

**INCIDENCIA DE LOS FILTROS DE SUAVIZADO EN LAS HERRAMIENTAS  
DE DIAGNÓSTICO ASISTIDO POR COMPUTADOR****IMPACT OF SMOOTHING FILTERS ON COMPUTER-AIDED DIAGNOSTIC  
TOOLS**

**Jl. Diego Andrés Castellano Carvajal\***, **Ing. Jl. Carlos Vicente Niño Rondón\***,  
**PhD. Byron Medina Delgado\***, **MSc. Sergio Alexander Castro Casadiego\***,  
**PhD. Dinael Guevara Ibarra\***, **MSc. Miguel Eduardo Posada Haddad\*\***

\* **Universidad Francisco de Paula Santander**, Facultad de Ingeniería.  
Grupo de Investigación y Desarrollo en Electrónica y Telecomunicaciones (GIDET).  
Av. Gran Colombia N° 12E-96, San José de Cúcuta, Norte de Santander, Colombia.

E-mail: {diegoandrescc, carlosvicentenr, byronmedina, sergio.castroc,  
dinaelgi}@ufps.edu.co

Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-4530-1136>

Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-3781-4564>

Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-0754-8629>

Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-0962-9916>

Tel.: 57-7-5776655, Ext. 202

\*\* **Servicio Nacional de Aprendizaje SENA**, Centro CIES Grupo de Investigación  
en Desarrollo Tecnológico e Innovación (GINDET).

Cll. 2N Av. 4 y 5 Barrio Pescadero, San José de Cúcuta, Norte de Santander, Colombia

E-mail: mposadah@sena.edu.co

Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-8918-1770>

**Resumen:** El procesamiento de la imagen en el campo biomédico hace referencia a la etapa inicial orientada en mejorar la calidad de las imágenes, eliminando los ruidos irrelevantes y secciones no deseadas en el fondo de las imágenes. En este documento se evalúa la incidencia de los filtros de suavizado (filtro bilateral para conservación de bordes, filtro de mediana y el filtro gaussiano) en el procesamiento digital de imágenes médicas dermoscópicas como apoyo a las herramientas de diagnóstico asistido por computador. El método fue probado con imágenes del Dataset HAM10000, compuesto por imágenes de lesiones cutáneas pigmentadas. Para el procesamiento digital se utilizaron herramientas basadas en código abierto como lenguaje Python y la librería especializada en visión por computador OpenCV. La validación se realizó por el método de correlación entre la imagen original en escala de grises y la imagen filtrada por cada uno de los filtros de suavizado, obteniendo un porcentaje en relación de cambio medio de 99.460 % para el filtro bilateral, 99.396 % para el filtro gaussiano, y 99.335 % para el filtro de mediana.

**Palabras clave:** Procesamiento de imágenes médicas, filtros de suavizado, lesiones cutáneas, correlación.

**Abstract:** Image processing in the biomedical field refers to the initial stage aimed at improving image quality by removing irrelevant noise and unwanted sections in the image background. This paper evaluates the incidence of smoothing filters (bilateral edge-preserving filter, median filter and Gaussian filter) in digital processing of dermoscopic medical images in support of computer-aided diagnosis tools. The method was tested with images from the HAM10000 Dataset, composed of images of pigmented skin lesions. Open source tools such as Python language and the specialized computer vision library OpenCV were used for digital processing. Validation was performed by the correlation method between the original grayscale image and the image filtered by each of the smoothing filters, obtaining a percentage mean change ratio of 99.460 % for the bilateral filter, 99.396 % for the Gaussian filter, and 99.335 % for the median filter.

**Keywords:** Medical Image Processing, smoothing filters, skin lesions, correlation.

## 1. INTRODUCCIÓN

La visión artificial hace referencia a las fases orientadas en el tratamiento de la imagen mediante los procesos en reconocimiento, descripción, interpretación y compresión que se combinan con la inteligencia artificial involucrando el uso de algoritmos que facilitan a la detección inicial y el registro de regiones con posibles irregularidades dentro o fuera de la frontera de la lesión cutánea, siendo una etapa clave para determinar si la afectación es cancerosa (Márquez Díaz, 2020), (García, A. P., et al, 2016).

