



Estudio comparativo de técnicas de preprocesamiento en imágenes de retina

Mónica Zamarrón-Pérez¹, Jesús Pedraza-Ortega², Saúl Tovar-Arriaga✉

¹Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Ingeniería, Querétaro, México,
✉ saul.tovar@uaq.mx

Resumen

En la actualidad las imágenes de fondo de ojo son comúnmente empleadas en el diagnóstico de enfermedades de la retina. Sin embargo, las imágenes suelen tener problemas por su bajo contraste o ruido. El objetivo del preprocesamiento de imágenes es tener una imagen más adecuada que la original para un análisis posterior como la segmentación o clasificación de vasos retinianos. Este estudio presenta la comparación de resultados en el preprocesamiento de imágenes de fondo de ojo empleando las tres técnicas más populares: Clahe, Ecuilización del histograma y Corrección Gamma en los espacios de color Lab, HSV y YUV. Finalmente, se demuestra visualmente que la técnica Clahe en el espacio de color Lab es la que mejor destaca los vasos retinianos.

Palabras clave: Espacios de color, Clahe, Ecuilización del histograma, Corrección Gamma.

Abstract

Nowadays fundus images are commonly used in the diagnosis of retinal diseases. However, the images often have problems with either low contrast or noise. The aim of image pre-processing is to have an image that is more suitable than the original for further analysis such as segmentation or classification of retinal blood vessels. This study presents a comparison of pre-processing fundus images results using the three most popular techniques: Clahe, Histogram equalization, Gamma Correction, in Lab, HSV and YUV color spaces. Finally, the Clahe technique alongside Lab color space visually shows a better highlight on retinal vessels.

Keywords: Color spaces, Clahe, Histogram equalization, Gamma Correction

1. Introducción

Las imágenes del fondo de ojo están comprendidas por la retina, disco óptico, mácula y fóvea, como se muestra en la Figura 1. La morfología de la imagen del fondo de ojo es el mejor indicador de enfermedades como la retinopatía hipertensiva, diabética, glaucoma y hemorragias. En los últimos años, las imágenes digitales del fondo de ojo han ganado popularidad para estudiar los cambios microvasculares en la retina. Esto se debe a su enfoque no invasivo, su bajo coste y su facilidad de realizar. Además, la mayoría de las lesiones oculares se aprecian visualmente en este tipo de imágenes [1]. Usualmente, las imágenes no tienen una iluminación uniforme por factores como que la pupila no estaba completamente dilatada, existían diferencias en la pigmentación de la retina, así como las especificaciones de la cámara y sus limitaciones. Además, el proceso de digitalización puede provocar ruido blanco de baja intensidad. Por lo tanto, el preprocesamiento es un paso muy importante e imprescindible para el procesamiento de imágenes médicas, ya que ayuda a eliminar los ruidos presentes en la imagen y mejorar algunas características de la misma.

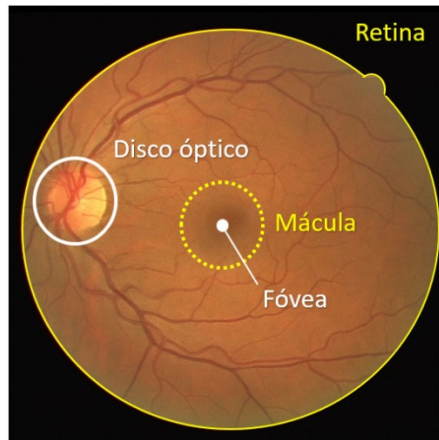


Figura 1. Imagen de fondo de ojo de la base de datos DRIVE [2]

2. Marco Teórico

2.1 ¿Qué es el color?

Los objetos reflejan o absorben ciertas frecuencias, es decir, el color es una sensación humana derivada de la capacidad del ojo de captar los niveles de radiación en 3 frecuencias diferentes. Por lo tanto, el color no es parte de la naturaleza intrínseca de la luz. Existen dos maneras de observar el proceso de mezcla de colores: modelo *aditivo* y *sustractivo*. En el primero la mezcla se obtiene *sumando* los espectros de 2 colores, mientras que en el segundo se obtienen a partir del *producto* de los espectros.

