

# Computerized Diagnosis of Melanocytic Lesions Based on the ABCD Method

Deysi Natalia Leguizamón Correa<sup>1</sup>, Laura Raquel Bareiro Paniagua<sup>2</sup>,  
José Luis Vázquez Noguera<sup>1</sup>, Diego P. Pinto-Roa<sup>1</sup> y Lizza A. Salgueiro Toledo<sup>3</sup>  
{deysi.leg, laurabareiro, joseluaster, dppintoroa, salgueiro.liza}@gmail.com

<sup>1</sup>Universidad Nacional de Asunción, Facultad Politécnica

<sup>2</sup>Universidad Nacional de Asunción, Centro Nacional de Computación

<sup>3</sup>Universidad Nacional de Asunción, Facultad de Ciencias Médicas

**Abstract:** Melanoma is a type of skin cancer and is caused by the uncontrolled growth of atypical melanocytes. In recent decades, computer aided diagnosis is used to support medical professionals; however, there is still no globally accepted tool. In this context, similar to state-of-the-art we propose a system that receives a dermatoscopy image and provides a diagnostic if the lesion is benign or malignant. This tool is based on next modules: Preprocessing, Segmentation, Feature Extraction and Classification. Preprocessing involves the removal of hairs. Segmentation is to isolate the lesion. Feature extraction is considering the ABCD dermoscopy rule. The classification is performed by the Support Vector Machine. Experimental evidence indicates that the proposal has 90.63 % accuracy, 95 % sensitivity and 83.33 % specificity on a dataset of 104 dermatoscopy images. These results are favorable considering the performance of diagnosis by traditional progress in the area of dermatology.

**Index Terms**—Melanoma, Automatic Diagnosis, Image Processing, Machine Learning.

## I. INTRODUCCIÓN

La presencia de lesiones melanocíticas en la piel se hace cada vez más común, y una temprana detección se vuelve vital para la toma de decisión en cuanto al tratamiento que se debe seguir. Existen dos tipos de lesiones melanocíticas: las benignas o *nevus* y las malignas o *melanoma*. Este último es un cáncer de piel producido por el crecimiento descontrolado de los melanocitos [1]. Esta enfermedad podría ser asintomática para el paciente especialmente en etapas tempranas por lo que la inspección dermatológica es de vital importancia [2]. La propagación de los melanocitos por todo el cuerpo y su carácter asintomático lo convierten en el cáncer de piel más letal [3]. En los últimos años se han desarrollado nuevos métodos de diagnóstico no invasivos a fin de detectar precozmente las lesiones melanocíticas con características de malignidad, disminuir las biopsias innecesarias y acreditar la toma de decisiones en cuanto a la conducta del tratamiento que sugiera el especialista [4]. El diagnóstico precoz del melanoma es crucial debido a la ausencia de tratamientos eficaces en la enfermedad avanzada [5].

El melanoma conforma menos del 5 % de los casos de cáncer de piel, pero es causa del 75 % de las muertes que se dan por este tipo de cáncer [6]. Existe un incremento vertiginoso de casos de melanoma, se estima que cada año se producen

en el mundo 132.000 casos y mueren aproximadamente 66.000 personas por causa de éste y otros tipos de cáncer de piel [7]. Los factores determinantes están dados por el calentamiento global, la exposición continua sin protección a los rayos solares, y las camas solares aumenta las probabilidades de contraer melanoma [8].

### I-A. Planteamiento del problema

- Las técnicas utilizadas por los dermatólogos para el diagnóstico dependen en gran medida de la precisión del profesional, y la experiencia en el diagnóstico de melanoma como se menciona en Zhou et al. [9].
- Un mal diagnóstico se traduce en la realización de biopsias innecesarias para pacientes sanos y la propagación del cáncer en pacientes enfermos, en Ganster et al. [10].
- La tarea de diagnóstico por el especialista comúnmente se realiza bajo factores asociados al entorno visual que podrían provocar la imprecisión del análisis [8].

### I-B. Objetivo General

Desarrollar una herramienta de soporte al diagnóstico no invasivo de lesiones en fases temprana con sensibilidad y especificidad de 89 % y 79 % respectivamente [5], utilizando la regla ABCD. La herramienta, basada en técnicas de procesamiento digital de imágenes y máquinas de aprendizaje, debe indicar si la imagen corresponde a una lesión benigna o maligna.

### I-C. Objetivos Específicos

- Eliminar totalmente los pelos que cubren la lesión.
- Realizar una buena segmentación de la lesión.
- Encontrar las características relevantes que indiquen malignidad.
- Construir, entrenar y validar un clasificador binario con las características obtenidas.

Este trabajo queda organizado de la siguiente manera: En la sección II se presentan los conceptos de las lesiones melanocíticas y los métodos de diagnóstico tradicionales. En la sección III se detallan las herramientas y algoritmos utilizados en la metodología propuesta. En la sección IV se presentan

los experimentos realizados y los resultados obtenidos. En la sección V se realiza una discusión sobre los resultados obtenidos. En la sección VI se presentan las conclusiones finales tras los experimentos y análisis de resultados del proyecto, por último los trabajos futuros.

## II. LA PIEL Y LAS LESIONES MELANOCÍTICAS

La piel es el órgano más grande del cuerpo humano y está constituida por tres capas principales, la epidermis (capa externa de la piel), la dermis (capa interna de la piel) y la hipodermis (constituida por adipositos que producen y almacenan grasa) [1]. En la epidermis se encuentran numerosas células, como son las células escamosas, las células basales o las células llamadas melanocitos como se puede observar en la Figura 1. Estas últimas son las encargadas de producir una sustancia llamada melanina, que es el pigmento que da color a la piel [1].

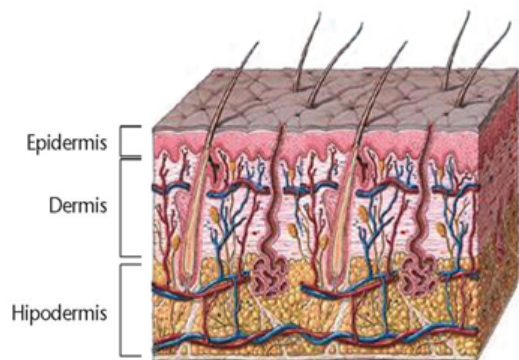


Figura 1: Capas de la piel [11]

Ante una lesión pigmentada de la piel se encuentran 2 grupos: las lesiones no melanocíticas y las lesiones melanocíticas [5]. Las lesiones melanocíticas se clasifican entre lesiones benignas, y las malignas, que por sus características podrían convertirse en melanoma [4]. Este trabajo se concentra en el estudio de las lesiones melanocíticas debido a la característica de mortalidad del melanoma.

### II-A. Melanoma

El melanoma es producido por el crecimiento descontrolado de las células que acumulan pigmento (melanocitos), de esta manera puede propagarse ampliamente sobre el cuerpo a través de los vasos linfáticos y los vasos sanguíneos, atribuyendole su principal característica de mortalidad [2].

#### II-A1. Causas

Los factores que provocan el cáncer de piel son diversos, sin embargo el 86 % de melanomas se debe a la exposición a la radiación ultravioleta (UV) del sol [12]. Existen una serie de factores que aumentan el riesgo de padecer melanoma [13] como: la presencia de nevos atípicos, la presencia de nevos en una cantidad superior a 40 unidades, presencia de nevos congénitos, tener antecedentes familiares de nevos atípicos, de melanoma, o, haber estado expuesto muchas horas a rayos ultravioleta (sol, UVB, UVA) aunque tenga la piel totalmente bronceada.

### II-B. Dermatoscopia

La dermatoscopia es una técnica no invasiva de diagnóstico por imagen que se utiliza para la observación de las lesiones de la piel, permitiendo visualizar estructuras de la epidermis y la dermis [14]. En esta técnica es utilizada un instrumento llamado dermatoscopio, que se compone de una fuente de luz y un sistema de amplificación de la imagen [8]. En la Figura 2(a) se observa una imagen tomada con cámara normal mientras tanto que en la Figura 2(b) se aprecia una imagen tomada con el dermatoscopio, ofreciendo una mejor visualización de las características de la zona de interés.

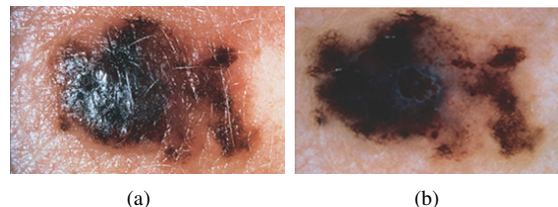


Figura 2: Confrontación de Imágenes (a) Imagen clínica (b) Imagen dermatoscópica [15]

La utilización de esta técnica alcanza 89 % de sensibilidad, y 79 % de especificidad del profesional [5], [2]. Es por esto que la dermatoscopia en el diagnóstico de las lesiones es de vital importancia en lesiones poco expresivas y en etapas tempranas [16], [17].

