

基于多方向滤波的视网膜血管图像分割算法

王彩云, 关志玉*, 吴钊达, 姚晨

南京航空航天大学航天学院, 江苏 南京 211106

摘要 视网膜血管的形态结构具有复杂多变的特点, 针对血管图像中的交叉处和延伸处不易分割的问题, 提出一种基于多方向滤波的视网膜血管分割算法, 该算法进一步提升了血管图像的分割精度。首先, 使用直方图均衡化、中值滤波去噪、顶帽变换等方法对绿通道的视网膜血管图像进行增强。然后, 对增强后的图像进行多方向的 Cake 滤波, 并对滤波后的结果进行融合, 弱化背景中的噪声, 增强血管与背景的对比度。最后, 采用向量场散度的方法提取阈值并对图像进行分割, 得到视网膜血管分割的最终结果。利用公开数据集 DRIVE 和 STARE 测试了算法的分割精度, 实验结果表明, 所提算法能够精确地分割出复杂血管的连接处, 灵敏度较高, 且执行时间较短。

关键词 生物技术; 数字图像处理; 视网膜血管; 图像分割; 形态学滤波; 向量场散度

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0817002

Retinal Blood Vessel Segmentation Algorithm Based on Multidirectional Filtering

Wang Caiyun, Guan Zhiyu*, Wu Yida, Yao Chen

College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 211106, China

Abstract Aiming at the complex and changeable morphological structure of retinal blood vessels, this study proposes a retinal blood vessel segmentation algorithm based on multidirectional filtering to solve the problem that the intersection and extension in blood vessel images are not easy to segment. First, the green channel of the retinal blood vessel image is selected by using histogram equalization, median filter denoising, top hat transformation, and other methods for image enhancement. Then, multidirectional Cake filtering is performed on the enhanced image. The filtered results are fused to weaken the noise in the background and enhance the contrast between the blood vessel and background. Finally, the vector field divergence method is used to extract the threshold, and the image is segmented to obtain the final retinal vessel segmentation result. The algorithms are tested on the public DRIVE and STARE datasets. The experimental results show that the proposed algorithm is simple and effective and adapts to the complex and changeable characteristics of retinal blood vessel scale information. The proposed algorithm can also handle the junction of complex blood vessels and has higher sensitivity, shorter execution time, and higher efficiency than other algorithms.

Key words biotechnology; digital image processing; retinal blood vessel; image segmentation; morphological filtering; vector field divergence

收稿日期: 2021-07-06; 修回日期: 2021-08-04; 录用日期: 2021-08-25

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61301211)、国家留学基金(201906835017)、江苏省研究生教育教学改革项目(JGZZ17_008)

通信作者: *17702438347@163.com

1 引言

随着人们的用眼过度,眼部疾病发生率不断上升,但是当前的视网膜血管分割的效率很低,需要专业的医生进行手工操作,不能满足大范围的分割视网膜血管的要求。因此,研究一种精确的视网膜血管分割方法至关重要^[1-3]。

视网膜血管分割的基本处理方法包括基于深度学习^[4-5]、窗口处理、分类、跟踪^[6]等。采用窗口处理的方法可以更好地分割细小血管,保留原有的结构特征。Chaudhuri等^[7]最先将高斯滤波器用于视网膜血管分割。之后,Li等^[8]提出一种多尺度匹配滤波和双阈值结合的分割方法。Shah等^[9]提出了一种基于Gabor小波和多尺度线检测器的简单无监督的视网膜血管分割方法。王晓红等^[10]使用多尺度的2D Gabor小波分别处理粗血管和细血管。罗汉源^[11]提出了基于灰度投票和二维Gabor滤波的方法。基于Gabor滤波器的视网膜血管分割方法虽然提升了视网膜血管分割的准确率,但是在滤波结果中存在一部分冗余,一些细小血管无法被分割出来。Remco^[12]提出一种具有正交性和方向性的Cake滤波器,可以

较好检测图像中具有细长结构的视网膜血管。王瑞雪^[13]提出一种基于形态学和Cake滤波器的视网膜血管分割方法。尽管研究学者们提出了大量的视网膜血管图像分割算法,但是这些算法在血管交叉处和血管延伸处的图像上分割效果有待进一步提升。

