

**UNIVERSIDAD RICARDO PALMA  
FACULTAD DE INGENIERÍA**



***Informe Final de Investigación 2022***

**Título del Proyecto:**

Implementación de un prototipo de dermatoscopia utilizando algoritmos de visión computacional e inferencia difusa, para el probable diagnóstico de melanomas.

**Responsable:**

Dr. Ing. Pedro Freddy Huamaní Navarrete

**Colaboradores:**

Mag. Ing. Christian Jairo Tinoco Plasencia  
Mag. Lic. María Elizabeth Puelles Bulnes  
Bach. Juan Francisco Vela Gamboa  
Bach. Alfonso Sebastián Quispe Pérez

**Lima - Perú  
Noviembre - 2023**

# **IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO DE DERMASTOCOPIO UTILIZANDO ALGORITMOS DE VISIÓN COMPUTACIONAL E INFERENCIA DIFUSA, PARA EL PROBABLE DIAGNÓSTICO DE MELANOMAS.**

## **RESUMEN**

Este artículo describe el procedimiento de implementación de un algoritmo de visión computacional e inferencia difusa en el entorno de desarrollo interactivo App Designer del software Matlab. En cuanto al algoritmo de visión computacional se utilizaron técnicas matemáticas de procesamiento espacial para el preprocesamiento y extracción de características en las imágenes de lesiones de piel, pertenecientes a una base de datos pública disponible en la web, tomando como referencia la regla ABCD. Asimismo, para la extracción de características se emplearon las técnicas de transformaciones morfológicas de dilatación, erosión y relleno, así mismo para la detección de contornos el método de Otsu para la binarización, el análisis del histograma para determinar la dispersión de los píxeles, cálculo del área y el centro de gravedad, con apoyo del toolbox Image Processing del Matlab. Por otro lado, para la clasificación y determinación del probable diagnóstico de melanoma, se emplearon algoritmos de inferencia difusa, del toolbox Fuzzy Logic del Matlab, considerando como variables de entrada la asimetría, el borde, el color y el diámetro, con sus respectivos conjuntos difusos cuantificados en porcentaje. Respecto a la variable de salida, también se consideró en valor de porcentaje, y se obtuvo un error promedio del 15.00% en el análisis del grupo de imágenes de prueba utilizadas de la base de datos pública.

Palabras claves: Visión computacional, inferencia difusa, entorno App Designer, Regla ABCD, Melanoma.

## **ABSTRACT**

This article describes the implementation procedure of a computer vision and fuzzy inference algorithm in the App Designer interactive development environment of the Matlab software. Regarding the computer vision algorithm, mathematical processing spatial techniques were used for preprocessing and extraction of features in the images of skin lesions, belonging to a public database available on the web and considering the criteris ABCD rule help distinguish a normal role from a lesion. Likewise, were used for the extraction of features the morphological transformation techniques as dilate, erode and filling, as well as for the detection of contours the Otsu method for binarization, analysis of the histogram to determine the dispersion of the pixels, calculation of the area and center of gravity, with support from the Matlab Image Processing toolbox. On the other hand, for the classification and determination of the probable diagnosis of melanoma, fuzzy inference algorithms from the Matlab Fuzzy Logic toolbox were used, considering as input variables diffuses the asymmetry, border, color and diameter, with their respective fuzzy sets established in percentage. As for the output variable, it was also considered in percentage value, and an average error of 15.00% was obtained in the analysis of the group of test images used from the public database.

**Keywords:** Computer vision, fuzzy inference, App Designer environment, ABCD rule, melanoma.

## INTRODUCCIÓN

De acuerdo con lo señalado por el Ministerio de Salud del Perú (MINSA), cada año más de 69 mil personas son diagnosticadas con cáncer la cual es una enfermedad que ocasiona hasta 34 mil muertes (MINSA, 2023). Y, principalmente, el melanoma es un tipo de cáncer en la piel que es perceptible a simple vista y sus indicadores básicos pueden apreciarse a partir de la captura de una imagen (Mora, 2021). Por tal razón, para un diagnóstico prematuro se necesitan médicos con experiencia y acceso a cierta tecnología tal como es el caso del dermatoscopio digital; de esta manera, los pacientes con melanoma alcanzan una tasa de supervivencia alrededor del 95% dentro de los cinco primeros años (Zhao, y otros, 2021) disminuyendo así el número de decesos.

Sin embargo, existe un error en la tasa de reconocimiento a simple vista de las imágenes capturadas (Lucas, y otros, 2019); pues, la falsa identificación puede afectar gravemente a los pacientes, debido a que se someterían a una biopsia innecesaria para confirmar tal sospecha. Y, tal como se describe en (Mora, 2021), este proceso tiene un coste elevado debido a los materiales empleados y al tiempo que se tarda en realizarlo. No obstante, el número de biopsias realizadas en relación con el número de melanomas diagnosticados con esta técnica es aún bajo. Por lo cual, es necesario el uso de un método que permita otorgar un diagnóstico inmediato de melanomas para reducir costes y con ello el error en la tasa de reconocimiento a simple vista.

Por otro lado, con el paso de los años los algoritmos y técnicas de inteligencia artificial (IA) han evolucionado de tal forma que muchos de los problemas cotidianos, alcanzaron una solución que no era posible realizarlo con los algoritmos tradicionales. De esta manera, los algoritmos de IA que a su vez se conforma por el machine learning (ML), la inferencia difusa (ID) y la visión computacional (VC) son herramientas útiles utilizadas generalmente en la predicción, clasificación y reconocimiento de patrones en diferentes sectores de la sociedad, tal como el educacional, militar, médico, comercial, industrial, entre otros; tal es así que, en el sector médico, su aplicación está orientada al monitoreo de señales biomédicas y al apoyo del diagnóstico de enfermedades permitiendo agilizar tales propósitos y con alta probabilidad de acierto.

De esta forma, el propósito de esta investigación fue utilizar técnicas de inteligencia artificial, y precisamente la visión computacional y la inferencia difusa para realizar un probable diagnóstico de melanomas, de tal forma que permita apoyar al médico con el diagnóstico precoz de esta lesión cancerígena en la piel; pues, en ciertos centros hospitalarios podría no existir la suficiente experiencia del médico dermatólogo o como

también una ausencia del profesional especialista. Por lo cual, la implementación de una aplicación informática con algoritmos matemáticos de visión computacional en el software Matlab y complementada con la experiencia de los dermatólogos modelada a través de una inferencia difusa, modelo Mandani, representaría un prototipo de dermatoscopia con la posibilidad de apoyar al especialista durante el diagnóstico al disminuir el error en la tasa de reconocimiento a simple vista, y agilizar la determinación probable de melanoma basado en la Regla ABCD antes de realizar un procedimiento de biopsia.

### **Planteamiento del Problema**

Debido a la existencia de un error en la tasa de reconocimiento a simple vista de las imágenes capturadas de melanomas (Lucas, y otros, 2019), se plantea una técnica para acelerar el diagnóstico con apoyo de la tecnología y particularmente de la visión computacional; por lo cual, surge la siguiente interrogante: ¿Cómo implementar un prototipo de dermatoscopia portátil e inteligente, haciendo uso de algoritmos de visión computacional e inferencia difusa, con el propósito de apoyar y simplificar el diagnóstico probable de melanomas?. Tal interrogante a su vez da origen a tres problemas específicos que están formulados de esta forma:

- a) ¿De qué manera se desarrollarán los algoritmos de procesamiento digital de imágenes con apoyo del Toolbox Image Processing del software Matlab, para realizar el tratamiento en imágenes digitales con indicios de presencia de melanomas e identificar su tamaño, forma y color?
- b) ¿Cómo desarrollar un algoritmo de inferencia difusa con apoyo del Toolbox Fuzzy Logic del software Matlab y de la experiencia otorgada por especialistas en dermatología, para otorgar un diagnóstico probable de melanomas?
- c) ¿Cómo implementar un prototipo de dermatoscopia portátil e inteligente, utilizando una cámara y monitor de alta definición, con una iluminación apropiada, y con algoritmos de procesamiento de imágenes e inferencia difusa en una interfaz gráfica utilizando el App Designer del software Matlab?

