

# Nevus classification by calculating the fractal dimension and the harmonic analysis of the contour extracted from multispectral images

Alvaro Ascencio<sup>a</sup>, José Zapata<sup>a</sup> y Ahmad Osman<sup>\*a,b</sup>

<sup>a</sup>Escuela de Ingeniería de Telecomunicaciones, Facultad de Ingeniería, Universidad de Carabobo, Valencia, Venezuela

<sup>b</sup>Centro de Análisis y Tratamiento de Señales (CATS), Facultad de Ingeniería, Universidad de Carabobo, Venezuela.

**Abstract.-** The implementation of algorithms that allow classifying images from digital dermatoscopes with the purpose of improving the early detection of melanomas, is a key aspect in the solution of the problems that exist in many hospital centers inside and outside the country. In this sense, a prototype tool was developed that allows the classification of multispectral images of nevi, taking as a previous reference the value of the fractal dimension and later making use of the Fourier coefficients; both calculations were applied to the contour extracted from said images. The validation of the calculations that allowed the distinction was made through an analysis of variance for the case of fractal dimension, which allowed to show the statistical difference of the values of the dimension associated with the nevi. On the other hand, the analysis of the linear discriminant was applied to the Fourier coefficients of the contour and thus achieve a premature classification using machine learning. This study succeeds in revealing an evident potentiality regarding fractal dimension parameters and Fourier coefficients as significant elements that could be incorporated into the future development of nevus classifiers, with the purpose of facilitating the diagnosis of melanocytic lesions of the skin and the definition of malignancy.

**Keywords:** nevus; multispectral images; fractal dimension; Fourier coefficients.

## Clasificación de nevus mediante el cálculo de la dimensión fractal y el análisis armónico del contorno extraído de imágenes multiespectrales

**Resumen.-** La implementación de algoritmos que permiten clasificar imágenes provenientes de dermatoscopios digitales con el propósito de mejorar los procesos de detección temprana de melanomas, es un aspecto clave en la solución de la problemática existente en muchos centros hospitalarios dentro y fuera del país. En este sentido, se desarrolló una herramienta prototipo que permite la clasificación de imágenes multiespectrales de nevus, tomando como referencia previa el valor de la dimensión fractal y posteriormente haciendo uso de los coeficientes de Fourier; ambos cálculos fueron aplicados al contorno extraído de dichas imágenes. La validación de los cálculos que permitieron la distinción se hizo mediante un análisis de varianza para el caso de dimensión fractal, lo que permitió mostrar la diferencia estadística de los valores de la dimensión asociados a los nevus. Por otro lado, se aplicó el análisis del discriminante lineal a los coeficientes del Fourier del contorno y así lograr una clasificación prematura haciendo uso del aprendizaje de máquina. Este estudio, logra develar una evidente potencialidad en lo concerniente a los parámetros dimensión fractal y coeficientes de Fourier como elementos significativos que pudieran incorporarse al desarrollo futuro de clasificadores de nevus, con el propósito de facilitar el diagnóstico de las lesiones melanocíticas de la piel y la definición de malignidad.

**Palabras claves:** nevus; imágenes multiespectrales; dimensión fractal; coeficientes de Fourier.

Recibido: abril 2018

Aceptado: mayo 2018

### 1. Introducción

La clasificación de nevus en el contexto de los diagnósticos realizados en el ejercicio dermatológico-

co, acelera el proceso de detección temprana de los melanomas. Los múltiples estudios realizados en este ámbito se basan generalmente en análisis bajo concepciones geométricas *euclidianas* y de acceso eventual al dominio transformado de la totalidad de la imagen, generando dilatación de temporal en el procesamiento de la información. Sin embargo, la geometría fractal y el análisis armónico del contorno vislumbran un estudio perspicaz

\*Autor para correspondencia:

Correo-e: ahmadosmanc@gmail.com (Ahmad Osman)

que evita considerar al nevus como cualquier forma geométrica regular y además permite una indagación más profunda sobre el compartamiento irregular y fragmentado que poseen sus bordes. [1, 2, 3, 4, 5].

Es por ello, que el propósito de este trabajo consiste en la implementar la clasificación de lunares aplicando el cálculo de la dimensión fractal como distinción previa y además un análisis armónico del contorno extraído de imágenes multiespectrales, usando el cómputo asistido; garantizando los criterios de código abierto, escalabilidad, adaptabilidad y su posibilidad de ejecución multiplataforma [6].

## 2. Desarrollo de la investigación

El desarrollo de la clasificación consistió en tres fases principales, las cuales se describen a continuación:

### 2.1. Determinación de la dimensión fractal y coeficientes de Fourier del contorno de la imágenes multiespectrales.

Primeramente nos hicimos de un conjunto imágenes multiespectrales de distintos tipos de nevus previamente clasificados, las cuales fueron proporcionadas por el Centro de Investigaciones Médicas y Biotecnológicas de la Universidad de Carabobo de la Universidad de Carabobo. Dichas imágenes fueron organizadas según la Tabla 1 con el objeto de tener una data más estructurada.

Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
41	17	51	18

Tabla 1: Tipos de imágenes de nevus

Es bueno acotar que estas imágenes fueron obtenidas a través de un dermatoscopio multiespectral, desarrollado por el Centro de Investigaciones Médicas y Biotecnológicas Universidad de Carabobo, constituido por ocho LEDs tricromáticos de 3 mm cada uno que emiten una iluminación en los rangos de azul (470 nm), verde (580 nm), rojo (660 nm) y su combinación para blanco, cyan (510nm),

magenta (405nm) y amarillo (578nm), con una lente de 25 mm y aumento variable de 20X a 200X [7].

Una vez organizada la data, se inicia el proceso de extracción del borde de las imágenes multiespectrales de los nevus. Esta etapa consiste en pasar cada imagen por varios procesos de rutina como: transformación a escala de grises, aplicación de filtros gausseanos para suavizado de texturas y eliminación de elementos perturbadores, binarización de la imagen mediante *OTSU*, aplicación de las técnicas de *erosión* y *dilatación*, así como también un análisis de la imagen binaria y de los gradientes en los píxeles para obtener los puntos donde existe cambio, y por consiguiente donde esta el borde [8].

Una vez extraído el borde, se realizó el cálculo de los valores de dimensión fractal Mediante el la implementación del método de *Box-counting* y luego se calcularon los coeficientes de Fourier del borde a partir de los datos del valor del radio  $r$  generados al realizar el cálculo del contorno del nevus normalizado [7, 9, 1].

### 2.2. Aplicación de los fundamentos estadísticos para la validación de los resultados de dimensión fractal y coeficientes de Fourier.

Los valores obtenidos de dimensión fractal y coeficientes de Fourier calculados para cada imagen fueron sometidos diversos análisis los cuales establecen si es posible realizar una caracterización de los nevus según su tipo.

- El primero fue el análisis de varianza o ANOVA (analysis of variance) el cual se aplicó solo para el cálculo de la dimensión fractal del borde. El factor resultante nos sirve para comparar varios grupos en una variable cuantitativa, se aplica para contrastar la igualdad de medias de tres o más poblaciones independientes y con distribución normal [10, 11].

La variable explicativa (predictor) es *tipo de nevus* y la variable de estudio *dimensión fractal*. Para ejecutarlo se cumplen los siguientes pasos:

1. Discriminación de datos: se descartan para este test las imágenes cuyo borde no fue capturado de forma correcta. La cantidad de imágenes a procesar según la frecuencia de estudio se muestra en la Tabla 2.