### II-C. Métodos de Diagnóstico Dermatológico

El método de diagnóstico comúnmente aceptado en Dermatología es el Analisis en 2 etapas, en donde la primera etapa se analiza la lesión de la piel para determinar si la misma es no melanocítica o melanocítica; y posteriormente se analiza para ver si la lesión melanocítica es maligna o benigna (segunda etapa) [18], [3], [19].

En la primera etapa es importante detectar características resaltantes de las lesiones melanocíticas o lesiones melanocíticas (para un mejor estudio consultar en [14] y [20]). En la segunda etapa se requiere de métodos de análisis exhaustivo y minucioso [5] para el diagnóstico de lesión benigna o maligna. Existen varios métodos utilizados frecuentemente como son, el Análisis de Patrones en Zalaudek et al. [21], el Método de Menzies en Menzies et al. [22], la regla de los 7 puntos en Argenziano et al. [23] y la regla ABCD en Stolz et al. [24], este último es utilizado en este trabajo.

### II-D. Regla del ABCD

Desarrollado por Stolz [24] en 1993, analiza 4 criterios: asimetría, bordes, color y estructuras dermatoscópicas.

La *Asimetría* es el patrón generado por el crecimiento descontrolado de la lesión, se mide dividiendo la lesión pigmentada en 2 ejes, buscando la mejor simetría posible [5], [25]. En la Figura 3 se puede ver una lesión simétrica y una asimétrica con los 2 ejes marcados. El primer eje se traza sobre la parte más alargada de la lesión y recibe el nombre de eje principal, el segundo eje es trazado de forma perpendicular al eje principal.

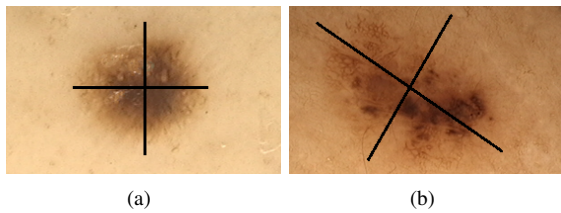


Figura 3: Lesión Melanocítica (a) Simétrica (b) Asimétrica.

Los *Bordes* son patrones asociados a las terminaciones anormales de color que poseen las lesiones melanocíticas, es decir, los bordes poseen una variación de colores. Se divide el área de interés por 8 segmentos. En la Figura 4 se observan los bordes normales señalados con una X, los demás se consideran como abruptos.

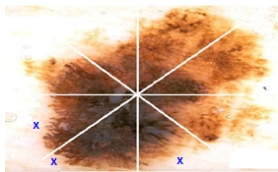


Figura 4: Bordes de una lesión dividido por 8 segmentos.

El *Color* es relacionado al exceso de melanina bajo la superficie de la lesión, provocando un color diferente en una concentración de píxeles sobre una región específica. Se tienen en cuenta 6 colores: blanco, marrón claro, marrón oscuro, azul gris, rojo y negro. La presencia de mayor cantidad de colores implica inclinación maligna. A modo de ejemplo se muestra la Figura 5 donde se señala la presencia de los colores rojo (cuadro negro) y marrón claro (cuadro rojo).

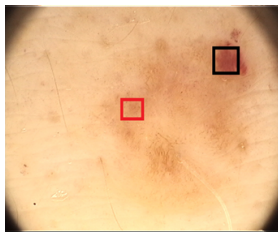


Figura 5: Imagen de Lesión pigmentada con presencia de diferentes colores.

Las *Estructuras Dermatoscópicas* que se consideran se detallan a continuación:

1. **Ramificaciones Lineales:** Deben ser más de 2 ramificaciones. Se consideran ramificaciones lineales tanto a los pseudópodos y a las proyecciones radiales.
2. **Retículo Pigmentado Atípico:** Consiste en una conexión de líneas entrecruzadas que provocan la generación de huecos, regulares o irregulares. Las líneas indican mayor cantidad de melanina en esa región.
3. **Áreas desestructuradas:** Corresponden a zonas de la lesión melanocítica en la que no pueden distinguirse estructuras en su interior. Debe comprender más del 10% de la lesión.

4. **Puntos:** Son estructuras circulares pigmentadas de 0,1 mm. Deben ser más de 2 puntos. Son casi invisibles a simple vista.
5. **Glóbulos:** Son estructuras pigmentadas de mayor tamaño que los puntos (mayores a 0,1 mm). Tanto los puntos, como los glóbulos pueden ser de coloración negra, marrones o azules. Deben ser más de 2 glóbulos.

## II-E. Estado del Arte

A continuación se presentan algunos trabajos reportados en el estado del Arte que proponen sistemas de diagnóstico automatizado.

En Batugo [1] se propuso un sistema de diagnóstico automatizado para la detección de melanomas, compuesto por los siguientes módulos: El *preprocesamiento* que consiste en la eliminación de bordes o márgenes que no deben estar presentes en la imagen en el momento del análisis. También se busca aislar los objetos ajenos a la lesión, como los pelos. La *segmentación* propuesta se realizó por medio del método de clustering mediante mezclas gaussianas; La *extracción de características* se realizó basándose en la regla del ABCD. La *clasificación* se realizó por medio del clasificador Discriminante Lineal [26], para obtener el diagnóstico utilizando las características extraídas previamente. Las pruebas se realizaron con 100 imágenes cuyo diagnóstico se detalla de la siguiente manera: 29 melanomas, 71 nevus. La evaluación del sistema obtuvo una sensibilidad de 79,31% y una especificidad de 71,83%.

Similar al anterior trabajo, Oliveira [27] se desarrolló un sistema de diagnóstico de lesiones pigmentadas formado por 4 módulos: El preprocesamiento de imágenes se realizó mediante el filtro de difusión anisotrópica [28] para eliminar el ruido. El módulo de segmentación se realizó mediante el método de Chan Vese [29]. La extracción de características se realizó utilizando la regla ABC-T (Asimetría, Borde, Color, Textura). La última característica fue agregada de manera a considerar las lesiones queratocíticas la cual es una anomalía de la piel que aparece como costras sobre la superficie de la misma. La clasificación se realizó mediante el clasificador SVM (*Support Vector Machine*) [30]. La evaluación según las métricas sensibilidad y especificidad fueron respectivamente 73,81% y 76,67%. El banco de imágenes se conformó por 408 imágenes digitales de los cuales 62 son nevus, 86 imágenes con queratosis y 260 melanomas.

Em Rahman et. al. [31] se combinaron diferentes clasificadores con el fin de desarrollar un sistema de reconocimiento automático de melanoma utilizando imágenes dermatoscópicas. Para la segmentación se utilizó el algoritmo de clustering, Fuzzy C-means [32]. Luego aplicaron apertura y cierre morfológico para eliminar el ruido y suavizar el borde, obteniendo de este modo el contorno de la lesión. Para la clasificación de las lesiones de la piel se utilizó la combinación de la tecnología del clasificador SVM, GML [33] y K-NN [34]. Se obtuvieron los siguientes resultados: 62,50% de especificidad y 83,75% de sensibilidad, de un total de 358 imágenes dermatoscópicas utilizando 40% para entrenamiento y el 60% para las pruebas.

En Alcon et. al. [35] se propuso un sistema de diagnóstico de lesiones pigmentadas. La segmentación realizó utilizando

el método de Otsu [36]. Las características fueron extraídas por el método ABCD, totalizando 55 características. La clasificación se realizó por medio del clasificador K-NN. Las pruebas realizadas sobre el total de 152 imágenes digitales, arrojaron los siguientes resultados: 45 nevus y 107 melanoma correspondiente a una especificidad 68 % y sensibilidad 94 %.

En Celebi et. al. [37] se presenta un enfoque metodológico para la clasificación de las lesiones pigmentadas de la piel utilizando imágenes dermatoscópicas. Para el preprocesamiento utiliza filtro de la mediana. Para la segmentación, utiliza método de umbralización Otsu. En la extracción de características se utilizaron las siguientes características: el área de la lesión, relación de aspecto, asimetría, compacidad. Para la clasificación utilizaron SVM y en los experimentos realizados sobre un conjunto de 564 imágenes produjeron una especificidad del 92,34 % y una sensibilidad del 93,33 %.

