

Descripción de los cambios de tonalidad en el color de neoplasias utilizando filtros de Gabor

Mariela Cruz Ángeles¹, Raúl Santiago Montero¹, Ernesto Bribiesca²,
Juan Francisco Mosiño¹, María del Rosario Baltazar Flores¹

¹ Instituto Tecnológico de León,
Maestría en Ciencias de la Computación,
México

² Universidad Nacional Autónoma de México,
Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y Sistemas,
México

{m14200488, raul.santiago, juanfrancisco.mosino,
rosario.baltazar}@leon.tecnm.mx, bribiesca@iimas.unam.mx

Resumen. El cambio del color en las lesiones de la piel, también conocidas como neoplasias, es una de las características que permite una identificación visual entre las malignas y las benignas. Tanto la tonalidad de la neoplasia como su número de cambios han sido descritos, de manera cualitativa, a partir del análisis visual que realizan los especialistas. No obstante, se ha llegado a la conclusión de que entre más tonalidades se identifiquen en la lesión hay más sospecha de malignidad. En el presente trabajo se realiza una descripción cuantitativa que busca parametrizar los cambios de tonalidad que puede tener una neoplasia. Para ello se utiliza el filtro de Gabor bajo una configuración empírica, que utiliza la convolución del filtro como un dato, para estimar la dispersión de intensidad de los valores presentes en una imagen digital que contiene neoplasias benignas y malignas. Los resultados experimentales sugieren que al analizar la dispersión de los datos es posible obtener clasificaciones por arriba del 70 % en las bases de datos ISIC Archive y PH2. La clasificación se obtuvo mediante un clasificador KNN y pruebas de 5 pliegues, teniendo así un 71.74 % de precisión.

Palabras clave: Melanoma, clasificador, filtro de Gabor.

Description of Tonality Changes in the Color of Neoplasms Using Gabor Filters

Abstract. The color change in skin lesions, also known as neoplasms, is one of the characteristics that allow visual classification between malignant and benign neoplasms. The different skin tones found in the neoplasm have already been described qualitatively from the visual analysis carried out by specialists. However, it has been concluded that the finding of different tonalities in a lesion increases the probability of it being malignant. In the present work, a quantitative description is made seeking the parametrization of tonality

changes that a neoplasm may have. Thus, the Gabor filter is used under an empirical configuration, which uses the convolution of this filter as data to estimate the intensity dispersion from the values found within a digital image containing benign and malignant neoplasms. The experimental results suggest that by analyzing the dispersion of the data, it is possible to obtain the correct classification in over 70% of the cases in the ISIC Archive and PH2 databases. The classification was created by a KNN classifier and 5-fold testing, thus having a 71.74% accuracy.

Keywords: Melanoma, classifier, Gabor filter.

1. Introducción

El melanoma es un tumor con o sin la capacidad de producir pigmento en la piel, cuando se tiene sospecha de malignidad en una lesión cutánea, los especialistas deben medir el grado de poder discriminante de acuerdo a las características presentes en la anomalía. Melanoma, nevos comunes y nevos atípicos; son tipos de cáncer de piel que presentan características en común [14]. El melanoma es un tipo de cáncer de piel que se caracteriza por generar metástasis rápidamente cuando el tumor tiene contacto con la sangre.

Las células sanguíneas contaminadas se esparcen en el cuerpo provocando la aparición de cáncer en otros órganos [2, 4]. Si se detecta en etapas tempranas este tipo de neoplasia maligna, disminuye el riesgo de que afecte a otros órganos. Los especialistas en cáncer de piel utilizan métodos de detección de melanoma que se sustentan en analizar la presencia o ausencia de ciertos criterios dentro de la lesión[20]; dentro de éstos métodos destacan la regla de las 7 características y la regla ABCD, esta última se basa en los criterios de asimetría (A), borde (B), color (C) y estructura diferencial (D), que presente la neoplasia, ésta regla mejoró la precisión diagnóstica cuando se aplicó a diapositivas clínicas [11].