Espectro	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
RGB	26	10	25	10
Cyan	34	7	27	10
Azul	19	5	25	10
Amarillo	13	5	17	5
Verde	10	5	21	5
Magenta	23	10	24	10
Rojo	10	5	17	1

Tabla 2: Numero de imágenes seleccionadas

2. Estructuración de datos: ellos están ordenados y agrupados según el tipo de nevus al que pertenezca cada valor de dimensión fractal de estudio. Estos fueron organizados en una base de datos.
  3. Cálculo del *value p*: el cual nos indica en qué frecuencias es posible caracterizar a los nevus según el valor de dimensión fractal. Se establece el nivel de significación  $\alpha = 0,5$ , y se verifican las siguientes hipótesis:
 

**Hipótesis nula.** Las medias de los grupos son iguales, mediante el cumplimiento de la siguiente condición  $value p > \alpha$ .

**Hipótesis alternativa.** Las medias de los grupos se diferencian, mediante el cumplimiento de la siguiente condición  $value p \leq \alpha$ .
  4. Representación de los resultados: el resultado del ANOVA determina si se encontró o no diferencias significativas que permitan la clasificación. Ellos se representarán de forma gráfica, ilustrando los valores de las medias grupales y desviación estándar.
- Análisis lineal discriminante (LDA sus siglas en inglés), es un algoritmo de aprendizaje supervisado que usa las etiquetas de los datos de entrada para aplicar la clasificación

correspondiente. Fue aplicado únicamente para el análisis armónico y nos permite obtener la descomposición de la función que representa el contorno obtenido del nevus en tonos puros que llamaremos *armónicos* [9, 11, 12].

El conjunto de armónicos o vector *FFT* constituyen los valores de entrada que permitan realizar un reconocimiento de patrones y aprendizaje de máquina para encontrar una combinación lineal de rasgos que caracterizan a los cuatro tipos de nevus estudiados, de esta forma poder separarlos en grupos y realizar una clasificación. En este proceso se cumplen los siguientes pasos:

1. En primer lugar se tomaron: 5, 10 y 15 coeficientes para realizar la representación del contorno, y determinar con cual de estos valores resulta mas efectiva la clasificación mediante LDA.
2. Estructuración de los datos de entrada, los cuales están agrupados según el tipo de nevus, cada grupo esta identificado por un numero (1: Compuesto, 2: Displásico, 3: Intradérmico, 4: Unión) seguidamente de los 15 coeficientes de Fourier que representan la función del contorno de cada nevus, plasmados en una base de datos.
3. Representación gráfica de los resultados, en la cual se reflejan las 4 zonas que describen los tipos de nevus, y los valores contenidos en cada una de ellas.

### 2.3. Desarrollo de una interfaz de usuario mediante wx Python

Ya establecidos los métodos de clasificación para los nevus, se desarrolló una interfaz gráfica que permita manejarlos en un mismo entorno de forma sencilla y efectiva. La biblioteca *wxPython* facilita el desarrollo de interfaces gráficas portables (funcionales en Windows y Linux) con licencia: LGPL.

#### 2.3.1. Creación del archivo ejecutable .exe

La creación del *.exe* se implemento con el módulo *cx Freeze*, el cual nos permite congelar

los scripts de *Python* en un archivo ejecutable, disponibles en *WINDOWS* y *LINUX*, siguiendo los siguientes pasos:

- Descarga e instalación de *Python v2.7* y las librerías correspondientes: *cxfreeze*, *opencv2*, *matpaloatlib*, *numpy*, *pandas*, *sklearn*, *wxPython*, *Pycrypto*, *PyHooks*.
- Creación de un script llamado: *setup.py*, en el cual se ejecuta la acción de conversión.
- Ubicar el archivo *setup.py* y *main.py* (este script es el que contiene el código que se congelará en un ejecutable), dentro de la carpeta de instalación de *Python 2.7*.
- Vía *cmd* nos ubicamos dentro de la carpeta donde se encuentran los archivos de trabajo y se ejecuta el comando *python setup.py build*, este genera una carpeta llamada *build* y dentro de la misma se encuentra el archivo ejecutable.

### 2.3.2. Creación de manual de usuario

Se creó un manual de usuario lo cual permite facilitar el acceso a la experimentación científica futura y mitigar el tiempo de aprendizaje para el manejo de la herramienta de clasificación. En el mismo se especifica los pasos a seguir para cargar y analizar las imágenes de los nevus.

## 3. Análisis y discusión de resultados

### 3.1. Extracción del borde

#### 3.1.1. Datos de Estudio

Una muestra del formato entregado de las imágenes se ilustra en la Figura 1.

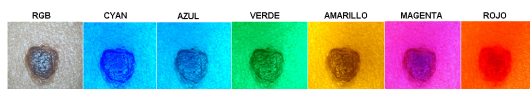


Figura 1: Nevus capturado en los 7 espectros de estudio.

Basados en los datos proporcionados y siguiendo los lineamientos expuestos anteriormente, se obtuvo como resultado lo expuesto a continuación:

#### 3.1.2. Cambio a escala de grises.

Una vez capturada la imagen del nevus a estudiar se procede a realizar el cambio a escala de grises, en la Figura 2 se muestra un ejemplo de esta transformación en un lunar tipo compuesto.

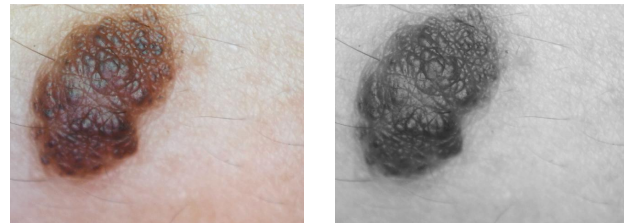


Imagen RGB.

Imagen en escala de grises.

Figura 2: Cambio a escala de grises de un nevus compuesto. Fuente: Propia.

#### 3.1.3. Aplicación de filtro

Se observó el histograma de los distintos filtros que están inmersos en la librería de OpenCV. Obteniendo como resultado que el más adecuado es el Gaussiano, dado a que este hace un mejor suavizado.

En las Figuras 7, 8, 9 y 10 se muestra el resultado obtenido luego de aplicar el filtro, es apreciable el suavizado de textura, estabilización de magnitud y la difuminación de vellos.

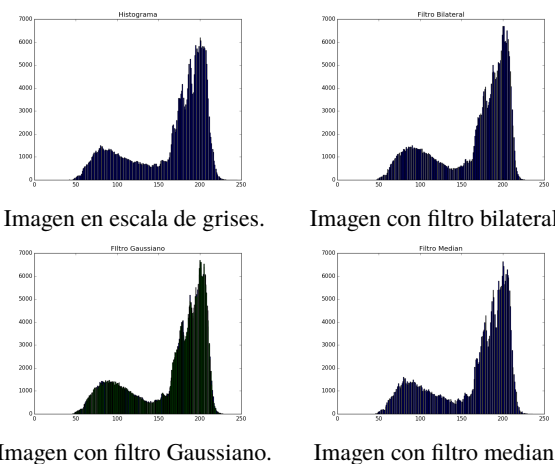


Imagen en escala de grises.

Imagen con filtro bilateral.