Es importante destacar que existen varios trabajos relacionados que no siguen alguna regla dermatológica para encontrar el diagnóstico, ya que proponen el estudio de características como el color y la textura de la lesión de forma específica, como los reportados en [38], [39], [40], [41], [42] y [43]. Este tema genera controversia en cuanto a la utilización o no de métodos de diagnóstico aprobados por los dermatólogos [38]. En ese contexto, este trabajo prefiere seguir la línea aceptada por los mismos, como lo es la regla del ABCD, desarrollando técnicas que cumplan los requerimientos de la comunidad dermatológica y de esta forma mejorar el desempeño reportado en el estado del arte.

### III. METODOLOGÍA PROPUESTA

Basados en los trabajos del estado del Arte se propone 4 módulos principales: Preprocesamiento, Segmentación, Extracción de características y Clasificación.

#### III-A. Módulo 1: Preprocesamiento

El obstáculo principal para el estudio de lesiones es la presencia de pelos en la imagen dermatoscópica, como se puede observar en la Figura 6, por lo que se expone la metodología aplicada para extraer los mismos.

##### III-A1. Eliminación de Pelos

Se recibe una imagen  $f_d$  (Imagen dermatoscópica melanocítica) para la eliminación de los pelos, a la que se aplica el operador bottom-hat en cada canal del espacio RGB. Luego se toma el valor máximo entre los 3 canales, mostrada en la Figura 7(b). Seguidamente se aplica el algoritmo de Otsu [36] para binarizar la imagen, el resultado de esta operación se aprecia en la Figura 8(a), y se utiliza como máscara para pintar los pelos en un color muy diferente a la lesión, en este caso verde, mostrada en la Figura 8(b). Por último se aplica *Inpainting* propuesto por [44], el cual es un algoritmo de restauración de imagen que utiliza la información del resto de la misma para reconstruir las áreas asociadas a los pelos. La salida de este módulo es una imagen  $f_p$ , mostrada en la Figura 9, que al mismo tiempo es la entrada al siguiente módulo (segmentación).



Figura 6: Imagen con gran cantidad de pelos.

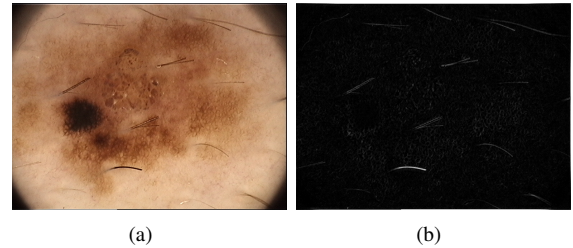


Figura 7: Realce de Pelos (a) Imagen de entrada y (b) Imagen en escala de grises resultante de Bottom-hat.

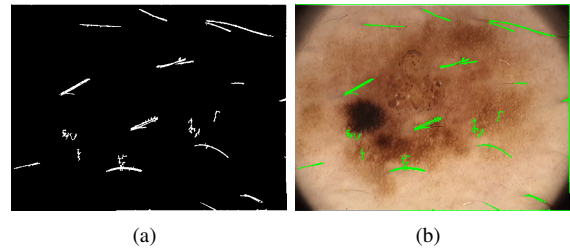


Figura 8: Proceso de la eliminación de pelos.(a) Imagen Binaria de Pelos (b) Máscara de Pelos.

#### III-B. Módulo 2: Segmentación

En esta fase se trabaja sobre la imagen  $f_p$  en escala de grises Figura 10(a). Para eliminar los picos de intensidad entre píxeles, se aplica el filtro de la mediana con un tamaño de ventana 4x4. El nivel de gris de cada punto se reemplaza el valor de gris de un punto por la mediana de los niveles de gris de una cierta vecindad, la imagen resultante es mostrada en la Figura 10(b).

Se realiza el ajuste de los valores de intensidad de la imagen utilizando el valor de gamma = 0.01, de manera a disminuir el ruido, como se observa en la Figura 11(a).



Figura 9: Imagen Resultante sin pelos.

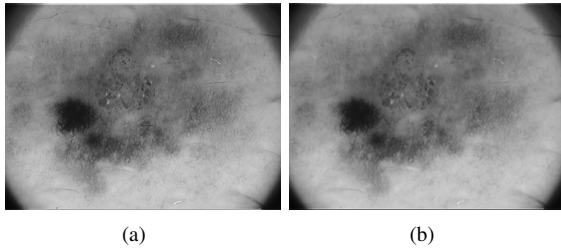


Figura 10: Preparación de la Imagen (a) Imagen en escala de Grises (b) Resultados del filtro de la mediana.

Para mejorar el contraste de la imagen, de tal forma que pueda resaltar la lesión, se utiliza el algoritmo de mejora de contraste CLAHE (Ecuilización de histograma Adaptativo con contraste limitado) [45], con Clip Limit = 0.01 y con regiones contextuales iguales a 2x2 (ver Figura 11(b)). Una vez mejorada la imagen, el umbral es calculado con el Algoritmo de Umbralización Automática Máxima Entropía [46] y la máscara binaria resultante de esta etapa puede ser vista en la Figura 12(a). La imagen de la lesión asociada a la máscara binaria puede apreciarse en la Figura 12(b).

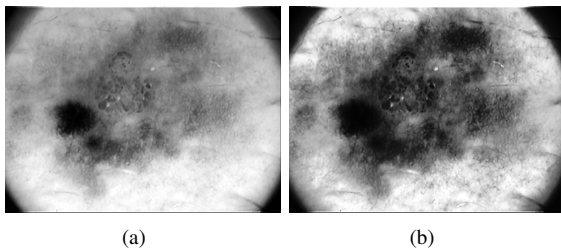


Figura 11: Mejora de la Imagen (a) Ajuste de Intensidad (b) Ecuilización de Histograma.

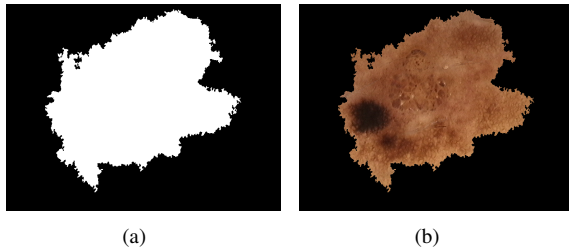


Figura 12: Máscaras Resultantes (a) Máscara Binaria (b) Imagen RGB asociada.

### III-C. Módulo 3: Extracción de Características

En este trabajo se utiliza la regla ABCD para el diagnóstico del Melanoma. En ese sentido las características a ser extraídas son: Asimetría, Borde, Color, Patrón Reticular, Puntos y Glóbulos, Áreas Desestructuradas, Pseudópodos.

#### III-C1. Asimetría

Esta característica se obtiene por medio del índice de asimetría que se calcula mediante una combinación de instrucciones. Este índice indica cómo de asimétrica es la lesión, es decir, que cuanto mayor sea el valor del mismo, la lesión es

más asimétrica y cuanto menor sea, más simétrica es la lesión. La lesión segmentada mostrada en la Figura 13(a), es rotada a través de su centroide y es mostrada en la Figura 13(b).

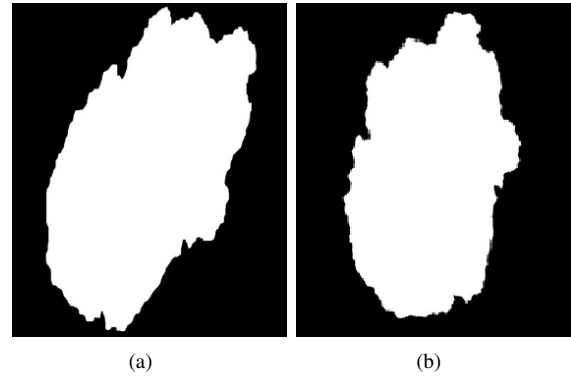


Figura 13: Imagen segmentada (a) Original (b) Rotada.

Una vez rotada la lesión es dividida por medio del eje principal, como se aprecia en la Figura 14(a) y posteriormente, dividida por el eje secundario, en la Figura 14(b) se observa la lesión dividida por el eje secundario.

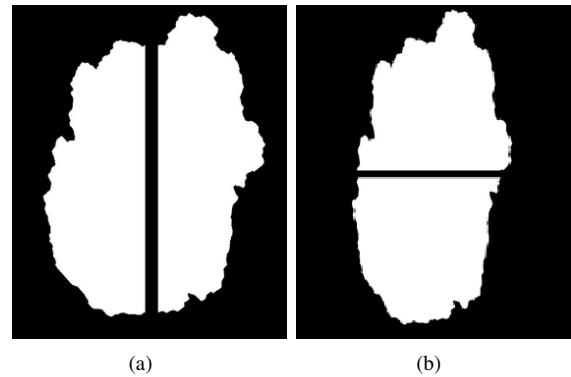


Figura 14: Análisis de la Asimetría de la Lesión (a) Eje principal (b) Eje Secundario.

