

视网膜血管图像分割及眼底血管三维重建

戴培山¹ 王博亮² 鞠颖²

摘要 眼底视网膜图像的血管分布情况为高血压、糖尿病等疾病的早期诊断提供了重要依据. 计算机处理眼底图像可以减少医生的重复劳动. 本文提出了一种新的眼底视网膜血管图像分割算法. 利用构建的局部归一化方法消除视网膜血管图像背景的差异性. 利用期望最大化算法进行聚类, 实现了眼底视网膜血管图像分割. 最后, 根据眼底图像成像原理, 通过投影逆变换构建了眼底视网膜图像的三维模型. 构建的模型可以进行多角度观察分析.

关键词 视网膜血管图像, 血管图像分割, 背景均衡, 期望最大化算法, 三维眼底血管模型
中图分类号 TP391.41

Retinal Vessel Image Segmentation and Three-dimensional Reconstruction of Retinal Vessel

DAI Pei-Shan¹ WANG Bo-Liang² JU Ying²

Abstract Retinal vessel appearance is an important indicator for many early diagnoses, including diabetes, hypertension, and arteriosclerosis. Computer processing can help doctors' work and a retinal vessel image segmentation algorithm was proposed. A local normalization algorithm was used to eliminate background differences. Expectation-maximization algorithm was used to classify the pixels into several classes to obtain segmentation results. At last, based on the anatomical and physiological characteristics of the eye, a reconstruction method to reconstruct three-dimensional retinal vessel was realized by inverse projection theory. The model can be viewed from different directions.

Key words Retinal vessel image, blood vessel image segmentation, eliminating background differences, expectation-maximization algorithm, three-dimensional retinal vessel model

视网膜血管病变可能会揭示高血压、糖尿病、动脉硬化、心血管疾病和中风等全身性疾病. 通过观察眼底血管变化来协助全身疾病早期诊断在诊断技术上具有重要意义^[1-2]. 因此, 视网膜图像中血管的检测与提取是一个非常值得研究的课题.

由于眼底图像血管网络复杂, 人工量化分析血管的某些特征变得非常复杂, 而大量的眼底图像使手工分割变得耗时、费力. 计算机的使用可以处理大量的眼底图像, 减少医生的重复劳动, 并且量化的分析有可能为眼底病变的早期诊断提供重要依据.

在眼底血管重建方面: 普通眼底影像技术需要在同一患者眼底的不同部位多次成像, 但是仍不可避免地造成眼底三维信息的丢失, 并破坏了眼底图像的完整性. 临床医生得到的眼底参数均是在二维情况下获取的, 影响了疾病的诊断、激光治疗和手术定位.

1 目前已有的血管分割方法

自动分割眼底图像需要分离出血管的背景. 一些学者对血管的分割进行了研究. 但是血管分割的研究仍然需要深入, 一个原因是在视盘部和小血管分割方面, 人眼分辨血管结构仍然比计算机结果要好^[3-4]. 另一方面, 要提高血管分割的速度和减少分割时输入参数的个数, 以便没有经过训练的医疗工作人员也可以使用.

检测血管的方法一般来说可以分为三类^[5]: 基于核函数、基于分类器和基于跟踪的方法. 基于核函数的方法用一个预先定义的核函数卷积图像. 在文献 [6] 中, 一个高斯型曲线用来模仿血管的横截面, 还有一个匹配滤波器用来检测. 在文献 [7] 中, 通过训练神经网络来模拟匹配滤波器. 这些技术对于小的核函数速度很快, 然而对于大的核函数速度很慢. 文献 [8] 用优化方法来调整匹配滤波参数, 希望提高匹配滤波的效果, 优化步骤通过比较每一个边缘检测图像与一个参考手工标记图像来判断滤波器的参数. 血管的分割使用形态学处理工具来实现, 通过对匹配滤波器提供好的参数来提高分割结果, 但参数设置复杂.

分类器方法使用有两个步骤. 首先是分割 (通常是利用基于核函数的方法来实现), 接下来是利用各种特征分类. 在图像分割步骤以后, 这种方法可以用

收稿日期 2008-06-03 收修改稿日期 2009-01-07
Received June 3, 2008; in revised form January 7, 2009
国家自然科学基金 (60371012, 60601025) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60371012, 60601025)

1. 中南大学信息物理工程学院生物医学工程研究所 长沙 410083 2. 厦门大学计算机系 厦门 361005

1. Institute of Biomedical Engineering, School of Info-physics and Geometrics Engineering, Central South University, Changsha 410083 2. Department of Computer, Xiamen University, Xiamen 361005

DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01168

于大尺度的情况. 文献 [9] 中, 先是基于拉普拉斯算子和阈值的分割步骤, 然后通过分类来改善处理结果. 最后将大血管与镜像相结合.

跟踪方法是利用预先建立的模型跟踪血管^[10]: 跟踪过程开始于已分割出的血管像素点 (起始点), 止于血管分支上的末稍像素点 (终止点). 同样地, 开始点通常是使用简单的阈值分割方法或者交互分割来实现. 在基于跟踪的方法中, 每一根血管的分割都被定义为利用三种特征来跟踪血管线, 这种方法要求血管的起始点和终点均要手工选取. 在像素分类方法^[11] 中, 对于图像中的每一个像素点都构建一个特征向量, 并用一个训练好的特征分类器来分割图像.

我们提出了一种分析视网膜血管结构的方法, 其中包括了一种视网膜血管图像分割的方法, 并且利用投影逆变换方法重建了眼底血管三维结构.