Imagen con filtro Gaussiano.

Imagen con filtro median.

Figura 3: Histograma de un nevus compuesto. Fuente: Propia.

#### 3.1.4. Binarización de imagen

Para la binarización, se emplea el método OTSU, se considera este el mejor método que aporta

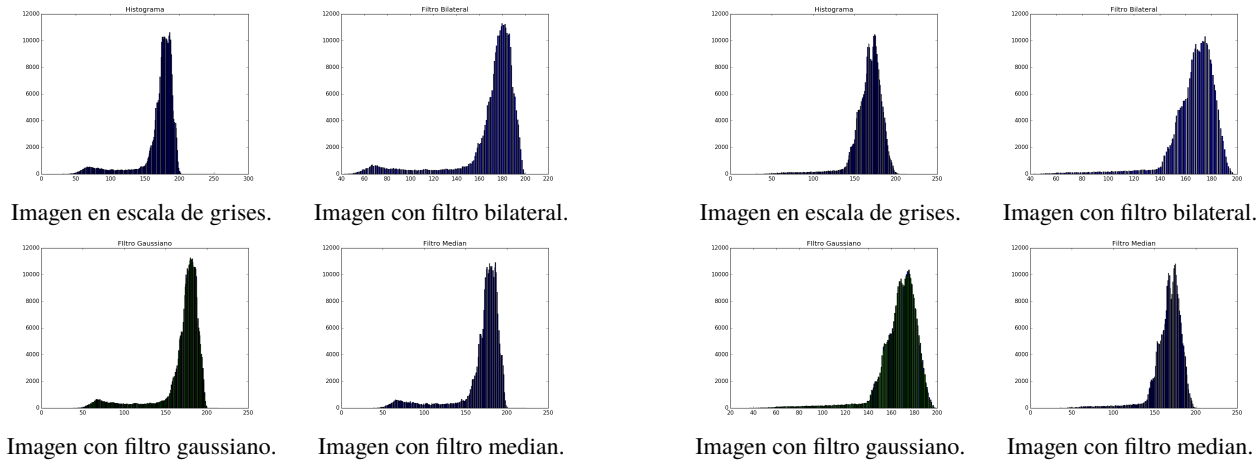


Figura 4: Histograma de un nevus displásico. Fuente: Propia.

OpenCV, debido a que se adapta a la imagen de entrada. Ubicando el punto de inflexión (también conocido como valor umbral), procede a establecer en uno (1) todos los valores mayores al punto de inflexión, y cero (0) a los valores menores a este. El resultado obtenido se observa en la Figura 11.

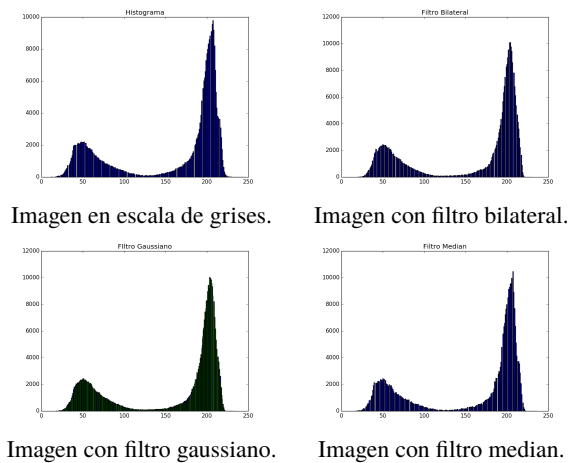


Figura 5: Histograma de un nevus intradérmico. Fuente: Propia.

Es apreciable que, aunque el método es adaptativo, en algunos casos se presencia dentro de la imagen, zonas negras con manchas blancas o zonas blancas con manchas negras. Para solventar esta situación, se procede a aplicar técnica de erosión y dilatación, las mismas son descritas a continuación.

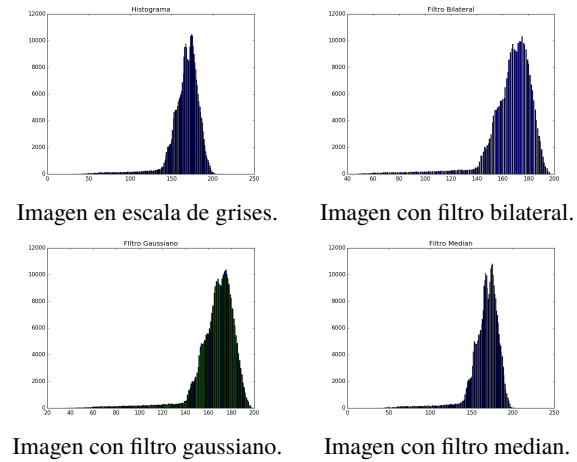


Figura 6: Histograma de un nevus unión. Fuente: Propia.

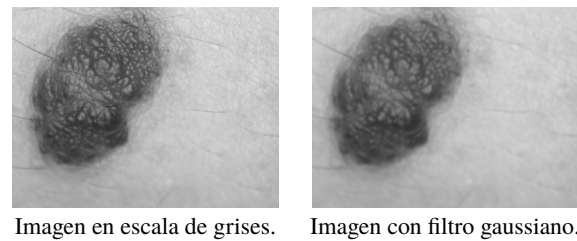


Figura 7: Aplicación de filtro gaussiano a nevus compuesto. Fuente: Propia.

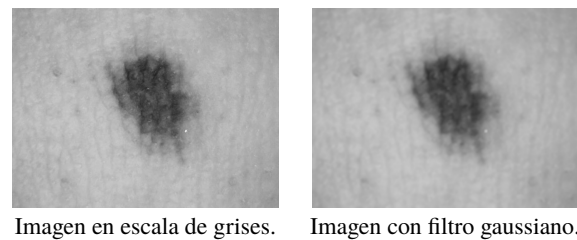


Figura 8: Aplicación de filtro gaussiano a nevus displásico. Fuente: Propia.

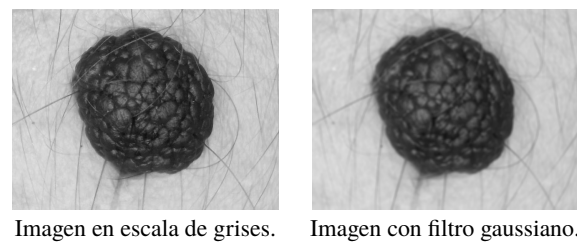


Figura 9: Aplicación de filtro gaussiano a nevus intradérmico. Fuente: Propia.



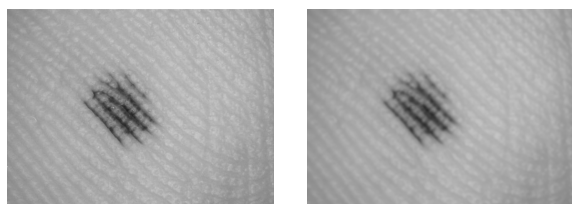


Imagen en escala de grises. Imagen con filtro gaussiano.

Figura 10: Aplicación de filtro gaussiano a nevus unión. Fuente: Propia.



Imagen erosionada. Imagen aperturada.

Figura 13: Aplicación de erosión y apertura sobre nevus displásico. Fuente: Propia.



Nevus compuesto. Nevus displásico.



Nevus intradérmico. Nevus unión.

Figura 11: Resultados obtenidos de binarización con OTSU. Fuente: Propia.



