

文章编号 1004-924X(2017)05-1378-09

彩色视网膜眼底图像血管自动检测方法

黄文博^{1,2,3*}, 王珂¹, 燕杨^{2,3}

- (1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130012;
2. 长春师范大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130032;
3. 阿萨巴斯卡大学 计算与信息系统学院, 加拿大 艾伯塔 T9S3A3)

摘要:为了给视网膜图像配准、光照校正及视网膜内部病理学检测等问题提供有效依据,本文提出一种有效检测及识别彩色视网膜眼底图像血管的全自动方法。针对视网膜可见血管呈长条型管状、局部具有较好直线型结构的形态特点,本文采取适用于条状结构的组合移位滤波响应模型进行特征提取。针对血管和血管末端特征的不同,分别配置对称和非对称的两种滤波模型进行跟踪,利用组合移位滤波模型(对称和非对称)获取到的响应及 G 通道像素灰度值共同构建特征向量库,采用 AdaBoost 分类器对各个像素点进行判定。基于国际公共数据库 DRIVE 与 STARE 的实验结果表明,该方法针对两个标准数据库的分割结果(DRIVE: Accuracy=0.948 9, Sensitivity=0.765 7, Specificity=0.980 9; STARE: Accuracy=0.956 7, Sensitivity=0.771 7, Specificity=0.976 6)均优于已有方法,适用于彩色视网膜眼底图像的计算机辅助定量分析,可作为临床借鉴。

关键词:视网膜图像分析,血管分割,组合移位滤波响应模型,AdaBoost 分类器

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172505.1378

Automatic detection method of blood vessel for color retina fundus images

HUANG Wen-bo^{1,2,3*}, WANG Ke¹, YAN Yang^{2,3}

- (1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;
 2. College of Computer Science and Technology, Changchun Normal University, Changchun 130032, China;
 3. School of Computing and Information Systems, Athabasca University, Alberta, Canada)
- * Corresponding author, E-mail: huangwenbo@cncnc.edu.cn

Abstract: In order to provide effective foundation for retinal image registration, illumination adjustment and pathological detection of retina interior and other problems, a fully automatic method of detecting and recognizing blood vessel for color retina fundus images effectively was proposed. Aimed at the state with elongated tubular shape and preferably linear structure in local part of visible blood vessel, combinatorial shifted filter response model that is applicable to strip structure was used for feature extraction. Taking different features of blood vessel and the end of blood vessel into consideration, two types of filtering modes with symmetry and dissymmetry were configured for

收稿日期:2016-12-19;修订日期:2017-01-24.

基金项目:国家留学基金委地方合作项目(No. 留金法[2013]5045号);吉林省教育厅“十三五”科学技术研究项目(No. 吉教科合字[2016]第001号);长春师范大学自然科学基金资助项目(No. 长师大自科合字[2015]第005号)

tracking, feature vector library was established by response acquired from combinatorial shifting filter response model (symmetry and dissymmetry) and G channel pixel value together and each pixel was classified and determined by AdaBoost classifier. The experimental result based on international public database DRIVE and STARE shows that the segmentation result of proposed method on two standard databases (DRIVE: Accuracy = 0.948 9, Sensitivity = 0.765 7, Specificity = 0.980 9; STARE: Accuracy = 0.956 7, Sensitivity = 0.771 7, Specificity = 0.976 6) is better than existing methods. It is applicable to computer-assisted quantitative analysis of color retina fundus images and can be used as clinical reference.

Key words: retinal image analysis; vessel segmentation; combinatorial shifting filter response model; AdaBoost classifier

1 引言

正常情况下,视网膜血管的结构及形态处于稳定、规律的状态,而动脉硬化、高血压及糖尿病等心脑血管疾病则会导致视网膜眼底血管直径及弯曲程度等结构发生变化,因此彩色视网膜眼底图像中的血管检测对于预测、诊疗与评价心脑血管等疾病具有重要的临床应用价值^[1]。然而,由于彩色视网膜眼底图像中血管的管径尺寸变化范围较大,而且走向复杂,故对视网膜血管进行人工分割非常困难。通过计算机辅助操作对视网膜血管进行自动分割,可为临床诊断服务提供有效支持^[2]。

