

Implementación y aplicación de algoritmos Retinex al preprocesamiento de imágenes de retinografía color

Natalia Durango Londoño^{1, *}, Gustavo Bizai², Bartolomé Drozdowicz²

¹Programa de Ingeniería Biomédica. Escuela de Ingeniería de Antioquia-Universidad CES, Colombia

²Grupo de Inteligencia Artificial, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos, Argentina

Recibido 15 de septiembre de 2008. Aceptado 07 de diciembre de 2009

IMPLEMENTATION AND APPLICATION OF RETINEX ALGORITHMS TO THE PREPROCESSING OF RETINOGRAPHY COLOR IMAGES

Resumen— La retinopatía diabética es una enfermedad causada por complicaciones de la retina, con evolución progresiva. Esta patología se detecta en las imágenes de fondo de ojo que, en la mayoría de los casos, presentan iluminación no uniforme. En este trabajo se implementaron y aplicaron cuatro algoritmos de la teoría Retinex a imágenes de fondo de ojo, con el fin de proporcionar una mejor iluminación, para una posterior visualización o procesamiento, buscando detectar con mayor exactitud la presencia o no de la enfermedad y poder hacer un seguimiento más acertado.

Palabras clave— Iluminación no uniforme, Realce de contraste, Retinex, Retinopatía diabética.

Abstract— Diabetic retinopathy is a disease caused by complications of the retina, with progressive evolution. This pathology is detected on the fundus eye images, which in most cases have non-uniform illumination. In this paper four type of algorithms, based on the Retinex theory, were implemented and applied to fundus images in order to provide better illumination for later visualization or processing. The purpose was to find more accuracy to detect the presence or not of the disease and thus to get a more accurate approach of diagnosis.

Keywords— Non-uniform illumination, Contrast enhancement, Retinex, Diabetic retinopathy.

I. INTRODUCCION

Existen diferencias entre la imagen que el sistema visual puede percibir del mundo real y las imágenes que del mismo escenario puede obtener un dispositivo de captura y reproducir un dispositivo de visualización [1]. La percepción humana presenta dos capacidades que aún los sistemas de imágenes más sofisticados no han podido imitar: amplitud de rango dinámico (DR) y constancia de color (CC). De aquí, la diferencia que existe entre la

calidad que un observador ve en persona de una escena y su correspondiente imagen capturada por un sensor (una cámara fotográfica, por ejemplo) y visualizada en papel o un monitor TRC o LCD.

Las imágenes de fondo de ojo presentan características particulares. La geometría cóncava del ojo genera variabilidad local de contraste y luminancia y esta falta de uniformidad puede enmascarar estructuras de interés [2-3]. Esto, sumado a un pobre DR del sensor del retinógrafo y

* Dirección para correspondencia: bmnatdu@eia.edu.co

otras características del equipo y su uso, puede generar imágenes de baja calidad diagnóstica.

Una vez obtenida, la imagen retinográfica puede seguir dos cursos diferentes: ser analizada directamente tal cual fue capturada por la cámara, en un monitor de computadora; o someterse a procesamiento digital para su posterior evaluación por el médico. Si originalmente presenta iluminación deficiente y bajo contraste, en el primer caso puede conducir a diagnósticos poco confiables. Será necesario corregir la iluminación y mejorar el contraste local preservando los colores más allá de las características espectrales del flash.

En el segundo caso, el procesamiento de la imagen original con sus defectos de iluminación y contraste, puede causar errores de segmentación. Aquí un realce de contraste e iluminación que descubra estructuras ocultas en la imagen original puede ser suficiente, si se la someterá a posteriores procesos de segmentación donde el color no reviste importancia. Por ejemplo, resulta de interés hacer el seguimiento de neovascularización y evolución de exudados como indicadores de avance de retinopatía diabética.

Retinex ha demostrado ser una potente herramienta para recuperar imágenes con iluminación deficiente, conservando las características de color. Las aplicaciones a imágenes médicas se refieren a rayos X y mamografía digital, tomografía computada y resonancia magnética nuclear [4], pero no se hallaron procesamientos a retinografías color. El propósito del presente trabajo es aplicar diferentes algoritmos de la teoría Retinex a imágenes de retina, a los efectos de comparar sus performances y encontrar el conjunto de parámetros que permita el mejor realce de contraste.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Elementos de trabajo:

Las imágenes de fondo de ojo utilizadas se obtuvieron de la base de datos DIARETDB0 y DIARETDB1, del Proyecto “ImageRet” de Lappeenranta University of Technology, Finlandia [5-6].

A los efectos de evaluar CC, se requiere imágenes de una misma escena iluminadas con diferentes longitudes de onda, para estimar los valores de reflectancia. Dado que las bases de datos citadas no poseen imágenes de una misma retina en diferentes condiciones de iluminación, se recurre a imágenes de prueba que tienen estas características [7]. Una vez validado el rendimiento en CC de cada algoritmo, éstos pueden aplicarse a las imágenes de fondo de ojo mencionadas.

2.2. Metodología:

- Constancia de color y rango dinámico

Los algoritmos de la teoría Retinex tienen como fundamento de desarrollo aspectos relacionados con el sistema visual humano (SVH), el cual percibe de una escena el producto de su reflectancia y la distribución espectral de la iluminación. Entonces, desde un punto de vista fotométrico, un objeto rojo iluminado por una luz verde, debería producir la misma distribución espectral que un objeto verde iluminado con una luz roja. Sin embargo, el color percibido de una superficie permanece estable aún frente a cambios en la longitud de onda reflejada según la iluminación de la escena [8] gracias a un mecanismo perceptual denominado Constancia de Color (CC). Este mecanismo, visto sólo como un fenómeno desde el punto de vista físico, es capaz de separar la reflectancia de la iluminación de una escena, con lo cual si se conoce con exactitud la característica espectral de la iluminación, se puede aproximar la reflectancia. Visto como un fenómeno de percepción del SVH, el mecanismo CC utiliza la distribución espacial y cromática de los píxeles para definir la apariencia de la escena [9]. El experimento de contraste simultáneo comprueba esta aseveración [10]. Esto conduce a pensar que CC es un mecanismo que tiene en cuenta variaciones locales, es decir, la sensación de color de una región depende de las características colorimétricas de esa región y las de su entorno.

Los sensores hacen una interpretación de la escena meramente fotométrica, con lo cual recogen el producto de la reflectancia por la iluminación. El modelo Retinex intenta imitar el mecanismo de CC que posee el SVH, aplicándolo a las imágenes de las que se pretende aislar su reflectancia.