Imagen erosionada. Imagen aperturada.

Figura 12: Aplicación de erosión y apertura sobre nevus compuesto. Fuente: Propia.

### 3.1.5. Erosión y dilatación de imágenes binarias.

Dada la particularidad de algunas imágenes, luego de la binarización, quedan con manchas indeseadas. Entonces se procede a aplicar primeramente erosión y luego una apertura (erosión y luego dilatación). En la imagen del nevus de tipo *unión* es donde se puede apreciar de forma clara este efecto para definir el contorno, ver Figuras 12, 13, 14 y 15.



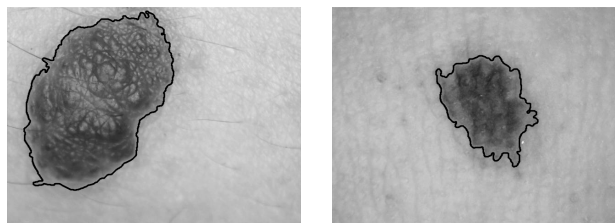
Imagen erosionada. Imagen aperturada.

Figura 14: Aplicación de erosión y apertura sobre nevus intradérmico. Fuente: Propia.

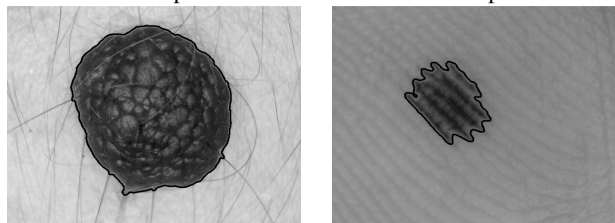


Imagen erosionada. Imagen aperturada.

Figura 15: Aplicación de erosión y apertura sobre nevus unión. Fuente: Propia.



Nevus compuesto. Nevus displásico.



Nevus intradérmico. Nevus unión.

Figura 16: Muestra del contorno capturado. Fuente: Propia.

### 3.2. Cálculo de dimensión fractal.

Luego de obtenido todos los valores de  $N(r)$  y  $r$  que aporó el método de *Box-Counting*, se procedió a realizar la regresión lineal de dichos valores, obteniendo así la dimensión fractal. En la Figura 17 se muestran los resultados.

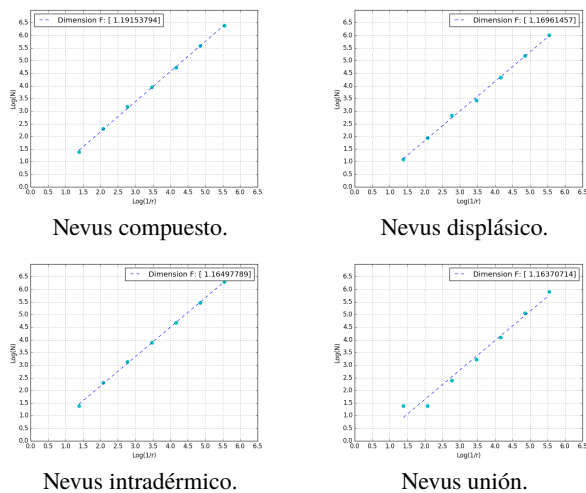


Figura 17: Regresión lineal para el cálculo de dimensión fractal. Fuente: Propia.

### 3.3. Cálculo de la magnitud de los coeficientes de Fourier

Para la determinación de los coeficientes de Fourier se empleo la FFT, el cual esta disponible en la biblioteca *NumPy* de *Python*. En la Figura 18 se muestra los resultados obtenidos, en los cuales se pudo observar que en todos los tipos de nevus el mayor contenido espectral esta en el primer y tercer armónico. A partir del tercer armónico la potencia disminuye de forma considerable. A pesar que la distribución espectral que representa la función del borde en todos los tipos de nevus sigue un mismo patrón, estos pueden ser caracterizados ya que la magnitud de potencia que contiene cada armónico es particular, por ende, en algunos casos se requiere de solo 5 armónicos para representar al nevus mientras que en otros se requieren 12 armónicos, al aplicar el test de validación se podrán identificar estas características con mayor precisión.

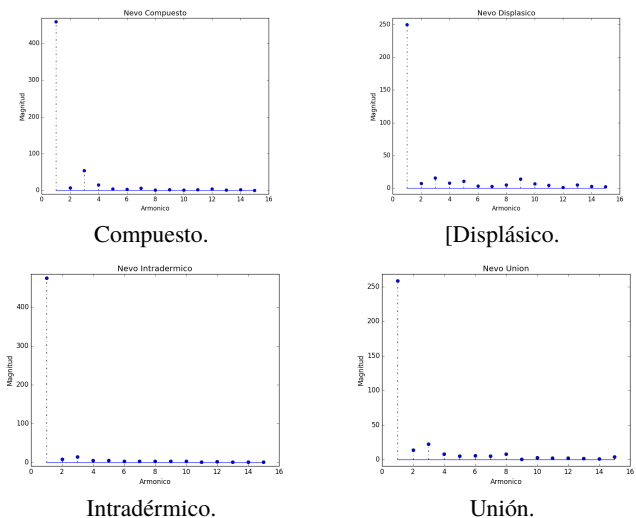


Figura 18: Gráfica de los coeficientes de Fourier. Fuente: Propia.

### 3.4. Validación de resultados

#### 3.4.1. Análisis de la varianza

Un requisito para que el test se ejecute es que requiere de un mismo numero de datos de entrada para cada nevus, es decir, se necesitan la misma cantidad de valores de dimensión fractal por cada tipo de lunar a evaluar, para que se pueda realizar el cálculo y comparación entre varianzas.

En nuestro caso, seleccionamos 10 valores de dimensión fractal para ser estudiados, ya que es el mínimo valor en común con el cual se puede manejar, en el caso de los nevus que tienen 5 datos, se procede a repetir esos valores por segunda vez para llegar a la cantidad mínima requerida, de esta forma el valor de media ( $\mu$ ) no se ve afectada.

Este análisis se llevo a cabo con los valores de dimensión fractal de cada nevus en las diferentes bandas espectrales de estudio. Para estudiar estos resultados en una primera fase se muestra el valor promedio correspondiente a cada grupo en las diferentes frecuencias, de esta forma conocer el comportamiento fractal de cada nevus para su posterior clasificación. En en la Tabla 3 se reflejan los datos.

Basados en estos datos se aplica ANOVA con un nivel de significación  $\alpha = 0,05$  el cual indica si los grupos son estadísticamente diferenciables, de esta forma concluir mediante la hipótesis nula y si esta se puede o no descartar.

