

基于 Hessian 的方向自适应 Gabor 小波的 视网膜血管分割

王文斌, 李灿标, 郑楚君^{1*}

华南师范大学物理与电信工程学院, 广东 广州 510006

摘要 视网膜血管分割是构建眼底图像分析和计算机辅助疾病诊断系统的关键环节。提出了一种基于 Hessian 的方向自适应 Gabor 小波的视网膜血管分割方法, 根据 Hessian 矩阵的本征向量获得血管走向, 并将其作为 Gabor 小波变换的方向角; 提取出 4 个尺度的方向自适应 Gabor 小波特征, 结合 Hessian 矩阵的大本征值构建 5 维的视网膜血管特征; 采用支持向量机进行眼底图像像素分类实现血管分割。所提方法能准确感知血管方向, 只需计算此方向下 Gabor 小波的滤波响应, 减小了特征提取的计算量, 实现了 Hessian 矩阵大本征值与 Gabor 小波特征较好的互补性。利用所提方法在 DRIVE 数据库进行实验, 获得较好的分割性能, 所提方法对细小血管的提取和对分叉、交叉处血管点的检测表现出良好的效果。

关键词 图像处理; 视网膜血管分割; 方向自适应; Hessian 矩阵; Gabor 小波变换; 支持向量机

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.081023

Retinal Blood Vessel Segmentation Using Hessian Based Orientational Adaptive Gabor Wavelet

Wang Wenbin¹, Li Canbiao¹, Zheng Chujun^{1*}

*School of Physics and Telecommunication Engineering, South China Normal University,
Guangzhou, Guangdong 510006, China*

Abstract Retinal blood vessel segmentation is one of the key components in the construction of fundus image analysis and computer-aided disease diagnosis systems. In this paper, a method of retinal blood vessel segmentation using Hessian-based orientational adaptive Gabor wavelet is proposed. According to the eigenvector of the Hessian matrix, the orientation of the blood vessel is obtained and set as the direction angle of the Gabor wavelet transform. By extracting the features of the four-scale orientational adaptive Gabor wavelet in combination with the large eigenvector of the Hessian matrix, five-dimensional retinal blood vessel features are constructed. The segmentation of the blood vessels can thus be realized through classifying the pixels of the fundus images with the support vector machine. The proposed method can accurately sense the direction of the blood vessel by only calculating the filtering response of the Gabor wavelet in this direction, which reduces the computational complexity of the feature extraction and achieves good complimentary between the large eigenvalues of the Hessian matrix and Gabor wavelet features. Experiments using the proposed method are performed on the DRIVE database to obtain better segmentation performance. The proposed method shows good performance in the extraction of small blood vessels and in the detection of vascular points at bifurcation and intersection.

Key words image processing; retinal blood vessel segmentation; orientational adaptation; Hessian matrix; Gabor wavelet transform; support vector machine

OCIS codes 100.2000; 100.7410; 100.3008

收稿日期: 2019-07-22; 修回日期: 2019-09-14; 录用日期: 2019-09-24

基金项目: 国家自然科学基金(10504008)

* E-mail: cjzheng@scnu.edu.cn

1 引言

视网膜血管的形态信息在糖尿病、青光眼、心血管疾病的诊断中有重要的价值,而视网膜血管分割是构建基于眼底图像分析的计算机辅助疾病诊断的关键环节,因此,视网膜血管分割受到科研工作者的广泛关注。

现有的视网膜血管分割方法根据分割时是否需要医生标记的标签信息可分为无监督方法和监督方法。无监督方法在没有标签信息的前提下以某种规则实现视网膜血管分割,可分为经典匹配滤波方法、基于血管追踪方法、基于数学形态学处理方法和基于模型的方法等。Chaudhuri 等^[1]通过 12 个不同方向的高斯匹配滤波核去检测视网膜图像中不同方向的血管,取得了不错的分割效果,但对图像噪声敏感。在此基础上,Hoover 等^[2]根据视网膜血管局部特性,采用分段阈值探测技术对经高斯匹配滤波后的血管进行检测,但该方法过程复杂,计算量大。Sofka 等^[3]采用 Hessian 矩阵的方法得到血管的方向,只需计算血管方向下的高斯匹配滤波响应,而不需要计算 12 个方向下的高斯匹配滤波响应模值的最大值就可检测血管。Li 等^[4]采用 3 个不同尺度的高斯匹配滤波器检测视网膜图像,然后采用双阈值方法得到最终的视网膜血管分割结果,可有效地抑制图像噪声、增强血管与背景的对比如度。王晓红等^[5]为了更好地提取细血管,采用 8 种尺度 2 维 Gabor 小波变换对视网膜图像进行重组,再应用数学形态学方法和区域生长法分别提取视网膜粗、细血管。上述无监督学习算法已相对成熟,但也存在一些缺点,如鲁棒性差、对存在病变的眼底图像的视网膜血管分割效果不理想、分割精度低等^[6]。