El índice de asimetría  $AI$  es calculado por la expresión (1)

$$AI = \frac{1}{2} \sum_{em=1}^2 \frac{\Delta A_{em}}{A_{TL}} \quad (1)$$

donde  $em = 1$  es el eje mayor y  $em = 2$  es el eje menor,  $\Delta A_{em}$  es el área de la lesión no superpuesta y  $A_{TL}$  es el área de la lesión. De esta forma se obtiene la primera característica y es denotada por  $C_a$ .

#### III-C2. Bordes

Para el análisis del borde, la lesión es dividida en 8 regiones. Cada sector obtenido, como el de la Figura 15, es analizado por separado. De esta manera, si el color de la lesión varía desde el centro hacia el borde se dice que es un borde abrupto, de lo contrario es un borde normal o regular, las lesiones con terminaciones abruptas son asociadas al melanoma. La variación del color en los bordes se mide calculando la varianza desde el centro de la lesión hasta el borde de la

misma, donde valores altos de varianza indica un borde con terminación abrupta, y valores bajos indica un borde normal.



Figura 15: Sector de la lesión.

De esta forma se obtiene la característica borde y es denotada por  $C_b$ .

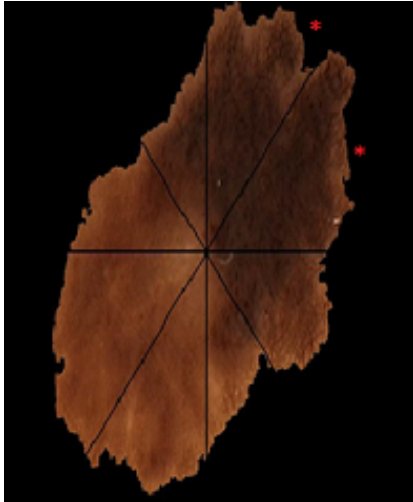


Figura 16: Lesión dividida en 8 regiones.

### III-C3. Color

En el estudio de esta característica, se tiene en cuenta 6 colores: marrón claro, marrón oscuro, azul-gris, rojo, negro y blanco. La presencia de estos colores sugieren la presencia de melanoma. Cada color se detecta por medio de la distancia euclidiana de cada píxel a las intensidades correspondientes a dicho color. En la Tabla I se presenta el valor de intensidad de cada color. Cuanto menor sea el valor de la distancia calculada sugiere cercanía a un color. En la Figura 17(a) se aprecia una lesión con la presencia del color azul-gris, y en la Figura 17(b), lesión que contiene los colores marrón oscuro y marrón claro.

La presencia de diferentes colores en la lesión apunta a un diagnóstico positivo de Melanoma. Para la presencia del color las características obtenidas son: marrón claro denotado por  $C_{cmc}$ , marrón oscuro denotado por  $C_{cmo}$ , azul-gris denotado por  $C_{cag}$ , rojo denotado por  $C_{cr}$ , negro denotado por  $C_{cn}$  y blanco denotado por  $C_{cb}$ , representadas por el vector  $C_c$ , que a su vez está dado por:  $C_c = [C_{cmc}, C_{cmo}, C_{cag}, C_{cr}, C_{cn}, C_{cb}]_c$

Tabla I: Valores RGB y rgb para los colores.

Color	RGB	rgb
Blanco	(255,255,255)	(1.0 , 1.0 , 1.0)
Negro	(0,0,0)	(0.0 , 0.0 , 0.0)
Rojo	(255,0,0)	(1.0 , 0.0 , 0.0)
Marrón Claro	(205,133,63)	(0.80 , 0.52 , 0.25)
Marrón Oscuro	(101,67,33)	(0.40 , 0.26 , 0.13)
Azul-Gris	(0,134,139)	(0.0 , 0.52 , 0.54)

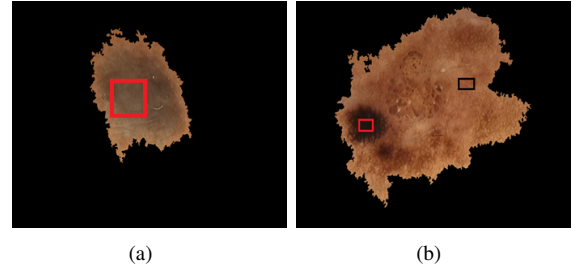


Figura 17: Lesiones con presencia de Color (a)Azul-Gris (b) Marrón Claro y Oscuro.

### III-C4. Estructuras Dermatoscópicas

Son diferentes patrones asociados al melanoma, comprende el estudio de 5 estructuras: ramificaciones lineales denotado por  $C_{rl}$ , retículo pigmentado atípico denotado por  $C_{rp}$ , áreas desestructuradas denotado por  $C_{ad}$ , puntos denotado por  $C_p$ , y glóbulos  $C_g$ . Este conjunto de características se representa por el vector  $C_{ed}$  definido por:  $C_{ed} = \{C_{rl}, C_{rp}, C_{ad}, C_p, C_g\}$ . A continuación se detalla el proceso de reconocimiento de estas características.

*Ramificaciones Lineales:* Los pseudópodos son proyecciones bulbosas y curvadas como se aprecia en la Figura 18(a), los bordes forman estructuras digitiformes (en forma de dedos).

Para detectar los pseudópodos, se analiza las varianzas de las distancias euclidiana entre el centroide y el borde de la lesión. La máscara binaria de la imagen original se observa en la Figura 18(b). A esta máscara se aplica el operador morfológico dilatación con un elemento estructurante de forma de disco de radio 1, Figura 18(c). El borde de la lesión resulta de la resta de la imagen dilatada y la imagen original, como se observa en la Figura 18(d). Se calcula la varianza como medida de dispersión de las distancias al borde, un valor alto sugiere la presencia de pseudópodos.

*Retículo Pigmentado Atípico:* Una característica relevante asociada al diagnóstico del melanoma es el retículo pigmentado atípico. En la Figura 19(a) se aprecia una lesión con reticulado, para diagnosticar como típico o atípico se realizará una serie de pasos, explicados a continuación.

Sobre la imagen de la lesión segmentada en escala de grises, Figura 19(b) se aplica detección de borde con un operador Laplaciano de Gauss (LOG) [47], el resultado se muestra en la Figura 19(c). Se observa las líneas cruzadas que forman una malla sobre la lesión y también el borde exterior de la lesión que debe ser removido. Con el objetivo de obtener solo los orificios formados, se calcula el borde y luego se subtrae de la Figura 19(c).

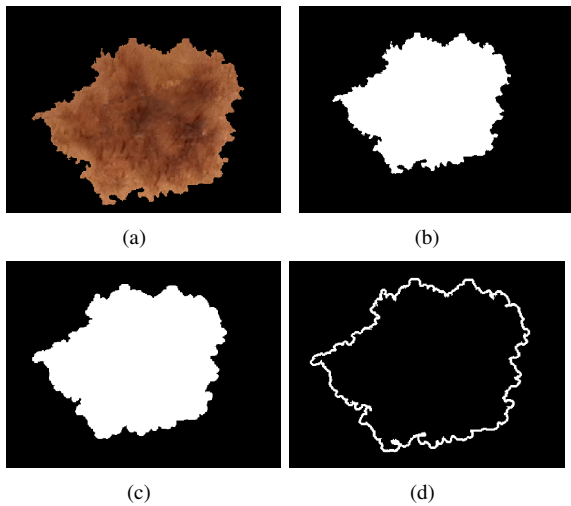


Figura 18: Obtención del Borde de la Lesión (a) Imagen de una lesión con pseudópodos. (b) Máscara Binaria Original (c) Imagen Dilatada (d) Resta de las Imágenes (b) y(c).

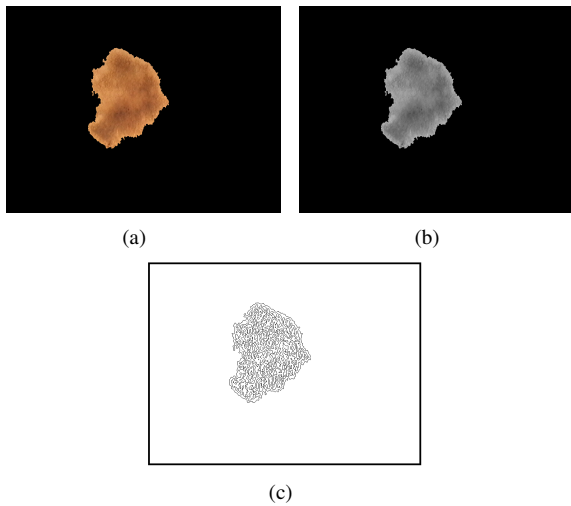


Figura 19: (a) Imagen de una lesión con retículo pigmentado (b) Imagen en escala de grises (c) Filtro LoG (Imagen invertida).