Las tecnologías asistenciales médicas integradas que utilizan imágenes biomédicas han dado inicio a la integración de métodos basados en el procesamiento digital de imágenes con fines de investigación y diagnóstico como apoyo en el sector salud, con el objetivo de extraer información de características resultado de la enfermedad en las imágenes por medio de la segmentación automática (Neshatpour et al., 2016).

Del mismo modo, las actividades basadas en el análisis y tratamiento de imágenes en la detección de contornos, segmentación y representación simplificada de imágenes se hacen indispensables la preservación de las características de la imagen, como son la información de bordes y contornos destacados, del mismo modo, suavizar los detalles no relevantes. Por consiguiente, lo anterior es realizable mediante la aplicación de filtros de suavizado en preservación de bordes (Zhu et al., 2019). En la misma línea, el filtro gaussiano se considera un filtro ponderado utilizado en variedad de tareas en procesamiento de imágenes, con referencia en el desenfoque de imágenes, segmentación y la detección de bordes, de manera que, el rendimiento del filtro gaussiano condiciona el resultado de estas tareas en procesamiento de imágenes (Garg & Sharma, 2016), (Castellanos, W. A et al, 2018).

El trabajo presentado por Ottom propone utilizar redes neuronales convolucionales compuestas por tres capas de agrupación y cuatro capas totalmente conectadas para la construcción de un modelo de detección y diagnóstico de casos en cáncer de piel de tipo melanoma. En primer lugar, se realiza la segmentación de las imágenes con la aplicación del filtro bilateral en la extracción de características para analizar, detectar la región de interés y reducir el ruido en las imágenes del conjunto de datos con la finalidad de detectar los

límites de la lesión. La prueba del modelo arrojó resultados con una precisión del 74 % (Ottom, 2019). Por otro lado, Lunn y Kyu presentan un abordaje metodológico en la clasificación de lesiones cutáneas en imágenes dermatoscópicas. En primer lugar, se procesa la imagen mediante el filtrado de la mediana para eliminar ruido y artefactos de la lesión. Posteriormente, se realiza la segmentación mediante el algoritmo de desplazamiento medio para extraer la región de interés. En la detección de cáncer, la extracción de características es realizada según la regla de dermatología ABDC con clasificadores k-Vecino cercano (k-NN), árbol de decisión y SVM con una precisión del 78,2 % (Lynn & Kyu, 2018).

La investigación desarrollada por Mane y Shinde expone una herramienta de diagnóstico asistida por computador que realizan el preprocesamiento de la imagen de la lesión con la utilidad del filtro gaussiano en la eliminación de ruido por vello corporal, la sección de la lesión se segmenta mediante el método de Otsu seguido de una extracción de características relevantes de la lesión. Posteriormente, la clasificación se realiza mediante el uso de una máquina de vectores de soporte para clasificar la lesión como piel normal o cáncer de piel. Los resultados evidencian que el clasificador proporciona óptima precisión (Mane Shinde, 2018). Adicionalmente, Ibrahim et al. proponen un método basado en la detección de enfermedades en la piel utilizando un filtro gaussiano y aplicando técnicas de transformación de ondas con el fin de eliminar ruidos y segmentar la lesión. Para la clasificación, usaron clasificadores k-NN y probaron el algoritmo con 133 imágenes entre malignas y benignas. La segmentación alcanzó un 97.75 % de precisión (Ibrahim et al., 2020). En la misma línea, Al-abavechi y Abu-Almash proponen la segmentación de lesión cutánea tipo melanoma utilizando un enfoque basado en bordes en combinación con morfología, filtro bilateral, modelos estadísticos polinomiales y detectores de bordes de segmentación. El método propuesto logró una precisión media del 96,69 % evaluado con 70 imágenes dermatoscópicas. (Al-abayechi & Abu-Almash, 2020)

En este documento se presenta la incidencia de los filtros de suavizado bilateral para la detección de bordes, el filtro de suavizado de mediana y el filtro de suavizado gaussiano en las herramientas de diagnóstico asistido por computador relevante en los procesos orientados en el preprocesamiento, segmentación y extracción de características de la

lesión cutánea en la imagen biomédica. El algoritmo fue desarrollado con la herramienta de visión por computador OpenCV en lenguaje de programación Python, probado con el conjunto de datos HAM10000. El método de correlación se utilizó para verificar la similitud entre la imagen original en escala de grises y las procesadas por los filtros de suavizado.