目前视网膜血管自动分割方法可分非监督方法与监督方法两类。非监督方法不施加任何先验知识,仅依据特征的分布规律就把像素分成血管和背景两类。如 Chaudhuri^[3]等提出 Gaussian 二维旋转匹配滤波方法对视网膜血管进行检测; Hoover^[4]提出一种考虑局部特征的多阈值探针方法去归类检测到的像素,以抑制全局经典匹配滤波阈值敏感问题,较为理想地检测出假阳性比率,但是该方法计算复杂度也相对较高; Mendonca^[5]等人提出自适应阈值的视网膜血管提取方法,在图像的各个亮度区间使用不同阈值来检测血管,再合并获得最终分割结果; Ricci^[6]等人采用固定长度、转变方向的 2 个正交线检测器去计算线段上的平均灰度值,利用支持向量机对得到的特征向量进行处理实现血管自动分割,但该方法只凭借血管亮度信息而不考虑对比度等差异,影响分割结果的准确率。

监督方法大多使用专家手动分割的血管标注图像进行训练,再依据典型样本训练方法进行分

类。首先对图像进行预处理并通过提取特征获取参数,作为决策法则,选择及构建分类器对样本数据进行训练,最后利用训练好的分类器对测试数据进行分类。如 Staal^[7]采用脊线检测的方法提取亮度、边缘强度及管径等特征来训练分类器,使用视网膜血管中心线邻域的特征向量进行监督分类; Soares^[8]提出基于二维小波变换的视网膜血管分割手段,特征值即为视网膜眼底图像的多尺度二维小波变换,对变换结果进行不同方向及尺度分析,采用贝叶斯分类器进行视网膜血管识别,但由于该方法只使用血管像素信息而未判别血管形态结构,导致误分类较多且对噪声点比较敏感。Marin^[9]等人应用多层神经网络基于矩不变特征对视网膜图像像素进行分类。Fra^[10]等人采用基于增强和决策树相结合的分类方案对视网膜血管进行提取。

尽管现有方法对多数彩色视网膜眼底图像中的血管可实现自动分割,但由于视网膜图像中的血管管径狭小,血管与背景对比度较低,以及人眼的个体差异、照度不均和各种眼底病变等因素的存在,彩色视网膜眼底图像处理准确率相对较低,现有视网膜血管自动分割方法的性能亟待提升。因此,本文结合视网膜血管的自身结构特点,提出基于组合移位滤波响应的特征提取方法,将提取的特征输入 AdaBoost 分类器以对视网膜血管进行检测。本文方法中,首先,通过分析视网膜图像的 R、G、B 通道,采用亮度与原始视网膜信息最为接近,并表现出最佳血管与背景对比度的 G 通道视网膜眼底图像作为本文实验样本。从视网膜眼底图像中可以看出,视网膜血管从视盘向四周延伸,呈长条型管状形态,因此本文提出采取适用于条状结构的组合移位滤波模型对血管特征进行提取。针对血管和血管末端的不同特征,分别配置

对称及非对称两种滤波模型进行跟踪,将组合移位滤波模型(对称和非对称)与 G 通道像素灰度值共同构建特征向量库,最后采用 AdaBoost 分类器对各个像素点进行分类判定。本文提出的方法在国际公共数据库 DRIVE 与 STARE 进行了实验验证。

2 组合移位滤波数学模型

组合移位滤波模型的滤波响应是由 LGN 细胞计算模型的几何平均值计算得到的,该滤波器具有方向选择性,对于轻微形变及旋转变换均有良好的适应性,因此其适用于类似血管状的条状结构的检测。该组合滤波器来自不同的 DoG 滤波器响应组合,对于亮度变化能够得到较高响应,其结构如图 1 所示^[11-12],当滤波器选择图中竖线作为模板时,以给定点为圆心的灰色实心圆内的滤波响应即为其 DoG 响应。椭圆形虚线表示组合移位滤波模型的作用区域,也表示本文关注的 On 型感受野。

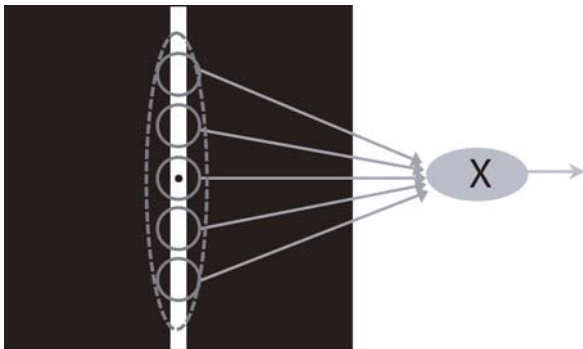


图 1 组合移位滤波响应模型图

Fig. 1 Combined shift filter response model

本文采用二维高斯函数模拟 LGN 细胞感受野模型:

$$\text{DoG}_\sigma^+(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right] - \frac{1}{2\pi(0.5\sigma)^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2(0.5\sigma)^2}\right], \quad (2)$$