Para obtener el borde, se aplica el operador morfológico erosión con un elemento estructurante de forma de disco de radio 1 píxel y se resta de la máscara binaria original (gradiente morfológico), Figura 20(a). El borde resultante se puede apreciar en la Figura 20(b). Para eliminar el borde de la lesión, se resta el borde de la imagen mostrado en la Figura 20(b) de la imagen que contiene la máscara de las mallas, mostrado en la Figura 19(c) y el resultado se observa en la Figura 20(c). Una vez extraído el borde, se rellena los orificios formados por el reticulado, como se observa en la Figura 20(d). Por último se eliminan los puntos y pequeñas áreas con filtrado de área menores a 30 píxeles, la imagen final se ve en la Figura 20(e). Se analiza el área de cada zona, si no se encuentra mucha variación entre las áreas el retículo pigmentado es atípico.

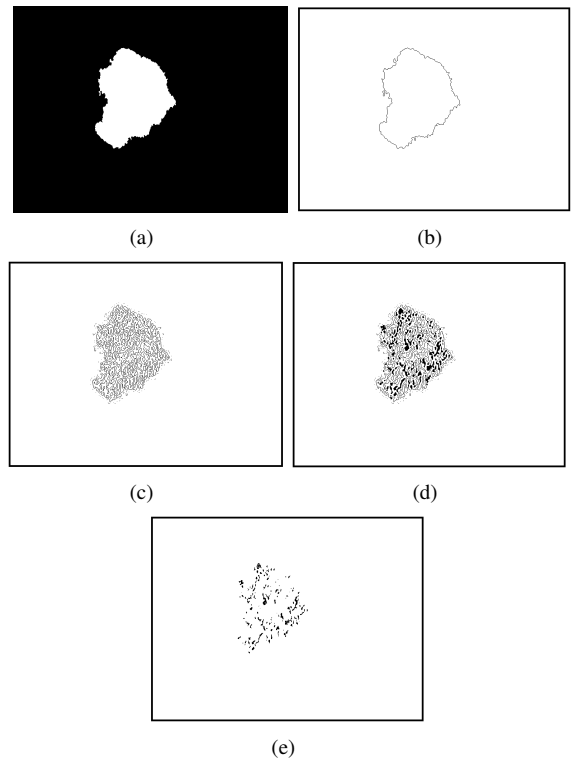


Figura 20: Obtención del Borde de la Lesión (a) Máscara binaria original (b) Borde de la lesión (Imagen invertida) (c) Imagen sin borde (Imagen invertida) (d) Relleno de los Orificios (Imagen invertida) (e) Zonas Restantes del filtrado de área (Imagen invertida).

*Áreas Desestructuradas:* Las áreas desestructuradas son regiones de la lesión a las que no puede retribuirse las estructuras mencionadas anteriormente.

En el centro de la Figura 21(a) se muestra una lesión con un área desestructurada de color marrón oscuro, señalado por el cuadrado rojo. Se tiene la imagen de la lesión en escala de grises como se muestra en la Figura 21(b). Esta lesión es segmentada por el algoritmo tradicional de Otsu, para aislar las zona oscuras como se puede ver en la Figura 21(c).

Luego, se separa la región que pertenece al área desestructurada y la imagen resultante se muestra en la Figura 21(d).

*Puntos y Glóbulos:* Los puntos y los glóbulos se diferencian por el tamaño, los primeros son casi invisibles a simple vista. En la Figura 22(a) se muestra una lesión que presenta varios glóbulos de color marrón oscuro.

Con el objetivo de ubicar los glóbulos, primeramente se realiza una mejora de la distribución de los píxeles de la imagen en escala de grises (Figura 22(b)), empleando el filtro de la mediana con un tamaño de ventana 4x4, como se observa en la Figura 22(c). Para resaltar los mismos se aplica ajuste de intensidad con gamma = 0.01 y mejora de contraste por medio de la ecualización del histograma aplicando el método CLAHE con Clip Limit = 0.01 y con regiones contextuales iguales a 2x2, como se muestra en la Figura 22(d).

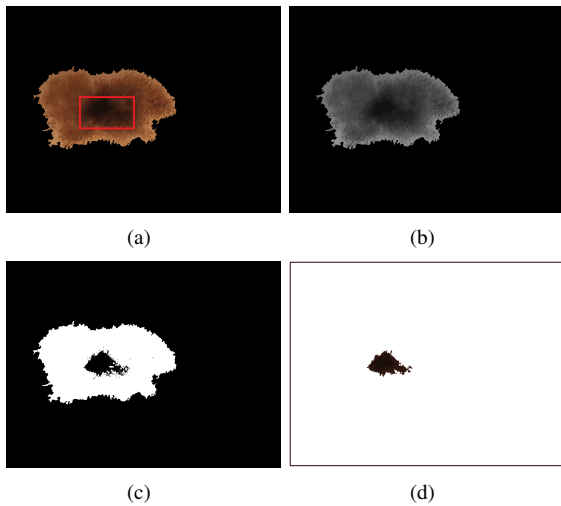


Figura 21: (a) Lesión con presencia de áreas desestructuradas (b) Imagen en escala de grises (c) Área segmentada con el método de OTSU (d) Área Desestructurada de la lesión (Imagen invertida).

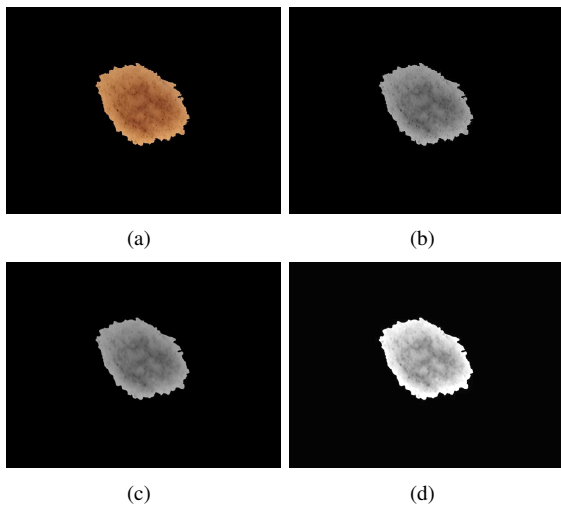


Figura 22: (a) Imagen en escala de grises (b) Filtro de la mediana sobre la imagen. (c) Aplicación de CLAHE.

Se binariza la imagen por el método de Otsu (Figura 23(a)). Luego se aplica cierre con un elemento estructurante en forma de disco y tamaño 3, de tal manera que los componentes cercanos queden unidos como se puede apreciar en la Figura 23(b).

El vector de características  $x$  está formado por:  $x = [C_a, C_b, C_c, C_{ed}]$  donde cada elemento representa los subvectores calculados anteriormente.

#### III-D. Módulo 4: Clasificación

En este trabajo la clasificación de las lesiones se realizará haciendo uso del clasificador SVM (Support Vector Machine) [30]. Los datos de entrada estarán formados por  $D = \{x, y\}$ , donde  $x$  es el conjunto de vectores de características mientras que  $y$  es el conjunto de etiquetas. Éstas representan una de las

dos clases,  $y_i=0$  para lesiones benignas y  $y_i=1$  para lesiones malignas asociada a la  $i$ -ésima lesión melanocítica.



Figura 23: (a) Imagen en escala de grises (b) Filtro de la mediana sobre la imagen. (c) Aplicación de CLAHE. (d) Imagen binaria.

La clasificación constará dos etapas: a) La construcción del clasificador para el aprendizaje de los parámetros del sistema, este proceso se realiza con un conjunto de entrenamiento. b) Las pruebas del sistema para evaluar el desempeño del clasificador, se realiza con un conjunto de pruebas independiente al conjunto de entrenamiento.

## IV. PRUEBAS EXPERIMENTALES

En esta sección se presenta las métricas de evaluación utilizadas, los experimentos realizados, los resultados obtenidos y los del estado del arte, seguidamente se plantea una discusión sobre los resultados.

### IV-A. Banco de Imágenes

Para las pruebas se utilizaron 120 imágenes dermatoscópicas (no melanocíticas y melanocíticas) adquiridas por medio de un video dermatoscopio computarizado con luz polarizada, el cual utiliza lentes con factores de amplificación de 20 a 70x, otorgadas por el Centro de Procesamiento Digital de Imágenes de la Facultad de Ciencias, Universidad Central de Venezuela [48].

Las imágenes fueron analizadas por la Dra. Lizza Salgueiro, de la Cátedra de Dermatología de la Universidad Nacional de Asunción, debido a que las mismas no fueron diagnosticadas anteriormente. Según su diagnóstico se encontraron 16 lesiones no melanocíticas y 104 lesiones melanocíticas, de las que 76 corresponden a lesiones malignas y 28 a lesiones benignas.