监督方法是基于一些先验的标签信息来对眼底图像像素进行分类,实现视网膜血管分割,获得的血管分割效果比无监督方法好,主要分为特征提取和分类两个过程。Ricci 等^[7]以主线算子、正交线算子和绿通道灰度图为特征构造 3 维特征向量空间,再利用支持向量机(SVM)对视网膜血管进行分割,获得了较好的分割效果。Soares 等^[8]利用多尺度 Gabor 小波和像素灰度值作为眼底图像的像素特征,该特征向量包括从二维(2D)Gabor 小波变换获得的不同尺度的测量结果,在特征空间中使用贝叶斯分类器将每个像素分类为血管或非血管像素,能够比较全面地描述视网膜血管网络结构,但运算量大且对血管的分支点以及对比如度低的视网膜血管分

割不精准。Tang 等^[9]将多尺度血管增强滤波的 Gabor 小波特征和响应函数值组合为特征向量,用 SVM 进行分类,取得了较高的血管分割精度。蔡轶珩等^[10]构建包括 CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)、高斯匹配滤波、Hessian 矩阵变换、形态学变换、B-COSFIRE 滤波变换的 5D 特征向量,采用 SVM 进行分类,分割准确率高且分割速度快。朱承璋等^[11]提取包括图像不变矩、灰度共生矩阵、LoG 结合高斯二阶导、梯度法、相位一致性和 Hessian 矩阵特征等 23 维特征向量构造特征矩阵,将其作为随机森林算法训练分类器的输入数据,再利用训练好的分类器对分割图像中的像素点进行分割;随后,梁礼明等^[12]提出将线性特征、纹理特征、矩特征、方差特征和灰度特征等进行融合,然后通过随机森林模型训练得到视网膜图像血管分类模型,该方法有较强的鲁棒性。而近年来,随着深度学习的发展,吴晨玥等^[13]提出将残差学习和密集连接网络(DenseNet)相结合,并在编码器-解码器结构的网络中加入了空洞卷积,可在不增加参数的情况下既增加了感受野,也能提取到更多细小血管。郑婷月等^[14]利用跳跃连接构建编码器-解码器结构全卷积神经网络,并利用残差块进一步学习细节和纹理特征,最后在不同空洞率的空洞卷积层构建多尺度空间金字塔池化结构,这减少了学习参数,大大降低了模型复杂度,但模型在更多数据集上的泛化能力还需进一步提高。

其中,Gabor 小波对血管特征的检测具有良好的方向选择性,可通过改变尺度参数来检测不同宽度的血管(小尺度用于检测细血管,大尺度用于检测粗血管)。文献^[5,8]是选择在每个尺度下 18 个不同方向的滤波器模板来进行滤波操作,然后选取最大的响应模值作为眼底图像像素特征,其特征提取环节比较费时。为了降低 Gabor 滤波特征提取的计算量,Yin 等^[15]利用局部傅里叶变换的能量分布属性的方向感知 Gabor 小波去提取相应的眼底图像像素特征,这样,对每个像素只需要进行 1 次 Gabor 小波变换,但该方法采用的局部傅里叶变换的能量分布属性算法复杂度较高。受 Yin 等^[15]血管方向感知方法和 Sofka 等^[3]方法的启发,本文提出了基于 Hessian 的方向自适应引导多尺度 Gabor 小波变换的视网膜血管分割方法。该方法不需计算每个尺度下 18 次不同方向的多尺度 Gabor 小波变换,只需计算出 Hessian 矩阵的本征向量来表征血管走向特定尺度的 Gabor 小波变换,降低了 Gabor 小波特征提取的计算量。此

外,本文结合了 Hessian 矩阵大本征值与 Gabor 滤波的特性并利用 SVM 进行像素点的分类,实验结果表明本文方法具有较好的视网膜血管分割性能且能有效地检测出血管的分叉点和交叉点。

2 基于 Hessian 的方向自适应 Gabor 小波的视网膜血管分割方法

图 1 为绿通道眼底图和其他通道提取结果对比图,由图可看出绿通道比红色和蓝色通道的对比度

要高,背景噪声少,故本文选择对绿色通道进行处理分析。

本文主要利用提取出的 Hessian 矩阵大本征值以及基于 Hessian 的方向自适应 Gabor 小波特征构建 5 维眼底图像像素特征向量,然后使用 SVM 在特征空间对眼底图像像素进行分类,实现视网膜血管分割,并进一步进行后处理,最后在 DRIVE 数据库^[16]上进行性能评估以验证本文方法的有效性。该方法的流程图如图 2 所示。