El efecto de la CC fue descrito originariamente por Land y McCann [11], quienes formularon la teoría “retinex”, término que reúne las palabras “retina” y “cortex” sugiriendo que ambas intervienen en la explicación del efecto. La clave de la CC es que el sistema visual no determina el color de un objeto aislado; más bien, el color del objeto se deriva de una comparación de las longitudes de onda reflejadas desde el objeto y de sus alrededores.

También la teoría Retinex ha demostrado ser una plataforma de mejora de contraste en escenas de amplio DR [12] donde las limitaciones de DR de los procesos de generación de imágenes pueden ocultar en las sombras información de interés.

En la práctica es muy difícil alcanzar el DR de la visión humana utilizando equipos electrónicos, debido principalmente a que estos últimos se comportan

linealmente, mientras que la percepción visual humana es de naturaleza esencialmente no lineal. Por otra parte, aún cuando se pudieran obtener imágenes de alto rango dinámico (HDR) del orden de 32 bits con más de 10 stops fotográficos, el DR que puede reproducir un monitor TRC o de cristal líquido puede ser menor y es necesario realizar una compresión tonal para poder ser visualizadas completamente en un medio con rango más reducido. Este problema se ve reducido gracias a que la teoría Retinex comprime el rango dinámico.

- Enfoques de la teoría Retinex

Los operadores que forman parte de los algoritmos de la teoría Retinex simplemente imitan a los operadores biológicos, que suman, restan y rectifican señales de entrada para obtener interacciones espaciales.

En el presente trabajo se implementaron cuatro algoritmos Retinex basados en dos enfoques diferentes propuestos desde los orígenes de la teoría [13]: iterativos y de filtrado.

- Retinex iterativos

El trabajo original de Land y McCann [11] describió 4 pasos: cociente, producto, reset y promedio. Estos operadores se aplican iterativamente a una imagen a lo largo de un camino o un conjunto de caminos y se compara el valor de cada pixel con los otros. La diferencia entre las implementaciones propuestas en la bibliografía radica en cómo se eligen los píxeles de comparación, y el orden en que son comparados. Esto puede cambiar drásticamente la eficiencia computacional de los algoritmos [14].

En el presente trabajo se utilizó la implementación de Frankle-McCann [14-15], donde el único parámetro variable es el número de iteraciones. Éste representa la cantidad de veces que se visitan los vecinos y afecta la distancia a la cual los píxeles inciden, ya que cada pixel tiene un nuevo valor en cada iteración. Caminos cortos significa que la comparación sólo se hace a otros en un grupo espacial localizado de píxeles. Caminos intermedios se utilizan al modelar la visión humana. Infinidad de caminos dan lugar a un caso degenerado, en el que la imagen de salida, es simplemente una versión escalar de la imagen de entrada [14].

El número de iteraciones, controla la cantidad de compresión del rango dinámico: el efecto es reducir el contraste de las imágenes. El proceso mueve toda la imagen a un menor rango dinámico.

La implementación propuesta por Funt y colaboradores [14] calcula Retinex para una imagen intensidad basada en el modelo original descrito en la patente de Frankle-McCann.

En el presente trabajo se implementaron tres algoritmos basados en el iterativo de Frankle y McCann: modelo de color RGB (F&Mrgb), modelo de color HSV (F&Mhsv), modelo de color RGB con restauración de color (F&MrgbCR).

La implementación propuesta en [14] procesa una imagen intensidad (tonos de gris) y el único parámetro que se le impone al algoritmo es el número de iteraciones N . Dado que el objetivo del presente trabajo es realzar el contraste de retinografías color, se descompuso la imagen RGB en sus canales de color y se aplicó F&M a cada canal (método F&Mrgb). Cabe destacar la necesidad de procesar con F&M al logaritmo de la imagen y considerar que el logaritmo de los puntos de valor cero introduce errores. Para salvar este problema se propuso calcular el $\log(1+z)$ y para valores pequeños de z , se fuerza el resultado a z . Por otra parte, a este resultado es necesario normalizarlo antes de procesar F&M.

Si el resultado del realce de contraste se destinará a un agente de segmentación que no utilice el color como característica, una alternativa es elegir un modelo de color que desacople crominancia de luminancia y aplicar F&M sólo al canal luminancia. Se propuso transformar la imagen RGB al modelo HSV (tinte-saturación-brillo) y se procesó el canal V , tomando las mismas consideraciones descriptas para F&Mrgb. Este método es el F&Mhsv.

Se ensayaron imágenes retinográficas color tanto de buena calidad de iluminación como otras donde las condiciones de iluminación son deficientes, extraídas de las bases de datos DIARETDB0 y DIARETDB1.

A los efectos de evaluar cómo el número de iteraciones impacta en los resultados, se eligieron 8 imágenes, la mitad de buena iluminación y la otra con iluminación deficiente. A cada una se aplicó F&Mhsv con 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 30, 50, 100, 130, 150 y 200 iteraciones, y se calculó la media de la imagen intensidad resultante.

Como se verá en la sección de resultados, F&Mrgb provee una rendición tonal con tendencia a los grises. Una alternativa propuesta por los autores es realizar una restauración de color, para lo cual se utilizó una función de restauración de color (FRC) en el espacio cromático, presentada por Jobson *et al.* [16]. Esta misma FRC es la aplicada para restaurar color en el algoritmo centro/vecindad que se describirá más adelante. Se calcula la FRC para cada canal y se la multiplica punto a punto por el resultado de F&M del correspondiente canal. Finalmente se concatenan los canales restaurados en color.

- Retinex de filtrado

Los algoritmos Retinex de filtrado toman como punto de partida el último concepto de Retinex propuesto por

Land, el cual plantea una estructura espacial centro/vecindad [17]. A la imagen se le aplica un filtro y esta imagen filtrada se sustrae de la original. En este trabajo se implementó un algoritmo denominado Retinex Multi Escala con Restauración de Color (MSRCR), a veces citado como NASA Retinex dada la pertenencia de sus autores Rahman, Jobson y Woodell a esta Agencia [18]. Ellos utilizaron como filtro espacial al propuesto por Hurlbert [8], que posee en su formulación una constante (denominada “escala”) que determina su efecto. Con cada escala particular, obtienen una imagen Retinex de Escala Simple (SSR).

