

**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID**

**ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR**



**Grado en Ingeniería de  
Tecnologías y Servicios de Telecomunicación**

**TRABAJO FIN DE GRADO**

**ANÁLISIS DE LA EVOLUCIÓN DE LESIONES  
DERMATOLÓGICAS MEDIANTE TÉCNICAS DE  
TRATAMIENTO DE IMAGEN**

**Belén Esteve Cogollos  
Tutor: Jesús Bescós Cano  
JUNIO 2019**



**ANÁLISIS DE LA EVOLUCIÓN DE LESIONES  
DERMATOLÓGICAS MEDIANTE TÉCNICAS DE  
TRATAMIENTO DE IMAGEN**

**AUTOR: Belén Esteve Cogollos**

**TUTOR: Jesús Bescós Cano**

**Video Processing and Understanding Lab**

**Dpto. TEC**

**Escuela Politécnica Superior**

**Universidad Autónoma de Madrid**

**Junio de 2019**



# Resumen

Este Trabajo de Fin de Grado propone un sistema de software implementado en Matlab para la extracción de características de lesiones dermatoscópicas de manera que, teniendo varias imágenes de una misma lesión en distintos momentos de tiempo, un especialista pueda valorar más fácilmente su evolución.

Este proyecto ha sido realizado utilizando técnicas de tratamiento de imagen y distintos espacios de color, así como ciertos conocimientos médicos relacionados con las lesiones dermatoscópicas.

El sistema integra un segmentador y un método de registro, implementados por otras personas anteriormente a este TFG, con un normalizador de luminancia de imágenes y con unos extractores de características tales como simetría, velo azul-blanquecino u homogeneidad y distribución de color, así como el crecimiento de estas características de una lesión concreta. La elección de implementar algunos de estos indicadores se debe a que forman parte de métodos de diagnóstico llevados a cabo por dermatólogos como los métodos de Menzies, ABCD o ABCDE.

La mayor aportación de este trabajo es el método de evaluación de homogeneidad y distribución de color, que propone una implementación del algoritmo *merge* como uno de los pasos para evaluar estas características. Los otros indicadores han sido inspirados por proyectos llevados a cabo por otras personas y en este trabajo se mejora su funcionamiento y/o se adaptan para poder comparar dos imágenes de una misma lesión.

Las pruebas realizadas sobre este sistema se han hecho utilizando la base de datos del ISIC que contiene una gran cantidad de lesiones de distinta naturaleza y en la que existen algunas imágenes de evoluciones.



# Abstract

This Bachelor Thesis proposes a software system implemented in Matlab for the extraction of characteristics of dermatoscopic lesions so that, having several images of the same lesion at different moments of time, its evolution can be assessed, helping the diagnose of a specialist.

This project has been carried out using image treatment techniques and different color spaces, as well as certain medical knowledge related to dermatoscopic lesions.

The proposed system integrates a skin lesion segmentation and registration method, previously implemented by other people, with an image luminance normalizer and with characteristics extractors such as symmetry, blue-white veil or homogeneity and color distribution extractors, as well as the growth of these characteristics of a specific lesion. The choice of implementing some of these indicators is due to the fact that they are part of diagnostic methods carried out by dermatologists such as the Menzies, ABCD or ABCDE methods.

The main contribution of this work is the homogeneity and color distribution method of evaluation, which proposes an implementation of the *merge* algorithm as one of the steps to evaluate these characteristics. The other indicators have been inspired by projects carried out by other people and, in this project, their functioning is improved and adapted to be able to compare two images of the same skin lesion.

The tests carried out on this system have been done using the ISIC database that contains a large number of skin lesions of different nature and in which there are some images of the same lesions in different moments of time so we can assess their evolutions.





## **Palabras clave**

evolución, lesión dermatológica, melanoma, cáncer, dermatoscopia, tratamiento de imagen, ABCD, ABCDE, Menzies, Matlab, L\*a\*b\*, RGB, HSV

## **Keywords**

evolution, dermatologic lesion, melanoma, cancer, dermatoscopy, imagen treatment, ABCD, ABCDE, Menzies, Matlab, L\*a\*b\*, RGB, HSV

## *Agradecimientos*

Gracias a todos los profesores que han hecho esto posible, en especial a Jesús, y gracias a mi familia y a Marco por haberme apoyado en los momentos más duros de este viaje.

# INDICE DE CONTENIDOS

1	Introducción.....	1
1.1	Motivación.....	1
1.2	Objetivos.....	1
1.3	Organización de la memoria.....	2
2	Estado del arte .....	3
2.1	Información médica.....	3
2.1.1	Dermatoscopia .....	3
2.1.2	Indicadores de lesiones dermatoscópicas .....	4
2.1.2.1	ABCD y ABCDE .....	4
2.1.2.2	Método de Menzies .....	4
2.1.2.3	7 puntos de Argenziano .....	7
2.2	Técnicas de procesado de imagen .....	8
2.2.1	Segmentación de la imagen .....	8
2.2.2	Registro de dos imágenes .....	9
2.2.3	Espacios de color .....	9
2.2.3.1	RGB .....	10
2.2.3.2	HSV .....	10
2.2.3.3	CIE L*a*b* .....	11
2.2.4	Normalización de color .....	11
3	Diseño y desarrollo.....	13
3.1	Obtención de imágenes.....	13
3.1.1	Base de datos del ISIC.....	13
3.1.2	Base de datos del Hospital Universitario Puerta de Hierro .....	13
3.2	Procesado de las imágenes previo a la extracción de características .....	14
3.2.1	Segmentación y registro .....	15
3.2.2	Normalización de color .....	15
3.3	Extracción de características .....	16
3.3.1	Aproximación inicial .....	16
3.3.2	Discusión .....	17
3.3.3	Simetría.....	18
3.3.3.1	Algoritmo de partida.....	19
3.3.3.2	Algoritmo propuesto.....	19
3.3.4	Velo azul-blanquecino .....	20
3.3.4.1	Algoritmo de extracción de velo de una sola imagen.....	20
3.3.4.2	Algoritmo de comparación de velo de dos imágenes .....	21
3.3.5	Homogeneidad y distribución de color.....	22
3.3.5.1	Segmentación de las lesiones en superpíxeles.....	22
3.3.5.2	Análisis de color .....	24
3.3.5.3	Homogeneidad.....	25
4	Pruebas y resultados .....	29
4.1	Comparación entre lesiones de distinta naturaleza.....	29
4.1.1	Dataset .....	29
4.1.2	Experimentos .....	29
4.1.2.1	Experimento 1: segmentado en regiones .....	29
4.1.2.2	Experimento 2: colores .....	29
4.1.2.3	Experimento 3: homogeneidad.....	29
4.1.3	Resultados.....	29
4.1.3.1	Experimento 1: segmentación en regiones .....	30
4.1.3.2	Experimento 2: colores .....	31

4.1.3.3 Experimento 3: homogeneidad.....	31
4.2 Comparación de dos imágenes de una misma lesión en distintos momentos de tiempo	32
4.2.1 Dataset .....	32
4.2.2 Experimentos .....	32
4.2.2.1 Experimento 1: crecimiento de la lesión .....	33
4.2.2.2 Experimento 2: normalización de color.....	33
4.2.2.3 Experimento 3: simetría.....	33
4.2.2.4 Experimento 4: velo azul-blanquecino .....	33
4.2.2.5 Experimento 5: homogeneidad.....	33
4.2.3 Resultados.....	33
4.2.3.1 Experimento 1: crecimiento de la lesión .....	33
4.2.3.2 Experimento 2: normalización de color.....	34
4.2.3.3 Experimento 3: simetría.....	34
4.2.3.4 Experimento 4: velo azul-blanquecino .....	35
4.2.3.5 Experimento 5: homogeneidad.....	35
5 Conclusiones y trabajo futuro.....	37
5.1 Conclusiones.....	37
5.2 Trabajo futuro .....	37
Referencias .....	39

## INDICE DE FIGURAS

FIGURA 2-1: DERMATOSCOPIO MANUAL DERMLITE [21] .....	3
FIGURA 2-2: DERMATOSCOPIO DIGITAL MOLEMAX [22] .....	4
FIGURA 2-3: LESIÓN ASIMÉTRICA Y MULTICOLOR (IZQUIERDA) Y LESIÓN SIMÉTRICA Y MONOCROMÁTICA (DERECHA). [23] .....	5
FIGURA 2-4: VELO AZUL-BLANQUECINO. [23] .....	5
FIGURA 2-5: DESPIGMENTACIÓN PSEUDO-CICATRICIAL [8].....	6
FIGURA 2-6: LESIONES CON RETÍCULO PIGMENTADO TÍPICO (IZQUIERDA) Y ATÍPICO (DERECHA). [23] .....	6
FIGURA 2-7: PSEUDÓPODOS EN EL BORDE DE LA LESIÓN [23] .....	6
FIGURA 2-8: PROYECCIONES RADIALES EN EL BORDE DERECHO DE LA LESIÓN. [23] .....	7
FIGURA 2-9: PATRÓN VASCULAR ATÍPICO. [23] .....	7
FIGURA 2-10: SEGMENTACIÓN DE UNA LESIÓN.....	8
FIGURA 2-11: REGISTRO DE LESIONES. [11] .....	9
FIGURA 2-12: ESPACIO RGB. [24].....	10

FIGURA 2-13: ESPACIO HSV. [25].....	10
FIGURA 3-1: DIAGRAMA DE BLOQUES DEL PROCESADO PREVIO.....	14
FIGURA 3-2: IMAGEN 1' E IMAGEN 2'' A PARTIR DE ENTRADAS DISTINTAS A LAS DE LA FIGURA 3-1. .....	16
FIGURA 3-3: DETECCIÓN DEL RETÍCULO PIGMENTADO CON EL MÉTODO DE [15].....	18
FIGURA 3-4: DETECCIÓN DE PUNTOS AZUL-GRISES, NEGROS Y MARRONES CON EL MÉTODO DE [15] .....	18
FIGURA 3-5: RELACIÓN ENTRE UN PÍXEL DE BORDE Y EL CENTROIDE .....	19
FIGURA 3-6: SIMETRÍA DE BORDES DE UNA LESIÓN EN DOS INSTANTES DE TIEMPO DISTINTOS. ....	20
FIGURA 3-7: LESIÓN MASQUEADA Y SU VELO AZUL-BLANQUECINO .....	21
FIGURA 3-8: EVOLUCIÓN DEL VELO AZUL-BLANQUECINO.....	22
FIGURA 3-9: SEGMENTACIÓN EN REGIONES DEL ALGORITMO <i>SUPERPIXELS</i> .....	23
FIGURA 3-10: RESULTADO DE LA SEGMENTACIÓN EN REGIONES UTILIZANDO <i>OBTENERREGIONES</i> CON SEGMENTADO FINO Y SEGMENTADO GRUESO .....	23
FIGURA 3-11: ILUSTRACIÓN DE LAS IMÁGENES E HISTOGRAMAS QUE OBTENEMOS TRAS <i>OBTENERREGIONES</i> .....	24
FIGURA 3-12: MÁSCARA DE DOS AGRUPACIONES.....	27
FIGURA 4-1: COMPARACIÓN ENTRE IMÁGENES DE SEGMENTADO. ESTRUCTURAS DE COLOR.....	30
FIGURA 4-2: COMPARACIÓN ENTRE IMÁGENES DE SEGMENTADO. RETÍCULO PIGMENTADO ATÍPICO .....	30
FIGURA 4-3: COMPARACIÓN ENTRE IMÁGENES DE SEGMENTADO. RETÍCULO PIGMENTADO TÍPICO	30
FIGURA 4-4: MÁSCARA DE PRESENCIA DE MARRÓN CLARO EN LA LESIÓN.....	31
FIGURA 4-5: IMÁGENES DE SEGMENTADO GRUESO DE <i>L1</i> Y <i>L2</i> .....	32
FIGURA 4-6: COMPARACIÓN DE CURVAS NORMALIZADAS DE <i>L1</i> Y <i>L2</i> .....	32
FIGURA 4-7: PRIMERA IMAGEN, SEGUNDA IMAGEN Y REGISTRO DE LESIONES .....	34
FIGURA 4-8: <i>L1</i> , <i>L2'</i> Y <i>L2''</i> .....	34
FIGURA 4-9: COMPARACIÓN DE SIMETRÍA .....	34
FIGURA 4-10: EVOLUCIÓN DE VELO AZUL-BLANQUECINO.....	35
FIGURA 4-11: IMÁGENES DE SEGMENTADO GRUESO DE UNA LESIÓN SIN REGISTRAR .....	35

FIGURA 4-12: CURVAS DE HOMOGENEIDAD DE UNA LESIÓN SIN REGISTRAR .....	36
FIGURA 4-13: IMÁGENES DE SEGMENTADO GRUESO DE UNA LESIÓN REGISTRADA.....	36
FIGURA 4-14: CURVAS DE HOMOGENEIDAD DE UNA LESIÓN REGISTRADA.....	36

## **INDICE DE TABLAS**

TABLA 3-1: VALORES HSV PARA CADA COLOR.....	25
TABLA 4-1: PORCENTAJES DE OCUPACIÓN DE LA LESIÓN PARA CADA COLOR .....	31

# 1 Introducción

---

## 1.1 Motivación

Según la Sociedad de Cáncer Americana (American Cancer Society), el cáncer de piel es el más común de los distintos tipos de cáncer [1]. Además, en los últimos años han aumentado los casos diagnosticados, por lo que se prevé que estas cifras continúen creciendo [2]. Dentro del cáncer de piel, el melanoma es el que más muertes produce al año, aunque solo representa al 1% de los casos de este tipo de cáncer.

La detección temprana del cáncer de piel aumenta la eficacia de los tratamientos médicos, aumentando la tasa de supervivencia a 5 años en alrededor de un 90% [3]. Esta tasa representa el porcentaje de personas que sobreviven a los 5 años posteriores a haber sido diagnosticados con cáncer de piel.

Por otro lado, el uso de métodos de diagnóstico no invasivos como el dermatoscopio, del que hablaremos más adelante, además de mejorar la sensibilidad del diagnóstico, entendiendo como sensibilidad la probabilidad de diagnosticar a personas realmente enfermas como enfermas, ayudan a evitar molestias en el paciente y a reducir los costes que conlleva realizar una biopsia en los casos que claramente se descarten como benignos mediante estos métodos no invasivos. Además, un caso que a simple vista pueda ser diagnosticado como benigno puede acabar evolucionando y convirtiéndose en maligno por lo que conviene tener en cuenta el factor ‘*evolución*’ en este tipo de lesiones.

Los sistemas de diagnóstico por ordenador (*computer-aided diagnosis*, CAD) ayudan al diagnóstico de un dermatólogo, destacando características clave de la lesión y mejorando la sensibilidad de este. Estos sistemas suelen basarse en tres fases: la *segmentación*, la *extracción de características* y la *clasificación* de la lesión.

En este TFG, partiendo de una segmentación implementada en el trabajo de Navarro, Bescós y Escudero-Viñolo (2017), nos vamos a focalizar en la extracción de características de una lesión en diferentes momentos de tiempo para poder llevar a cabo un seguimiento de la evolución de la lesión.

## 1.2 Objetivos

El objetivo de este trabajo es implementar un sistema de extracción de características de una lesión en dos momentos distintos de tiempo, entendiendo como sistema a un conjunto de algoritmos de software, para que un dermatólogo pueda llevar un seguimiento de la evolución de una lesión.

Para ello hará falta cumplir unos objetivos específicos:

- Obtener una base de datos de imágenes de lesiones en momentos diferentes para poder estudiar su evolución.
- Buscar en trabajos previos algoritmos para extraer características concretas de una lesión.
- Encontrar la manera de comparar características entre sí de la manera más robusta posible.

- Integrar en el sistema el segmentador, el registro, la normalización de color y los diferentes algoritmos de extracción de características.
- Realizar pruebas del sistema para comprobar su funcionamiento.