### **Importancia**

Este proyecto de investigación es importante porque contribuye de manera práctica con una tecnología alternativa, para apoyar al diagnóstico de probables melanomas a través de un análisis de imágenes digitales y algoritmos de visión e inteligencia artificial. Asimismo, los resultados alcanzados con el desarrollo de esta investigación permitirán

que el prototipo propuesto complemente la labor del especialista médico, mientras que este realiza la función de diagnóstico. A su vez, también es importante porque permitirá reducir el tiempo utilizado para diagnosticar un probable melanoma sobre la epidermis.

### **Antecedentes**

Según (Mohammad & Mahloojifar, 2018) el melanoma es el cáncer de piel más peligroso que causa muchas muertes anualmente, y para ello los dermatólogos utilizan la biopsia que generalmente se asocia a dolor, tiempo y costo. Sin embargo, con apoyo de la tecnología, los autores plantearon una aplicación para la detección temprana del melanoma utilizando métodos de procesamiento de imágenes y algoritmos de reconocimiento de patrones mediante el software Android Studio, el lenguaje de programación Java y la biblioteca OpenCV. Todos los pasos de detección se realizaron en un teléfono inteligente Android complementado con una computadora. Y, entre las técnicas de procesamiento de imágenes utilizaron el filtro Gausiano para reducir el ruido y la segmentación a través del método de Otsu, lo cual permitió la extracción de características.

Asimismo, los autores (Haghighi, Danyali, Sadegh, & Hasan, 2020) señalaron que el reconocimiento automatizado de melanoma en imágenes de dermatoscopia es una tarea desafiante, ello se debe a una serie de obstáculos que incluyen imágenes de piel de bajo contraste, la semejanza de lesiones cutáneas de melanoma y no melanoma, y la gran variedad en este tipo de cáncer a la piel. Sin embargo, utilizaron una Red Neuronal Convolucional (CNN) aumentando los datos para el entrenamiento de la misma, y fusionándolo con un clasificador de máquina de soporte vectorial (SVM). Los resultados alcanzaron una precisión del 89.52%, al utilizar una CNN con 25 capas (5 capas convolucionales con tamaños de kernels diferentes), e imágenes de 227x227 píxeles en el canal RGB.

Por otro lado, (Rashad & Takruri, 2016) propusieron un método automatizado no invasivo para detectar un cáncer de piel (melanoma), utilizando una clasificación por el método de Máquina de Soporte Vectorial. Para ello, utilizaron el número de características extraídas de la Matriz de Co-ocurrencia de Nivel de Gris (GLCM) en las imágenes de lesiones cutáneas en escala de grises, y las características de color obtenidas de las propias imágenes originales. La precisión obtenida por el clasificador fue del 82.7% para las funciones GLCM y 81.48% para GLCM y Características de color utilizando la segmentación de ROI. Por otro lado, las técnicas utilizadas en el

preprocesamiento fue el clustering por K-Means y una segmentación por ROI, mientras que para la clasificación por SVM se optó en utilizar una Función de Base Radial.

Luego, se comprobó que los algoritmos de aprendizaje profundo mejoran la etapa de reconocimiento de imágenes, prometiendo un gran éxito para el análisis médico, y en particular para el diagnóstico del cáncer de piel. Por otro lado, las funciones de activación juegan un papel importante en el desempeño de las funciones neuronales profundas; por ello (Namozov & Im, 2018) mostraron un modelo de red neuronal profunda con partes adaptativas de unidades lineales puede lograr excelentes resultados en el reconocimiento del melanoma. De esta manera, la red utilizada fue planteada con 9 capas entre convolucionales, max pooling y capas interconectadas. Asimismo, los experimentos se realizaron utilizando los datos proporcionados en el International Skin Imaging Colaboración (ISIC) 2018 Skin Lesion Analysis towards Melanoma Detection. Es así que, se emplearon 10015 imágenes en las categorías de Melanomas, Melanocytic Nevus, Basal Cell Carcinoma, Actinic Keratosis, Benign Keratosis Dermatofibroma and Vascular Lesión.

Posteriormente, (Zhou, Schaefer, Sadka, & Emre, 2009) señalaron que la segmentación de imágenes es una tarea importante en el análisis de imágenes dermatoscópicas, tal como lo es la extracción de los bordes de las lesiones cutáneas, la cual proporciona pistas importantes para un diagnóstico preciso; por tal razón, los autores introducen un medio desplazamiento basado en Fuzzy C-Means, que requiere menor tiempo computacional que otras técnicas y ofrece mejores resultados de segmentación. Para ello, introducen un término de campo medio en la función objetivo permitiendo así encontrar rápida y confiablemente los centros de clusters y detectar regiones en el interior de una imagen. Los resultados experimentales permitieron un preciso y eficiente detección de bordes de las lesiones cutáneas.

Además, en el artículo (Emin & Borlu, 2009) se presentó un novedoso enfoque de segmentación basado en umbrales para segmentación de imágenes de lesiones cutáneas pigmentadas con respecto a malignidad, es decir el diagnóstico del melanoma. El enfoque presentado utiliza la técnica de Lógica Difusa Tipo 2 para la determinación automática de umbrales, es así que el método se aplicó en varias imágenes de lesiones obtenidas clínicamente, y los resultados se comparan con los obtenidos con otros dos métodos populares de la literatura. Se observa que el método presentado exhibe rendimiento superior sobre los métodos de la competencia y tiene mucho éxito en manejar la incertidumbre que se encuentra al determinar la frontera entre la lesión y la

piel. Para ello, se siguieron los pasos mencionados a continuación: adquisición de imágenes nevus con una cámara acoplada a un dispositivo óptico especial, conversión a escala de grises, cálculo del histograma, cálculo del valor umbral utilizando la técnica Lógica Difusa Tipo2, determinación del umbral, conversión de escala de gris a imagen binaria, y segmentación de la imagen de color.

Adicionalmente, se hallaron trabajos relacionados con la detección del melanoma; tal es así, en (Priya, Anitha, & Poonima, 2018) la segmentación de la lesión del melanoma utilizó la regla del ABCD y estableció un umbral con el método de Otsu complementado con la aplicación de operaciones morfológicas, lo cual permitió que los valores característicos extraídos sean usados para el cálculo de la puntuación total de dermatoscopia, logrando encontrar la presencia o ausencia del melanoma. Posteriormente, en (Garcia-Arroyo & Garcia-Zapirain, 2019) se explicó la problemática por la presencia de vellos, así como la iluminación o cantidad de colores en una imagen; por tal razón los autores utilizaron un mecanismo de extensibilidad para la homogeneización de tamaños, un algoritmo de clasificación difusa de los píxeles y posteriormente una segmentación con la umbralización del histograma.

Y como también, en (Kim & Byung-Woo, 2021) se propuso un nuevo enfoque para la eliminación de características indeseables en las imágenes usadas para la clasificación de lesiones de melanoma en la piel, al utilizar redes neuronales profundas no supervisadas y en específico las redes Generative Adversial Network (GAN) y CycleGAN los cuales otorgaron mejores resultados aún con la presencia del vello en las imágenes.

### **Marco Conceptual**

El marco conceptual está definido por los conceptos relacionados al trabajo de investigación planteado.

- a). Inferencia difusa. Es una técnica que permite tratar información imprecisa, como estatura media, temperatura baja o mucha fuerza, en términos de conjuntos difusos. Además, esta hace uso de reglas para definir acciones, y como también combinan unas variables de entrada para producir uno o varios valores de salida (Martín del Brio & Sanz, 2001).
- b). Segmentación por Transformada Watershed: utilizada para resolver una variedad de problemas de segmentación de imágenes, partiendo del hecho que una imagen de tonos de gris se entienda como una superficie topológica, donde los valores de sus píxeles son interpretados como alturas (Gonzalez, Woods, & Eddins, 2004).