2.2 Espacios de Color

Un espacio de color es una organización específica de los colores que nos permite una representación reproducible de los colores, de manera tanto digital como analógica. Por lo general, el color puede medirse mediante su brillo, tono (*hue*), colorido, luminosidad, croma y saturación. Existen muchos espacios de color, algunos son mejores para ciertas aplicaciones. En este estudio se emplearon tres espacios de color: *Lab*, *HSV* y *YUV*, como se observa en la Figura 2 [3].

2.2.1 Lab

En este espacio de color, tenemos un canal para la Luminosidad (**L**) y otros dos canales de color (**a**) y (**b**), conocidos como capas de cromaticidad. La capa *a* indica dónde cae el color a lo largo del eje rojo-verde, mientras que la capa *b* indica dónde cae el color a lo largo del eje azul-amarillo [4].

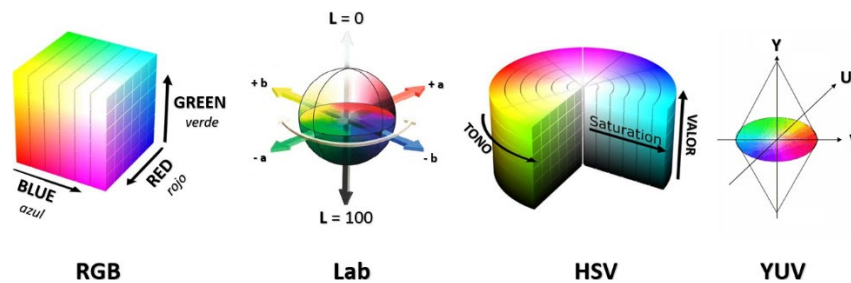


Figura 2. Espacios de Color.



Conversión RGB a Lab

Esta conversión implica 2 pasos, pasar primero de RGB → XYZ y después XYZ → Lab [5] [6].

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = [M] \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

donde,

$$[M] = \begin{bmatrix} S_r \cdot \frac{x_r}{y_r} & S_g \cdot \frac{x_g}{y_g} & S_b \cdot \frac{x_b}{y_b} \\ S_r & S_g & S_b \\ S_r \cdot \frac{1-x_r-y_r}{y_r} & S_g \cdot \frac{1-x_g-y_g}{y_g} & S_b \cdot \frac{1-x_b-y_b}{y_b} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} S_r \\ S_g \\ S_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} *$$

* Referencia blanca (X_w, Y_w, Z_w)

Entonces,

$$\begin{aligned} L &= 116f_y - 16 \\ a &= 500(f_x - f_y) \\ b &= 200(f_y - f_z) \end{aligned}$$

$$f_x = \begin{cases} \sqrt[3]{\frac{X}{X_r}} & \text{if } \frac{X}{X_r} > 0.008856 \\ \frac{903.3 \cdot \frac{X}{X_r} + 16}{116} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$f_y = \begin{cases} \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_r}} & \text{if } \frac{Y}{Y_r} > 0.008856 \\ \frac{903.3 \cdot \frac{Y}{Y_r} + 16}{116} & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$f_z = \begin{cases} \sqrt[3]{\frac{Z}{Z_r}} & \text{if } \frac{Z}{Z_r} > 0.008856 \\ \frac{903.3 \cdot \frac{Z}{Z_r} + 16}{116} & \text{otherwise} \end{cases}$$

2.2.2 HSV

Este espacio está pensado para ser fácilmente interpretable y legible por un humano, usa términos más familiares cuando hablamos de color. **H** significa intensidad de color (*hue*), es un ángulo en el rango $[0, 2\pi]$ con el rojo en el ángulo 0, el verde en $\frac{2\pi}{3}$, el azul en $\frac{4\pi}{3}$ y el rojo de nuevo en 2π . **S** significa saturación, que describe la pureza del tono con respecto a una referencia blanca. **V** significa *valor*, que es un porcentaje que va de 0 a 100 [4].

Conversión RGB a HSV

El valor de H se calcula según el “cuadrante” en RGB respecto a la línea de grises.