2 眼底视网膜血管分割方法

图 1 是一幅眼底视网膜血管图像, 从图像上我们可以看到: 血管的灰度相对比较统一, 背景亮度不一. 这样我们利用阈值或者区域生长方法都不能很好地分割出血管. 区域生长方法中必须保持血管的连续性, 而由于眼底视网膜图像拍摄范围的限制, 在图像上有些血管并未与主干血管相通, 不适合用区域生长的方法进行分割. 这里我们设计了一种方便、准确的眼底视网膜血管分割算法. 该算法包括: 1) 平衡眼底视网膜图像背景; 2) 维纳滤波器消除噪声; 3) 利用期望最大化算法聚类平滑后的图像; 4) 聚类后处理: 阈值合并, 去除边框和去除小面积区域.

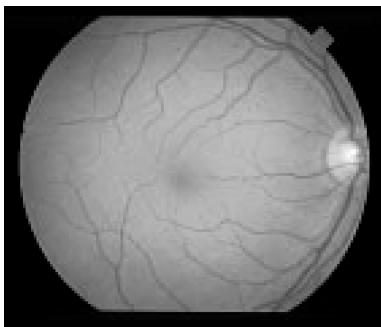


图 1 一幅眼底视网膜血管图像

Fig.1 A retinal blood vessel image

2.1 平衡眼底视网膜血管图像背景

我们发现眼底视网膜图像的背景不均匀, 如果直接对其进行处理容易产生错误的分割. 这里利用具有不同均方差 σ_1, σ_2 的高斯核函数来分别归一化图像的局域均值和标准差.

二维高斯滤波器的频域表示为:

$$H(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2\sigma^2} \quad (1)$$

首先, 我们利用两个均方差 σ_1, σ_2 生成两个高斯核函数:

$$H_i(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2\sigma_i^2} \quad (2)$$

其中 $i = 1, 2$.

设图像灰度矩阵为 $I(x, y)$, 其二维傅里叶变换为 $F(u, v)$, 则首先以 $H_1(u, v)$ 对图像 I 进行高通滤波, 设输出图像为 $G(x, y)$, 则:

$$G(x, y) = F^{-1}[H_1(u, v)F(u, v)] \quad (3)$$

输出图像为 $G(x, y)$ 与 $I(x, y)$ 的差值即是对图像 I 的高斯低通滤波:

$$L(x, y) = I(x, y) - G(x, y) \quad (4)$$

然后计算图像局域均值:

$$D_{\text{mean}}(x, y) = \sqrt{F^{-1}(H_2(u, v)F(L^2(x, y)))} \quad (5)$$

其中 F^{-1} 表示傅里叶逆变换.

局域平均化的归一化图像为:

$$I_{\text{lon}}(x, y) = L(x, y)/D_{\text{mean}}(x, y) \quad (6)$$

图 2 为利用双高斯滤波器消除眼底视网膜血管图像背景差异的图像. 其中, 图 2(a) 为一幅转换为灰度的眼底图像; 图 2(b) 为高斯滤波器均方差分别为 $\sigma_1 = 0.5, \sigma_2 = 1$ 的背景消除结果; 图 2(c) 为高斯滤波器均方差分别为 $\sigma_1 = 1, \sigma_2 = 4$ 的背景消除结果; 图 2(d) 为高斯滤波器均方差分别为 $\sigma_1 = 4, \sigma_2 = 2$ 的背景消除结果; 图 2(e) 为高斯滤波器均方差分别为 $\sigma_1 = 4, \sigma_2 = 4$ 的背景消除结果. 可以看到, 图 2(d) 中的血管最清晰. 因此我们在消除眼底血管图像背景的时候采用的两个高斯滤波器均方差分别为 $\sigma_1 = 4$ 和 $\sigma_2 = 2$.

2.2 维纳滤波器消除噪声

利用二维自适应维纳滤波除噪. 维纳滤波器根据各像素局部邻域的统计估计进行像素式自适应滤波, 即估计每个像素局部的均值与方差:

$$\mu = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a(n_1, n_2) \quad (7)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a^2(n_1, n_2) - \mu^2 \quad (8)$$

其中, n 为图像中每个像素的 $M \times N$ 局部邻域, 维纳滤波估计式为:

$$b(n_1, n_2) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} [a(n_1, n_2) - \mu] \quad (9)$$

其中, v^2 为噪声方差.

图 3 为图 2(d) 图像采用维纳滤波器除噪的局部结果. 我们可以看出, 滤波平滑后的图像变得比较柔和.

