

PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DE FONDO DE OJO EN DOS MODELOS DE COLOR EMPLEANDO LA TÉCNICA GRAHAM

González Rivera Karla Sharon
(kgonzalezr1301@alumno.ipn.mx)
Lab. Biomecánica
Pérez Vara Esdras Suriel
(eperezv1300@alumno.ipn.mx)
Lab. Biomecánica
Anzueto Ríos Álvaro
(aanzuetor@ipn.mx)
Lab. Biomecánica

UPIITA-IPN

Resumen

En el presente trabajo se aborda el problema del procesado de imágenes de fondo de ojo con el objetivo de mejorar el contraste ayudando, de esta manera, al diagnóstico dado por el personal médico. Las imágenes de fondo de ojo son adquiridas bajo el procedimiento de dilatar la pupila y colocar un sensor frente al mismo. Las actividades son desarrolladas en habitaciones con poca luminosidad, por lo tanto, este tipo de imágenes suelen tener poco brillo y bajo contraste, siendo necesario realizar algún procedimiento computacional que mejore la calidad de las imágenes. Para este trabajo son contemplados dos modelos de color para la visualización y mejora de contraste, debido a su popularidad y baja complejidad matemática. El primero de ellos es el modelo RGB y el segundo es el modelo CIE-LAB, donde cada uno de los canales es modificado y únicamente la capa de iluminación (L), respectivamente, empleando un modelo matemático basado en una función gaussiana. Los resultados de ambos métodos son presentados y discutidos, considerando que para ambos modelos se logra mejorar y realzar zonas de interés. Gracias al bajo consumo computacional y los resultados obtenidos, esta técnica puede ser considerada para ser aplicada en la mejora de imágenes en otros ámbitos.

1. Introducción

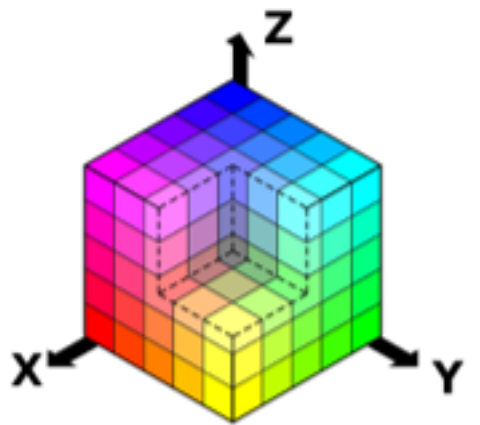
La retinografía es la técnica empleada para la adquisición, diagnóstico y evaluación de patologías del fondo de ojo. Con esta técnica se obtienen imágenes digitales que permiten visualizar, principalmente, las distribuciones vasculares, la cabeza del nervio óptico y la región correspondiente a la mácula (Barrot, Franch, Mundet, & Romero, 2019). Con ello, es posible determinar los cambios que sufre la retina, las afectaciones vasculares o degenerativas, que suelen estar asociadas con pacientes que presentan cuadros de diabetes o hipertensión arterial, entre otras. Por lo tanto, es esencial contar con imágenes con alta calidad en el brillo y contraste entre los objetos presentes.

Debido a que durante el proceso de adquisición de las imágenes el paciente tiene la pupila dilatada, el ambiente circundante en las salas designadas para esta actividad, debe contar con poca iluminación, figura 2. Esta baja iluminación provoca que las imágenes adquiridas tengan poca brillantez y bajo contraste entre el fondo, y los objetos (venas, arterias o lesiones) presentes, por lo que es necesario mejorar la nitidez y aumentar el contraste entre los elementos que conforman dichas zonas. Esto ayuda, para el caso específico de este trabajo, al personal médico a identificar la presencia de anomalías o crecimiento de algunas regiones (cuando se tienen fotos a lo largo del tiempo) que pueden indicar la presencia de alguna patología.

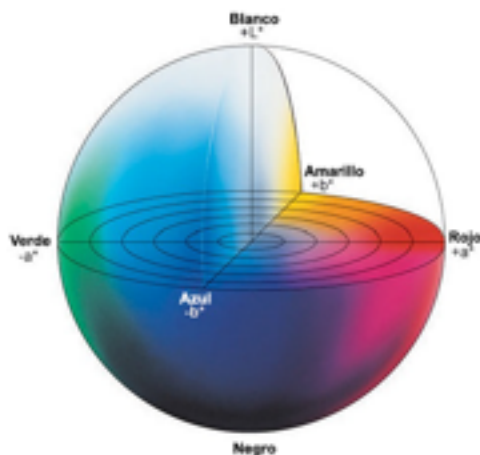
Las imágenes digitales a color pueden ser representadas por modelos que definen a un color en específico por medio de componentes numéricas. El modelo de color mayormente empleado es el RGB,