Sea $MAX := \max\{R, G, B\}$ y $MIN := \min\{R, G, B\}$



$$H = \begin{cases} \frac{(G-B) \cdot 60}{MAX-MIN} & \text{si } R = MAX \\ \frac{(B-R) \cdot 60}{MAX-MIN} + 120 & \text{si } G = MAX \\ \frac{(R-G) \cdot 60}{MAX-MIN} + 240 & \text{si } B = MAX \end{cases} \quad (4)$$

Si $R = G = B$ (*color gris*), H no está definido. Conforme la saturación disminuye, más inestable se vuelve el cálculo de H .

2.2.3 YUV

Este espacio codifica una imagen en color o video teniendo en cuenta la percepción humana, permitiendo un ancho de banda reducido para los componentes de crominancia, es empleado en la televisión analógica. Asimismo, se usa en compresión JPEG y en MPEG.

La Y significa "*luma*", que es el brillo. La U y V proporcionan información de color y son la diferencia de color de azul menos luma ($B-Y$) y rojo menos luma ($R-Y$) [7].

Conversión RGB a HSV

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

3. Método Propuesto

Para el preprocesamiento de imágenes de fondo de ojo se empleó la base de datos DRIVE (Digital Retinal Images for Vessel Extraction) [1], la cual cuenta con 40 imágenes. Las imágenes se tomaron con una cámara 3CCD Canon CR5 no midriática con un campo de visión (FOV) de 45 grados. Cada imagen se capturo utilizando 8 bits por plano de color a 768 x 584 pixeles.

3.1 Contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE)

La Ecuación Adaptativa de Histograma con Contraste Limitado (CLAHE) es el método que mejora el problema del bajo contraste en las imágenes digitales, especialmente en las imágenes médicas.

Básicamente opera limitando el contraste al recortar el histograma en un valor predefinido antes de calcular la función de distribución acumulativa (CDF). Esto limita la pendiente de la CDF y, por tanto, de la función de transformación. El valor al que se recorta el histograma depende de la normalización del histograma y, por tanto, del tamaño de la región de vecindad [8].

En la figura 3 se muestra una comparativa de la imagen original de fondo de ojo centrada en el disco óptico, figura 8c, contra el preprocesamiento **CLAHE** en cada uno de los espacios de color previamente descritos.

El espacio de color LAB, figura 3b, claramente destaca los vasos sanguíneos, mientras que el espacio HSV, figura 3c, crea mayor contraste en los vasos, pero los más pequeños no se aprecian muy detalladamente. El espacio YUV, figura 3d, muestra resultados similares al espacio de color Lab, sin embargo, presenta un mayor brillo, lo que causa que los vasos más delgados no sean tan destacables. Finalmente, en la figura 3e se muestra la imagen preprocesada con CLAHE en cada uno de sus canales

(RGB), aquí se aprecia la diferencia entre venas y arterias, sin embargo, también añade ruido en color verde.

