo-Navarro, Algoritmo para la determinación del color en imágenes digitales de lesiones cutáneas pigmentadas, Póster presentado en XI Encuentro “Participación de la Mujer en la Ciencia” 2014., León, Guanajuato, México (14 - 16 mayo 2014).
- Laura Y. Mera-González, José A. Delgado-Atencio, Juan C. Valdiviezo-Navarro and Margarita Cunill-Rodríguez, An Algorithm for the Characterization of Digital Images of Pigmented Lesions of Human Skin., Ponencia presentada en SPIE Optics + Photonics 2014, San Diego, California, USA (17 - 21 agosto 2014).
- Laura Y. Mera-González, José A. Delgado-Atencio y Juan C. Valdiviezo-Navarro, Algoritmo para la caracterización de imágenes digitales de lesiones cutáneas pigmentadas en base a su color y rugosidad, Póster presentado en 7° Encuentro de Investigación, Congreso Internacional de Ciencias, Innovación y Tecnología 2014, Universidad Politécnica de Tulancingo, Tulancingo, Hidalgo, México (18 - 19 septiembre 2014).

Con la participación de dichos congresos se logró la publicación de los siguientes manuscritos:

- Laura Y. Mera-González, José A. Delgado-Atencio, Margarita Cunill-Rodríguez, David Villegas-Hernández, Alicia M. Godínez-Jarillo y Juan C. Valdiviezo-Navarro, “Algoritmo para la determinación del color en imágenes digitales de lesiones cutáneas ,” *XI Encuentro Participación de la Mujer en la Ciencia*, ISBN 978-607-95228-5-8, (2014).
- Laura Y. Mera-González, José A. Delgado-Atencio, Juan C. Valdiviezo-Navarro and Margarita Cunill-Rodríguez, “An Algorithm for the Characterization of Digital Images of Pigmented Lesions of Human Skin,” *Proc. of SPIE*, Vol. 9217, (2014).
- Laura Y. Mera-González, José A. Delgado-Atencio y Juan C. Valdiviezo-Navarro, “Algoritmo para la caracterización de imágenes digitales de lesiones cutáneas pigmentadas en base a su color y rugosidad,” *7^o Encuentro de Investigación, Congreso Internacional de Ciencias, Innovación y Tecnología*, ISBN 04-2014-091714443200-102, pp. 19-25, (2014).

Appendices

Apéndice A

Códigos fuente Capítulo 5

Este apartado contiene los códigos fuente de los algoritmos 5.2 y 5.3 correspondientes al Capítulo 5 para la caracterización final de imágenes digitales en base a su color y su textura. Los algoritmos fueron programados y probados en MATLAB R2012b[®].

A.1. Algoritmo 5.2: Medición del tono en una imagen digital segmentada a partir de la componente H

Función hueT: Este algoritmo hace uso de la función hueT que permite calcular el tono de una imagen mediante la componente H del modelo de color HSI.

```
function salida=hueT(R,G,B);  
[u,v]=size(R);  
for i=1:u,  
    for j=1:v,  
        theta(i,j) = acos((0.5*((R(i,j)-G(i,j))+R(i,j)-B(i,j))))/sqrt((R(i,j)-  
            G(i,j))^2+(R(i,j)-B(i,j))*(G(i,j)-B(i,j))+0.0000001));  
        if(B(i,j) <= G(i,j))  
            H(i,j) = theta(i,j);  
        else  
            H(i,j) = 2*pi-theta(i,j);  
        end
```

A.1. ALGORITMO 5.2: MEDICIÓN DEL TONO EN UNA IMAGEN DIGITAL SEGMENTADA A PARTIR DE LA COMPONENTE H

```
    end
end
salida = H;
```