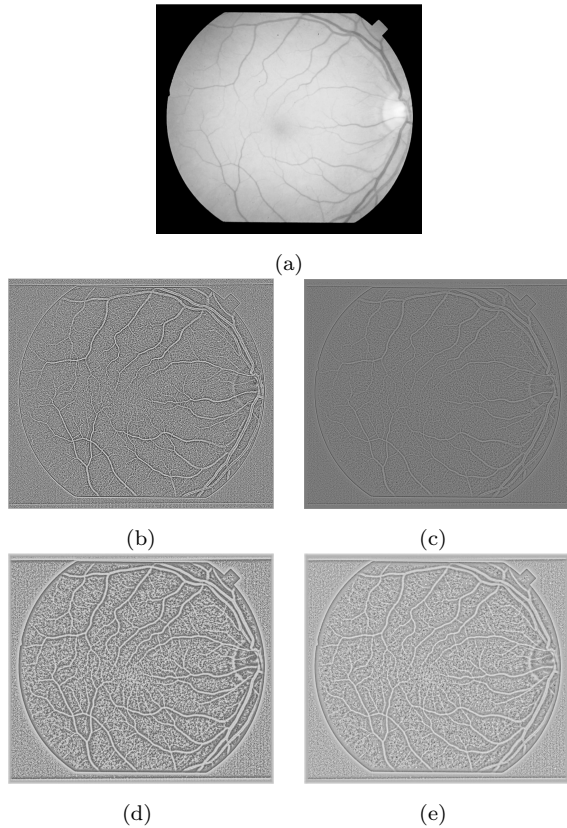


图 2 消除眼底视网膜血管图像背景差异

Fig. 2 Removing background differences of retinal blood vessels images

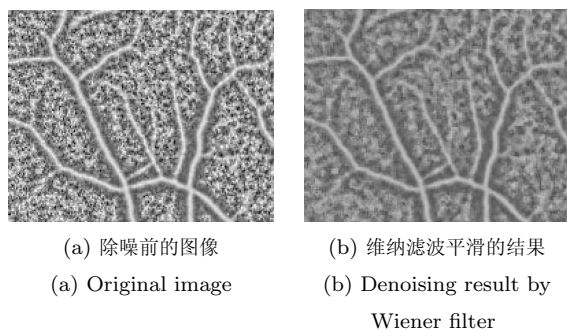


图 3 维纳滤波器除噪的结果

Fig. 3 Denoising results by Wiener filter

2.3 期望最大化算法灰度逼近直方图

期望最大化 (Expectation-maximization, EM) 算法是 Dempster 等于 1977 年提出的求参数极大似然估计的一种方法^[12].

设 $\theta^{(0)}$ 为模型参数的初始估计. EM 算法包括两个主要步骤:

步骤 1. 期望 (Expectation). 利用当前的估计变量计算未知的潜在变量的期望值, 观察组成函数

$$Q(\theta|\theta^{(t)}) = E[\ln P(x, y|\theta)|y, \theta^{(t)}] \quad (10)$$

其中, t 表示某一固定迭代次数, Q 是经上一步迭代得到的参数计算得到的 θ 值的函数. 这里 $E(\cdot)$ 是期望函数.

步骤 2. 极大化 (Maximization). 计算新的参数的估计值

$$\theta^{(t+1)} = \arg \max_{\theta} Q(\theta|\theta^{(t)}) \quad (11)$$

EM 算法应用于图像分割的基本原理为: 设图像要分为 M 类, 则每一类的像素点都看成是一个高斯分布函数, 这些高斯分布函数按照期望最大化的原则不断迭代逼近图像的直方图, 实现对图像像素点的聚类.

EM 算法应用于图像, 将图像直方图用 M ($l \in M$) 类高斯分布逼近的似然函数可表示为:

$$Q(\theta|\theta^{(t)}) = \sum_{i \in S} \left\{ h(y_i) \ln \sum_{l \in M} \frac{p_{l,i}^{(t)}}{\sqrt{2\pi}\sigma_l^{(t)}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mu_l^{(t)})^2}{2(\sigma_l^{(t)})^2}\right) \right\} \quad (12)$$

其中, t 表示迭代步长, S 表示所有像素的集合, y_i 表示第 i 个像素的灰度值, $h(y_i)$ 为灰度直方图, 表示 $p_{i,j}$ 与 y_i 第 l 类高斯分布的联合概率密度. 则迭代中 M ($l \in M$) 类的高斯分布的均值和方差分别用下列公式表示^[13]:

$$\mu_\ell^{(t+1)} = \frac{\sum_{i \in S} P^{(t)}(\ell|y_i) y_i}{\sum_{i \in S} P^{(t)}(\ell|y_i)} \quad (13)$$

$$(\sigma_\ell^{(t+1)})^2 = \frac{\sum_{i \in S} P^{(t)}(\ell|y_i) (y_i - \mu_\ell)^2}{\sum_{i \in S} P^{(t)}(\ell|y_i)} \quad (14)$$

其中, 将该式用于灰度图像时, 有:

$$P^{(t)}(\ell|y_i) = \frac{h(y_i) \left(\frac{p_{l,i}^{(t)}}{\sqrt{2\pi}\sigma_l^{(t)}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mu_l^{(t)})^2}{2(\sigma_l^{(t)})^2}\right) \right)}{\sum_{l \in M} \frac{p_{l,i}^{(t)}}{\sqrt{2\pi}\sigma_l^{(t)}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mu_l^{(t)})^2}{2(\sigma_l^{(t)})^2}\right)} \quad (15)$$

初始迭代条件可以设为 M 个等间隔均值, 方差均为 g_{\max} (g_{\max} 为图像中最大的灰度值) 的高斯分布:

$$\mu_{\ell}^{(0)} = \frac{l \cdot g_{\max}}{M + 1}, \quad \sigma_{\ell}^{(0)} = g_{\max}$$

迭代终止条件为:

$$|Q(\theta|\theta^{(t+1)}) - Q(\theta|\theta^{(t)})| < \varepsilon \quad (16)$$

利用 EM 算法对直方图进行逼近, 然后按照多类贝叶斯判别准则, 与类 j 对应的, 只要各类的概率分布交叠情况不是太严重, 就可把各类按灰度均值 μ_i 从小到大排列, 其相邻两类 j 和 $j + 1$ 之间的阈值 T 可以根据两逼近函数 $g_j(x)$ 与 $g_{j+1}(x)$ 的相交点来确定.

图 4 是利用 EM 分类算法对直方图进行逼近的结构. 图中点线为实际的图像直方图, 实线为逼近的直方图. 实线由高斯分布组成, 虚线即为

估计的各类的高斯模型. 图 4 中的横坐标为图像的灰度值, 纵坐标为特定灰度值的像素概率分布.

图 5 是期望最大化算法分类个数与运行时间的关系. 测试环境相同, 利用 Matlab 进行运算. 可以看出分类个数的上升会引起计算时间的直线上升. 因此要在分类效果与分类所需时间上有一个折中. 从图 4 我们可以看出, 当分类结果在 4 类以上的时候, 高斯模型对直方图的逼近在分类为 4 类的时候基本稳定下来. 因此可以选择分类为 5 类.

2.4 后处理

聚类后处理包括: 阈值分割, 去除边框和去除小面积区域. 通过 EM 算法我们将眼底视网膜图像分为 7 类, 由于反相后的图像中, 血管图像的灰度值偏高, 所以我们将生成的聚类图像的最后两类合并可以得到具有清晰血管的图像.