Dado que diferentes escalas ponen en relación de compromiso la compresión de rango dinámico y la rendición tonal, NASA Retinex propone combinar varios SSR para obtener un Retinex de Escala Múltiple (MSR) que mejora ambas propiedades. Pero cuando se propone aplicar MSR a los canales de color de una imagen RGB y se concatenan los resultados, la imagen procesada se ve grisácea ya que MSR no considera la intensidad relativa de las bandas de color. Entonces multiplican punto a punto los resultados MSR de cada canal de color por una Función de Restauración de Color (FRC) para luego concatenar RGB y obtener la salida. Este algoritmo se denomina Retinex Multi Escala con Restauración de Color (MSRCR), se implementó en el presente trabajo y debieron tenerse en cuenta las siguientes consideraciones:

1. Debe normalizarse el filtro de Hurlbert (indicado en el punto metodología).
2. La opción de convolucionar imagen y filtro (proceso en el plano espacial) representa un altísimo costo computacional, dado el tamaño del filtro, la necesidad de hacer padding de la imagen y aplicar punto a punto el kernel. Se optó por trabajar en el plano frecuencial hallando la respuesta en frecuencia del filtro y multiplicándola punto a punto por la transformada de Fourier de la imagen. Esto significa un costo computacional menor.
3. Al aplicar logaritmo, tener en cuenta que los valores muy pequeños disparan resultados que tienden a menos infinito.
4. Normalizar el resultado (convertir a números positivos y ajustar en el rango [0..1]).

El MSR extiende el diseño de escala simple a escala múltiple, combinando los resultados de SSR a diferentes escalas. La bibliografía coincide en utilizar las escalas 15, 80 y 250 a los efectos de compensar la buena compresión de rango dinámico que proveen las escalas pequeñas con la buena rendición tonal que proveen las escalas grandes [1]. En el algoritmo implementado en este trabajo se trabajó con las escalas antes mencionadas y se proporcionó igual peso (1/3) a la combinación de los SSR a las

diferentes escalas, obteniéndose buenos resultados para imágenes intensidad.

En el algoritmo se compensó color implementando una función de restauración de color (FRC) propuesta por Jobson y colaboradores [16]. La FRC propuesta requiere dos parámetros alfa y beta. Alfa controla la fuerza de la alinealidad de la función, mientras que beta es una constante de ganancia. La bibliografía sugiere utilizar alfa=46 y beta=125. Estos valores son determinados de manera puramente empírica.

El objetivo en este punto fue averiguar si estos parámetros propuestos rendían buenos resultados en retinografía color. Para ello, se tomaron alfa=50 y beta=125 como valores de referencia, alrededor de los cuales se ensayaron combinaciones para diferentes rangos de alfa y beta. Se observó el sombreado general de la imagen y cómo las estructuras más brillantes de la retina como disco óptico y exudados se saturaban, cuando se ensayaban valores muy bajos (alfa=10; beta=50) y muy altos (alfa=120; beta=200) respectivamente. Considerando rendiciones aceptables de brillo, se propuso un rango entre 20 y 80 para alfa y entre 105 y 140 para beta. Dado que variaciones de 10 unidades para este último parámetro introducían cambios importantes de brillo, se decidió variar beta de 5 en 5 (con alfa=125) mientras que alfa se ensayó de 10 en 10 (con beta=50).

III. RESULTADOS

La Fig. 1 muestra las gráficas “media de la imagen/N iteraciones” de 4 imágenes procesadas con F&Mhsv. Obsérvese que 2 iteraciones llevan la media a su máximo valor. De allí en más va decayendo con el número de iteraciones, hasta hacerse asintótica a un valor intermedio entre el original y el máximo alcanzado. La máxima pendiente de la curva que desciende tiene lugar cuando el número de iteraciones es 4. La bibliografía da cuenta que un valor práctico para el número de iteraciones es 4 [14].

En la Fig. 2, se puede ver el comportamiento de la media de la imagen / N de iteraciones en los tres algoritmos Frankle-McCann implementados. Se puede observar que en N=2 se dio el mayor valor de media, comprobando que con dos iteraciones se logra la mayor iluminación, además en N=4 también se da la mayor pendiente.

La Fig. 3 presenta un ejemplo de la imagen original y sus procesadas F&Mhsv con 2 y 4 iteraciones, respectivamente. Se observa un mayor oscurecimiento en la medida que se incrementan las iteraciones. Entre 2 y 4 la diferencia es importante. N=2 brinda una iluminación que permite visualizar mayor detalle.

A los efectos de validar el algoritmo en relación a la CC, se utilizaron las imágenes presentadas en la Fig. 4 [7].