### **1.3 Organización de la memoria**

La memoria consta de cinco de capítulos, uno de ellos es el actual. El contenido de los otros cuatro capítulos se resume a continuación:

- **Estado de arte:** en este capítulo se habla de las tecnologías y los conocimientos previos necesarios para realizar este proyecto, tales como la dermatoscopia, los indicadores de lesiones dermatoscópicas, los espacios de color y diferentes técnicas de procesado de imagen. Entre estas técnicas veremos segmentación de una imagen, registro de dos imágenes y normalización de color.
- **Diseño y desarrollo:** en este capítulo se detalla el procedimiento seguido durante el proyecto hasta llegar a la solución actual, incluyendo los pasos previos y la base de datos utilizada. Más concretamente, se habla de la obtención de las imágenes, su procesado previo a la extracción de características, y la extracción de estas. Además, se detalla qué características se han obtenido.
- **Pruebas y resultados:** en este capítulo se exponen las pruebas realizadas y los resultados obtenidos a partir del código implementado. Estas pruebas se han realizado sobre dos casos distintos: la comparación de lesiones de distinta naturaleza (lesiones con distintas formas, distribución de colores, textura, etc.) y la comparación de dos imágenes de una lesión en distintos momentos de tiempo.
- **Conclusiones y trabajo futuro:** en este último capítulo del cuerpo de la memoria se exponen las conclusiones y observaciones del trabajo realizado, así como posibles mejoras del sistema y trabajo futuro.



## 2 Estado del arte

---

### 2.1 Información médica

Debido a que este proyecto se realiza sobre imágenes de lesiones cutáneas realizadas con un dermatoscopio y el objetivo es valorar la evolución de estas lesiones, voy a introducir brevemente los conceptos tecnológicos y médicos necesarios para entender este trabajo.

#### 2.1.1 Dermatoscopia

Para el diagnóstico de lesiones cutáneas se utiliza una técnica no invasiva llamada dermatoscopia que aumenta la precisión del diagnóstico, permite diagnosticar una lesión en una etapa más temprana y no aumenta significativamente el tiempo que dedica el dermatólogo a la exploración física del paciente [4], todo esto comparado con el diagnóstico ‘a ojo’ que realizaría un especialista que obtendría una precisión máxima de un 60% [5], entendiendo precisión como probabilidad de acierto.

En la actualidad, el método más fiable de diagnóstico es la biopsia, un método invasivo que consiste en la extracción de tejido de la lesión para su posterior análisis en los laboratorios. El problema es que este método es más costoso y molesto para el paciente, pues consiste en una operación en la que hay que anestésiar (normalmente anestésiado local) y tiene ciertos efectos secundarios como sangrado, aparición de moretones, riesgo de infección de la herida provocada, dolor en los primeros días después de la operación y posibles reacciones alérgicas a los antibióticos tópicos que se le dan al paciente después de realizar la biopsia [6]. Por lo tanto, aunque sea el método más fiable, es conveniente realizarlo solo en los casos estrictamente necesarios.

El instrumento utilizado en una dermatoscopia se denomina dermatoscopio y consiste en una sistema de lentes y luz polarizada colocadas de tal manera que se elimina la reflexión de la luz en la capa córnea del ojo humano, ampliando la lesión diez veces y permitiendo ver estructuras que, a simple vista, debido a estas reflexiones, el ojo humano no podría ver [7]. Algunos dermatoscopios más antiguos utilizan luz no polarizada, lo que hace que se necesite poner algún gel o líquido sobre la lesión para evitar las reflexiones que acabamos de comentar.

Existen dos tipos de dermatoscopios: el manual (**figura 2-1**) y el digital (**figura 2-2**). La diferencia entre ambos reside en que el dermatoscopio manual no puede tomar fotografías de la lesión por sí solo, es decir, necesita un dispositivo añadido para realizar esto, por ejemplo, la cámara de un móvil, mientras que el dermatoscopio digital sí permite capturar imágenes en sí mismo.



**Figura 2-1: Dermatoscopio manual Dermlite [21]**



**Figura 2-2: Dermatoscopio digital Molemax [22]**

La mayor parte de las imágenes de la base de datos fueron tomadas con un dermatoscopio digital como Molemax.

### **2.1.2 Indicadores de lesiones dermatoscópicas**

Hoy en día existen diferentes métodos para evaluar las lesiones de piel. Estos métodos son utilizados por los dermatólogos para realizar un diagnóstico cuando se encuentran ante una lesión melanocítica, es decir, una lesión con color distinto al de la piel que la rodea.

En este apartado describiremos brevemente algunos de ellos, en concreto los que me han parecido que podrían ser más interesantes a la hora de comparar los indicadores de varias lesiones entre sí.

#### **2.1.2.1 ABCD y ABCDE**

El método ABCD [8], creado por Stolz et al. en 1994, fue descrito con el objetivo de reducir el peso que tiene la experiencia de un dermatólogo en la calidad del diagnóstico de la lesión. Este método no es apto para valorar lesiones en cara o piel lampiña ni en zonas mucosas. ABCD valora los siguientes cuatro criterios:

- Asimetría: se tiene en cuenta la simetría de forma, color y estructuras respecto a dos ejes de 90° colocados de tal manera que la lesión sea lo más simétrica posible.
- Bordes: se valoran los bordes irregulares.
- Color: se tienen en cuenta los colores blanco, azul, rojo, marrón claro, marrón oscuro y negro, tomando como un indicador de malignidad que se encuentren varios de estos colores en la lesión.
- Diámetro: se tiene en cuenta el tamaño de la lesión utilizando el diámetro de esta como indicador. Si es mayor de 6 mm se valora como un indicador de malignidad.

El método ABCDE es muy similar al método ABCD, con la peculiaridad de que en este caso se tiene en cuenta también la evolución de la lesión, si ha cambiado de forma, ha aparecido algún lunar o color nuevo, etc. lo que convierte al método ABCDE en un método más fiable que ABCD al tener en cuenta un factor más.

#### **2.1.2.2 Método de Menzies**

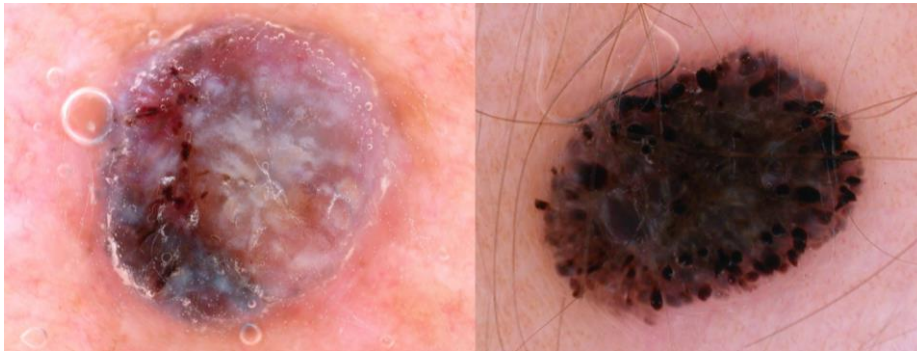
El método de Menzies [9], creado en 1996 por Menzies et al., es un método semicuantitativo, es decir, que da como resultado una clasificación relativa al riesgo de la lesión (si es benigna o maligna), que se basa en la evaluación de dos tipos de criterios:

criterios negativos, que no deben estar presentes para poder diagnosticar malignidad de la lesión, y criterios positivos, de los que debe presentarse al menos uno para un diagnóstico de este tipo.

Los criterios negativos son:

- Simetría de los patrones dermatoscópicos (retículo pigmentado, proyecciones...). Se hablará en los criterios positivos de los patrones que se tienen en cuenta.
- Monocromía de la lesión, es decir, que la lesión esté formada por solo un color y que además sea uno de los seis colores siguientes: blanco, azul, rojo, marrón claro, marrón oscuro o negro. Estos colores son los mismos que los de los métodos ABCD y ABCDE.

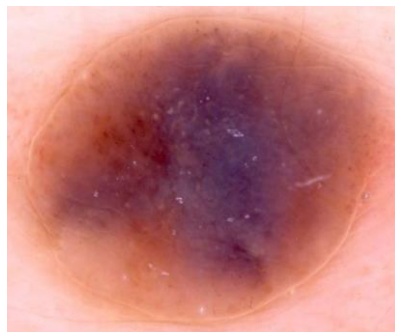
En la **figura 2-3** podemos observar que la imagen de la izquierda es multicolor y tiene asimetría de patrones aun teniendo los bordes simétricos, por lo que no tiene presentes ninguno de los criterios negativos, mientras que la imagen de la derecha es monocromática y tiene simetría tanto de patrones como de bordes, por lo que tendría presentes los dos criterios negativos.



**Figura 2-3: Lesión asimétrica y multicolor (izquierda) y lesión simétrica y monocromática (derecha). [23]**

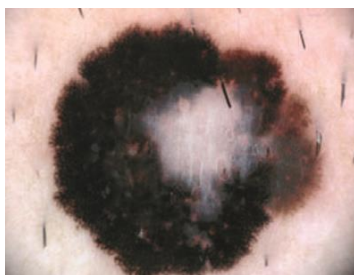
Los criterios positivos son:

- Velo azul-blanquecino (**figura 2-4**): área de la lesión con pigmentación azulada cubierta por una película blanquecina. Esta área debe ser desestructurada y no debe ocupar toda la lesión.



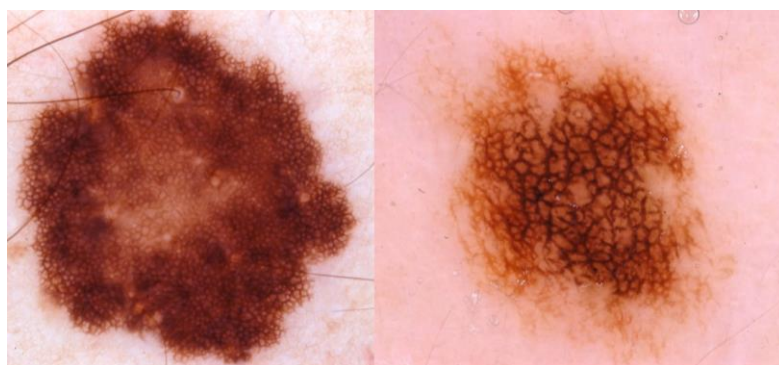
**Figura 2-4: Velo azul-blanquecino. [23]**

- Despigmentación pseudo-cicatricial (**figura 2-5**): área de un color blanquecino más claro que el de la piel que rodea la lesión. Esta área debe encontrarse dentro de la lesión.



**Figura 2-5: Despigmentación pseudo-cicatricial [8]**

- Presencia de múltiples colores: deben aparecer 5 o 6 colores de los comentados anteriormente (blanco, rojo, azul, etc.).
- Retículo pigmentado atípico (**figura 2-6**): en este caso se contemplan retículos pigmentados (líneas en forma de malla) en los que sus líneas sean gruesas y estén presentes en la mayor parte de la lesión.



**Figura 2-6: Lesiones con retículo pigmentado típico (izquierda) y atípico (derecha). [23]**

- Pseudópodos (**figura 2-7**): son proyecciones bulbosas, normalmente curvadas, que se localizan en el borde de la lesión conectadas con el retículo pigmentado o con el cuerpo del tumor.



**Figura 2-7: Pseudópodos en el borde de la lesión [23]**

- Proyecciones radiales (**figura 2-8**): extensiones de la lesión que se distribuyen de manera radial y asimétrica en el borde de la lesión.



**Figura 2-8: Proyecciones radiales en el borde derecho de la lesión. [23]**

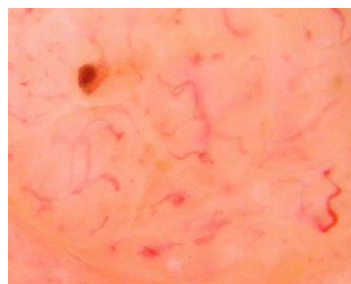
- Múltiples puntos marrones: se valoran los puntos de color marrón oscuro dentro de la lesión.
- Puntos negros periféricos: se valoran los puntos de este color que estén localizados en los bordes de la lesión.
- Múltiples puntos azul-gris: se contemplan los puntos de este color que se encuentren distribuidos por la lesión de manera parecida a la pimienta.

### ***2.1.2.3 7 puntos de Argenziano***

Los 7 puntos de Argenziano [10] es un método de diagnóstico semicuantitativo que fue creado por Argenziano et al. en 1998 y recibe este nombre por valorar siete criterios dermatoscópicos, tres criterios mayores y cuatro menores.

Los criterios mayores son:

- Velo azul-blanquecino (**figura 2-4**): de la misma manera que el velo azul-blanquecino valorado en el método de Menzies.
- Retículo pigmentado atípico (imagen de la derecha, **figura 2-6**): consiste en un retículo de color negro, gris o marrón con orificios de malla irregulares y mallas gruesas, de manera similar al retículo contemplado en el método de Menzies.
- Patrón vascular atípico (**figura 2-9**): se refiere a vasos sanguíneos lineales de forma irregular o con forma de puntos dentro de la lesión que no formen parte de una estructura de regresión (áreas azules o blancas distintas al velo azul-blanquecino).



**Figura 2-9: Patrón vascular atípico. [23]**

Los criterios menores son:

- Proyecciones irregulares: se valora la existencia de pseudópodos (**figura 2-7**) y de proyecciones radiales (**figura 2-8**) como los vistos en los indicadores ABCD y ABCDE.
- Puntos y/o glóbulos irregulares: se valora la distribución y el tamaño de los múltiples puntos y glóbulos que se encuentren en la lesión.

- Manchas de pigmento irregulares: son áreas sin estructura de color negro, marrón o gris distribuidas de manera asimétrica.
- Estructuras asociadas a regresión: en este grupo se tienen en cuenta las áreas de la lesión con despigmentación pseudo-cicatricial (**figura 2-5**) y las de color azul-gris que no pertenezcan a velo azul-blancuecino.

## 2.2 Técnicas de procesamiento de imagen

A lo largo de la elaboración de este proyecto se han utilizado técnicas de procesamiento de imágenes y espacios de color que ya habían sido desarrollados. Estas técnicas y espacios son los que expongo a continuación.

### 2.2.1 Segmentación de la imagen

Para poder realizar el análisis de una lesión nos interesa distinguir qué parte de la imagen es lesión y qué parte corresponde a la piel. Esto es importante porque, en primer lugar, queremos poder ver la forma de la lesión y qué colores y estructuras se encuentran en ella, sin mezclarlos con los de la piel, y, en segundo lugar, podremos descartar los píxeles de la piel en muchos de los procesos, reduciendo el coste computacional y el tiempo de cálculo.

Una vez que sabemos que la segmentación es un paso muy importante si queremos obtener las características de una lesión, queda destacar que no vale cualquier algoritmo de segmentación, ya que está demostrado que un buen segmentador es capaz de mejorar los resultados de la extracción de características y, por tanto, de la clasificación de una lesión ya que el resultado del segmentador influye sobre todo en la obtención de características como el borde, el tamaño y la forma [16].

El punto de partida de este TFG es el segmentador de Navarro F. , Escudero-Viñolo M. y Bescós J. (2017), que obtuvo los mejores resultados en el ISIC Challenge 2017. Este segmentador utiliza el algoritmo SP-SIFT para calcular los puntos característicos y los descriptores de la lesión, a partir de ellos se obtiene una segmentación en superpíxeles mediante el método LF-SLIC (SLIC guided by local features), que será más detallada en las zonas donde se encuentran los puntos característicos y, a partir de estos superpíxeles, se utiliza un criterio de diferencia de color para obtener la región que corresponde a la piel y la que corresponde a la lesión. Al resultado de esta segmentación lo vamos a llamar máscara.

En la imagen de la derecha de la **figura 2-10**, podemos observar la máscara de la imagen de la misma figura a la izquierda. La zona en blanco se corresponde con el área detectada como lesión.