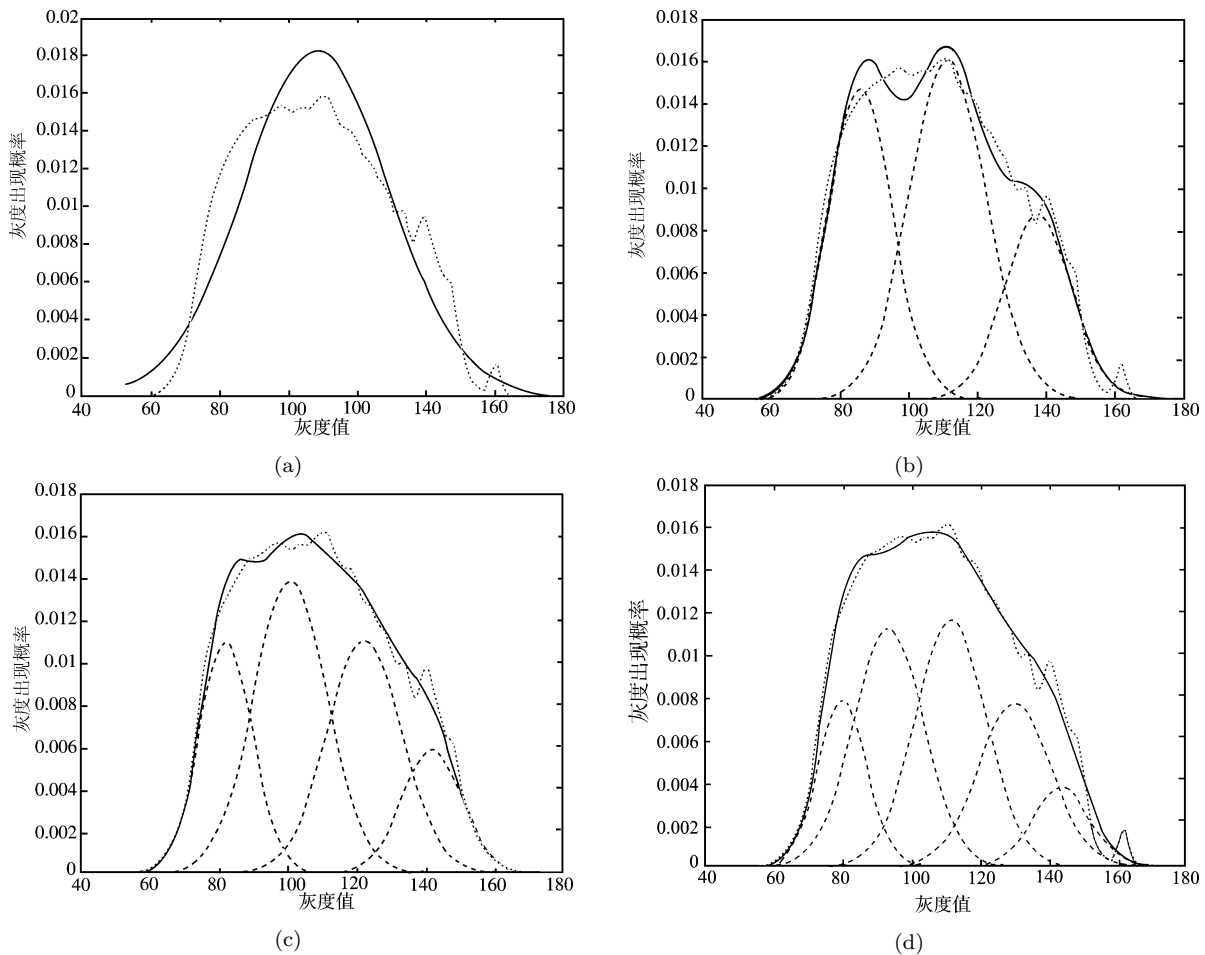


图 4 EM 算法对维纳除噪后的图像直方图进行逼近 (图 4(a) ~ (d) 分别为直方图为 1, 3, 4, 5 类的情况)

Fig. 4 Histogram approximation to denoising image by expectation-maximization algorithm (Figs. 4(a) ~ (d) are the histogram clustering results of 1, 3, 4, and 5 classes, respectively.)

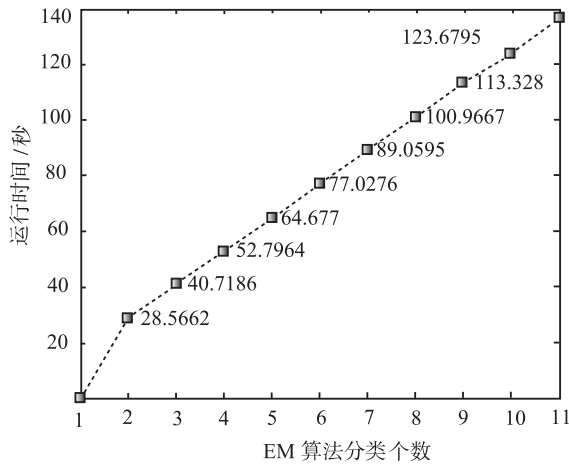


图 5 期望最大化算法分类个数与运行时间的关系

Fig. 5 Relation between the class number and run time of expectation-maximization algorithm

1) 阈值分割

图 6 是期望最大化聚类后的结果, 结果图像上只有 5 类灰度值. 对多幅图像进行分割后, 按最高 1 类、2 类、3 类、4 类作为分割阈值做了不同实验, 经过观察选取最高 2 类作为分割阈值的效果是比较好的. 这里我们合并五类中最高的两类作为高阈值分割结果, 如图 7. 这里已经基本把血管分割出来, 只是周围还有噪声点.

