

Nâng cao chất lượng ảnh retinal sử dụng biến đổi Curvelet kết hợp lọc khuếch tán phi tuyến và thuật toán tối thiểu Minimax

Retinal Image Enhancement using Curvelet Transform Combine Non-Linear Diffusion Filter and Minimax Optimization Algorithm

Nguyễn Thúy Anh^{1*}, Đặng Phan Thu Hương^{1,2}

¹ Trường Đại học Bách khoa Hà Nội - Số 1, Đại Cồ Việt, Hai Bà Trưng, Hà Nội

² Trường Đại học Lao động Xã hội Cơ sở Sơn Tây - Đường Hữu Nghị, Xuân Khanh, Sơn Tây, Hà Nội
Đến Tòa soạn: 06-8-2018; chấp nhận đăng: 18-01-2019

Tóm tắt

Hình ảnh võng mạc là một lĩnh vực quan trọng trong y tế về việc điều trị các bệnh lý. Bằng cách quan sát những thay đổi của các đường mạch máu ở võng mạc giúp các bác sĩ có chẩn đoán nhiều bệnh, thu thập, phân tích các triệu chứng và phát triển các phương pháp điều trị liên quan. Do vậy, nâng cao chất lượng hình ảnh võng mạc là bước tiền xử lý quan trọng. Và để cải thiện chất lượng hình ảnh võng mạc một số kỹ thuật đã được đề xuất như Histogram Equalization[1,2,3], Local Normalization[4], Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization[5,6], Lapacian[7],.... nhưng vẫn chưa thể đem lại hiệu quả cao do vẫn tồn tại nhiều cao và cho kết quả hình ảnh không tốt. Do đó, ở bài báo này, chúng tôi đề xuất một phương pháp nâng cao chất lượng ảnh võng mạc sử dụng biến đổi Curvelet kết hợp lọc khuếch tán phi tuyến và thuật toán tối thiểu Minimax. Bằng các phân tích và kết quả tính toán các tham số chất lượng ảnh xử lý qua thực nghiệm, chúng ta sẽ đưa ra kết luận chỉ ra rằng phương pháp đề xuất cải thiện chất lượng ảnh tốt hơn các phương pháp trước đây.

Từ khóa: Nâng cao chất lượng ảnh Retina, Thuật toán tối thiểu Minimax, Biến đổi Curvelet, Lọc khuếch tán phi tuyến.

Abstracts

The retina image is an important area for medical treatment of the disease. By observing the changes in the blood vessels in the retina lines help doctors diagnose diseases, to collect and analyze the symptoms and the development of related treatments. Consequently, improve retinal image quality is an important preprocessing step. And to improve retinal image quality several techniques have been proposed such as Histogram Equalization [1,2,3], Local Normalization [4], Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization [5,6], Lapacian [7], but still can not provide high efficiency by persists high noise and poor image results. Therefore, in this paper, we propose a method of raising the quality of retinal images using filter change curvelet combines nonlinear diffusion and minimum Minimax algorithm. By the analysis and calculation results in picture quality parameters through experimental treatment, we will draw conclusions indicate that the proposed method improves the image quality better than previous methods.

Keywords: Retinal image enhancement, Minimax optimization algorithm, Curvelet transform, Non-linear diffusion filtering.

1. Ảnh võng mạc

Võng mạc là một cấu trúc nhiều lớp với nhiều lớp tế bào thần kinh kết nối với nhau bằng các khớp thần kinh. Các tế bào thần kinh chỉ nhạy cảm với ánh sáng trực tiếp là các tế bào tiếp nhận ánh sáng. Đối với tầm nhìn, đây là hai loại: các que và hình nón. Thanh chức năng chủ yếu trong ánh sáng mờ và cung cấp tầm nhìn màu đen và trắng, trong khi tế bào hình nón hỗ trợ nhận thức về màu sắc. Loại thứ ba của tiếp nhận ánh sáng, các tế bào hạch quang, là quan trọng đối với cuộn theo và phản ứng với độ sáng của ánh sáng.

Đánh giá hình ảnh võng mạc là điều cần thiết để chăm sóc mắt hiện đại. Với sự ra đời của các thiết bị xử lý hình ảnh, ghi âm kỹ thuật số và xử lý hình ảnh võng mạc được bắt đầu nghiên cứu phát triển. Các nghiên cứu chi tiết hơn trong X quang cho thấy, tốt nhất, cải thiện chẩn đoán khiếm tốn với tăng cường.