Tipo de Nevus	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
RGB	1,1475939	1,2204466	1,1327832	1,2027709
Cyan	1,1495025	1,1838031	1,114196	1,1425386
Azul	1,161574	1,248642	1,1588039	1,1697369
Verde	1,1981606	1,238553	1,1601967	1,228025
Amarillo	1,1489223	1,168415	1,1544117	1,2199337
Magenta	1,142142	1,1856182	1,1137979	1,1680158
Rojo	1,1521432	1,2482395	1,1451053	

Tabla 3: Promedio de la dimensión fractal por banda espectral según cada tipo de nevus clasificado. Fuente: Propia

Tipo de Nevus	$F_{value}$	$p_{value}$	Decisión de la prueba
RGB	5.760916	0.00252068	Rechazar $H_0$
Cyan	4.251086	0.0113891	Rechazar $H_0$
Azul	4.192179	0.01210631	Rechazar $H_0$
Verde	6.190772	0.00167327	Rechazar $H_0$
Amarillo	2.910015	0.04765335	Rechazar $H_0$
Magenta	3.674496	0.02085629	Rechazar $H_0$
Rojo	10.852684	0.00034764	Rechazar $H_0$

Tabla 4: Valores de ANOVA, sobre las bandas espectrales de estudio. Fuente: Propia

Los resultados del ANOVA mostrados en la Tabla 4, nos muestran que existe una diferencia estadísticamente significativa entre los cuatro tipos de nevus para las bandas espectrales de estudio. Analizando el  $p_{value}$ , notamos que el mismo es menor al nivel "alpha" ( $\alpha < 0,05$ ), descartando así la hipótesis nula en todos los casos.

La representación de la distribución de valores de dimensión fractal para cada tipo de nevus en las bandas espectrales estudiadas se refleja en la Figura 19. Se observa que en ninguna de las bandas espectrales se cumple uno de los requisitos de estudio para ANOVA, el cual es la distribución normal, sin embargo este análisis tolera las violaciones a su supuesto de normalidad, siempre que no sea demasiada. Por ende, es permisible dicho análisis, en el cual se realizaron las siguientes observaciones:

En la banda RGB el nevus compuesto es quien más se aproxima a una distribución gaussiana, mientras que el intradérmico tiene una varianza bastante limitada demostrando así un comportamiento estable en cuanto al valor de dimensión fractal. Los nevus tipo unión e

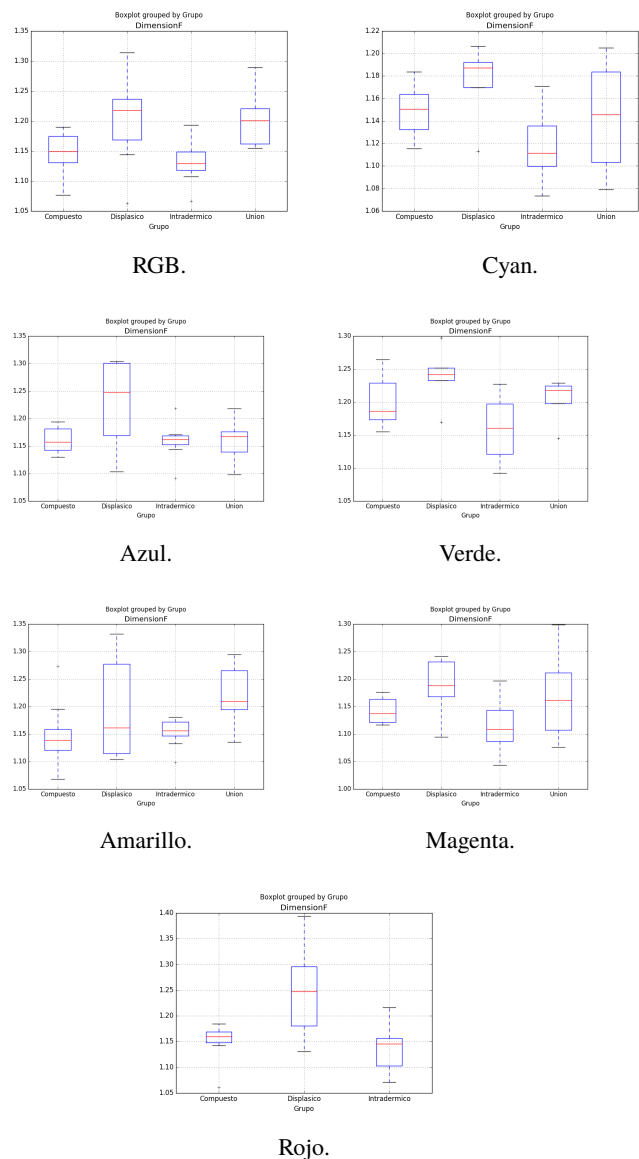


Figura 19: Distribución de la dimensión fractal en cada banda espectral. Fuente: Propia

intradérmico poseen una distribución aproximada a la normal en la frecuencia cyan.

Las bandas verde y azul son útiles para caracterizar los nevus tipo displásico e intradérmico ya que en dichos espectros los valores de dimensión fractal tienen una aproximación cercana a la normal. En el espectro magenta destaca el nevus tipo unión, ya que sus valores de sigue el mismo patrón que el caso anterior. El nevus tipo compuesto vuelve a tener un comportamiento similar en las frecuencias de estudio amarillo y rojo, en este ultimo espectro notamos que no se puede realizar una caracterización del lunar tipo unión, generando



así un carácter limitante en la clasificación de lunares en dicha frecuencia, ya que los mismos deben ser excluidos en el color rojo.

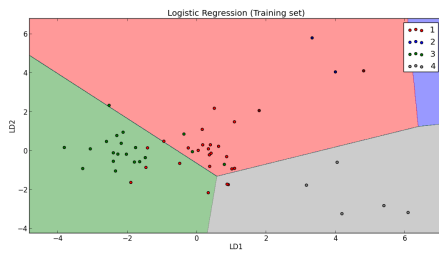


Figura 20: Gráfica LDA en la frecuencia: RGB. Fuente: Propia



Figura 22: Gráfica LDA en la frecuencia azul. Fuente: Propia

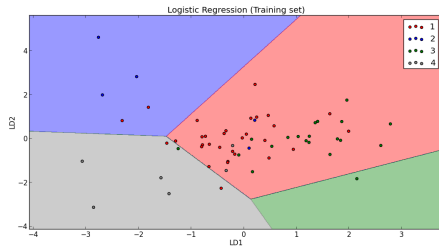


Figura 21: Gráfica LDA en la frecuencia cyan. Fuente: Propia

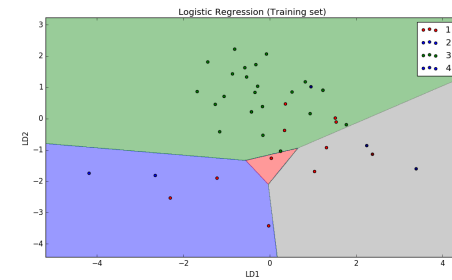


Figura 23: Grafica LDA en la frecuencia verde. Fuente: Propia

### 3.5. Análisis discriminante Lineal

Dicho análisis realiza un cambio de dimensión de los coeficientes de Fourier, los cuales son plasmados y agrupados en *regiones* que permiten la caracterización de los nevus según su tipo. Los resultados de este análisis se observan en las Figuras 20, 21, 22, 23, 24, 25 y 26.