Algoritmo: El siguiente código fuente permite en conjunto obtener la variación numérica de tono y una imagen pseudocoloreada que haga visibles los cambios de tono en la imagen digital.

```
I = imread('imagMELA1.jpg'); % Lectura de la imagen de entrada
imagen_bin = im2bw(I,0.4); % Binarización de la imagen con un umbral igual a
    0.4
comp = 1-imagen_bin; % Obtención de la imagen complemento

I1 = double(I); % Conversión de la imagen de entrada a doble

% Lectura de los 3 canales R G B
R = I1(:, :, 1);
G = I1(:, :, 2);
B = I1(:, :, 3);

% Producto punto de los canales R G B por la imagen complemento
R_n = R.*comp;
G_n = G.*comp;
B_n = B.*comp;

% Concatenación de los canales RGB que conforman la imagen segmentada
IMG = cat(3,R_n,G_n,B_n);

% Calculo de tono de la imagen segmentada
hue = hueT(R_n,G_n,B_n); % Uso de la función hueT
HGrados = hue*180/pi;

[f c] = size(HGrados);

% Ajustes en la componente H
for i = 1:f
```

A.1. ALGORITMO 5.2: MEDICIÓN DEL TONO EN UNA IMAGEN DIGITAL
SEGMENTADA A PARTIR DE LA COMPONENTE H

```
for j = 1:c
    if HGrados(i,j) == 90,
        HGrados(i,j) = NaN;
    end
    if HGrados(i,j) > 330 && HGrados(i,j) <= 360
        HGrados(i,j) = 0;
    end
end
end
HGrados;

minimol = min(min(HGrados));    % Obtención del valor mínimo de tono de la
    imagen
maximol = max(max(HGrados));    % Obtención del valor máximo de tono de la
    imagen
Dif1 = maximol-minimol;        % Cálculo de la variación de tono

% Creación de una nueva matriz que corresponderá a una imagen pseudocoloreada
grupos = zeros(f,c,3);

% Asignación de pseudocolor a 22 grupos diferentes de tono
for i = 1:f
    for j = 1:c
        if HGrados(i,j) >= 0 && HGrados(i,j) < 15,
            grupos(i,j,1) = 0;
            grupos(i,j,2) = 0;
            grupos(i,j,3) = 255;
        elseif HGrados(i,j) >= 15 && HGrados(i,j) < 30,
            grupos(i,j,1) = 0;
            grupos(i,j,2) = 64;
            grupos(i,j,3) = 255;
        elseif HGrados(i,j) >= 30 && HGrados(i,j) < 45,
            grupos(i,j,1) = 0;
            grupos(i,j,2) = 95;
            grupos(i,j,3) = 255;
```

A.1. ALGORITMO 5.2: MEDICIÓN DEL TONO EN UNA IMAGEN DIGITAL
SEGMENTADA A PARTIR DE LA COMPONENTE H

```
elseif HGrados(i,j) >= 45 && HGrados(i,j) < 60,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 128;
    grupos(i,j,3) = 255;
elseif HGrados(i,j) >= 60 && HGrados(i,j) < 75,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 192;
    grupos(i,j,3) = 255;
elseif HGrados(i,j) >= 75 && HGrados(i,j) < 90,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 255;
elseif HGrados(i,j) == NaN,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 0;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) > 90 && HGrados(i,j) < 105,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 192;
elseif HGrados(i,j) >= 105 && HGrados(i,j) < 120,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 128;
elseif HGrados(i,j) >= 120 && HGrados(i,j) < 135,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 64;
elseif HGrados(i,j) >= 135 && HGrados(i,j) < 150,
    grupos(i,j,1) = 0;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 150 && HGrados(i,j) < 165,
    grupos(i,j,1) = 95;
    grupos(i,j,2) = 255;
```

A.1. ALGORITMO 5.2: MEDICIÓN DEL TONO EN UNA IMAGEN DIGITAL
SEGMENTADA A PARTIR DE LA COMPONENTE H

```
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 165 && HGrados(i,j) < 180,
    grupos(i,j,1) = 128;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 180 && HGrados(i,j) < 195,
    grupos(i,j,1) = 170;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 195 && HGrados(i,j) < 210,
    grupos(i,j,1) = 200;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 210 && HGrados(i,j) < 225,
    grupos(i,j,1) = 255;
    grupos(i,j,2) = 255;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 225 && HGrados(i,j) < 240,
    grupos(i,j,1) = 255;
    grupos(i,j,2) = 192;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 240 && HGrados(i,j) < 255,
    grupos(i,j,1) = 255;
    grupos(i,j,2) = 128;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 255 && HGrados(i,j) < 270,
    grupos(i,j,1) = 255;
    grupos(i,j,2) = 95;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 270 && HGrados(i,j) < 285,
    grupos(i,j,1) = 255;
    grupos(i,j,2) = 64;
    grupos(i,j,3) = 0;
elseif HGrados(i,j) >= 285 && HGrados(i,j) < 300,
    grupos(i,j,1) = 255;
```