**Figura 2-10: Segmentación de una lesión.**



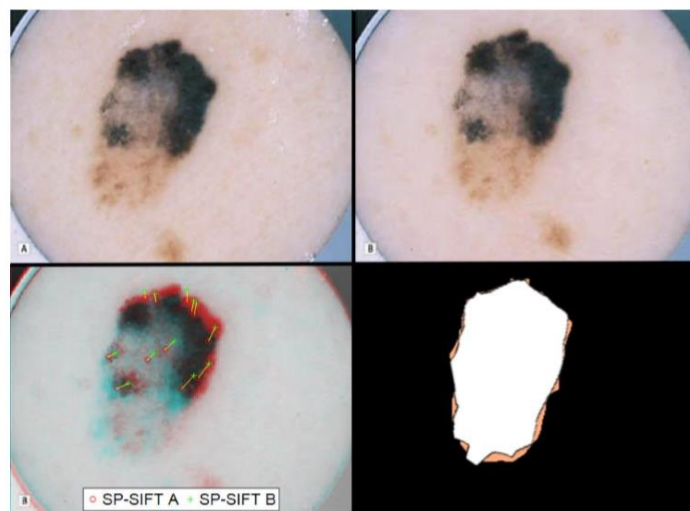
Para obtener buenos resultados, este algoritmo requiere que en la imagen solo se encuentre una lesión y que esté completamente contenida en la imagen.

### 2.2.2 Registro de dos imágenes

Para poder comparar dos versiones de una misma lesión es necesario que ambas se encuentren a la misma escala, posición y punto de vista, por esto es importante realizar el registro de las dos imágenes a comparar.

Al igual que el segmentador, el algoritmo de registro utilizado en este proyecto es el propuesto por Navarro F. et al. (2017) [11], que consiste en obtener los puntos característicos y sus descriptores de ambas imágenes mediante el algoritmo SP-SIFT, utilizarlos como puntos a emparejar o *matching points* y realizar una homografía para alinear las dos imágenes.

En la **figura 2-11** tenemos en la parte superior dos imágenes de la misma lesión. En la parte inferior izquierda tenemos los puntos de características SP-SIFT emparejados de las dos imágenes y en la parte inferior derecha tenemos las máscaras de ambas imágenes registradas.



**Figura 2-11: Registro de lesiones. [11]**

### 2.2.3 Espacios de color

La principal aportación científica de este trabajo es la distribución de color y la homogeneidad de las lesiones. Para poder realizar esta tarea es necesario conocer los distintos espacios de color que existen. También es necesario tener en cuenta que al pasar de un espacio de color a otro se producen pérdidas de información por lo que es conveniente realizar estas conversiones solo las veces que sea necesario. Además, para poder convertir un color de un espacio a otro es necesario saber el blanco de referencia.

Una vez que tenemos conocimiento de las limitaciones de realizar conversiones de colores, vamos a explicar los tres espacios que se utilizan en este proyecto.

### 2.2.3.1 RGB

El espacio de color RGB es el espacio de representación de color más utilizado en cámaras digitales [12]. Estas cámaras, en nuestro caso los dermatoscopios, captan la imagen y la almacenan en este formato.

El formato RGB se basa en el principio de que todos los colores que el SVH (Sistema Visual Humano) puede percibir se pueden conseguir a partir de la suma, en diferentes cantidades, de los colores rojo (red, R), verde (green, G) y azul (blue, B). Es por esto que recibe el nombre de espacio de color aditivo.

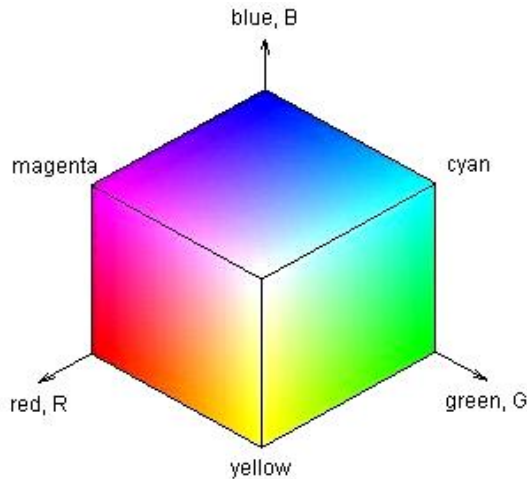


Figura 2-12: Espacio RGB. [24]

Las componentes R, G y B toman valores de 0 a 255, pudiendo ser representado este espacio por un cubo. A pesar de que las tres componentes tengan el mismo número de valores, este espacio no es lineal respecto a la percepción visual del ojo humano. Esto se debe a que el color se percibe a través de los conos y los bastones y estos no tienen la misma sensibilidad a las tres componentes de color. El color que mejor se percibe es el verde, después el rojo y, por último, el azul.

### 2.2.3.2 HSV

HSV es un espacio de color que viene definido por tres componentes: Hue (matiz), Saturation (saturación) y Value (valor o brillo) [13].

Los valores de saturación y brillo toman valores entre 0 y 1, siendo los colores que produciríamos de 0 y de 1 completamente distintos, mientras que el valor de matiz viene referido al ángulo de la circunferencia de matices, en la que el ángulo  $0^\circ$  representa el color rojo.

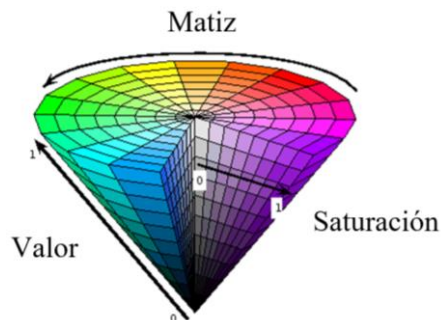


Figura 2-13: Espacio HSV. [25]



Este espacio, al igual que RGB, no es lineal perceptualmente desde el punto de vista de la percepción del SVH, pero es muy útil para extraer el tono de los colores contenidos en una imagen.

### 2.2.3.3 CIE $L^*a^*b^*$

El espacio de color CIE  $L^*a^*b^*$  [27] fue creado bajo la premisa de que un color no puede ser amarillo y azul al mismo tiempo ni rojo y verde a la vez (teoría de color oponente). Está formado por tres componentes:  $L^*$  que es la componente de luminosidad y  $a^*$  y  $b^*$  que son componentes de cromaticidad. Un valor de  $a^*$  negativo significa verde y uno positivo significa rojo mientras que un valor negativo de  $b^*$  significa azul y un valor positivo significa amarillo.

Los valores de las componentes  $a^*$  y  $b^*$  se encuentran entre -127 y 127, aunque lo normal es que suelen estar comprendidos entre -90 y 90. Por otro lado, la componente  $L^*$  toma valores entre 0 (negro) y 100 (blanco), con lo cual, este espacio de color tiene una forma de esfera achatada por el eje  $L^*$ .

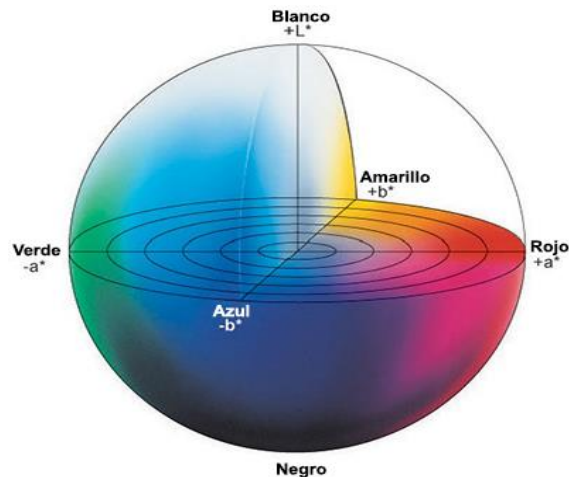


Figura 2-14: Espacio  $L^*a^*b^*$  normalizado [26]

Con los tres ejes normalizados al mismo rango, se podría calcular la diferencia de color utilizando la fórmula de la distancia euclídea:

$$\Delta C = \sqrt{(L^*_1 - L^*_2)^2 + (a^*_1 - a^*_2)^2 + (b^*_1 - b^*_2)^2}$$

donde  $\Delta C$  es la diferencia de color, los elementos con un 1 son las componentes  $L^*a^*b^*$  de un color y los elementos con un 2 son las componentes  $L^*a^*b^*$  de otro color.

Esto se debe a que el espacio de color  $L^*a^*b^*$ , a diferencia de los otros dos espacios comentados anteriormente, es lineal perceptualmente, es decir, que el SVH percibe de igual manera una misma diferencia de color en cualquier parte del espacio.

## 2.2.4 Normalización de color

En el problema que nos concierne, es importante normalizar los colores de las imágenes de la misma lesión para poder compararlos entre sí.

En cine se utiliza la especificación de histogramas para conseguir, en dos tomas de la misma escena con distinta iluminación, mitigar la diferencia de iluminación y que parezca que las dos tomas han sido grabadas bajo la misma luz. Sin embargo, este método no nos sirve porque variaría las distancias entre cromas de manera no lineal, que en este caso es una característica importante, como veremos más adelante.

Para conservar la diferencia entre cromas se podría realizar una igualación de medias que consiste en hacer las medias de los valores de dos imágenes, calcular su diferencia y a una de las dos imágenes sumar o restarle este valor, de manera que si volvemos a calcular las medias de ambas imágenes nos darían el mismo resultado.

## **3 Diseño y desarrollo**

---

A continuación expondré cómo ha sido la etapa de diseño y desarrollo de este trabajo, incluyendo la base de datos utilizada, el procesado previo a las imágenes antes de obtener las características de la lesión, cuáles de ellas se han extraído y de qué manera.

### **3.1 Obtención de imágenes**

Tanto para el diseño y desarrollo como para las pruebas posteriores ha sido de vital importancia contar con imágenes de lesiones reales, así como de su evolución. En este apartado expondré las características de las imágenes utilizadas y el intento de realizar una base de datos exclusivamente de lesiones y sus evoluciones.

#### **3.1.1 Base de datos del ISIC**

La base de datos utilizada es la base de datos del ISIC (International Skin Imaging Collaboration), que cuenta con 23.906 imágenes de lesiones de distinta naturaleza. Muchas de ellas tienen etiquetado de diagnóstico (benigno o maligno y tipo de lesión), de atributos clínicos (datos del paciente, antecedentes familiares o medidas de la lesión, entre otros), de atributos tecnológicos (si se ha utilizado luz no-polarizada) y de qué base de datos se ha sacado cada imagen.

El problema de esta base de datos, en el proyecto que nos concierne, consiste en que no tiene etiquetado distintivo para cada lesión, por lo tanto, las imágenes de evoluciones se han buscado ‘a ojo’ entre imágenes que compartieran etiquetas como sexo, edad, zona de la lesión, etc.

Además, al haber sido adquiridas de diferentes bases de datos, las imágenes tienen diferentes tamaños, iluminaciones y bordes (en algunos bordes se puede apreciar la forma del dermatoscopio), debido a haber sido tomadas con distintos dermatoscopios y en distintas condiciones. El problema de la iluminación también ocurre en imágenes tomadas por el mismo dermatoscopio, pero en este caso el problema es que el LED se va fundiendo y cada vez ilumina menos, por lo que no influirá en el matiz de los colores de las imágenes. Otro problema relacionado con la iluminación es que, como las imágenes provienen de distintas bases de datos tomadas con distintos aparatos, no se sabe cuál es el blanco de referencia que habrá que aplicar en cada caso para convertir una imagen en un espacio de color a otro por lo que se tomará para todas las imágenes el blanco de referencia predeterminado en las funciones de Matlab, que corresponde con una bombilla estándar de CIE D50, con valores RGB [0.9642, 1, 0.8251] que simula la luz del amanecer o del atardecer con una temperatura de color correspondiente a 5003 K.

#### **3.1.2 Base de datos del Hospital Universitario Puerta de Hierro**

Para obtener una base de datos de lesiones con sus respectivas evoluciones, nos pusimos en contacto con el Hospital Universitario Puerta de Hierro. Se hizo una propuesta de proyecto en la que figuraban los objetivos de este TFG, la metodología con la que se intentaría llegar a esos objetivos en forma de pasos y la planificación temporal, así como el/los responsable/s de cada uno de ellos.

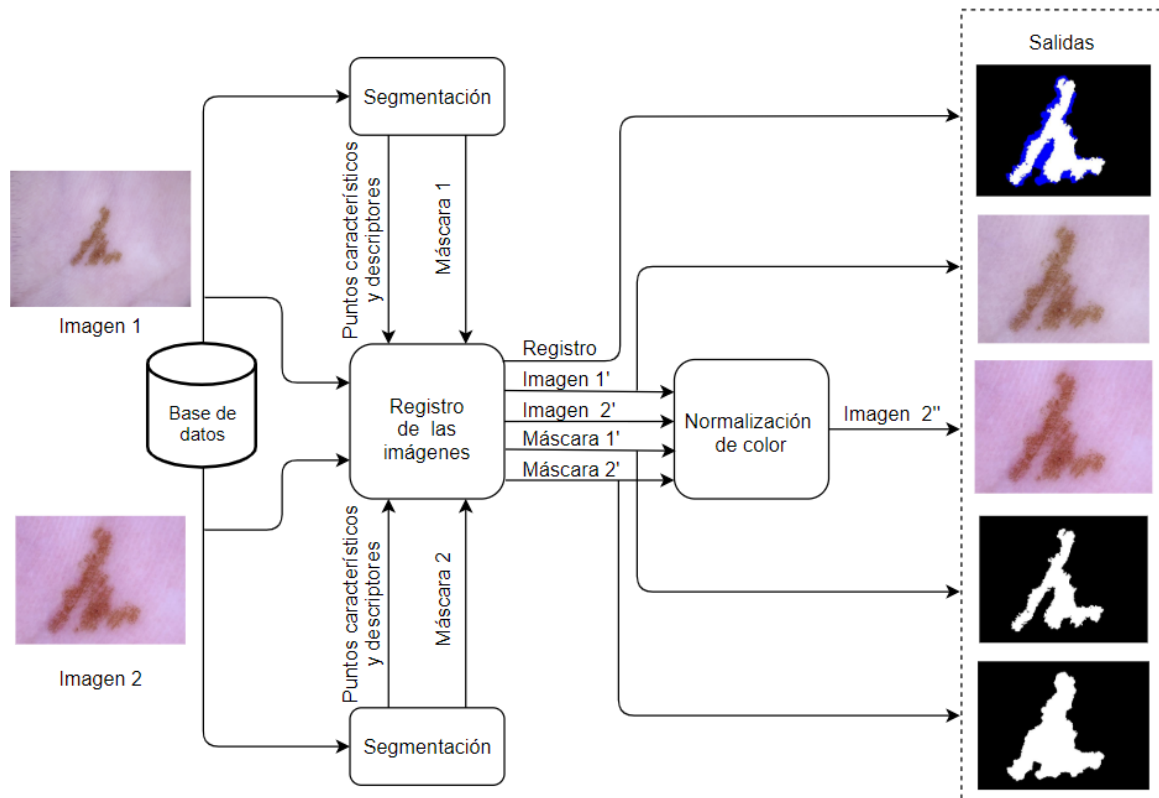
Nos reunimos en el mes de diciembre con el hospital, con la intención de que ellos pudieran empezar a tomar parte en el proyecto a partir de principios de enero. De esta reunión sacamos en claro que tendríamos que hablar con el Comité de Ética del Hospital para poder obtener las imágenes. Jesús Bescós se encargó de los trámites con este Comité y elaboró un anexo para la propuesta de proyecto inicial en la que se trataban los aspectos éticos como la anonimización de los datos, la petición de consentimiento de uso de las imágenes y el proceso de revisión de resultados con el paciente, en el caso de que este proyecto arrojara nuevos datos relevantes sobre su caso concreto.

Finalmente no se firmó la propuesta del proyecto por incompatibilidad de tiempos con el departamento de dermatología de este hospital, pero quedan las puertas abiertas para realizar una propuesta similar en los años siguientes.

### 3.2 Procesado de las imágenes previo a la extracción de características

Para poder extraer una serie de características de las lesiones, de tal manera que se puedan comparar de una imagen de la lesión a otra, es necesario realizar un procesado previo para igualar el punto de vista desde el que fueron tomadas (ángulo, escala...) y el color, debido a cambios de iluminación producidos tanto por la degradación del LED del dermatoscopio como por la iluminación del ambiente en el que se tomó la imagen. Además de adaptar las imágenes, se aprovecharán algunos pasos para obtener información de la evolución de la lesión.

El esquema de procesado previo que se ha seguido es el de la **figura 3-1** y se explicará en las siguientes subsecciones.