- c). Método de Umbralización por Otsu: la formulación matemática de este método está basado en el histograma. Por lo cual, se normaliza dicho histograma como una función de densidad de probabilidad del tipo discreta  $P_r$ . Donde,  $N$  es el número total de pixeles en la imagen,  $n_q$  es el número de pixeles que tienen un nivel de intensidad  $r_q$ , y  $L$  es el número total de posibles niveles de intensidad en la imagen.

$$P_r(r_q) = \frac{n_q}{N}, \quad q = 0, 2, 3, \dots, L - 1$$

Una vez normalizado el histograma, se elige un umbral  $k$  tal que  $C_0$  represente a un conjunto de pixeles con niveles  $\{0, 1, 2, \dots, k-1\}$  y  $C_1$  otro grupo de pixeles con niveles  $\{k, k+1, k+2, \dots, L-1\}$  (Gonzalez, Woods, & Eddins, 2004). Por lo cual, el método de Otsu selecciona el valor del umbral maximizando la varianza, la cual se encuentra definida por:

$$\sigma_B^2 = w_0 * (\mu_0 - \mu_T)^2 + w_1 * (\mu_1 - \mu_T)^2$$

Y, para el caso de umbralizar un número de  $M$  niveles, el método de Otsu se generaliza obteniendo el conjunto multinivel que maximiza la varianza entre las  $M$  clases  $\{K_1, K_2, K_3, \dots, K_M\}$ .

- d). Filtrado espacial no lineal: los filtros espaciales no lineales están basados sobre operaciones de vecindad, y los mecanismos para definir la vecindad  $m \times n$  también se da por el desplazamiento del punto central de la imagen; sin embargo, para el caso del filtro no lineal, las operaciones realizadas entre los pixeles se realizan tal como lo señala su nombre. Por ejemplo, la respuesta de cada punto central de la imagen será igual al máximo valor del pixel en su vecindad (Gonzalez, Woods, & Eddins, 2004)
- e). Melanoma. Se caracteriza por ser un tumor maligno originado en los melanocitos, quienes tienen como función principal la producción de pigmentos (melanina). Además, representa sólo el 4% de todos los tumores malignos de la piel, pero es responsable aproximadamente de 80% de todas las muertes por cáncer de la piel. En las últimas décadas, su incidencia aumentó considerablemente y se ha convertido en un problema de salud pública, siendo uno de los factores de riesgo el genético y el ambiental debido a la radiación ultravioleta (Acosta, Fierro, Velásquez, & Rueda, 2009).
- f). Regla ABCDE. Para el diagnóstico clínico se han implementado ciertas reglas, una de ellas es la regla del ABCDE donde A representa Asimetría, esto quiere

decir que una mitad es diferente de la otra mitad. B representa el Borde, que pueden diferenciarse en borde irregular, ondulado o mal definido. C representa el Color, en un melanoma pueden existir diversas tonalidades de color. D representa el diámetro lo cual indica que no se debe superar los 6 mm, y por último E representa la evolución es decir el cambio de aspecto en cuanto a tamaño, color o espesor (Mora, 2021). Ver la figura 1.

- g). Visión computacional. Es un campo de la inteligencia artificial (IA) que permite que las computadoras y los sistemas obtengan información significativa de imágenes digitales, videos y otras entradas visuales, así como también tomen acciones o hagan recomendaciones basadas en esa información (IBM, 2023).
- h). International Commission on Illumination (CIE) 1976  $L^*a^*b^*$ : El CIE  $L^*a^*b^*$  es un espacio de color 3D uniforme en el que  $L^*$  es la luminosidad-oscuridad ( $L^* = 255$ , blanco;  $L^* = 0$ , negro),  $a^*$  es el rojo-verde (positivo a negativo) y  $b^*$  es el amarillo-azul (positivo a negativo) (KONICA MINOLTA, 2023).

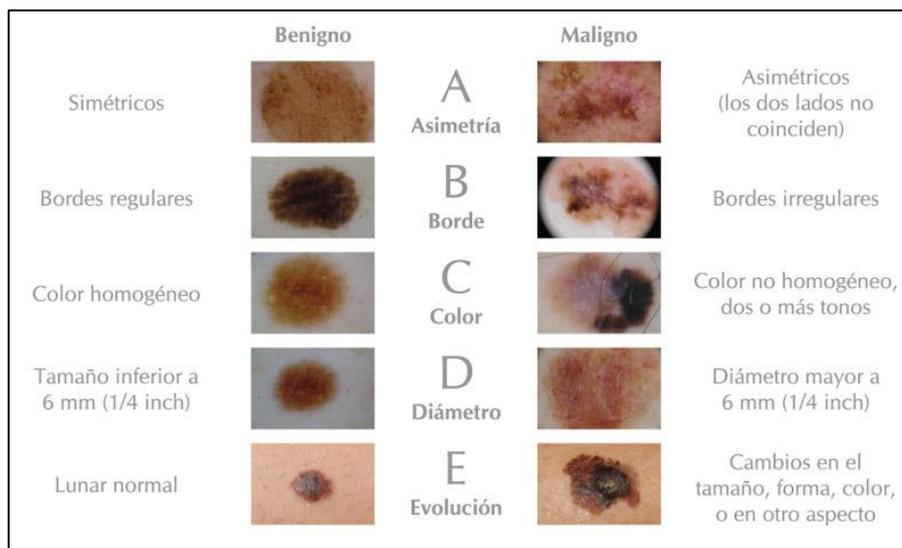


Figura 1. Imagen representativa del Melanoma para el caso benigno y maligno (HC Marbella, 2020)

- i). Transformaciones morfológicas de dilatación y erosión. La dilatación es una operación que aumenta objetos de color blanco en una imagen binaria denominada A, pero controlado por un modelo referido como elemento estructurante, denominado como B. La siguiente ecuación representa matemáticamente la operación morfológica de dilatación (Gonzalez, Woods, & Eddins, 2004).

$$A \oplus B = \left\{ z \mid (\hat{B})_z \cap A \neq \Phi \right\}$$

Por otro lado, la erosión es una operación que disminuye objetos de color blanco en una imagen binaria, denominada A, y también controlado por un modelo referido como elemento estructurante, de nombre B. La siguiente ecuación representa matemáticamente la operación morfológica de erosión (Gonzalez, Woods, & Eddins, 2004).

$$A \ominus B = \left\{ z \mid (B)_z \cap A^c \neq \Phi \right\}$$

Adicionalmente, hay otro operador morfológico conocido como apertura en donde primero se realiza la operación de erosión seguida de una dilatación, pero conservando siempre el mismo elemento estructurante. Esta es utilizada generalmente para suavizar contornos de un objeto, quebrar conexiones y remover protuberancias finas. Y de igual manera, existe el operador cerradura, que es otra operación morfológica donde primero se realiza la dilatación seguida de una erosión, pero conservando siempre el mismo elemento estructurante. Este último operador se utiliza generalmente para unir roturas estrechas, llenar golfos largos y delgados, así como llenar pequeños agujeros.

## OBJETIVOS

### Objetivo General

Implementar un prototipo de dermatoscopio portátil e inteligente, utilizando algoritmos de visión computacional e inferencia difusa, para apoyar y simplificar el diagnóstico probable de melanomas.

### Objetivos Específicos

- Desarrollar algoritmos de procesamiento digital de imágenes con apoyo del Toolbox Image Processing del software Matlab, para realizar el tratamiento en imágenes digitales con indicios de presencia de melanomas e identificar su tamaño, forma y color.
- Desarrollar un algoritmo de inferencia difusa con apoyo del Toolbox Fuzzy Logic del software Matlab y de la experiencia otorgada por especialistas en dermatología, para otorgar un diagnóstico probable de melanomas.
- Implementar un prototipo de dermatoscopio portátil e inteligente, utilizando una cámara y monitor de alta definición, con una iluminación apropiada y con algoritmos

de procesamiento de imágenes e inferencia difusa en una interfaz gráfica utilizando el App Designer del software Matlab.

## VARIABLES DE ESTUDIO

Las variables de estudio empleadas en este proyecto de investigación de tipo aplicada son las siguientes:

- Variable Independiente: Algoritmos de visión computacional e inferencia difusa.  
Dimensiones: Transformaciones morfológicas, umbralización, técnica K-means y Modelo Mandani.  
Indicadores: Elemento estructurante, Umbral de segmentación y reglas difusas.
- Variable Dependiente: Diagnóstico probable de melanoma.  
Dimensiones: Rojo, Naranja y Verde.  
Indicadores: 0 al 100%

## METODOLOGÍA

### Tipo de investigación

El tipo de investigación es aplicada porque va dirigida a una aplicación inmediata y no al desarrollo de teorías, buscando la utilización de los conocimientos adquiridos (Rivero, 2008).