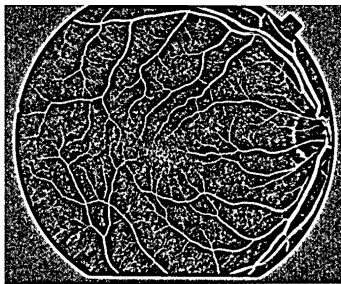


图 6 EM 算法聚类结果
Fig. 6 EM clustering result

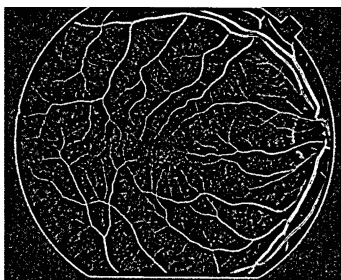


图 7 对图 6 高阈值合并的结果
Fig. 7 High level combination result

2) 去除边框

图 7 中, 眼底图像的边界也被识别为血管了, 所以有必要去除. 因为视网膜部分的图像灰度比较高, 周围背景灰度比较低, 因此用一个低阈值可以很容易把视网膜部分提取出来, 如图 8. 对其进行 4 个像素的形态学腐蚀操作作为掩码图像, 屏蔽掉血管图像上掩码以外的图像就可以把视网膜眼底图像边界的轮廓去掉, 如图 9.

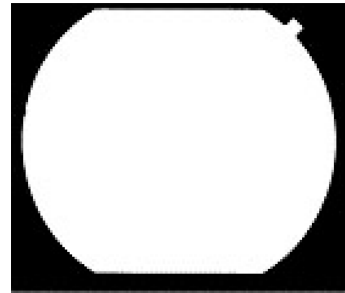


图 8 分割视网膜图像所在区域

Fig. 8 Segmentation of retinal region in the image

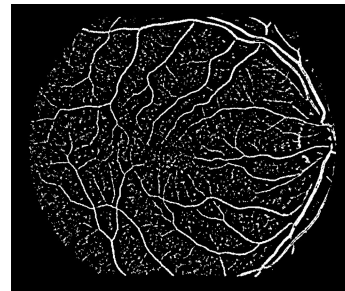


图 9 利用图 8 掩码去除边框后的图像

Fig. 9 Removing rim of retinal image using Fig. 8 image

3) 去除小面积区域

对于血管周围小的噪声点, 可以利用面积阈值去除掉. 这里采用将像素点数小于 50 的区域删除的方法可以得到图 10. 这样我们就实现了视网膜眼底血管图像分割.

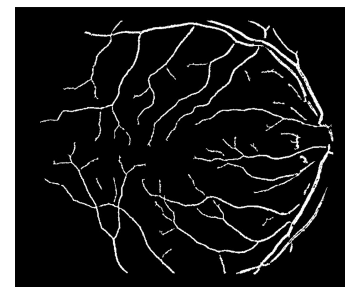


图 10 分割出的血管图像

Fig. 10 Segmentation result of blood vessel image

3 眼底三维模型的建立

国内外现有的眼底影像仪器都存在着两大缺陷:

1) 只能得到眼底的二维图像; 2) 每次成像所覆盖的眼底区域有限. 所以普通眼底影像技术需要在同一患者眼底的不同部位多次成像, 但是仍不可避免地造成眼底三维信息的丢失, 并破坏了眼底图像的完整性. 临床医生得到的眼底参数均是在二维情况下获取的, 影响了疾病的诊断、激光治疗和手术定位.

李超等^[14] 根据眼球的解剖学和生理学特征建立了适于医学可视化的眼底数学模型, 分析得出了眼底成像系统成像的先验知识, 在此基础上提出中心扩散法将二维眼底图像逆投影到眼底三维曲面上, 重建了近似真实的眼底三维可视化环境. 本算法重建三维眼底具有准确、快速、不失真的优点, 为在三维眼底曲面上获取真实的眼底参数、为临床诊断和治疗提供了有力的帮助.

由于球后部近似成椭圆形, 设眼底的三维曲面方程为:

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} + \frac{z^2}{c^2} = 1 \quad (17)$$

下面我们讨论 2D 图像中点的空间位置确定. 按照前面的分析, 由式 (15) 可得眼底正投影图像的方程为:

$$\frac{x_i^2}{a^2} + \frac{y_i^2}{b^2} = 1 \quad (18)$$

图像上任一点 (x_i, y_i) 对应于眼底曲面上的位置为:

$$\left(x_i, y_i, c\sqrt{1 - \frac{x_i^2}{a^2} - \frac{y_i^2}{b^2}} \right) \quad (19)$$

可以看出, 眼底正投影图像上点与眼底三维曲面上点的位置是一一对应的, 不存在位置对应二义性, 因此, 得到的眼底曲面是唯一的.

有了这种对应关系, 我们就可以把二维眼底图像逐点地逆投影到三维曲面上, 从而大致重建眼底三维可视化环境.

4 实验结果与分析

本文所处理图像来自眼底图像数据库: <http://www.parl.clemson.edu/stare/probing>.

4.1 常用医学图像分割算法分割结果

图 11 是用 Canny 算子边缘检测的结果, 图 11(a) 为 Canny 算子检测的血管边缘, 图 11(b) 为图 11(a) 边缘经过膨胀后得到血管区域后, 去除原图像上非血管区域的结果. 可以看出利用 Canny 算子得到血管边界的效果比较好, 但是并不能很好地分割血管区域.

图 12 是在没有进行眼底图像背景平衡的情况下进行期望最大化聚类的结果. 由于血管与背景的灰度值交叠, 因此, 无法将血管分割出来.

可以看出利用常用的基于区域的分割算法分割视网膜血管图像的结果并不理想, 并且分割过程中要找到血管图像上的种子点, 以及血管图像的灰度范围等需要人工交互, 并且参数不容易控制.