Những khó khăn đặc biệt đối với cải thiện hình ảnh nhãn khoa được thảo luận liên quan đến nhiệm vụ chẩn đoán và lựa chọn phương pháp nghiên cứu.

Bài báo này đề cập đến ảnh võng mạc dựa trên biến đổi Curvelet kết hợp lọc khuếch tán phi tuyến và thuật toán tối thiểu Minimax để nâng cao, cải thiện chất lượng ảnh nhằm phục vụ cho các bước chẩn đoán lâm sàng về các bệnh lý liên quan đến nhãn khoa.

* Địa chỉ liên hệ: Tel: (+84) 912612826
Email: anh.nguyenthuy1@hust.edu.vn

Bố cục của bài báo như sau: giới thiệu về ảnh võng mạc, cơ sở lý thuyết về biến đổi Curvelet, lọc khuếch tán phi tuyến và thuật toán tối thiểu minimax, đưa ra sơ đồ nguyên lý cho phương pháp đề xuất. Phần cuối đưa ra kết quả thực nghiệm, và các tham số tính toán so sánh chất lượng xử lý giữa các phương pháp truyền thống và phương pháp đề xuất.

2. Cơ sở lý thuyết

2.1. Biến đổi Curvelet

Biến đổi Curvelet là hướng tiếp cận mới trong xử lý tín hiệu. Biến đổi Curvelet được xây dựng từ ý tưởng biểu diễn một đường cong bằng tổ hợp các hàm có độ dài khác nhau tuân theo luật Curvelet, tức là độ rộng xấp xỉ bình phương độ dài [8]. Trong miền ảnh hai chiều, một cặp các cửa sổ $W(r)$ và $V(t)$ được định nghĩa là các cửa sổ radial và angular. Các cửa sổ này là các hàm trơn, không âm và giá trị thực. Như vậy, V nhận các giá trị dương trên đoạn $t \in [-1,1]$ và W trên đoạn $r \in [\frac{1}{2}, 2]$. Các cửa sổ thỏa mãn các điều kiện chấp nhận

$$\begin{cases} \sum_{l=-\infty}^{\infty} V^2(t-l) = 1, & t \in \mathbb{R} \\ \sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2(2^{-j}r) = 1, & r > 0 \end{cases} \quad (1)$$

Để xây dựng các hàm Curvelet, ta phải sử dụng các hàm cửa sổ đặc biệt. Xét các hàm cửa sổ Meyer có tỷ lệ thỏa mãn điều kiện trên như sau

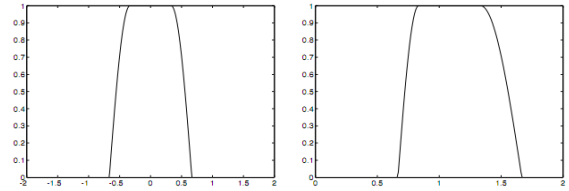
$$V(t) = \begin{cases} 1 & |t| \leq 1/3 \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}v(3|t|-1)\right] & 1/3 \leq |t| \leq 2/3 \\ 0 & C\beta n \ l^i \end{cases} \quad (2)$$

$$W(r) = \begin{cases} 1 & 5/6 \leq r \leq 4/3 \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}v(5-6r)\right] & 2/3 \leq r \leq 5/6 \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}v(3r-4)\right] & 4/3 \leq r \leq 5/3 \\ 0 & C\beta n \ l^i \end{cases} \quad (3)$$

trong đó v là một hàm trơn thỏa mãn

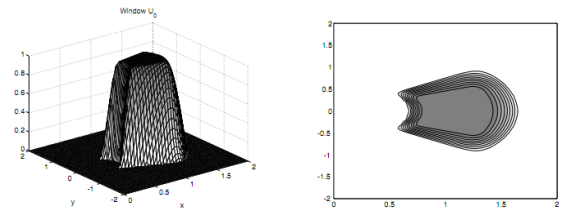
$$v(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ 1 & x \geq 1 \end{cases}, v(x) + v(1-x) = 1, x \in \mathbb{R} \quad (4)$$

Đối với trường hợp đơn giản $v(t) = t$ các hàm cửa sổ $V(t)$ và $W(r)$ được biểu diễn trong hình sau :



Hình 1. Cửa sổ $V(t)$ (a) và $W(r)$ (b)

Các cửa sổ W và V được sử dụng để xây dựng họ hàm phức có ba thông số: Tỷ lệ $a \in (0,1]$; Vị trí $b \in \mathbb{R}^2$ và hướng $\theta \in [0,2\pi)$.



