

# 基于多尺度 2D Gabor 小波的视网膜血管自动分割

王晓红<sup>1</sup> 赵于前<sup>1,2</sup> 廖苗<sup>1</sup> 邹北骥<sup>2</sup>

**摘要** 眼底视网膜血管分割对临床视网膜疾病诊断具有重要意义。由于视网膜血管结构微小, 血管轮廓边界模糊, 加上图像采集时噪声的影响, 视网膜血管分割非常困难。本文提出一种视网膜血管自动分割新方法。首先, 应用对比度受限的自适应直方图均衡法增强视网膜图像; 然后, 采用不同尺度的 2D Gabor 小波对视网膜图像进行变换, 并分别应用形态学重构 (Morphological reconstruction, MR) 和区域生长法 (Region growing, RG) 对变换后的图像进行分割; 最后, 对以上两种方法分割的视网膜血管和背景像素点重新标记识别, 得到视网膜血管最终分割结果。通过对 DRIVE 和 STARE 数据库视网膜图像的分割实验, 证明了该算法的有效性。

**关键词** 视网膜血管分割, 2D Gabor 小波, 形态学重构, 区域生长

**引用格式** 王晓红, 赵于前, 廖苗, 邹北骥. 基于多尺度 2D Gabor 小波的视网膜血管自动分割. 自动化学报, 2015, 41(5): 970–980

**DOI** 10.16383/j.aas.2015.c140185

## Automatic Segmentation for Retinal Vessel Based on Multi-scale 2D Gabor Wavelet

WANG Xiao-Hong<sup>1</sup> ZHAO Yu-Qian<sup>1,2</sup> LIAO Miao<sup>1</sup> ZOU Bei-Ji<sup>2</sup>

**Abstract** Segmentation of retinal vessels plays an important role in the diagnostic procedure of retinopathy. Due to the fact that the retinal vessels usually have some tiny structures and blurred boundaries, especially with remarkable noises resulted from retinal image acquisition, it is difficult to segment vessels from retinal images. In this paper, a new automatic segmentation method for retinal vessels is proposed. Firstly, the retinal vessel image is enhanced by the contrast-limited adaptive histogram equalization, and followed by multi-scale 2D Gabor wavelet transformation. Then, the use morphological reconstruction (MR) and region growing (RG) are used respectively to extract retinal vessels. Finally, both the segmented results are combined to achieve the final segmentation by reclassifying the vessel and background pixels. Experiments are conducted on the publicly available DRIVE and STARE databases, which show the effectiveness of the proposed method on retinal vessel segmentation.

**Key words** Retinal vessel segmentation, 2D Gabor wavelet, morphological reconstruction (MR), region growing (RG)

**Citation** Wang Xiao-Hong, Zhao Yu-Qian, Liao Miao, Zou Bei-Ji. Automatic segmentation for retinal vessel based on multi-scale 2D Gabor wavelet. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(5): 970–980

眼底视网膜血管结构的精确分割可以辅助临床

收稿日期 2014-03-20 录用日期 2014-12-03  
Manuscript received March 20, 2014; accepted December 3, 2014

国家自然科学基金 (61172184, 61379107, 61174210, 61402539), 教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET-13-0603), 高等学校博士学科点专项科研基金 (20130162110016), 湖南省科技基本建设基金 (20131199) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61172184, 61379107, 61174210, 61402539), Program for New Century Excellent Talents in University of Education Ministry in China (NCET-13-0603), Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (20130162110016), and Program for Hunan Province Science and Technology Basic Construction (20131199)

本文责任编辑 章毓晋

Recommended by Associate Editor ZHANG Yu-Jin

1. 中南大学生物医学工程研究所 长沙 410083 2. 中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083

1. Institute of Biomedical Engineering, Central South University, Changsha 410083 2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083

医师对视网膜疾病进行诊断和治疗<sup>[1-3]</sup>。由于视网膜图像灰度分布不均匀, 血管网络结构复杂, 目标血管与图像背景对比度低, 以及图像噪声等影响, 视网膜血管分割面临巨大挑战。目前, 国内外已有的视网膜血管分割方法很多, 主要分为有监督和无监督两类。其中有监督类方法主要通过分类器对视网膜血管进行识别<sup>[4-7]</sup>; 而无监督类分割又可以细分为基于高斯匹配滤波<sup>[8-12]</sup>、血管追踪<sup>[13-16]</sup>以及形态学操作<sup>[17-18]</sup>等方法。

### 1) 有监督类方法

Soares 等<sup>[4]</sup>应用不同尺度的 2D Gabor 小波变换函数对视网膜图像进行处理, 根据得到的 Gabor 小波变换图像构造特征向量空间, 然后采用贝叶斯分类器对视网膜血管特征进行识别。Ricci 等<sup>[5]</sup>利用支持向量机分类器, 根据提取的视网膜血管线性特征, 对视网膜血管进行了识别。文献 [6] 则提取了视

网膜图像特征矩信息, 然后利用人工神经网络对视网膜血管进行识别. 文献 [7] 先提取视网膜绿色通道图像的九维特征向量, 然后用 AdaBoost 分类器对视网膜特征进行分类识别. 基于分类器的视网膜血管分割方法需要大量预分割好的视网膜图像作为参考标准, 因此临床实际应用较为困难.

## 2) 无监督类方法

基于匹配滤波器的方法最早由 Chaudhuri 等<sup>[8]</sup>提出, 该类方法将视网膜图像与二维高斯核函数进行卷积, 通过提取高斯匹配滤波不同方向的响应最大值, 得到视网膜血管图像. Hoover 等<sup>[9]</sup>根据基于区域的局部血管属性, 采用阈值探针对高斯匹配滤波后的视网膜图像血管以及背景像素点进行检测. Zhang 等<sup>[10]</sup>将高斯函数一阶导数应用到视网膜血管分割中, 并结合视网膜图像高斯匹配滤波结果, 对目标血管进行提取. 文献 [11] 根据视网膜目标血管和背景对不同尺度高斯匹配滤波器的响应情况, 提取三个不同尺度的视网膜高斯匹配滤波图像, 然后采用双阈值方法得到最终视网膜血管分割结果. 文献 [12] 则利用高斯匹配滤波模板, 对灰度校正后的视网膜图像进行增强, 并采用最大期望算法提取视网膜血管. 以上基于二维高斯匹配滤波的视网膜分割方法能够提取大部分视网膜血管, 然而对于图像中血管与背景对比度较低的像素点该方法分割精度低.

血管追踪是另一类典型的无监督类视网膜血管提取方法. Tolias 等<sup>[13]</sup>应用模糊 C 均值聚类方法, 从视神经盘开始对视网膜血管进行追踪. 该方法受血管的一维横截面模糊模型驱动, 并对追踪后的候选血管区域进行判断. Can 等<sup>[14]</sup>首先构造不同方向的血管追踪模板, 然后对初始视网膜血管种子点进行循环追踪. Zou 等<sup>[15]</sup>利用基于连续扫描线的方法得到视网膜血管方向, 这些血管方向随后被用来指导血管追踪. 文献 [16] 利用基于概率的追踪方法对视网膜边界点进行检测, 该方法结合了视网膜图像的局部灰度级信息以及血管连通特性. 以上基于血管追踪的方法能够得到较好的视网膜血管分割结果, 但对视网膜血管分支点以及交叉点的分割不够准确.

Zana 等<sup>[17]</sup>根据视网膜血管分段连接以及局部线性分布等特点, 对视网膜图像进行形态学滤波, 进而提取视网膜血管模型. Mendonca 等<sup>[18]</sup>对视网膜血管进行多尺度顶帽变换增强, 然后应用形态学重构获得初始视网膜血管图, 再结合提取出的视网膜血管中心线, 得到视网膜血管最终分割结果. 文献 [19] 利用期望最大化算法对眼底视网膜血管进行聚类, 并通过投影逆变换构建了视网膜三维模型. 此外, 文献 [20] 对传统的基于线性检测的视网膜方法进行了改进, 通过不同尺度的线性探针对视网膜血

管进行检测, 避免了单尺度线性探针引起的诸如视网膜血管融合, 血管交叉点扩张等问题. 该方法对视网膜细血管提取误差较大. 文献 [21] 利用多尺度层次分解算法对增强后的视网膜血管进行处理, 再通过自适应阈值法分割视网膜血管. 该方法能够对噪声进行有效估计, 对视网膜病变图像有较高的分割准确率.