Por otro lado, es tecnológica porque responde a problemas técnicos, aprovechándose del conocimiento teórico científico producto de la investigación básica. Asimismo, organiza reglas técnicas cuya aplicación posibilita cambios en la realidad (Sánchez & Reyes, 2015).

### Método de investigación

El método de investigación empleado es experimental. Además, la información utilizada en este proyecto no fue recopilada desde un medio digital (cámara fotográfica) sino más bien fue obtenida de una base de datos pública, para posteriormente proceder a la aplicación de las herramientas matemáticas de visión computacional e inferencia difusa implementadas algorítmicamente en el software Matlab. Si bien es cierto, que el tercer

objetivo específico planteó el uso de una cámara y monitor de alta definición, con una iluminación apropiada, este no fue alcanzado tal como está señalado debido a los problemas administrativos suscitados en la Universidad Ricardo Palma que no permitieron la adquisición de los bienes necesarios, como lo fue la cámara fotográfica de alta definición, en el momento requerido; por lo cual, no se llegó a utilizar el medio de adquisición en tiempo real sino más bien una base de datos pública disponible en la web.

#### **Instrumento de recolección: base de datos**

Para el desarrollo de esta investigación se recurrió a una base de datos pública y disponible en la web del International Skin Imaging Collaboration (ISIC) (ISIC, s.f.), debido a lo acontecido y descrito en la sección anterior. Asimismo, se utilizó la información científica médica referente al uso de la Regla ABCDE; sin embargo, este trabajo se limitó al uso de la Regla ABCD porque no se estableció utilizar imágenes de la misma lesión capturadas en distintos periodos de tiempo. A continuación, la figura 2 muestra un grupo de fotografías correspondientes a capturas con casos de melanomas y no melanomas.

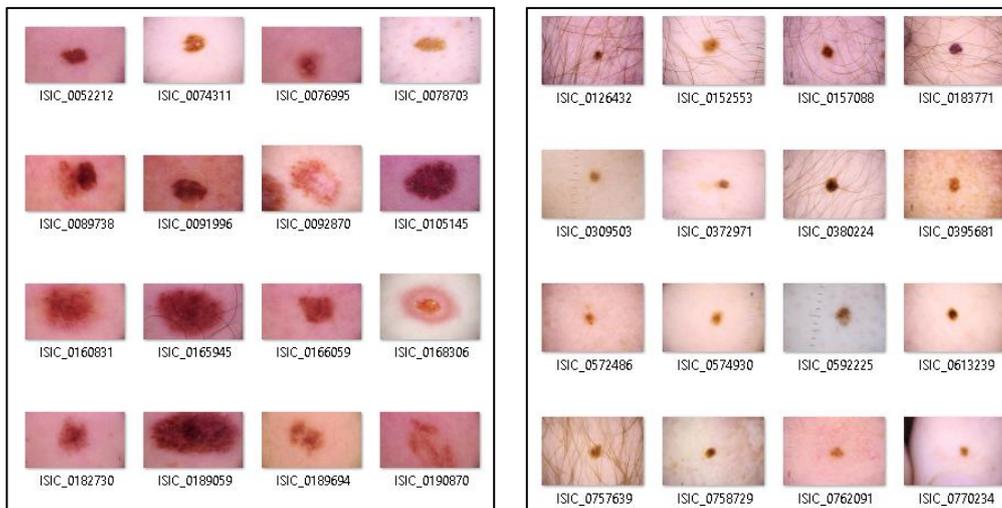


Figura 2. Conjunto de fotografías correspondientes a casos de melanoma (izquierda) y no melanomas (derecha). (ISIC, s.f.)

#### **Preprocesamiento con algoritmos de visión computacional**

La implementación de los algoritmos de visión computacional utilizó parte de los comandos del Toolbox Image Processing (Mathworks, 2023) del software Matlab, y complementariamente se desarrollaron rutinas de programación para el procesamiento previo de las imágenes adquiridas de la base de datos pública, mencionada en la

sección anterior. Por lo cual, esto implicó la realización de una operación de segmentación para separar el fondo (es decir la piel de la persona) de la zona de interés (el lunar o probable melanoma). Para ello, se tuvo en cuenta el color de la piel de la persona, la presencia de pecas o cicatrices, así como la de vellos. A continuación, en la figura 3 se muestra el diagrama de bloques representativo con las técnicas matemáticas de visión computacional utilizadas en el procedimiento de extracción de características. Posteriormente, se describen las principales técnicas empleadas.

Redimensionamiento. Fue aquella operación que permitió reducir la resolución de las imágenes, pero conservando la relación de alto y ancho de cada una de ellas. Su aplicación fue necesaria realizarla para disminuir el tiempo de procesamiento y mejorar la eficiencia del cálculo computacional, debido a que las imágenes de la base de datos tienen una alta resolución. A continuación, se muestra el uso del comando IMRESIZE del Toolbox Image Processing del software Matlab aplicado sobre una imagen en particular, donde el factor 480 indica la cantidad de filas en la imagen redimensionada y NaN representa un cálculo del número de columnas automáticamente, de tal forma que se mantenga la razón de aspecto de interés. Asimismo, en la figura 4, se muestra el resultado de dicho procesamiento sobre una imagen de la base de datos pública.

```
>> im = imread('melanoma10.jpg');
>> [z,y,w] = size(im);
>> RGB2 = imresize( im, [480 NaN] );
>> save RGB2 RGB2
>> subplot(121), image(im), title('Imagen Original')
>> subplot(122), image(RGB2), title('Imagen Redimensionada')
```

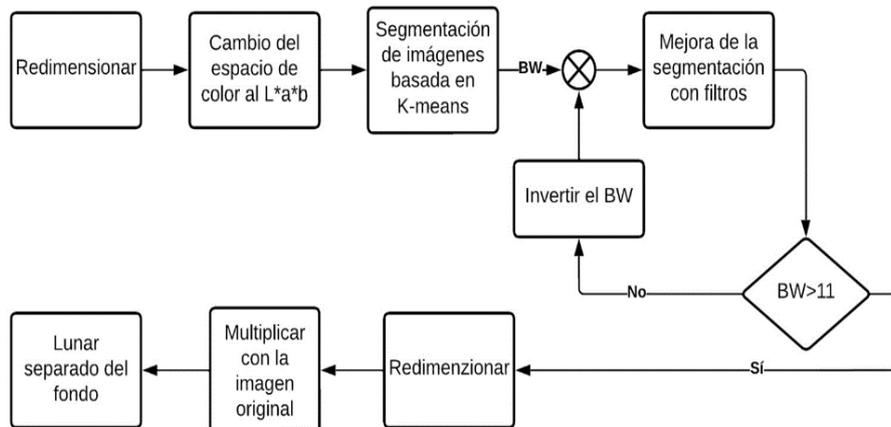


Figura 3. Diagrama de bloques representativo del procesamiento espacial de las imágenes.

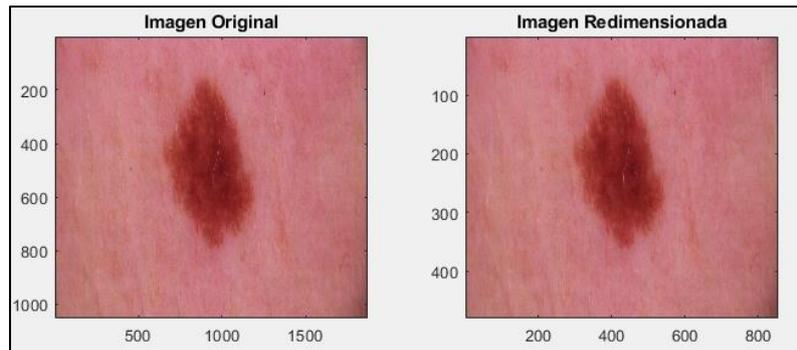


Figura 4. Representación de la operación de redimensionamiento a) Izquierda: 1053x1872 pixeles. b) Derecha: 480x854 pixeles.