Estos procedimientos se soportan fundamentalmente en un análisis visual por parte del especialista [20]. Sin embargo y de acuerdo con los datos proporcionados por Heinze-Martin, en el año 2018 se reportaba una tasa de 0.31 de médicos especialistas en México por cada 100,000 habitantes con una especialidad en oncología médica [5] y no hay estadísticas de la proporción de especialistas en cáncer de piel. Este hecho afecta claramente una detección temprana de melanoma, el poder apoyarse de un dispositivo confiable y capaz de predecir si una lesión es benigna o maligna, ayudaría a los especialistas a filtrar el número de casos sospechosos.

La falta de especialistas en el área no es privativo de México, sino un fenómeno global. Como consecuencia se han desarrollado múltiples técnicas que ayuden a la detección de los diversos cánceres de piel, en sus orígenes se hacía uso de aceite sobre la piel y una lupa para poder examinar el área de pigmentación. Al paso de los años se ha implementado el uso de las herramientas tecnológicas para visualizar mejor las lesiones, de aquí nace el uso de la dermatoscopia; los dermatoscopios permiten el aumento de 10 veces de la piel [10] el uso de luz integrada y un lente que pueda aumentar la visualización hace que el especialista tenga más herramientas de mejora en su trabajo de diagnóstico.

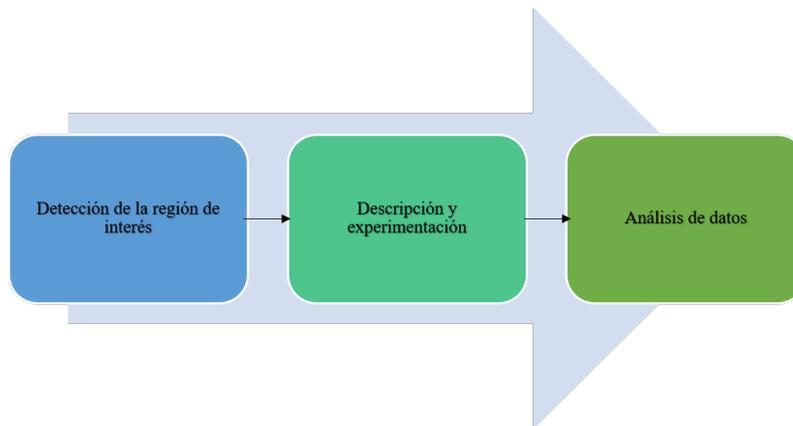


Fig. 1. Metodología propuesta.

Piccolo [12] informa que médicos con 5 años de experiencia en detección de cáncer, con el uso del dermatoscopio, aumentaron de un 71 % a un 90 % de sensibilidad y especificidad en el diagnóstico. Además, de acuerdo con estudios realizados por Vestergard [19], la dermatoscopia es más precisa que el examen ocular sin más herramientas para el diagnóstico de melanoma cutáneo cuando se realiza en el entorno clínico. La dermatoscopia permite visualizar con una imagen ampliada las características de la región de interés (ROI, por sus siglas en inglés), a partir de esa imagen se implementa un procesamiento digital para hacer un prediagnóstico de malignidad automático de melanoma.

La mayoría de esos procesos automáticos se ven en la necesidad de realizar una segmentación de la ROI, es decir, separar la zona de piel no pigmentada de la sí pigmentada, para hacer un análisis de características, con esto realizan mediciones automáticas que le permitirán al especialista dar un diagnóstico más cuantitativo y menos cualitativo de la lesión [3, 14, 20]. El realizar estos análisis de forma cuantitativa, automática y masiva con el objetivo de generar pronóstico de malignidad en la lesión cutánea ha impulsado el uso de técnicas de visión por computadora.

La parte central para realizar el pronóstico de malignidad es segmentar la ROI y aplicar la regla ABCD. Una vez segmentada la región de interés se ha podido describir, cuantitativamente tanto el borde como la asimetría de la ROI [17, 18]. Sin embargo, la cuantificación del color en la lesión no se ha trabajado tanto en comparación con los otros descriptores de la regla ABCD. En este trabajo se aplica un procedimiento fundamentado en el filtro de Gabor que describe el color en la lesión como una variación de la textura.

El filtro es aplicado a dos clases de imágenes: neoplasias benignas y neoplasias malignas. Se ha concluido de diversas investigaciones [7, 16, 8, 15] que entre más colores existan en la ROI a analizar, será mayor la sospecha de malignidad de la misma. El hecho de utilizar la textura dentro de un clasificador como una descripción del color, capacita a nuestra propuesta de generar un descriptor con el suficiente poder discriminante para proporcionar un pronóstico confiable.