**Figura 3-1: Diagrama de bloques del procesado previo**

### 3.2.1 Segmentación y registro

En primer lugar partimos de dos imágenes tomadas en distintos momentos de tiempo. De estas imágenes es necesario obtener sus máscaras, tanto para este procesamiento previo como para pasos posteriores, por lo que se pasan ambas imágenes por el segmentador, donde se obtendrán las máscaras y los puntos válidos o *features* con sus descriptores. Con esta nueva información y utilizando las imágenes originales de nuevo, se obtiene el registro de las imágenes de tal manera que la imagen a la que se le aplicará la homología será la que tenga mayor tamaño y, además, se le aplicará la homología tanto a la imagen original de la lesión como a su máscara. Este sistema formado por segmentador y registro utilizado es el propuesto por Fulgencio et. al. (2017) con un par de modificaciones.

En el bloque de segmentado se observó que las regiones de color más claro localizadas en el interior de la lesión no se clasificaban como parte de la lesión, por lo que se le añadió un relleno de agujeros, *imfill* en Matlab, al final de este bloque.

En el bloque de registro se añadió:

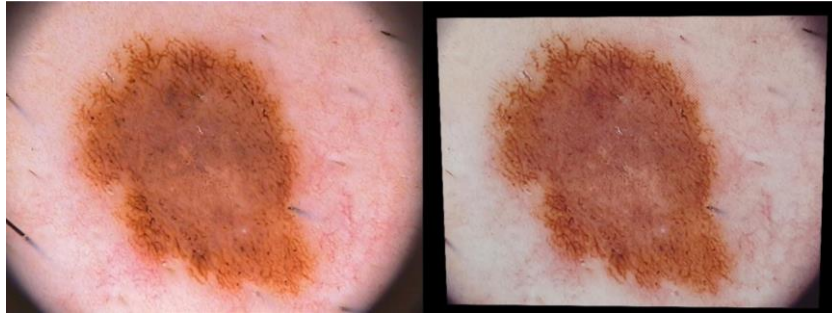
- En primer lugar, para hacer un poco más robusto el sistema frente a las limitaciones del segmentador, se reasigna la máscara de la primera imagen, utilizando como nueva máscara una imagen en la que se indica que la región de lesión es aquella que en las dos máscaras de las imágenes coincide como región de lesión. Para verlo más claro, en la **figura 3-1** la nueva máscara de la primera imagen sería una máscara formada por el área blanca localizada en la imagen 'Registro' y el resto en color negro (piel). El área azul de esta misma imagen se correspondería con la región de crecida de la lesión.
- En segundo lugar, aprovechando la imagen de registro, se calculó qué porcentaje había crecido la lesión de la segunda imagen con respecto a la primera, dividiendo el área (en píxeles) de la segunda máscara entre el área de la primera, pasándolo a porcentaje y restándole 100%.

### 3.2.2 Normalización de color

Tras el bloque de registro, con las imágenes y máscaras de las lesiones obtenidas en este bloque, que puede que hayan cambiado o no, se normaliza el color de la segunda imagen respecto de la primera. En esta normalización se ha intentado compensar el deterioro del LED del dermatoscopio asumiendo que solo afecta a la luminancia de la imagen y que el color de la piel del paciente no ha variado.

La normalización de color se ha realizado de la siguiente manera:

- En primer lugar se han convertido las imágenes, inicialmente en RGB, al formato  $L^*a^*b^*$  para poder trabajar con la luminancia de las imágenes sin afectar a la cromaticidad.
- Después se han obtenido los píxeles correspondientes a la piel de las dos lesiones utilizando unas máscaras inversas a las calculadas y descartando aquellos píxeles que sean de color negro debido a ser parte del dermatoscopio o por haber aparecido al hacer la homografía de las imágenes por aplicar rotaciones y cambios de escala. En la **figura 3-2** tenemos dos imágenes de la misma lesión, de las cuales a la de la derecha se le ha aplicado la homografía y por esto ha aparecido el borde de color negro de la imagen.



**Figura 3-2: Imagen 1' e Imagen 2'' a partir de entradas distintas a las de la figura 3-1.**

- De las dos regiones de piel se han obtenido las medias de luminancia, la diferencia entre ambas ( $dif\_medias$ ) y se ha sumado esta diferencia a la luminancia de la segunda imagen completa ( $L_2$ ), es decir, se calcula la transformación a partir de la piel pero luego se le aplica a toda la imagen:  

$$dif\_medias = media_1 - media_2;$$

$$L_2 = L_2 + dif\_medias;$$
- Por último, se convierte esta segunda imagen en L\*a\*b\* a RGB.

Cabe destacar que, aunque esta ha sido la solución final, en primer lugar se implementó una especificación de histogramas en la que se tenían en cuenta las dos imágenes completas para calcular la transformación. En este caso, la implementación parecía dar buenos resultados a simple vista cuando la lesión de las imágenes era la misma, sin evolución, y la diferencia entre ellas era la rotación o el matiz en general de las imágenes por haber sido tomadas en distintos ambientes. Sin embargo, este procedimiento modificaba de manera no lineal la distancia entre colores, importante para la extracción de la homogeneidad y la distribución de color, por lo que hubiera afectado a la extracción de estas características.

### **3.3 Extracción de características**

Este trabajo trata de analizar la evolución de lesiones, por lo que las características que extraigamos deben ir orientadas a este objetivo.

#### **3.3.1 Aproximación inicial**

En un principio se decidió implementar los indicadores de Menzies, comentados en el estado de arte, ya que consigue mayor sensibilidad, un 85.7%, que otros métodos como la regla ABCD, 82.6%, o la lista de 7 puntos de Argenziano, 83.6% [8]. De esta manera se decidió buscar trabajos anteriores a este en el que se implementaran estos indicadores y diseñar la manera de relacionar los indicadores de una imagen respecto de la otra. Los criterios de medida de evolución escogidos fueron:

- Para medir el aspecto de simetría o asimetría de estructuras internas de la lesión se tendría en cuenta si estas estructuras evolucionan de ser simétricas a no serlo o, si inicialmente no eran simétricas, si se han vuelto mucho más asimétricas.
- Para comparar colores y su presencia en la lesión se tendría en cuenta el número de colores que aparecen en cada imagen (sin contar con el color de la piel) y comparar las áreas de cada color en el caso de que ya estuvieran presentes en la primera imagen de la lesión.

- Para medir la evolución de las estructuras como el retículo pigmentado, el velo azul-blanquecino, la despigmentación y los pseudópodos, se tomarían las estructuras de la segunda imagen, se compararía su presencia con respecto al tamaño total de la lesión y con respecto al tamaño de estas mismas estructuras en la primera imagen. Con esto podríamos obtener unos porcentajes de crecimiento de cada estructura e incluso ver si han aparecido con el tiempo, cuando en la primera imagen no estaban y en la segunda sí.
- Para medir la evolución de los puntos negros y de los puntos azul-gris, se podría hacer un conteo y comparar el número de puntos que había en la primera imagen con el número de puntos que hay en la segunda, esto para los dos tipos, con lo cual podemos saber si han aparecido nuevos puntos.

Al empezar con este planteamiento encontramos dos Trabajos de Fin de Grado que implementaran los indicadores de Menzies o parte de ellos [14][15].

En primer lugar se implementaron los métodos expuestos en estos TFGs para obtener las características de simetría, velo azul-blanquecino, retículo pigmentado, color y puntos azul-grises, marrones y negros y después se probaron para comprobar cuales de ellos serían utilizables en este trabajo.

### 3.3.2 Discusión

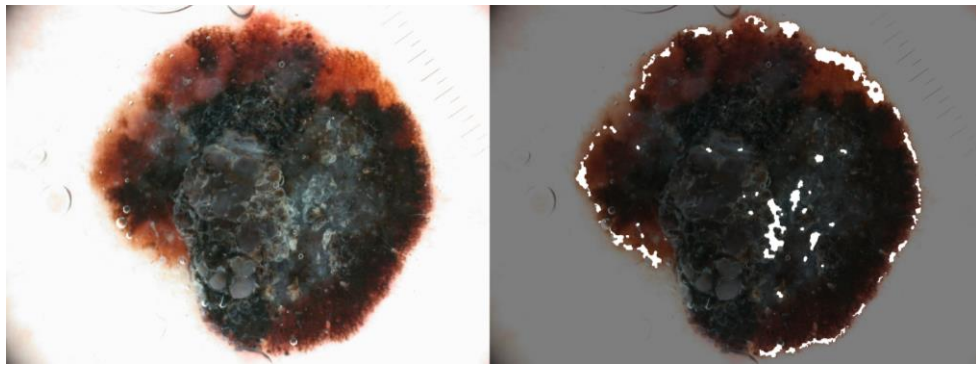
Respecto al trabajo de Martínez-Martínez (2014) las funciones que se evaluaron fueron las de las siguientes características:

- Simetría: principalmente mide la simetría de los bordes midiendo las distancias de estos al centroide de la lesión. La solución final propuesta sobre la simetría está inspirada en este trabajo, por lo que la comentaré con mayor detalle en la sección ‘Simetría’.
- Velo azul-blanquecino: obtiene el área de la lesión, en forma de máscara binaria, en la que se encuentra esta estructura. Esta ha sido la solución que se ha adoptado en este trabajo por lo que se contará más detalladamente en el apartado ‘Velo azul-blanquecino’.

Del trabajo de Collaguazo-Valencia (2018) las funciones que se evaluaron fueron las de las siguientes características:

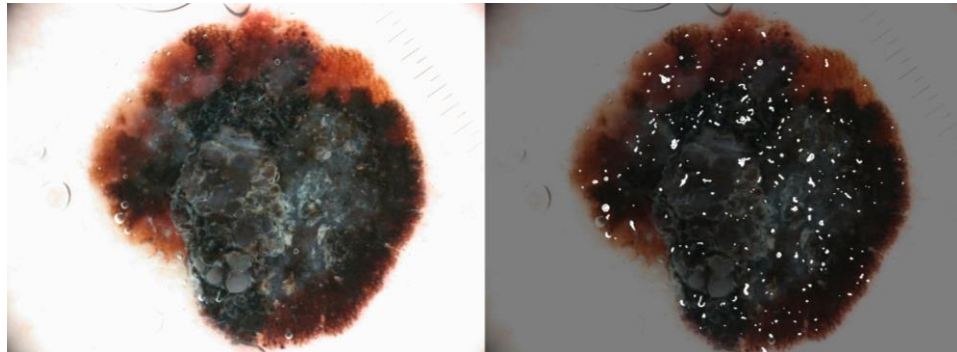
- Colores: a partir de convertir la imagen original en RGB al espacio HSV, obtiene los colores valorados en el método de Menzies (blanco, negro, azul, rojo, marrón claro y marrón oscuro), que son los mismos que los valorados por los métodos ABCD y ABCDE, utilizando solo la componente H (Hue, Matiz). Se explicará más en detalle en el apartado ‘Homogeneidad y distribución de color’, así como las mejoras realizadas.
- Velo azul-blanquecino: obtiene el porcentaje del área que presenta esta estructura mediante la extracción de los píxeles que presenten tonos azulados comprobando la componente H de la imagen en el espacio HSV. Este método funciona bastante bien aunque también capta como velo algunas áreas azules que no pertenecen a esta estructura, por lo que, para medir esta característica se utilizó el método propuesto por Martínez-Martínez.
- Retículo pigmentado: obtiene el área en la que está presente el retículo a partir del método de obtención de bordes de Canny y de operaciones de dilatación y erosión. Finalmente este método lo evaluamos como poco robusto ya que, aunque funcione

para localizar el retículo pigmentado, también localiza áreas que no pertenecen a él por ser clasificadas como bordes en el detector de Canny. Por consiguiente, no se ha utilizado este método en el proyecto.



**Figura 3-3: Detección del retículo pigmentado con el método de [15]**

- Puntos azul-grises, negros y marrones: se calcula el área de la lesión en la que se encuentran estos puntos. Se utiliza el detector de bordes de Canny, después las operaciones morfológicas de apertura y cierre, rellenado de huecos y se comprueba el color de esos puntos para quedarnos con el color que convenga en cada caso. Al igual que en el caso del retículo pigmentado, el utilizar el detector de bordes de Canny produce que, aunque localice los puntos de la lesión de estos colores, también va a localizar distintas áreas que no correspondan a puntos, tal y como se requieren en el método de Menzies.



**Figura 3-4: Detección de puntos azul-grises, negros y marrones con el método de [15]**

Después de realizar este estudio y de ver que las únicas características que podríamos extraer con resultados robustos de cada imagen serían la simetría de bordes de la lesión, el color y el velo azul-blancuecino, se planteó indagar en la distribución de color de las lesiones, así como su homogeneidad, de hecho la mayor aportación de este trabajo será en esta dirección.

### **3.3.3 Simetría**

Para evaluar la simetría de bordes de una lesión se ha tomado como referencia el trabajo [14].



### 3.3.3.1 Algoritmo de partida

En este trabajo se calculaban dos centroides, uno a partir de la máscara binaria de la lesión, *Centroid*, y otro a partir de esta misma máscara binaria ponderada por los valores de intensidad de la lesión, *WeightedCentroid*. Después se calculaban las distancias del *WeightedCentroid* a los bordes de la máscara y, dividiendo los bordes en sectores circulares, se comparaba la distancia media de cada sector al *WeightedCentroid* con la del sector opuesto. Si las dos distancias comparadas son muy distintas, quiere decir que en esos sectores la lesión tiene el borde asimétrico.

El hecho de calcular *Centroid* y *WeightedCentroid* se lleva a cabo para comparar sus posiciones entre sí. Si se posicionan aproximadamente en el mismo lugar sería un indicador de que los colores de la lesión están uniformemente distribuidos y, en caso contrario, significa que no lo están. Aun así esta medida de uniformidad no es robusta, por lo que no se ha utilizado.

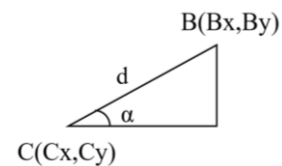
### 3.3.3.2 Algoritmo propuesto

La solución propuesta compara los bordes de ambas imágenes utilizando el centroide de la primera imagen como punto desde el cual medir las distancias a los bordes. También se calcula el centroide de la segunda lesión para comparar su posición con respecto al centroide de la primera lesión. Si las posiciones son muy distintas significa que el borde de la segunda lesión ha cambiado mucho con respecto a la primera.

En primer lugar se calculan los centroides de las dos imágenes a partir de su máscara binaria mediante la función de Matlab *regionprops*. Después se calculan las distancias del centroide de la primera imagen a los bordes de las máscaras binarias de las dos lesiones. Para ello se utiliza la función *distanciasCentroideBorde*, que se llamará dos veces, una para cada máscara, y que funciona de la siguiente manera:

1. Se obtiene el perímetro de la lesión con la función *bwperim*.
2. Se calcula la distancia euclídea de los píxeles del borde al centroide de la primera lesión.
3. Se calculan los ángulos,  $\alpha$ , de los píxeles del borde,  $B$ , con respecto al centroide,  $C$ , y al eje horizontal, teniendo en cuenta que la distancia entre  $B$  y  $C$  es  $d$ . Se calculan utilizando el seno y luego calculando su arcoseno:

$$\text{sen}(\alpha) = \frac{By - Cy}{d} \Rightarrow \alpha = \text{arcsen}\left(\frac{By - Cy}{d}\right);$$



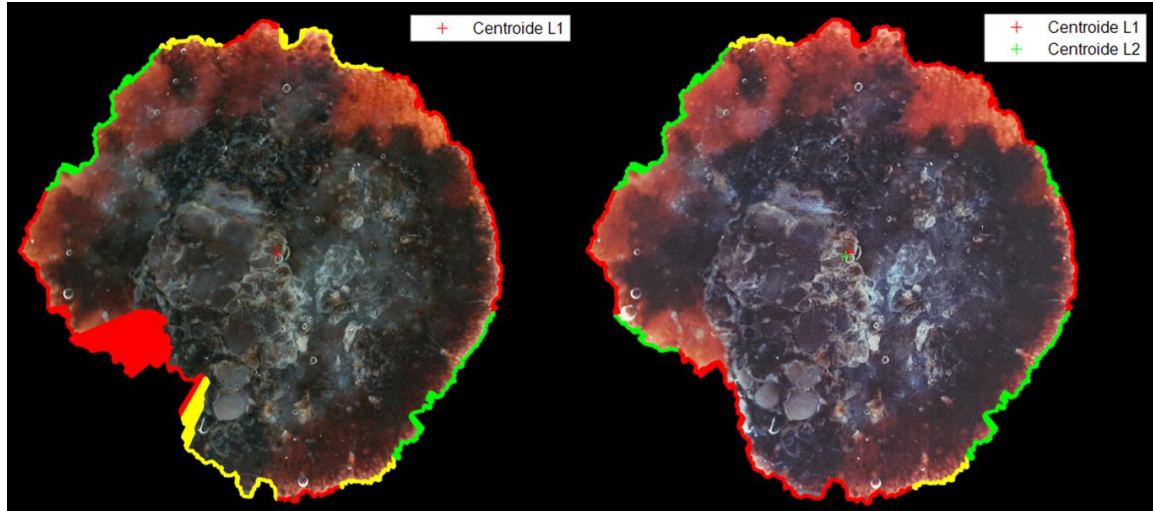
**Figura 3-5: Relación entre un píxel de borde y el centroide**

donde  $By$  es la componente  $y$  del píxel de borde,  $Cy$  es la componente  $y$  del centroide y  $d$  es la distancia del centroide a ese píxel del borde.

