

基于曲波变换的视网膜血管图像增强算法

张石,余黎煌,葛欣
(东北大学 信息科学与工程学院,辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 视网膜血管图像存在像素对比度低等特点,干扰正常的视网膜图像分割.针对视网膜血管的图像特性,提出了一种改进的基于曲波变换的视网膜血管图像增强算法.首先选取视网膜图像的绿色通道分量进行预处理,然后通过自适应增强完成图像的增强处理,并结合改进的形态学变换,实现图像细节的增强和背景噪声的抑制,使得图像对比度得到增强,细节信息更加明显.通过与其他增强算法的比较表明,该算法在增强对比度、降低噪声干扰等方面优于其他算法.

关 键 词: 视网膜血管;图像增强;改进的曲波变换;形态学变换;预处理

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2016)07-0922-05

Enhancement Algorithms of Retinal Blood Vessels Based on Curvelet Conversion

ZHANG Shi ,SHE Li-huang ,GE Xin
(School of Information Science & Engineering ,Northeastern University ,Shenyang 110819 ,China. Corresponding author :SHE Li-huang ,E-mail :sheli Huang@ise. neu. edu. cn)

Abstract : In retinal vascular images ,characteristic of image ,such as low contrast ,will interfere with the normal image segmentation. In allusion to the image characteristics of retinal blood vessels ,an enhancement algorithms of retinal blood vessels was proposed based on improved curvelet conversion. Firstly ,a preprocessing was performed with the green channel of retinal image ,combined with the adaptive enhancement of transform coefficient to achieve the process. The improved morphological transformation was also used to suppress background and enhance the vessel image information with more brightness. With the comparison to other methods ,the experiment result showed the validity and the values of the method in improving contrast and reducing noise.

Key words : retinal vascular ;image enhancement ;improved curvelet conversion ;morphological transformation ;preprocessing

视网膜血管作为人体中唯一非创伤且能够直接观察的深层血管,具有重要的临床诊断意义^[1-2].但由于视网膜血管图像本身对比度较低,光照不均匀,得到的视网膜图像质量较差,无法直接用于临床诊断^[3-4],因此有必要对眼底图像进行增强处理.

目前图像增强的处理方法有很多,一般分为空间域和变换域两大类^[5].空间域方法主要是在空间域内直接对图像像素的灰度值进行处理,以调整灰度分布为出发点,在整幅图像范围内进行

灰度修改;变换域方法是在图像的某个变换域中对数字图像进行处理,然后通过逆变换获得增强图像,如:傅里叶变换^[6]、小波变换^[7]等.

小波变换是空间和频率的局部变换,能从多尺度提取图像的有效信息.但在图像增强过程中,现存的小波变换增强算法对多尺度系数大多进行相同的系数处理,且具备的方向性特性较弱.自适应直方图均衡化、灰度变换、直方图修正^[8]、图像锐化^[9]等是最为常用的图像增强方法.但在视网膜血管图像增强过程中,由于视网膜血管图像的

低对比度、低信噪比和细节部分不明显的特点, 这些方法增强图像会严重影响视觉质量^[10]。

针对这一问题, 本文采用了多尺度几何分析的方法, 提出了改进的 Curvelet 变换, 对不同尺度下的变换系数进行不同增强处理, 同时利用多尺度形态学变换, 在保留图像细节的前提下均衡图像亮度以得到质量较高的增强图像。实验表明, 本文方法对抑制视网膜图像的噪声和加强血管细节信息效果较好, 增强效果明显。

1 视网膜图像增强算法的实现过程

多尺度分析方法(geometric tight frame)作为一种方向性滤波的方法, 广泛应用于图像处理中。其中, Curvelet 变换通过在频域中构造“细长条形”结构, 使得变换具有方向性和各向异性, 采用频域的窗函数来实现 Curvelet 函数在频域内的表示。