En las gráficas mostradas se evidencia como a través del aprendizaje de máquina, el algoritmo desarrollado es capaz de reconocer los cuatro tipos de nevus estudiados mediante el análisis armónico de su contorno. En general, este análisis realiza la división en el plano en cuatro zonas definidas por los valores de los coeficientes de Fourier, cada punto en la gráfica representa un *conjunto* de los 15 armónicos estudiados en cada lunar. En cada banda espectral pueden realizar las siguientes observaciones:

- RGB: Los nevus tipo compuesto e intradérmico poseen mas datos de estudio y tienen

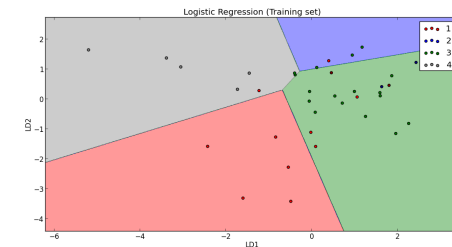


Figura 24: Grafica LDA en las frecuencia amarillo. Fuente: Propia

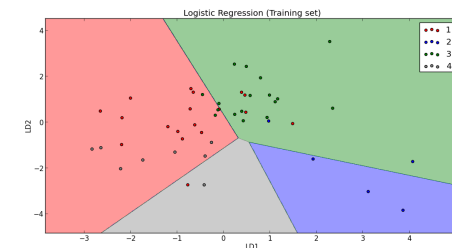


Figura 25: Grafica LDA en las frecuencia magenta. Fuente: Propia

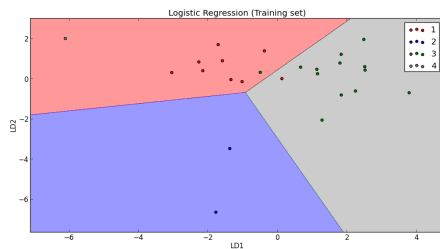


Figura 26: Gráfica LDA en la frecuencia rojo.  
Fuente: Propia

una mejor definición ya que abarcan la mayor cantidad de valores correspondientes, sin embargo, debido a su proximidad los mismos se solapan, generando así que exista una tasa de error con estos lunares. El nevus tipo unión posee pocos valores, sin embargo, los mismos se encuentran en una zona específica en el que no interviene con ninguna otra zona, en el caso de los displásicos son los que peor se definen en esta banda ya que poseen pocos datos de entrada y los mismos están dispersos y solapados con otras áreas.

- **Cyan:** El lunar tipo compuesto es quien mas datos de entrada posee en esta banda, su zona abarca casi la totalidad dichos valores, los nevus tipo displásico e intradérmico se solapan en gran parte con los de tipo compuesto, y las zonas definidas no son muy precisos para estas dos muestras. Los nevus de tipo unión poseen un comportamiento similar al que tienen en la banda RGB.
- **Azul:** En esta banda el nevus tipo displásico presenta un comportamiento que le vale poca fiabilidad en la caracterización, esto va ligado a la poca entrada de datos para su clasificación mediante el aprendizaje de máquina. Los tres tipos de lunares restantes si tienen una zona definida aceptable, en la cual contienen a la mayoría de los valores de entrada respectivamente.
- **Verde:** En este caso el nevus tipo intradérmico es quien mejor se define ya que sus valores se encuentran contenidos casi en su totalidad en la zona de clasificación (2 = verde). Los

displásicos e intradérmicos a pesar de tener pocos valores de entrada, se definen de forma aceptable por la relación datos de entrada - zona. Por último los nevus tipo compuesto son los que peor se definen en este caso.

- **Amarillo:** Los nevus tipo compuesto, intradérmico y unión se precisan de forma aceptable ya que la relación entre los valores de los coeficientes y zona de clasificación son correspondientes y los mismos están contenidos casi en un 100 % en una misma zona respectivamente. Displásico tiene definida una zona de clasificación los valores entrada no están contenidos en su totalidad en la misma.
- **Magenta:** Los nevus tipo intradérmico son los que mejor pueden ser caracterizados en esta banda espectral, en contraste a los de tipo unión en el cual la relación valores de entrada-zona de clasificación no se cumple a cabalidad. Los dos modelos restantes de lunares presentan una zona de caracterización definida en la cual se agrupan la mayoría de los datos de entrada.
- **Rojo:** Para esta banda espectral solo se plasman 3 zonas de clasificación, esto debido a que para los nevus tipo unión no se logra obtener una captura fiable de su contorno, y por ende, los coeficientes de Fourier quienes representan los datos de entrada para este estudio. Por otro lado, el resto de los tipos de nevus si se definen de forma aceptable, como se puede observar en su gráfico.

En determinadas bandas espectrales resulta mas efectiva la clasificación de ciertos tipos de nevus, así como también se resulta poco fiable la clasificación de algunos modelos de nevus en otras frecuencias de estudio, además se puede observar que en todas las bandas existe una tasa de error presente ya que los datos de entrada (coeficientes de Fourier) para ejecutar LDA se solapan en las zonas adyacentes. Sin embargo, se logra apreciar como el algoritmo logra demarcar a los cuatro tipos de nevus analizados en distintos sitios del

plano de conversión, posibilitando de esta forma la clasificación mediante el análisis armónico del contorno.

### 3.6. Desarrollo de una interfaz de usuario mediante wxPython

Tal como se muestra en el apartado 2.3, todas las herramientas desarrolladas para la caracterización del nevus, desde la extracción del borde, aplicación de filtros, hasta la aplicación de ANOVA y LDA para clasificarlos, deben estar integrados en un solo elemento para que el usuario pueda manejar la herramienta de forma sencilla.

#### 3.6.1. Creación del archivo ejecutable

Siguiendo los pasos detallados anteriormente, se obtiene el archivo en formato .exe, en cual esta contenido en la carpeta llamada: build, y dentro de esta se guardan todos los elementos que se usan para la ejecución del programa, tal como se muestra en la Figura 27.

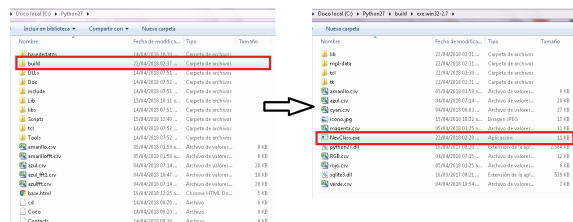


Figura 27: Ubicación del archivo .exe

Al ejecutar el archivo NevClass.exe se despliega una ventana principal la cual nos da la bienvenida a la herramienta, explica el funcionamiento básico de la misma y hace una recomendación, en la Figura 28 se muestra dicha ventana.

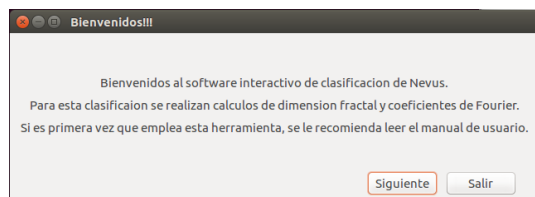


Figura 28: Ventana de bienvenida. Fuente: Propia

Al presionar la tecla *Siguiente* se despliega una segunda ventana en la cual se muestran 7 campos correspondientes a las frecuencias de

estudio de las imágenes de los nevus captadas por el dermatoscopio multiespectral. Al seleccionar cualquiera de los *checkbox* ubicados a la izquierda, se habilitara el botón *Examinar* correspondiente, con el cual se puede buscar y cargar la imagen en la banda espectral a estudiar, al seleccionar el archivo gráfico del lunar, la ruta se cargará en el campo de la frecuencia seleccionada, tal como se muestra en las Figuras 29 y 30.