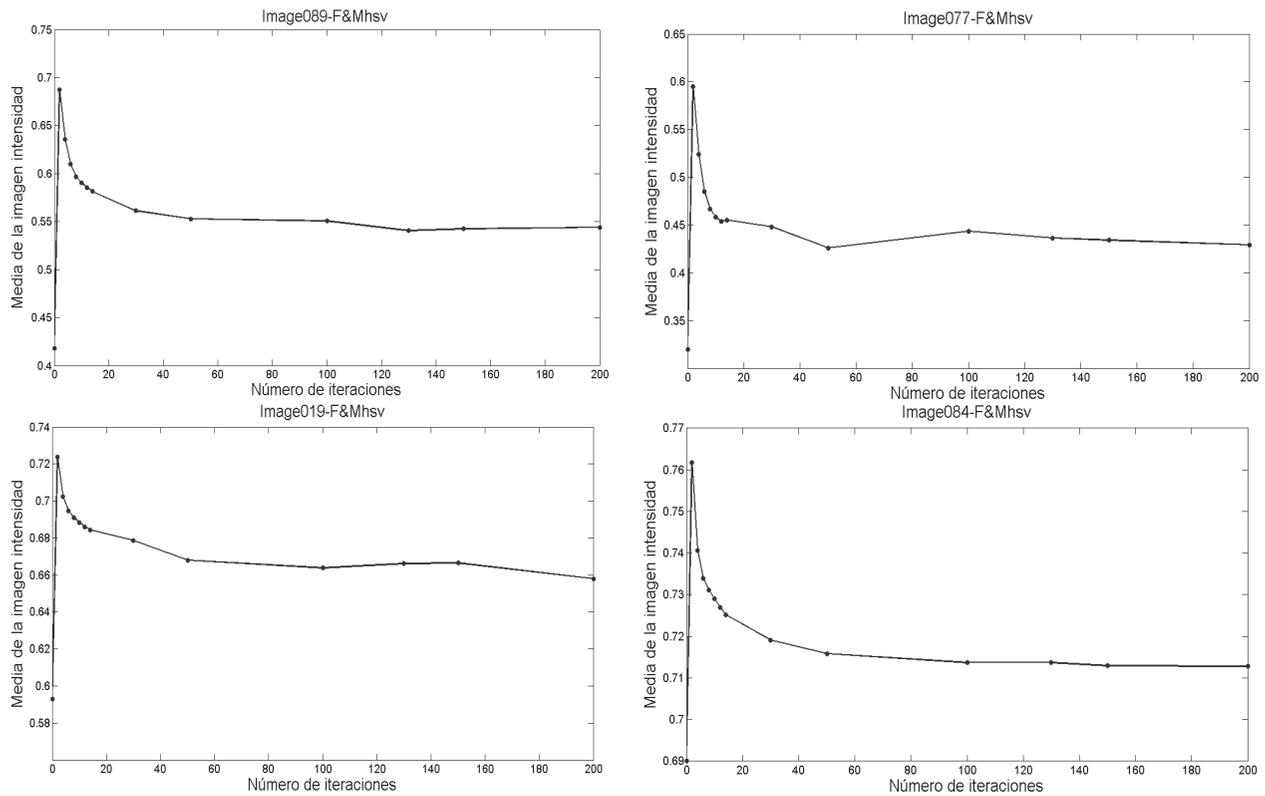


Fig. 1. Gráficas del valor de la media de la imagen intensidad resultante en función del número de iteraciones. Imágenes de la base de datos DIARETDB1. Las gráficas superiores corresponden a imágenes con mala iluminación y las inferiores corresponden a imágenes con buena iluminación.

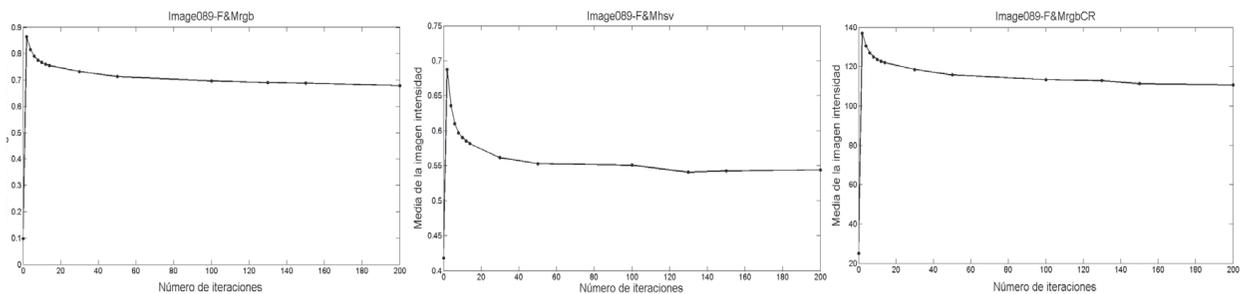


Fig. 2. Gráficas del valor de la media de la imagen intensidad resultante en función del número de iteraciones. Imagen 089 de la base de datos DIARETDB1. La gráfica de la izquierda corresponde a los valores arrojados por el algoritmo F&Mrgb, la del medio por el algoritmo F&Mhsv, la de la derecha por el algoritmo F&MrgbCR.

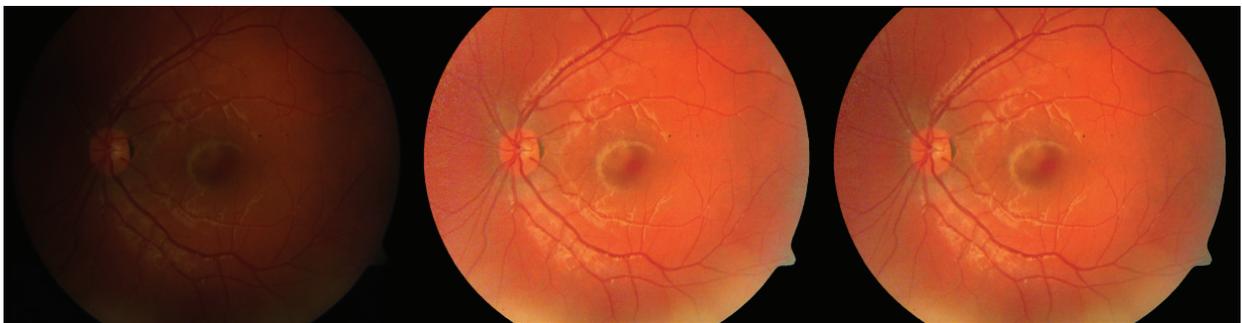


Fig. 3. Image89, Base de datos DIARETDB1. Imagen original, imagen 2 iteraciones, imagen 4 iteraciones.

En modelo de color RGB, la concatenación de los canales procesados individualmente con F&M provee una salida con CC e incrementa el brillo. Obsérvese en la Fig. 4 cómo las imágenes procesadas con F&Mrgb (segunda columna) se perciben con colores muy similares entre sí, aún cuando las originales fueron iluminadas con luz roja, verde y azul.

Si bien se recupera la CC, la imagen se ve grisácea, hecho que puede observarse en la superposición de los canales en el histograma de la segunda columna de la Fig. 4.

Cuando se aplica F&Mhsv, obsérvese que las imágenes de prueba iluminadas con diferentes espectros se corresponden en tonalidad con las imágenes procesadas (Fig. 4, tercera columna). El algoritmo mejora la iluminación proveyendo mayor detalle pero no restaura color, resultado esperado al no procesarse los canales tinte y saturación. Una mirada detenida a los histogramas revela que las curvas gaussianas correspondientes a cada canal de las imágenes procesadas se ensanchan levemente y

desplazan hacia los tonos más claros, evidenciándose una mejoría de contraste al incrementarse el DR.

Los resultados de aplicar F&MrgbCR pueden observarse en la cuarta columna de la Fig. 4. El histograma de la imagen procesada presenta una morfología similar al del F&Mrgb, aunque menos desplazado hacia los tonos más claros y levemente separados los canales RGB, lo que mejora la iluminación general y la rendición de color.

La quinta columna de la Fig. 4 muestra el resultado de MSRCR para $\alpha=50$ y $\beta=125$. Obsérvese que los canales en el histograma utilizan todo el DR disponible, lo que redundará en una mejora de contraste. Por otro lado, la rendición tonal es buena, presentándose colores más vívidos que los logrados por F&Mrgb y F&MrgbCR.

A continuación se aplicaron los filtros de acuerdo a lo indicado anteriormente sobre una imagen de retina. En la Fig. 5 se observan los resultados obtenidos: filtros utilizados, la imagen filtrada y el resultado de sustraerse a la imagen original.