figura 1 (a), en donde un color puede ser representado por sus componentes de colores primarios (Rojo, Verde y Azul) basado en síntesis aditiva de la luz, (el acrónimo del modelo proviene de su nomenclatura en inglés: "Red", "Green" and "Blue"). Se suele representar las intensidades de iluminación para cada componente de una manera numérica, considerando un valor de 0 para una baja intensidad y el valor de 255 para una máxima, considerando que cada canal es de 8 bits; por ejemplo, para representar el color negro se tiene la tripleta [0, 0, 0] y para el color blanco [255, 255, 255]. Sin embargo, en la literatura (Sundararajan, 2017) se encuentra descrito que este modelo es susceptible a los cambios de iluminación, lo que implica que los colores no son estables para una región que se considere constante, es decir, al cambiar la fuente de luz la percepción del color puede cambiar.

Para minimizar este problema, en este trabajo se ha considerado el modelo de color CIE-LAB, figura 1 (b). En este modelo se tiene un canal específico para la representación de los cambios en la iluminación, el canal denominado L; por lo que el color es representado en los canales A y B. Esto indica que, si se tiene el valor numérico de un color, se mantendrá constante en los canales A y B; y las variaciones de iluminación se tratan de manera aparte en el canal L, es decir, podemos alterar la iluminación manteniendo el color constante. La iluminación es contenida en un rango de 0 a 100, donde, 0 representa iluminación nula y 100 iluminación máxima (López & Di Sarli, 2016).



(a)



(b)

Figura 1. . (a) Modelo de color RGB, (b) Modelo de color CIE-LAB.

2. Metodología

Una vez que se tienen las imágenes en cada uno de los modelos de color, se procede a realizar la mejora en el contraste utilizando la metodología Graham (Zago, Andreão, Dorizzi, & Teatini Salles, 2020), con el fin de hacer las lesiones más visibles y la ecuación que la define es la Ec. 1.

$$I_m(i, j, \sigma) = \alpha \cdot I(i, j) + \tau \cdot G(i, j, \sigma) * I(i, j) + \gamma$$

Donde:

I_m → Imagen mejorada

I → Imagen original

G → filtro Gaussiano con desviación estándar sigma(σ)

χ → Ancho de la imagen

σ → $\frac{\chi}{30}$

α → 4

τ → -4

γ → 128

El procedimiento consiste en realizar la convolución del filtro Gaussiano $G(i, j, \sigma)$ a la imagen original y posteriormente realizar una suma ponderada considerando los valores de las constantes α , τ y γ . Los valores de dichas constantes se obtuvieron del artículo citado (Zago, Andreão, Dorizzi, & Teatini Salles, 2020). Esta suma se realiza píxel a píxel para obtener un nuevo valor en la capa que se esté realizando el procedimiento. En el caso del modelo RGB se realizó esta técnica en cada una de las capas de la imagen por separado para finalmente unir las, obteniendo así la imagen mejorada.

Para el modelo CIE-LAB, primeramente, se transformó la imagen del modelo RGB a CIE-LAB y se aplicó esta técnica únicamente en la capa de la luminosidad. Posteriormente, la capa mejorada L_{enh} se unió con las capas A y B originales para ser reconvertida al modelo RGB y así poder ser visualizada.

3. Resultados

A continuación, se muestra la comparativa de las imágenes con cada método empleado.