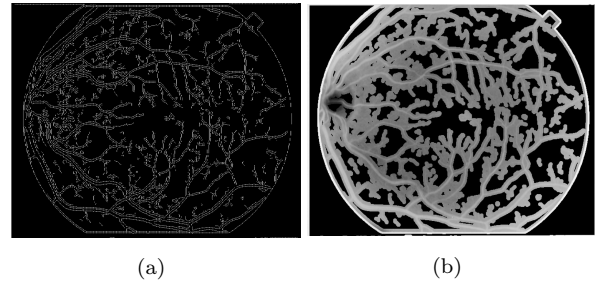


图 11 Canny 算子边缘检测结果

Fig. 11 Edge detecting results using Canny operator

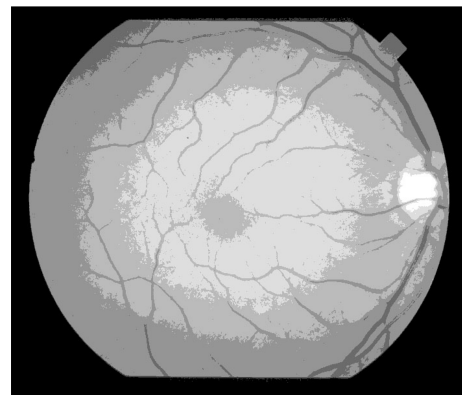


图 12 直接用 EM 算法聚类结果

Fig. 12 Result of EM clustering without background balance

4.2 本文算法分割结果

图 13 为眼底视网膜图像血管分割结果. 其中, 图 13(a)、(c)、(e)、(g) 为眼底视网膜图像; 图 13(b)、(d)、(f)、(h) 为血管分割结果 (血管部分的像素值为原图像上对应部分的像素值). 可以看出血管分割结果比较好.

本文分割方法的不足在于: 算法存在的主要问题是后处理中的阈值分割过程使一些血管断裂, 破坏了血管的连通性. 对于这一问题, 下一步希望能够将分割的血管与原图像进行匹配修正断裂区域, 或者使用其他消除小面积区域噪声点的方法代替阈值分割的方法.

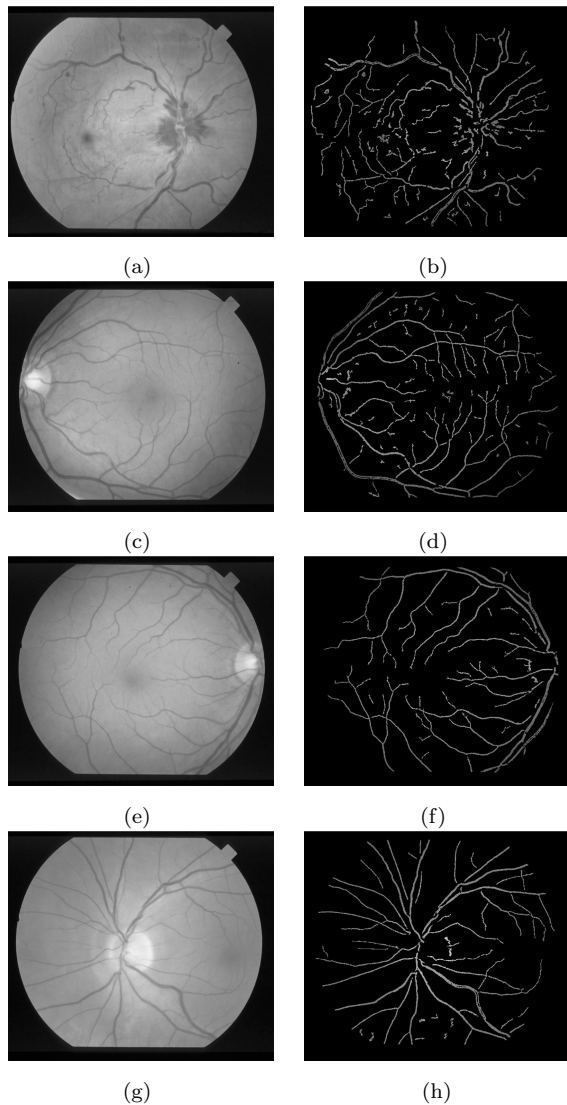


图 13 眼底视网膜图像血管分割结果

Fig. 13 Retinal blood vessels image segmentation results

4.3 国内外眼底视网膜血管图像分割结果

这里列举国内外在眼底视网膜血管图像分割方面的部分结果, 进行比较.

图 14 是文献 [15] 中提出的利用“基于视网膜血管模型算法”分割眼底图像的结果.

图 15 是文献 [16] 中提出的一种血管图像轮廓提取的方法分割眼底图像的结果.

图 16 是文献 [17] 中提出的一种“自适应方法”提取眼底血管图像的结果.

图 17 是文献 [18] 中提出的利用“检测血管中心线和拓扑重构相结合”的方法分割眼底血管图像的结果.

图 18 是文献 [19] 中提出的利用“二维 Gabor 小波和有监督的分类相结合”的算法”分割眼底血管图像的结果.