4. Por último se ordenan los ángulos, las distancias y las posiciones de los píxeles del borde de menor a mayor ángulo a través de la función *sort*.

A partir de estos datos, se pintan los bordes de la lesión por sectores, teniendo en cuenta que si la diferencia entre la distancia media de un sector y la distancia media de su sector opuesto es mayor que un umbral establecido, en este caso es 45, el borde se pinta de color

rojo, si es mayor que la mitad de este umbral se pinta de color amarillo y si es menor de la mitad de este umbral se pinta de color verde, de tal manera que los bordes verdes implican simetría de bordes opuestos y los bordes rojos todo lo contrario. A continuación en la **figura 3-6** muestro un ejemplo de la salida que arrojaría este algoritmo, donde L1 y L2 son la primera y la segunda imagen de la lesión respectivamente.



**Figura 3-6: Simetría de bordes de una lesión en dos instantes de tiempo distintos.**

En este caso podríamos apreciar un crecimiento en la parte de abajo a la izquierda que habría modificado la simetría de los bordes de la segunda imagen respecto a la primera. También podemos observar que el crecimiento de esa parte de la lesión no es muy relevante, ya que los centroides están localizados prácticamente uno encima del otro.

### 3.3.4 Velo azul-blancuecino

Para evaluar la existencia o crecimiento del velo azul-blancuecino se ha utilizado el método propuesto por Martínez, A. (2014) para extraer esta estructura de manera individual en cada imagen y posteriormente comparan las áreas de la lesión en las que se encuentra, así como su porcentaje. Se escogió el método de [14] por ser el que mejores resultados arrojó de los dos trabajos comparados, ya que obtuvo un 87% de precisión.

#### 3.3.4.1 Algoritmo de extracción de velo de una sola imagen

En primer lugar, y partiendo de que las imágenes están en formato RGB, se calcula la máscara del velo para cada una de las imágenes de la siguiente manera:

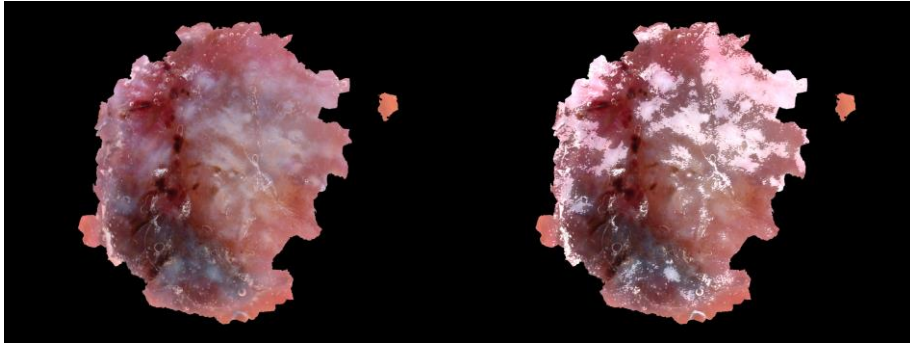
1. Se separan los componentes de la imagen en R, G y B y se obtiene una nueva imagen en la que los tonos azules tienen una intensidad mayor que el resto de tonos a través de la siguiente combinación lineal:

$$g(x, y) = C_B \cdot f_B(x, y) - C_G \cdot f_G(x, y) - C_R \cdot f_R(x, y),$$

donde  $g(x, y)$  es la nueva imagen,  $f_R(x, y)$ ,  $f_G(x, y)$  y  $f_B(x, y)$  son las componentes RGB de la imagen y  $C_R$ ,  $C_G$  y  $C_B$  son los coeficientes por los que se pondera cada componente.

2. Se aplica un filtro de mediana con la función *medfilt2* de Matlab para suavizar esta nueva imagen.

3. Se umbraliza la imagen para quedarnos con los píxeles que tengan mayor intensidad, con lo que obtenemos la máscara del velo azul-blانquecino en esa imagen.
4. Por último, se multiplica la máscara del velo por la de la lesión para asegurarnos de que solo se tiene en cuenta el velo que se encuentra dentro de la lesión. Con esto tenemos la máscara del velo azul-blانquecino y podemos calcular su área respecto al área de la máscara de la lesión. En la **figura 3-7** tenemos a la izquierda la imagen de una lesión masqueada y a la derecha esa misma imagen con el velo azul-blانquecino resaltado en color blanco.



**Figura 3-7: Lesión masqueada y su velo azul-blانquecino**

#### **3.3.4.2 Algoritmo de comparación de velo de dos imágenes**

A partir de haber calculado el velo para las dos imágenes se realiza lo siguiente:

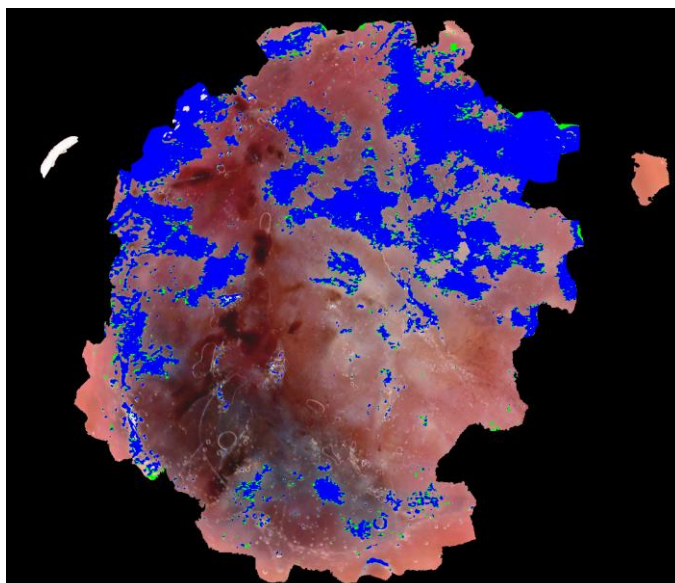
1. En primer lugar se multiplican las máscaras de ambos velos y el resultado se le reasigna a la máscara del velo de la primera imagen. Esto se realiza para quedarnos solo con la parte más robusta del velo, ya que suponemos que, como cualquier otra estructura, no puede menguar con el paso del tiempo sino crecer o mantenerse del mismo tamaño.
2. Se calcula el porcentaje de presencia en la lesión de la primera imagen a partir de la nueva máscara que hemos obtenido.
3. Se obtiene el porcentaje de crecimiento de la máscara de velo de la segunda imagen respecto de la primera de la siguiente manera:

$$\text{crecimiento}(\%) = 100 * \left( \frac{A_{mask2}}{A_{mask1}} \right) - 100 ,$$

donde  $A_{mask1}$  y  $A_{mask2}$  son el área de las máscaras del velo azul blانquecino de la primera y la segunda imagen respectivamente.

4. Se registran las áreas del velo para poder observar el crecimiento de este, de tal manera que el área de velo que ya estaba en la primera imagen aparece en color azul y el área de velo que se ha detectado solo en la segunda imagen es la que aparece pintada de color verde, ver **figura 3-8**.

En este caso podríamos observar que, aunque se detecten zonas de crecimiento de velo estas son muy pequeñas y podrían deberse a que el algoritmo no es perfecto. Para captar solo regiones de velo y evitar píxeles aislados que tengan el mismo color que esta estructura este algoritmo se aplicará sobre la imagen segmentada en regiones. En el siguiente apartado se explica cómo obtener la segmentación en regiones de una lesión.



**Figura 3-8: Evolución del velo azul-blanquecino**

### 3.3.5 Homogeneidad y distribución de color

La principal aportación de este trabajo es respecto a las características de homogeneidad y distribución de color que, aunque no sean parte de ningún indicador de los comentados en el estado de arte, el cambio de distribución de color y de su homogeneidad puede ser un indicador de evolución de una lesión.

#### 3.3.5.1 Segmentación de las lesiones en superpíxeles

En primer lugar, dividimos la lesión en superpíxeles de manera que el color de cada uno de ellos será la media de colores de los píxeles que se encuentren dentro de cada superpíxel. Para esto se ha implementado la función *obtenerRegiones*, ya que no es algo tan trivial como simplemente llamar a la función *superpixels* de Matlab. En la figura 3-10 se puede ver el resultado de aplicar *obtenerRegiones*. Esta función hace lo siguiente:

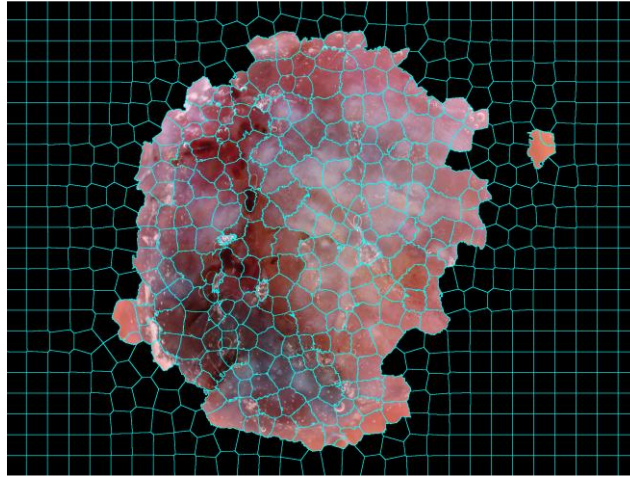
1. En primer lugar calcula el número aproximado de etiquetas en las que se va a segmentar la imagen entera. Para una imagen de tamaño 2377x1945 píxeles, utilizamos 1000 etiquetas, por lo que se obtendrá el número de etiquetas de la nueva imagen a través de la siguiente regla de 3:

$$n_2 = \text{round} \left( \frac{n_1 \cdot \text{tam}_2}{\text{tam}_1} \right),$$

donde  $\text{tam}_1$  y  $\text{tam}_2$  son los tamaños en píxeles de la imagen de referencia y de la imagen actual respectivamente y  $n_1$  y  $n_2$  son el número de etiquetas de la imagen de referencia y la imagen actual respectivamente.

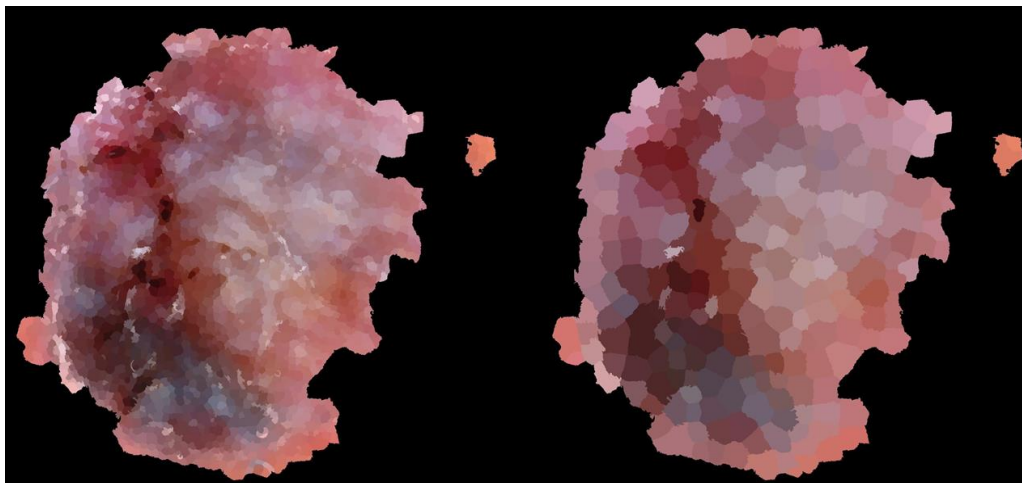
Si queremos un etiquetado más fino, de diez veces más etiquetas, el parámetro de entrada *finas* deberá tomar el valor 'finas'. Más adelante se explicará cuando nos convendrá utilizar un mayor número de etiquetas.

2. Después se divide la imagen en superpíxeles aplicando la función *superpixels* a la imagen de la lesión masqueada, ya que no nos interesa obtener los superpíxeles de la zona de la piel. Aun haciendo esto, el algoritmo obtendrá regiones de la piel que tendremos que eliminar. Esto se debe a que el algoritmo *superpixels* divide en regiones de color y posición similar, véase la **figura 3-9**.



**Figura 3-9: Segmentación en regiones del algoritmo *superpixels***

3. La salida de la función *superpixels* es una imagen de etiquetas,  $L$ , por lo que quitaremos las etiquetas que correspondan a la piel multiplicando esta nueva imagen por la máscara de la lesión. Después le daremos la etiqueta '1' a todos los píxeles que se encuentren en la zona de la piel. Para evitar regiones muy pequeñas, todas las tengan menos de 10 píxeles serán clasificadas también como piel.
4. Por último, se construye la imagen RGB de regiones, en la que el color de cada región será el color medio de todos los píxeles que contenga y se cambia el valor de la etiqueta de piel de 1 a 0. Este último cambio de etiqueta tiene relación con una función que se utilizará más adelante.



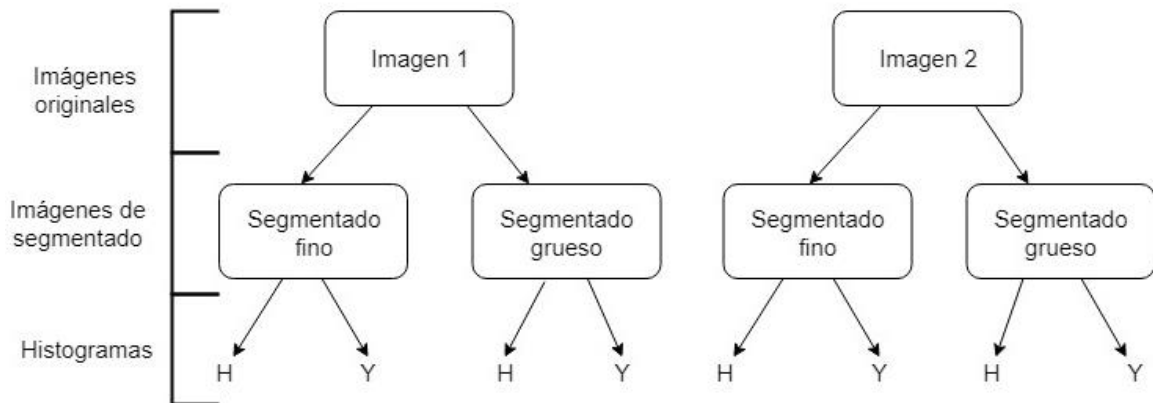
**Figura 3-10: Resultado de la segmentación en regiones utilizando *obtenerRegiones* con segmentado fino y segmentado grueso**

Como hemos comentado antes, hay dos opciones de etiquetado, uno grueso y otro fino (10 veces más etiquetas). Nos interesa el etiquetado grueso para agrupar mayor número de píxeles, de manera que las estructuras pequeñas cobrarán mucho menos protagonismo dentro de la imagen al ser promediadas con otras estructuras de mayor número de píxeles, es decir, que el color de una región será más parecido al color de la mayoría de píxeles de esa región que al de las estructuras finas que contenga. Por otro lado, nos interesará el etiquetado más fino para poder apreciar estructuras de menor tamaño, por ejemplo, se podría utilizar para ver si un retículo pigmentado es atípico o no, ya que el retículo atípico



tiene las líneas mucho más gruesas que el retículo típico, pero no tan gruesas como para considerarse una estructura grande.