A.2. ALGORITMO 5.3: MEDICIÓN DE LA TEXTURA EN UNA IMAGEN DIGITAL MEDIANTE MÉTODOS ESTADÍSTICOS

```
        grupos(i,j,2) = 0;
        grupos(i,j,3) = 0;
    elseif HGrados(i,j) >= 300 && HGrados(i,j) < 315,
        grupos(i,j,1) = 255;
        grupos(i,j,2) = 0;
        grupos(i,j,3) = 128;
    elseif HGrados(i,j) >= 315 && HGrados(i,j) < 330,
        grupos(i,j,1) = 255;
        grupos(i,j,2) = 0;
        grupos(i,j,3) = 255;
    end
end
end

grupos(i,j,:);    %Imagen pseudocolorada
```

A.2. Algoritmo 5.3: Medición de la textura en una imagen digital mediante métodos estadísticos

Este algoritmo emplea dos funciones que también fueron desarrolladas para su desempeño: la función HistogramaF y TextureF.

Función HistogramaF: Permite calcular el histograma de una imagen.

```
function hist = HistogramaF(Img,L)
[f,c] = size(Img);
for o = 1:L    %L corresponde al máximo nivel de intensidad en la imagen
    h(o) = 0;
end
for i = 1:f
    for j = 1:c
        k = Img(i,j);
        h(k + 1) = h(k + 1) + 1;
    end
end
```

A.2. ALGORITMO 5.3: MEDICIÓN DE LA TEXTURA EN UNA IMAGEN DIGITAL MEDIANTE MÉTODOS ESTADÍSTICOS

```
    end
end

hist = h / (f * c); % Histograma normalizado
```

Función TextureF: Permite calcular los momentos estadísticos media, varianza, desviación estándar, rugosidad, uniformidad y entropía como descriptores de la textura.

```
function [media, V, DE, R, U, E] = TextureF(IO, L)
```

```
% Media.
media = mean(mean(IO));

% Varianza.
hist = HistogramaF(IO,L);
sigma = 0:L-1;
sigma = double(sigma);
V = sum((sigma - media).^2) .* hist);

% Desviación Estándar.
DE=sqrt(V);

% Rugosidad
Rug=1-(1/(1+V));

% Uniformidad.
pU = hist .^ 2;
U = sum(sum(pU));

% Entropía.
pE = hist .* log2(pp);
E = -(sum(sum(pE)));
```

A.2. ALGORITMO 5.3: MEDICIÓN DE LA TEXTURA EN UNA IMAGEN DIGITAL MEDIANTE MÉTODOS ESTADÍSTICOS

Algoritmo: El siguiente código fuente corresponde al algoritmo que permite calcular los descriptores de textura mediante el histograma de intensidades. Cabe mencionar que la imagen de entrada para este algoritmo debe ser la componente H .

```
I_vr2 = uint8(HGrados);
I_vr2 = double(I_vr2);

[m,n] = size(I_vr2);

% Obtención del nivel máximo de intensidad
I_vr2c = I_vr2 == 0;    % Marca con 1 la posición en donde I_vr2 vale 0.

% Se suma 1 a cada elemento de la I_vr2, sólo si sus valores van de 0 a 255.
% Con lo cual se de 1 a 256. Esto debido a que la posición (0,0) ajustarán no
% existe en MATLAB.
if sum(sum(I_vr2c)) >= 1
    I_vr2 = I_vr2 + 1;
end

L = max(max(I_vr2))+1; % Nivel de intensidad máximo.

% Cálculo de los descriptores de textura empleando la función TextureF
[media, V, DE, R, U, E] = TextureF(I_vr2, L, p);
```