### IV-B. Resultados Experimentales de la Segmentación

Actualmente existen varios métodos de segmentación de lesiones melanocíticas debido al importante papel que desempeña en un sistema de diagnóstico. En [49] realizaron una comparación entre 6 métodos de segmentación aplicado al melanoma, donde concluyen que los métodos AS (*Adaptive Snake*) y EM-LS (*Expectation Maximization Level Set*) son robustos y útiles para la segmentación de la lesión en un sistema de diagnóstico asistido por ordenador. Por otro parte, este trabajo tiene como principal objetivo las mejoras de desempeño del diagnóstico final por lo que se probaron 2 algoritmos de segmentación automáticos: el algoritmo tradicional de Otsu [36] y el de Máxima Entropía [46]. En la



Tabla II se muestran los resultados de los 2 algoritmos. Los resultados obtenidos fueron comparados con las imágenes de segmentación ideal hecha por el dermatólogo.

Tabla II: Comparativa de algoritmos de Segmentación

Método	Exactitud	Sensibilidad	Especificidad
Otsu	96 %	82 %	98 %
Máxima Entropía	97 %	85 %	99 %

Como se ve en la TABLA II los resultados son similares en cuanto al desempeño, en particular para lesiones pigmentadas se reportó [8] que es conveniente utilizar el método de Máxima Entropía, por lo que en este trabajo se utiliza dicho algoritmo para la segmentación.

#### IV-C. Métricas de evaluación de la metodología

El objetivo de la utilización de un clasificador aplicado a la metodología propuesta es devolver un diagnóstico negativo o positivo, es decir, determinar si la imagen dermatoscópica de entrada representa una lesión maligna o benigna, respectivamente. Para una imagen dada, un sistema de diagnóstico puede conducir a uno de los cuatro resultados posibles [8]:

- Verdadero positivo (VP), diagnóstico del experto es positivo y el sistema clasifica como positivo.
- Falso negativo (FN), diagnóstico del experto es positivo y el sistema clasifica como negativo.
- Verdadero negativo (VN), diagnóstico del experto es negativo y el sistema clasifica como negativo.
- Falso positivo (FP), diagnóstico del experto es negativo y el sistema clasifica como positivo.

En la Tabla III se aprecia la matriz que contempla los cuatro posibles resultados.

Tabla III: Matriz de confusión.

Lesión Melanocítica		Diagnóstico del Sistema	
		Benigno	Maligno
Diagnóstico del experto	Benigno	Verdadero Negativo	Falso Negativo
	Maligno	Falso Positivo	Verdadero Positivo

Se tendrá en cuenta las siguientes métricas con el objetivo de evaluar los resultados obtenidos.

- Sensibilidad: Es la probabilidad de clasificar con diagnóstico positivo (o verdadero positivo) a las lesiones malignas.
- Especificidad: Es la probabilidad de clasificar con diagnóstico negativo (o verdadero negativo) a las lesiones benignas.
- Exactitud: Es la probabilidad de clasificar correctamente una lesión maligna o benigna obtenga un diagnóstico correcto.

En la Tabla IV se muestra la definición formal de las métricas de desempeño para el cálculo de los valores de la Especificidad, la Sensibilidad y la Exactitud.

Tabla IV: Métricas de desempeño [8].

Métricas	Fórmula
Sensibilidad	$S_s = VP(VP + FN)^{-1}$
Especificidad	$S_e = VN(VN + FP)^{-1}$
Exactitud	$S_p = (VP + VN)(VP + VN + FP + FN)^{-1}$

#### IV-D. Prueba experimental I

Esta prueba se basa en el método de retención [50], que consiste en dividir los datos de muestra en 2 conjuntos complementarios de las 104 imágenes disponibles, el primero es llamado conjunto de entrenamiento  $D_{training}$  y el segundo denominado conjunto de prueba  $D_{test}$ . De esta manera se forma el conjunto de entrenamiento, que contiene 32 imágenes de las cuales fueron seleccionadas aleatoriamente 12 benignas y 20 malignas con una probabilidad  $\rho = 30$  sin repetición. El resto de las imágenes (72 imágenes) es utilizado para la validación del clasificador obtenido en el paso anterior. Los resultados obtenidos de este proceso se muestran en la Tabla V.

Tabla V: Resultados del experimento I.

Métricas	Número de Imágenes			Tasa
	Entrenamiento	Prueba	Clasificadas correctamente	
Sensibilidad	20	56	53	94,64 %
Especificidad	12	16	12	75 %
Exactitud	32	72	65	90,28 %

#### IV-E. Prueba experimental II

Como en el experimento I no se alcanza el mínimo estándar de la métrica de Especificidad (mayor a 79 %) es necesario utilizar otros métodos, por lo tanto la validación cruzada es utilizada para darle robustez al clasificador. Para el *K-Fold Cross-Validation* [50], el conjunto de datos es dividido en K grupos y se realizan K iteraciones. Para cada iteración se utiliza un grupo para la prueba  $D_{test}^z = D_z$  y los K-1 grupos restantes  $D_{training} = D - D_z$  se utilizan para entrenamiento con  $z = 1, \dots, K$ .

Los resultados obtenidos de este proceso se muestran en la Tabla VI para K=4.

Tabla VI: Resultados del experimento II.

Grupo K	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
1	80 %	52,17 %	72,73 %
2	51,74 %	48,61 %	51,11 %
3	66,15 %	69,57 %	67,04 %
4	67,69 %	47,83 %	62,5 %
Promedio	66,4 %	54,55 %	63,34 %

Esta partición de datos resulta impracticable cuando se cuenta con poca cantidad de datos, ya que la cantidad de imágenes de entrenamiento que se utiliza por cada grupo aún no puede brindar un clasificador que cumpla con los estándares de desempeño de la dermatoscopia buscados en este trabajo. Nótese que el desempeño por grupo es menor al obtenido por el método de retención.

#### IV-F. Prueba experimental III

Debido a los resultados desfavorables en el experimento II se realizó el *Random Cross-Validation* [50], donde se realizaron K iteraciones pero por cada iteración debe elegirse aleatoriamente un conjunto de prueba  $D_{test}^z = D_z$  y el conjunto de entrenamiento  $D_{training} = D - D_z$ . Esto sería repetir K veces el experimento I basado en el método de retención. En la k-ésima iteración se calcula el k-ésimo clasificador  $CL$  para conformar K clasificadores de forma progresiva. En este contexto, se tiene en la k-ésima iteración, el K-ésimo sistema de clasificación  $SCL_k = \{CL_1, CL_2, CL_3, \dots, CL_k\}$  cuyo desempeño se obtiene a partir del promedio de los K clasificadores. Como se puede ver en la Figura 24 los resultados comienzan a estabilizarse a partir de la iteración K=12, por lo que se realizan 3 iteraciones más hasta llegar a K=15. El promedio final de dichas pruebas se puede ver en la Tabla VII, los cuales ya cumplen con los requerimientos mínimos de 89 % de sensibilidad y 79 % de especificidad.

Tabla VII: Resultado promedio de las 15 iteraciones en el experimento III.

Métricas	Tasa
Sensibilidad	95,12 %
Especificidad	79,58 %
Exactitud	91,67 %

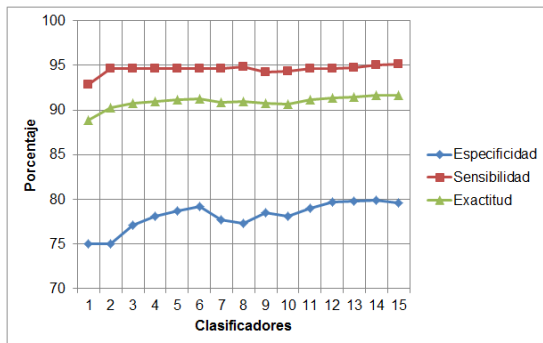


Figura 24: Comportamiento de los resultados para k=15 iteraciones.

#### IV-G. Sistema Ensamblado - Prueba experimental IV

Para aumentar el desempeño del clasificador se puede recurrir a un comité de clasificadores, es decir, a la agregación de las predicciones de varios clasificadores, como se muestra en la Figura 25.

En tiempo de operación, un SE (*Sistema Ensamblado*) conformado por K clasificadores obtiene el diagnóstico final por medio de votación simple, ya que la salida de cada clasificador  $CL_k$  es un valor discreto. Note que se propone un sistema ensamblado homogéneo dado que se forma de  $k$  clasificadores SVM. Se realiza el experimento IV donde como primer paso se aísla un conjunto del total de datos para la validación del sistema ensamblado y segundo paso se toma el resto del conjunto para entrenamiento y prueba teniendo como base el método de la validación cruzada aleatoria. Este experimento

se realiza con dos conjuntos de datos diferentes, el primer conjunto es utilizando la segmentación ideal hecha por el profesional médico, y el segundo utilizando la segmentación propuesta; ambos resultados se muestran en la Tabla VIII.