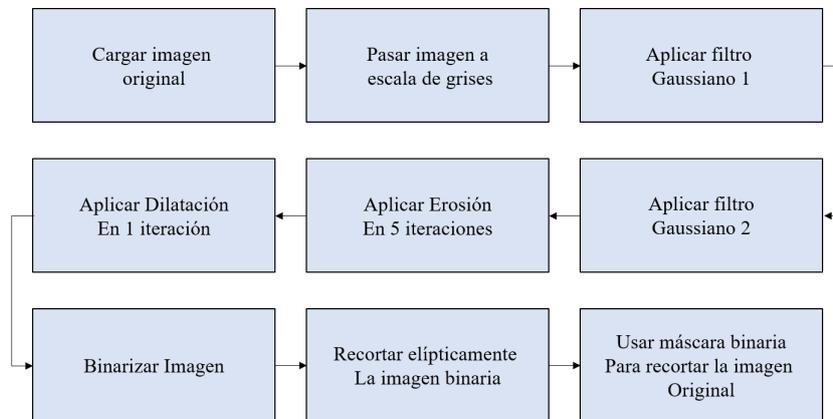


Fig. 2. Algoritmo de segmentación semi automática.

El punto central de la presente investigación, consiste en analizar la capacidad discriminante de la textura presente en cada tipo de imagen, para ello se toman los valores de la convolución entre el filtro de Gabor y la imagen. Posteriormente se obtienen sus parámetros de dispersión y tendencia central para poder establecer un umbral de clasificación.

Cuando el filtro de Gabor recorre la imagen, los valores de dispersión obtenidos muestran que a mayor dispersión, hay mayor probabilidad de malignidad. La propuesta fue aplicada a las bases de datos ISIC Archive y PH2 en un clasificador KNN, únicamente con el color como descriptor, se obtuvo un 71.74 % de clasificación entre neoplasias benignas y malignas.

Esto nos indica que al combinar este descriptor con los demás involucrados en la regla ABCD, se tendrá mayor poder discriminante y un mayor porcentaje de clasificación en una máquina de aprendizaje. En la tercera sección: Metodología, se muestra detalladamente cada una de las etapas del procedimiento propuesto, así como los algoritmos que fueron utilizados para los diferentes procedimientos automatizados. Además, en esta sección también se presentan las fases de experimentación y resultados, en conjunto con el análisis y la interpretación de los resultados.

2. Trabajos relacionados

La detección temprana de melanoma está siendo un problema, la derivación médica que se lleva a cabo desde que se tiene sospecha de una pigmentación hasta que se confirma el diagnóstico es muy tardada [1]. Por esa misma razón se ha buscado la implementación de procedimientos de detección automatizados, se han creado bases de datos de imágenes con neoplasias benignas y malignas para tener a disposición las instancias de prueba necesarias al momento de desarrollar un clasificador. La base de datos PH2 es una de las más completas en su área, consta de 200 imágenes dermatoscópicas junto con las anotaciones médicas correspondientes, está compuesta de 80 nevos comunes, 80 nevos atípicos y 40 melanomas malignos [9].

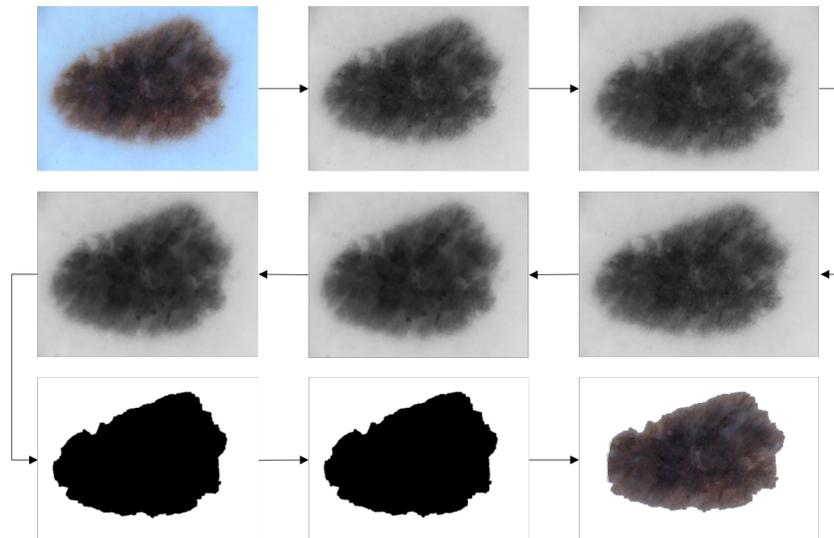


Fig. 3. Vista gráfica de segmentación semi automática.