基于 Curvelet 变换的视网膜增强算法是对图像进行 Curvelet 变换, 根据不同变换尺度上系数的特征, 对变换系数进行处理, 进而对图像进行逆变换得到增强后的图像。由于 Curvelet 变换具有多尺度、各向异性等特性, 能够较好地逼近图像的边缘, 所以通过修改其变换系数可以较好地实现图像边缘信息的增强。其具体图像增强的算法流程如图 1 所示。

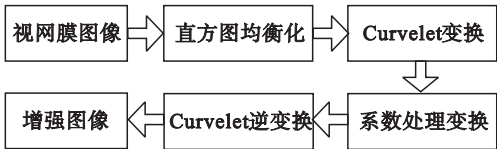


图 1 视网膜图像增强算法流程
Fig. 1 Flow chart of enhancement algorithms of retinal blood vessels

1.1 图像预处理

本文选取 DRIVE 图库中的彩色视网膜图像进行算法的验证。通过观察可知, 彩色视网膜图像的绿色通道对比度最大。因此, 选择对绿色通道图像进行处理。对于提取绿色通道的视网膜血管图像, 首先对图像进行直方图均衡化, 得到图 2 所示的结果。从图 2 中可以看出, 直方图均衡化很好地改进图像的对比度以及获得了更多图像细节, 同时在抑制噪声方面也有一定效果。

1.2 改进的 Curvelet 变换

快速离散 Curvelet 变换的实现方式有两种, 分别是 Wrapping 算法和 USFFT 算法。本文采用

的是 Wrapping 算法, 先利用变换获得其变换域系数, 然后分别对变换后的不同尺度下变换域系数进行系数增强, 最后通过逆变换获得增强后的图像。

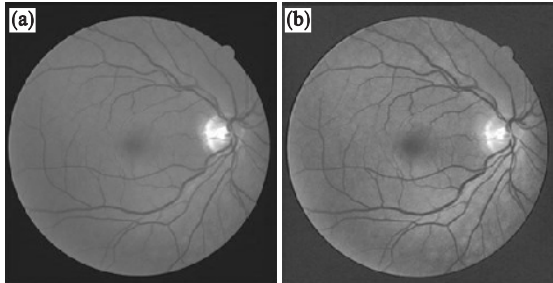


图 2 直方图均衡化增强结果
Fig. 2 Result of histogram equalization
(a)—视网膜绿色通道; (b)—直方图均衡化结果。

首先对自适应直方图均衡化之后的图像进行 Curvelet 变换, 得到变换域结果, 并将变换系数用灰度图像显示, 如图 3 所示。

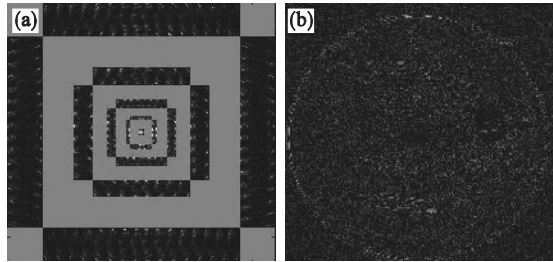


图 3 视网膜血管图像 Curvelet 变换系数
Fig. 3 Curvelet conversion coefficient of retinal blood vessels image
(a)—变换系数灰度图像; (b)—最高频变换系数灰度图像。

Curvelet 变换时, 根据图像的大小, 在图像的变换域划分为 6 个尺度, 方向数依次为 1, 16, 32, 32, 64, 1。从变换图像可以看出, 变换系数主要分为两大部分, 即低频系数和中高频系数, 在图 3a 中, 里层为低频系数, 外层为中高频系数, 系数包含了图像的大部分方向信息, 图 3b 为最高频的系数, 只显示了视网膜的大致轮廓, 不具有方向性。

图像经过变换后, 为实现增强效果和图像对比度的提高, 需要对系数进行增强。对于低频系数, 考虑采用阈值法处理, 子带中大于某一阈值的子带系数进行增强而抑制小于此阈值的子带系数。定义非线性增益函数为

$$\alpha(x) = k [g(\alpha(x-b)) - g(-\alpha(x+b))]. \quad (1)$$

其中,

$$k = \frac{1}{g(\alpha(1-b)) - g(-\alpha(1+b))} \quad 0 < b < 1. \quad (2)$$

式中 b 为非线性曲线的临界点参数 ; c 为非线性曲线的曲率 ;函数 $g(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$,非线性增强曲线如图 4 所示.