## 2. METODOLOGÍA

Se propone una metodología basada en tres etapas. En la primera etapa, se realiza un preprocesamiento de las imágenes del conjunto de datos HAM10000 dataset. En la segunda etapa, se aplican los filtros de suavizado para distinguir los cambios en comparación con la imagen original. Asimismo, en la tercera etapa se determina la incidencia en la imagen original por medio del método de correlación.

### 2.1. Preprocesamiento de la imagen

Las imágenes utilizadas forman parte del conjunto de datos HAM10000 que consta de 10.015 muestras en imágenes dermatoscópicas en color de lesiones cutáneas adquiridas y almacenadas, donde cada imagen de muestra tiene dimensiones de 600 x 450 píxeles (Huang et al., 2021), redimensionadas a 200x200 píxeles. Por lo general, las imágenes dermatoscópicas se representan mediante componentes de color rojo, verde y azul (RGB). Por consiguiente, el procesamiento requiere la transformación a escala de grises utilizando valores de intensidad entre tonos de negro y blanco (Padmavathi & Thangadurai, 2016). De manera que, la ecuación 1 presenta la expresión en sumas ponderadas de las componentes R, G y B respectivamente para la conversión a escala de grises.

$$I = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (1)$$

### 2.2. Aplicación de filtros de suavizado

La preservación de bordes se considera una técnica de filtrado y suavizado de imágenes que preserva bordes y que se utiliza en aplicaciones de extracción de características y clasificación (Kang et al., 2017).

El filtro bilateral preserva la información de bordes y elimina el contenido ruidoso sin arriesgar la calidad de la imagen. Las variaciones de intensidad para la preservación de los bordes son utilizadas y se calcula la suma ponderada de los vecinos locales. Para cada vecino, se utiliza la

media ponderada para la sustitución del valor de cada pixel en la imagen (Asokan & Anitha, 2020).

La ecuación 2 presenta el modelo matemático del filtro bilateral sobre un pixel de la imagen  $I$ , donde  $p$  y  $q$  representan las ubicaciones de los píxeles,  $s$  la vecindad espacial de la imagen,  $g_s$  la gaussiana que reduce la influencia de los píxeles  $q$  cuando hay variación del pixel  $p$  y  $w_p$  representa el factor de normalización que se define como se presenta en la ecuación 3. Por otro lado, se representa el kernel espacial  $g_s$  que suaviza la diferencia entre coordenadas y  $f_r$  el kernel que suaviza la variación de intensidad.

$$I_p(p) = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} g_s(\|p - q\|) f_r(I_p - I_q) I_q \quad (2)$$

$$W_p = \sum_{q \in S} g_s(\|p - q\|) f_r(I_p - I_q) \quad (3)$$

El filtro mediano se presenta como un método útil en la eliminación de ruido en las imágenes médicas debido a la eficacia del filtro, con mayor aplicación en la eliminación de ruido en imágenes médicas, manteniendo las características esenciales de la imagen (Xu et al., 2020). De modo que, la ecuación 4 presenta el modelo matemático del filtro mediano que presenta una vecindad  $m \times n$  para agrupar todas las vecindades en orden ascendente, seleccionar el valor medio de los valores ordenados y reemplazar el pixel central, donde  $C$  representa la vecindad centrada alrededor de la ubicación  $(m, n)$  de la imagen.

$$y_{(m,n)} = \text{mediana}\{x_{(i,j)}, (i, j) \in C\} \quad (4)$$

Por otra parte, el filtro gaussiano es aplicado con el propósito de eliminar las redundancias en la imagen, generando las menores pérdidas de detalles y un efecto de suavizado (Singhal et al., 2017). Además, ese tipo de filtrado no realiza convoluciones bidimensionales, por el contrario, genera dos barridos en una dimensión, uno en el eje X y otro para el eje Y. la ecuación 5 presenta la base matemática del filtro de suavizado gaussiano, donde  $X$  e  $Y$  representan el desplazamiento horizontal respectivamente, y  $\sigma$  indica la desviación estándar de la distribución gaussiana.

$$G(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} * e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

En adición, se utiliza una máscara gaussiana para el filtrado de suavizado de tamaño 5x5, que se presenta en la ecuación 6.