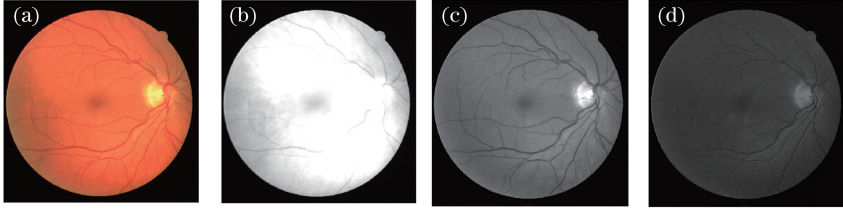


图 1 绿色通道和其他通道提取结果对比图。(a) 彩色眼底图;(b) 红通道;(c) 绿通道;(d) 蓝通道
Fig. 1 Comparison of extracted results of green channel and other channels. (a) Color fundus image; (b) red channel; (c) green channel; (d) blue channel

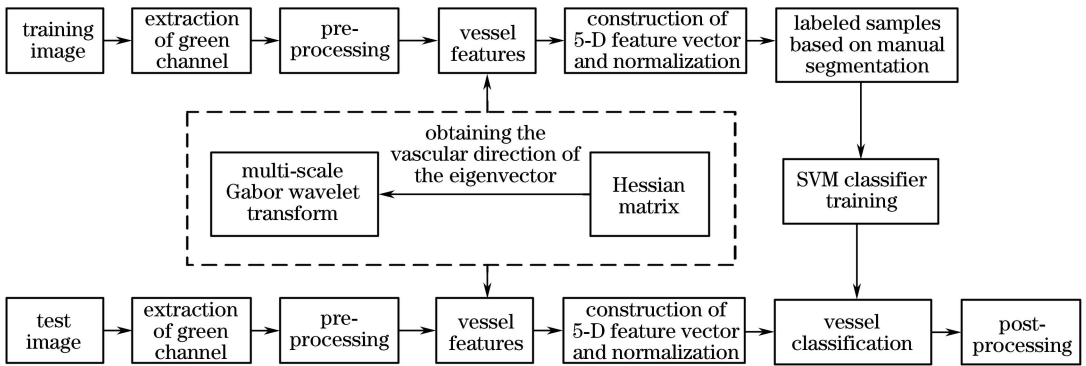


图 2 本文方法流程图
Fig. 2 Flow chart of proposed method

2.1 预处理

本文在选定绿通道后,使用感兴趣区域膨胀扩张眼底图像边界,避免其产生假响应,随后使用 Retinex 图像增强算法处理图像,消除光照不均的影响,以改善图像的视觉效果。以 DRIVE 数据

库^[16]的视网膜眼底图为例得到的预处理结果如图 3 所示。将该预处理结果图作为 Hessian 矩阵特征提取输入图像。但需要说明的是,Gabor 小波变换特征提取图中是以感兴趣区域膨胀处理后的图像作为输入图像的。

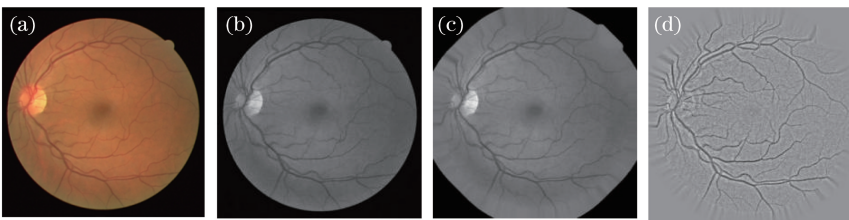


图 3 预处理结果图。(a)彩色眼底图;(b)绿通道;(c)图 3(b)的感兴趣区膨胀;(d)图 3(c)的 Retinex 图像增强
Fig. 3 Images of pre-processing results. (a) Color fundus image; (b) green channel; (c) expansion of region of interest in Fig. 3(b); (d) image enhancement of Retinex in Fig. 3(c)

2.2 Hessian 矩阵特征

视网膜血管是局部线性结构且血管的粗细程度不同,所以 Hessian 矩阵对线性段结构敏感这一特性,可以用来检测视网膜血管,即采用不同尺度的高斯函数对经预处理的眼底图像 I 进行平滑滤波后,再求滤波后的 Hessian 矩阵:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

