

基于过渡区提取的视网膜血管分割方法

姚 畅, 陈后金, 李居朋

(北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044)

摘 要: 针对现有视网膜血管分割方法对于小血管和低对比度血管分割效果差的问题, 提出了一种基于过渡区提取的视网膜血管分割方法. 该方法首先采用二维高斯匹配滤波预处理以增强血管, 然后采用基于最佳熵的方法提取主血管, 采用基于分布式遗传算法和 Otsu 相结合的方法提取过渡区, 最后利用区域连通性分析所提取的主血管和过渡区, 分割出最终的血管. 通过在 Hoover 眼底图像库中的实验, 结果表明该方法在小血管的提取、连通性和有效性方面均优于 Hoover 算法, 另外由于迁移策略的分布式遗传算法的引入, 使得算法效率也明显提高.

关键词: 血管分割; 过渡区; 最佳熵; 分布式遗传算法; 最大类间方差

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 05-0974-05

Segmentation of Retinal Blood Vessels Based on Transition Region Extraction

YAO Chang, CHEN Hour jin, LI Ju peng

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Aiming at the bad performance of existing retinal blood vessel segmentation methods for small and low contrast vessels, a new segmentation method based on transition region extraction is proposed. Firstly, the two dimensional Gaussian matched filter is used to enhance the retinal image. Then the main vessels are segmented through optimal entropy method and the transition region is extracted by algorithm based on distributed genetic algorithm and Otsu. Finally, the vessels are obtained via analyzing the region connectivity. The experiments implemented on the Hoover database indicate that the proposed method outperforms the Hoover algorithm on the small vessels extraction, connectivity and effectiveness. In addition, the efficiency of this method could be improved by introducing the distributed genetic algorithm based on migration strategy.

Key words: blood vessel segmentation; transition region; optimal entropy; distributed genetic algorithm; Otsu

1 引言

眼底视网膜微血管是人体唯一可以非创伤直接观察的较深层微血管, 其结构特征的变化可以直接反映高血压、糖尿病、动脉硬化等心血管疾病对血管网络形态结构的影响, 是心血管疾病对血管微循环检查的重要部位. 因此, 视网膜图像中血管的检测与提取对心血管疾病的诊断及治疗评价在临床上具有重要的意义.

当前, 视网膜血管分割方法主要有窗方法^[1]和基于追踪的方法^[2,3]. 窗方法检测图像中每个像素邻域窗的特征, 当邻域窗与指定模块匹配时, 则增强该点像素. Chaudhuri 等提出的一种二维匹配滤波方法^[1] (Matched Filter Response, MFR) 就是窗方法的一种. 基于追踪的方法中每段血管通过设定的直径、宽度、中心点等特征来追踪血管, 这种方法要求通过手动设定起始点和结束点. 在文献[2]中, Sun 提出了一种以血管中心线、方向、

直径和灰度空间连续性为依据的自适应追踪算法. 由于血管从粗到细发生变化, 其与背景的灰度对比度不断减弱, 到血管末梢处已经变得很弱, 而现有窗方法和基于追踪方法的分割算法大部分都是采用全局阈值法, 这样分割得到的结果大部分都是血管的主干, 对于小血管和对比度较低的血管都没有分割出来. Hoover 等在 MFR 图像的基础上采用阈值递减探索、区域特性分析等方法来提取血管^[4], 综合利用了血管本身的局部特征及血管网络分布的区域特征来探索合适的局部阈值, 但是因为该方法包含匹配滤波、阈值递减探索及区域特性分析等处理, 所以计算非常复杂; Jiang 和 Mojon 首先用几个不同的全局阈值分别将血管图像二值化, 然后在每个二值图像中识别出血管, 而所有识别结果的并集作为分割结果^[5], 其中识别血管的方法利用了血管的宽度、长度和血管与背景的对比度等先验知识, 其识别过程计算复杂, 而且阈值越多, 计算量越大.

本文提出了一种基于过渡区提取的视网膜血管分割方法. 在匹配滤波增强后的血管图像上, 分别采用基于最佳熵的方法提取增强较好的主血管和采用基于分布式遗传算法和 Otsu 相结合的多阈值方法提取增强较差的过渡区, 然后对所提取到的主血管和过渡区通过血管区域连通性的分析, 清除背景噪声, 分割出最终的血管. 同时本文将分割的结果与 Hoover 算法、专家手动方法分割的结果进行了比较, 证明了本文算法的有效性.

2 血管增强预处理

本文所处理的图像为彩色眼底视网膜图像, 通过将其分解为红、绿、蓝三通道单色图像可以发现绿色通道的视网膜图像中血管和背景的对比度最高, 因此采用绿色通道的视网膜图像进行处理. 图 1(a) 所示为原始彩色视网膜图像, (b) 为视网膜绿色通道图像.

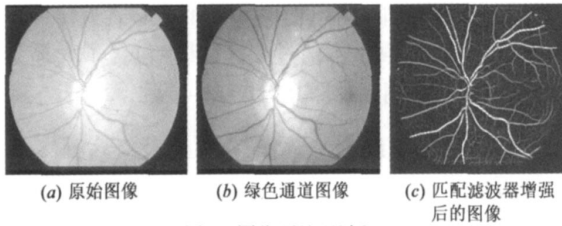


图 1 图像预处理过程

视网膜图像中, 血管的曲率小且血管宽度的改变是渐进的, 血管的横截面灰度轮廓可以用高斯型曲线近似^[1], 因此将血管假定为分段等宽的直线段, 利用文献 [1] 给出的匹配滤波方法来增强血管图像. 由于视网膜血管的方向是任意的, 因此高斯型曲线通过旋转将 12 个二维线性检测模板与绿色通道图像进行卷积, 选择其中最大的卷积值作为增强图像的像素值. 图 1(c) 所示为增强后的视网膜图像.