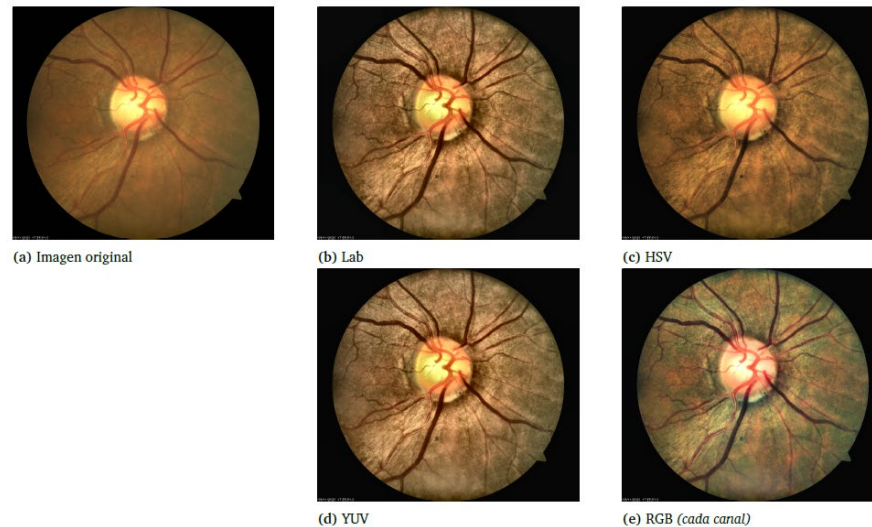


Figura 3. CLAHE en diferentes espacios de color

3.2 Ecuación del histograma

La ecualización del histograma es un proceso no lineal que tiene como objetivo resaltar el brillo de la imagen de una manera especialmente adecuada para el análisis visual humano. Tiene como objetivo modificar una imagen de tal manera que produzca otra con un histograma más plano, en el que todos los niveles sean equiprobables. Su rendimiento puede ser muy convincente, ya que se ajusta bien a las propiedades de la visión humana. Sin embargo, el ruido en el proceso de adquisición de la imagen afectará la forma del histograma original y, por tanto, a la versión ecualizada. Lo cual es un punto débil para tener en cuenta [9].

La figura 4 muestra la comparativa de la ecualización del histograma en diferentes espacios de color para una imagen original oscura, figura 4a.

Es fácil notar que los espacios Lab, figura 4b, y Yuv, figura 4d, tienen resultados similares, sin embargo, Lab permite apreciar mejor los vasos retinianos. El espacio HSV 4c parecería tener un desempeño superior pero su desventaja es que las orillas de la retina terminan siendo muy oscuras y por ende inservibles. Finalmente, aplicar el preprocesamiento en cada canal no es un buen acercamiento para este método, como se observa en la figura 4e.

3.3. Corrección Gamma

La corrección gamma es simplemente una transformación de ley de potencia, excepto para las luminancias bajas, donde es lineal para evitar tener una derivada infinita en la luminancia cero [10].

Se deben escalar las intensidades de los píxeles de la imagen desde el rango [0, 255] hasta [0, 1]. A partir de ahí, se aplica la ecuación (6) para obtener una imagen con corrección gamma.

$$O = \frac{I}{255} \cdot 255^{\frac{1}{\gamma}} \quad (6)$$

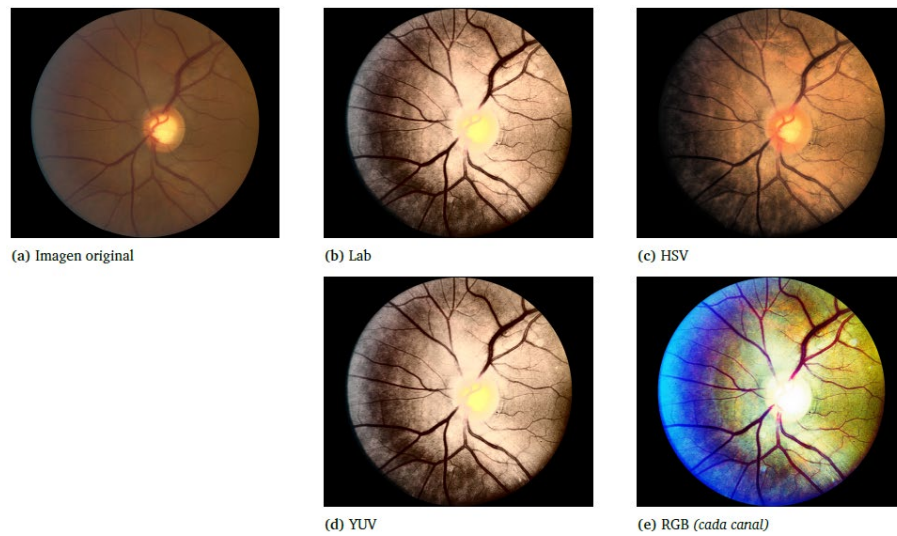


Figura 4. Ecuación del histograma en diferentes espacios de color

La figura 5 muestra la comparativa de la Corrección Gamma en diferentes espacios de color para una imagen original con brillo, figura 4a. En este caso, podemos notar que el espacio HSV no tiene mayor influencia en el preprocesamiento, figura 5c. El espacio Lab aumenta el brillo de la imagen, lo que hace que los vasos en los extremos más oscuros puedan ser apreciables, figura 5b. Para este tipo de método, observamos que tanto el espacio de color YUV, figura 5d, como aplicarlo en cada canal, figura 5e, no nos beneficia en cuanto a la interpretabilidad de la imagen, en dado caso la hacen menos empleable para los modelos de clasificación.