其中: σ 为外部四周高斯函数标准差,内部高斯函数标准差定义成 0.5σ 。每个 $\text{DoG}_\sigma^+(x, y)$ 对应一个 On 型感受野,代表中心区域处在激活状态、外围处在抑制状态。 $\text{DoG}_\sigma^-(x, y)$ 对应 Off 型感受野,定义如下:

$$\text{DoG}_\sigma^-(x, y) = -\text{DoG}_\sigma^+(x, y). \quad (2)$$

若彩色视网膜眼底图像 I 的亮度值为 $I(x', y')$, 位置为 (x, y) , 则核函数 $\text{DoG}_\sigma(x - x', y - y')$ 和 DoG 滤波器 $c_\sigma(x, y)$ 的响应卷积为:

$$c_\sigma(x, y) \stackrel{\text{def}}{=} |I * \text{DoG}_\sigma|^+, \quad (3)$$

其中 * 代表卷积。

3 血管结构特征提取

3.1 对称结构的组合移位滤波响应模型

组合移位滤波响应是通过计算一组 DoG 滤波响应的几何平均值获得的,本文用其来检测具有边缘平行和分段线性特点的血管,组合移位滤波响应模型的配置如图 2 所示^[11-12]。

图中同心圆的圆心表示组合移位滤波响应的中心,继而自动分析其局部近邻,本文采用指定 σ 的 DoG 滤波器进行处理,将以中心点为圆心的 N 个同心圆作为支持域,分析 $c_\sigma(x, y)$ 的响应。图 2 中黑色圆点代表 DoG 响应最强位置的极值点,其数量取决于同心圆的个数 N ,本文所得到的极值点为 $2N$ 个。在使用组合移位滤波器时,对于每一点 i ,均采用这种方法计算其响应,组合移位滤波器的参数设置为如下三元组:

$$S = \{(\sigma_i, \rho_i, \varphi_i) \mid i = 1, \dots, n\}. \quad (4)$$

式中 σ_i 是响应最强的 DoG 滤波器标准差; (ρ_i, φ_i) 是代表其位置的极坐标, n 代表 DoG 滤波器个数。

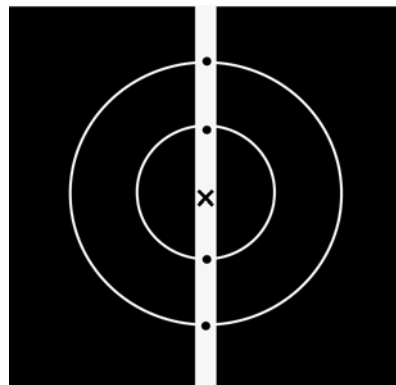


图 2 组合移位滤波响应结构图

Fig. 2 Configuration of combined shift filter response

3.2 DoG 滤波器模糊移位运算

为了实现上述组合移位滤波模型的配置和分布,本文对每个点位置的容错性及抗噪性进行改善,首先模糊 DoG 滤波响应,即对 DoG 滤波器的加权响应计算最大值,本文将权重定义为高斯函数

$G_\sigma(x', y')$, 其中 σ' 为一个关于 ρ_i 的线性函数, 即:

$$\sigma' = \sigma'_0 + \alpha \rho_i, \quad (5)$$

式中: σ'_0 , α 是常数, ρ_i 是 σ' 相对于中心滤波器的距离。

为了与组合移位滤波响应呈中心分布的特点相符, 把各个 φ_i 经相反方向模糊后的 DoG 响应都进行移位运算, 公式如下:

$$S_{\sigma_i, \rho_i, \varphi_i}(x, y) = \max_{x', y'} \{ c_{\sigma_i}(x - \Delta x_i - x', y - \Delta y_i - y') G_{\sigma_i}(x', y') \}, \quad (6)$$

其中: $\Delta x_i = -\rho_i \cos \varphi_i$, $\Delta y_i = -\rho_i \sin \varphi_i$, $-3\sigma' \leq x', y' \leq 3\sigma'$ 。

3.3 组合移位滤波响应

本文将组合移位滤波响应定义为集合 S 中定义的经过模糊移位后的 DoG 滤波响应的加权几何平均值, 即:

$$r_S(x, y) \stackrel{\text{def}}{=} \left| \left(\prod_{i=1}^{|S|} (S_{\sigma_i, \rho_i, \varphi_i}(x, y))^{\omega_i} \right)^{1/\sum_{i=1}^{|S|} \omega_i} \right|, \quad (7)$$