针对以上视网膜血管分割方法存在的缺点, 本文提出一种基于不同尺度 2D Gabor 小波变换的视网膜血管自动分割新方法. 该方法首先应用对比度受限的自适应直方图均衡对视网膜图像的绿色通道进行增强, 然后采用不同尺度的 2D Gabor 小波变换函数对视网膜图像进行处理. 对于视网膜粗血管的分割, 需要对不同尺度 Gabor 小波变换后的视网膜图像进行重组, 再应用形态学重构方法提取血管结构; 对于视网膜细血管, 则通过区域生长法对小尺度 Gabor 小波变换后的图像进行提取, 同时, 区域生长过程受高斯曲线拟合函数的控制. 以上两种分割结果的并集即为最终视网膜血管图. 本文具体算法流程如图 1 所示.

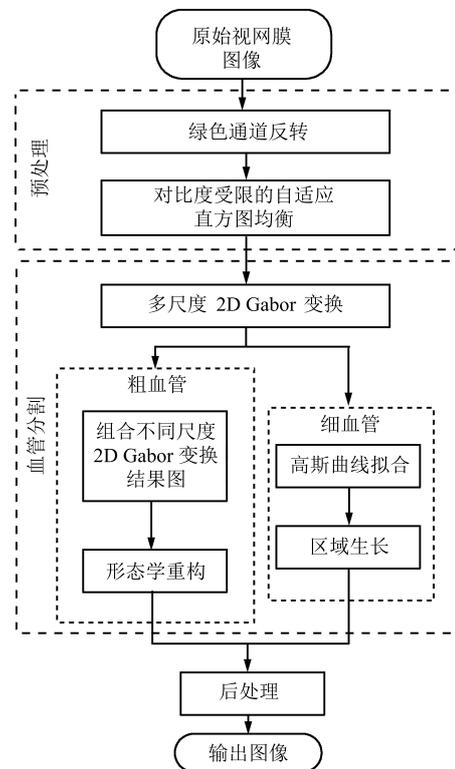


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

## 1 预处理

通过对彩色视网膜图像 (图 2(a)) RGB 各通道分量进行分析, 发现视网膜绿色通道分量展示了最

好的血管与背景对比度信息, 而红色与蓝色通道分量的对比度相对较低, 且噪声含量高<sup>[22]</sup>. 本文首先对绿色通道图像进行反转变换, 这样可增加视网膜血管的可见性, 如图 2(b) 所示. 为了减少相机光圈对视网膜图像 2D Gabor 小波变换的影响, 本文对视网膜图像感兴趣区域进行了迭代膨胀<sup>[4]</sup>. 该过程首先定位视网膜感兴趣区域的外轮廓像素点集合, 此集合中的像素点不仅位于视网膜感兴趣区域外侧, 同时还四邻接于感兴趣区域内部像素点. 然后, 对外轮廓集合中像素点重新赋值, 通过合并视网膜感兴趣区域内部像素以及外轮廓像素点, 以此扩大视网膜图像感兴趣区域范围. 重复此过程, 得到膨胀的视网膜感兴趣区域, 如图 2(c) 所示. 同时, 应用对比度受限的自适应直方图均衡 (Contrast-limited adaptive histogram equalization, CLAHE) 方法对视网膜图像进行增强<sup>[23]</sup>, 图 2(d) 给出了增强后的视网膜图像. 从图 2 可以看出, CLAHE 方法使视网膜图像中目标血管与背景的对比度得到了明显提高.

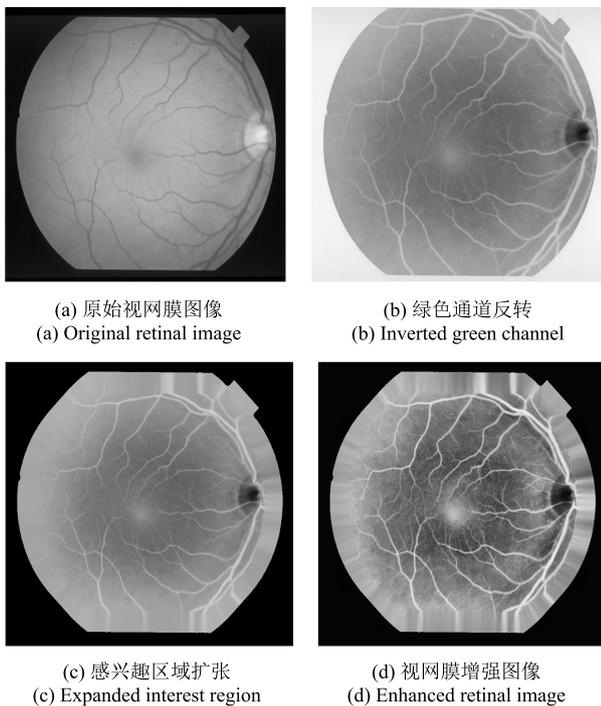


图 2 视网膜图像预处理  
Fig. 2 Preprocessing of retinal image

## 2 视网膜血管分割

### 2.1 2D Gabor 小波变换

本文应用 2D Gabor 小波对增强后的视网膜图像进行变换, 这是因为 2D Gabor 小波在进行视网膜血管位置特征检测时, 具有方向选择性, 而且对于不同宽度的视网膜血管, 2D Gabor 小波可以选择不

同尺度参数对其进行处理. 令  $f$  表示定义在实平面上的图像, 则连续小波变换  $T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a)$  可以定义为图像  $f$  与变换小波  $\psi(\mathbf{b}, \theta, a)$  的标量积<sup>[4]</sup>:

$$T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a) = C_\psi^{-\frac{1}{2}} \langle \psi(\mathbf{b}, \theta, a) | f \rangle = C_\psi^{-\frac{1}{2}} a^{-1} \int \psi^*(a^{-1}r_\theta(\mathbf{x} - \mathbf{b}))f(\mathbf{x})d^2\mathbf{x} \quad (1)$$

其中,  $\psi$  表示分析小波,  $\psi^*$  为分析小波  $\psi$  的复共轭形式,  $C_\psi$  代表归一化常数. 参数  $a$ ,  $\mathbf{b}$  和  $\theta$  分别为小波变换的膨胀尺度、位移向量和旋转角度.  $r_\theta$  是作用于  $\mathbf{x} = (x, y)$  的旋转算子, 可表示为

$$r_\theta(\mathbf{x}) = (x \cos \theta - y \sin \theta, x \sin \theta + y \cos \theta), \quad 0 \leq \theta \leq 2\pi \quad (2)$$

应用快速傅立叶变换可以实现式 (1) 中的小波变换, 即:

$$T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a) = C_\psi^{-\frac{1}{2}} a \int \exp(\mathbf{j}\mathbf{k}\mathbf{b})\hat{\psi}^*(a\mathbf{r}_\theta\mathbf{k})\hat{f}(\mathbf{k})d^2\mathbf{k} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{j} = \sqrt{-1}$ ,  $\hat{\psi}^*$  以及  $\hat{f}$  代表傅里叶变换. 本文采用的二维 Gabor 小波定义如下:

$$\psi(\mathbf{x}) = \exp(\mathbf{j}\mathbf{k}_0\mathbf{x})\exp\left(-\frac{1}{2}|\mathbf{A}\mathbf{x}|^2\right) \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{A} = \text{diag}\{\varepsilon^{-1/2}, 1\}$  ( $\varepsilon \geq 1$ ) 是一个  $2 \times 2$  的对角矩阵, 该矩阵定义了 Gabor 滤波器的各向异性.  $\mathbf{k}_0$  为复指数频率向量. 本文设置参数  $\varepsilon$  的值为 4,  $\mathbf{k}_0 = [0, 2.7]$ , 这样不仅有利于对视网膜血管的方向特征进行检测, 同时确保了视网膜图像 Gabor 小波变换时, 目标血管像素点的响应高于背景像素点. 对于视网膜图像中的每一个像素点, 用式 (5) 提取不同方向的响应最大值, 即

$$M_\psi(\mathbf{b}, a) = \max_\theta |T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a)| \quad (5)$$