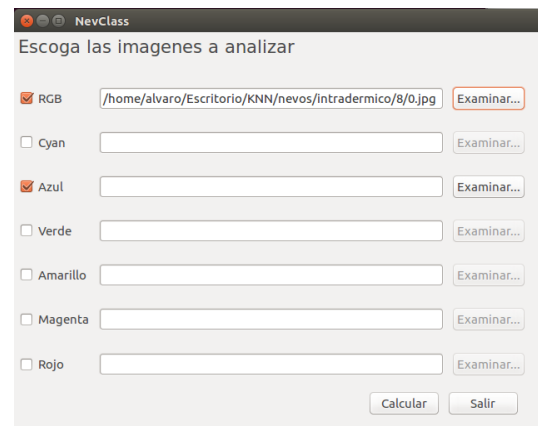


Figura 29: Ventana de selección de imágenes. Fuente: Propia

Por ultimo, la ventana de resultados en la cual se muestran los valores de clasificación del Nevus, se observa un cuadro principal en el cual esta contenida la imagen estudiada con el borde capturado. En la parte inferior izquierda se muestra el resultado de LDA el cual nos indica el tipo de nevus al cual pertenecen la imagen estudiada, y en la parte derecha se refleja el valor de dimensión

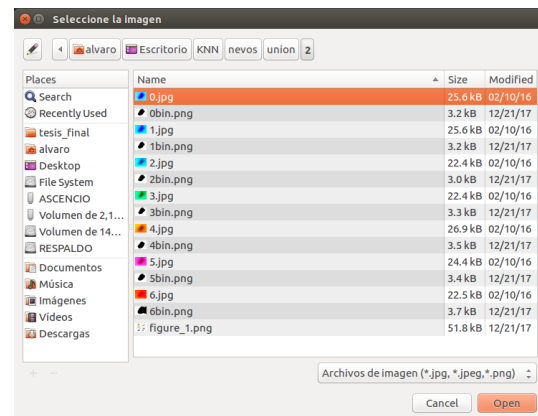


Figura 30: Ventana de dialogo para búsqueda de imagen. Fuente: Propia

fractal, el cual sirve como referencia , ya que dichos datos están comprendidos en un rango determinado.

Adicionalmente, en la parte derecha se encuentran 7 botones, cada uno correspondientes a las bandas espectrales de estudio, al presionar cada uno de ellos, si en la ventana de datos fue cargada una imagen, se mostraran los resultados correspondientes. En la Figura 31, se muestra lo descrito anteriormente.



Figura 31: Ventana de resultados

### 3.7. Medición de tiempo de ejecución.

Se midió el tiempo de ejecución de la herramienta en 20 nevus ( 5 compuestos, 5 displásicos, 5 intradérmicos y 5 unión) en distintos espectros. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5.

Como es apreciable, el tiempo promedio es de una décima de segundo (datos obtenidos en un equipo con un procesador Intel Celeron de 1.1 GHz y 2 Gb de memoria RAM).

### 3.8. Porcentaje de acierto en la predicción

Para obtener una medida de referencia que refleje de forma cuantitativa la efectividad del caracterizador, mediante el porcentaje de aciertos que el mismo tiene al estudiar imágenes de nevus nuevas (no contenidas en la base de datos), se procedió a realizar la siguiente prueba:

- Reducir la base de datos: Se suprimieron valores de los coeficientes de Fourier que representan la función del borde para cada tipo

Tipo de Nevus	Tiempo obtenido[s]
Compuesto	0.0897688865662
Compuesto	0.116816043854
Compuesto	0.146898984909
Compuesto	0.108335018158
Compuesto	0.0960428714752
Displásico	0.122251987457
Displásico	0.122135162354
Displásico	0.111006975174
Displásico	0.112498044968
Displásico	0.0986249446869
Intradérmico	0.115082979202
Intradérmico	0.100229024887
Intradérmico	0.114835977554
Intradérmico	0.14009809494
Intradérmico	0.113065004349
Unión	0.139758825302
Unión	0.130352973938
Unión	0.106132984161
Unión	0.113340139389
Unión	0.0991129875183

Tabla 5: Tiempo de ejecución obtenido en diferentes nevus. Fuente: Propia

de nevus. En este caso se eliminó a la mitad de los valores por grupo, en las frecuencias *rgb* y *cyan*, quedando de la siguiente forma:

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
RGB	12	5	12	5
cyan	11	5	12	5

Tabla 6: Base de datos de prueba

- Analizar los nevus en el espectro *rgb* y *cyan* que no estén contenidos dentro de la base de datos de prueba, reflejados en la Tabla 1, cabe destacar que ciertos datos contenidos en dicha tabla no son aptos para caracterizar, el motivo principal de esto es la captura de contorno de forma errónea (bordes fuera de la imagen). Seguidamente se documenta la cantidad de aciertos que refleja el caracterizador, ver Tablas 7 y 8.

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
Aciertos	13	4	17	6
Fallido	12	0	8	0
Total	25	4	25	6

Tabla 7: Nevus analizados en la frecuencia RGB

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
Aciertos	16	1	24	3
Fallido	10	3	8	3
Total	26	4	32	6

Tabla 8: Nevus analizados en la frecuencia cyan

- Determinar el porcentaje de acierto que obtuvo el clasificador al analizar las imágenes nuevas (no contenidas en la base de datos).

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
Aciertos	52 %	100 %	68 %	100 %
Fallido	48 %	0 %	32 %	0 %

Tabla 9: Porcentaje de predicción de nevus en la frecuencia RGB

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
Aciertos	61.53 %	25 %	75 %	50 %
Fallido	38.47 %	75 %	25 %	50 %

Tabla 10: Porcentaje de predicción de nevus en la frecuencia cyan

Observando los valores reflejados en las Tablas 9 y 10, tenemos que para la banda espectral *rgb* de 60 nevus analizados se obtuvo una predicción correcta de 40 nevus eso es aproximadamente 66.666 % de acierto, mientras que en la banda *cyan* de 68 nevus analizados el clasificador pudo predecir 44 nevus de forma correcta, esto representa el 64.7 % contra un 35.3 % de lecturas resultados fallidos. El análisis en estas bandas espectrales representa de forma general la capacidad de predicción del clasificador de nevus, cabe destacar que en determinadas frecuencias el porcentaje de predicción de forma correcta sera mayor que en otras, el motivo de este comportamiento se debe a la captura del contorno ya que en algunas frecuencias este proceso no es efectivo como en otras.

### 3.9. Selección de los coeficientes de Fourier

Para establecer la representación espectral del contorno de cada nevus, se requiere trabajar con una cantidad determinada de coeficientes de

Fourier, en este caso se realizaron pruebas con: 5, 10 y 15 armónicos en la frecuencia *rgb* y se procedió a caracterizar los nevus, tomando en cuenta el porcentaje de acierto durante este proceso, tal como se muestra en las Tablas 11 y 12.