式中 $\omega_i = \exp\left[-\frac{\rho_i^2}{2\sigma^2}\right]$, 其中 $\hat{\sigma} = \frac{1}{3} \max_{i \in \{1, \dots, |S|\}} \{\rho_i\}$, $|*|_t$ 代表阈值为最大响应值的 $t \in (0, 1)$ 倍, 由于加权几何平均值与函数, 故当模糊移位响应大于 0 时滤波器才会得出响应值, 随着响应滤波器与中心点距离的增加响应逐渐减小。

综上所述, 设计适合本文的组合移位滤波器的关键在于确定合适的条状结构方向, 因此本文对参数组 S 做了调整, 另外还加入了方向变量, 引进 R_ψ , 以保证组合移位滤波器在具备旋转不变性的同时可检测多方向条状结构:

$$R_\psi(S) = \{(\sigma_i, \rho_i, \varphi_i + \psi) \mid \forall (\sigma_i, \rho_i, \varphi_i) \in S\}. \quad (8)$$

这样, 滤波器就获取到各个像素点在各方向 ($0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, \dots, 165^\circ$) 上的滤波响应, 以多方位提取血管形状特征, 归并响应并将获得的最大值作为该像素点的特征:

$$r_S(x, y) = \max_{\psi \in \Psi} \{ r_{R_\psi}(x, y) \}, \quad (9)$$

式中 $\Psi = \left\{ \frac{\pi}{n_r} i \mid 0 \leq i \leq n_r \right\}$, n_r 代表方向的数目, 本文给定值为 12。

3.4 非对称结构的组合移位滤波模型及血管末端特征结构

血管末端主要表现为“不连续性”, 对于其的处理方法与血管主干不同。由于定义用来检测连

续主干血管的对称结构组合移位滤波响应模型的函数是与函数, 即只有方向大于 0 时才可得响应, 其会直接忽略掉血管末端, 因此对末端提取并不适用。经过多次实验发现, 由于噪声影响, 组合移位滤波器在血管末端仍会得到较低的响应, 故可以通过构建非对称组合移位滤波响应模型进行血管末端结构的特征提取(每个方位都是有端点的可能), 计算 360° 的滤波响应, 这样就可以检测到血管末端结构特征。

4 基于 AdaBoost 的自适应迭代分类

接下来利用 AdaBoost 分类器训练特征向量, 获取到强分类器, 对测试集里的血管结构进行分类检测。AdaBoost 分类器是弱分类器线性级联成强分类器的迭代算法^[13], 每次迭代过程正确分类比率至少大于 50%。 $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$ 是输入到训练集的样本, x_i 为 n 维特征向量, 表示的是训练数据, $y_i \in \{-1, 1\}$ 为分类标注, m 为样本的个数。 $D_t(i)$ 为训练样本 i 在第 t 轮的分布权重, $t \in \{0, 1, \dots, T\}$ 为循环的总轮数。训练初始时刻 ($t=0$), 所有训练数据的权重都设置成 $D_t(i) = 1/m$ 。循环过程中, AdaBoost 对各个特征训练出弱分类器 h_t , 随后选择每一轮中错误分类样本数量最少、且拥有最优特征的弱分类器 h_t , 经过 T 轮循环后获得弱分类器集合, 最终级联为强分类器, 本文给定 T 的值为 100。其中弱分类器定义如下:

$$h_t = \underset{h_t}{\operatorname{argmin}} \epsilon_t, \quad (10)$$

式中 $\epsilon_t = \sum_{i: y_i \neq h_t(x_i)} D_t(i)$ 为分类误差, AdaBoost 算法依据该分类误差 ϵ_t 选择参数 α_t 来更新样本的权重分布 D_t , 参数 $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t}$, 定义更新权重规则如下:

$$D_{t+1} = \frac{D_t(i) \times \begin{cases} \exp(-\alpha_t), & \text{if } y_i = h_t(x_i) \\ \exp(\alpha_t), & \text{if } y_i \neq h_t(x_i) \end{cases}}{Z_t} = \frac{D_t(i) \exp[-\alpha_t y_i h_t(x_i)]}{Z_t}, \quad (11)$$

式中 Z_t 是为保证 D_{t+1} 是权重分布的归一化因子, 提升被弱分类器 h_t 错误分类的样本权重、降低被正确分类的样本权重是更新权重的目的所在。最终输出的强分类器定义如下:

$$H(x_i) = \operatorname{sign}\left(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x_i)\right). \quad (12)$$