针对血管交叉处不易分割的问题,本文提出一种基于多方向滤波的视网膜血管分割算法,实验结果表明,与已有算法相比,所提算法灵敏度更高,噪声更少,执行时间更短。

2 基于多方向滤波的视网膜血管分割算法

所提基于多方向滤波的视网膜血管分割流程如图1所示。首先,使用直方图均衡化、中值滤波去噪、顶帽变换等方法对绿通道的视网膜血管图像进行图像增强;之后,采用多方向的Cake滤波器弱化噪声并且增强血管与背景的对对比度;最后,采用向量场散度的方法进行分割,得到视网膜血管网络。选择DRIVE^[14]和STARE^[15]数据库进行算法验证,实验结果表明,使用向量场散度方法进行分割时,灵敏度更高,噪声更少,执行时间更短。

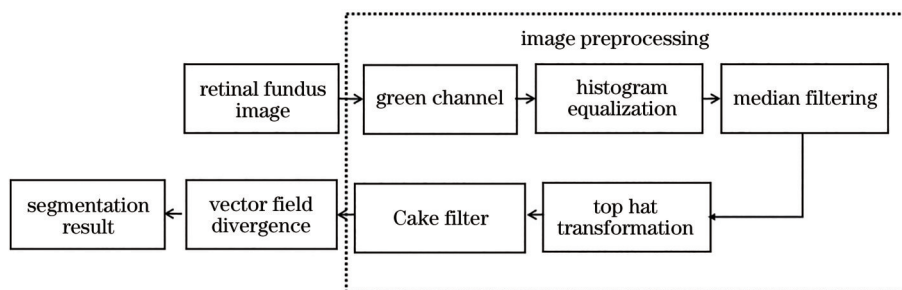


图1 基于多方向滤波的视网膜血管分割方法框图

Fig. 1 Block diagram of retinal blood vessel segmentation method based on multidirectional filtering

2.1 预处理

DRIVE数据库和STARE数据库的彩色眼底图像都为RGB图像,如图2(a)所示。彩色眼底图像有红、绿、蓝三种通道^[11]。红色通道的图像过饱和;蓝色通道的图像对比度差;绿色通道的图像血管与背景的亮度和对比度最高,如图2(b)所示。所提算法选取视网膜血管图像的绿色通道图像进行血管分割。

首先,对视网膜血管图像的绿色通道图像进行图像直方图均衡化、中值滤波去噪等操作,实现去噪和增强图像目标和背景区域的对比度,效果如图2(c)所示。

图像消除了部分噪声,但还是存在许多团块噪

声,且血管与背景之间对比度过小,视网膜图像血管的灰度比背景暗,不利于血管分割。所以本研究采用顶帽变换的方法^[13]来增强图像。

视网膜血管以视盘为起点沿各个方向弯曲伸展,在延伸的部分呈现一定的矩形结构,如图2(a)所示,本研究采用矩形结构作为结构元素来进行顶帽变换。因为视网膜血管宽度的不一致,矩形结构的长度选择很重要:如果矩形结构过小,粗血管不能被增强,矩形结构的长度过长,细小血管不能被增强。出于综合的考虑,选择血管的平均长度作为矩形结构的长度。因为视网膜血管具有方向性,为了在各个方向上都能增强图像,在不同方向上都要进行顶帽变换,对所有方向的图像进行

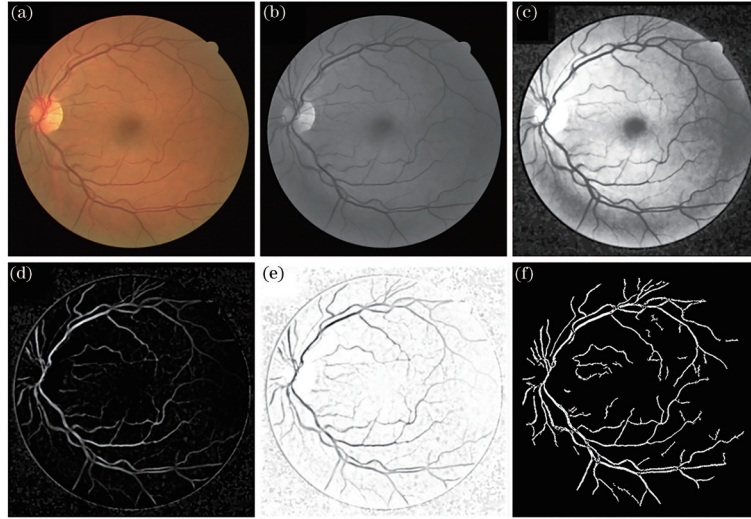


图 2 图像分割结果。(a)彩色眼底图;(b)绿通道眼底图;(c)直方图均衡化和中值滤波后的图像;(d)形态学顶帽变换的图像;
(e) Cake 滤波后图像;(f)所提算法分割结果