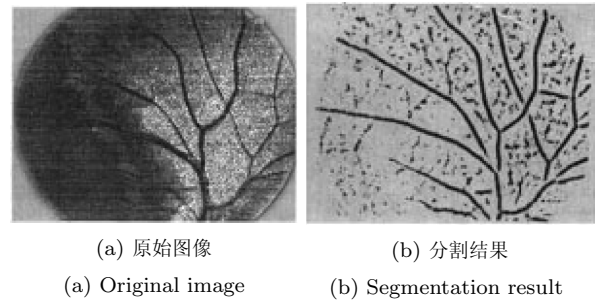


图 14 文献 [15] 中的眼底视网膜血管图像分割结果
Fig. 14 Retinal image segmentation results in [15]

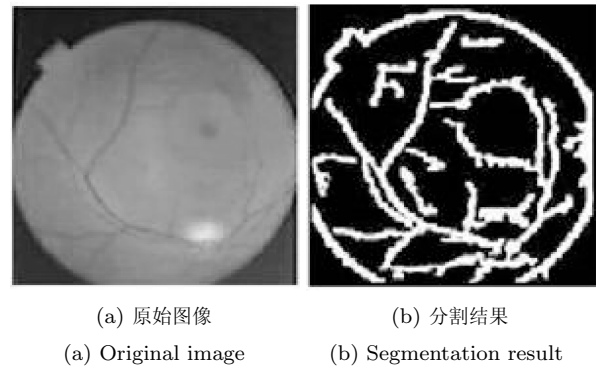
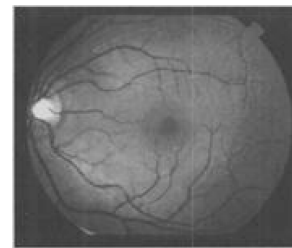


图 15 文献 [16] 中的眼底视网膜血管图像分割结果
Fig. 15 Retinal image segmentation results in [16]



(a) 原始图像
(a) Original image

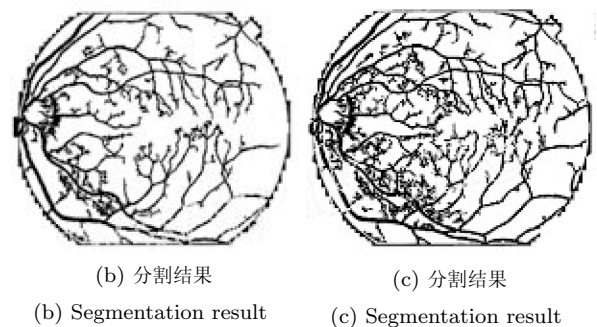
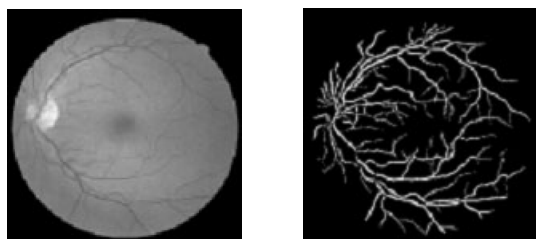
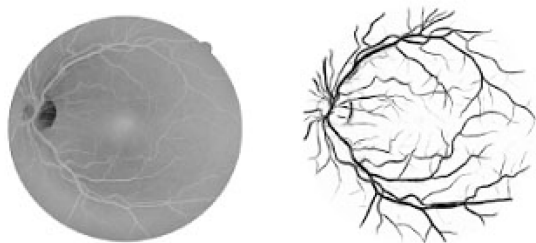


图 16 文献 [17] 中的眼底视网膜血管图像分割结果
Fig. 16 Retinal image segmentation results in [17]



(a) 原始图像 (b) 分割结果
(a) Original image (b) Segmentation result

图 17 文献 [18] 中的眼底视网膜血管图像分割结果
Fig. 17 Retinal image segmentation results in [18]



(a) 原始图像 (b) 分割结果
(a) Original image (b) Segmentation result

图 18 文献 [19] 中的眼底视网膜血管图像分割结果
Fig. 18 Retinal image segmentation results in [19]

尽管在眼底血管分割中所分割图像的数据源不尽相同,但还是可以看出,国内在该方面的研究与国外仍有一定距离. 本文提出算法的分割结果是比较好的,在几次实验分析分割参数后,可以自动完成眼底视网膜血管图像的分割. 由图可知,重建的血管三维分布可以从不同角度进行观察,并且可以对眼底手术的定位提供指导.

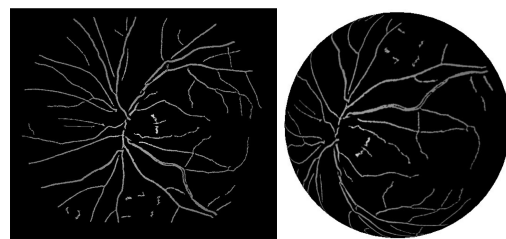
4.4 眼底图像的三维投影建模结果

图 19 是投影重建分割后的血管分布三维模型,其中图 19 (a) 为分割后的图像,图 19 (b) ~ (d) 为从各个角度观察三维模型的效果. 图 20 是未分割眼底图像三维模型,其中图 20 (a) 为未分割的眼底图像,图 20 (b) ~ (d) 为从各个角度观察三维模型的效果. 由图可知,重建的血管三维分布可以从不同角度进行观察,并且可以对眼底手术的定位提供指导.

5 小结

本文提出的眼底视网膜血管分割方法经过背景平衡,维纳滤波平滑,EM 算法聚类,去除边框,去除小面积区域等步骤实现了血管图像的较好分割,并与常用分割算法的分割结果进行了比较.

该方法不需要人工交互,参数选择固定,血管分割效果较好,最后利用投影变换方法实现了血管图像的三维重构.



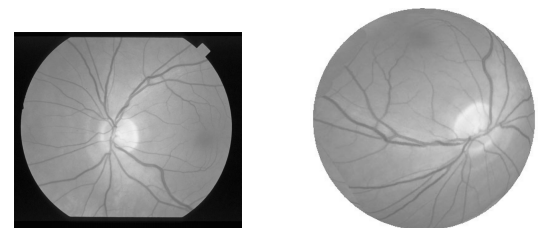
(a) 一幅分割后的眼底图像 (b) 从一个角度看投影重建的三维模型
(a) A segmented eye fundus image (b) Observing the 3D model from one direction