5 实验结果与分析

5.1 实验数据

本文实验所使用的计算机中央处理单元为 IntelCore 处理器,核心频率为 3.30 GHz,系统内存为 8 GB,软件平台为 MATLAB R2016a,实验中所有彩色视网膜眼底图像均来自国际公共数据库:数字视网膜图像血管提取数据库 DRIVE (Digital Retinal Images for Vessel Extraction) 库^[4] 和视网膜结构化分析数据库 STARE (Structured Analysis of the Retina) 库^[7]。

DRIVE 数据库^[4]是荷兰糖尿病视网膜病变筛查项目组从 400 名糖尿病患者的视网膜图像里随机抽取 40 张图像构建的。这些图像由 CanonCR5 免散瞳 3CCD 摄像机以 45° FOV 采集,分辨率为 768×584,每个 RGB 通道为 8 bit,FOV 直径大约为 540 pixel。数据库中训练数据及测试数据各包含 20 幅图像,测试数据是由两位专家手动分割得到的标注结果的集合,第 1 位专家手动标注的标准分割图像也叫做黄金标准,本文以此分割结果作为标准参考图像。

STARE 数据库^[7]包含由 Hoover 等人采集整理的 20 幅图像,由 TopCon TRV-50 眼底照相机在 35° FOV 下采集。分辨率为 700×605,每通道为 8 bit。其中 10 幅是病理图像,另外 10 幅是健康视网膜图像。由两位专家分别手动标注,将第 1 位专家手动标注的血管分割图像作为标准分割图,第 2 位专家手动标注的结果多用来作为比较基准。

5.2 彩色眼底图像预处理

本文实验源图像均选用彩色视网膜眼底 G 通道图像。用眼底照相机拍摄的彩色视网膜眼底图像是 24 位 RGB 图像,红、绿、蓝色各占 8 位,若转换成灰度图像则将丢失较多原始信息。因此分别提取彩色视网膜眼底图像的 R、G、B 分量,所得结果如图 3(彩图见期刊电子版)所示。通过比较各通道图像发现,R 通道图像有过饱和现象,B 通道图像血管模糊不清,对比度较低;只有 G 通道图像血管与背景差异最明显,对比度最高,这也是目前大多数视网膜血管分割领域的研究者都采用彩色视网膜眼底图像的 G 通道图像作为实验用图的主要原因^[14-19]。

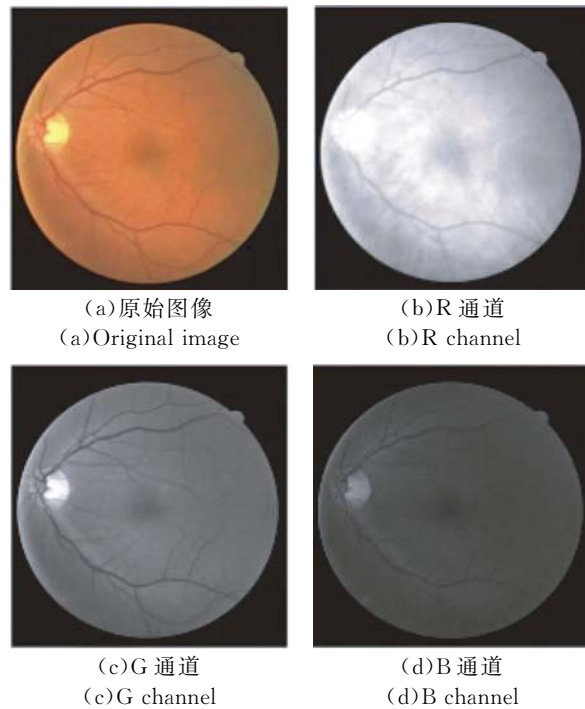


图 3 彩色视网膜 RGB 通道眼底图像
Fig. 3 RGB channel fundus images of color retinal

为了降低噪声的影响,更好地对血管进行特征检测,本文在视网膜眼底 G 通道图像上进行增强处理,采用基于空间域增强的受限对比度直方图均衡化(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)方法,使视网膜眼底 G 通道图像在每个灰度级上的分布更加均匀,图像的对比度更高。

5.3 评价指标

为定量分析和检验分割性能,将本文方法的分割结果和国际公共数据库所提供的专家分割结果进行比较,讨论像素的分类情况。血管像素被正确分类的个数用 TP(True Positive)表示,即真阳性,血管像素被错误分成非血管像素的数目用 FP(False Positive)表示,即假阳性;非血管像素被正确分类的个数用 TN(True Negative)表示,即真阴性,非血管像素被错误分成血管像素的数目用 FN(False Negative)表示,即假阴性。