Fig. 2 Image segmentation results. (a) Retinal fundus image; (b) fundus image under the green channel; (c) image after histogram equalization and median filtering; (d) morphological top hat transformation image; (e) Cake filtered image; (f) segmentation result of proposed algorithm

增强求和,图 2(d)为顶帽变换的结果。图像的增强过程为

$$H(x, y) = \sum_{i=0}^{s-1} [I(x, y) - I(x, y) \circ B_i], \quad (1)$$

式中: $I(x, y)$ 为原图像; $H(x, y)$ 为增强后的图像; \circ 是开运算符; s 设定为 12; B_i 是角度为 $i\pi/s$, 长度为 L 的线性结构元素。

视网膜血管以视盘为起点沿各个方向弯曲伸展,为了分割不同方向的血管,需要对不同方向进行滤波。为了减少滤波之后的冗余信息,滤波器应该具有方向性和正交性。Cake 滤波器既有方向性,也有着正交性,相对于 Gabor 滤波器, Cake 滤波器减少了冗余信息。

引入文献 [13] 中的 Cake 滤波器模型, Cake 滤波器时域表达式为

$$y^{\text{Cake}}(x) = F^{-1} [\tilde{y}^{\text{Cake}}(\omega)] G_{\sigma_s}(x), \quad (2)$$

式中: $G_{\sigma_s}(x)$ 为高斯滤波器,且有 $0 < 1 \ll \sigma_s$, 其作用是防止 Cake 滤波器在空域中出现较长的尾部。

y 的傅里叶表达式为

$$y^{\text{Cake}}(x) = B_k \left[\frac{(\varphi \bmod 2\pi) - \pi/2}{S_\theta} \right] M_i(\rho), \quad (3)$$

式中: $\omega = (\rho \cos \varphi, \rho \sin \varphi)$, (ρ, φ) 为图像在极坐标系下的坐标;角坐标分辨率 $S_\theta = 2\pi N^{-1}$; 函数 M_i 是傅里叶域放射性函数; B_k 表示 k 阶的 B 样条函数。 M_i 的表达式为

$$M_i(\rho) = G_i(\rho) \left\{ \sum_{j=0}^q \left[\frac{d}{d\rho'} G_i(\rho') \Big|_{\rho'=0} \right] \frac{\rho'^j}{j!} \right\}^{-1}, \quad (4)$$

$$G_i(\rho) = \frac{1}{2\sqrt{\pi t}} e^{-\rho^2/4t}. \quad (5)$$

B_k 的表达式为

$$B_k(x) = (B_{k-1} * B_0)(x), \quad (6)$$

$$B_0(x) = \begin{cases} 1, & -\frac{1}{2} < x < \frac{1}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

当 N 取值越小时, Cake 滤波器在每个方向上覆盖的范围就越大,其方向的指向性就越弱;当 N 取值越大时, Cake 滤波器在每个方向上覆盖的范围越小,相应的 Cake 滤波器的方向指向性就越强,但同时计算量也越大。选取 $N=32$ 进行 Cake 滤波器的构造。

对血管进行拟合时,设计 $0^\circ \sim 360^\circ$ 每间隔 11.25° 旋转一次 ($\theta = 0^\circ, 11.25^\circ, \dots, 360^\circ$) 共 32 个方向的 Cake 滤波器。然后对所有方向上的滤波器与眼底图像分别进行卷积,并在每个像素处保留响应最大值,得到如图 2(e) 所示的结果。

2.2 计算向量场散度的图像分割

在视网膜血管图像中,视网膜血管的亮度相对背景较暗,处于血管位置的梯度向量场是向外发散的,处于背景位置的梯度向量场是不向外发散的。因为血管位置和背景位置的散度值不同,所以可以

根据散度值进行分割。首先,为了只提取视网膜血管的中心线,需要对梯度向量场进行归一化;然后,视网膜血管图像中的每一条血管都有不同的方向,为了能够提取出所有血管的中心线,则需要在眼底图像上计算不同方向上的散度值;最后,叠加不同方向上的图像,去掉噪声后,用阈值进行图像分割,得到眼底图像分割图。