根据(1)式,计算出每个尺度下 Hessian 矩阵的本征值 λ_1 和 λ_2 ($\lambda_1 < \lambda_2$)。理论上,管状血管的 Hessian 矩阵的本征值应当满足

$$\lambda_1 \approx 0, \quad |\lambda_1| \leq |\lambda_2|. \quad (2)$$

而且, Hessian 矩阵是对称矩阵,通过对 Hessian 矩阵的本征分解,可以得到两个本征值和对应的本征向量。其中, Hessian 矩阵的本征向量满足正交关系,两个本征值则可表征视网膜血管的强度。对于眼底图像而言,血管呈管状分布,其灰度沿着血管方向的变化较小,则 Hessian 矩阵中的二阶微分响应较小;其灰度在横跨血管方向的变化较大,则 Hessian 矩阵中的二阶微分响应较强;视网膜背景是比较均匀的平滑区域,其灰度变化较小,则 Hessian 矩阵中的二阶微分响应也较小。也就是说,在血管点处, Hessian 矩阵的本征值一大一小;在血管交叉点处, Hessian 矩阵的两个本征值都较大;在背景点处, Hessian 矩阵的本征值都较小。因此,本文将不同尺度的 Hessian 矩阵大本征值(多尺度高斯函数的尺度参数设置为 1, 3, 5, 7, 9)的最大值 $\lambda_{2,\max}$ 作为一个特征用于构建像素的特征向量。其中,大本征值 λ_2 对应的本征向量垂直于血管走向的方向,而小本征值 λ_1 对应的本征向量沿着血管走向方向可作为 Gabor 小波变换进行滤波的方向角。

2.3 多尺度 Gabor 小波特征

小波变换定义如下^[17]:

$$\mathbf{T}_\psi(\mathbf{b}, \theta, a) =$$

$$C_\psi^{-1/2} a^{-1} \int \psi^* [a^{-1} r_{-\theta}(\mathbf{x} - \mathbf{b})] I(\mathbf{x}) d^2 \mathbf{x}, \quad (3)$$

式中: C_ψ 、 ψ 、 \mathbf{b} 、 θ 、 a 分别表示归一化常数、分析小波、位移矢量、方向角和尺度参数; ψ^* 为分析小波 ψ 的复共轭; r_θ 为作用于 $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ (x_1 表示坐标轴中某个像素点的 x 轴坐标值(下标负号表示方向取反), x_2 表示该像素点的 y 轴坐标值)的旋转操作

符。进一步使用快速傅里叶逆变换算法和小波变换的等效傅里叶定义实现小波变换^[8]:

$$\mathbf{T}_\psi(\mathbf{b}, \theta, a) =$$

$$C_\psi^{-1/2} a \int \exp(j\mathbf{k}\mathbf{b}) \hat{\psi}^*(a\mathbf{r}_{-\theta}\mathbf{k}) \hat{I}(\mathbf{k}) d^2 \mathbf{k}, \quad (4)$$

式中: $\hat{\psi}^*$ 和 \hat{I} 分别表示 ψ^* 和图像 I 的傅里叶变换; \mathbf{k} 为频率。在运算过程中,本文以二维 Gabor 小波作为(4)式中的分析小波,其定义为^[8]

$$\psi_G(\mathbf{x}) = \exp(j\mathbf{k}_0\mathbf{x}) \exp(-|\mathbf{A}\mathbf{x}|^2/2), \quad (5)$$

式中: $\mathbf{A} = \text{diag}(\epsilon^{-1/2}, 1)$ 代表一个 2×2 的对角矩阵 ($\epsilon \geq 1$, 本文在此将参数 ϵ 设置为 4, 使滤波器拉长), 定义了过滤器的各向异性; \mathbf{k}_0 为复指数系数矩阵, 本文中设 $\mathbf{k}_0 = [0 \ 3]$ 。Gabor 小波实际上是一个复指数调制高斯函数。

由于血管宽度约为 2~10 pixel, 多尺度 Gabor 滤波在细尺度时有利于表征细小血管, 粗尺度时则有利于描述粗血管, 因此本文将小波变换的尺度参数 a 按照文献[8]设置为 2, 3, 4, 5。根据 Gabor 小波的方向调节能力很适合于表征眼底图像的不同方向的血管特征这一特性, Soares 等^[8]一般是在每个尺度下改变小波变换中的旋转角 θ ($0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, \dots, 170^\circ$), 然后按(4)式计算每个像素点在 18 个方向 Gabor 滤波的最大响应模值。这样, 每个像素点在特定尺度下需计算 18 次不同方向的 Gabor 小波变换, 导致 Gabor 小波特征提取的计算量较大。而本文采用 Hessian 感知血管方向角 φ , 可只需计算该方向下的 Gabor 滤波响应模值:

$$Z_\psi(\mathbf{b}, a) = |\mathbf{T}_\psi(\mathbf{b}, \varphi, a)|. \quad (6)$$

于是, 按(4)式和(6)式在每个尺度下去计算每个像素点方向角 φ 下的 Gabor 小波特征。这样, 在 4 个尺度情况下, 本文只需计算每个像素点的 4 个 Gabor 滤波响应而不是 72 个 Gabor 滤波响应, 大大地降低了 Gabor 小波特征提取的计算量。