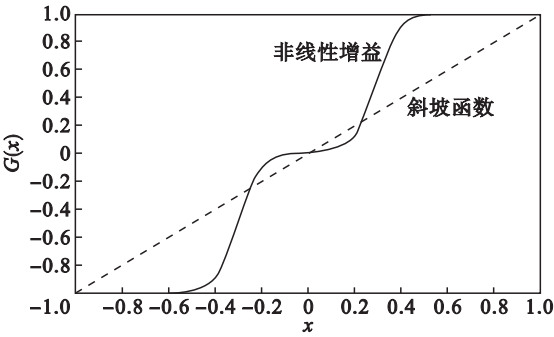


图 4 低频系数非线性增强曲线
Fig. 4 Non-linear enhancement function of low frequency coefficient

图 4 中 ,虚线表示斜坡信号 ,即原始图像 ,实线表示对斜坡信号的非线性处理 ,即本文的低频系数增强曲线 ,图中非线性曲线与斜坡函数的交点取值范围为 T .可以看出 ,大于 T 的低频系数得到了增强 ,而小于 T 的低频系数得到了抑制 . T 的范围大小由参数 b 决定 ,而非线性曲线的曲率大小由参数 c 决定.

对于中高频系数 ,考虑其中的噪声干扰 ,将图像的噪声标准差作为参考因素 ,设定其非线性增益函数为

$$y = \begin{cases} \frac{x - c'\sigma}{c'\sigma} \cdot (\frac{m}{c'\sigma})^p + \frac{2c'\sigma - x}{c'\sigma}, & |x| \leq c'; \\ (\frac{m}{|x|})^p, & c' < |x| < m; \\ 1, & |x| \geq m. \end{cases} \quad (3)$$

$$x = \begin{cases} \text{sign}(x_{ij}) \wedge (|x_{ij}| - \lambda), & |x_{ij}| \neq \lambda; \\ 0, & |x_{ij}| = \lambda. \end{cases} \quad (4)$$

其中 x 为去噪处理后的变换系数 ; x_{ij} 为原变换系数 ; $\lambda = \sigma \sqrt{\ln(mn)}$ 为阈值 ; σ 为图像的噪声标准差 .其增强曲线如图 5 所示.

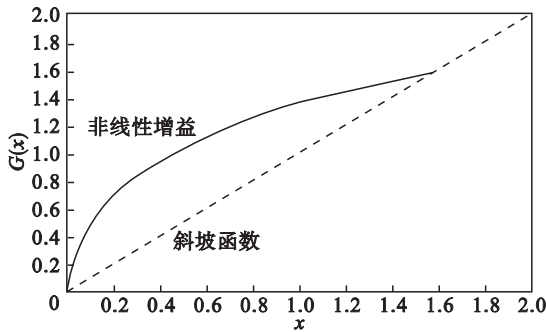


图 5 中高频系数非线性增强曲线
Fig. 5 Non-linear enhancement function of medium-high frequency coefficient

图 5 中 ,虚线表示斜坡信号 ,即原始图像 ,实线表示对斜坡信号的非线性处理 ,即本文的低频系数增强曲线 .可以看出 ,高频系数的增强曲率呈下降趋势 ,在增强系数的同时 ,有效抑制了高频的噪声干扰.

1.3 多尺度形态学变换

由于视网膜图像的整体灰度值分布不均匀 ,并且伴随大量噪声 ,所以本文选择形态学变换进行进一步处理.