(a) A segmented eye fundus image (b) Observing the 3D model from one direction

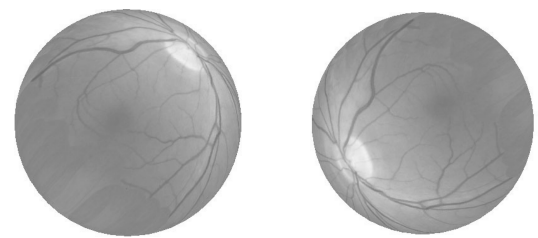


(c) 从第二个角度看投影重建的三维模型 (d) 从第三个角度看投影重建的三维模型
(c) Observing the 3D model from another direction (d) Observing the 3D model from the third direction

图 19 投影重建分割后的血管分布三维模型
Fig. 19 Simulating three-dimensional distribution of retinal vascular in eye fundus by inverse projection



(a) 一幅眼底图像 (b) 从一个角度看投影重建的三维模型
(a) An original eye fundus image (b) Observing the 3D model from one direction



(c) 从第二个角度看投影重建的三维模型 (d) 从第三个角度看投影重建的三维模型
(c) Observing the 3D model from another direction (d) Observing the 3D model from the third direction

图 20 未分割眼底图像三维模型
Fig. 20 Simulating three-dimensional distribution of retinal vascular in eye fundus using original image by inverse projection

References

- 1 Lee S J, McCarty C A, Taylor H R, Keeffe J E. Costs of mobile screening for diabetic retinopathy: a practical framework for rural populations. *Australian Journal of Rural Health*, 2001, **9**(4): 186–192
- 2 Taylor H R, Keeffe J E. World blindness: a 21st century perspective. *British Journal of Ophthalmology*, 2001, **85**(3): 261–266
- 3 Niemeijer M, Staal J, van Ginneken B, Abramoff M D. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. In: Proceedings of the SPIE. San Diego, USA: SPIE, 2004. 648–656
- 4 Cree M J, Leandro J J G, Soares J V B, Cesar R M, Jelinek H F, Cornforth D. Comparison of various methods to delineate blood vessels in retinal images. In: Proceedings of the 16th Australian Institute of Physics Congress. Canberra, Australia: ANU, 2005
- 5 Hoover A, 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
- 6 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
- 7 Nekovei R, Sun Y. Back-propagation network and its configuration for blood vessel detection in angiograms. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1995, **6**(1): 64–72
- 8 Al-Rawi M, Qutaishat M, Arrar M. An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images. *Computers in Biology and Medicine*, 2007, **37**(2): 262–267
- 9 Vermeer K A, Vos F M, Lemij H G, Vossepoel A M. A model based method for retinal blood vessel detection. *Computers in Biology and Medicine*, 2004, **34**(3): 209–219
- 10 Pinz A, Bernogger S, Datlinger P, Kruger A. Mapping the human retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, **17**(4): 606–619
- 11 Monga O, Armande N, Montesinos P. Thin nets and crest lines: application to satellite data and medical images. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, **67**(3): 285–295
- 12 Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 1977, **39**(1): 1–38
- 13 Zhang Y Y, Brady M, Smith S. Segmentation of brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation-maximization algorithm. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2001, **20**(1): 45–57
- 14 Li Chao, Liang Bin, Chen Wu-Fan, Wu De-Zheng. A reconstruction algorithm of inverse projection from 2D ocular fundus images to 3D surface images. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2002, **21**(4): 346–350
(李超, 梁斌, 陈武凡, 吴德正. 由二维眼底正投影图像向三维曲面逆投影成像的重建算法. *中国生物医学工程学报*, 2002, **21**(4): 346–350)
- 15 Zhang Heng-Yi, Jiang Qian-Lin, Yu Ya-Jun, Zheng Xiao-Xiang. Based on retinal vessel model to segment the image and to detect the vessels. *Acta Electronica Sinica*, 1999, **27**(6): 65–67
(张恒义, 蒋黔麟, 虞亚军, 郑筱祥. 基于视网膜血管模型的图像分割与血管提取. *电子学报*, 1999, **27**(6): 65–67)
- 16 Li Jian, Pang Yun-Jie. A simple method of extracting blood vessel outlines from medical images. *Journal of System Simulation*, 2001, **13**(z1): 561–563
(李健, 庞云阶. 一种提取医疗图像中血管轮廓的简单方法. *系统仿真学报*, 2001, **13**(z1): 561–563)
- 17 Pan Li-Feng, Wang Li-Sheng. Extracting blood vessels in retinal images by adaptive thresholding. *Journal of Image and Graphics*, 2006, **11**(3): 310–316
(潘立丰, 王利生. 一种视网膜血管自适应提取方法. *中国图象图形学报*, 2006, **11**(3): 310–316)
- 18 Mendonca A M, Campilho A. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, **25**(9): 1200–1213
- 19 Soares J V B, Leandro J J G, Cesar R M J, Jelinek H F, Cree M J. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, **25**(9): 1214–1222



戴培山 中南大学信息物理学院生物医学过程研究所讲师. 2007 年获中南大学生物医学工程专业博士学位. 主要研究方向为医学图像处理, 虚拟现实. 本文通信作者.

E-mail: daipeishan@yahoo.com.cn

(**DAI Pei-Shan** Lecturer at the Institute of Biomedical Engineering, School of Info-physics and Geometrics Engineering, Central South University. He received his Ph.D. degree from Central South University in 2007. His research interest covers medical image processing and virtual reality. Corresponding author of this paper.)



王博亮 厦门大学计算机系教授. 主要研究方向为医学图像处理和虚拟现实.

E-mail: blwang@xmu.edu.cn

(**WANG Bo-Liang** Professor in the Department of Computer, Xiamen University. His research interest covers medical image processing and virtual reality.)



鞠颖 厦门大学计算机系讲师. 2003 年获西安交通大学生物医学工程专业博士学位. 主要研究方向为医学图像处理和虚拟现实. E-mail: yju@xmu.edu.cn

(**JU Ying** Lecturer in the Department of Computer, Xiamen University. She received her Ph.D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Her

research interest covers medical image processing and virtual reality.)