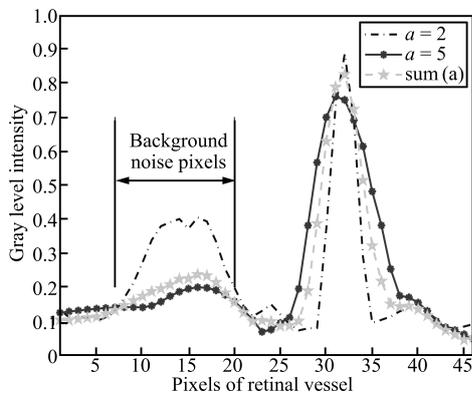
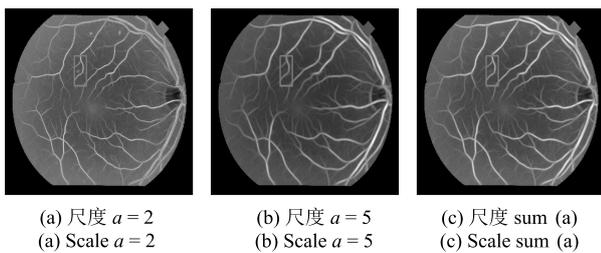
角度  $\theta$  从  $0^\circ \sim 170^\circ$  旋转变换, 步长为  $10^\circ$ . 由于视网膜血管宽度不同, 本文对视网膜图像进行 2D Gabor 小波变换时, 分别采用不同的尺度参量  $a$  对视网膜血管进行处理:  $a = [1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5, 5]$ , 其中参数  $a = 1.5$  用以检测小血管,  $a = [2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5, 5]$  则分别对视网膜较粗血管进行处理.

### 2.2 视网膜粗血管提取

由于视网膜粗血管对较大的尺度参数  $a$  比较敏感, 所以本文首先计算在尺度  $a = [2, 2.5, \dots, 5]$  条件下的视网膜 2D Gabor 变换图. 然后对在相应尺度情况下, 得到的 7 幅图像进行组合相加 (如式 (6) 所示):

$$F = \sum_{a=2}^5 (|M_{\psi}(\mathbf{b}, a)|) \quad (6)$$

图 3(a) 和图 3(b) 分别给出了尺度  $a = 2$  和  $a = 5$  条件下的视网膜图像 Gabor 小波变换结果, 图 3(c) 为经过式 (6) 运算后的视网膜图像, 图 3(d) 则显示了图 3(a)~3(c) 视网膜图像子区域 (图中方框标记部分) 中间行的 1D 横截面. 从图 3(d) 中可以看出, 在小尺度  $a = 2$  的条件下, 部分背景噪声被放大; 当尺度  $a = 5$  时, 噪声得到明显抑制, 但血管宽度增粗, 这将影响到视网膜血管分割的准确性. 而通过式 (6) 的组合变换, 不仅增强了视网膜血管像素点, 同时还抑制了图像的背景噪声.



(d) 标记子区域中间行的 1D 横截面  
(d) 1D cross section of the middle row in the marked sub-regions

图 3 不同尺度  $a$  的视网膜 2D Gabor 小波变换结果  
Fig. 3 Results of the 2D Gabor transformation with different  $a$

通过对 DRIVE 数据库<sup>[24]</sup> 和 STARE 数据库<sup>[9]</sup> 视网膜图像血管像素点和背景像素点进行统计, 发现视网膜血管像素占图像总像素的比例低于 15%. 由 2D Gabor 小波变换组合图中的灰度分布信息可知, 视网膜血管像素点位于其直方图亮度较高的区域. 根据本文统计实验, 定义视网膜图像粗血管分割的两个阈值  $T_1$  和  $T_2$ , 它们分别对应于组合后视网膜直方图面积的 93% 和 95%. 然后, 利用  $T_1$  和  $T_2$  对组合后的视网膜图像分别进行阈值处理, 得到图像  $f_1$  和  $f_2$ . 以  $f_2$  为标记图像, 对掩膜图像  $f_1$  进行形态学重构:

$$f_c = (f_2 \oplus s) \cap f_1 \quad (7)$$

其中,  $s$  为形态学结构元素,  $\oplus$  代表形态学膨胀算子. 图 4 给出了视网膜粗血管的形态学重构过程, 其中图 4(a) 是原始视网膜血管图像, 图 4(b) 和图 4(c) 分别是标记图像  $f_2$  以及掩膜图像  $f_1$ , 图 4(d) 显示了形态学重构视网膜粗血管的结果. 从图 4 可以看出, 应用形态学重构方法可以准确提取视网膜粗血管, 然而分割结果丢失了部分视网膜细血管信息.

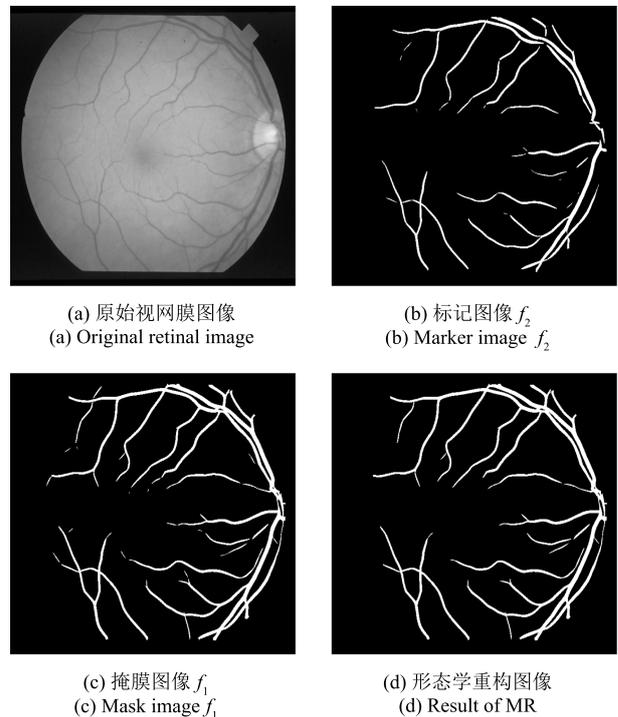


图 4 视网膜粗血管形态学重构  
Fig. 4 MR of retinal wide vessels

### 2.3 视网膜细血管分割

为了克服形态学重构引起的视网膜细血管丢失问题, 本文应用区域生长对 2D Gabor 小波变换后的图像进行细血管提取. 由于视网膜细血管半径较小, 本文选择尺度参数  $a = 1.5$  对视网膜图像进行 Gabor 小波变换. 在区域生长过程中, 首先根据视网膜图像像素分布特点, 确定视网膜血管生长种子点. 然后, 以这些种子点为中心检索其邻域像素, 根据生长准则将具有相似性质的像素点合并到种子点区域中, 生长准则由高斯曲线拟合函数控制. 重复此过程, 直到种子点区域像素点不再增加. 具体算法步骤如下:

**步骤 1.** 确定初始种子点集合. 根据视网膜图像灰度分布信息, 本文统计了视网膜图像 2D Gabor 小波变换后的直方图, 如图 5 所示, 然后定义区域生长种子点集合为

$$S = \{(x, y) | T - 0.05 \leq f(x, y) \leq T + 0.05\} \quad (8)$$

其中, 阈值  $T$  表示对应于 99% 视网膜直方图面积的像素灰度值.