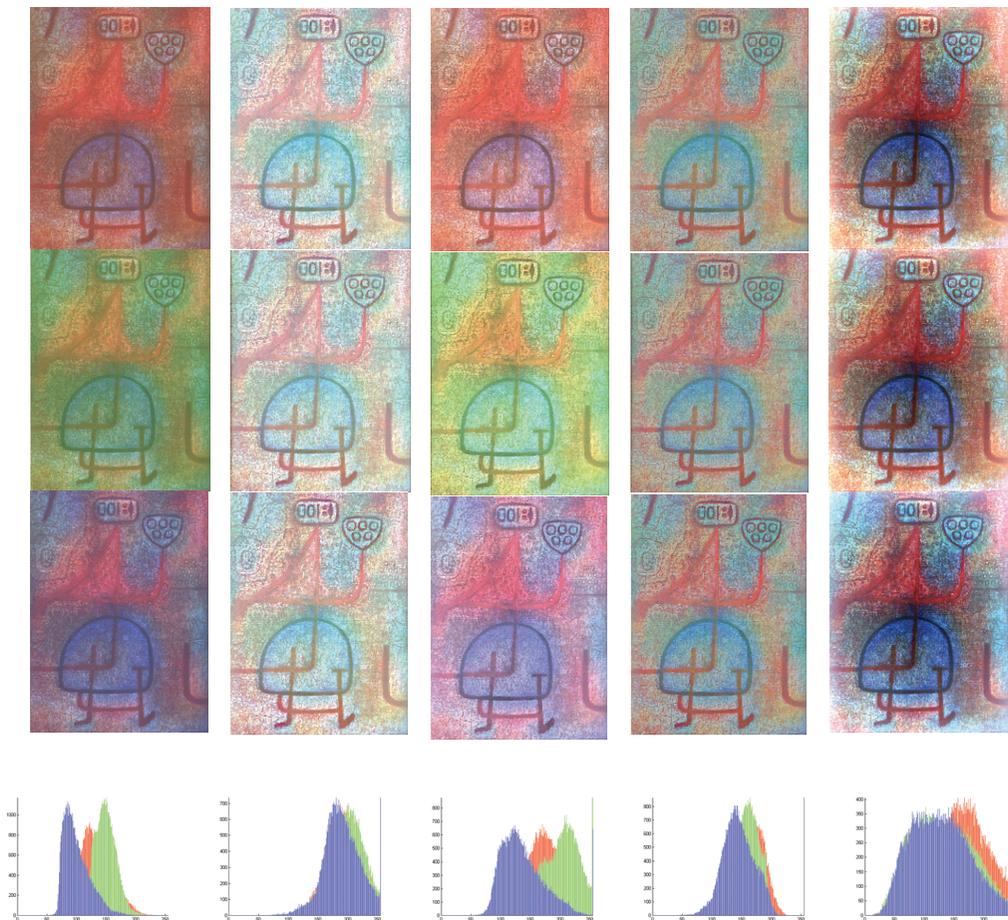


Fig. 4. Cada fila muestra diferentes procesamientos a los originales de la primera columna. Imagen original; procesada F&Mrgb 2 iteraciones; procesada F&Mhsv 2 iteraciones; procesada F&MrgbCR 2 iteraciones y procesada MSRCR $\alpha=50$ y $\beta=125$. Los histogramas de los canales superpuestos corresponden a las imágenes de la segunda fila.

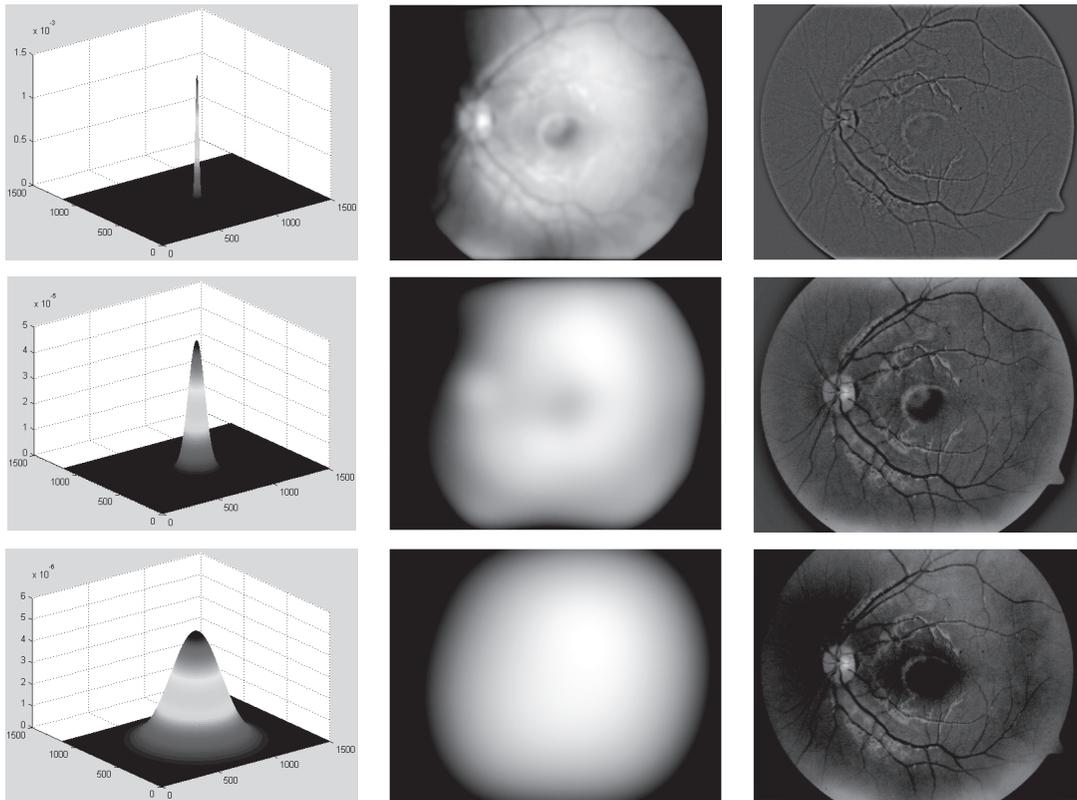


Fig. 5. Filtros espaciales normalizados de Hurlbert de escalas. $c=15$, 80 y 250 (primera a última fila respectivamente), las imágenes filtradas (columna central) que se sustraen a la imagen original y las imágenes Retinex de Escala Simple (columna derecha). Se observa que escala pequeña comprime rango dinámico mientras que escala grande mejora la rendición tonal.

En la Fig. 6 se observan los resultados de aplicar el algoritmo de Frankle y McCann a cada canal de color (F&Mrgb); Frankle y McCann al canal de luminancia (F&Mhsv), Frankle-McCann con Restauración de Color (F&MrgbCR) y Retinex Multiescala con Restauración de Color (MSRCR) a la imagen 'image089.png' de DIARETDB1. Todos los algoritmos iterativos se aplicaron con sólo 2 iteraciones y los de filtrado, con escalas 15, 80 y 250, $\alpha=50$ y $\beta=125$.