计算向量场散度来进行图像分割的方法一共分为 5 步。

1) 设图像为 $f(x, y)$, 求得梯度向量场 \mathbf{F} 为

$$\mathbf{F} = \frac{d[f(x, y)]}{dx} \mathbf{i} + \frac{d[f(x, y)]}{dy} \mathbf{j}. \quad (8)$$

2) 对图像 $f(x, y)$ 的梯度向量场 \mathbf{F} 进行归一化处理, 得到

$$\bar{\mathbf{F}} = \frac{\mathbf{F}}{|\mathbf{F}|}. \quad (9)$$

3) 计算 6 个不同方向 ($\theta = \frac{k_a \pi}{6}, k_a = 0, 1, \dots, 5$) 上的散度值, 表达式为

$$\text{div}(\bar{\mathbf{F}}) = \frac{d^2[f(x, y)]}{dx^2} \cos \theta + \frac{d^2[f(x, y)]}{dy^2} \sin \theta. \quad (10)$$

4) 对 6 个方向的提取结果进行叠加, 并且删除分割图像中面积小于 50 像素的点, 结果如图 3 所示。

5) 经过多次实验, 最佳阈值 T 为 0.5~0.65, 分别取 $T=0.5, 0.51, \dots, 0.65$, 对叠加的图像进行阈值分割, 计算连通域的个数, 选择连通域数量最多的分割图像为眼底图像分割图, 如图 2(f) 所示。

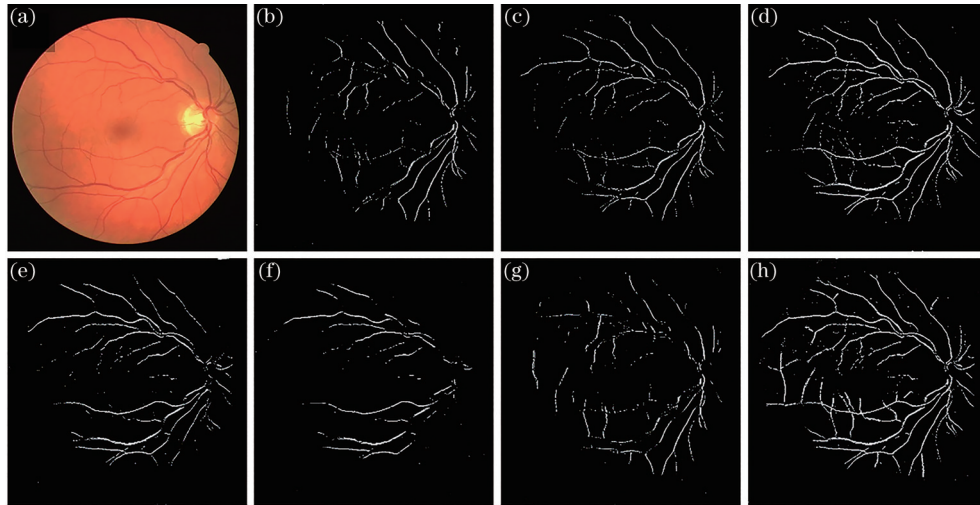


图 3 叠加 6 个方向的图像。(a) 彩色眼底图; (b) 0° 的提取结果; (c) 30° 的提取结果; (d) 60° 的提取结果; (e) 90° 的提取结果; (f) 120° 的提取结果; (g) 150° 的提取结果; (h) 所提算法分割结果

Fig. 3 Superimposed images in 6 directions. (a) Retinal fundus image; (b) extraction result at 0°; (c) extraction result at 30°; (d) extraction result at 60°; (e) extraction result at 90°; (f) extraction result at 120°; (g) extraction result at 150°; (h) segmentation result of proposed algorithm

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

实验环境: 仿真平台为 MATLAB, 计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H CPU @ 2.40 GHz 处理器, 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1650, 操作系统为 64 位 windows。

选取 DRIVE 数据集与 STARE 数据集中专家一和专家二手工分割眼底图像作为参考标准。DRIVE 数据集包含像素尺寸长 565 pixel、宽 584 pixel 的 20 幅图片。STARE 数据集包含像素尺寸长 605 pixel、宽 700 pixel 的 20 幅图片。这两个数

据集都有专家的标准, 且都存在病变图像、血管结构复杂多变和微血管信息对比度不明显的图像。统计所提算法的准确度、灵敏度、特异性三个指标, 并与现有文献算法进行对比分析。