Hình 2. Cửa sổ $U_0(\xi)$ (bên trái) và hình chiếu đứng (bên phải)

Curvelet ở tỉ lệ mức thô để phân tích tần số thấp

$$\varphi_{-1,0,k}(x) \triangleq \varphi_{-1}(x-k), \quad \hat{\varphi}_{-1}(\xi) \triangleq W_0(|\xi|) \quad (5)$$

Để đơn giản, cho $\mu = (j, l, k)$ là tập hợp của ba tham số. Hệ Curvelet (φ_μ) biểu diễn *khung chặt* trong $L^2(\mathbb{R}^2)$, mỗi hàm $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ có thể được biểu diễn $f = \sum_{\mu} c_{\mu}(f)\varphi_{\mu}$ (6)

Các hệ số *Curvelet rời rạc* được xác định như sau :

$$\begin{aligned} c_{\mu}(f) &\triangleq \int_{\mathbb{R}^2} \hat{f}(\xi) \overline{\hat{\varphi}_{\mu}(\xi)} d\xi \\ &= \int_{\mathbb{R}^2} \hat{f}(\xi) \overline{U_j(\mathbf{R}_{\theta_j}, \xi) e^{i\mathbf{x}_k^{(j,j)} \cdot \xi}} d\xi \end{aligned} \quad (7)$$

2.2 Lọc khuếch tán phi tuyến

Perona và Malik đề xuất một phương pháp khuếch tán phi tuyến để khắc phục các vấn đề cục bộ và làm mờ của lọc khuếch tán tuyến tính. Họ áp dụng một quá trình không đồng nhất làm giảm khuếch tán ở những vị trí có tính hợp lý lớn hơn các biên. Tính hợp lý này được đo bằng $|\nabla u|^2$. Các bộ lọc Perona-Malik dựa trên phương trình:

$$\partial_t u = \text{div}(g(|\nabla u|^2)\nabla u) \quad (8)$$

Và nó sử dụng các tính chất khuếch tán như

$$g(s^2) = \frac{1}{1 + s^2/\lambda^2} \quad (\lambda > 0) \quad (9)$$

Đối với khuếch tán (9) suy ra hàm thông lượng $\Phi(s) := sg(s^2)$ thỏa mãn $\Phi'(s) \geq 0$ cho $|s| \leq \lambda$, và

$\Phi'(s) < 0$ cho $|s| > \lambda$. khi đó (8) có thể được viết lại như sau

$$\partial_t u = \Phi'(u_x)u_{xx} \quad (10)$$

Trong trường hợp hai chiều, (10) được thay thế bởi [9]

$$\partial_t u = \Phi'(\nabla u)u_{\eta\eta} + g(|\nabla u|^2)u_{\xi\xi} \quad (11)$$

Trong đó tọa độ ξ và η biểu thị hướng vuông góc và song song với ∇u tương ứng.

Chúng ta thấy rằng hoạt động khuếch tán thuận nghịch không chỉ giới hạn khuếch tán đặc biệt (9) mà còn xuất hiện trong tất cả các khuếch tán $g(s^2)$ làm suy giảm nhanh chóng gây ra các hàm thông lượng không đơn điệu $\Phi(s) = sg(s^2)$. Việc làm giảm nhanh chóng các khuếch tán được hướng tới một cách rõ ràng trong phương pháp Perona-Malik khi nó cho kết quả mong muốn về việc làm mờ các dao động nhỏ và làm nét các biên. Do vậy, nó là lý do chính cho các kết quả ấn tượng một cách rõ ràng của kỹ thuật khôi phục này [10].

2.3 Thuật toán tối thiểu Minimax

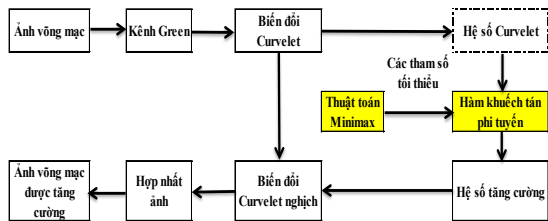
Tim kiếm sự tối thiểu của một bài toán được xác định bởi:

$$\min_x \max_i F_i(x) \text{ với } \begin{cases} c(x) \leq 0 \\ ceq(x) = 0 \\ A \cdot x \leq b \\ Aeq \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \quad (12)$$