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

$$\frac{1}{213} * \quad (6)$$

### 2.3. Validación mediante correlación

Se aplica el método estadístico de correlación teniendo en cuenta los histogramas de distribución generados por cada imagen en escala de grises. Con esto, y siendo  $H_1$ ,  $H_2$ ,  $H_3$ ,  $H_4$ , los histogramas para la imagen original, la imagen generada por el filtro bilateral, la generada por el filtro de mediana y la generada por el filtro gaussiano respectivamente, se normalizan bajo el

mismo espacio de escala y se compara la similitud de las imágenes. Al aplicar correlación, se determina un valor comprendido en el espacio entre -1 y 1, donde los extremos indican correlación perfecta con relación inversa y directa respectivamente, y si el valor es muy cercano a 0, se infiere que no hay correlación entre las variables. En la ecuación 7 se muestra la forma en cómo se aplica la correlación a los valores obtenidos punto a punto mediante el histograma.

$$d(H_1, H_{2,3,4}) = \frac{\sum_i (H_1(i) - \bar{H})(H_{2,3,4}(i) - \bar{H}_{2,3,4})}{\sqrt{\sum_i (H_1(i) - \bar{H})^2 + \sum_i (H_{2,3,4}(i) - \bar{H}_{2,3,4})^2}} \quad (7)$$

### 3. RESULTADOS

A partir de la metodología propuesta, la figura 1 presenta el preprocesamiento realizado en las imágenes del conjunto de datos del HAM10000 redimensionadas a 200x200 píxeles, donde la sección A muestra las imágenes en representación RGB y la sección B muestra la transformación en escala de grises.

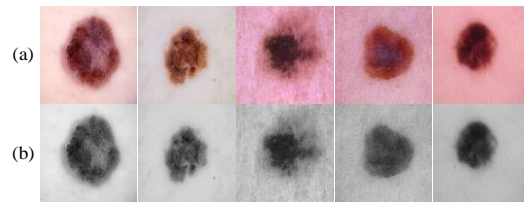


Fig. 1. Preprocesamiento

Del mismo modo, la figura 2 muestra el procesamiento por filtros de suavizado. En (A) se muestra el filtrado bilateral, en (B) el filtrado de mediana, y en (C) el filtro de suavizado gaussiano.

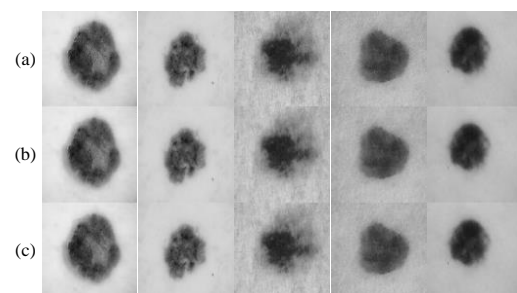


Fig. 2. Aplicación de filtros de suavizado en las imágenes del conjunto de datos HAM10000.

Asimismo, en las figuras 3,4,5,6 y 7 se muestran los histogramas obtenidos en cada una de las 5 imágenes de prueba para la validación y determinación de la incidencia de los filtros de suavizado.

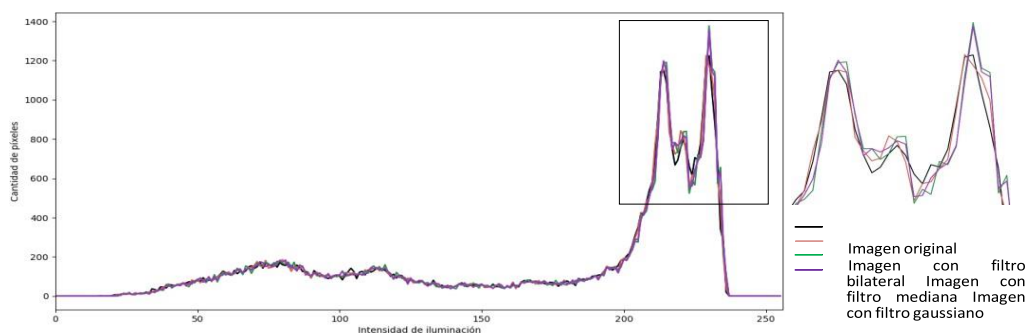


Fig. 3. Histogramas obtenidos para la primera imagen de prueba.