3.2 评价指标

为了定量地对血管的分割结果进行评估, 采用三个指标来评估每种算法的分割结果: 准确率 (A_{cc})、灵敏度 (S_c) 和特异度 (S_p)。 A_{cc} 表示所有被正确分类的像素点占全部眼底视网膜图像的像素点的比值, S_c 表示分割结果中血管像素点被正确识别的比例, S_p 表示分割结果中非血管像素点被正确识别的比例。 T_p 表示算法结果中被判断为血管的血

管像素点数目, F_p 表示算法结果中被判断为血管的背景像素点数目, F_N 表示算法结果中被判断为背景的血管像素点数目, T_N 表示算法结果中被判断为背景的背景像素点数目。

$$A_{cc} = \frac{T_p + T_N}{T_p + T_N + F_p + F_N}, \quad (11)$$

$$S_e = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (12)$$

$$S_p = \frac{T_N}{T_N + F_p}. \quad (13)$$

3.3 实验结果与分析

为了验证所提算法, 分别在 DRIVE 数据集和 STARE 数据集进行测试。分别以 DRIVE 数据集

中一位专家、STARE 数据集中一位专家的手动分割图作为评价算法性能的标准。采用所提算法进行图像分割, 并与文献[13]方法的结果进行对比, 具体分割结果如图 4、5 所示。

从图 4、5 可以看出详细的血管信息, 而且血管有较好的连通性和完整性。为了验证算法对血管交叉处和血管延展处的分割性能, 选取原始眼底图像的局部图像进行血管分割, 具体结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出, 所提算法的分割结果中, 在血管交叉处血管不易断裂和缺失, 所提算法能分割出更加详细的血管信息, 而且血管有较好的连通性和

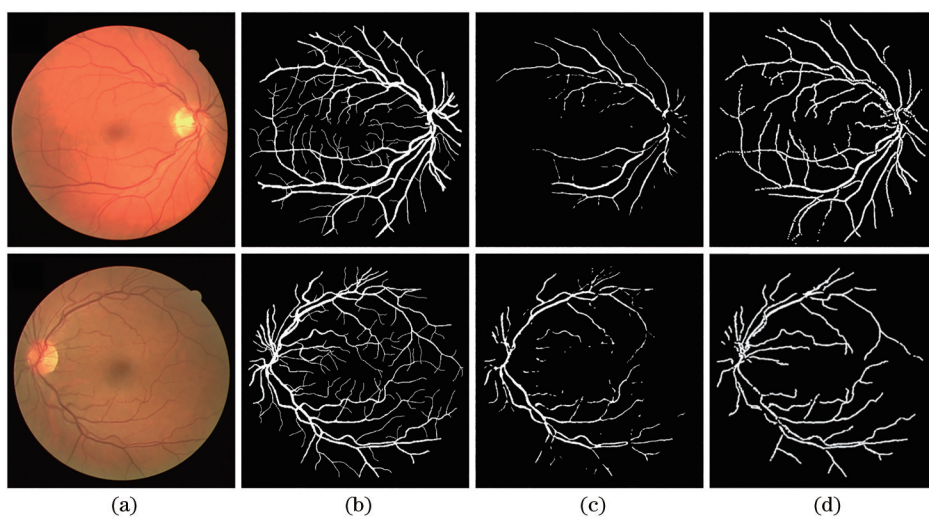


图 4 DRIVE 数据集的分割结果。(a)原始眼底图;(b)标准图像;(c)文献[13]中算法的分割结果;(d)所提算法的分割结果
Fig. 4 Segmentation results in the DRIVE data set. (a) Original fundus image; (b) standard image; (c) segmentation result of algorithm in Ref.[13]; (d) segmentation result of proposed algorithm