Trong đó b và beq là các vector, A và Aeq là các ma trận, và c(x), ceq(x), và F(x) là các hàm mà các vector trả về. F(x), c(x), và ceq(x) có thể là các hàm phi tuyến. x, lb, và ub có thể thông qua như các ma trận hoặc vector. Chúng ta có thể giải quyết bài toán max-min với phương trình thuật toán sau [11]:

$$\max_x \min_i F_i(x) = - \min_x \max_i (-F_i(x)) \quad (13)$$

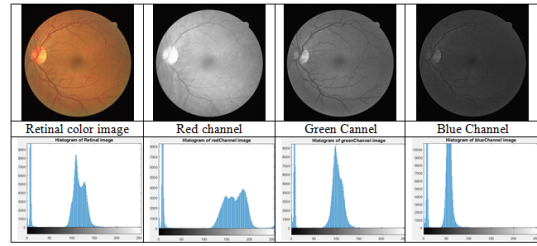
2.4 Sơ đồ nguyên lý cho phương pháp đề xuất



Hình 3. Sơ đồ nguyên lý tăng cường ảnh võng mạc

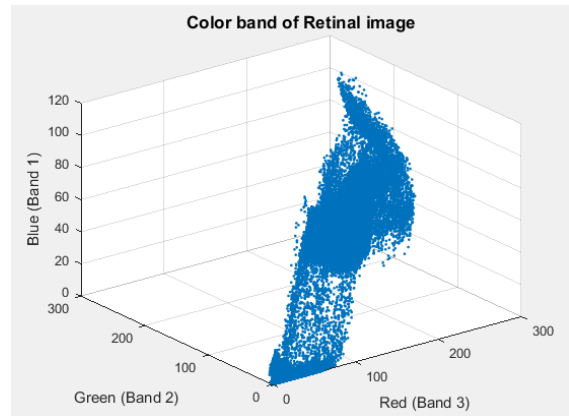
3. Kết quả thực nghiệm

3.1. Histogram của ảnh võng mạc và các kênh màu



Hình 4. Ảnh võng mạc và các biến đổi cấp xám

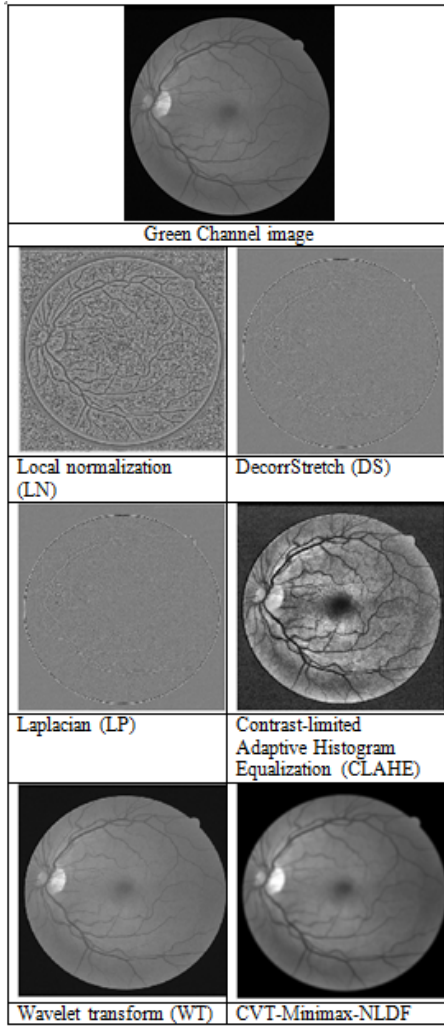
Biểu đồ này là biểu đồ hiển thị số lượng pixel trong một hình ảnh ở từng giá trị cường độ khác nhau được tìm thấy trong hình ảnh đó, từ biểu đồ này, có thể tìm hiểu mức độ phơi sáng hình ảnh tốt hơn nhiều so với việc nhìn vào hình ảnh này trên màn hình máy tính lớn! Nếu phơi sáng là không tối ưu, ngay lập tức thấy cách cải thiện nó từ biểu đồ hình ảnh. Mục đích để lựa chọn ảnh phù hợp cho thực nghiệm.