在形态学处理中 ,结构元素的选取考虑了待处理图像组成部分的形状特点 ,但这种方法不能处理有相同形状但大小不同的对象 .本文采用多尺度顶帽变换的方法进行处理^[11].

由于视网膜图像中血管灰度值较高而背景为暗 ,所以采用顶帽变换和底帽变换结合的方式进行形态学处理 .本文中 ,形态学变换的步骤如下 :

- 1) 构造结构元素 :构造半径为 n ($n = 3, 4, \dots, 12$) 的圆盘结构元素 ;
- 2) 顶帽变换和底帽变换 :顶帽变换即为原图减去开操作得到的结果 ;底帽变换即为闭操作减去原图得到的结果 ;
- 3) 在所有尺度范围内寻找像素点在顶帽变换和底帽变换后像素的最大值作为变换后的结果 ;
- 4) 原图加上顶帽变换的结果 ,再减去底帽变换的结果作为最终图像 .

图 6 为原始灰度图像经单尺度形态学变换和多尺度形态学变换后的效果图 ,其中可以看出 ,相比较于一般的顶帽变换 ,图像经多尺度顶帽变换处理后 ,具有更加合适且均匀的亮度 ,同时保留了较多的细节部分.

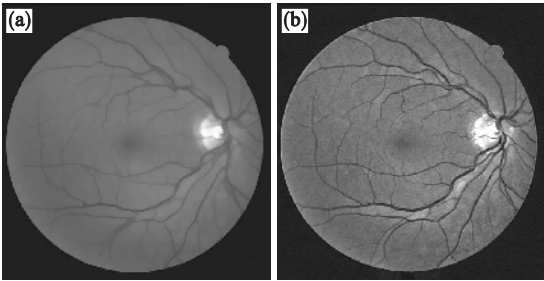


图 6 形态学变换效果图
Fig. 6 Effect picture of morphological transform
(a)—单尺度形态学变换 $n = 5$;(b)—多尺度形态学变换.

2 实验结果及算法性能分析

本文对基于 Curvelet 变换的视网膜血管图像增强算法进行了大量实验测试 ,通过对实验结果

的分析比较得出算法中的具体参数值 ,比较结果如图 7 所示。(计算中以绿色通道图像为原图像)

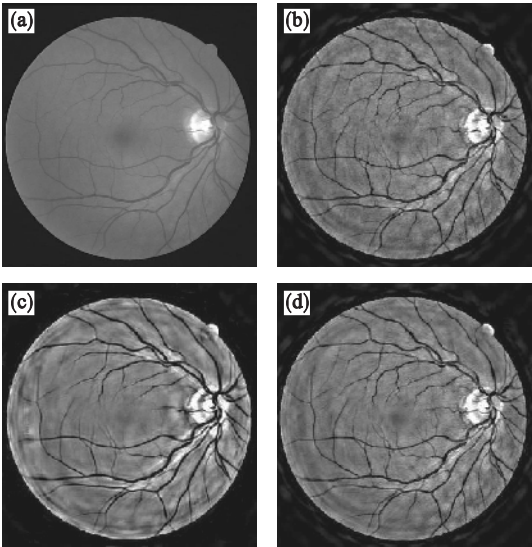


图 7 视网膜图像增强实验结果
Fig. 7 Experimental results of retinal images enhancement
(a)—原图绿色通道 ;(b)— $\sigma = 0.3$;
(c)— $\sigma = 0.5$;(d)— $\sigma = 0.8$.