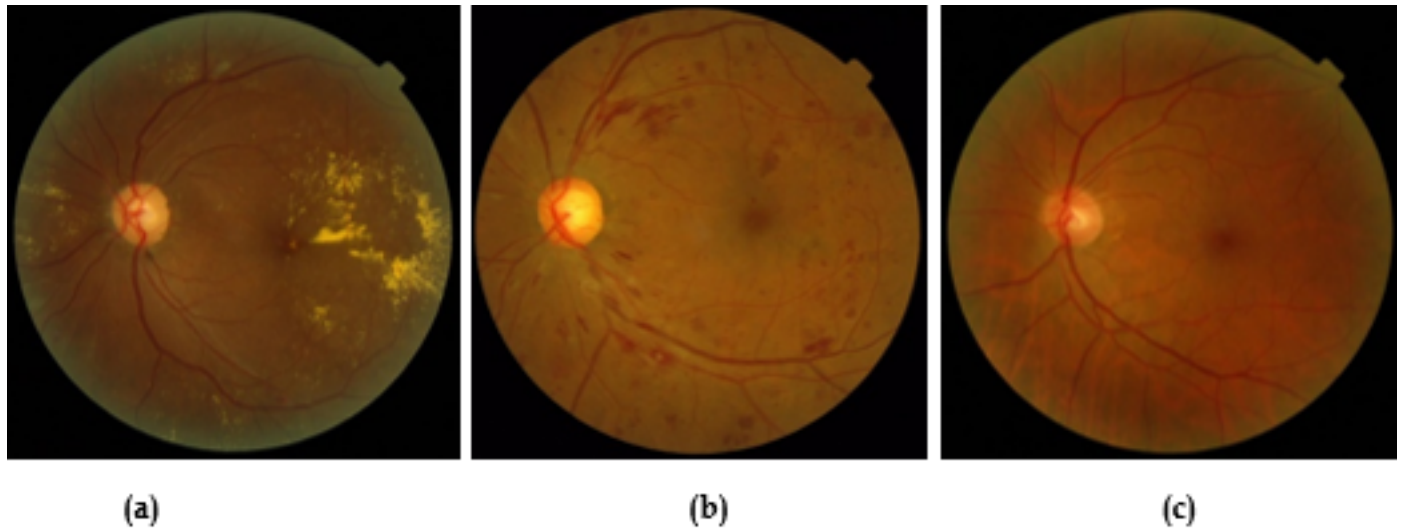


Figura 2. Imágenes de fondo de ojo en su formato original. (a) Imagen de fondo de ojo con exudados. (b) Imagen d

3.1. Mejora en el modelo CIE-LAB

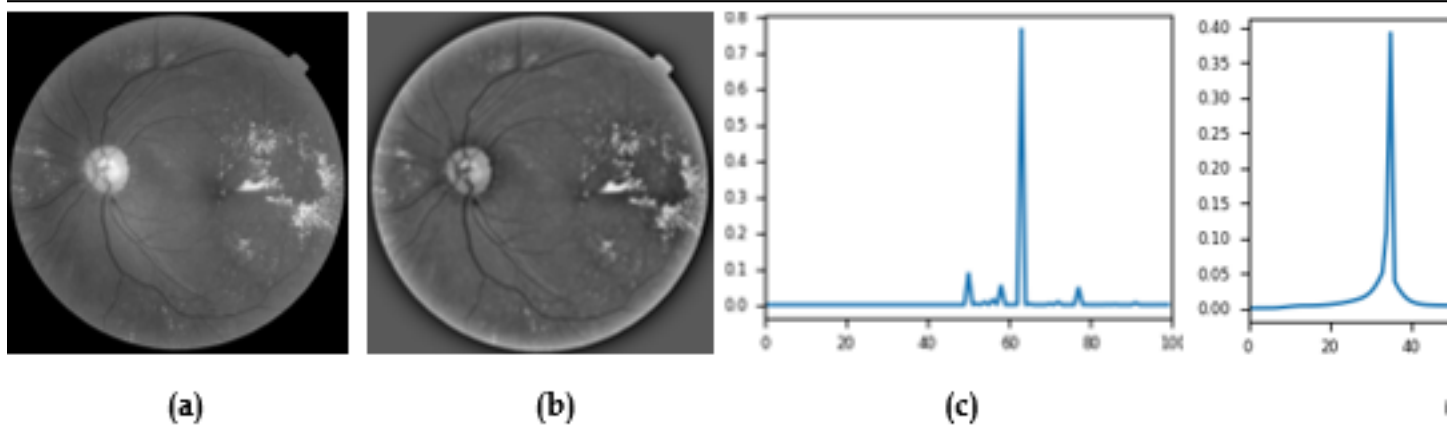


Figura 3. Imagen de fondo de ojo con exudados. (a) Capa L original. (b) Capa L mejorada. (c) Histograma de la capa

Se observa que el histograma es suavizado, figura 3 (d), eliminando los pequeños picos del original, figura 3 (c). De esta manera se hace más homogénea la luminosidad en la imagen, figura 4.