Hình 5. Biểu đồ 3 dải màu của ảnh võng mạc

3.2. Kết quả xử lý ảnh võng mạc và đánh giá bằng ngoại quan

Hình ảnh thực nghiệm được lấy từ cơ sở dữ liệu DRIVE [12] công khai (nguồn ảnh võng mạc kỹ thuật số). hình ảnh có kích thước 565×584 pixel, 8 bit cho mỗi kênh màu sắc, định dạng nén. *TIFF. Hình ảnh ban đầu được bắt từ một nonmydiatic 3 thiết bị tích điện kép Canon CR5(CCD) camera tại 45° trường nhìn (FOV), và ban đầu được lưu ở định dạng JPEG. Hình ảnh gốc võng mạc (kênh Green) và hình ảnh tăng cường với các phương pháp nâng cao dựa trên Local Normalization (LN) [4], thích ứng Contrast Limit Histogram Equalization (CLAHE) [5,6], Laplacian [7], DWT [13,14], Decorstretch và phương pháp đề xuất của chúng tôi (biến đổi Curvelet kết hợp lọc khuếch tán phi tuyến và thuật toán tối thiểu Minimax - CVT-Minimax-NLDF) được thể hiện trong hình 6.



Hình 6. Kết quả tăng cường ảnh võng mạc

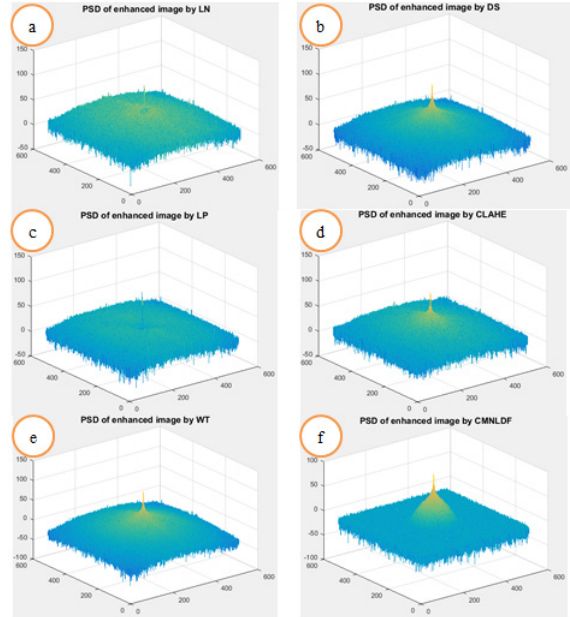
Chúng ta có thể thấy rằng các kết quả của phương pháp của chúng tôi thể hiện chất lượng hình ảnh tốt nhất.

Nhận xét: Từ kết quả trên, ta dễ dàng nhận ra ảnh khôi phục với phương pháp đề xuất cho kết quả biên mịn hơn, mềm mại hơn, và cho khả năng quan sát rõ ràng hơn các chi tiết ảnh.

3.3. Đánh giá định lượng chất lượng xử lý ảnh

Đầu tiên chúng ta sẽ quan sát biểu đồ mật độ phổ năng lượng của ảnh xử lý.

Đối với mật độ phổ năng lượng, ảnh xử lý tồn tại nhiều cao sẽ cho một mật độ năng lượng quang phổ phẳng. Và từ các kết quả PSD trên hình 7, dễ dàng thấy rằng phương pháp đề xuất cho chất lượng xử lý tốt nhất bởi vì PSD càng lớn cho thấy kết quả tăng cường ảnh càng tốt.



Hình 7. Mật độ phổ năng lượng của ảnh võng mạc: (a) Local Normalization, (b) Decorstretch, (c) Laplacian, (d) Contrast Limit Histogram Equalization, (e) DWT, (f) CVT-Minimax-NLDF

Tiếp theo chúng ta sẽ đánh giá kết quả định lượng trên các tham số tính toán về RMSE (Root Mean Square Error), PSNR (Peak Signal to Noise Ratio), Entropi, và SC (Structural Content).

Tính toán Entropi:
$$H = -\sum_k p_k \log(p_k)$$

trong đó K là số lượng các mức xám và p_k là xác suất được kết hợp với mức xám k.

Tính toán RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum \sum [R(i, j) - F(i, j)]^2}{MN}}$$

Trong đó i và j biểu thị vị trí không gian của pixel trong khi M và N là kích thước của ảnh.