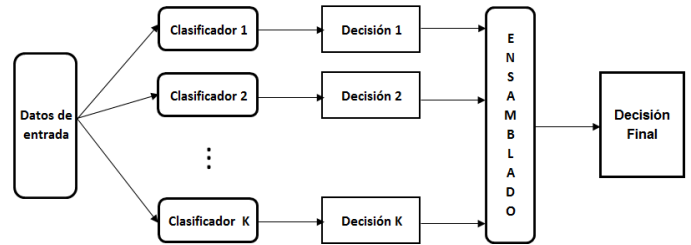


Figura 25: Sistema ensamblado.

Tabla VIII: Resultados del Sistema Ensamblado del experimento IV.

Sistema Ensamblador	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
Segmentación Ideal	95 %	91,67 %	93,75 %
Segmentación propuesta	95 %	83,33 %	90,63 %

#### IV-H. Prueba experimental V

Con el objeto de observar el impacto de una segmentación no ideal sobre el sistema se realiza este experimento, el cual consiste en construir un clasificador basado en imágenes con segmentación ideal (generadas por el profesional médico).

Para los datos de prueba se utiliza la totalidad de imágenes pero estas siguen el proceso propuesto de segmentación de este trabajo. Los resultados obtenidos se pueden ver en la Tabla IX. Note que en la Tabla VIII y IX que una operación con la segmentación ideal el sistema tiene un alto desempeño, mientras que en la segmentación propuesta se degrada el desempeño referente a la especificidad pero aún cumpliendo con el mínimo requerimiento.

Tabla IX: Resultados del experimento V.

Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
$CL_{ideal}$	93,42 %	89,28 %	92,30 %

## V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Es importante aclarar que las bases de imágenes utilizadas en el presente trabajo y en los del estado del arte son diferentes ya que no existen base de datos públicas por motivos de confidencialidad que preservan los médicos con sus pacientes. También es importante mencionar que el enfoque propuesto en este trabajo aún no ha sido presentado en la literatura, en nuestro mejor conocimiento. En cuanto a la reproducción de dichos trabajos, no se pudieron realizar por causa de la escasa información brindada por los autores, en la mayoría de los casos, el obstáculo principal fue la falta de información sobre los métodos utilizados para la extracción de pelos.

También se pudo observar que las características utilizadas en estos trabajos demandan el conocimiento del protocolo de adquisición seguido para la toma de imágenes, información que no se dispone, razón por la que no se pueden utilizar características como el área y el diámetro de la lesión. Por estas razones, el esquema propuesto resulta incomparable con el estado del arte, sólo se puede alegar que los resultados obtenidos en este trabajo se encuentran bien posicionados como se muestra en la Tabla X.

En el experimento I se utilizó el Método de Retención donde se puede notar que existe un desbalanceo de cargas entre las lesiones benignas y malignas, siendo la última la clase que prevalece. En estos casos, la mayoría de los clasificadores se centran en el aprendizaje de las grandes clases lo que resulta en una pobre precisión de la clasificación para las clases pequeñas. Esto se comprueba con los resultados obtenidos en este experimento siendo la especificidad menor a la sensibilidad, cabe destacar que el resultado obtenido en la sensibilidad es crucial debido que es prioridad la detección correcta de las lesiones malignas.

Con el objetivo de mejorar la especificidad, se realiza el experimento II cuyos resultados no fueron favorables afectando incluso a la sensibilidad, mostrándose el efecto de la insuficiencia de datos. Esto se dió por la división en conjuntos de entrenamiento y prueba, de igual tamaño para obtener diferentes clasificadores lo que provocó que hayan pocas imágenes para entrenar cada clasificador, lo que conduce a realizar el experimento III. En este experimento se obtuvieron resultados alentadores, con una leve mejora en la especificidad y sin sacrificar la sensibilidad, este es el efecto de la utilización de mayor cantidad de lesiones benignas en el entrenamiento. Por otra parte y considerando el 89% de sensibilidad y el 79% especificidad de la dermatoscopia como base, el esquema propuesto es válido ya que alcanza éstas métricas (Tablas VII y VIII) que constituye una de las metas de este trabajo.

## VI. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se utilizaron un conjunto de técnicas de procesamiento de imágenes para obtener características de la regla ABCD bastante utilizada en dermatología, y utilizarlo como entrada a un Clasificador. Esto se hace de manera a poder dar un diagnóstico de cáncer de la piel, específicamente melanoma. Se hicieron varias pruebas al clasificar, de manera a evaluar el desempeño del mismo, y obtener resultados aceptables por los expertos en dermatología. Según las métricas de desempeño se obtuvieron resultados muy favorables teniendo en cuenta el estado del arte. Sin embargo, para una confrontación de trabajos se debería utilizar la misma base de datos lo que no fue posible por falta de bases de datos públicas. En Dermatología, se considera una herramienta válida únicamente si ésta alcanza el desempeño del diagnóstico utilizando la dermatoscopia, por lo que el esquema propuesto se constituye como una herramienta válida para el dermatólogo. El esquema propuesto cumple con los objetivos trazados, generales y específicos. La herramienta ha sido desarrollada con el objetivo de asistir al dermatólogo y no reemplazarlo, se pretende que la misma contribuya a obtener un diagnóstico objetivo e independiente a la experiencia del profesional.

Como trabajo futuro los autores proponen realizar la extracción de características utilizando otra regla, ya sea el análisis de patrones [21], el método de Menzies [22] u otro. Construir una herramienta que señale cada una de las características encontradas en la lesión y se despliegue a modo de información para el profesional médico. Implementar un método para la extracción de pelos con menor costo computacional e implementar métricas para medir su desempeño. Realizar pruebas con una base de datos estándar, con un protocolo de adquisición definido de tal manera que se puedan incluir características como el área y la compacidad de la lesión.

## REFERENCIAS

- [1] G. A. Batugo, "Reconocimiento automático de melanomas mediante técnicas de visión por ordenador y reconocimiento de patrones," Universidad Carlos III de Madrid, Tech. Rep., 2013.
- [2] A. Sboner, C. Eccher, E. Blanzieri, P. Bauer, M. Cristofodolini, G. Zumiani, and S. Forti, "A multiple classifier system for early melanoma diagnosis," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 27, no. 1, pp. 29–44, 2003.
- [3] P. Braun, H. Rabinovitz, M. Oliviero, A. Kopf, and J. Saurat, "Dermoscopy of pigmented skin lesions," *Journal of the American Academy of Dermatology*, vol. 48, no. 5, pp. 679–693, may 2003.
- [4] Parikh and Hitesh, "A survey on computer vision based diagnosis for skin lesion detection," *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology*, vol. 2, no. 2, pp. 431–437, 2013.
- [5] P. Zaballos, C. Carrera, S. Puig, and J. Malvehy, "Criterios dermatoscópicos para el diagnóstico del melanoma," *Medigraphic*, vol. 32, 2004.
- [6] (2005) La Organización Mundial de la Salud desaconseja el uso de camas solares a las personas menores de 18 años. <http://www.who.int/mediacentre/news/notes/2005/np07/es/>.
- [7] P. Ramos, F. Cañete, R. Dullak, L. Bolla, N. Centurión, A. Centurión, S. Chamorro, A. Chaparro, and F. Chaves, "Epidemiología del cáncer de piel en pacientes atendidos en la cátedra de dermatología de la facultad de ciencias médicas de la universidad nacional de asunción, paraguay (2008-2011)," *ANALES de la Facultad de Ciencias Médicas*, vol. 45, no. 2, pp. 49–69, 2012.
- [8] O. Blandom, "A support tool for melanoma diagnosis by using dermoscopy images," Master's thesis, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Colombia, 2010.
- [9] H. Zhou, G. Schaefer, M. Celebi, H. Iyatomi, K. Norton, and F. L. T. Liu, "Skin lesion segmentation using an improved snake model," *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, 2010.
- [10] H. Ganster, A. Pinz, R. Rohrer, E. Wildling, M. Binder, and H. Kittler, "Automated melanoma recognition," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 20, no. 3, pp. 233–239, 2001.
- [11] A. Lifshitz. (2011) Llega Zelboraf: una medicina nueva contra el melanoma, un cáncer de la piel. <http://www.vidaysalud.com/diario/cancer/llega-zelboraf-una-medicina-nueva-contra-el-melanoma-un-cancer-de-la-piel/>.
- [12] Melanoma. <http://www.dmedicina.com/enfermedades/cancer/melanoma>.
- [13] R. J. Friedman, D. S. Rigel, A. W. Kopf, and D. Polsky. Melanoma. <http://cancerdepiel.org/cancer-de-piel/melanoma>.
- [14] M. Fossati, C. Guebenlián, M. Restano, and A. Wolf, "Lesiones melanocíticas," *Dermatología Elemental*, 2013.
- [15] H. P. Soyer, R. Hofmann-Wellenhof, R. H. Johr et al., *Color atlas of melanocytic lesions of the skin*. Springer, 2007.
- [16] M. de Troya Martínez, N. B. Sánchez, I. F. Canedo, M. F. Elicequia, R. F. Liébanab, and F. R. Ruize, "Estudio dermoscópico del melanoma maligno cutáneo: análisis descriptivo de 45 casos," vol. 99, no. 1, pp. 44–53, 2008.
- [17] I. Stanganelli. (2012, jan) Dermoscopy. <http://emedicine.medscape.com/article/1130783-overview>.
- [18] G. Argenziano, H. Soyer, S. Chimenti, and G. Ruocco, "Dermoscopy of pigmented skin lesions," vol. 11, no. 3.
- [19] Malvehy and Puig, "Principios de dermatoscopia," 2002.
- [20] A. Bazzano, M. Cueto, C. García, and J. Pérez, "Lesiones no melanocíticas," *Dermatología Elemental*, 2013.
- [21] I. Zalaudek, G. Argenziano, H. Soyer, R. Corona, F. Sera, A. Blum, R. Braun, H. Cabo, G. Ferrara, A. Kopf et al., "Three-point checklist of dermoscopy: an open internet study," *British journal of dermatology*, vol. 154, no. 3, pp. 431–437, 2006.