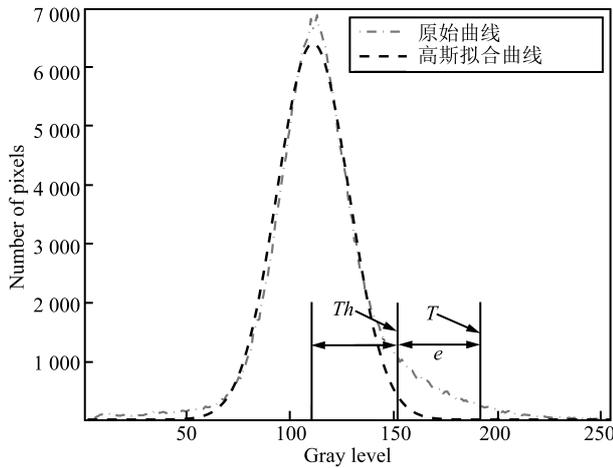


图 5 2D Gabor 小波变换后的视网膜直方图的高斯拟合曲线

Fig. 5 Gaussian fitting curve of histogram of retinal image transformed by 2D Gabor wavelet

**步骤 2. 区域生长.** 以确定的种子点集合为中心, 判断其 8-邻域内的像素点是否满足区域生长准则:  $|x_g - x_s| < e$ , 其中,  $x_s$  和  $x_g$  分别表示种子点及其邻域像素点. 由实验分析可知, 视网膜绿色通道图像像素满足高斯分布. 因此, 本文利用高斯曲线拟合对 2D Gabor 小波变换后的视网膜直方图进行拟合, 以此来确定区域生长阈值  $e$ . 其中, 高斯曲线拟合公式为

$$Fitcurve = p \times \exp\left(-\frac{h - \mu}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2 \quad (9)$$

式中,  $h$  为输入数据,  $p$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$  分别表示拟合参数. 根据高斯曲线分布特点, 当横坐标位于区间  $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$  时, 高斯曲线下的面积约占总面积的 95% 以上. 在 Gabor 小波尺度参数  $a = 1.5$  的条件下, 本文定义  $\mu + 2.4\sigma$  对应的灰度值为阈值  $Th$ , 那么区域生长过程中的阈值  $e$  可通过计算式 (8) 中的阈值  $T$  与阈值  $Th$  之差得到,  $T$  和  $Th$  的位置如图 5 所示.

**步骤 3. 终止生长.** 将满足条件的像素点合并到种子点集合, 返回步骤 2, 直到种子点区域不再增加为止. 图 6 给出了区域生长法对视网膜血管的分割结果. 图 6(a) 为原始视网膜图像 (中间正方形方框内为细血管子区域, 右上方长方形方框内为粗血管子区域), 图 6(b) 是视网膜绿色通道子区域放大图, 图 6(c) 为图 6(b) 的 2D Gabor 小波变换结果, 图

6(d) 则为区域生长法提取的子区域血管图. 其中图 6(b)~6(d) 上、下两行分别表示视网膜细血管和粗血管的分割过程. 从图 6(d) 可以看出, 区域生长法能够有效地提取对比度较低的细血管, 但对于粗血管, 其分割结果则包含许多中空的背景像素点.

## 2.4 后处理

由以上分析可知, 应用形态学重构运算可以得到视网膜粗血管, 但丢失了部分对比度较低的细血管信息 (图 4); 应用区域生长法可以提取视网膜细血管, 然而实验结果包含很多被误分割的背景像素点 (图 6). 本文综合以上两种方法的优缺点, 对分割结果进行如下后处理: 对形态学重构出的粗血管和区域生长得到的细血管重新标记, 即将两次分割结果的血管像素点通过逻辑“或”操作得到最终视网膜血管分割结果. 在整个分割过程中, 由于一些背景噪声和部分视网膜病变组织被误分割为目标血管, 本文去除了总像素面积小于 25 的孤立视网膜像素点区域.

## 3 实验结果与分析

本文对 DRIVE 和 STARE 数据库中的眼底视网膜图像进行了实验. DRIVE 数据库中的视网膜图像分为训练集和测试集, 每个集合中包含 20 幅图像, 大小均为 565 像素  $\times$  584 像素. 测试集分别由两位专家进行手动分割, 其中一位专家分割结果中, 血管占总像素的 12.7%, 而另一位专家则为 12.3%. 前者称之为集合  $A$ , 而后者则称之为集合  $B$ . 在对算法的评价分析中, 本文对测试集中的图像进行了实验, 并将集合  $A$  中的手动分割结果作为标准参考图像. STARE 数据库包含 20 幅视网膜图像, 大小均为 605 像素  $\times$  700 像素. 该数据库同样由两位专家进行了手动分割, 其中第一位专家的分割结果中, 血管占总像素的 10.4%, 而第二位占 14.9%. 本文以第一位专家的分割结果为标准参考图像.

图 7 给出了文献 [4]、文献 [10] 以及本文算法对 DRIVE 数据库中的两幅视网膜图像的分割结果. 图 7(a) 为原始视网膜图像, 图 7(b) 为专家手动分割的标准参考图像, 图 7(c)、图 7(d) 和图 7(e) 分别为文献 [4]、文献 [10] 和本文算法的分割结果. 从图 7 可以看出, 文献 [4] 算法分割结果出现了很多间断点; 文献 [10] 算法分割结果缺少了很多细血管, 而这些细血管对视网膜图像的分析具有重要意义. 相比以上两种方法, 本文算法分割结果中包含更多的细血管, 且整个视网膜血管树的连通性较好.

图 8 列出了文献 [4]、文献 [9] 以及本文算法对 STARE 数据库中病理与正常视网膜图像的分割结果. 其中, 图 8(a) 为原始视网膜图像, 图 8(b) 是第

一位专家手动分割结果, 图 8(c)、图 8(d) 和图 8(e) 分别为文献 [4]、文献 [9] 和本文算法的分割结果. 相比于正常视网膜图像的分割, 病理视网膜图像由于病变区域的影响, 分割精度降低. 从图 8 可以看出, 文献 [4] 算法分割结果中的视网膜血管连通性较差; 而文献 [9] 算法分割结果中包含了许多被误分割的像素点, 降低了分割精度. 相比以上两种方法, 本文算法对 STARE 数据库的分割结果中, 视网膜血管比较光滑, 连通性好, 精度也高.

为了分析分割结果的连通性以及分支交叉点的检测准确性, 本文还对视网膜血管进行了骨骼化操作, 结果如图 9 所示. 其中, 图 9(a) 为本文算法分割结果的骨骼化结构图 (图中本文算法分割结果与标准参考图像基本一致), 同时图 9(a) 还提取了视网膜血管树的结点以及分支点. 与标准分割结果相比较, 本文算法能够提取出视网膜血管大部分的分支交叉点, 且血管树的结构较完整. 图 9(b)~9(e) 分别为专家手动分割、文献 [4]、文献 [9] 以及本文算法分割结果的局部区域 (图 9(a) 下方方框内部) 骨骼化结构放大图. 从图中可以明显看出, 本文算法提取出的血管具有较好的连通性, 而文献 [4] 和文献 [9] 算法的分割结果丢失了部分血管信息.

作, 结果如图 9 所示. 其中, 图 9(a) 为本文算法分割结果的骨骼化结构图 (图中本文算法分割结果与标准参考图像基本一致), 同时图 9(a) 还提取了视网膜血管树的结点以及分支点. 与标准分割结果相比较, 本文算法能够提取出视网膜血管大部分的分支交叉点, 且血管树的结构较完整. 图 9(b)~9(e) 分别为专家手动分割、文献 [4]、文献 [9] 以及本文算法分割结果的局部区域 (图 9(a) 下方方框内部) 骨骼化结构放大图. 从图中可以明显看出, 本文算法提取出的血管具有较好的连通性, 而文献 [4] 和文献 [9] 算法的分割结果丢失了部分血管信息.