El histograma acumulado en el rango de valores [0..120] de la figura original refleja la deficiencia de iluminación de la imagen de prueba y un bajo contraste. El procesamiento con F&Mrgb desplaza la información hacia una zona de mucho brillo, pero no se alcanza a mejorar el contraste. La imagen se ve grisácea debido a la superposición de los canales de color, como se puede observar en el histograma. El procesamiento con F&Mhsv genera una imagen que abarca todo el rango dinámico disponible, lo cual mejora el contraste. Sin embargo, dado que sólo se procesa el canal de luminancia, no se tiene control sobre la rendición de color. Aún así, la apariencia como imagen diagnóstica es aceptable. El

procesamiento con F&MrgbCR desplaza la información de color hacia una región de mayor brillo, pero el rango dinámico, aproximadamente de [75..225] continúa siendo insuficiente para mejorar el contraste. Además, la superposición de los canales de color generan una imagen grisácea. El procesamiento MSRCR no sólo abarca el rango dinámico disponible sino también separa los canales de color, lo que puede preparar la imagen para segmentación por nivel y/o por canal.

En la Fig. 7 se observan los canales RGB del procesamiento MSRCR: Obsérvese cómo el canal G, al quedar prácticamente aislado en el histograma, simula los beneficios que poseen las anéritas en la segmentación de árbol arterial.

En la Fig. 8 se presentan resultados de MSRCR para la imagen 'image089.png', con diferentes combinaciones de los parámetros α y β de la FRC. Obsérvese la región de mayor brillo del disco óptico, cómo se satura en la medida que se incrementan α y/o β . El brillo decrece cuando también lo hacen α y β . Los parámetros $\alpha=50$ y $\beta=125$ proveen a la imagen una buena rendición de brillo y color.

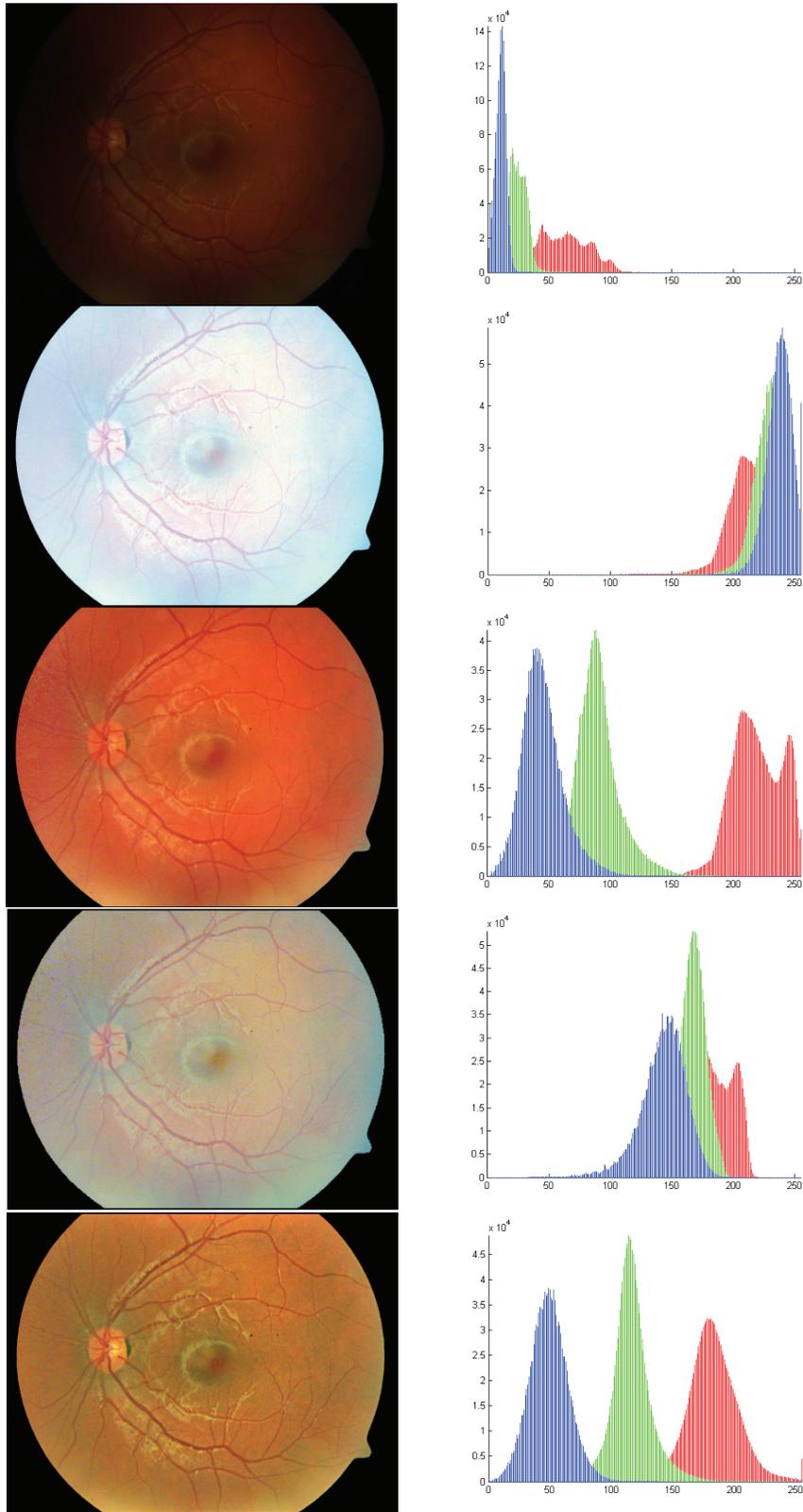


Fig. 6. Primera fila: imagen original. Segunda fila: procesada con F&Mrgb, 2 iteraciones. Tercera fila: procesada con F&Mhsv, 2 iteraciones. Cuarta fila: procesada con F&MrgbCR. Última fila: procesada con MSRCR, $\alpha=50$, $\beta=125$. La segunda columna corresponde a los histogramas de los canales de color superpuestos de cada imagen.