Cambio del espacio de color. Luego, se procedió a cambiar del espacio de color RGB al espacio de color 3D uniforme  $L^*a^*b$  debido a que este espacio otorga más información de las secciones de la imagen digital. Por lo tanto, para la conversión se utilizó el comando RGB2LAB del Toolbox Image Processing del software Matlab, tal como se observa a continuación.

```
>> load RGB2.mat
>> Tlunar = rgb2lab( RGB2 );
```

Segmentación con K-means. La etapa de segmentación consistió en utilizar la técnica de K-means para obtener como salida una máscara binaria y segmentada de la imagen, denominada como "BW". Luego, se continuó con la aplicación de filtros espaciales para atenuar el ruido existente. Posteriormente, con el resultado alcanzado se empleó el bloque condicional para determinar que la suma de todos los componentes de la variable BW cumplan con ser mayor al factor 11, definido después de realizar continuas pruebas de ensayo y error. Y, por el contrario, cuando no se cumplió la condición, se procedió a invertir los valores de la variable BW con el propósito de proceder a realizar el mismo procedimiento de la mejora de la operación de segmentación.

Operación de multiplicación. Después del condicional, se procedió a redimensionar nuevamente la imagen para retornar a su tamaño original y se continuó con la operación de multiplicación de la máscara binaria con la imagen original, para lograr obtener una imagen donde se observe el lunar o melanoma completamente segmentado; es decir, aislado del fondo o de la piel de la persona. Seguidamente, en la figura 5, se muestra una representación completa del proceso anteriormente descrito desde la operación de redimensionamiento hasta la de segmentación.

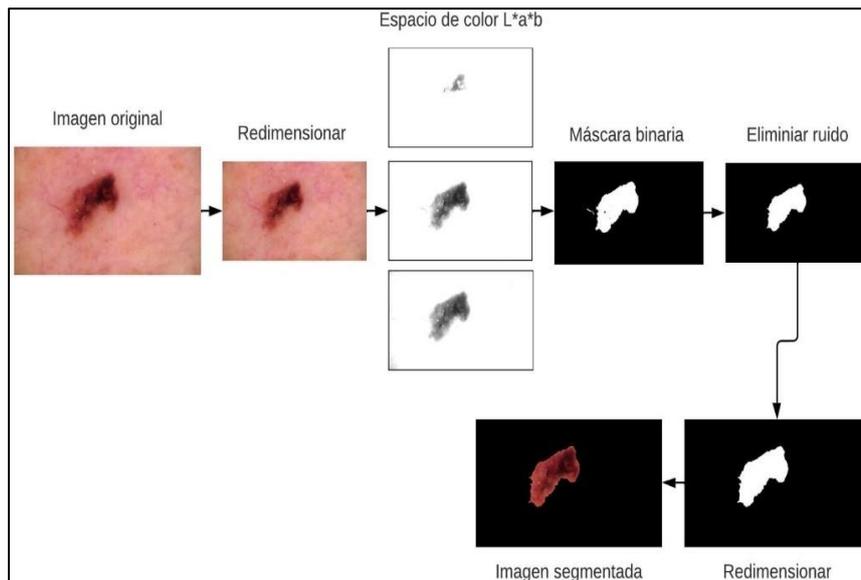


Figura 5. Representación completa del procesamiento espacial de las imágenes para el proceso de segmentación.

### Extracción de características para la regla ABCD

Para el procedimiento de extracción de características útiles para determinar la simetría, detección del borde, composición de color de la imagen y el diámetro, se tuvo que aplicar complementariamente algoritmos de visión computacional, los cuales se detallan a continuación.

#### Simetría y diámetro

Para la extracción de esta característica se procedió con la obtención del porcentaje de simetría del lunar, y para ello se localizó el centro de gravedad de este. Por eso fue necesario trabajar con uno de los canales de color de la imagen segmentada, el cual previamente fue binarizado; y, luego, a partir del centro, se dividió dicha imagen en cuatro cuadrantes tal como se aprecia en la figura 6.

Es así como, el procedimiento matemático para obtener el porcentaje de simetría consistió en la suma de todos los píxeles de los cuatro cuadrantes de la imagen dividida, tal como se expresa en la siguiente ecuación matemática.

$$C_i = \sum_{i=1}^4 \text{cuadrante}_i$$

Posteriormente, se obtuvo el promedio, P, de los valores anteriormente calculados para luego proceder con restar dicho promedio con el valor de cada cuadrante en valor absoluto, para no obtener componentes negativos. A continuación, se muestra la expresión matemática utilizada para alcanzar dicho resultado.

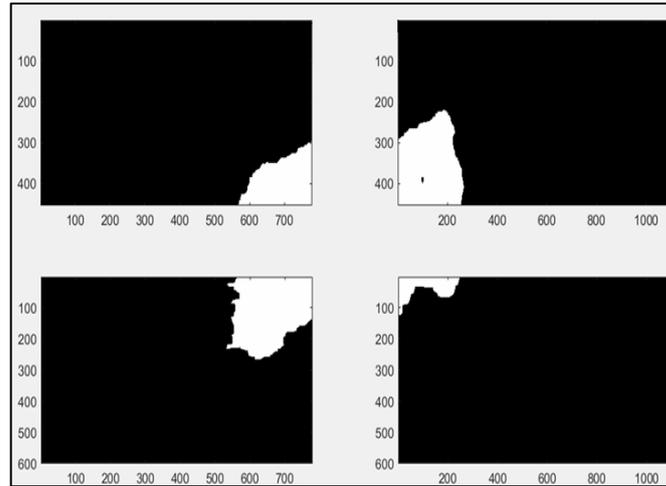


Figura 6. Representación de la segmentación por cuadrante utilizando el software Matlab.

$$\Delta_i = |P - C_i|$$

Y, posteriormente, con la siguiente expresión matemática se determinó el promedio para representar el porcentaje final de simetría.

$$PF = \frac{\sum_{i=1}^4 \frac{A_i}{P} * 100}{4}$$

Seguidamente, en la figura 7, se observan dos ejemplos donde se midió la simetría: 53.171% para la imagen del lado izquierdo y 93.758% para la del lado derecho. Por lo cual, la imagen del lado izquierdo representó un valor muy bajo respecto al umbral designado, por ello el resultado fue asimétrico; por otro lado, en la imagen del lado derecho el porcentaje fue mayor porque se trata de un lunar simétrico.

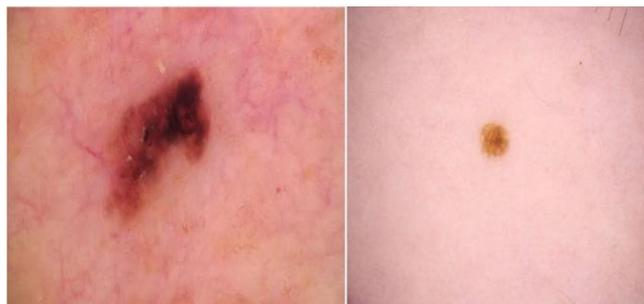


Figura 7. Análisis de imágenes de la base de datos. Izquierda: melanoma. Derecha: lunar.

Por otro lado, para obtener el diámetro fue necesario sumar los valores de la máscara binaria en forma de columna y luego en forma de fila, tomando en cuenta el centro de gravedad. Los resultados obtenidos son vectores cuyos valores máximos son los

diámetros correspondientes. Por lo tanto, para el caso de la simetría y el diámetro del lunar se obtuvieron ubicando el centro de gravedad de la zona de interés.

### Color y borde

Para el análisis de color y borde se utilizó la técnica de K-means para segmentar la imagen a partir de conjuntos o agrupamientos, y para ello se empleó el comando `IMSEGKMEANS` del Matlab el cual retornó las zonas segmentadas etiquetadas en una variable tipo arreglo. Posteriormente, se aplicaron las transformaciones morfológicas de dilatación, erosión y llenado de agujeros. A continuación, la figura 8 muestra una representación gráfica de la imagen segmentada.