图 7a 为原始视网膜图像的绿色通道分量 ,图 7b ~ 图 7d 分别为不同参数选取下的视网膜图像增强结果 ,其中 $m = 40$ $\rho' = 0.5$ $p = 0.5$ (经验值)。从图中可以看出 ,与原图绿色通道分量相比 ,图 7b ~ 图 7d 均在不同程度上对图像的对比度有所提高 ,而且对噪声的抑制有明显不同 ,其中图 7b 的去噪效果最为明显。

同时 ,本文将增强结果与其他经典图像增强算法进行了分析对比 ,如图 8 所示。

为了进一步说明算法的增强结果 ,本文利用式 (5) ~ 式 (7) 对图像质量的一些评价标准 ,如对比度、信息熵、信噪比等对图 8 各算法的增强效果进行了计算比较 ,其结果如表 2 所示。

对比度为

$$C = \sum_{\delta} \alpha(i,j)^2 P_{\delta}(i,j) , \tag{5}$$

信息熵为

$$H = - \sum_{i=1}^n p_{i,j} \lg p_{i,j} , \tag{6}$$

信噪比为

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \lg \left(\frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \right) . \tag{7}$$

式 (5) 中 $\alpha(i,j) = |i-j|$ 表示相邻像素间的灰度差 ;式 (6) 中 $p_{i,j}$ 表示像素点与相邻像素灰度分布的概率 ;式 (7) 中 MAX_I 是表示图像点颜色的最大值 ,MSE 表示原图像与处理图像之间的均方误差

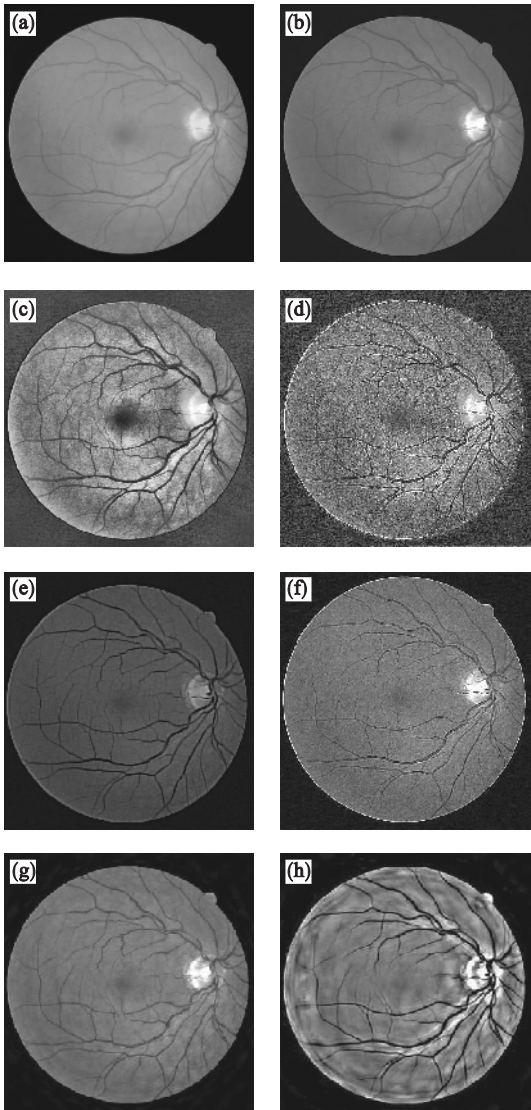


图 8 经典算法与本文算法增强结果对比
Fig. 8 Comparison of the proposed method and other classical algorithms of enhancement

(a)—原始图像 ;(b)—绿色通道分量 ;
(c)—自适应直方图均衡化 ;(d)—Laplace 算子法 ;
(e)—匹配滤波法 ;(f)—Unsharp Masking 算子法 ;
(g)—小波变换法 ;(h)—本文算法。

从表 1 的结果中可以看出 ,视网膜图像增强

表 1 视网膜血管图像增强结果比较
Table 1 Comparison of enhancement results of retinal blood vessels image

增强算法	对比度	信息熵	PSNR
邻域自适应直 方图均衡化	45.281	7.509	15.71
Laplace 算子	46.869	7.583	16.41
匹配滤波	23.997	5.604	15.23
Unsharp Masking 算子	42.690	6.906	20.56
小波变换	44.731	6.078	25.31
本文算法	51.024	7.230	27.10

处理的经典方法中 ,匹配滤波法的对比度、信息熵和峰值信噪比均为最低 ,而其他算法仅在一项或几项图像评价标准中具有较高水平 ,针对本文算法而言 ,在信息熵损失较小的情况下 ,另两项指标均明显优于其他算法.