通常采用准确率(Accuracy)、敏感度(Sensitivity)和特异性(Specificity)这 3 个指标来客观评价视网膜血管分割算法的分割效果。准确率表示分割正确的像素占图像总像素的比例,敏感度表示分割正确的血管像素占血管总像素的比例,特异性表示分割正确的背景像素占背景总像

素的比例。假设图像的总像素数目为 TOTAL, 准确度、敏感度及特异性的计算公式如下所示:

$$Accuracy = (TP + TN) / TOTAL,$$

$$Sensitivity = TP / (TP + FN),$$

$$Specificity = TN / (TN + FP).$$

需要研究者正确分析两种对比情况或状态的效果时,ROC(Receiving Operator Characteristics)曲线是一种有效方法。为了进一步检验算法的性能,下面将利用 ROC 曲线进行比较和评价,ROC 曲线是反映 Sensitivity 和 Specificity 连续变量的综合指标,通过设定不同的阈值,计算 Sensitivity 与 Specificity 值,以 Sensitivity 为纵坐标、Specificity 为横坐标绘制曲线,ROC 曲线下的面积越大则系统的性能越好。

5.4 实验结果与分析

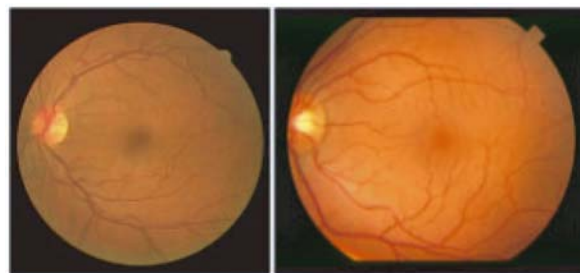
通过多次试验,设置 DRIVE 库和 STARE 库最终的组合移位滤波响应的特征检测参数如表 1 所示。

表 1 DRIVE 及 STARE 数据库参数设置

Tab.1 Parameter settings on DRIVE and STARE

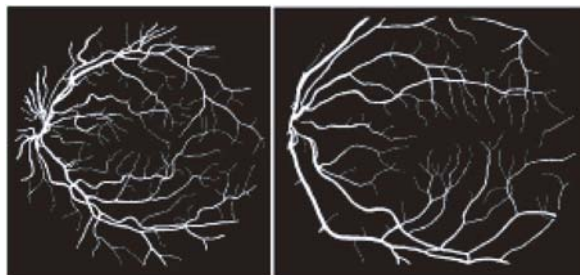
DRIVE 数据库参数设置结果		
组合移位滤波器参数	对称结构	非对称结构
Σ	2.4	1.8
P	{0,2,4,...,12}	{0,2,4,...,24}
α	3	2
A	0.7	0.1
STARE 数据库参数设置结果		
组合移位滤波器参数	对称结构	非对称结构
Σ	2.7	2.3
P	{0,2,4,...,12}	{0,2,4,...,26}
α	1	1
A	0.6	0.1

图 4(彩图见期刊电子版)展示了几种方法对国际公共数据库 DRIVE 数据库及 STARE 数据库的分割结果样图。图 4 中从上到下依次为视网膜原始图像、专家手动分割结果、本文方法分割结果与目前所查阅到的精度最高的文献[10]方法分割结果。由图 4 可见,本文方法对视网膜血管的分割较为完整,分割出的血管主干及末端连通性好,同时较好地分割出大多数细小血管。



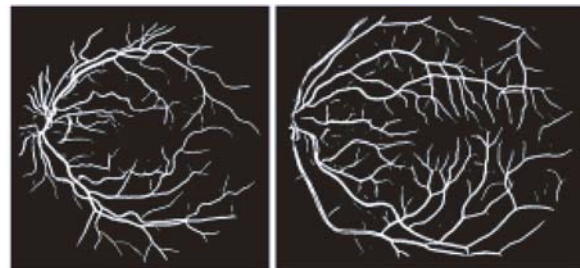
(a)原始彩色视网膜眼底图像

(a)Original color retinal fundus images



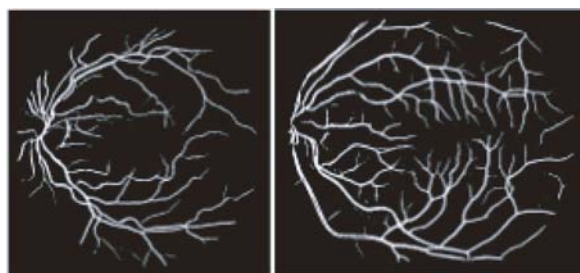
(b)专家手动分割结果

(b)Manually segmentation results by expert



(c)本文方法自动分割结果

(c)Segmentation results by proposed method



(d)文献[10]分割结果

(d)Segmentation results by literature[10] method

图 4 视网膜血管分割结果比较样图(第 1 列为 DRIVE 数据库分割结果示例;第 2 列为 STARE 数据库分割结果示例)