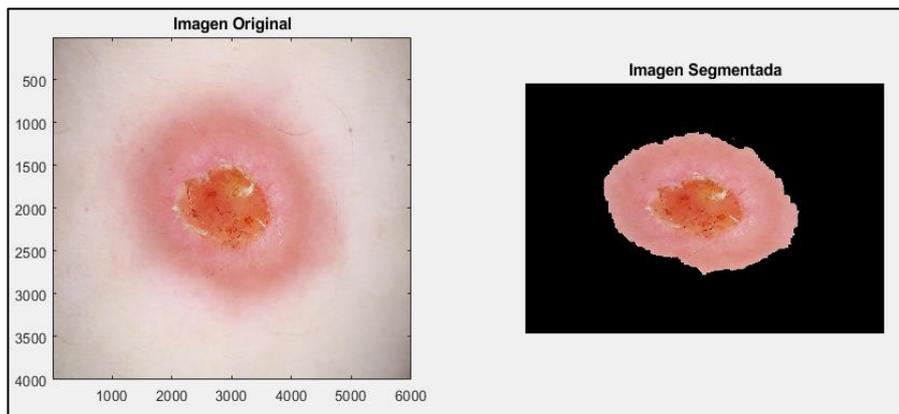


Figura 8. Representación de una imagen y su correspondiente segmentación utilizando el software Matlab.

Por lo tanto, para determinar la variación de color se optó por utilizar la desviación estándar para cuantificar la dispersión de luminosidad entre los pixeles pertenecientes a un lunar, para luego compararlo con la media aritmética de dicha luminosidad desde una imagen en tonos de gris. Por lo cual, se optó por el comando `IMHIST` del Matlab con 256 subdivisiones establecidas, obteniendo una representación gráfica de la frecuencia de valores de pixeles versus niveles de gris. Entonces, cuando la dispersión de los pixeles representó un gráfico con tendencia central alrededor de la media aritmética de luminosidad, se determinó que la dispersión es uniforme y por lo tanto la probabilidad de ser un melanoma es menor. Y, por el contrario, si la tendencia fue mayor hacia uno de los extremos de los niveles de gris se determinó una alta probabilidad de tratarse de un melanoma. Esto fue cuantificado en porcentaje de 0% a 100%, y siendo 50% el caso normal.

Seguidamente, la figura 9 muestra una representación gráfica de la frecuencia de valores de pixeles para el caso de la imagen segmentada en la figura anterior.

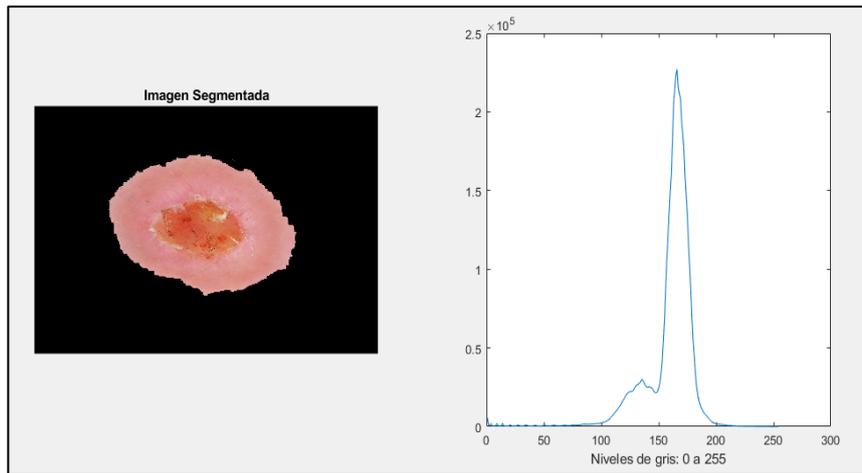


Figura 9. Representación del histograma de la imagen segmentada utilizando el software Matlab.

Y, en relación con la detección del borde, se optó por emplear el método de obtención del umbral por Otsu y para ello se utilizaron los comandos GRAYTHRESH y MULTITHRESH del Matlab. Es así como, la determinación de la cuantificación de un borde regular o irregular se estableció con lo señalado en (Montero, Murillo, Calvo, Pérez, & Gutiérrez, 2022) que consistió en realizar una comparación de la imagen binarizada con un umbral original y umbrales alterados ligeramente superiores e inferiores. Por lo tanto, cuando la diferencia de las imágenes binarizadas con umbrales originales y alterados fue elevada respecto a un factor determinado, se diagnosticó como borde irregular que fue cuantificado como inferior o superior al 50% dependiendo del grado alcanzado de diferencia.

#### **Clasificación con inferencia difusa**

Para la etapa de clasificación se optó por desarrollar tres algoritmos de inferencia difusa con apoyo del Toolbox Fuzzy Logic (MathWorks, 2023) del software Matlab. Para ello, por cada algoritmo, se determinaron dos variables lingüísticas de entrada y una de salida, así como el método de implicación mínimo, el método de agregación máximo, y el método de centroide para la defuzzification.

De esta manera, las variables de entrada fueron la asimetría, borde, color y diámetro; por lo cual, estos valores fueron cuantificados en el intervalo de 0% al 100% para permitir que la variable de salida sea el diagnóstico probable de melanoma (DxProbable) en el mismo intervalo de porcentaje. Por un lado, a la variable de entrada asimetría se le asignaron dos conjuntos difusos: asimétrico y simétrico; a la variable borde se le asignaron tres conjuntos difusos: irregular negativo, normal e irregular positivo; a la

variable color también se le asignaron tres conjuntos difusos: tendencia negativa, normal y tendencia positiva; y, a la variable diámetro igualmente se le asignaron tres conjuntos difusos: pequeño, medio o grande.

Por lo tanto, de los tres algoritmos de inferencia difusa establecidos, el primero consideró como variables lingüísticas de entrada: la asimetría y el diámetro, el segundo las variables borde y color, y el tercero consideró como entradas las salidas de los dos primeros algoritmos difusos. Asimismo, para las variables de salida del primer y segundo algoritmo difuso se consideraron tres conjuntos difusos para cada uno, denominados como: bajo, medio alto. Y, para la variable lingüística de salida final también se le asignaron tres conjuntos difusos: bajo, medio y alto, que representó en porcentaje el probable diagnóstico de melanomas.

Seguidamente, la figura 10 muestra la representación de los tres algoritmos de inferencia difusa establecidos con sus respectivas variables de entrada y salida, que fueron representados con apoyo del toolbox Fuzzy Logic del Matlab.