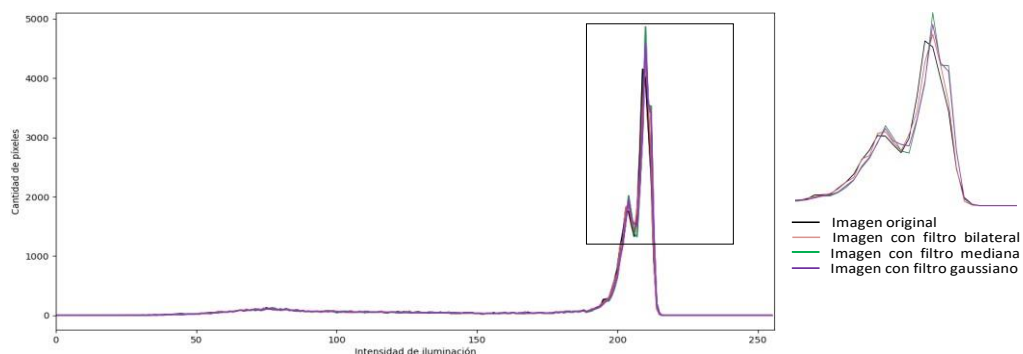


Fig. 4. Histogramas obtenidos para la segunda imagen de prueba.

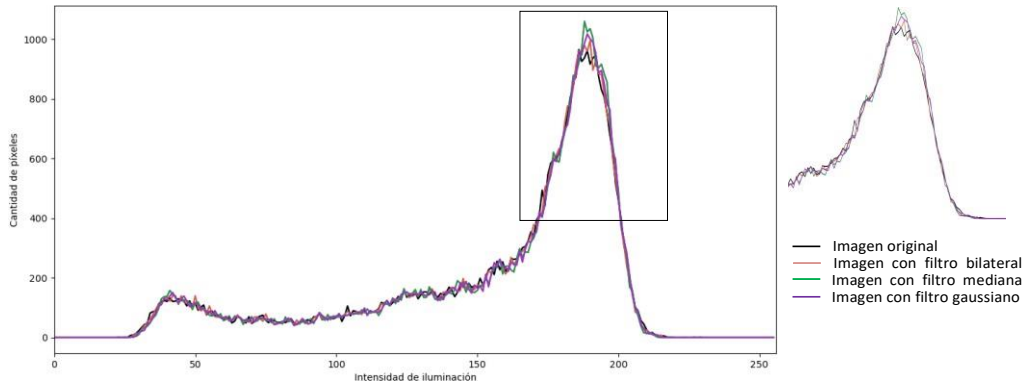


Fig. 5. Histogramas obtenidos para la tercera imagen de prueba.

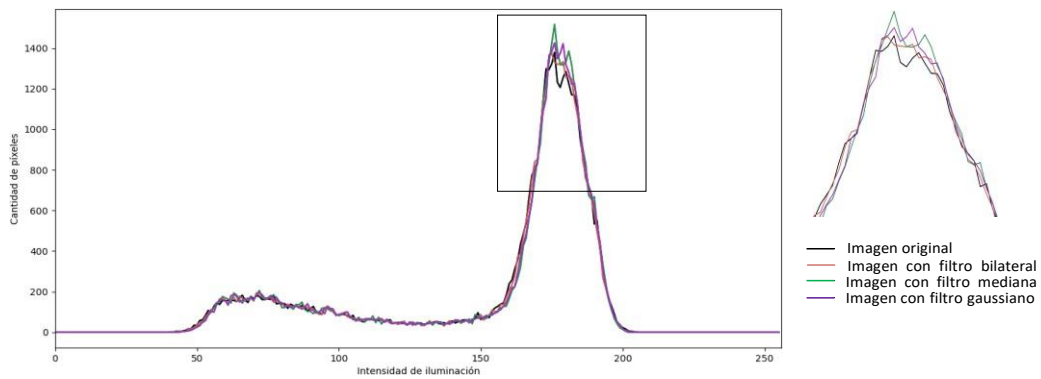


Fig. 6. Histogramas obtenidos para la cuarta imagen de prueba.