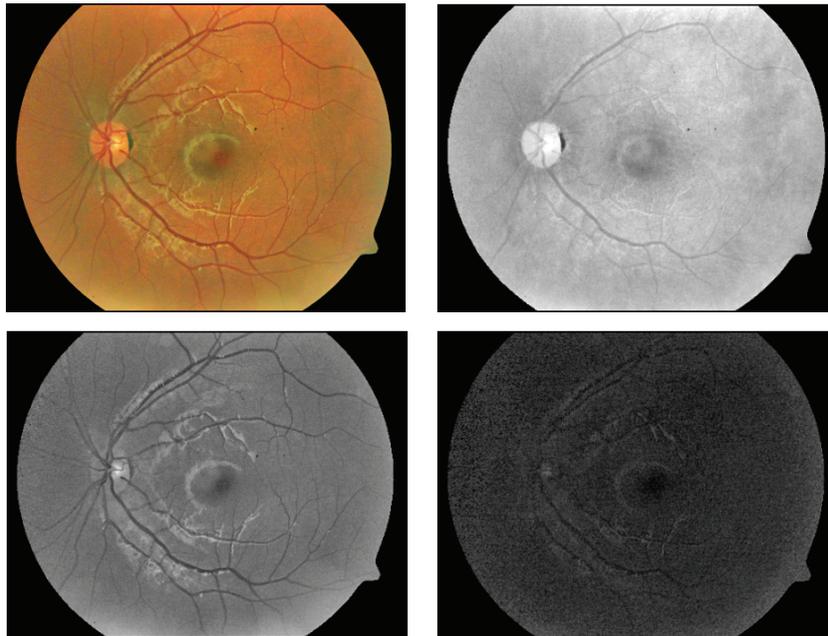


Fig. 7. Imagen procesada con MSRRCR y sus canales de color por separado. Primera fila: imagen derecha canal R, Segunda fila: imagen izquierda canal G, imagen derecha canal B. Obsérvese el detalle del árbol arterial en el canal G.

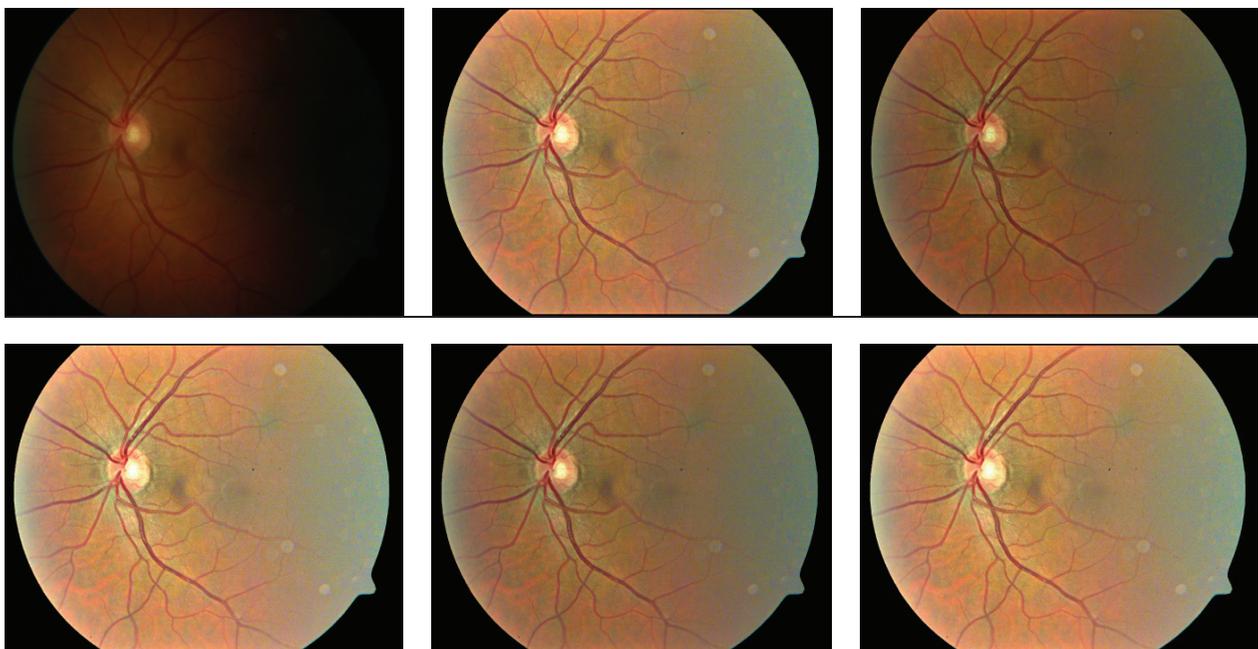


Fig. 8. Imagen 114 de Base de datos DIARETDB0. Primera fila: Imagen izquierda Original, imagen del medio $\alpha=50$, $\beta=125$, imagen derecha $\alpha=20$, $\beta=125$, Segunda fila: imagen izquierda $\alpha=80$, $\beta=125$, imagen del medio $\alpha=50$, $\beta=105$, imagen izquierda $\alpha=50$, $\beta=140$.

Los algoritmos fueron implementados en software de prototipado MATLAB® R2007a . Se evaluaron las performances en tiempos de proceso, para determinar el costo computacional de los algoritmos implementados. No se tuvo en cuenta la lectura de la imagen, transformación

a doble precisión, separación de canales y concatenación final de los resultados, con lo cual se midió sólo la ejecución del algoritmo Retinex. Los tiempos se muestran en la tabla 1 y pueden optimizarse a futuro programando los algoritmos en lenguajes de más bajo nivel.

Tabla 1. Tiempo de proceso en segundos para tres imágenes procesadas con un algoritmo iterativo (F&Mhsv) y otro de filtrado y restauración de color (MSRCR).

Imagen	F&Mhsv	MSRCR
Original-89.tif	6,0534 s	104,3553 s
image013.tif	6,1024 s	80,8434 s
image056.tif	5,9273 s	67,9237 s

Se puede observar que el algoritmo de Frankle-McCann es mucho más rápido que el algoritmo MSRCR, por lo cual el costo computacional es menor. A la hora de aplicar alguno de los algoritmos a imágenes de retina es importante determinar cuál es su destino final.

El proceso se corrió en una PC de escritorio de 896 MB de memoria RAM y un procesador Athlon64 X2 dual core 5000+ de 2,72GHz.

V. CONCLUSIÓN

La retinografía color es una imagen que, por las características del escenario, presenta iluminación heterogénea y deficiente. Esta anomalía afecta la calidad diagnóstica de esta herramienta y puede conducir a interpretaciones erróneas cuando el oftalmólogo analiza la imagen en crudo. Si la misma integra una cadena de procesamiento, la inhomogeneidad de iluminación puede afectar los resultados de segmentación de estructuras de interés, dado el ocultamiento que provocan las sombras.

Retinex ha sido aplicada a diferentes imágenes como una herramienta potente para la corrección de color de imágenes iluminadas con diferentes espectros (Modelo de constancia de color) y corrección de iluminación, al comprimir el rango dinámico de la imagen. En el presente trabajo pudo ensayarse esta herramienta en imágenes retinográficas color, como otra alternativa de realce de contraste de la imagen original, indispensable como mejora de la imagen para su utilización directa así como también como preprocesamiento en sistemas automáticos de apoyo al diagnóstico.