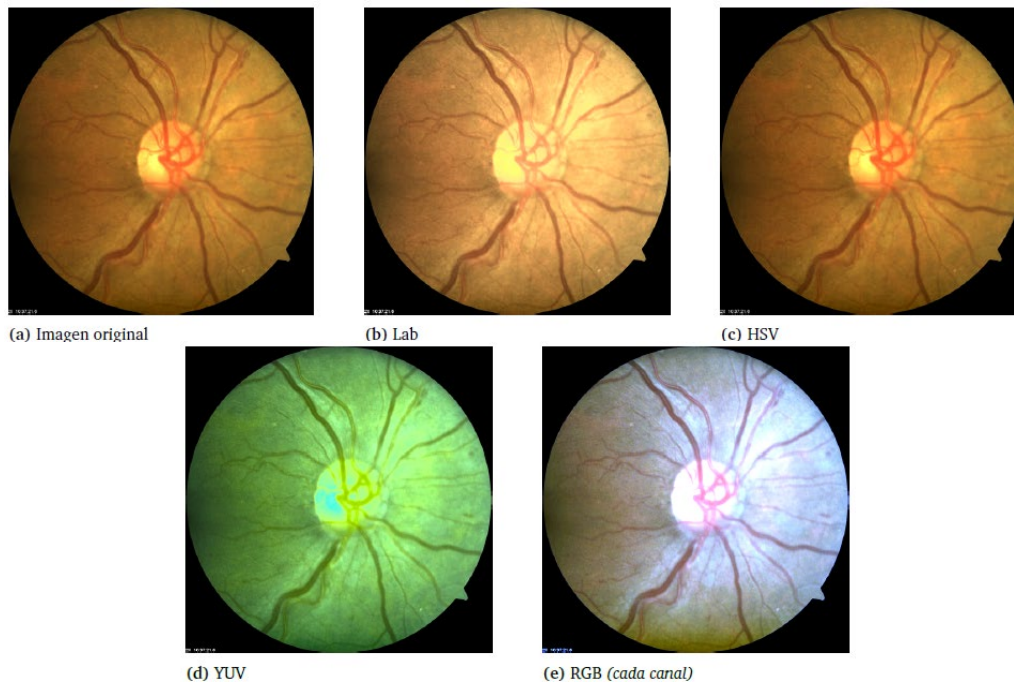


Figura 5. Corrección Gamma en diferentes espacios de color

4. Resultados

Finalmente, se decidió hacer una comparativa del preprocesamiento en una sola imagen de color estándar para observar fácilmente las diferencias, ventajas y desventajas que presenta cada método, así como el impacto del espacio de color, como se muestra en la figura 6. El primer renglón corresponde a CLAHE, el segundo a la Ecuación del Histograma y el último a la Corrección Gamma.

A partir de la figura anterior podemos concluir visualmente que el espacio de color que logra mejorar y realzar la imagen original de la mejor manera es Lab, figuras 6b, 6f y 6j, dado que no agrega ruido adicional como cuando se aplica el preprocesamiento a cada uno de los canales, figuras 6e, 6i y 6m, ni tampoco las vuelve más oscura como en el espacio HSV, figuras 6c, 6g y 6k.