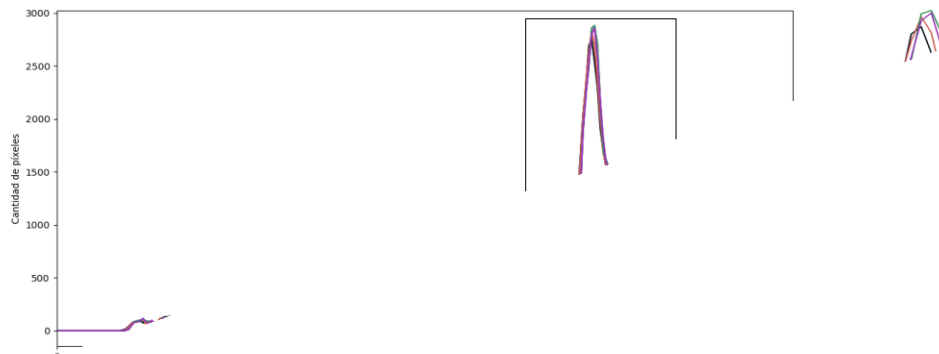


Fig. 7. Histogramas obtenidos para la quinta imagen de prueba.

De igual forma, en la tabla 1 se muestran los valores de correlación al comparar las imágenes originales en escala de gris con cada uno de los filtrados de suavizado. Los valores indican que en la mayoría de las imágenes probadas presentó mejor rendimiento el filtro de suavizado bilateral con un promedio de conservación de las características en un 99.46 %, mientras que el segundo mejor rendimiento lo presentó el filtro de suavizado gaussiano con rendimiento promedio de 99.396 %. Finalmente, el filtro de suavizado por el método de la mediana presentó el menor rendimiento con un porcentaje de conservación de 99.335 %.

Tabla 1. Valores de correlación

	Bilateral	Mediana	Gaussiano
Original gris 1	0.99264	0.99069	0.99269
Original gris 2	0.98785	0.98802	0.98819
Original gris 3	0.99759	0.99598	0.99665
Original gris 4	0.99858	0.99711	0.99673
Original gris 5	0.99632	0.99493	0.99555
Promedio	0.99460	0.99335	0.99396

#### 4. CONCLUSIONES

El método desarrollado mediante la comparación de histogramas por el método de correlación permitió identificar inicialmente la técnica de suavizado de mejor rendimiento en el sistema de procesamiento. Si bien los métodos validados superaron el 99 % de conservación en promedio, en los procesos referentes con imágenes dermoscópicas es fundamental una diferencia de preservación mínima como la comparada en las técnicas, ya que, para el tratamiento en un proceso de diagnósticos asistido por computador, se tiene en cuenta principalmente factores como la pigmentación, tamaño de la lesión y bordes de la misma. Adicionalmente, se infiere el uso del filtro de preservación de bordes bilateral, ya que, además de preservar las características de tonalidad de la imagen, mantiene los bordes de la lesión y no toma a los mismos de manera uniforme como lo realiza el filtro de suavizado gaussiano. Adicionalmente, se propone la validación del efecto de los filtros de suavizado empleando herramientas similares disponibles en Python y OpenCV como las técnicas de intersección y distancia de Bhattacharyya.