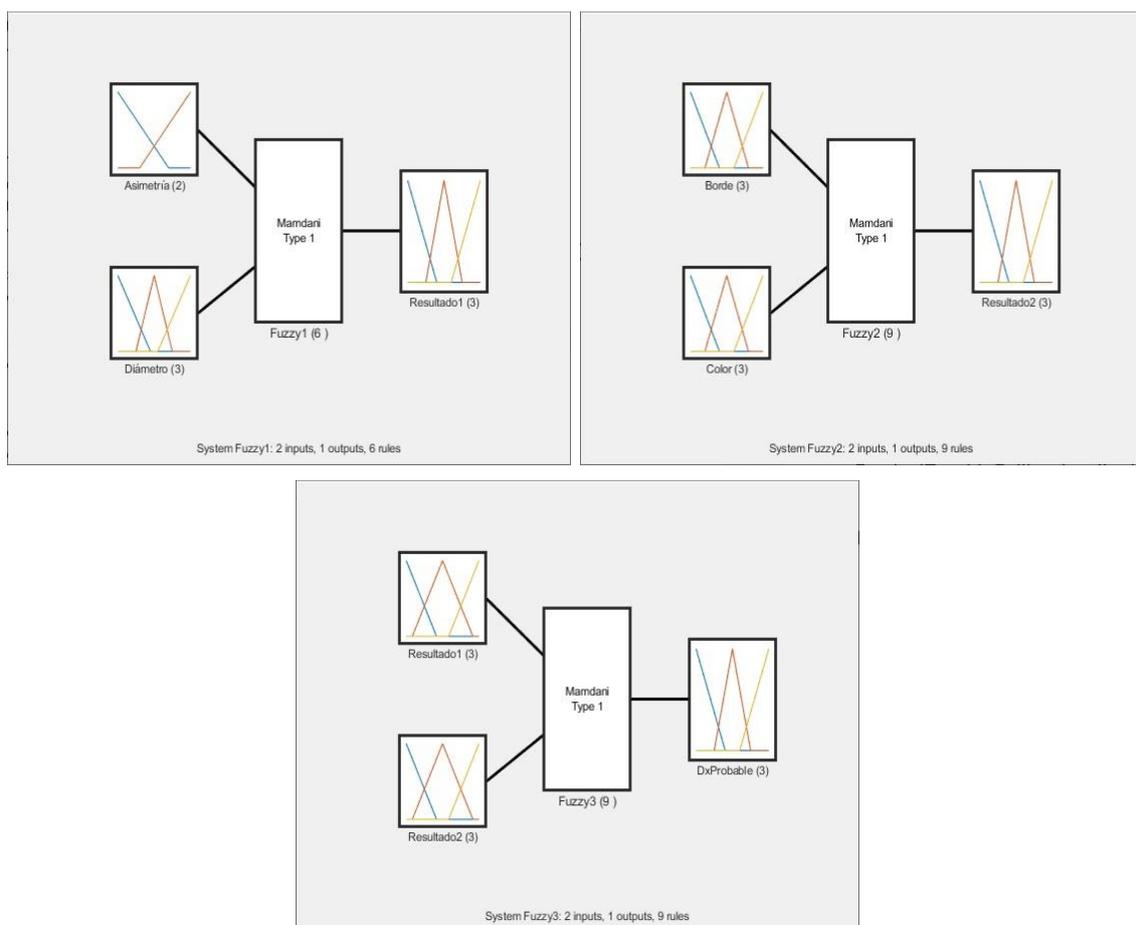


Figura 10. Conjuntos difusos utilizados por cada modelo Mandani para determinar el diagnóstico probable de melanoma, utilizando el software Matlab.

Y, de la misma manera, con apoyo de los comandos READFIS y EVALFIS se procedió a evaluar cada uno de los algoritmos difusos desde una programación realizada en la ventana de código del aplicativo diseñado en el entorno App Designer.

```

algo1 = readfis('Fuzzy1.fis')
salida1 = evalfis(algo1,[ asimetria diametro ])

algo2 = readfis('Fuzzy2.fis')
salida2 = evalfis(algo2,[ borde color ])

algo3 = readfis('Fuzzy3.fis')
salida3 = evalfis(algo3,[ salida1 salida2])

```

Igualmente, en la figura 11, se muestran las reglas difusas establecidas a través de las matrices asociativas difusas para cada uno de los modelos establecidos.

ALGORITMO DIFUSO 1		ASIMETRÍA	
		Asimétrico	Simétrico
DIÁMETRO	Pequeño	Medio	Bajo
	Medio	Alto	Bajo
	Grande	Alto	Medio

ALGORITMO DIFUSO 2		BORDE		
		Irreg_Neg	Normal	Irreg_Pos
COLOR	Tend_Neg	Alto	Medio	Alto
	Normal	Medio	Bajo	Medio
	Tend_Pos	Alto	Medio	Alto

ALGORITMO DIFUSO 3		RESULTADO 1		
		Bajo	Medio	Alto
RESULTADO 2	Bajo	Bajo	Bajo	Medio
	Medio	Bajo	Medio	Alto
	Alto	Medio	Alto	Alto

Figura 11. Matrices asociativas difusas para los tres algoritmos difusos. Arriba izquierda: Reglas AD (asimetría y diámetro). Arriba derecha: Reglas BC (borde y color). Abajo: Reglas Resultados 1 y 2 .

### Diseño de la Interfaz Gráfica de Usuario en App Designer

El App Designer es un entorno de desarrollo interactivo que permite diseñar una aplicación y programar su comportamiento; además, proporciona una versión totalmente integrada del editor de MATLAB® y un gran conjunto de componentes interactivos de la Interfaz de Usuario, tales como botones, casillas de verificación, elementos de medición, indicadores luminosos, entre otros más (MathWorks, 2023).

De esta manera, para el diseño de la interfaz gráfica se optó por utilizar un panel de configuración conformado por componentes del tipo Slider, Image, Lamp, Button, Label y Edit Field, que permitieron dar un porcentaje de probable melanoma después de cargar, leer y analizar una imagen de la base de datos empleada. Ver las figuras 12 y 13.

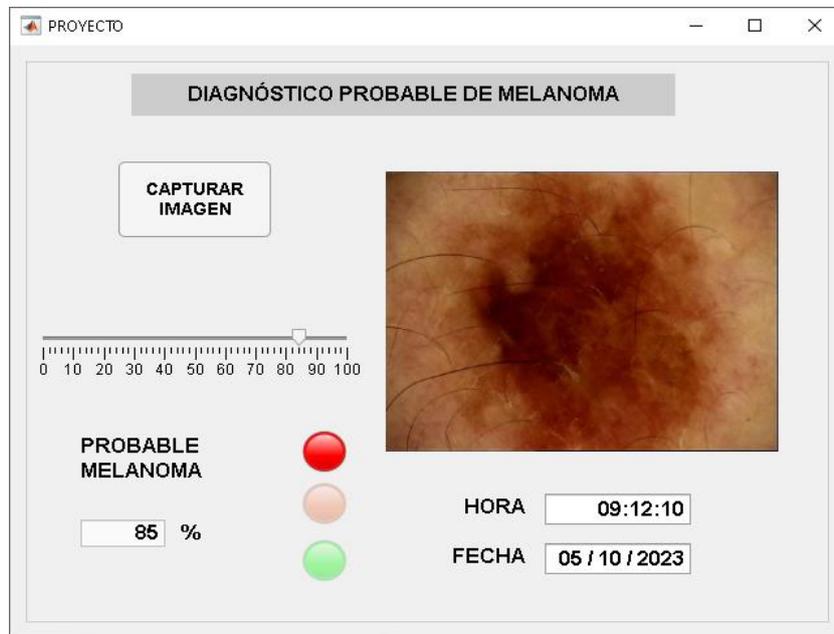


Figura 12. Interfaz gráfica desarrollada en el entorno App Designer del Matlab, para un primer ejemplo.



Figura 12. Interfaz gráfica desarrollada en el entorno App Designer del Matlab, para un segundo ejemplo.

## RESULTADOS

A continuación, se muestran algunos resultados obtenidos a través de las pruebas realizadas de acuerdo con el algoritmo propuesto. Asimismo, se debe tener en cuenta que para las pruebas se utilizó la base de datos de imágenes con resolución no tan adecuada para el desarrollo del proyecto.

Respecto al diagnóstico final de probable melanoma, se establecieron tres lámparas con colores diferentes en la interfaz gráfica desarrollada; siendo el color rojo una alta probabilidad, el color naranja una probabilidad media y el color verde una baja probabilidad de ser melanoma. Por lo cual, esto estuvo determinado por el valor de porcentaje de salida proporcionado por el tercer algoritmo de inferencia difusa tal como se muestra a continuación.

$$Color = \begin{cases} rojo \rightarrow \%salida \in < 75, 100] \\ naranja \rightarrow \%salida \in [25, 75] \\ verde, \rightarrow \%salida \in [0, 25 > \end{cases}$$

Seguidamente, en la Tabla 1 se observa un resumen de 20 resultados de porcentajes de salida después de aplicar el tercer algoritmo de inferencia difusa, los cuales fueron obtenidos al procesar las imágenes de ambos grupos (no melanoma y melanomas). Además, se muestra la clasificación final en base al umbral establecido en 50% y el porcentaje de error alcanzado en dicho análisis.