2.4 特征归一化

为进一步便于 SVM 分类及后处理, 将眼底图像每个像素点的 5 维视网膜血管特征归一化为

$$v_i^{(\text{norm})} = \frac{v_i - \mu_i}{\sigma_i}, \quad (7)$$

式中: v_i 表示每个像素第 i ($i = 1, 2, 3, 4, 5$) 维特征; μ_i 和 σ_i 分别为 v_i 对应的均值和标准差。每个图像的特征空间通过其自身的方式和标准偏差进行归一化, 这有助于补偿图像之间的固有变化(如照明)。特征归一化的图像如图 4 和图 5 所示。

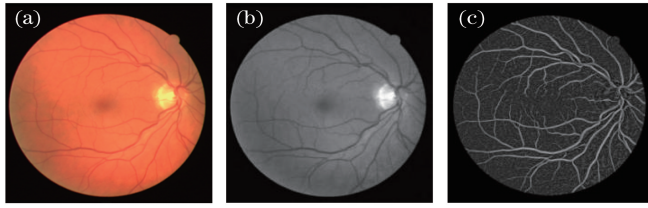


图4 Hessian矩阵特征归一化结果图。(a)彩色眼底图;(b)图4(a)的绿色通道眼底图;
(c)图4(b)的Hessian矩阵最大本征值特征图

Fig. 4 Normalized results of Hessian matrix feature. (a) Color fundus image; (b) fundus image of green channel of Fig. 4(a); (c) maximal eigenvalue feature image of Hessian matrix of Fig. 4(b)

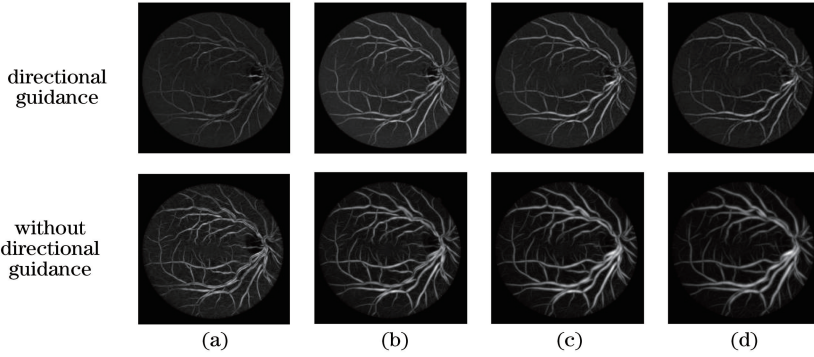


图5 不同尺度 Gabor 小波变换特征归一化结果图。(a) $a=2$; (b) $a=3$; (c) $a=4$; (d) $a=5$

Fig. 5 Normalized results of Gabor wavelet transform features at different scales.

(a) $a=2$; (b) $a=3$; (c) $a=4$; (d) $a=5$

2.5 SVM 分类

本文将训练样本表示为 $(\mathbf{v}_i^{(\text{norm})}, \eta)$, 其中 $\mathbf{v}_i^{(\text{norm})} \in \mathbf{R}^5$, $\eta \in \{-1, 1\}$, $i=1, 2, 3, 4, 5$, 则 SVM 需要解决以下优化问题^[9]:

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^5 \xi_i, \quad (8)$$

$$\text{s.t. } \eta [\omega^T \boldsymbol{\tau}(\mathbf{v}_i^{(\text{norm})}) + m] \geq 1 - \xi_i > 0, \\ \xi_i > 0, \quad (9)$$

式中: $\boldsymbol{\tau}(\mathbf{v}_i^{(\text{norm})})$ 是训练本征向量 $\mathbf{v}_i^{(\text{norm})}$ 从输入空间 \mathbf{R}^5 到高维特征空间的映射; ω 是权重向量; m 表示位移项; ξ_i 是度量 $\mathbf{v}_i^{(\text{norm})}$ 误分类的误差估计; C 是 ξ_i 的惩罚系数。利用 SVM 分类器进行血管识别的具体实现分为两个阶段: 训练阶段和测试阶段。