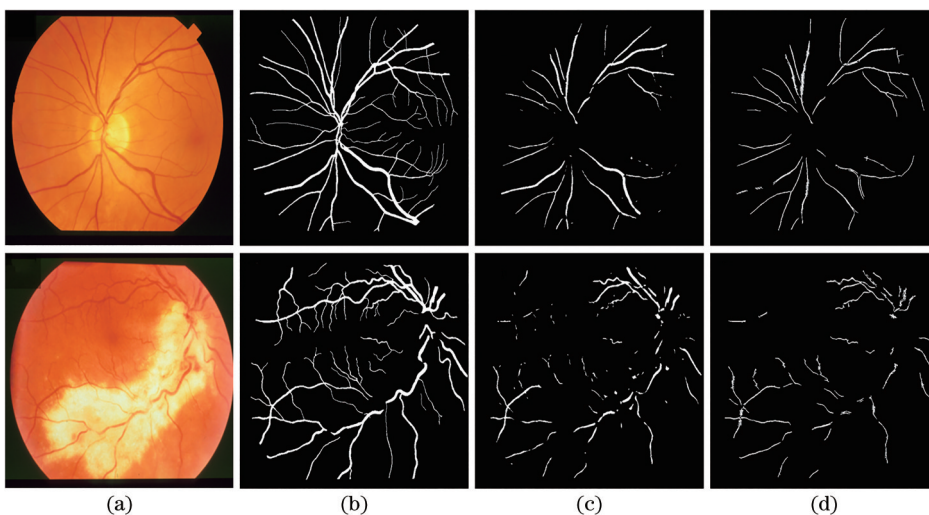


图 5 STARE 数据集的分割结果。(a)原始眼底图;(b)标准图像;(c)文献[13]中算法的分割结果;(d)所提算法的分割结果
Fig. 5 Segmentation results in the STARE data set. (a) Original fundus image; (b) standard image; (c) segmentation result of algorithm in Ref.[13]; (d) segmentation result of proposed algorithm

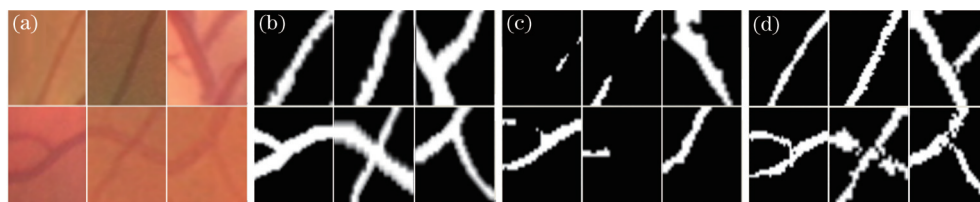


图 6 血管局部图。(a)原始眼底局部图;(b)标准局部图;(c)文献[13]中算法的分割结果;(d)所提算法的分割结果

Fig. 6 Partial view of blood vessel. (a) Original fundus partial image; (b) standard partial image; (c) segmentation result of algorithm in Ref.[13]; (d) segmentation result of proposed algorithm

完整性,因此所提算法适用于不同宽度的血管分割。

为了进一步评价算法性能,表 1 和表 2 给出了视网膜血管分割各算法的性能和时间,分别在灵敏度、特异性、准确度和执行时间方面进行比较。

表 1 视网膜血管分割各算法的性能

Table 1 Performance of retinal vessel segmentation algorithms

Algorithm	Database	Sensitivity	Specificity	Accuracy
Algorithm in Ref. [16]	DRIVE	0.5811	0.9311	0.9383
Algorithm in Ref. [17]	DRIVE	0.7231	0.9759	0.9433
Algorithm in Ref. [16]	STARE	0.7865	0.9639	0.9581
Proposed algorithm	DRIVE	0.9863	0.9267	0.9273
Proposed algorithm	STARE	0.9212	0.9285	0.9284

表 2 视网膜血管分割各算法的运行时间

Table 2 Running time of retinal vessel segmentation algorithms

Algorithm	Time /s	Database
Algorithm in Ref. [13]	12.11	DRIVE
Proposed algorithm	4.23	DRIVE
Algorithm in Ref. [13]	8.75	STARE
Proposed algorithm	5.67	STARE

从表 1 可以看出,在 DRIVE 数据集和 STARE 数据集上,所提算法的灵敏度更高,原因在于 Cake 滤波器具有较强的正交性和方向性,滤波后冗余信息较少。敏感性在早期诊断糖尿病视网膜病变中非常重要,因为当视网膜中出现新血管时会向玻璃体界面生长,可能进展为不可逆转的视力丧失,提高灵敏度能更有效地检测小血管。从表 2 可以看出,所提算法执行时间更短,运行效率更高。