En el presente trabajo se utilizan como instancias de prueba 200 imágenes de neoplasias malignas de la base de datos PH2 y 200 imágenes de neoplasias benignas de la base de datos ISIC Archive [6], ésta última pone a disposición tanto imágenes dermatoscópicas malignas como benignas. En 2015 se publicó el artículo [14] mostrando los resultados de una investigación de diferenciación entre melanoma y nevos displásicos (que son 2 tipos de neoplasias diferentes), la evaluación reveló el potencial de la textura para la diferenciación de melanoma y nevos displásicos.

Pérez [8] muestra en su trabajo que la variación de color y el histograma de color es una característica que se ha utilizado ampliamente en el pasado para la detección de las características del melanoma, además se pueden observar las técnicas que se estaban utilizando para la detección de melanoma, de las cuales destacan algunos estudios que utilizaron momentos de color e histogramas de color.

Una tendencia creciente en los últimos años es el desarrollo de características visuales de alto nivel (clínicamente significativas) como la asimetría del color, la variación del color, la clasificación del color, la detección del color y la cuantificación del color, esta última tiene como objetivo reducir el número de colores, se usa comúnmente como un paso de preprocesamiento para diversas tareas de procesamiento de gráficos e imágenes. La mayoría de los métodos de cuantificación están basados en algoritmos de agrupamiento de datos.

Los filtros de Gabor han sido empleados en multitud de aplicaciones de procesamiento de imágenes, entre ellas clasificación y segmentación de texturas, reconocimiento de imágenes y objetos. Aplicando filtros de Gabor en diferentes escalas y orientaciones, los patrones de textura pueden ser eficientemente descritos en el dominio frecuencial y localizados en el dominio espacial [13]. En este trabajo se configuró empíricamente un filtro de Gabor, experimentando el cambio de solo dos de sus variables: el ángulo y el tamaño de ventana.

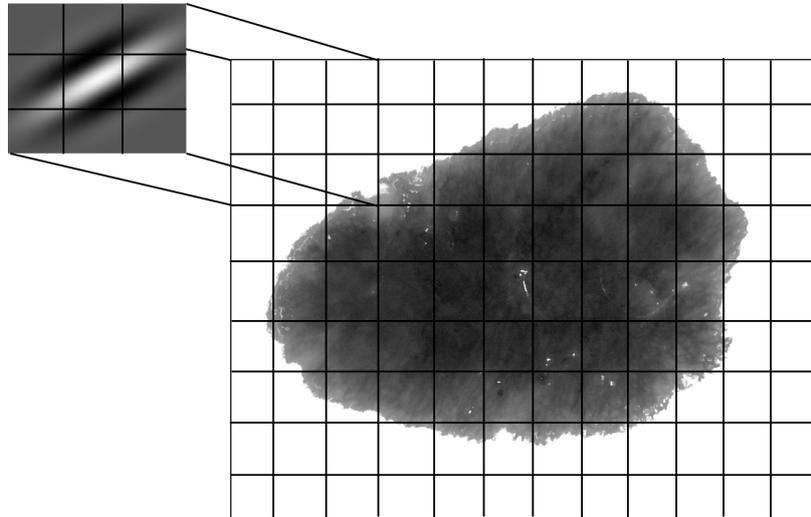


Fig. 4. Ejemplo de recorrido de filtro de Gabor en una imagen.

3. Metodología

Para realizar el presente trabajo se llevaron a cabo 3 etapas teniendo como primera: Detección de la región de interés, donde se describe cómo es que se llevó a cabo la detección de la ROI, así como los métodos realizados. En seguida se tiene la etapa: Descripción y experimentación, donde se muestran los métodos aplicados para la descripción del color y la experimentación involucrada. Por último, se tiene la etapa de: Análisis de datos, en ella se muestran los resultados obtenidos de la experimentación, así como la interpretación de los mismos. Todo este proceso se ejemplifica gráficamente en la Figura 1.