1) 训练。对 DRIVE 数据库^[16] 每一幅训练图分别取 1000 个血管像素点和 2000 个非血管像素点 (总共 60000 个正反样本), 对其进行归一化后作为训练样本, 血管标签为 1, 非血管标签为 -1。本文通过 libsvm 工具箱进行 SVM 训练, 采用的核函数是 RBF 核函数。由于样本数较多, 寻优实现比较费时, 本文惩罚系数 C 使用默认值 1, 训练得到很好的 SVM 分类器模型。

2) 测试。对于测试集图像中的像素点同样提

取像素的特征向量, 进行归一化后, 将其输入到 SVM 模型中, 从而得到分类后的二值图。

2.6 后处理

由于 SVM 分类后得到的二值图存在小块的噪声点, 因此本文对该图进行进一步处理: 首先, 通过采用基于区域连通性的面积阈值法将面积小于 25 个像素的区域移除; 然后, 对结果图进行取反操作, 同样采用面积阈值法去除血管中面积小于 6 个像素的空隙; 最后, 将所得到的结果图再一次进行取反操作, 得到最终结果分割图, 如图 6(d) 所示。

3 结果与讨论

3.1 评估数据库

为了评估所提出的方法, 本文实验所用的视网膜图像数据来自于 DRIVE 数据库^[16]。DRIVE 数据集是从荷兰的糖尿病视网膜病变的筛选程序中获得的, 包括 40 个彩色图像 (包含 7 个病理图), 每个图像大小为 565 pixel \times 584 pixel。该数据库分为两组: 训练集和测试集, 每组包含 20 个图像。为了评价算法的分割性能, 将数据库中第一位专家手动分割的血管网络结构作为标准结果进行比较, 从而讨论视网膜图像像素点的分割效果。

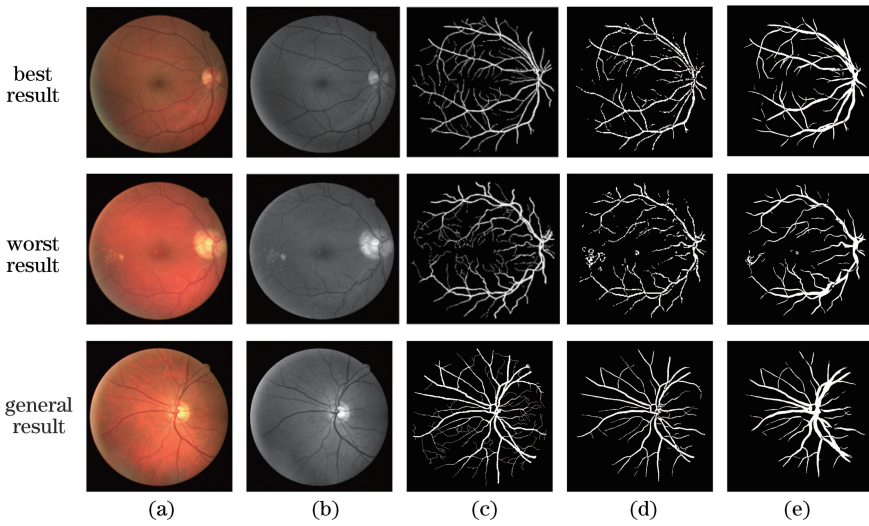


图6 本文方法在DRIVE数据库上的分割情况。(a)彩色眼底图;(b)图6(a)的绿色通道眼底图;
(c)专家手工分割图;(d)本文方法分割图;(e) Gabor-SVM实验分割图

Fig. 6 Segmentation results of proposed method on DRIVE database. (a) Color fundus image; (b) fundus image of green channel of Fig. 6(a); (c) expert manual segmentation image; (d) segmentation image of proposed method; (e) segmentation image of Gabor-SVM experiment

3.2 评价指标

视网膜血管分割结果性能评估的最常用的指标是准确度(A_{CC})、灵敏度(S_N)和特异性(S_P)。 A_{CC} 表示整幅图分割正确的像素点的比例; S_N 表示分割正确的血管点与专家手工分割图血管点总和的比例; S_P 表示分割正确的背景点与专家手工分割图背景点总和的比例。 A_{CC} 、 S_N 和 S_P 的计算公式分别为

$$A_{CC} = (T_P + T_N) / (T_P + F_P + T_N + F_N), \quad (10)$$

$$S_N = T_P / (T_P + F_N), \quad (11)$$

$$S_P = T_N / (T_N + F_P), \quad (12)$$

式中: T_P 是血管点被正确分割的个数; T_N 是背景点被正确分割的个数; F_P 是背景点被误分为血管点的个数; F_N 是血管点被误分为背景点的个数。

3.3 在DRIVE数据库上的性能评估

将本文方法与Gabor-SVM方法(Gabor小波滤波最大响应模值作为特征,SVM作为分类器)进行实验对比研究。需要说明的是,这两者都是使用SVM进行血管点与背景点的分类。