Los algoritmos utilizados en las imágenes retinográficas para el presente trabajo debieron ser programados y adaptados para esta aplicación específica, a partir de la bibliografía disponible. La única excepción fue el algoritmo núcleo de Frankle-McCann implementado por Funt *et al.*, que fue utilizado en las programaciones del grupo de los iterativos. De estos últimos, el F&MrgbCR presentó mejoras de rendición tonal al incorporar al F&Mrgb una función de restauración de color.

Todos los algoritmos Retinex implementados han conducido a mejoras en la iluminación de imágenes de retinografía color subexpuestas, permitiendo la

visualización de estructuras que originalmente hubiera sido imposible descubrir. Los algoritmos se ejecutaron con diferentes combinaciones de parámetros (escalas, constantes de la FRC, número de iteraciones), obteniéndose buenos resultados con valores similares a los propuestos en la bibliografía para el proceso de otras imágenes no médicas. Si bien la bibliografía recomienda utilizar 4 iteraciones para dichas imágenes, en el caso de retinografías color un número de iteraciones $N=2$ proveyó mejor iluminación. Para el caso de MSRCR, la combinación de igual peso para escalas de 15, 80 y 250 brindó buen equilibrio entre DR y rendición tonal para retinografía. Los parámetros $\alpha=50$ y $\beta=125$ consiguieron la mejor respuesta en CC, similar a lo propuesto en la bibliografía para cualquier imagen color.

Si bien el algoritmo de Frankle-McCann con restauración de color no produce la misma rendición tonal que el MSRCR, conlleva un costo computacional mucho menor, registrándose tiempos de proceso hasta 17 veces menores. En general, los iterativos son mucho más rápidos que los de filtrado. En contraposición, estos últimos generan imágenes de colores más vívidos, que resultan en una mejor percepción de contraste.

Es importante considerar el destino de la imagen procesada: si se utiliza directamente para su análisis por el experto, es necesario preservar las características de color. Aquí un proceso con MSRCR puede brindar la mejor imagen. Si Retinex es un preprocesamiento a los efectos de someter a la imagen a otros procesos donde el color no interviene, los iterativos pueden ser suficientes al corregir los problemas de iluminación.

Retinex ha resultado una herramienta útil para el realce de contraste de retinografías color. En todos los algoritmos implementados, es posible aplicar técnicas de posproceso tales como LUTs y factores de ganancia y offset (para el caso particular de MSRCR), que mejoren aún más la rendición tonal.

Finalmente, como trabajo futuro se propone realizar un estudio clínico con retrinografías de pacientes locales, en el cual se someta a evaluación este método y sus implementaciones por parte de médicos oftalmólogos expertos en esta área.

REFERENCIAS

- [1] Bian Z., Zhang Y., Retinex image enhancement techniques: algorithm, application and advantages. *Final project report for EE264 image processing and reconstruction*, 2002.
- [2] Drozdowicz B., Caropresi J. L., Salvatelli A., Bizai G. Sistema multiagente para apoyo a la detección y análisis de patologías diabéticas en imágenes retinográficas. *X Simposio de informática en salud SIS2007, Sociedad argentina de informática y salud*, Mar del Plata, Argentina 2007.

- [3] Salvatelli A., Bizai G., Barbosa G., Drozdowicz B., Delrieux C. Análisis comparativo de preprocesamientos en retinografías color. *XVI Congreso argentino de bioingeniería y V jornadas de ingeniería clínica*, San Juan, Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de San Juan y Sociedad Argentina de Bioingeniería (SABI), San Juan, Argentina, 2007.
- [4] Rahman Z., Woodell G.A., Jobson D.J. Retinex image enhancement: application to medical images. *NASA Medical imaging conference*, Greenbelt MD, 2001.
- [5] Kauppi T., Kalesnykiene V., Kamarainen J.K., Lensu L., Sorri I., Uusitalo H., Kälviäinen H., Pietilä J. DIARETDB0: Evaluation database and methodology for diabetic retinopathy algorithms. *Technical report*, consultado en: <http://www.it.lut.fi/project/imageret/>, 2006.
- [6] Kauppi T., Kalesnykiene V., Kamarainen J.K., Lensu L., Sorri I., Raninen A., Voutilainen R., Uusitalo H., Kälviäinen H., Pietilä J. DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol. *Technical report, In Proc of the 11th Conf. on medical image understanding and analysis*. Consultado en: <http://www.it.lut.fi/project/imageret/>, 2007.
- [7] Rahman Z., Jobson D.J., Woodell G.A., Hines G.D. Multi-sensor fusion and enhancement using the retinex image enhancement algorithm. *Visual Information Processing XI, Proceedings of SPIE*, 4736, 36-44, 2002.
- [8] Hurlbert A.C. The computation of color. PhD thesis", *Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Brain and Cognitive Sciences*, 1989.
- [9] Rizzi A., Gatta C., Marini D. From Retinex to automatic color equalization: issues in developing a new algorithm for unsupervised color equalization. *Journal of electronic imaging*, 13, 75-84, 2004.
- [10] Rowe M.P. Hue. Depends on Background, Consultado en: <http://www.lifesci.ucsb.edu/~mrowe/SimultaneousContrast.html>, 2004.
- [11] Land E.H., McCann J.J. Lightness and Retinex Theory. *Journal of the optic society of America*, 61(1), 1-11, 1971.
- [12] Rahman Z., Jobson D.J., Woodell G.A. Retinex processing for automatic image enhancement. *Human vision and electronic imaging VII Proc SPIE*, 4662, 390-401, 2004.
- [13] Kimmel R., Elad M., Shaked D., Keshet R. A Variational Framework for Retinex. *International Journal of computer vision*, 52, 7-23, 2003.
- [14] Funt B.V., Ciurea F., McCann J. J. Retinex in MATLAB™. *Journal of electronic imaging*, 13, 48-57, 2004.
- [15] Frankle J.A., McCann J.J. Method and apparatus for lightness imaging. *US Patent No. 4384336*, 1983.
- [16] Jobson D. J., Rahman Z., Woodell G.A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on image processing: special issue on color processing*, 6(7), 1997.
- [17] Land E.H. An alternative technique for the computation of the designator in the Retinex theory of color vision. *Proc. Nat. Acad. Sci.* 83(10), 3078-3080, 1986.
- [18] Jobson D.J., Rahman Z., Woodell G.A. Retinex image processing: improved fidelity to direct visual observation. *Proceedings of the IS&T fourth color imaging conference: color science, systems, and applications*, 1986.