Tras este procedimiento, tendremos dos imágenes de regiones de cada imagen inicial, por lo que ahora tenemos cuatro imágenes de segmentado: dos imágenes de segmentado fino y otras dos de segmentado grueso, a partir de las cuales se obtendrán los histogramas H e Y (figura 3-11).



**Figura 3-11: Ilustración de las imágenes e histogramas que obtenemos tras *obtenerRegiones***

### 3.3.5.2 Análisis de color

Para analizar los colores de las lesiones partiremos de estas cuatro imágenes y obtendremos dos histogramas normalizados: un histograma de luminancia (Y), obtenido a partir de convertir las imágenes a blanco y negro, y otro de matiz (H), obtenido a partir de convertir las imágenes al espacio HSV. Con estos histogramas podremos observar el contenido de colores de la lesión, sin tener en cuenta la localización de estos, es decir, vamos a poder observar cuántos píxeles hay de cada matiz y de cada luminancia sin saber en qué parte de la lesión se encuentran.

#### 3.3.5.2.1 Algoritmo de partida

Por otra parte, partiendo también de las cuatro imágenes de segmentado, se obtendrán los porcentajes de presencia en la lesión de los colores valorados en los métodos de Menzies, ABCD y ABCDE (blanco, negro, azul, rojo, marrón claro y marrón oscuro). Para esta tarea nos hemos inspirado en el método de [15], que transforma la imagen en formato RGB a HSV, obtiene la componente H (matiz) y, según unos umbrales que obtuvo experimentalmente para cada uno de los seis colores, obtiene la máscara de presencia y el porcentaje de lesión que ocupa para cada color. El problema de este método, en el que solo se tiene en cuenta el matiz, es que los colores marrón oscuro y marrón claro no tienen manera de diferenciarse, así como los colores blanco y negro se consiguen fundamentalmente a partir de la saturación (S), en el caso del color blanco, y el brillo o valor (V), en el caso del color negro.

También podríamos obtener las medidas de color de la imagen en el espacio  $L^*a^*b^*$  a partir de la medida de las dos crominancias  $a^*$  y  $b^*$  pero se ha optado por el espacio HSV porque para medir el matiz de cada color solo hace falta comprobar la componente H.

### 3.3.5.2.2 Mejora del algoritmo

Para solventar este problema, en la clasificación de color se han introducido también las componentes de saturación y brillo, se han obtenido los umbrales para estas dos nuevas componentes y se han reajustado los valores de los umbrales, de tal manera que los valores actuales, obtenidos experimentalmente, son:

	ROJO	MARRÓN OSCURO	MARRÓN CLARO	AZUL	BLANCO	NEGRO
$H_{\min}$	0.95	0.95	0.95	0.48	0	0
$H_{\max}$	0.045	0.145	0.145	0.765	1	1
$V_{\min}$	0.7	0.2	0.7	0.2	0.85	0
$V_{\max}$	0.85	0.7	0.85	0.85	1	0.2
$S_{\min}$	0.5	0	0	0	0	0
$S_{\max}$	1	1	1	1	0.05	1

**Tabla 3-1: Valores HSV para cada color**

Donde  $H_{\min}$ ,  $H_{\max}$ ,  $V_{\min}$ ,  $V_{\max}$ ,  $S_{\min}$  y  $S_{\max}$  son las componentes H, S y V mínimas y máximas para cada color. En el caso de la componente H de los colores rojo, marrón oscuro y marrón claro podemos observar una peculiaridad: el valor máximo es más pequeño que el valor mínimo. Esto se debe a que la componente H es circular, es decir, que los valores de 0 y 1 de esta componente corresponden al mismo matiz.

Con los valores de la **tabla 3-1** se hace una clasificación de color de tal manera que primero se comprueba si el color de los píxeles es blanco o no, si es negro o no, si es rojo o no y así con el resto de colores. En este procedimiento he asumido que un píxel solo puede clasificarse como un color, por lo que si en primer lugar se clasifica como blanco, ya no va a poder clasificarse como ningún otro color.

Después de haber calculado las máscaras de los colores para cada una de las imágenes segmentadas estas máscaras superpuestas a las imágenes de las que han sido obtenidas y se imprime en la consola de Matlab una tabla con los porcentajes de color obtenidos.

### 3.3.5.3 Homogeneidad

A partir de este punto dejaremos de lado las dos imágenes de segmentación fina y operaremos con las dos imágenes de segmentación gruesa.

Para evaluar la homogeneidad de los colores de una lesión proponemos utilizar el algoritmo *merge* que consiste en, partiendo de una imagen dividida en regiones, ir fusionando estas regiones si se cumple el criterio de fusión. Para poder aplicar el algoritmo *merge*, deberemos tener la máscara de cada región y cuáles son sus regiones vecinas.

#### 3.3.5.3.1 Obtención de regiones y sus conexiones

Para obtener las máscaras de las regiones y las conexiones que guardan entre sí, se realizará lo siguiente:

1. Partiendo de una imagen de etiquetas en las que la piel tiene etiqueta 0,  $L$ , obtenida con la función *obtenerRegiones*, obtendremos una lista con las etiquetas que aparecen en la imagen de etiquetas. Esta lista se ordenará por orden ascendente, no contendrá elementos repetidos y tampoco la etiqueta 0.
2. Ahora que tenemos los valores de las etiquetas de las regiones, crearemos un *cell* de máscaras, *cell\_mascaras*, que contendrá una máscara por etiqueta en la lista de etiquetas. De esta manera, podemos recorrer la lista de etiquetas y guardar en cada casilla de *cell\_mascaras* la máscara binaria correspondiente a esa etiqueta.
3. A partir de esas máscaras, calculamos el gradiente por dilatación de todas las regiones para obtener el borde externo de estas, de manera que tendremos otro dato tipo *cell* que contendrá los bordes externos de estas regiones, *bordes*, que serán las máscaras binarias de bordes. El gradiente por dilatación se calcula de la siguiente manera:

$$bordes\{k\} = (cell\_mascaras\{k\} \oplus se) XOR(cell\_mascaras\{k\}), \quad se =$$

	•	

donde  $bordes\{k\}$  y  $cell\_mascaras\{k\}$  son el borde y la máscara correspondiente a región  $k$ -ésima y  $se$  es un elemento estructurante de conectividad-8.

4. A partir de *cell\_mascaras* y *bordes* se hallan las conexiones. Declaramos una nueva variable de tipo *cell* que almacenará las conexiones de cada región, *conexiones*. Para cada  $k$ -ésima máscara de borde se hará lo siguiente:
  1. Se toma una máscara de región de *cell\_mascaras*, la máscara  $i$ -ésima, siendo  $i$  distinto de  $k$ .
  2. Se multiplican ambas máscaras, de tal manera que si no están conectadas el resultado será una imagen de ceros. Si están conectadas por algún píxel el resultado tendrá algún elemento mayor que cero y en el *cell conexiones* se añadirá a la posición  $k$  el elemento  $i$  y a la posición  $i$  el elemento  $k$ , indicando que las regiones  $i$  y  $k$  están conectadas.
  3. Se repiten 1 y 2 hasta que se hallan recorrido todas las máscaras.

### 3.3.5.3.2 Algoritmo merge

Una vez hemos realizado estos pasos para las dos imágenes podremos proceder a realizar *merge*. En este caso, el criterio de fusión será que la distancia euclídea entre colores de las regiones adyacentes sea menor que un umbral.

El algoritmo *merge* está implementado de la siguiente manera:

1. Se transforma la imagen de entrada, que estará en formato RGB, al espacio  $L^*a^*b^*$ .
2. Se normaliza el rango de la componente  $L^*$  al mismo rango que las componentes  $a^*$  y  $b^*$  de la imagen para que el espacio sea una esfera y se puedan medir distancias euclídeas.
3. Para cada región se calcula su color en el espacio  $L^*a^*b^*$ , que será el valor medio de los colores  $L^*a^*b^*$  de todos los píxeles que se encuentren en esa región.
4. Se calcula la distancia euclídea entre colores de regiones de manera que si son menores que un umbral, las regiones se fusionarán.
5. Para terminar se reconstruirá la imagen  $L^*a^*b^*$  a partir de los valores medios obtenidos para las nuevas regiones. Se dernormalizará el rango de  $L^*$  y se transformará la imagen al formato RGB.



A simple vista, este algoritmo puede parecer sencillo pero no es así, ya que cada vez que se fusionan dos regiones implica que una de ellas deja de existir, con lo cual hay que reordenar *cell\_mascaras* y *conexiones* y hay que redirigir todas las entradas del *cell\_conexiones* que lleven a regiones vacías.

Aplicando *merge* con distintos umbrales a una misma imagen dará como resultado imágenes de la lesión en las que habrá distintos números de regiones. En líneas generales, cuanto mayor sea el umbral escogido, menor número de regiones obtendremos. Además, cuanto más se parezcan entre sí los colores que se localizan en zonas cercanas más rápido decaerá esta curva de número de regiones.

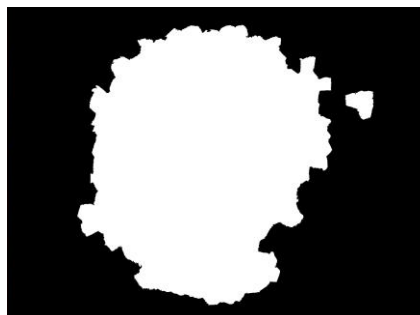
Los umbrales de *merge* son números entre 1 y 255 distribuidos de manera logarítmica, en cualquier caso en el que el número de umbrales sea mayor o igual que dos, el primer umbral es 1 y el último umbral es 255.

### 3.3.5.3 Comparación de dos o más imágenes utilizando el algoritmo *merge*

Para poder comparar las curvas de dos o más imágenes debemos ejecutar *merge* con los mismos umbrales y normalizar los valores de las curvas al intervalo [0,1], primero restando el número de agrupaciones de la lesión, que se obtendrá de la máscara binaria de la lesión (véase **figura 3-12**, cada región blanca es una agrupación de la lesión), a toda la curva y después dividiendo entre el número de regiones presentes en la lesión antes de ejecutar el algoritmo *merge*.

Una vez que las curvas son comparables entre sí, el sistema arrojará los resultados de la siguiente manera:

- Una gráfica en la que el eje x será logarítmico, que es la forma en la que decaen este tipo de curvas. En ella se podrán observar mejor las diferencias y similitudes entre ambas curvas.
- Una gráfica en la que el eje x será lineal y tendrá los umbrales marcados en porcentajes de 0 a 100 en los que 0 significa que el umbral es 0, es decir, que o hay umbral y 100 significa el valor de umbral máximo, que será 255, ya que es el diámetro de la esfera del espacio  $L^*a^*b^*$  con  $L^*$  normalizado. Con este eje x se podrá observar en qué umbral porcentual convergen.
- Se mostrarán en la consola de Matlab los resultados de las tres primeras diferencias entre número de regiones normalizados, sin contar con el número de regiones inicial. El primer valor de número de regiones normalizado para cada lesión siempre será 1 por lo que no tendría relevancia mostrar la diferencia de este primer valor.



**Figura 3-12: Máscara de dos agrupaciones.**

De esta manera, observando las curvas normalizadas podemos obtener la siguiente información:

- Cuanto más rápido decaigan estas curvas, más homogéneas son las lesiones.
- Si las curvas decaen muy rápido al principio pero luego la pendiente disminuye y tardan en converger a 0 significa que los colores similares de la lesión están colocados en las mismas zonas.
- Si las curvas tuvieran poca pendiente y tardaran en converger a 0 significaría que la lesión presenta colores dispersos por todo el cuerpo de la lesión.

## 4 Pruebas y resultados

---

Para evaluar el sistema de software implementado realizaremos una serie de pruebas tanto para evaluar el funcionamiento de la extracción de características de lesiones en imágenes individuales, sin tener en cuenta la evolución, como en lesiones de las que tengamos varias imágenes, en las que comprobaremos cómo funcionan estos algoritmos a la hora de extraer características de evolución.

### 4.1 Comparación entre lesiones de distinta naturaleza

#### 4.1.1 Dataset

Para realizar estas pruebas se han utilizado 16 lesiones en las que podemos encontrar distintos tipos de estructuras, colores, distribuciones y tamaños. Todas estas imágenes pertenecen a la base de datos del ISIC.

#### 4.1.2 Experimentos

Debido a que en estas pruebas no vamos a valorar la evolución, no se realizará el registro de imágenes, ni se comprobará el resultado de la extracción de características de simetría y de velo azul-blanquecino, ya que la extracción de estas características de manera individual ha sido implementada a partir de trabajos previos en los que ya se probó su valía.

##### 4.1.2.1 Experimento 1: segmentado en regiones

Para empezar vamos a probar la función *obtenerRegiones* con los diferentes ajustes de segmentación fina y gruesa. Para ello, se va a realizar el segmentado fino y grueso de cada una de las imágenes y se van a comparar entre sí las imágenes de segmentado y la original. También se compararán los resultados entre las lesiones que tengan algún tipo de estructura en común como velo azul-blanquecino, despigmentación, etc.

##### 4.1.2.2 Experimento 2: colores

Para evaluar la obtención de colores se extraerán las seis máscaras de presencia de color de cada una de las imágenes segmentadas en regiones finas y gruesas y se compararán entre sí. Se representarán la imágenes en la que se hayan obtenido resultados interesantes.

##### 4.1.2.3 Experimento 3: homogeneidad

Como última prueba de este apartado vamos a evaluar el comportamiento de las curvas que se obtienen de aplicar *merge*. Para ello vamos a ir comparando la curva de distintas lesiones entre sí obtenidas a partir de las imágenes de segmentado grueso de cada lesión. Se representará una de las comparaciones que arroje resultados interesantes.

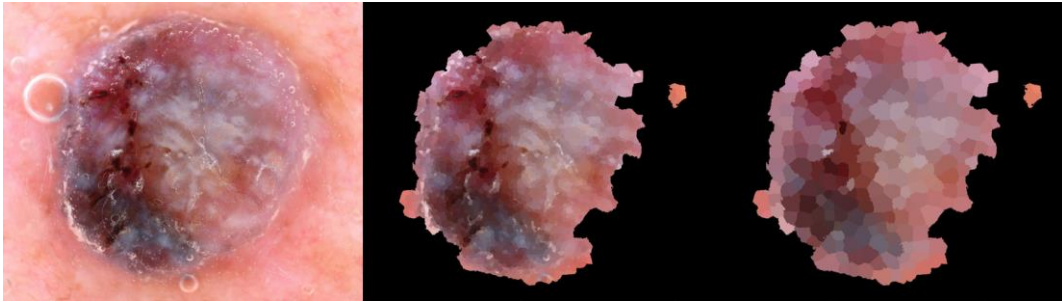
#### 4.1.3 Resultados

A continuación expondré los resultados obtenidos a partir de los tres experimentos realizados y la discusión de cada uno de ellos.

#### 4.1.3.1 Experimento 1: segmentación en regiones

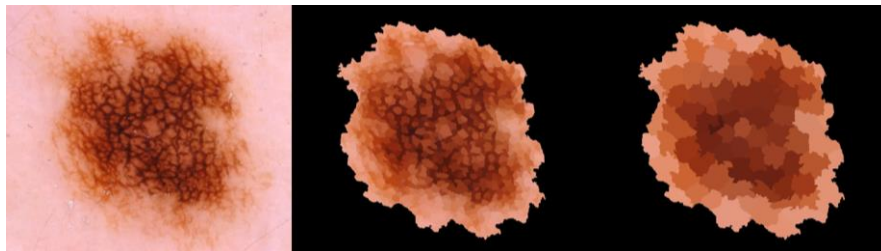
A continuación, de las 16 lesiones en las que se han evaluado las diferencias y similitudes entre las imágenes original, segmentado fino y segmentado grueso hay dos de ellas que han resultado arrojar resultados interesantes:

- La lesión de la **figura 4-1**, en la que en la imagen de segmentado fino se pueden observar pequeñas estructuras de color que mantienen la forma con respecto a la imagen original, mientras que en la imagen de segmentado grueso solo aparecen algunas de estas zonas, las que son más grandes.