本文方法在测试集上分割最好的图像的 A_{CC} 、 S_N 和 S_P 分别为0.9564,0.8165,0.9757,分割最差的图像的 A_{CC} 、 S_N 和 S_P 分别为0.9361,0.6660,0.9748,分割结果如图6(d)所示。在最好情况下,与专家手工图[图6(c)]相比,本文结果图中血管主干部分被分割出来且提取出较多细小血管。然而,

最坏情况下血管大部分被分割出来,但病变的出现导致有的部分出现了片状区域,又由于Hessian矩阵算法对不均匀区域较为敏感,故准确度、灵敏度和特异性均相对较低。相应地,Gabor-SVM实验的分割最好的同张图像的 A_{CC} 、 S_N 和 S_P 分别为0.9213,0.7782,0.9410,Gabor-SVM实验的分割最差同张图像的 A_{CC} 、 S_N 和 S_P 分别为0.9280,0.6840,0.9630,分割结果展示如图6(e)所示。从图6可看出,由于Hessian矩阵大特征值的引入,对于同张图像,即使是病变图,本文方法也比Gabor-SVM实验能更准确地区分背景点和血管点且能分割更多的背景点。

图7为本文方法、Gabor-SVM实验与专家手工分割局部细节放大结果比较图,可看出本文方法分割出的血管宽度与标准图中血管宽度接近,而Gabor-SVM实验分割出的部分血管更粗。进一步进行讨论,图7(b)显示了血管分叉处与交叉处局部血管分割图,可看出,由于Hessian矩阵的大本征值能有效地表征血管的交叉与分叉点,故本文方法与Gabor-SVM实验比较能更好地检测分叉处和交叉处血管点。图7(c)显示了血管平行线状结构,与彩色眼底图相比,本文方法利用Hessian矩阵对图像中的线性结构进行了增强,比专家手工图更精准地描述了血管平行结构,而Gabor-SVM实验通过膨胀尺度膨胀血管而未进行细化,使靠近的血管甚至发生了黏连,造成对血管附近非血管像素的误检。另外,图7(d)显示了在血管分叉和交叉密集

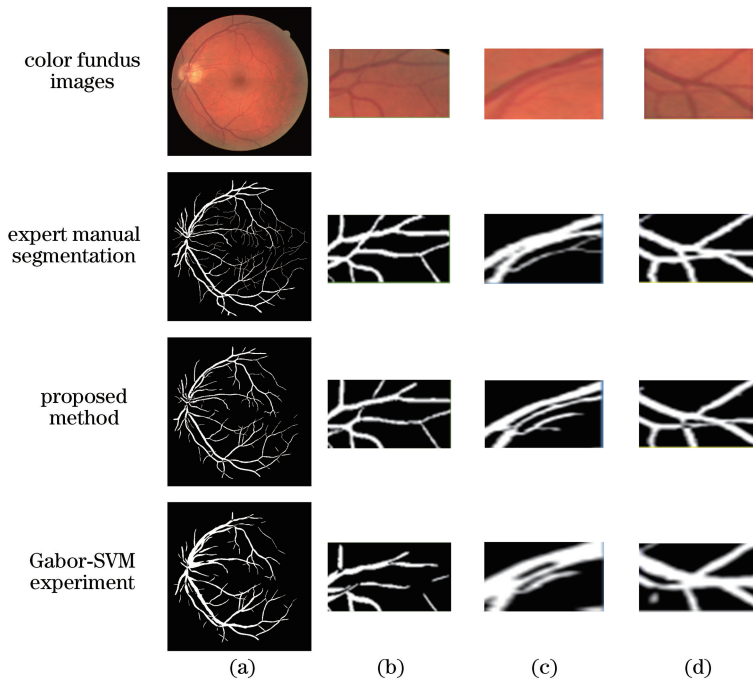


图7 视网膜局部分割对比图。(a)完整分割图;(b)~(d)图7(a)的局部分割图
Fig. 7 Comparison of partial retinal segmentation images. (a) Complete segmentation image;
(b)~(d) partial segmentation images of Fig. 7(a)