**Tabla 1.** Resumen de imágenes procesadas por el algoritmo propuesto.

Imágenes grupo 1	Porcentaje de salida	Clasificación	Imágenes grupo 2	Porcentaje de salida	Clasificación
No melanoma	28.10 %	Si	Melanoma	85.00 %	Si
No melanoma	16.00 %	Si	Melanoma	80.22 %	Si
No melanoma	24.00 %	Si	Melanoma	81.90 %	Si
No melanoma	51.10 %	No	Melanoma	52.04 %	Si
No melanoma	38.08 %	Si	Melanoma	74.45 %	Si
No melanoma	41.00 %	Si	Melanoma	48.68 %	No
No melanoma	50.80 %	Si	Melanoma	78.50 %	Si
No melanoma	35.70 %	Si	Melanoma	71.48 %	Si
No melanoma	40.50 %	Si	Melanoma	68.50 %	Si
No melanoma	39.90 %	Si	Melanoma	42.99 %	No
Error (%)		10.00 %	Error (%)		20.00 %

Fuente: Elaboración propia

## **DISCUSIÓN**

Existe una variedad de técnicas matemáticas de visión computacional que según la manera cómo son elegidas o utilizadas, se puede alcanzar un procedimiento de segmentación más eficaz para las imágenes de la base de datos utilizada; por lo cual, es necesario recurrir a las más recomendadas en la bibliografía tal es el caso de transformaciones morfológicas y umbralización. A pesar de ello, un inconveniente de las técnicas empleadas en este proyecto fue la dificultad de filtrar el vello sobre la imagen de interés, lo que perjudica el diagnóstico final al presentarse falsos positivos o negativos. De la misma manera, el procedimiento de segmentación no fue el mejor realizado debido a que el grupo de imágenes de la base de datos proviene de personas con un color de piel muy clara, lo cual dificulta realizar el análisis de color sobre las imágenes de melanomas.

Por otro lado, la elección del dominio porcentual y la cantidad de conjuntos difusos por cada variable lingüística, juega un papel predominante en la etapa de probable detección de melanoma; pues, existe un universo de opciones para seleccionarlos, lo cual hace que se utilice en ensayo y error para realizar los ajustes respectivos tanto del dominio como de la intersección entre dos conjuntos difusos continuos.

## **CONCLUSIONES**

La técnica propuesta para el diagnóstico probable de melanoma fue empleada sobre un conjunto de imágenes de la base de datos pública mencionada anteriormente, donde se demostró cierta robustez con respecto a las variaciones del tono piel, pero presentando problemas con los tonos rosados y muy oscuros, por lo cual estuvo condicionado a los diferentes tipos de imágenes empleadas. De esta manera, el porcentaje de error promedio obtenido fue del 15.00% lo que indica que, de un grupo de 20 imágenes utilizadas como prueba, se presentaron 3 situaciones no reconocidas en la clasificación. Para esto, se consideró el valor de porcentaje de salida mayor e igual al 50% para determinar la pertenencia al grupo de melanomas, y menor al 50% para el grupo de no melanomas.

Dentro de las limitaciones del algoritmo de procesamiento y extracción de características fue la presencia del vello grueso en las partes donde se encuentra el posible melanoma, y por lo tanto se generaron excesos de fallas por la presencia de dicha característica en las imágenes de la base de datos utilizada. Por otro lado, el tono de piel rosado no fue

procesado correctamente por el algoritmo propuesto y como también en la base de datos hubo ausencia de fotografías pertenecientes a personas con color de piel trigueña.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acosta, A., Fierro, E., Velásquez, V., & Rueda, X. (2009). Melanoma: patogénesis, clínica e histopatología. *Revista de la Asociación Colombiana de Dermatología y Cirugía Dermatológica*, 87-108.
- Emin, M., & Borlu, M. (2009). Accurate Segmentation of Dermoscopic Images by Image Thresholding Based on Type-2 Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 976-982.
- Garcia-Arroyo, J., & Garcia-Zapirain, B. (2019). Segmentation of skin lesions in dermoscopy images using fuzzy classification of pixels and histogram thresholding. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 11-19.
- Gonzalez, R., Woods, R., & Eddins, S. (2004). *Digital Image using Matlab Processing*. New Jersey: Editorial Prentice Hall.
- Haghighi, S., Danyali, H., Sadegh, M., & Hasan, M. (2020). A Deep Convolutional Neural Network for Melanoma Recognition in Dermoscopy Images. *10th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE2020)*, (págs. 453-456). Iran.
- HC Marbella. (julio de 2020). *ABCDE del Melanoma*. Obtenido de <https://www.hcmarbella.com/es/abcde-del-melanoma/>
- IBM. (setiembre de 2023). *¿Qué es la Visión Artificial?* Obtenido de <https://www.ibm.com/mx-es/topics/computer-vision>
- ISIC. (s.f.). *The International Skin Imaging Collaboration*. Obtenido de Home: <https://www.isic-archive.com/>
- Kim, D., & Byung-Woo, H. (2021). Unsupervised Feature Elimination via Generative Adversarial Networks: Application to Hair Removal in Melanoma Classification. *IEEE Access*, 42610-42620.
- KONICA MINOLTA. (octubre de 2023). *Entendiendo El Espacio de Color CIE L\*A\*B\**. Obtenido de <https://sensing.konicaminolta.us/mx/blog/entendiendo-el-espacio-de-color-cie-lab/>
- Lucas, R., Yazar, S., Young, A., Norval, M., de Gruijl, F., Takizawa, Y., . . . Neale, R. (2019). Human health in relation to exposure to solar ultraviolet radiation under changing stratospheric ozone and climate. *National Library of Medicine*, 641-480.

- Martín del Brio, B., & Sanz, A. (2001). *Redes Neuronales y Sistemas Difusos*. Bogotá: Alfa y Omega.
- MathWorks. (2023). *Centro de Ayuda*. Obtenido de Desarrollar apps mediante App Designer: <https://la.mathworks.com/help/matlab/app-designer.html>
- MathWorks. (2023). *Fuzzy Logic Toolbox*. . Obtenido de Realice procesamiento y análisis de señales: <https://la.mathworks.com/products/fuzzy-logic.html>
- Mathworks. (2023). *Image Processing Toolbox*. *Realice procesamiento y análisis de señales*. Obtenido de <https://la.mathworks.com/products/image.html>
- MINSA. (setiembre de 2023). *Plan Nacional de Cuidados Integrales del Cáncer (2020-2024)*. Obtenido de <http://bvs.minsa.gob.pe/local/MINSA/5341.pdf>
- Mohammad, S., & Mahloojifar, A. (2018). A Mobile Application for Early Detection of Melanoma by Image Processing Algorithms. *25th National and 3rd International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME)*. Iran.
- Montero, E., Murillo, M., Calvo, L., Pérez, J., & Gutiérrez, D. (2022). *Instituto Tecnológico de Costa Rica*. Obtenido de Análisis de imágenes y cuantificación del color para el diagnóstico del cáncer de piel tipo melanoma en Costa Rica: [https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/13873/P116\\_BIB307928\\_Analisis\\_de\\_imagenes\\_y\\_cuantificacion....pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/13873/P116_BIB307928_Analisis_de_imagenes_y_cuantificacion....pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Mora, D. (enero de 2021). *Trabajo Fin de Grado*. Obtenido de Sistema de Detección y Clasificación de Melanomas a través de Imágenes: [https://oa.upm.es/66290/1/TFG\\_DANIEL\\_MORA\\_AGUILERA.pdf](https://oa.upm.es/66290/1/TFG_DANIEL_MORA_AGUILERA.pdf)
- Namozov, A., & Im, Y. (2018). Convolutional Neural Network Algorithm with Parameterized Activation Function for Melanoma Classification. *International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, (págs. 417-419). Korea.
- Priya, A., Anitha, J., & Poonima, J. (2018). Identification of Melanoma in Dermoscopy Images Using Image Processing Algorithms. *International Conference on Control, Power, Communication and Computing Technologies (ICCPCT)*, 553-557.
- Rashad, M., & Takruri, M. (2016). Automatic Non-Invasive Recognition of Melanoma Using Support Vector Machines. A Study Based on the Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM) and Color Features. *International Conference on Bio-engineering for Smart Technologies (BioSMART)*. United Arab Emirates.
- Rivero, D. (2008). *Metodología de la Investigación*. Ediciones Shalom.

- Sánchez, H., & Reyes, C. (2015). *Metodología y Diseños en la Investigación Científica*. Lima, Perú: Editorial Business Suport Aneth SRL.
- Zhao, C., Shuai, R., Ma, L., Liu, W., Hu, D., & Wu, M. (2021). Dermoscopy Image Classification Based on StyleGAN and DenseNet201. *IEEE Access*, 8659-8679.
- Zhou, H., Schaefer, G., Sadka, A., & Emre, M. (2009). Anisotropic Mean Shift Based Fuzzy C-Means Segmentation of Dermoscopy Images. *IEEE Journal Of Selected Topics In Signal Processing*, 26-34.