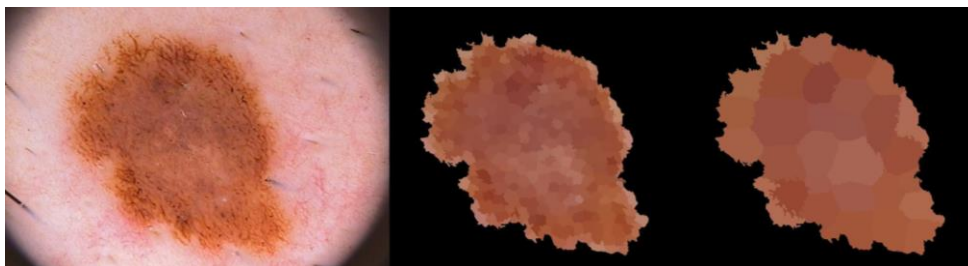
**Figura 4-1: Comparación entre imágenes de segmentado. Estructuras de color.**

- La lesión de la **figura 4-2**, en la que podemos apreciar en la imagen original una estructura en tonos marrones con forma de malla, en la imagen de segmentado fino solo se mantienen las zonas de esta estructura que tienen las líneas de la malla muy gruesas, mientras que en el segmentado grueso esta estructura no se puede apreciar. La estructura en forma de malla con líneas de distintos grosores que presente zonas donde las líneas de malla sean muy gruesas es típico de un retículo pigmentado atípico, estructura valorada como criterio negativo del método de Menzies.



**Figura 4-2: Comparación entre imágenes de segmentado. Retículo pigmentado atípico**

La **figura 4-2** arroja resultados aún más interesantes si la comparamos con una lesión que presente este mismo tipo de estructura pero de líneas finas (**figura 4-3**), ya que en este caso no se puede apreciar la estructura en ninguna de las dos imágenes de segmentado.

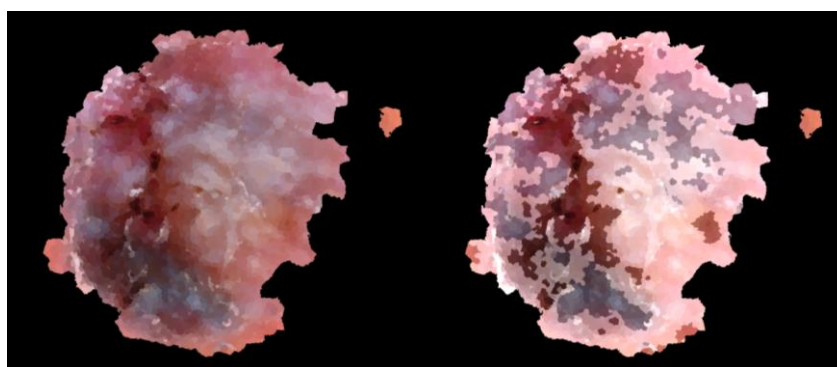


**Figura 4-3: Comparación entre imágenes de segmentado. Retículo pigmentado típico**

En vista de los resultados obtenidos, en un trabajo futuro se podría ver la manera de detectar estructuras de pequeño tamaño, así como diferenciar el retículo pigmentado atípico del retículo pigmentado típico.

#### 4.1.3.2 Experimento 2: colores

Al obtener las máscaras de color para una imagen de segmentado fino obtenemos seis máscaras que se representarán como en la imagen de la **figura 4-4**.



**Figura 4-4: Máscara de presencia de marrón claro en la lesión**

El procedimiento de obtener y comparar las máscaras de presencia de color para una imagen de segmentado fino y grueso arroja los resultados de la **tabla 4-1**.

Color	Ocupación de la lesión (%)	
	Segmentado fino	Segmentado grueso
<b>Rojo</b>	17.61	13.49
<b>Marrón oscuro</b>	0.00	0.00
<b>Marrón claro</b>	58.91	63.74
<b>Azul</b>	0.57	0.00
<b>Blanco</b>	0.00	0.00
<b>Negro</b>	0.00	0.00

**Tabla 4-1: Porcentajes de ocupación de la lesión para cada color**

La disminución en del porcentaje de color, en la imagen de segmentación gruesa respecto a la imagen de segmentación fina, significa que hay estructuras de un tamaño pequeño de ese color que desaparecen y se mezclan con los colores de alrededor cuando se realiza el segmentado grueso.

#### 4.1.3.3 Experimento 3: homogeneidad

A continuación expongo uno de los casos obtenidos en el que se comparan las curvas de dos lesiones de naturaleza completamente distinta: una lesión de tonos marrones con una estructura de retículo pigmentado típico en sus bordes, de manera que tiene simetría de estructuras internas (*L1*) y una lesión multicolor con velo azul-blanquecino en la parte superior derecha, de manera que no tiene simetría de estructuras internas (*L2*). Las imágenes de segmentado de las que se parte se encuentran en la **figura 4-5** y las curvas normalizadas obtenidas en la **figura 4-6**.

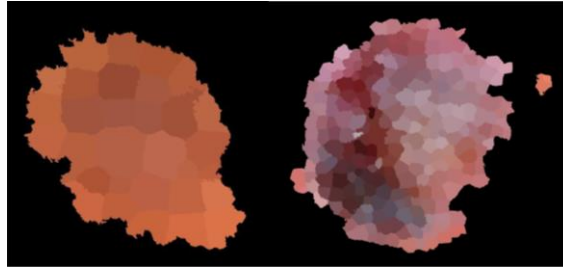


Figura 4-5: Imágenes de segmentado grueso de  $L1$  y  $L2$

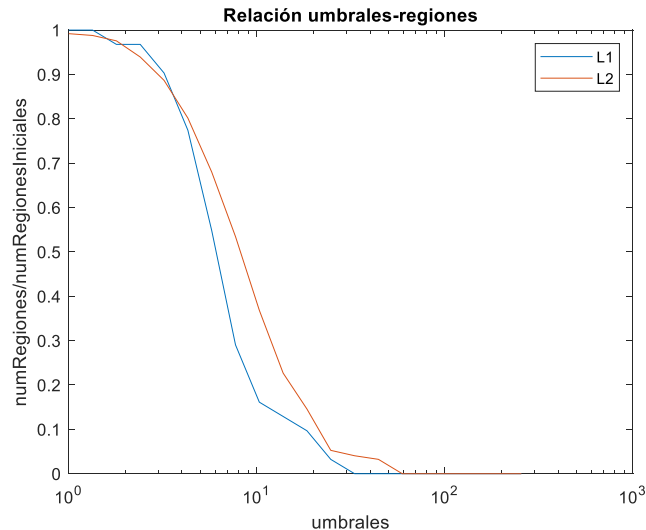


Figura 4-6: Comparación de curvas normalizadas de  $L1$  y  $L2$

En esta gráfica podemos observar que, al principio, ambas curvas tienen valores parecidos, pero según aumenta el umbral, la curva de  $L1$  disminuye mucho más rápidamente que la curva de  $L2$ . Esto concuerda con lo que observamos en las imágenes, ya que la primera es mucho más homogénea que la segunda. Además, el hecho de que la curva de  $L2$  llegue a 0 más tarde implica que la diferencia máxima entre colores es mayor y, por tanto, o tiene más colores (el caso actual) o los colores de la imagen son más dispares que los de  $L1$ .

## 4.2 Comparación de dos imágenes de una misma lesión en distintos momentos de tiempo

### 4.2.1 Dataset

El hecho de no disponer de una base de datos de imágenes de lesiones con sus respectivas evoluciones dificulta evaluar los efectos del sistema implementado para valorar evoluciones. Las imágenes que se utilizarán para realizar este apartado son imágenes encontradas en la base de datos del ISIC que, a ojo, podrían pertenecer a la misma lesión.

### 4.2.2 Experimentos

En algunos de los casos de estas imágenes no se consiguen registrar, bien porque se ha producido una evolución muy grande o bien porque he escogido estas imágenes 'a ojo', sin saber si pertenecen a la misma lesión o no, ya que la base de datos del ISIC no tiene

etiquetado distintivo para las imágenes de una misma lesión. En estos casos, en los que no se han podido registrar las imágenes, no se podrán llevar a cabo las comparaciones de simetría ni de velo azul-blanquecino.

#### ***4.2.2.1 Experimento 1: crecimiento de la lesión***

Para realizar este experimento es necesario utilizar dos imágenes de la misma lesión que se consigan registrar. Después se comparará a simple vista el crecimiento de la lesión para ver si el porcentaje parece correcto.

#### ***4.2.2.2 Experimento 2: normalización de color***

Para probar el bloque de normalización de color partiremos de dos imágenes que se hayan podido registrar, aunque realmente funcionaría de la misma manera para imágenes en las que no se haya podido. Después compararemos el color de las imágenes para ver si realmente se parecen más entre ellas que antes de este bloque.

#### ***4.2.2.3 Experimento 3: simetría***

Para evaluar la simetría vamos a aplicar las funciones implementadas en una lesión que se haya podido registrar y, después, vamos a comparar los resultados con las características observadas en la realidad.

#### ***4.2.2.4 Experimento 4: velo azul-blanquecino***

Para valorar la evolución de velo azul-blanquecino, se utilizarán imágenes de lesiones que se hayan podido registrar. Además, se realizarán las pruebas en las imágenes de una lesión que contenga esta estructura y en las imágenes de otra lesión que no la contenga.

#### ***4.2.2.5 Experimento 5: homogeneidad***

Para probar los resultados de la homogeneidad, se realizarán las pruebas de homogeneidad en una lesión en la que no se hayan podido registrar las imágenes y en otra en la que sí se hayan podido registrar.

### **4.2.3 Resultados**

A continuación expondré los resultados obtenidos para cada uno de los cinco experimentos realizados.

#### ***4.2.3.1 Experimento 1: crecimiento de la lesión***

En la **figura 4-7** podemos observar las dos imágenes en las que se ha realizado el registro y en las que se ha obtenido un porcentaje de crecimiento de la lesión del 49.76%. Este resultado no cuadra con la realidad y se debe a que la lesión en la primera imagen ocupa una pequeña parte de la imagen completa, por lo que se tiene menor detalle de la lesión y se producen algunos fallos de segmentación. El porcentaje de crecimiento no cuadra con la realidad pero con el resultado de la segmentación y el registro sí.



**Figura 4-7: Primera imagen, segunda imagen y registro de lesiones**

Además, aunque las dos imágenes tuvieran la misma resolución, el segmentador no es perfecto y produce máscaras con algunos píxeles erróneos. Los píxeles mal clasificados como lesión de la primera imagen se descartan al hacer el registro, pero los píxeles mal clasificados como lesión de la segunda imagen no podemos quitarlos, por lo que el crecimiento será siempre mayor o igual que cero y en la mayoría de casos será mayor debido al error de segmentación. Por ello, para la realización de los siguientes experimentos vamos a suponer que, tanto el segmentador como el porcentaje de crecimiento de la lesión, se han calculado perfectamente.

#### **4.2.3.2 Experimento 2: normalización de color**

En la **figura 4-8** podemos observar la primera imagen de la lesión,  $L1$ , la segunda imagen de la lesión tras haberle aplicado la transformación de homología que se realiza en el bloque de registro,  $L2'$ , y esta  $L2'$  tras pasar por el bloque de normalización de color,  $L2''$ .

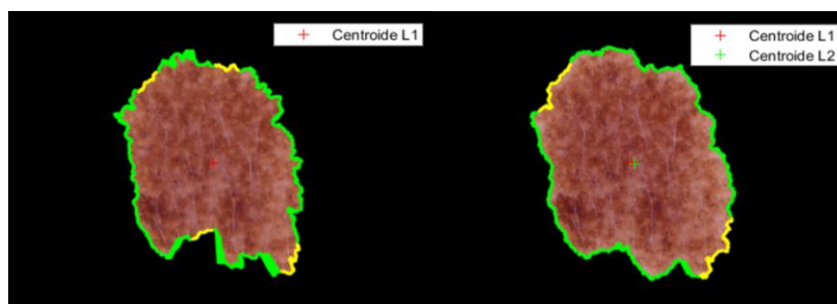
Podemos observar que  $L2''$  se parece más a  $L1$  pero solo con respecto a la luminancia de la imagen. Las imágenes  $L1$  y  $L2''$  tienen matices distintos, por lo que podemos concluir que sería necesario haber aplicado también una normalización a las componentes cromáticas de la imagen, ya que nuestro bloque normalizador de color solo afecta a la luminancia.



**Figura 4-8:  $L1$ ,  $L2'$  y  $L2''$**

#### **4.2.3.3 Experimento 3: simetría**

Para evaluar la simetría hemos cogido las dos imágenes que aparecen en la **figura 4-9** masqueadas, en las que se han superpuesto los valores de simetría de los bordes (rojo, amarillo y verde).



**Figura 4-9: Comparación de simetría**



Al ejecutar la función de comparación de simetría podemos observar que los centroides están localizados uno cerca del otro, lo que significa que no se han producido grandes cambios de simetría en los bordes, y que la lesión ha mantenido su forma a excepción de la parte inferior izquierda de la lesión, que ha crecido, por lo que ahora la lesión tiene la forma más simétrica que antes.

#### 4.2.3.4 Experimento 4: velo azul-blanquecino

En el caso de la lesión que no contiene velo, se ha obtenido un porcentaje de 0% de presencia de esta estructura en ambas imágenes por lo que se podría considerar que, en este caso, el algoritmo ha funcionado correctamente.

Para mostrar el resultado que arroja la función de comparación de velo azul-blanquecino, para un caso en el que sí haya velo, se probará en una lesión que tenga presente esta estructura. En la **figura 4-10** podemos observar que la zona verde es el velo azul-blanquecino obtenido de la primera imagen de la lesión mientras que la zona azul corresponde al área de velo que ha crecido en la segunda imagen con respecto a la primera. El porcentaje de presencia del velo en la lesión en la primera imagen es de un 23.94% mientras que en la segunda imagen es de 26.76%. Además se obtiene que el velo ha aumentado su área en un 11.76%. En realidad esta área no ha crecido, sino que el porcentaje obtenido se debe a diferencias en los tamaños de las regiones después de ejecutar *obtenerRegiones*.

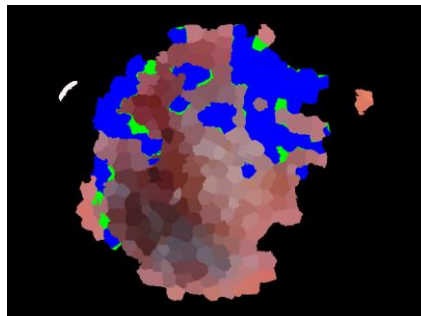


Figura 4-10: Evolución de velo azul-blanquecino

#### 4.2.3.5 Experimento 5: homogeneidad

Para el caso en el que no se ha podido registrar la lesión, se ha partido de las imágenes de la **figura 4-11**.