Fig.4 Comparison of final segmentation results for retinal fundus images(The first column is the examples of DRIVE database, the second column is the examples of STARE database)

为了进一步检验算法性能,采用 ROC 曲线对本文方法与文献[10]方法的分割结果进行评价结果见图 5。由图 5 可见,本文方法 ROC 曲线下的面积比文献[10]方法更接近 1,ROC 曲线上的数据点更偏向于坐标系左上方区域,说明在相同假阳性比率下,本文方法较文献[10]方法被正确分类的血管比率(真阳性)显著提高,也就是说,在拥有近似同等错分比率的情况下,本文方法比文献[10]方法能够检测出更多的真实血管。

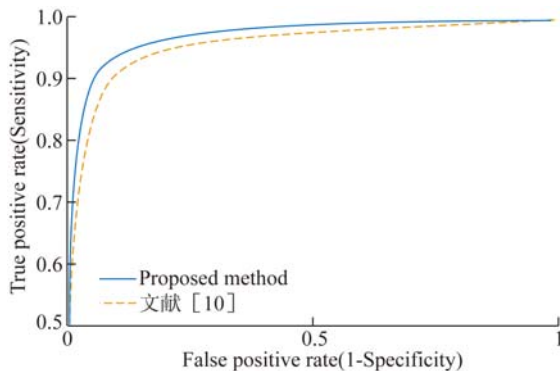


图 5 本文方法与文献[10]方法对 DRIVE 数据库图像进行分割的 ROC 曲线图

Fig. 5 ROC curves for DRIVE data set segmented by proposed method and method in literature [10]

本文方法与其他眼底图像血管分割方法的性能比较见表 2 及表 3。可以看出,本文方法所获得的精确度较高,各项性能指标也优于其他算法,可为临床决策提供可靠借鉴。

表 2 不同算法对 DRIVE 数据库视网膜血管分割结果比较

Tab. 2 Comparison of segmentation results by different methods on DRIVE dataset

类型	文献	Accuracy	Sensitivity	Specificity
非监督方法	Chauduri ^[3]	0.877 3	0.271 6	0.978 5
	Mendonca ^[5]	0.946 3	0.734 4	0.976 4
	Ricci ^[6]	0.956 3	—	—
监督方法	Staal ^[7]	0.944 1	—	—
	Soares ^[8]	0.946 6	0.733 2	0.978 2
	Marin ^[9]	0.945 2	0.706 7	0.980 1
	Fraz ^[10]	0.948 0	0.740 6	0.980 7
	Azzopard ^[12]	0.944 2	0.765 5	0.970 4
	Proposed method	0.948 9	0.765 7	0.980 9

表 3 不同算法对 STARE 数据库视网膜血管分割结果比较

Tab. 3 Comparison of segmentation results by different methods on STARE dataset

类型	文献	Accuracy	Sensitivity	Specificity
非监督方法	Hoover ^[4]	0.927 5	0.674 7	0.956 5
	Mendonca ^[5]	0.947 9	0.699 6	0.973 0
	Ricci ^[6]	0.958 4	—	—
监督方法	Staal ^[7]	0.951 6	—	—
	Soares ^[8]	0.948 0	0.720 7	0.974 7
	Marin ^[9]	0.952 6	0.694 4	0.981 9
	Fraz ^[10]	0.953 4	0.754 8	0.976 3
	Azzopard ^[12]	0.949 7	0.771 6	0.970 1
	Proposed method	0.956 7	0.771 7	0.976 6