3.1. Detección de la región de interés (ROI)

Para la segmentación de la ROI, se programó un algoritmo descrito en las Figuras 2 y 3: el procesamiento de la imagen consiste en lo siguiente: primeramente se carga la imagen original y se pasa a escala de grises, a esa misma imagen se le aplica un filtro gaussiano con tamaño de ventana 13×13 y desviación estándar de 1.5, una vez aplicado el primer filtro gaussiano se aplica uno nuevo cambiando únicamente el valor de la desviación estándar por 1.0.

Se toma la imagen filtrada y se aplica erosión en 5 iteraciones con tamaño de ventana de 3×3 , a esa imagen erosionada se aplica dilatación en una iteración y se binariza para obtener una máscara que posteriormente se recorta elípticamente para eliminar ruido. Finalmente se utiliza la máscara binaria generada para hacer un recorte en la imagen original a partir de sus valores binarios, si el valor es 0 se conserva el valor original RGB del píxel y si el valor es 1 se cambia por 255, dejando así la ROI con valores RGB y el fondo de la imagen en color blanco.



Fig. 5. Ejemplo de imagen filtrada.

Tabla 1. Resultados de parámetros estadísticos.

Tamaño máscara	Ángulo	Benignos		Malignos	
		Media	Desv. Std	Media	Desv. Std
3x3	60	185.51	40.49	180.15	46.75
	70	187.92	41.27	182.37	47.49
	80	183.93	40.00	178.67	46.25
	100	187.12	41.00	181.63	47.25
	140	184.71	40.24	179.41	46.50
6x6	60	224.23	57.44	216.40	62.70
	70	120.24	32.86	121.02	37.29
	80	86.43	37.90	89.93	42.21
	100	225.80	59.62	218.38	63.91
	140	135.31	32.93	134.80	37.28
9x9	60	68.93	43.80	73.97	48.30
	70	49.43	50.48	56.08	55.11
	80	222.42	63.10	217.04	63.94
	100	134.47	33.41	133.98	37.70
	140	181.30	43.04	176.78	47.65

3.2. Descripción y experimentación

La descripción de la textura se puede llevar a cabo de 3 formas: estadística, basada en modelos y basada en filtrado [13], en este trabajo se combinó la parte de filtrado y estadística. Una vez que se obtuvieron las imágenes segmentadas se debía aplicar el filtro de Gabor porque el descriptor principal para el clasificador es la textura, se propuso realizar un recorrido en la configuración del filtro cambiando sus parámetros de ángulo y tamaño de ventana. Básicamente el recorrido que se realiza es el que se muestra en la Figura número 4, la ventana del filtro de Gabor recorre la imagen y va modificando el valor de los píxeles. En la Figura 5 se muestra la imagen una vez que se ha filtrado.

Tabla 2. Valores ejemplo de desviación estándar.

Clase	Desviación estándar				
Malignos	75.23	55.7	49.21	72.25	71.75
Benignos	12.52	15.23	30.82	22.54	17.84

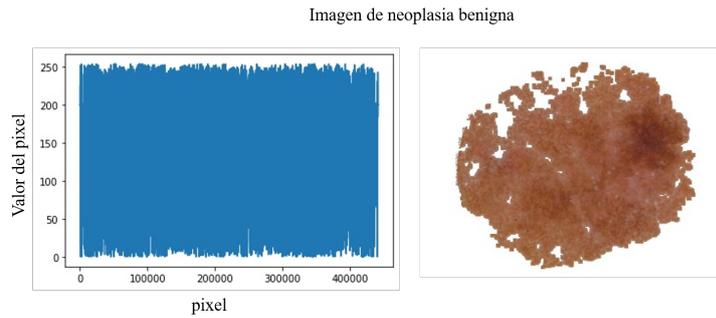


Fig. 6. Ejemplo de dispersión de valores por clase.