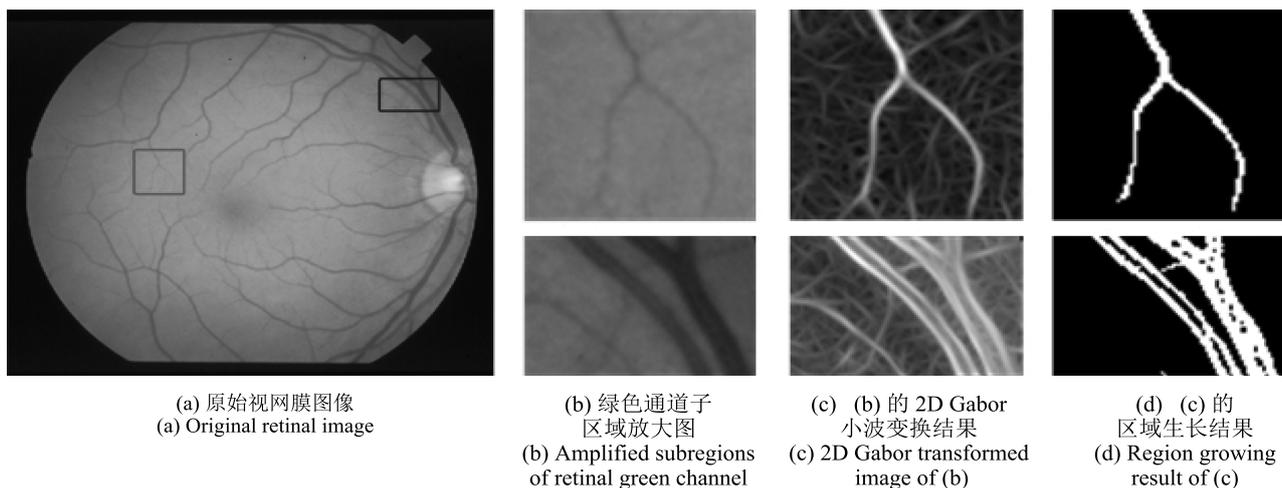


图 6 视网膜图像细血管与粗血管的区域生长结果对比

Fig. 6 Comparisons between retinal thin and wide vessels segmented by region growing

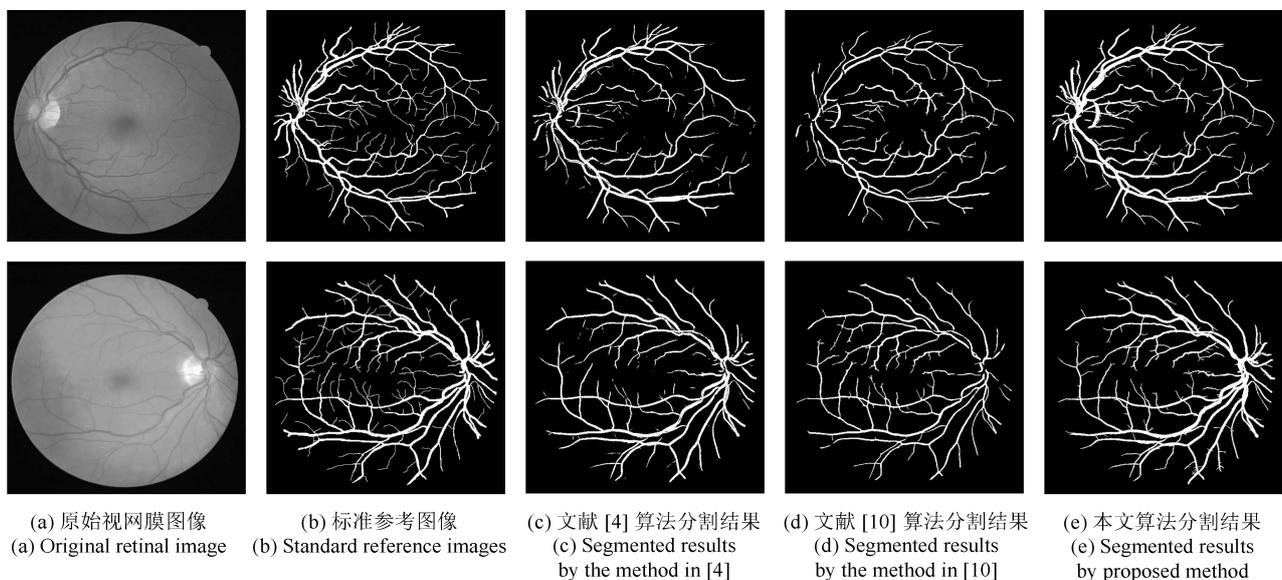


图 7 DRIVE 数据库视网膜血管分割结果比较

Fig. 7 Comparisons of segmentation results on DRIVE database

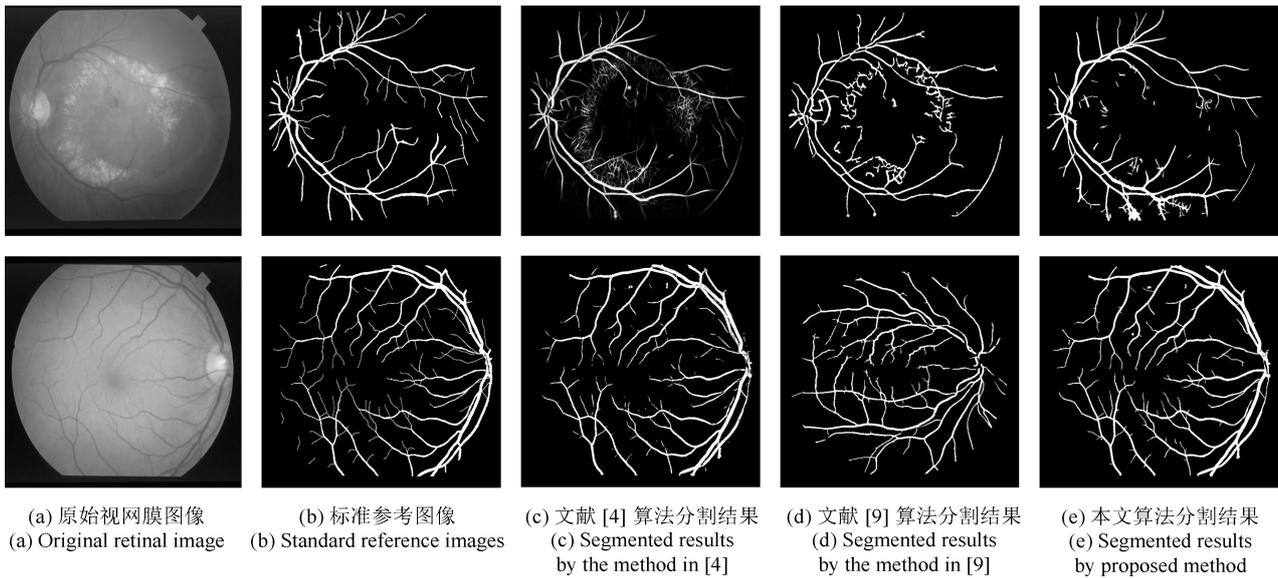


图 8 STARE 数据库视网膜血管分割结果比较

Fig. 8 Comparisons of segmentation results on STARE database

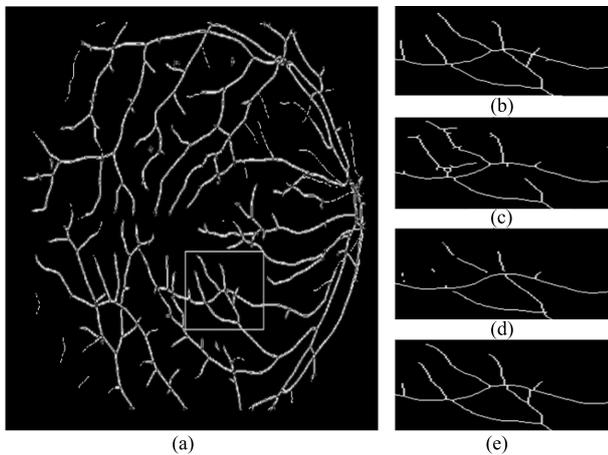


图 9 视网膜血管骨骼化 ((a) 本文算法骨骼化结果; (b)~(e) 为标准参考图像、文献 [4]、文献 [9] 以及本文算法分割结果的局部区域骨骼化结构放大图)

Fig. 9 Skeletons of the retinal vessels ((a) Retinal vessel skeletons obtained from the proposed method; (b)~(e) Amplified retinal vessel skeletons of the sub-regions of the segmented retinal image by experts, the methods in [4], [9] and the proposed method, respectively.)