6 结 论

本文提出了一种基于组合移位滤波响应的特征向量提取与 AdaBoost 分类器相结合的彩色视网膜眼底图像血管分割方法。针对视网膜血管的结构特点,实现了基于组合移位滤波响应模型的视网膜血管及血管末端特征提取。该方法采用 DoG 滤波器模拟感受野的生物特性,将若干 DoG 滤波器相结合组建一种适用于检测条状结构的组合移位滤波响应血管检测模型。然后,结合血管结构特点,采用对称组合移位滤波器与非对称组合移位滤波器分别对血管主干和血管末端进行特征提取,最后与视网膜眼底图像 G 通道灰度特征共同作为特征向量,输入 AdaBoost 分类器实现对每个像素的分类判定。在国际公共数据库 DRIVE 和 STARE 上的实验结果表明,该方法针对两个标准数据库的平均精确度分别达到 94.89%(DRIVE)和 95.67%(STARE),精确度、敏感度和特异性均优于已有方法,对于不具备类似血管直线性结构特征的病变斑点具有一定的抵抗效果,适用于眼底图像的计算机辅助定量分析。在后续工作中,我们将针对如何进一步降低血管分割假阳性率进行研究,为临床诊断提供更可靠借鉴。

参考文献:

- [1] 邹北骥, 张思剑, 朱承璋. 彩色眼底图像视盘自动定位与分割[J]. 光学精密工程, 2015, 23(4): 1187-1195.
ZOU B J, ZHANG S J, ZHU CH ZH. Automatic localization and segmentation of optic disk in color fundus image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1187-1195. (in Chinese)
- [2] 孙廷奎. 光学相干层析医学图像处理及其应用[J]. 光学精密工程, 2014, 22(4): 1086-1104.
SUN Y K. Medical image processing techniques based on optical coherence tomography and their applications [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4): 1086-1104. (in Chinese)
- [3] CHAUDHURI S, CHATTERJEE S, KATZ N. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, 8(3): 263-269.
- [4] 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.
- [5] MMENDONCA A M, CAMPILHO A. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1200-1213.
- [6] 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.
- [7] STAAL J, ABRÁMOFF M D, NIEMEIJER M. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(4): 501-509.
- [8] SOARES J V B, LEANDRO J J G, CESAR R M. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1214-1222.
- [9] MARÍN D, AQUINO A, GEGUÍNDEZ-ARIAS M E, *et al.*. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(1): 146-158.
- [10] FRAZ M M, REMAGNINO P, HOPPE A, *et al.*. An ensemble classification-based approach applied to retinal blood vessel segmentation [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, 59(9): 2538-2548.
- [11] AZZOPARDI G, PETKOV N. A CORF computational model of a simple cell that relies on LGN input outperforms the Gabor function model [J]. *Biological Cybernetics*, 2012, 106(3): 177-189.
- [12] AZZOPARDI G, STRISCIUGLIO N, VENTO M. Trainable COSFIRE filters for vessel delineation with application to retinal images [J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 19(1): 46-57.
- [13] LUPASCU C A, TEGOLO D, TRUCCO E. FABC: retinal vessel segmentation using AdaBoost [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(5): 1267-1274.
- [14] SHAHRIAN E V, YOUSEFI S, ISFAHANI A M. Vessels segmentation in color retinal images using ensemble of bagged decision trees and patched based principle component analysis and linear discriminant analysis [J]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2015, 56(7): 5262.
- [15] ZHU C Z, ZOU B J, ZHAO R C. Retinal vessel segmentation in colour fundus images using Extreme Learning Machine [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2017, 55(SD): 68-77.
- [16] HATANAKA Y, TACHIHI H, OGOHARA K. Artery and vein diameter ratio measurement based on improvement of arteries and veins segmentation on retinal images [C]. 2016 *IEEE 38th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2016: 1336-1339.
- [17] RODRIGUES J, BEZERRA N. Retinal vessel segmentation using parallel grayscale skeletonization algorithm and mathematical morphology [C]. *Conference on Graphics, Patterns and Images*, 2016.
- [18] OLIVEIRA W S, TEIXEIRA J V, REN T I. Unsupervised retinal vessel segmentation using combined filters [J]. *PLoS one*, 2016, 11(2): e0149943.

- [19] LU C Y, JING B Z, CHAN P P K. Vessel enhancement of low quality fundus image using mathematical morphology and combination of Gabor and

matched filter [C]. 2016 *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR)*, IEEE, 2016; 168-173.

作者简介:



黄文博(1980—),男,吉林长春人,博士研究生,副教授,硕士生导师,2002年于吉林工程技术师范学院获得学士学位,2009年于长春理工大学获得硕士学位,主要从事机器学习及图像处理方面的研究。E-mail: huangwenbo@cncnc.edu.cn

导师简介:



王珂(1955—),男,河北秦皇岛人,博士,教授,博士生导师,1978年、1994年于吉林工业大学分别获得学士、硕士学位,2000年于吉林大学获得博士学位,主要从事信号与信息处理、图像处理等方面的研究。E-mail: wangke@jlu.edu.cn