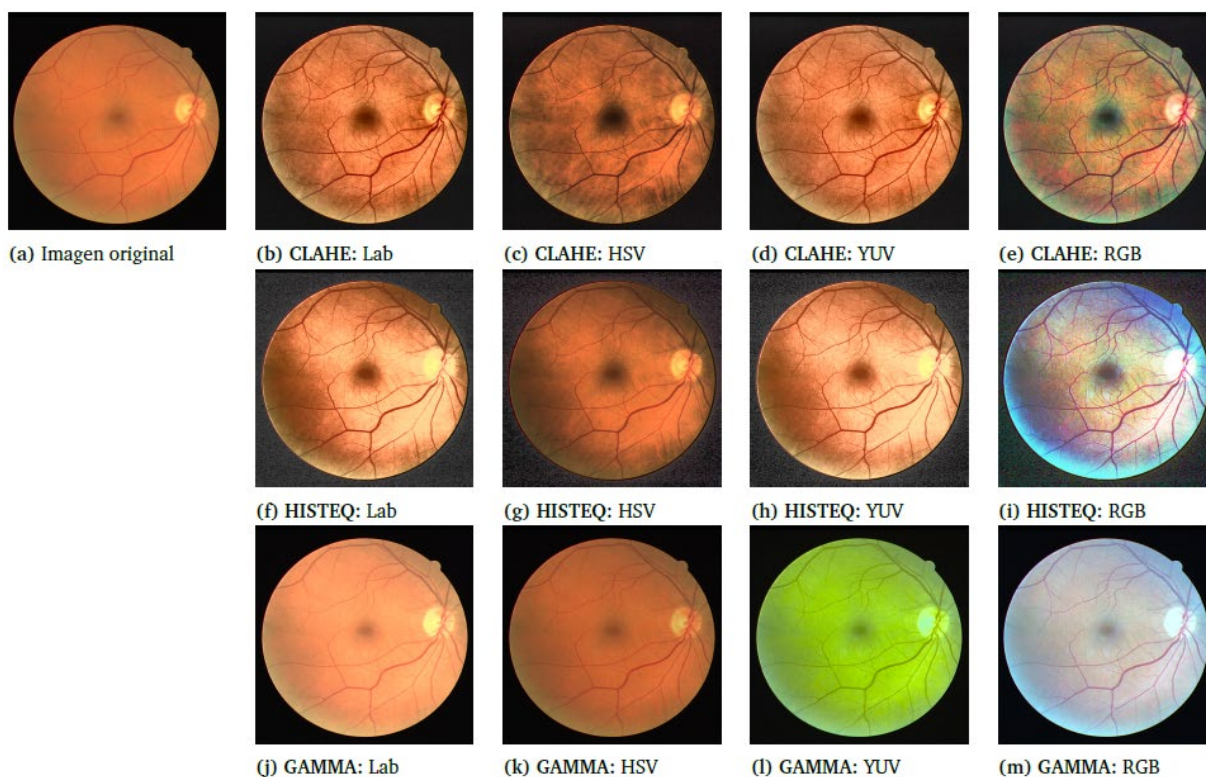


Figura 6. Preprocesamiento en diferentes espacios de color

El espacio YUV muestra buenos resultados tanto para CLAHE, figura 6d, como para la ecuación del histograma, figura 6h, sin embargo, la corrección gamma causa que el color se vea completamente verdoso, figura 6l, lo que lo pone en una gran desventaja contra el espacio Lab.

Asimismo, se decidió probar con otra imagen que cuente con brillo para poder observar el comportamiento en cada uno de los espacios de color, como se muestra en la figura 7. En este caso es fácil notar que, de nuevo, el espacio Lab es el que nos da mejores resultados.

Finalmente, para terminar de corroborar que el espacio de color Lab es el que se debe emplear para preprocesar imágenes de fondo de ojo, se probaron todos los métodos para una imagen original oscura, como se observa en la figura 8.