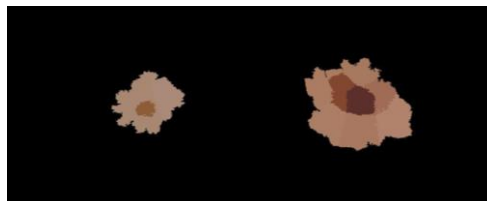
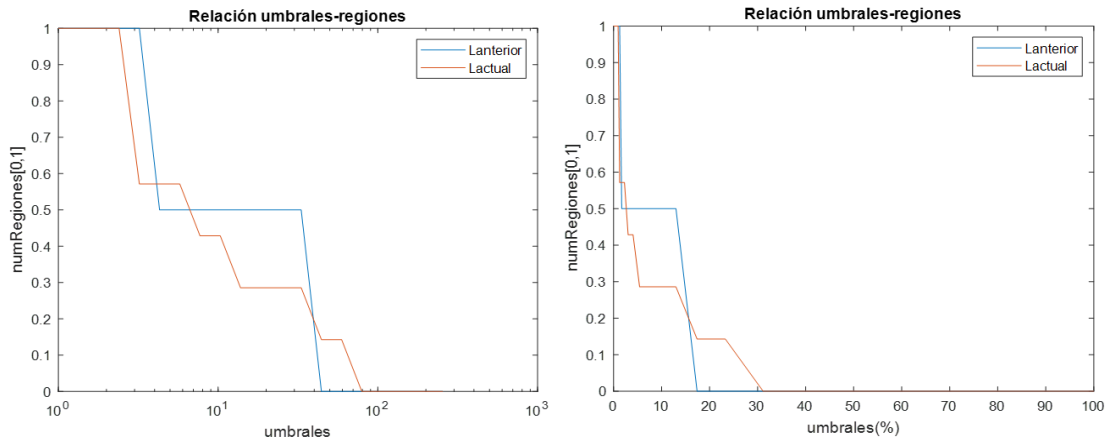


Figura 4-11: Imágenes de segmentado grueso de una lesión sin registrar

En la gráfica de la **figura 4-12** podemos observar que la curva de la primera lesión (azul) tiene dos escalones. Esto se debe a que la imagen segmentada de la primera imagen tiene tan solo dos colores, un marrón muy claro y un marrón un poco más oscuro. La curva de la segunda imagen (verde) decae de una manera más gradual debido a que presenta tonos intermedios de marrón, en vez de concentrarse en solo dos colores. En este caso se

hubieran obtenido resultados más precisos si el segmentado de las lesiones hubiera sido más fino, obteniendo más regiones. Por otra parte, el hecho de que el número de etiquetas sea escaso se debe a que estas imágenes son de un tamaño mucho más pequeño que la imagen tomada como referencia, debido a la regla de 3 aplicada en la función *obtenerRegiones*.

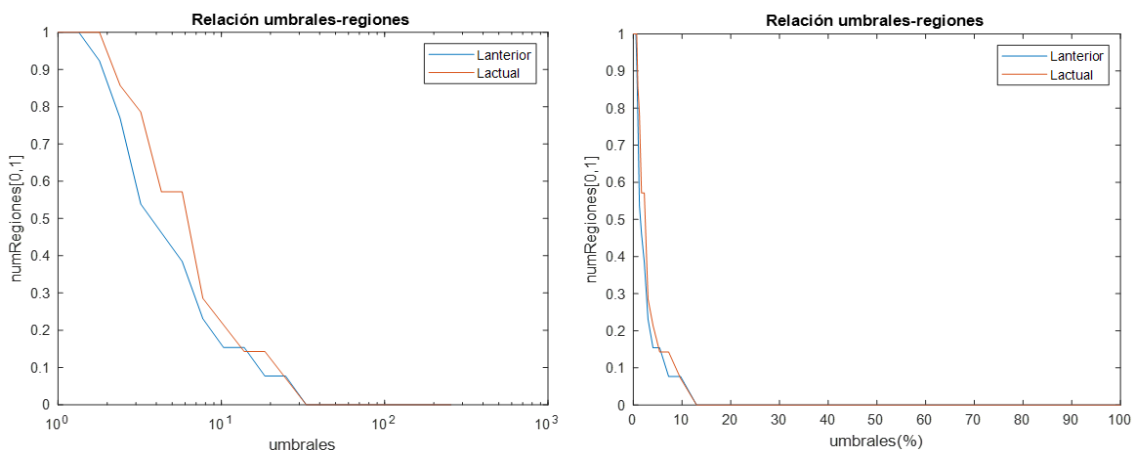


**Figura 4-12: Curvas de homogeneidad de una lesión sin registrar**

Para el caso en el que las imágenes de la lesión sí se han podido registrar (**figura 4-13**), el estudio de homogeneidad de color da como resultado las gráficas de la **figura 4-14**, en las que podemos observar que ambas curvas tienen la pendiente similar, que empieza a decaer antes la curva de la primera lesión (azul) debido a que tiene menor contraste (aunque este menor contraste sea muy poco perceptible), que se traduce en una componente  $L^*$  menor y, por tanto, distancias entre colores en el espacio  $L^*a^*b^*$  menores, y, por último, podemos observar que ambas curvas convergen en el mismo umbral ya que la distancia máxima entre colores de las dos imágenes es la misma.



**Figura 4-13: Imágenes de segmentado grueso de una lesión registrada**



**Figura 4-14: Curvas de homogeneidad de una lesión registrada**

# 5 Conclusiones y trabajo futuro

---

## 5.1 Conclusiones

Como conclusiones generales de este proyecto podríamos decir en primer lugar que no hay datasets adecuados para evaluar el funcionamiento del sistema por lo que las pruebas realizadas podrían variar si se realizaran con un dataset de evoluciones de verdad.

En segundo lugar, cabe destacar que es difícil obtener automáticamente los indicadores usados por los dermatólogos, ya que la información de muchos de ellos no está definida concretamente. A consecuencia de esto, los indicadores de evolución que partan de indicadores de una lesión individual también serán difíciles de implementar.

Por otra parte, las conclusiones particulares de haber realizado este proyecto podemos decir que son las siguientes:

- La segmentación de una imagen a la hora de obtener una máscara binaria de la lesión tiene especial relevancia a la hora de medir el crecimiento de una lesión.
- A pesar de que se realiza una normalización de color en la que se trata de disminuir el efecto de pérdida de luminosidad del dermatoscopio, esta normalización no es suficiente, pues distintos dermatoscopios, momentos del día o estancias en las que se toma cada imagen dan lugar a imágenes de diferentes luminancias y cromas.
- La comparación de las imágenes de segmentación fina y gruesa, de una misma lesión, realizadas con la función *obtenerRegiones* puede aportarnos información extra sobre las estructuras de color presentes en la imagen de manera que, si en la imagen de segmentación fina obtenemos un porcentaje de un color concreto notablemente mayor que el porcentaje de ese mismo color en la imagen de segmentado grueso, significaría que existen pequeñas estructuras de ese color que, al hacer la segmentación gruesa, se mezclan con los píxeles de su alrededor y dejan de ser apreciables.
- Respecto a la homogeneidad de las lesiones, cuanto más rápido decaigan las curvas de número de regiones, significa que más homogéneas son. Si las curvas decaen muy rápido pero luego tardan en converger a 0 significa que los colores similares de las lesiones están colocados cerca unos de otros, como si fueran agrupaciones. Si, por el contrario, la curva decayera de manera lenta significaría que la lesión presenta colores dispersos por todo el cuerpo de la lesión.

## 5.2 Trabajo futuro

Dado que el tiempo es finito y que el tema de este TFG es muy extenso como para resolverlo en un solo proyecto, debemos hablar del trabajo futuro que se podría realizar a partir de los resultados obtenidos y de información que he ido encontrando a lo largo de la elaboración de este proyecto.

En primer lugar, me gustaría destacar que conseguir colaborar con un hospital que proporcione imágenes de lesiones en las que se pueda apreciar su evolución sería necesario para apurar la precisión de este sistema de software o cualquier otro que tenga relación con el tema que concierne a este proyecto.

En segundo lugar, uno de los puntos más importantes para comparar imágenes en color sería conseguir una normalización de color que también tenga en cuenta las componentes de cromaticidad. En relación a esto encontré el artículo [17] en el que se trata de mejorar la clasificación de lesiones cutáneas reduciendo el efecto de las diferentes iluminaciones de las imágenes. Para ello estiman el color de la luz y luego transforman cada una de las imágenes. En el artículo se concluye que el mejor algoritmo de estimación del color de la luz es el algoritmo *Shades of Gray*.

Sobre la característica de simetría, en este proyecto se extrae información sobre la simetría de bordes, pero no sobre la simetría de estructuras, que es la característica que se tiene en cuenta en el método de Menzies. Relacionado con esto se han encontrado dos trabajos: uno de ellos trata de extraer la simetría de manera general a partir de las imágenes de las lesiones en blanco y negro [18] mientras que en el otro se utiliza la excentricidad de la máscara binaria de las lesiones y, analizando los componentes más relevantes de la lesión, una transformación de la imagen [19].

Con respecto a la obtención de las regiones, como ya hemos visto, una adaptación de *superpixels* en la que se pudiera elegir el número de etiquetas que se le atribuyen a la lesión podría mejorar los resultados de la extracción de características. También se podría utilizar el algoritmo *Mean-Shift* para la segmentación en regiones, que además agruparía en regiones con el mismo etiquetado a las zonas que tuvieran el color parecido dentro de un ancho de banda [20].

A partir de la comparación de las imágenes de segmentado fino y grueso y de la imagen original se podría mirar la manera de implementar un extractor de retículo pigmentado atípico, ya que se ha visto en este trabajo que una parte de esta estructura sería apreciable en el segmentado fino mientras que en segmentado grueso no y en el caso de un retículo pigmentado típico no aparecería en ninguna de las imágenes de segmentación.

Por último, el método de evaluación visual de evolución, que consiste en la superposición de las máscaras de presencia de una estructura dentro de la lesión en ambas imágenes, podría utilizarse no solo para comparar las áreas de las estructuras sino para comprobar en imágenes de piel en las que haya muchos lunares si han aparecido lunares nuevos.

## Referencias

---

- [1] American Cancer Society. Cancer Facts & Figures 2019. American Cancer Society. Atlanta, Ga.
- [2] Fitzpatrick, T., Freedberg, I. y Wolff, K. *Fitzpatrick's dermatology in general medicine*. Editorial Mc Graw-Hill. 1999.
- [3] Ge, Z., Demyanov, S., Chakravorty, R., Bowling, A., & Garnavi, R. (2017). Skin disease recognition using deep saliency features and multimodal learning of dermoscopy and clinical images. In M. Descoteaux, L. Maier-Hein, A. Franz, D. L. Collins, & S. Duchesne (Eds.), *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2017 : 20th International Conference, Quebec City, QC, Canada, September 11–13, 2017 Proceedings, Part III* (pp. 250-258). (Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics); Vol. 10435 LNCS). Cham Switzerland: Springer. doi: 10.1007/978-3-319-66179-7\_29
- [4] Palacios-Martínez, D., y Díaz-Alonso, R. (2017). Dermatoscopia para principiantes (i): características generales. *SEMERGEN - Medicina De Familia*, 43(3), pp. 216-221. doi: 10.1016/j.semerg.2015.11.009
- [5] Zhen, M. and Tavares, S. (2016). A novel approach to segment skin lesions in dermoscopic images based on a deformable model. *IEEE Journal of biomedical and health informatics*, 20(2), pp. 615-623. doi: 10.1109/JBHI.2015.2390032
- [6] Goldman, L. and Schafer, A. *Examination of the skin and an approach to diagnosing skin diseases*. In: Goldman-Cecil Medicine. 25th ed. Philadelphia, Pa.: Saunders Elsevier; 2016.
- [7] Alcántara, P., y Menárguez, J. (2013). Dermatoscopia en Atención Primaria. *Actualización De Medicina De Familia (AMF)*, 9(6), 331-339. Recuperado de [http://amf-semfyc.com/web/downloader\\_articuloPDF.php?idart=1151&id=Uso\\_adequado\(4\).pdf](http://amf-semfyc.com/web/downloader_articuloPDF.php?idart=1151&id=Uso_adequado(4).pdf).
- [8] Colegio Ibero-Latino-Americano de Dermatología. (2004). Criterios dermatoscópicos para el diagnóstico del melanoma. *Medicina Cutánea Ibero-Latino-Americana*, 32(1), 3–17. Recuperado de <https://www.medigraphic.com/pdfs/cutanea/mc-2004/mc041b.pdf>.
- [9] Menzies, S., Ingvar, C., Crotty, K. and McCarthy, W. *Frequency and morphologic characteristics of invasive melanomas lacking specific surface microscopic features*. *Arch Dermatol* 1996; 132; 11, pp. 78-82
- [10] Argenziano, G., Soyer H., De Giorgio V., Piccolo, D., Carli, P., Delfino, M., Ferrari, A., Hofmann-Wellenhof, R., Massi, D., Mazzocchetti, G., Scalvenzi, M. and Wolf, I. (2000). *Interactive atlas of Dermoscopy*. Milan: Edra Medical Publishing and New Media.
- [11] Navarro, F., Escudero-Viñolo, M., and Bescós, J. (10 de abril de 2018). Accurate Segmentation and Registration of Skin Lesion Images to Evaluate Lesion Change. *IEEE Journal Of Biomedical And Health Informatics*, 23(2), pp. 501-508. doi: 10.1109/jbhi.2018.2825251
- [12] Muñoz, A. V. (2013). Color psicofísico. Espacio de color RGB-XYZ. Medida del color. In Editorial Club Universitario (Ed.), *Principios de color y holopintura* (pp. 111–122). Alicante, España: Editorial Club Universitario.

- [13] Singh, A., Swarup, A., Agarwal, A. and Singh, D. (2017). *Vision based rail track extraction and monitoring through drone imagery*. ICT Express. doi: 10.1016/j.ict.2017.11.010.
- [14] Martínez-Martínez, Álvaro (2014). *Clasificación de imágenes dermatoscópicas*. Proyecto Fin de Carrera / Trabajo Fin de Grado, E.T.S.I. y Sistemas de Telecomunicación (UPM), Madrid. Recuperado de <http://oa.upm.es/33039/>.
- [15] Collaguazo-Valencia, F. E. (2018). Implementación de un Sistema de Detección Temprana de Melanoma Humano usando el software Matlab. 95 hojas. Quito : EPN. Recuperado de <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/19664>.
- [16] Celebi, M., Schaefer, G., Iyatomi, H. and Stoeker, W. (2009). Lesion border detection in dermoscopy images. *Comput. Med. Imag. Graph.*, 33(2), pp. 148-153. doi: 10.1016/j.compmedimag.2008.11.002
- [17] Barata, C., Marques, J. and Celebi, M. (2015). Improving Dermoscopy Image Classification Using Color Constancy. *IEEE Journal Of Biomedical and Health Informatics*, Vol.19, No.3. doi: 10.1109/JBHI.2014.2336473
- [18] Technion, E. and Haifa, T. *Detecting Symmetry in Grey Level Images : The Global Optimization Approach Nahum Kiryati and Yossi Gofman*. Recuperado de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1.9796&rep=rep1&type=pdf>
- [19] Asunción-Batugo, G. and Delgado-Gómez, D. (2012). *Reconocimiento automático de melanomas mediante técnicas de visión por ordenador y reconocimiento de patrones*.(TFG). Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10016/17028>
- [20] Comaniciu, Dorin; Peter Meer (May 2002). "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 24 (5): 603–619. doi:10.1109/34.1000236
- [21] ACME, Librería Ciencia y Medicina. Dermatoscopio Dermlite DL200 HR. [figura] <https://www.libreriacienciaymedicina.com/aparatos-de-diagnostico/962-dermatoscopio-dermlite-ii-pro-hr.html>
- [22] OzSkinScan Skin Cancer and Medical Aesthetics. MoleMax High Definition System. [figura]. <https://www.ozskinscan.com/skincancerclinic/molemaxhighdefinitionsystem/>
- [23] ISIC Archive. Recuperado de: <https://www.isic-archive.com/#!/topWithHeader/onlyHeaderTop/gallery>
- [24] Stone, P. Figura de libre distribución. Recuperado de [http://www.peterstone.name/Maplepgs/images/Colour\\_cube.jpg](http://www.peterstone.name/Maplepgs/images/Colour_cube.jpg)
- [25] MathWorks. Illustration of the HSV Color Space. [figura]. Recuperado de: <https://es.mathworks.com/help/images/convert-from-hsv-to-rgb-color-space.html>
- [26] Konica Minolta. Entendiendo El Espacio de Color CIE L\*A\*B\*. [figura]. Recuperado de: <http://sensing.konicaminolta.com.mx/2014/09/entendiendo-el-espacio-de-color-cie-lab/>
- [27] CIE International Commission on Illumination, Recommendations on Uniform Color Spaces, Color-Difference Equations, Psychometric Color Terms, Supplement No. 2 to CIE Publication No. 15, Colorimetry, 1971 and 1978. Spring 1977. doi: 10.1002/j.1520-6378.1977.tb00102.x