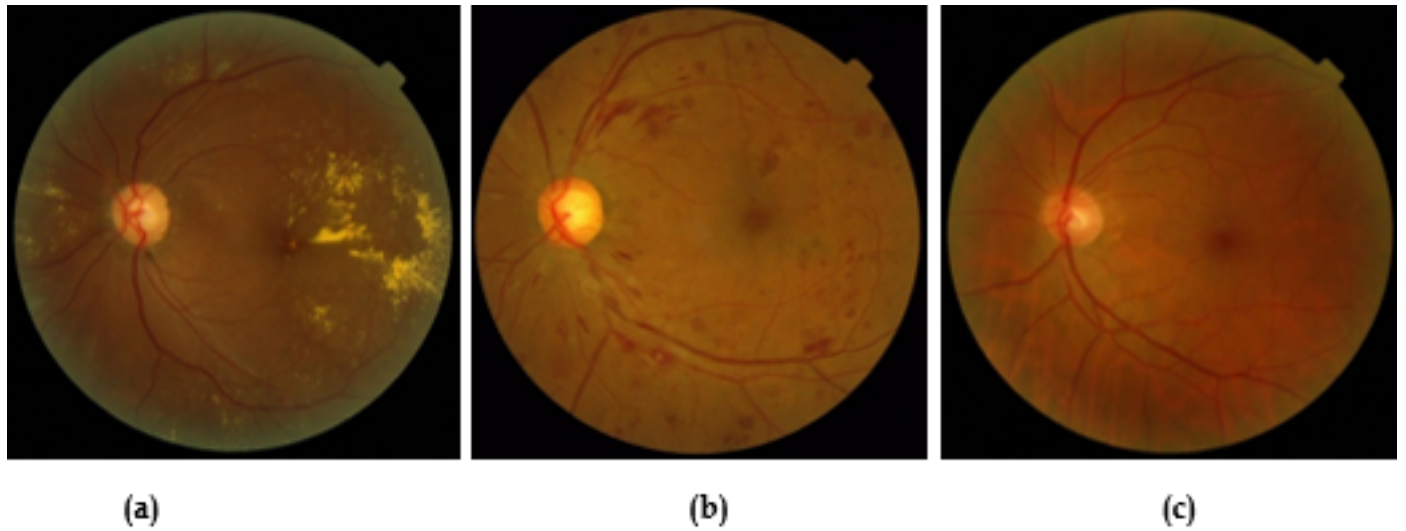


Figura 4. Resultado de la imagen mejorada en el modelo de color CIE-LAB. (a) Imagen mejorada de fondo de ojo con

3.2. Mejora en el modelo RGB

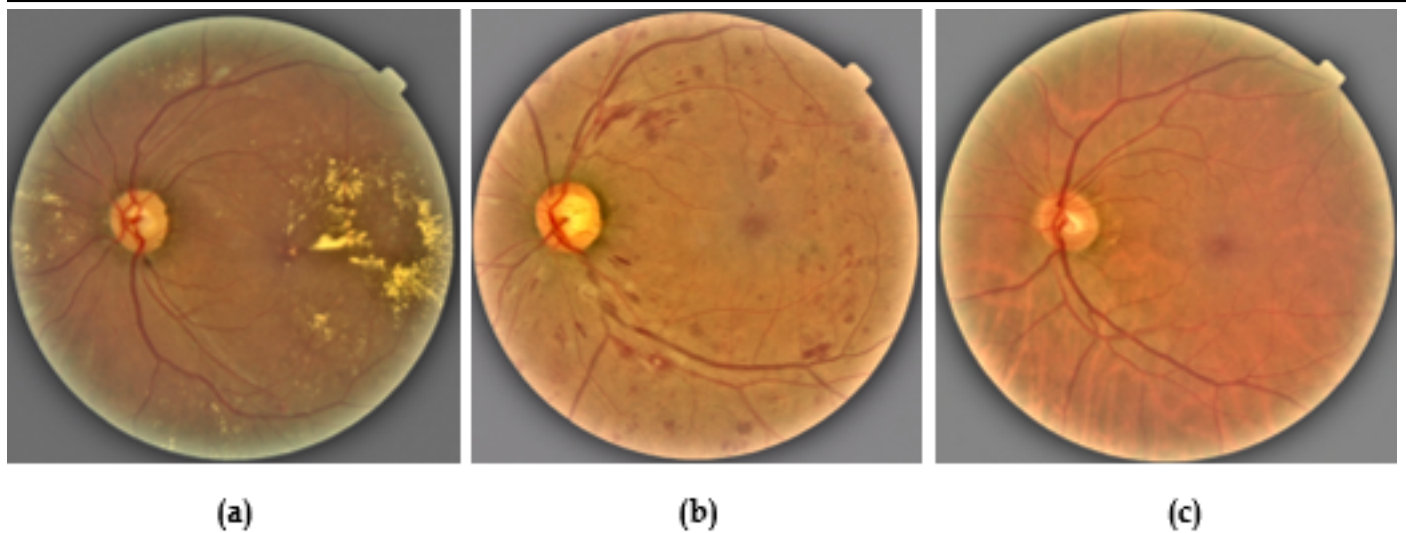


Figura 5. Procesado de la imagen de fondo de ojo con exudados. Para cada grupo de imágenes, la primera imagen