#### REFERENCIAS

- Al-abayechi, A. A. A., & Abu-Almash, F. S. (2020). Skin Lesion Border Detection Based on Best Statistical Model Using Optimal Colour Channel. *Journal of Autonomous Intelligence*, 3(1), 26. <https://doi.org/10.32629/JAI.V3I1.131>
- Asokan, A., & Anitha, J. (2020). Adaptive Cuckoo Search based optimal bilateral filtering for denoising of satellite images. *ISA Transactions*, 100, 308–321. <https://doi.org/10.1016/J.ISATRA.2019.11.008>
- Castellanos, W. A., Suarez, O. J., & Garcia, A. P. (2018). Usability in virtual learning environments, an approach to the integrated grid (IG) application. Paper presented at the Proceedings of the LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education and Technology, , 2018-July doi:10.18687/LACCEI2018.1.1.497
- Garg, B., & Sharma, G. K. (2016). A quality-aware Energy-scalable Gaussian Smoothing Filter for image processing applications. *Microprocessors and Microsystems*, 45, 1–9. <https://doi.org/10.1016/J.MICPRO.2016.02.012>
- García, A. P., Suarez, O., & Castellanos, W. (2016). ERAAE virtual library. CHILECON 2015 - 2015 IEEE Chilean Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies, Proceedings of IEEE Chilecon 2015, 911-916. doi:10.1109/Chilecon.2015.7404681
- Huang, H.-W., Hsu, B. W.-Y., Lee, C.-H., & Tseng, V. S. (2021). Development of a light-weight deep learning model for cloud applications and remote diagnosis of skin cancers. *The Journal of Dermatology*, 48(3), 310–316. <https://doi.org/10.1111/1346-8138.15683>
- Ibrahim, E., Ewees, A. A., & Eisa, M. (2020). Proposed Method for Segmenting Skin Lesions Images. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 569, 13–23. [https://doi.org/10.1007/978-981-13-8942-9\\_2](https://doi.org/10.1007/978-981-13-8942-9_2)
- Kang, X., Zhang, X., Li, S., Li, K., Li, J., & Benediktsson, J. A. (2017). Hyperspectral Anomaly Detection with Attribute and Edge-Preserving Filters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(10), 5600–5611. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2710145>
- Lynn, N. C., & Kyu, Z. M. (2018). Segmentation and classification of skin cancer Melanoma from skin lesion images. Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies, PDCAT Proceedings, 117–122. <https://doi.org/10.1109/PDCAT.2017.00028>
- Mane, S., & Shinde, S. (2018). A Method for Melanoma Skin Cancer Detection Using Dermoscopy Images. 4th International Conference on Computing, Communication Control and Automation, ICCUBEA 2018. <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2018.8697804>
- Márquez Díaz, J. E. (2020). Deep Artificial Vision Applied to the Early Identification of Non-Melanoma Cancer and Actinic Keratosis. *Computación y Sistemas*, 24(2), 751–766. <https://doi.org/10.13053/cys-24-2-2901>
- Neshatpour, K., Koohi, A., Farahmand, F., Joshi, R., Rafatirad, S., Sasan, A., & Homayoun, H. (2016). Big biomedical image processing hardware acceleration: A case study for K-means and image filtering. Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1134–1137. <https://doi.org/10.1109/ISCAS.2016.7527445>
- Ottom, M. A. (2019). Convolutional neural network for diagnosing skin cancer. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(7), 333–338. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100746>
- Padmavathi, K., & Thangadurai, K. (2016). Implementation of RGB and Grayscale

Images in Plant Leaves Disease Detection –Comparative Study. *Indian Journal of Science and Technology*, 9(6), 1–6.  
<https://doi.org/10.17485/IJST/2016/V9I6/77739>

Singhal, P., Verma, A., & Garg, A. (2017). A study in finding effectiveness of Gaussian blur filter over bilateral filter in natural scenes for graph based image segmentation. *4th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2017*, 4–9.  
<https://doi.org/10.1109/ICACCS.2017.8014612>

Xu, Z., Sheykhahmad, F. R., Ghadimi, N., & Razmjoooy, N. (2020). Computer-aided diagnosis of skin cancer based on soft computing techniques. *Open Medicine (Poland)*, 15(1), 860–871.  
<https://doi.org/10.1515/MED-2020-0131/MACHINEREADABLECITATION/RIS>

Zhu, F., Liang, Z., Jia, X., Zhang, L., & Yu, Y. (2019). A Benchmark for Edge-Preserving Image Smoothing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(7), 3556–3570.  
<https://doi.org/10.1109/TIP.2019.290877>