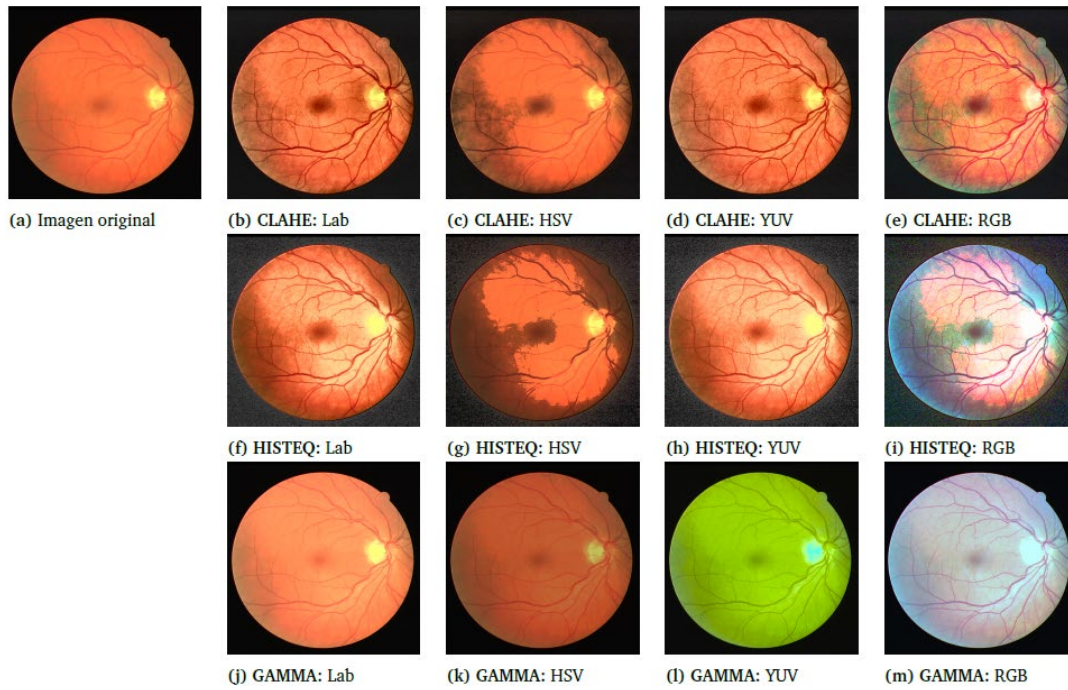


Figura 7. Preprocesamiento en diferentes espacios de color

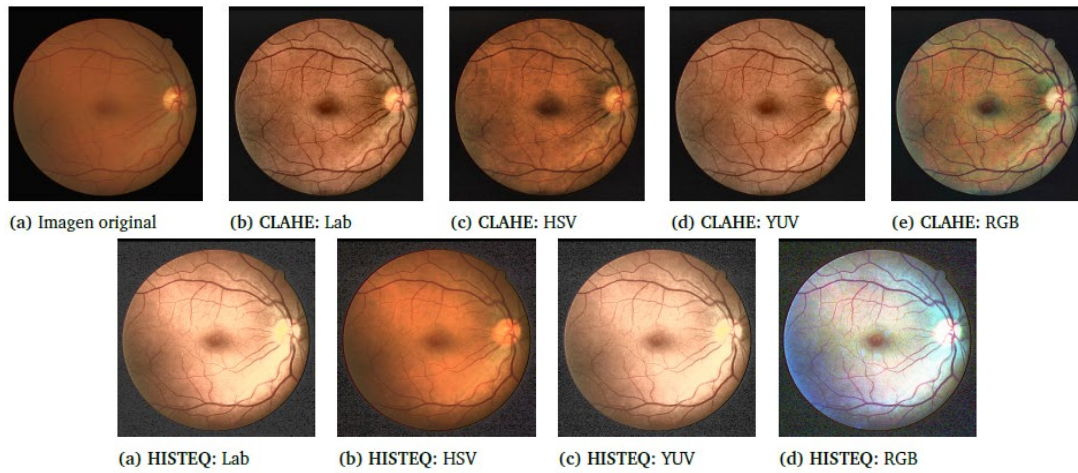


Figura 8. Preprocesamiento en diferentes espacios de color

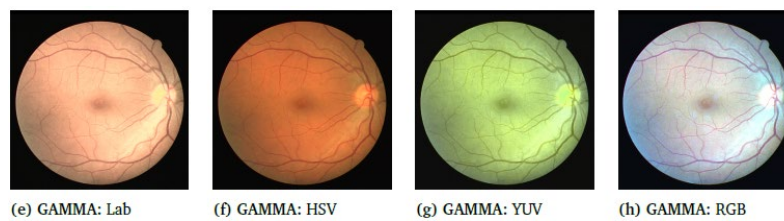


Figura 8. Preprocesamiento en diferentes espacios de color (cont.)



5. Conclusiones

El preprocesamiento de imágenes puede mejorar la calidad de la imagen, así como mejorar de la precisión de la tarea de detección de características o incluso no aportar nada cuando se emplea una técnica o espacio de color no correcto. En este reporte se mostraron tres métodos, sin embargo, se observa que la técnica Clahe aporta un gran potencial en el espacio de color Lab dado que destaca los vasos retinianos de la mejor manera, sin aportar demasiada luminosidad.