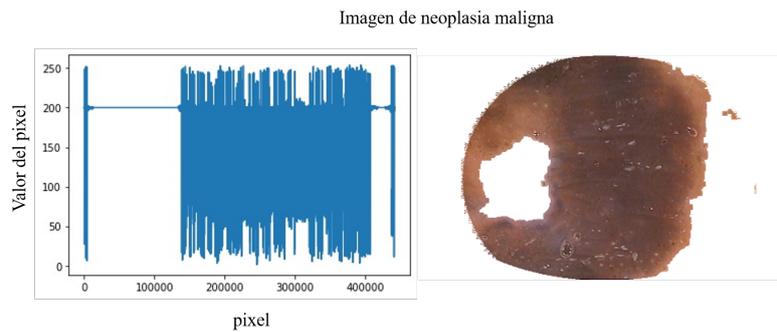


Fig. 7. Ejemplo de dispersión de valores por clase.

Se aplicó el filtro de Gabor a las dos clases de imágenes y se obtuvieron los valores de los píxeles de cada una de ellas para obtener su media y desviación estándar, por último se tomó un promedio de sus parámetros y los resultados se muestran en la Tabla 1: en las columnas 1 y 2 se muestran los tamaños de ventana y ángulos que se configuraron, en la tercera y cuarta columna se pueden ver los promedios de los estadísticos de la clase benignos, y en las últimas dos columnas se observan los estadísticos de la clase malignos.

3.3. Análisis de datos

Observando los resultados obtenidos en la Tabla 1, se puede concluir que la desviación estándar es el parámetro que marca una notable diferencia entre clases. Se calculó una diferencia entre los valores obtenidos en la clase benignos y en la clase malignos y se pudo ver que la configuración de tamaño de ventana 3×3 con

ángulo de 60°, fue la que marcó una diferencia mayor entre clases, así que se tomó esa configuración para utilizarla en un clasificador KNN, éste arrojó un 71.74 % de efectividad en la clasificación, únicamente tomando en cuenta los valores de dispersión para entrenarlo. Cabe mencionar que no se está utilizando otro descriptor más que el del color y que solo se realiza una predicción de malignidad o benignidad con base en el entrenamiento del clasificador.

En la Tabla 2, se presentan los valores de la desviación estándar de 5 imágenes de la clase benignos y 5 imágenes de la clase malignos para hacer notar la variación que hay en sus parámetros entre una y otra clase, además en la Figura 6 se muestra gráficamente la variación de los valores de los píxeles en una imagen de la clase benignos, se observa un comportamiento uniforme con menos variaciones en los valores de los píxeles, en comparación con la gráfica de la Figura 7 que corresponde a la clase malignos, ya que hay más variación entre los valores de los píxeles porque hay más variación en los colores presentes en la imagen de neoplasias malignas.

4. Conclusiones y trabajo futuro

De acuerdo con los resultados obtenidos se ha demostrado que usar la dispersión de los datos como descriptor entre clases, sí permite su clasificación teniendo una efectividad de 71.74 %. Es importante destacar que en este trabajo no se están utilizando bancos de filtro de Gabor, sino un solo filtro de Gabor con una configuración específica.

En el trabajo futuro se planea combinar éste descriptor con el uso de algún otro descriptor de Asimetría, Borde o estructura Diferencial, con la finalidad de evaluar su efectividad en la clasificación; además se tiene pensador programar un algoritmo evolutivo para encontrar la configuración adecuada de los parámetros del filtro de Gabor o el banco de filtros de Gabor que genere un porcentaje de clasificación mayor.

Referencias

1. Armengot, M., Martínez, V., Pitarch, G.: Prioridad de derivación de los casos de melanoma desde atención primaria. *Piel, Formación continuada en dermatología*, vol. 35, no. 4 (2019) doi: 10.1016/j.piel.2019.08.010
2. Celebi, M. E., Kingravi, H. A., Uddin, B., Iyatomi, H., Aslandogan, Y. A., Stoecker, W. V., Moss, R. H.: A methodological approach to the classification of dermoscopy images. *Computerized Medical imaging and graphics*, vol. 31, no. 6, pp. 362–373 (2007) doi: 10.1016/j.compmedimag.2007.01.003
3. Cruz, V. M.: Detección de melanomas a partir de imágenes dermatoscópicas (2018)
4. Goldstein, G.: Diagnosis and management of malignant melanoma. *American family physician*, vol. 63, no. 7, pp. 1359–1374 (2001)
5. Heinze, G., Olmedo, V. H., Bazán, G., Bernard, N. A., Guízar, D. P.: Medical specialists in Mexico. *Gaceta Médica de México*, vol. 154, no. 3, pp. 342–351 (2018)
6. Isic Archive (2019) Disponible en: <https://isic-archive.com>
7. Iyatomi, H.: Computer-based diagnosis of pigmented skin lesions. *New developments in biomedical engineering*, pp. 183–200 (2010)
8. Madooei, A., Drew, M. S.: Incorporating colour information for computer-aided diagnosis of melanoma from dermoscopy images: A retrospective survey and critical analysis. *International Journal of Biomedical Imaging*, pp. 1–18 (2016)