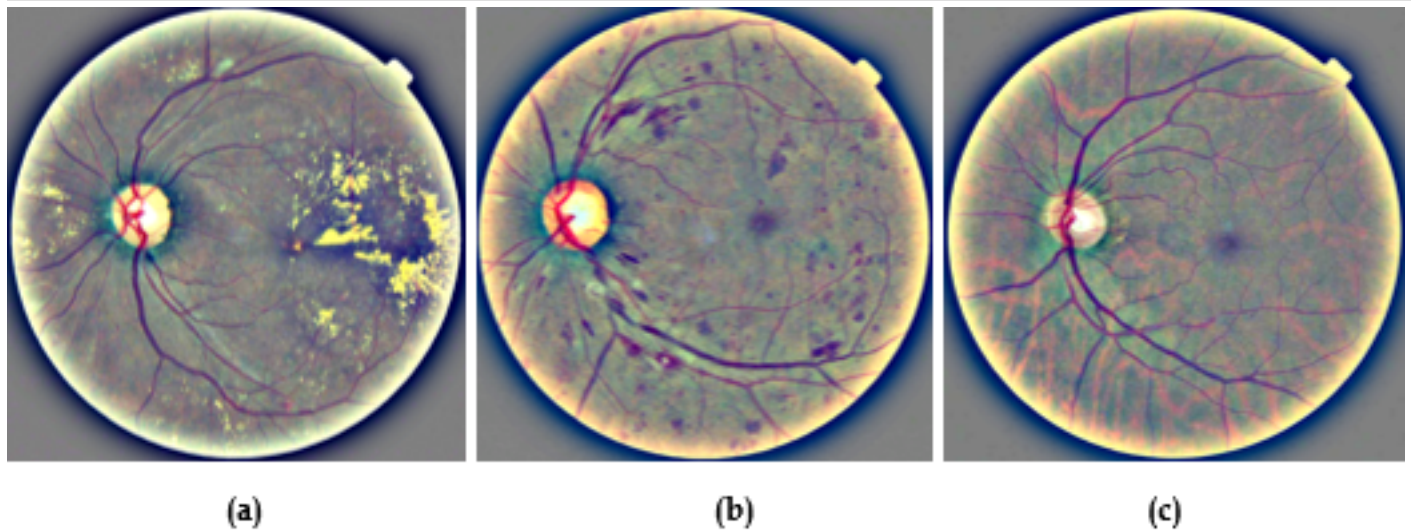


Figura 6. Resultado final de la imagen mejorada en el modelo RGB. (a) Imagen mejorada de fondo de ojo con exudatos

3.3. Discusión de los resultados

Se observa que ambos métodos le dan una mejora al contraste de las imágenes originales, figuras 3 y 5, sin embargo, empleando el modelo RGB se pierde el color original, figura 6, a comparación de usar solo la capa L en el caso del modelo CIE-LAB, figura 4.

4. Conclusión

Se observa que ambos métodos le dan una mejora al contraste de las imágenes originales, figuras 3 y 5, sin embargo, empleando el modelo RGB se pierde el color original, figura 6, a comparación de usar solo la capa L en el caso del modelo CIE-LAB, figura 4.

Referencias

1. Barrot, J., Franch, J., Mundet, X., & Romero, P. (2019). *Atlas en retinopatía diabética y lectura de retinografías*. Fundación RedGDPS.
2. Huang, Y., Lin, L., Cheng, P., Lyu, J., & Tang, X. (2021). *Identifying the key components in ResNet-50 for diabetic retinopathy grading from fundus images: a systematic investigation*. *Computer Vision and Pattern Recognition*. Obtenido de <https://arxiv.org/abs/2110.14160>
3. López, A., & Di Sarli, A. (2016). *El modelo CIELAB, las fórmulas de diferencia de color y el uso de la norma Europea en 12878 en morteros y hormigones coloreados*. *Ciencia y tecnología de los materiales*. (6), 41-53.
4. Sundararajan, D. (2017). *Digital Image Processing, A Signal Processing and Algorithmic Approach*. Montreal: Springer.
5. Zago, G., Andreão, R., Dorizzi, B., & Teatini Salles, E. (2020). *Diabetic retinopathy detection using red lesion localization and convolutional neural networks*. *Computers In Biology And Medicine*, 116. doi: 10.1016/j.compbiomed.2019.103537

Nota: Las líneas de código han sido generadas en el lenguaje de programación Python y los autores tienen la disponibilidad para compartirlo; si desea el programa completo enviar un correo a esdrasui@gmail.com.