为了进一步比较算法的分割性能, 本文从分割结果的准确率 (Accuracy, Acc)、真阳性率 (True positive rate, TPR)、假阳性率 (False positive rate, FPR) 以及 F-measure 四个方面加以评价. 其中, 准确率表示在视网膜视场中, 被正确分割为血管以及背景的像素占整个视场像素的比率; 真阳性率为算法正确分割的血管像素总数与视场中标准的血管像素数目之比, 该比率又可表示召回率 (Recall); 假阳性率为算法误分割的血管像素数目与视场中标准背

景像素数目之比; 而 F-measure 则表征算法精确率与召回率之间的关系, 其中精确率计算的是算法正确分割的血管数目与算法分割出的血管总数目之比. 计算公式分别为

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (10)$$

$$\text{TPR} = \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$\text{FPR} = \frac{FP}{FP + TN} \quad (12)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$\text{F-measure} = 2 \times \text{Precision} \times \frac{\text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (14)$$

其中,  $TP$  为被正确分割的视场血管像素个数,  $TN$  为被正确分割的视场背景像素个数,  $FN$  表示本来属于血管但被误分割为背景的像素数目,  $FP$  则表示本来属于背景但被误分割为血管的像素数目. 表 1 和表 2 给出了本文算法对 DRIVE 和 STARE 数据库中不同视网膜图像的分割准确率、真阳性率以及假阳性率 (包括形态学重构 (Morphological reconstruction, MR)、区域生长 (Region growing, RG) 及其两种算法综合的评价结果). 可以看出, 本文算法对 DRIVE 和 STARE 数据库中视网膜血管的分割具有较高的准确度. 只有 STARE 数据库中的第 4 幅图像 (im 0004.ppm), 由于其属于视网膜病变图像 (视网膜中央动脉阻塞), 血管与背景的对比较低, 因而本文算法对该幅图像分割假阳性率较高. 此外, 本

表 1 DRIVE 数据库视网膜血管分割结果

Table 1 Segmentation performance of retinal vessel on the DRIVE database

Image	Acc			TPR			FPR		
	MR	RG	Total	MR	RG	Total	MR	RG	Total
1	0.9424	0.9381	0.9452	0.7630	0.6478	0.8272	0.0307	0.0183	0.0371
2	0.9388	0.9395	0.9470	0.7327	0.6371	0.8006	0.0250	0.0073	0.0273
3	0.9168	0.9353	0.9403	0.4805	0.6148	0.6809	0.0090	0.0102	0.0155
4	0.9330	0.9439	0.9494	0.5636	0.6706	0.7399	0.0096	0.0137	0.0181
5	0.9362	0.9433	0.9458	0.5945	0.6660	0.7148	0.0097	0.0127	0.0176
6	0.9198	0.9366	0.9397	0.4874	0.6311	0.6800	0.0086	0.0128	0.0173
7	0.9311	0.9369	0.9415	0.5344	0.6323	0.6900	0.0078	0.0162	0.0197
8	0.9278	0.9367	0.9388	0.4809	0.6501	0.6950	0.0081	0.0222	0.0262
9	0.9401	0.9443	0.9456	0.5805	0.6926	0.7399	0.0116	0.0219	0.0267
10	0.9356	0.9506	0.9516	0.5478	0.7147	0.7551	0.0113	0.0171	0.0215
11	0.9352	0.9403	0.9426	0.6847	0.6513	0.7898	0.0272	0.0163	0.0345
12	0.9271	0.9448	0.9474	0.5201	0.6796	0.7492	0.0141	0.0169	0.0240
13	0.9322	0.9352	0.9406	0.6225	0.6261	0.7252	0.0162	0.0134	0.0235
14	0.9437	0.9470	0.9488	0.6624	0.6987	0.7843	0.0187	0.0199	0.0293
15	0.9445	0.9540	0.9538	0.5987	0.7439	0.7957	0.0151	0.0214	0.0277
16	0.9436	0.9358	0.9456	0.6954	0.6339	0.7656	0.0186	0.0183	0.0271
17	0.9246	0.9366	0.9390	0.4653	0.6603	0.7022	0.0108	0.0245	0.0277
18	0.9350	0.9418	0.9430	0.6313	0.6917	0.7797	0.0252	0.0254	0.0356
19	0.9493	0.9521	0.9577	0.6900	0.7207	0.8303	0.0150	0.0160	0.0247
20	0.9459	0.9492	0.9498	0.6531	0.7343	0.8080	0.0188	0.0249	0.0331
平均	0.9351	0.9421	0.9457	0.5994	0.6699	0.7527	0.0156	0.0175	0.0257