处的分割结果,也可看出本文方法能避免更多的非血管点被误分割为血管点,而且分割准确率更高,具有更好的分割效果。

为进一步验证本文方法对视网膜血管分割的优越性,表1给出了已有文献的几种视网膜血管分割方法在DRIVE上的血管检测性能指标。本文在DRIVE数据库上的 A_{CC} 、 S_N 和 S_P 分别为0.9433, 0.7231, 0.9759。与文献[1]和文献[18]相比,本文方法的这三项性能评价指标均较高,说明本文方法不仅在避免把非血管误分割为血管方面的能力较好,而且正确分割的血管像素点多,准确度较高。这是由于根据Hessian矩阵的本征向量获得血管走向且以大本征值作为图像特征可使血管从背景中很好地显现出来,致使所得到的血管分割性能评估参数都有了明显的提升,这也正是与多尺度Gabor小波变换特征向量的相互补充,从而取得了很好的分割效果,并保持较好的分割性能,所得结果证明了该方法的有效性。虽然文献[8]和本文一样都采用了Gabor小波变换,但是本文能在达到基本差不多的测试准确率基础上,降低多尺度Gabor小波特征提取的计算量,即每个像素点在特定尺度下只需计算1次Gabor小波变换而不用计算18次不同方向的Gabor小波变换,提高了血管检测的实时性。因此,本文方法在DRIVE数据库上可以较好地分割视网膜血管。

表1 在DRIVE数据库上血管分割方法的性能比较
Table 1 Performance comparison of blood vessel segmentation methods on DRIVE database

Method	S_N	S_P	A_{CC}
Chaudhuri <i>et al.</i> ^[1]	0.6168	0.9741	0.9284
Hoover <i>et al.</i> ^[2]	—	—	0.9441
Soares <i>et al.</i> ^[8]	0.7283	0.9788	0.9467
Zhang <i>et al.</i> ^[18]	0.7120	0.9724	0.9382
First observer	0.7763	0.9723	0.9470
Proposed method	0.7231	0.9759	0.9433

4 结 论

为了降低基于Gabor小波滤波的视网膜血管特征提取的计算时间,提出了Hessian的方向自适应Gabor小波变换的视网膜血管分割方法。Hessian矩阵的本征向量能有效地检测到血管的方向信息,且只需要计算该方向下的Gabor小波滤波响应,节省了特征提取的计算时间;Hessian矩阵的大本征值与Gabor小波特征有一定的互补性,提升了血管的表征能力和在血管的分叉点和交叉点处的检测效果。另外,由于SVM很适合于视网膜血管分割的二分类问题,具有较好的泛化能力,故能获得较为优越的视网膜血管分割结果。但是,实验结果表明本文方法对有病变的眼底图像的分割效果不太好,下一阶段的工作将针对怎样提高有病变图像的

视网膜血管分割性能进行研究。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Sofka M, Stewart C V. Retinal vessel centerline extraction using multiscale matched filters, confidence and edge measures [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(12): 1531-1546.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Ricci E, Perfetti R. Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(10): 1357-1365.
- [8] Soares J V B, Leandro J J G, Cesar R M, et al. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1214-1222.
- [9] Tang S Y, Lin T, Yang J, et al. Retinal vessel segmentation using supervised classification based on multi-scale vessel filtering and Gabor wavelet [J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2015, 5(7): 1571-1574.
- [10] Cai Y H, Gao X R, Qiu C Y, et al. Retinal vessel segmentation method with efficient hybrid features fusion [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(8): 1956-1963.
蔡轶珩, 高旭蓉, 邱长炎, 等. 一种混合特征高效融合的视网膜血管分割方法 [J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(8): 1956-1963.
- [11] Zhu C Z, Cui J K, Zou B J, et al. Retinal vessel segmentation based on multiple feature fusion and random forest [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(4): 584-592.
朱承璋, 崔锦恺, 邹北骥, 等. 基于多特征融合和随机森林的视网膜血管分割 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(4): 584-592.
- [12] Liang L M, Liu B W, Yang H L, et al. Supervised blood vessel extraction in retinal images based on multiple feature fusion [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2018, 41(11): 2566-2580.
梁礼明, 刘博文, 杨海龙, 等. 基于多特征融合的有监督视网膜血管提取 [J]. *计算机学报*, 2018, 41(11): 2566-2580.
- [13] Wu C Y, Yi B S, Zhang Y G, et al. Retinal vessel image segmentation based on improved convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1111004.
吴晨玥, 易本顺, 章云港, 等. 基于改进卷积神经网络的视网膜血管图像分割 [J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1111004.
- [14] 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.
- [15] Yin B J, Li H T, Sheng B, et al. Vessel extraction from non-fluorescein fundus images using orientation-aware detector [J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 26(1): 232-242.
- [16] Niemeijer M, Staal J, van Ginneken B, et al. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database [J]. *Proceedings of SPIE*, 2004, 5370: 648-656.
- [17] Arneodo A, Decoster N, Roux S G. A wavelet-based method for multifractal image analysis. I. Methodology and test applications on isotropic and anisotropic random rough surfaces [J]. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 2000, 15(3): 567-600.
- [18] Zhang B, Zhang L, Zhang L, et al. Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2010, 40(4): 438-445.