综上所述,相较于现有视网膜血管分割算法,所提算法提取的血管更加平滑,更具连续性,灵敏度更高,并且执行时间较短。针对细小血管的分割难题,将是下一步研究的重点。

4 结 论

提出了一种基于多方向滤波的视网膜血管分割算法。该算法结合了眼底图像中视网膜血管细长的结构特点,通过多方向的 Cake 滤波器较好地提取出主血管区域,再使用散度来分割血管,使提取的血管更加平滑,更具连续性。与其他算法相比,所提算法在血管交叉处不易断裂和丢失,减小了错误判断是血管的概率,灵敏度更高,执行效率更高。

参 考 文 献

- [1] Tian F, Li Y, Wang J. Retinal blood vessel segmentation based on multi-scale wavelet transform fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(4): 0410001. 田丰,李莹,王静.基于多尺度小波变换融合的视网膜血管分割[J].光学学报,2021,41(4):0410001.
- [2] Jia H, Zheng C J, Li C B, et al. Retinal blood vessel segmentation based on fuzzy C-means clustering according to the local line structural constraints[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(9): 0910001. 贾洪,郑楚君,李灿标,等.基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割[J].光学学报,2020,40(9):0910001.
- [3] Lü X W, Shao F, Xiong Y M, et al. Retinal vessel segmentation method based on two-stream networks [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(4): 0410002. 吕晓文,邵枫,熊义明,等.基于双流网络的视网膜血管分割方法[J].光学学报,2020,40(4):0410002.
- [4] Xue W X, Liu J X, Liu R, et al. An improved method for retinal vascular segmentation in U-net[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(12): 1210001. 薛文渲,刘建霞,刘然,等.改进 U 型网络的眼底视网膜血管分割方法[J].光学学报,2020,40(12):1210001.
- [5] Zheng T Y, Tang C, Lei Z K. Multi-scale retinal vessel segmentation based on fully convolutional neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0211002.

- 郑婷月, 唐晨, 雷振坤. 基于全卷积神经网络的多尺度视网膜血管分割[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0211002.
- [6] Xiang C J, Zhang X C. Literature review on fundus image based retinal vascular segmentation method[J]. Industrial Technology Innovation, 2019, 06(2): 110-114. 向陈君, 张新晨. 基于眼底图像的视网膜血管分割方法综述[J]. 工业技术创新, 2019, 06(2): 110-114.
- [7] Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, et al. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1989, 8(3): 263-269.
- [8] Li Q, You J, Zhang D. Vessel segmentation and width estimation in retinal images using multiscale production of matched filter responses[J]. Expert Systems With Applications, 2012, 39(9): 7600-7610.
- [9] Shah S A A, Shahzad A, Khan M A, et al. Unsupervised method for retinal vessel segmentation based on Gabor wavelet and multiscale line detector [J]. IEEE Access, 2019, 7: 167221-167228.
- [10] Wang X H, Zhao Y Q, Liao M, et al. Automatic segmentation for retinal vessel based on multi-scale 2D Gabor wavelet[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(5): 970-980. 王晓红, 赵于前, 廖苗, 等. 基于多尺度 2D Gabor 小波的视网膜血管自动分割[J]. 自动化学报, 2015, 41(5): 970-980.
- [11] Luo H Y. A retinal vessel segmentation method considering small vessels using gray-voting and Gaussian mix model[D]. Changsha: Central South University, 2014: 13-18. 罗汉源. 基于灰度投票和高斯混合模型的眼底视网膜血管图像深度分割[D]. 长沙: 中南大学, 2014: 13-18.
- [12] Remco D. Perceptual organization in image analysis: a mathematical approach based on scale, orientation and curvature[D]. Eindhoven: Technische Universiteit Eindhoven, 2005: 188-211.
- [13] Wang R X. Research on retinal blood vessels segmentation[D]. Shenyang: Northeastern University, 2014: 47-69. 王瑞雪. 视网膜图像血管分割算法的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2014: 47-69.
- [14] Staal J, Abramoff M D, Niemeijer M, et al. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(4): 501-509.
- [15] Hoover A D, Kouznetsova V, Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(3): 203-210.
- [16] Meng L, Liu J, Cao H, et al. Retinal vessel segmentation based on Frangi filter and Otsu algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(18): 181004. 孟琳, 刘静, 曹慧, 等. 基于 Frangi 滤波器和 Otsu 视网膜血管分割[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(18): 181004.
- [17] Wang W B, Li C B, Zheng C J. Retinal blood vessel segmentation using Hessian based orientational adaptive Gabor wavelet[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081023. 王文斌, 李灿标, 郑楚君. 基于 Hessian 的方向自适应 Gabor 小波的视网膜血管分割[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081023.