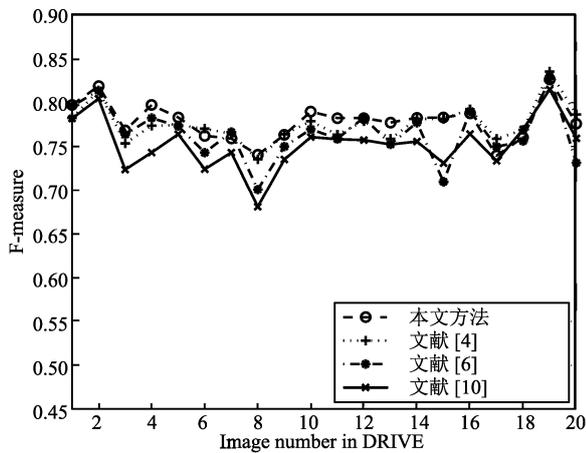
表 2 STARE 数据库视网膜血管分割结果

Table 2 Segmentation performance of retinal vessel on the STARE database

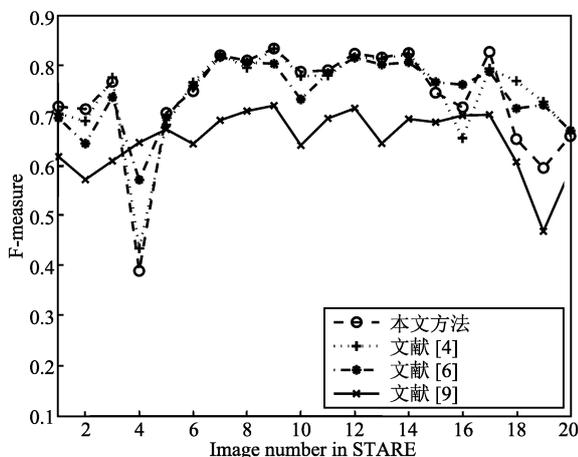
Image	Acc			TPR			FPR		
	MR	RG	Total	MR	RG	Total	MR	RG	Total
1	0.9342	0.9378	0.9361	0.5596	0.6488	0.7451	0.0201	0.0270	0.0406
2	0.9311	0.9475	0.9479	0.2906	0.6886	0.7065	0.0446	0.0265	0.0279
3	0.9517	0.9589	0.9571	0.5750	0.8186	0.8641	0.0148	0.0286	0.0346
4	0.8971	0.8729	0.8751	0.2229	0.3458	0.3892	0.0262	0.0671	0.0695
5	0.9248	0.9166	0.9264	0.6254	0.5414	0.7128	0.0331	0.0307	0.0435
6	0.9229	0.9557	0.9559	0.1469	0.7419	0.7462	0.0022	0.0237	0.0239
7	0.9513	0.9595	0.9567	0.8177	0.7429	0.8964	0.0322	0.0138	0.0359
8	0.9452	0.9613	0.9599	0.6215	0.7751	0.8327	0.0179	0.0175	0.0256
9	0.9586	0.9617	0.9618	0.8206	0.7569	0.8888	0.0248	0.0137	0.0294
10	0.9512	0.9530	0.9543	0.6702	0.7043	0.7651	0.0140	0.0162	0.0223
11	0.9483	0.9554	0.9535	0.7817	0.7520	0.8955	0.0337	0.0226	0.0403
12	0.9571	0.9624	0.9576	0.9168	0.7638	0.9345	0.0382	0.0142	0.0397
13	0.9229	0.9541	0.9584	0.4090	0.6998	0.7526	0.0056	0.0105	0.0130
14	0.9251	0.9548	0.9593	0.4469	0.7036	0.7669	0.0069	0.0094	0.0133
15	0.9282	0.9479	0.9375	0.6541	0.6815	0.7755	0.0351	0.0165	0.0408
16	0.8888	0.9325	0.9333	0.2145	0.5940	0.6007	0.0015	0.0125	0.0126
17	0.9545	0.9492	0.9553	0.8241	0.6798	0.8685	0.0273	0.0131	0.0325
18	0.9576	0.9416	0.9423	0.4226	0.7646	0.7806	0.0026	0.0452	0.0457
19	0.9631	0.9367	0.9372	0.4760	0.7521	0.7821	0.0063	0.0517	0.0531
20	0.9286	0.9365	0.9367	0.2836	0.6581	0.6687	0.0066	0.0355	0.0364
平均	0.9371	0.9448	0.9451	0.5390	0.6907	0.7686	0.0227	0.0248	0.0340

文算法的性能提高, 主要来自于形态学重构和区域生长两种算法的结合, 其中形态学重构算法用来提取视网膜血管骨架, 而区域生长算法则用来分割更多的细血管.

图 10 给出了本文算法与其他方法的 F-measure 计算结果. 对于 DRIVE 数据库, 文献 [4]、文献 [6]、文献 [10] 以及本文算法的 F-measure 平均计算结果分别为 0.7758、0.7648、0.7528 和 0.7789; 而对于 STARE 数据库, 文献 [4]、文献 [6]、文献 [9] 以及本文算法的 F-measure 平均计算结果分别为 0.7442、0.7440、0.6057 和 0.7367. 从图 10 可以看出, 与有监督类方法的文献 [4] 和文献 [6] 相比, 本文算法对于部分图像的 F-measure 评价效果较优; 而 F-measure 值低于文献 [4] 和文献 [6] 的视网膜图像, 则是由于本文算法对背景部分的分割准确率略低于文献 [4] 和文献 [6] 对背景的分类识别. 此外, 从图



(a) DRIVE 数据库  
(a) DRIVE dataset



(b) STARE 数据库  
(b) STARE dataset

图 10 不同算法的 F-measure 评价结果

Fig. 10 Performance of F-measure for different methods

10 中也可以看出, 与无监督类方法的文献 [9] 和文献 [10] 相比, 本文算法在 F-measure 评价体系中总体具有较明显优势.

下面利用受试者工作特征曲线 (Receiver operating characteristic, ROC) 对算法进行测试. ROC 曲线首先通过对视网膜血管概率图设置不同阈值, 得到关于真阳性率以及假阳性率的一组数据. 然后以真阳性率为纵坐标、假阳性率为横坐标进行绘制. 图 11 表示文献 [4] 以及本文算法的 ROC 结果图, 相比较而言, 本文算法 ROC 数据点偏向于坐标系左上方区域, 说明本文算法对视网膜血管的分割效果较优.

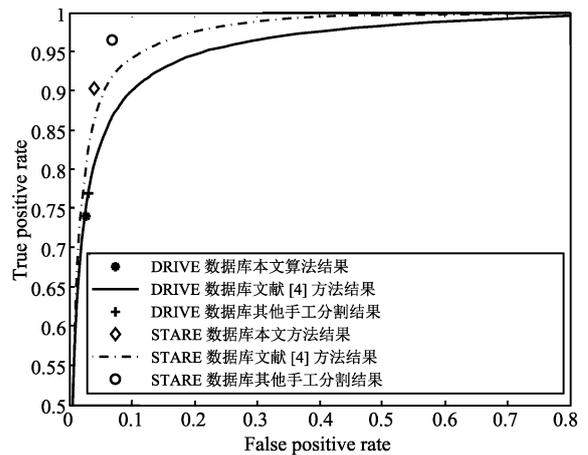


图 11 文献 [4] 以及本文算法绘制的 ROC 结果图  
Fig. 11 ROC curve by the method in [4] and the proposed method

本文算法与其他算法的分割性能比较见表 3 和表 4. 其中, 文献 [4]、文献 [9] 以及文献 [10] 的实验数据由算法实现得到; 而其他文献的数据来自参考文献本身. 可以看出, 本文算法对视网膜血管分割结果的平均准确率略低于部分有监督类分割方法, 这是由于该类方法能够提取视网膜血管不同特征, 利用分类器进行最优化组合训练, 实现视网膜目标血管和背景的识别. 而对于无监督类视网膜分割结果, 尽管本文算法对 STARE 数据库的平均分割准确率略低于文献 [10] 和文献 [21], 但是真阳性率以及假阳性率则优于它们. 总体而言, 相对于无监督类的视网膜血管分割方法, 本文方法在保证真阳性率和假阳性率的同时, 具有较高的平均分割准确率 (DRIVE 和 STARE 数据库的分别达到 94.57% 和 94.51%); 而相比有监督类视网膜分割算法, 本文算法不需要对预先分割出的视网膜血管图像进行训练, 具有较好的临床实用价值.

#### 4 结束语

视网膜血管的精确分割对临床视网膜疾病诊断

表 3 不同算法对 DRIVE 数据库视网膜血管分割结果比较  
Table 3 Segmentation performance of different methods on the DRIVE database

算法	Acc	TPR	FPR	Type
Soares <sup>[4]</sup>	0.9464	0.7286	0.0213	Supervised methods
Ricci <sup>[5]</sup>	0.9595	—	—	
Marín <sup>[6]</sup>	0.9452	0.7067	0.0199	
Fraz <sup>[7]</sup>	0.9480	0.7406	0.0193	
Staal <sup>[24]</sup>	0.9442	—	—	
Martinez-Perez <sup>[1]</sup>	0.9344	0.7246	0.0345	Unsupervised methods
Ramlugun <sup>[2]</sup>	0.9341	0.6413	0.0233	
Fraz <sup>[3]</sup>	0.9430	0.7152	0.0232	
Zhang <sup>[10]</sup>	0.9384	0.7120	0.0266	
Li <sup>[11]</sup>	0.9343	0.7154	0.0284	
Kaba <sup>[12]</sup>	0.9450	0.6645	0.0216	
Yin <sup>[16]</sup>	0.9267	0.6252	0.0290	
Mendonca <sup>[18]</sup>	0.9452	0.7344	0.0236	
Wang <sup>[21]</sup>	0.9461	—	—	
MR	0.9351	0.5994	0.0156	
RG	0.9421	0.6699	0.0175	
本文算法	0.9457	0.7527	0.0256	

表 4 不同算法对 STARE 数据库视网膜血管分割结果比较  
Table 4 Segmentation performance of different methods on the STARE database