3 结 论

针对视网膜图像的特点及现有算法的优缺点 ,本文提出了一种基于改进的 Curvelet 变换的视网膜血管图像增强算法 ,将变换之后的系数进行分别滤波再结合形态学变换得到最终的视网膜血管增强图像. 本文采用 STARE 数据库的图像进行算法的测试和性能分析. 实验结果表明 ,该算法在视网膜血管图像增强的提取上效果较好 ,尤其对于对比度低的细小血管有较好的增强效果 ,在有效增强图像质量的同时对图像噪声过增强进行了有效抑制 ,增强了图像的清晰度 ,改善了图像的视觉效果 ,便于图像的后续处理.

参考文献 :

[1] Benson S ,Hong Y. A novel vessel segmentation algorithm for pathological retinal images based on the divergence of vector fields[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging* , 2008 ,27(2) :237 -246.

[2] Li Q ,You J ,Alireza B ,et al. Vessel segmentation and width estimation in retinal images using multiscale production of matched filter responses [J]. *Expert Systems with Applications* 2011 ,39(9) :7600 -7610.

[3] 曾业战 ,钱盛友 ,刘畅. 基于核模糊 C 均值的眼底视网膜血管分割算法[J]. 计算机工程应用 2011 ,47(1) :242 -244. (Zeng Ye-zhan ,Qian Sheng-you ,Liu Chang. Method for

retinal image vessel segmentation based on KFCM[J]. *Computer Engineering and Applications* ,2011 ,47(1) :242 -244.)

[4] 姚畅 ,陈后金. 病变视网膜图像血管网络的自动分割[J]. 电子学报 2010 ,38(5) :1226 -1233. (Yao Chang ,Chen Hou-jin. Automatic segmentation of vascular network in pathological changes of retinal image [J]. *Electronic Journals* 2010 ,38(5) :1226 -1233.)

[5] Gonzalez R C ,Woods R E ,Eddins S L. Digital image processing[M]. 2nd ed.[S. l.] Prentice Hall 2008.

[6] Ke J ,Hou Y Q ,Wang D K ,et al. An improved algorithm for shape preserving contrast enhancement [J]. *Acta Photonica Sinica* 2009 ,38(1) :214 -219.

[7] Wang Y F ,Ji G R ,Emanuele T. Retinal vessel segmentation using multiwavelet kernels and multiscale hierarchical decomposition[J]. *Pattern Recognition* 2013 ,46(8) :2117 -2133.

[8] 焦李成 ,侯彪 ,王爽 ,等. 图像多尺度几何分析理论与应用 [M]. 西安 :西安电子科技大学出版社 2008. (Jiao Li-cheng ,Hou Biao ,Wang Shuang ,et al. Image multi-scale geometric analysis theory and application[M]. Xi 'an : Xidian University Publisher 2008.)

[9] Giovanni R P. A cubic unsharp masking technique for contrast enhancement[J]. *Signal Processing* ,1998 ,67(6) :211 -222.

[10] 刘尚平 ,陈骥. 基于 Gabor 滤波与数学形态学的视网膜图像增强方法[J]. 光电子·激光 2010 ,21(2) :318 -322. (Liu Shang-ping ,Chen Ji. Retinal image enhancement method based on Gabor filtering and mathematical morphology [J]. *Photoelectron · Laser* ,2010 ,21(2) :318 -322.)

[11] Miri M S ,Mahloojifar A. Retinal image analysis using Curvelet transform and multistructure elements morphology by reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2013 ,58(5) :1183 -1192.