Tabla X: Cuadro Comparativo de los resultados de la clasificación.

Trabajo	Métodos			Resultados		
	Segmentación	Extracción de Características	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
Batugo [1]	Clustering	ABCD	Clasificador discriminante lineal	79,31 %	71,83 %	-
Oliveira [27]	Chan Veese	ABC-T	SVM	73,81 %	76,67 %	-
Rahman et al. [31]	Fuzzy C-means	Histograma de Color y Textura	SE (K-NN, SVM, GML)	83,75 %	62,5 %	-
Alcon et al. [35]	Otsu	ABCD	Regresión Logística Lineal	94 %	68 %	86 %
Celebi et al. [37]	Otsu	Área de la lesión, Textura	SVM	93,33 %	92,34 %	-
Enfoque propuesto	Máxima Entropía	ABCD	SE (15 SVMs)	95,12 %	79,58 %	91,67 %

- [22] S. W. Menzies, C. Ingvar, and W. H. McCarthy, "A sensitivity and specificity analysis of the surface microscopy features of invasive melanoma," vol. 6, no. 1, pp. 55–62, 1996.
- [23] G. Argenziano, G. Fabbrocini, P. Carli, V. D. Giorgi, E. Sammarco, and M. Delfino, "Epiluminescence microscopy for the diagnosis of doubtful melanocytic skin lesions: comparison of the abcd rule of dermatoscopy and a new 7-point checklist based on pattern analysis," vol. 134, no. 12, pp. 1563–1570, December 1998.
- [24] Stolz, W. Riemann, A. Cagnetta, A. Pillet, L. Abmayr, and W. Hoelzel, "Abcd rule of dermatoscopy: a new practical method for early recognition of malignant melanoma," *European Journal of Dermatology*, vol. 4, no. 7, pp. 521–527, 1994.
- [25] R. Montero, A. H. Abúndez, and A. Zamarón, "Descripción de la asimetría de neoplasias en piel utilizando el concepto de compacidad," IX Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico CIINDET 2011, Cuernavaca Morelos, México, 2011.
- [26] C. Pérez López, "Métodos estadísticos avanzados con spss," Thompson. Madrid, 2005.
- [27] R. B. Oliveira, "Método de detecção e classificação de lesões de pele em imagens digitais a partir do modelo chan-veese e máquina de vetor de suporte," Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Tech. Rep., 2012.
- [28] C. A. Z. Barcelos, M. Boaventura, and E. C. Silva Jr, "A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 12, no. 7, pp. 751–763, 2003.
- [29] T. F. Chan and L. A. Vese, "Active contours without edges," *Image processing, IEEE transactions on*, vol. 10, no. 2, pp. 266–277, 2001.
- [30] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, pp. 273–297, 1995.
- [31] Rahman, Mahmudur, Bhattacharya, Prabir, Desai, and Bipin, "A multiple expert-based melanoma recognition system for dermoscopic images of pigmented skin lesions," in *Bioinformatics and BioEngineering, 2008. BIBE 2008. 8th IEEE International Conference on*. IEEE, 2008, pp. 1–6.
- [32] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, and W. Full, "Fcm: The fuzzy c-means clustering algorithm," *Computers & Geosciences*, vol. 10, no. 2, pp. 191–203, 1984.
- [33] D. S. Stoffer and K. D. Wall, "Bootstrapping state-space models: Gaussian maximum likelihood estimation and the kalman filter," *Journal of the american statistical association*, vol. 86, no. 416, pp. 1024–1033, 1991.
- [34] M. Steinbach and P-N. Tan, "knn: k-nearest neighbors," *The top ten algorithms in data mining*, pp. 151–162, 2009.
- [35] J. Alcon, C. Ciuhu, W. Kate, A. Heinrich, and N. Uzunbajakava, "Automatic imaging system with decision support for inspection of pigmented skin lesions and melanoma diagnosis," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 3, no. 1, pp. 14–25, February 2009.
- [36] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *Automatica*, vol. 11, no. 285–296, pp. 23–27, 1975.
- [37] M. E. Celebi, H. A. Kingravi, B. Uddin, H. Iyatomi, Y. A. Aslandogan, W. V. Stoecker, and R. H. Moss, "A methodological approach to the classification of dermoscopy images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 31, no. 6, pp. 362–373, 2007.
- [38] G. Capdehourat, A. Corez, A. Bazzano, R. Alonso, and P. Musé, "Toward a combined tool to assist dermatologists in melanoma detection from dermoscopic images of pigmented skin lesions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, no. 16, pp. 2187–2196, 2011.
- [39] M. Fornaciali, S. Avila, M. Carvalho, and E. Valle, "Statistical learning approach for robust melanoma screening," in *Proceedings of the 2014 27th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. IEEE Computer Society, 2014, pp. 319–326.
- [40] L. Y. Mera-González, J. A. Delgado-Atencio, J. C. Valdiviezo-Navarro, and M. Cunill-Rodríguez, "An algorithm for the characterization of digital images of pigmented lesions of human skin," in *SPIE Optical Engineering+ Applications*. International Society for Optics and Photonics, 2014, pp. 921 718–921 718.
- [41] Q. Abbas, M. Celebi, C. Serrano, I. Fondón García, and G. Ma, "Pattern classification of dermoscopy images: A perceptually uniform model," *Pattern Recognition*, vol. 46, no. 1, pp. 86–97, 2013.
- [42] R. Kaur, P. Albano, J. Cole, J. Hagerty, R. LeAnder, R. Moss, and W. Stoecker, "Real-time supervised detection of pink areas in dermoscopic images of melanoma: importance of color shades, texture and location," *Skin Research and Technology*, 2015.
- [43] C. Barata, M. Ruela, M. Francisco, T. Mendonça, and J. Marques, "Two systems for the detection of melanomas in dermoscopy images using texture and color features," *IEEE Syst. J*, pp. 1–15, 2013.
- [44] Criminisi, Antonio, Pérez, Patrick, Toyama, and Kentaro, "Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, no. 9, pp. 1200–1212, 2004.
- [45] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," in *Graphics gems IV*. Academic Press Professional, Inc., 1994, pp. 474–485.
- [46] C. A. Cattaneo, L. I. Larchera, A. I. Ruggerib, A. C. Herreraa, and E. M. Biazoni, "Métodos de umbralización de imágenes digitales basados en entropía de shannon y otros," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 2785–2805, 2011.
- [47] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital imaging processing," *Massachusetts: Addison-Wesley*, 1992.
- [48] W. Torreyes, M. Landrove, M. Torreyes, and M. López, "Segmentación de imágenes dermatoscópicas en el espacio ciela utilizando filtros morfológicos sml," 2014.
- [49] M. Silveira, J. C. Nascimento, J. S. Marques, A. R. Marçal, T. Mendonça, S. Yamauchi, J. Maeda, and J. Rozeira, "Comparison of segmentation methods for melanoma diagnosis in dermoscopy images," *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, vol. 3, no. 1, pp. 35–45, 2009.
- [50] R. Kohavi et al., "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Ijcai*, vol. 14, no. 2, 1995, pp. 1137–1145.