算法	Acc	TPR	FPR	Type
Soares <sup>[4]</sup>	0.9479	0.7197	0.0253	Supervised methods
Ricci <sup>[5]</sup>	0.9646	—	—	
Marín <sup>[6]</sup>	0.9526	0.6944	0.0181	
Fraz <sup>[7]</sup>	0.9534	0.7548	0.0237	
Staal <sup>[24]</sup>	0.9516	—	—	
Martinez-Perez <sup>[1]</sup>	0.9410	0.7506	0.0431	Unsupervised methods
Fraz <sup>[3]</sup>	0.9442	0.7311	0.0319	
Hoover <sup>[9]</sup>	0.9267	0.6734	0.0432	
Zhang <sup>[10]</sup>	0.9483	0.7171	0.0247	
Li <sup>[11]</sup>	0.9407	0.7191	0.0313	
Kaba <sup>[12]</sup>	0.9411	0.6520	0.0255	
Yin <sup>[16]</sup>	0.9413	0.7249	0.0334	
Mendonca <sup>[18]</sup>	0.9440	0.6996	0.0270	
Wang <sup>[21]</sup>	0.9521	—	—	
MR	0.9371	0.5390	0.0227	
RG	0.9448	0.6907	0.0248	
本文算法	0.9451	0.7686	0.0340	

具有重要意义. 本文提出了一种基于多尺度 2D Gabor 小波变换的视网膜血管自动分割方法. 经典的基于 2D Gabor 小波变换方法已经应用于视网膜血管分割, 例如文献 [4], 计算了不同尺度下的视网膜血管 2D Gabor 小波变换结果, 并将其作为视网膜血管有监督类分割特征进行训练和测试. 本文方法则以视网膜 2D Gabor 小波变换为基础, 针对视网膜粗血管和细血管分别进行提取, 即根据视网膜图像对不同尺度 2D Gabor 小波的响应情况, 分别采用形态学重构以及区域生长对视网膜血管进行分割. 首先对于视网膜粗血管, 将不同尺度 2D Gabor 变换结果进行重新组合, 并利用统计数据对视网膜图像进行形态学重构. 然后对于视网膜细血管, 则采用基于高斯拟合的区域生长方法, 通过视网膜血管高斯拟合结果, 确定视网膜区域生长的种子点集合以及生长准则. 最后, 对以上两种方法分割的视网膜血管进行合并, 得到最终分割结果. 通过对 DRIVE 和 STARE 数据库中的视网膜图像进行实验, 本文算法的平均分割准确率分别达到 94.57% 和 94.51%, 真阳性率、假阳性率以及 F-measure 结果均较优, 且分割出的血管具有很好的连通性.

## References

- Martinez-Perez M E, Hughes A D, Thom S A, Bharath A A, Parker K H. Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images. *Medical Image Analysis*, 2007, **11**(1): 47–61
- Ramlugun G S, Nagarajan V K, Chakraborty C. Small retinal vessels extraction towards proliferative diabetic retinopathy screening. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(1): 1141–1146
- Fraz M M, Barman S A, Remagnino P, Hoppe A, Basit A, Uyyanonvara B, Rudnicka A R, Owen C G. An approach to localize the retinal blood vessels using bit planes and centerline detection. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012, **108**(2): 600–616
- Soares J V B, Leandro J J G, Cesar R M, Jelinek H F, Cree M J. Retinal vessel segmentation using 2-D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, **25**(9): 1214–1222
- Ricci E, Perfetti R. Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, **26**(10): 1357–1365
- Marín D, Aquino A, Gegúndez-Arias M E, Bravo J M. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, **30**(1): 146–158
- Fraz M M, Remagnino P, Hoppe A, Uyyanonvara B, Rudnicka A R, Owen C G, Barman S A. An ensemble classification-based approach applied to retinal blood vessel segmentation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, **59**(9): 2538–2548

- 8 Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, Nelson M, Goldbaum M. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, **8**(3): 263–269
- 9 Hoover A D, Kouznetsova V, Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, **19**(3): 203–210
- 10 Zhang B, Zhang L, Zhang L, Karray F. Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian. *Computers in Biology and Medicine*, 2010, **40**(4): 438–445
- 11 Li Q, You J, Zhang D. Vessel segmentation and width estimation in retinal images using multiscale production of matched filter responses. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(9): 7600–7610
- 12 Kaba D, Salazar-Gonzalez A G, Li Y M, Liu X H, Serag A. Segmentation of retinal blood vessels using Gaussian mixture models and expectation maximization. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Health Information Science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013. 105–112
- 13 Tolia Y A, Panas S M. A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, **17**(2): 263–273
- 14 Can A, Shen H, Turner J N, Tanenbaum H L, Roysam B. Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 1999, **3**(2): 125–138
- 15 Zou P, Chan P, Rockett P. A model-based consecutive scanline tracking method for extracting vascular networks from 2-D digital subtraction angiograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, **28**(2): 241–249
- 16 Yin Y, Adel M, Bourenane S. Retinal vessel segmentation using a probabilistic tracking method. *Pattern Recognition*, 2012, **45**(4): 1235–1244
- 17 Zana F, Klein J C. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(7): 1010–1019
- 18 Mendonca A M, Campilho A. Segmentation of retinal blood vessels by combing the detection of centerlines and morphological reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, **25**(9): 1200–1213
- 19 Dai Pei-Shan, Wang Bo-Liang, Ju Ying. Retianl vessel segmentation and three-dimensioal reconstruction of retinal vessel. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(9): 1168–1176 (戴培山, 王博亮, 鞠颖. 视网膜血管图像分割及眼底血管三维重建. *自动化学报*, 2009, **35**(9): 1168–1176)
- 20 Nguyen U T V, Bhuiyan A, Park L A F, Ramamohanarao K. An effective retinal blood vessel segmentation method using multi-scale line detection. *Pattern Recognition*, 2013, **46**(3): 703–715
- 21 Wang Y F, Ji G R, Lin P, Trucco E. Retinal vessel segmentation using multiwavelet kernels and multiscale hierarchical decomposition. *Pattern Recognition*, 2013, **46**(8): 2117–2133
- 22 Zhao Y Q, Wang X H, Wang X F, Shih F Y. Retinal vessels segmentation based on level set and region growing. *Pattern Recognition*, 2014, **47**(7): 2437–2466
- 23 Liao M, Zhao Y Q, Wang X H, Dai P S. Retinal vessel enhancement based on multi scale top-hat transformation and histogram fitting stretching. *Optics and Laser Technology*, 2014, **58**: 56–62
- 24 Staal J, Abramoff M D, Niemeijer M, Viergever M A, Van Ginneken B. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, **23**(4): 501–509



**王晓红** 中南大学生物医学工程研究所硕士研究生, 香港理工大学研究助理. 主要研究方向为图像处理, 计算机视觉与模式识别.

E-mail: wangxiaohong.314@163.com

(**WANG Xiao-Hong** Master student at the Institute of Biomedical Engineering, Central South University, and research assistant at Hong Kong Polytechnic University. Her research interest covers image processing, computer vision, and pattern recognition.)



**赵于前** 博士, 中南大学生物医学与信息工程系教授, 中南大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为图像处理, 模式识别, 图像取证, 基于图像的工业检测. 本文通信作者.

E-mail: zyzq@csu.edu.cn

(**ZHAO Yu-Qian** Ph.D., professor in the Department of Biomedical and Information Engineering, School of Information Science and Engineering, Central South University. His research interest covers image processing, pattern recognition, image forensics and image-based. Corresponding author of this paper.)



**廖苗** 中南大学生物医学工程研究所博士研究生. 主要研究方向为医学图像处理 and 模式识别.

E-mail: liaomiaocsu@gmail.com

(**LIAO Miao** Ph.D. candidate at the Institute of Biomedical Engineering, Central South University. Her research interest covers medical image processing and pattern recognition.)



**邹北骥** 博士, 中南大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为计算机图形学, 图像处理和虚拟现实技术.

E-mail: bjzou@csu.edu.cn

(**ZOU Bei-Ji** Ph.D., professor at the School of Information Science and Engineering, Central South University. His research interest covers computer graphics, image processing, and virtual reality technology.)