9. Mendonça, T., Marçal, A., Barat, C., Ferreira, P.: PH2: A public database for the analysis of dermoscopic images. *Dermoscopy Image Analysis*, pp. 419–439 (2015) doi: 10.1201/b19107-14
10. Moya Peñafiel, M. J.: Melanoma maligno cutáneo en una mujer indígena del municipio de Alto Baudó, Chocó, Colombia. *Médicas UIS*, vol. 27, no. 1 (2014)
11. Nachbar, F., Stolz, W., Merkle, T., Cagnetta, A. B., Vogt, T., Landthaler, M., Bilek, P., Braun-Falco, O., Plewig, G.: The ABCD rule of dermoscopy: High prospective value in the diagnosis of doubtful melanocytic skin lesions. *Journal of the American Academy of Dermatology*, vol. 30, no. 4, pp. 551–559 (1994) doi: 10.1016/s0190-9622(94)70061-3
12. Piccolo, D., Ferrari, A., Peris, K., Daidone, R., Ruggeri, B., Chimenti, S.: Dermoscopic diagnosis by a trained clinician vs. a clinician with minimal dermoscopy training vs. computer-aided diagnosis of 341 pigmented skin lesions: A comparative study. *British Journal of Dermatology*, vol. 147, no. 3, pp. 481–486 (2002) doi: 10.1046/j.1365-2133.2002.04978.x
13. Pérez, J. A., Serrano, C., Acha, B.: Clasificación de lesiones de piel basada en filtros de Gabor y color. In: *Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica*, pp. 125–128 (2009)
14. Rastgoo, M., Garcia, R., Morel, O., Marzani, F.: Automatic differentiation of melanoma from dysplastic nevi. *Computerized Medical Imaging and Graphics: The official journal of the Computerized*, vol. 43, pp. 44–52 (2015) doi: 10.1016/j.compmedimag.2015.02.011
15. Rodríguez, R., Montoya, G., Roldán, R., Carlos, B.: Principios básicos de dermatoscopia. *Dermatología Revista Mexicana*, vol. 58, no. 3, pp. 300–304 (2014)
16. Rubegni, P., Cevenini, G., Burrioni, M., Perotti, R., Dell’Eva, G., Sbrano, P., Miracco, C., Luzi, P., Tosi, P., Barbini, P., Andreassi, L.: Automated diagnosis of pigmented skin lesions. *International Journal of Cancer*, vol. 101, no. 6, pp. 576–580 (2002) doi: 10.1002/ijc.10620
17. Sancen, A., Santiago, R., Sossa, H., Perez, F. J., Martinez, J. J., Padilla, J. A.: Quantitative evaluation of binary digital region asymmetry with application to skin lesion detection. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, vol. 18, no. 1, pp. 1–11 (2018) doi: 10.1186/s12911-018-0641-7
18. Santiago, R., Ortíz, A. M.: Discriminación de lesiones de piel mediante la descripción cuantitativa del borde y asimetría utilizando el concepto de compacidad. *Innovación y Desarrollo Tecnológico Revista Digital*, vol. 7, no. 2 (2015)
19. Vestergaard, M. E., Macaskill, P., Holt, P. E., Menzies, S. W.: Dermoscopy compared with naked eye examination for the diagnosis of primary melanoma: A meta-analysis of studies performed in a clinical setting. *British Journal of Dermatology*, vol. 159, no. 3, pp. 669–676 (2008) doi: 10.1111/j.1365-2133.2008.08713.x
20. Zaballos, D., Carrera, C., Puig, S., Malveyh, J.: Criterios dermatoscópicos para el diagnóstico del melanoma. *Medicina Cutánea Ibero-Latino-Americana*, vol. 32, no. 1, pp. 3–17 (2004)