Tính toán PSNR:
$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right]$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i, j) - F(i, j)]^2}{M \times N}$$

$I(i, j)$: ảnh gốc, $F(i, j)$: ảnh hợp nhất (fused image)

$M \times N$: kích thước ảnh I

$$\text{Tính toán SC: } SC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f'(i, j)]^2}$$

$f(i, j)$: ảnh gốc, $f'(i, j)$: ảnh hợp nhất (fused image)

$M \times N$: kích thước ảnh f

Bảng 1. Đánh giá định lượng trên các phương pháp xử lý

Phương pháp	RMSE	PSNR	Entropi	SC
LocalNormalize	28.30416	10.963	6.900281	1.805626
DecorStretch	25.31616	11.93204	6.34629	2.787172
LaPlacian	27.91225	11.0841	5.019764	1.763734
CLAHE	13.72879	17.24735	7.325141	1.296585
Wavelet-Tran	15.01935	16.46698	4.716651	1.344628
CVT-Minimax-NLDF	3.297452	29.63643	5.491304	0.981111

Đối với các kết quả định lượng: RMSE càng nhỏ càng tốt, PSNR càng lớn càng tốt, Entropi càng lớn càng tốt, và SC càng nhỏ càng tốt. Như vậy, từ bảng 1, chúng ta dễ dàng thấy rằng phương pháp đề xuất cho kết quả xử lý tốt nhất với 3/4 tham số so sánh (RMSE, PSNR, và SC) cho thấy giá trị định lượng vượt trội.

4. Kết luận và hướng phát triển

Trong bài báo này, chúng tôi đã trình bày một cách tiếp cận xử lý nâng cao hình ảnh võng mạc dựa trên biến đổi Curvelet kết hợp lọc khuếch tán phi tuyến và thuật toán tối thiểu Minimax. Quá trình xử lý được tiến hành với phương pháp xử lý tham số tối ưu của hàm lọc khuếch tán phi tuyến thông qua thuật toán Minimax. Các kết quả thực nghiệm chứng minh rằng phương pháp đề xuất cung cấp hình ảnh nâng cao vượt trội về các chỉ số đánh giá định lượng hình ảnh. Tuy nhiên, một điểm yếu của đề án đề xuất là tải trọng tính toán nặng hơn một chút so với các phương pháp khác.

Tài liệu tham khảo

[1]. Hum, Yan Chai; Lai, Khin Wee; Mohamad Salim, Maheza Irna (11 October 2014). Multiobjectives

bihistogram equalization for image contrast enhancement. Complexity. 20 (2): 22–36.

[2]. Laughlin, S.B (1981). A simple coding procedure enhances a neuron's information capacity. Z. Naturforsch. 9–10(36):910–2.

[3]. Ji-Hee Han, Sejung Yang, Byung-Uk Lee, A Novel 3-D Color Histogram Equalization Method with Uniform 1-D Gray Scale Histogram, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 20, No. 2, pp. 506-512, Feb. 2011

[4]. Staal J J, Abramoff M D, and Niemeijer M et al, Ridge based vessel segmentation in color images of the retina, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 23, no. 4 pp. 501-509, 2004. Article (CrossRef Link).

[5]. WANG Zhiming, TAO Jianhua, A Fast Implementation of Adaptive Histogram Equalization, in Proc. of ICSP, pp.16-20, 2006. Article (CrossRef Link).

[6]. A.W.Setiawan, T.R.Mengko, O.S.Santosa, A.B.Suksmono, Color Retinal Image Enhancement using CLAHE, in International Conference in ICT for smart society, Indonesia, 2013, pp. 1-3.

[7]. Sylvain Paris, Samuel W. Hasinoff and Jan Kautz, Local Laplacian Filters: Edge-aware Image Processing with a Laplacian Pyramid, ACM Transactions on Graphics, vol 30, no.4, pp. 1-11, 2011. Article (CrossRef Link).

[8]. E.Candès, D. Donoho, Continuous curvelet transform: I. Resolution of the wavefront set, Appl. Comput. Harmon. Anal., 19(2003)162-197.

[9]. http://en.wikipedia.org/wiki/Anisotropic_diffusion

[10]. <https://www.mathworks.com/help/optim/examples/minimax-optimization.html>.

[11]. Joachim Weickert. Anisotropic Diffusion in Image Processing, ECMI Series, Teubner-Verlag, Stuttgart, Germany, 1998

[12]. DRIVE database. Article (CrossRef Link).

[13]. Sendur, L., Selesnick, I. W. - Bivariate shrinkage functions for Wavelet-based denoising exploiting interscale dependency, IEEE on Trans. Signal Processing., 50(2002)2744-2756.

[14]. François G. Meyer - Wavelet-Based Estimation of a Semiparametric Generalized Linear Model of FMRI Time-Series, IEEE Trans. on Medical Imaging 22(2003)3.