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
Aciertos	11	1	18	2
Fallido	14	3	10	4
Total	25	4	28	6

Tabla 11: Nevus caracterizados con 5 armónicos en la frecuencia *rgb*

	Compuesto	Displásico	Intradérmico	Unión
Aciertos	13	1	18	5
Fallido	12	3	10	1
Total	25	4	28	6

Tabla 12: Nevus caracterizados con 10 armónicos en la frecuencia *rgb*

Los resultados mostrados en la Tabla 11 se muestran de forma porcentual de la siguiente forma:

- Compuesto: 44 %
- Displásico: 25 %
- Intradérmico: 64 %
- Unión: 33 %

Mientras que en la Tabla 12 se representan de la siguiente forma:

- Compuesto: 52 %
- Displásico: 25 %
- Intradérmico: 64.28 %
- Unión: 83.33 %

Tal como se evidencia, al realizar la representación del contorno del nevus con 5 y 10 armónicos el porcentaje de severidad en la predicción



del caracterizador disminuye considerablemente en la mayoría de los tipos de nevus, ya que como se mencionó anteriormente el conjunto de los contornos estudiados requieren más de 10 armónicos para que sean simbolizados de forma precisa. Sin embargo, se observa una precisión alta para los nevus de tipo: Intradermico y Unión esto se debe a que tienen un alto nivel de regularidad en su contorno, por ende, la mayor parte de potencia espectral está contenida en los primeros armónicos y se puede obtener una representación fiable de estos nevus bajo estas condiciones. En nuestro caso se seleccionaron 15 armónicos los cuales permiten una representación bastante precisa de todos los tipos de lunares, sin aumentar la carga computacional.

### 3.10. Manual de Usuario

El desarrollo de un manual de usuario facilita el manejo de esta herramienta, además de fijar los pasos a seguir para evitar cometer errores al analizar las imágenes. En el mismo también se especifican ciertas sugerencias que minimizaran errores en el procesamiento y análisis de las imágenes de nevus.

## 4. Conclusiones

La clasificación realizada luego del proceso de análisis de las imágenes obtenidas del dermatoscopia multispectral advierten un estrategia para reducir el tiempo de cómputo y esfuerzo asociado a esta tarea de la realización del diagnóstico dermatológico. En este sentido, se materializa una clasificación eficiente a través del análisis del contorno de los nevus considerando los valores de dimensión fractal y coeficientes de Fourier.

El valor de dimensión fractal que caracteriza el contorno de cada nevus estudiado se encuentra en un rango determinado para cada grupo, esta característica hizo posible la clasificación de los lunares usando este parámetro.

Otra característica destacada de los coeficientes de Fourier, es que los mismos revelan información en cuanto al grado de regularidad del contorno. Por último, si los armónicos no siguen un patrón en la distribución espectral de la potencia tal como

se describió, es muy posible que existan errores en la captura del borde de los nevus, ya que en determinadas frecuencias de estudio se presentan *sombras*, que distorsionan la forma del contorno.

El análisis de varianza permite la caracterización de los nevus mediante la comparación entre medias de los valores de dimensión fractal, este estudio solo nos demuestra la posibilidad de poder realizar una caracterización basados en este parámetro. Otro aspecto destacado es que este análisis resulta más eficiente en determinadas frecuencias mientras que en otras no es aplicable en su totalidad. Tal es el caso de la banda espectral *rojo*, en el que los nevus de tipo unión no pueden ser clasificados debido a que en esta frecuencia la penetración en la piel de la imagen captada es mayor. Caso contrario se presenta en las bandas *azul*, *cyan* y *magenta*, en el que la caracterización de todos los tipos de nevus es posible y se obtiene una mejor calidad de los datos a clasificar.

El uso de la librería *sklearn* (aprendizaje de máquina), permitió entrenar el algoritmo con los valores de coeficientes de Fourier previamente obtenidos, permitiendo la puesta en marcha del análisis discriminante lineal, el cual basado en los datos de aprendizaje realiza una comparación del análisis armónico del nevus estudiado con su base de datos, para la clasificación del mismo.

Al aplicar la caracterización de nevus mediante LDA se puede resaltar las bandas espectrales donde la cantidad de datos de entrenamiento es mayor, las zonas de clasificación son más distinguibles, ya que contienen casi en su totalidad los valores representativos de cada grupo, permitiendo esto que la caracterización sea más precisa.

Cabe destacar que el haber obtenido un tiempo de análisis de aproximadamente una décima de segundo, permite acelerar y dar mejor uso al tiempo invertido en realizar un diagnóstico. Se puede incluso considerar que este nuevo método de análisis es la antesala al diagnóstico en tiempo real.

El porcentaje de acierto en la predicción del clasificador en la frecuencia *rgb* será mayor al 66.666 %, ya que este valor se obtuvo con tan solo la mitad de los valores de la base de datos, y como se ha mencionado anteriormente al aumentar

la base de datos la eficiencia del clasificador al predecir los tipos de nevus aumentará. En la banda espectral *cyan* el porcentaje de predicción será mayor al 64.7 %. Estas cifras reflejan la efectividad del algoritmo al procesar nuevas imágenes multiespectrales de nevus, se realizó el estudio en la banda *rgb* ya que en todos los centros no se cuenta con el dermatoscopio multiespectral, y de ser así el análisis solo se puede ejecutar en dicha frecuencia, mientras que en la frecuencia *cyan* se encuentra contenida el comportamiento del resto de la banda de estudio.

## Reconocimiento

Este artículo fue seleccionado por la Escuela de Ingeniería de Telecomunicaciones de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Carabobo, como uno de los mejores Trabajos Especiales de Grado del año 2018.

## 5. Referencias

- [1] Benoît Mandelbrot. *La Geometría Fractal de la Naturaleza*. Tusquets Editores, 1997.
- [2] Dimitrios Kapsokalyvas, Nicola Bruscolo, Domenico Alfieri, Vincenzo de Giorgi, Giovanni Cannarozzo, Riccardo Cicchi, Daniela Massi, Nicola Pimpinelli, and Francesco S Pavone. Spectral morphological analysis of skin lesions with a polarization multispectral dermoscope. *Optics express*, 21(4):4826–4840, 2013.
- [3] Cristian Felipe Ocampo Blandón. Herramienta soporte al diagnóstico del melanoma usando imágenes dermatoscópicas. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Colombia, 2011.
- [4] Mani Abedini, Adrian Bowling, Rajib Chakravorty, Sergey Demyanov, and Rahil Garnavi. Detection of outlier lesions based on extracted features from skin images, 2018. US Patent US 2018/0122065 A1.
- [5] Hsiang-Chen Wang, Shin-Hua Chen, Shih-Wei Huang, Lai Chiu-Jung, and Chu-Chi Ting. Cancerous lesion identifying method via hyper-spectral imaging technique, February 20 2016. US Patent 9,895,112.
- [6] G. Bradski and A. Kaehler. *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, 2008.
- [7] Irene Paredes. Determinación de la organización de los melanocitos en nevus melanocíticos adquiridos mediante el análisis fractal en imágenes multiespectrales. Trabajo Especial de Grado, Programa de Especialización en Dermatología, Dirección de Postgrado, Facultad de Ciencias de la Salud, Universidad de Carabobo, Venezuela, 2017.
- [8] Ravishankar Chityala and Sridevi Pudipeddi. *Image processing and acquisition using Python*. CRC Press, 2014.
- [9] Alan V. Oppenheim; Roland W. Schaffer. *Tratamiento de señales en tiempo discreto*. Pearson, 2 edition, 1998.
- [10] Humberto Gutierrez Pulido; Roman de la Vara Salazar. *Análisis y diseño de experimentos*. Mc Graw Hill, segunda edition, 2008.
- [11] Roberto Hernandez Sampieri. *Metodología de la investigación*. Mc Graw Hill, sexta edition, 2014.
- [12] Yunfeng Liang, Lei Sun, Wee Ser, Feng Lin, Steven Tien Guan Thng, Qiping Chen, and Zhiping Lin. Classification of non-tumorous skin pigmentation disorders using voting based probabilistic linear discriminant analysis. *Computers in Biology and Medicine*, 2018.