Asimismo, se observa la superioridad que tiene Clahe sobre la ecualización del histograma, dado que este último aumenta el brillo considerablemente en todos los espacios de color. Como trabajo futuro queda probar una mezcla de Clahe + Corrección Gamma para lograr una mejora de características aún más significativa.

Finalmente, este estudio demuestra la importancia de tener un preprocesamiento adecuado en imágenes de retina para tareas futuras tales como la segmentación y clasificación de vasos retinianos por medio de técnicas de aprendizaje profundo. Esto debido a que, al destacar las características intrínsecas de las imágenes de fondo de ojo, en este caso arterias y venas, los algoritmos empleados para la predicción de vasos retinianos podrán mejorar sus resultados en cuanto a su sensibilidad, especificidad y exactitud.

Referencias

- [1] Abbas, Q., & Ibrahim, M. E. (2020). DenseHyper: an automatic recognition system for detection of hypertensive retinopathy using dense features transform and deep-residual learning. *Multimedia Tools and Applications*.
- [2] DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction. [Online]. Available: <https://drive.grand-challenge.org/>.
- [3] Busin, L.; Vandenbroucke, N.; Macaire, L. Color spaces and image segmentation. *Advances in imaging and electron physics* 2008, 151, 1.
- [4] Bora, D. J.; Gupta, A. K.; Khan, F. A. Comparing the performance of $L^* A^* B^*$ and HSV color spaces with respect to color image segmentation.
- [5] Lindbloom, B. J. RGB to XYZ.
- [6] Lindbloom, B. J. XYZ to Lab.
- [7] Definition of yuv.
- [8] Setiawan, A. W.; Mengko, T. R.; Santoso, O. S.; Suksmono, A. B. In *International Conference on ICT for Smart Society*, 2013, 1–3.
- [9] Nixon, M. S.; Aguado, A. S. In *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision (Fourth Edition)*, Nixon, M. S., Aguado, A. S., Eds., Fourth Edition; Academic Press: 2020, 83–139.
- [10] Bertalmío, M. In *Vision Models for High Dynamic Range and Wide Colour Gamut Imaging*, Bertalmío, M., Ed.; Computer Vision and Pattern Recognition; Academic Press: 2020, 95–129.

Autores

Mónica Zamarrón Pérez. Ingeniero en Mecatrónica por la Universidad Panamericana Campus Aguascalientes. Estudiante de la Maestría en Ciencias en Inteligencia Artificial en la Universidad Autónoma de Querétaro. Su investigación es relacionada con el procesamiento de imágenes médicas, redes neuronales, aprendizaje profundo y machine learning.



Jesús Carlos Pedraza-Ortega. Realizó sus estudios de Maestría en la FIMEE, Universidad de 31 Guanajuato. Obtuvo el Doctorado en Ingeniería Mecánica con especialidad en Robótica - Sistemas de 32 Reconstrucción 3D en la University of Tsukuba en Japón, donde trabajó con el desarrollo de un sistema 33 monocular de reconstrucción 3D utilizando. Como docente, ha impartido diferentes cursos en los tres 34 niveles de estudios (Licenciatura, Maestría y Doctorado) desde 1997, actualmente en la Universidad 35 Autónoma de Querétaro. Es Senior Member por la IEEE y es miembro de la Academia Mexicana de 36 Ciencias. Sus líneas de investigación son sistemas de reconstrucción 3D, inteligencia artificial aplicada 37 a sistemas de visión, entre otros.

Saúl Tovar-Arriaga. Obtuvo su grado de Licenciatura en Ingeniería en Electrónica en el Instituto Tecnológico de Querétaro, su Maestría en Ciencias en Mecatrónica en la Universidad de Siegen, Alemania, y su Doctorado en Ciencias Biomédicas en la Universidad de Erlangen-Nuremberg, Alemania. Actualmente es profesor de tiempo completo e investigador en la Universidad Autónoma de Querétaro. Sus intereses de investigación incluyen robótica médica, diagnóstico automatizado por imagen y visión por computadora.