3 基于最佳熵的主血管分割

对于增强后的视网膜血管图像, 本文采用基于最佳熵的方法^[6]来提取图像中增强较好的主血管. 图像灰度值范围为 $\{0, 1, \dots, L-1\}$, 设分割阈值为 t , 则目标 O 和背景 B 服从两个不同的概率分布:

$$O: \frac{p_0}{P_t}, \frac{p_1}{P_t}, \dots, \frac{p_t}{P_t} \quad B: \frac{p_{t+1}}{1-P_t}, \frac{p_{t+2}}{1-P_t}, \dots, \frac{p_{L-1}}{1-P_t}$$

其中, $P_t = \sum_{i=0}^t p_i$, $p_i = n_i / (N \times M)$, n_i 为灰度值为 i 的像素个数, $N \times M$ 为图像的大小.

根据 Shannon 熵的概念, 定义与这两个概率分布相关的熵为:

$$H(O) = \ln P_t + \frac{H_t}{P_t} \quad (1)$$

$$H(B) = \ln(1 - P_t) + \frac{H_{L-1-t} - H_t}{1 - P_t} \quad (2)$$

式中: $H_t = - \sum_{i=0}^t (p_i \ln p_i)$, $H_{L-1-t} = - \sum_{i=t+1}^{L-1} (p_i \ln p_i)$. Kapur 定义的准则函数 $\Psi(t)$ 为:

$$\Psi(t) = H(O) + H(B) = \ln P_t (1 - P_t) + \frac{H_t}{P_t} + \frac{H_{L-1-t} - H_t}{1 - P_t} \quad (3)$$

使 $\Psi(t)$ 最大的灰度级 t 就是所求的最优阈值 t^* , 即 $t^* = \max_{0 < t < L-1} \Psi(t)$. 图 2(a) 所示即为基于最佳熵方法分割得到的眼底视网膜主血管.

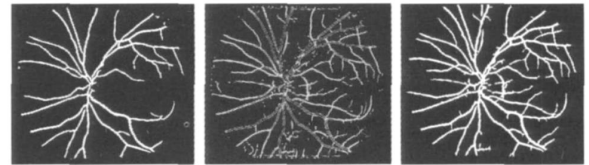


图 2 血管分割过程

4 过渡区提取

在视网膜血管增强图像中, 小血管和低对比度血管的增强比较小, 其灰度大部分处在目标与背景之间, 若采用全局阈值分割方法则他们被判别为背景而分割不出来. 基于此, 我们提出了一种基于分布式遗传算法和 Otsu 相结合的双阈值过渡区提取方法, 该方法利用分布式遗传算法的抗早熟, 快速收敛能力和 Otsu 的最佳阈值提取能力对血管增强图像进行双阈值分割, 将提取出来的过渡区与获得的主血管进行基于区域连通性的判断, 分割出最终的血管.

4.1 Otsu 双阈值法

设阈值 t_1, t_2 将图像灰度值分为背景 C_0 , 过渡区 C_1 和目标 C_2 三类. 则他们出现的概率^[7]分别为:

$$W_0 = \Pr(C_0) = \sum_{i=0}^{t_1} p_i \quad (4)$$

$$W_1 = \Pr(C_1) = \sum_{i=t_1+1}^{t_2} p_i \quad (5)$$

$$W_2 = \Pr(C_2) = \sum_{i=t_2+1}^{L-1} p_i = 1 - W_0 - W_1 \quad (6)$$

其中: W_0 表示 C_0 出现的概率, W_1 表示 C_1 出现的概率, W_2 表示 C_2 出现的概率. C_0, C_1, C_2 对应的灰度平均值 U_0, U_1, U_2 为:

$$U_0 = \frac{\sum_{i=0}^{t_1} i p_i}{W_0} \quad (7)$$

$$U_1 = \frac{\sum_{i=t_1+1}^{t_2} i p_i}{W_1} \quad (8)$$

$$U_2 = \frac{\sum_{i=t_2+1}^{L-1} i p_i}{W_2} = \frac{U_T - W_0 U_0 - W_1 U_1}{W_2} \quad (9)$$

其中 U_T 为总体灰度平均值:

$$U_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i \quad (10)$$

三类的类间方差 $\mathcal{O}(t_1, t_2)$ 为:

$$\mathcal{O}(t_1, t_2) = W_0(U_0 - U_T)^2 + W_1(U_1 - U_T)^2 + W_2(U_2 - U_T)^2 \quad (11)$$

当 $\mathcal{O}(t_1, t_2)$ 取得最大值时的阈值即为所求的最佳分割阈值 T_1, T_2 :

$$\mathcal{O}(T_1, T_2) = \text{Arg}\left\{ \max_{0 \leq t_1 < t_2 \leq L-1} [\mathcal{O}(t_1, t_2)] \right\} \quad (12)$$

图像中灰度值处于 T_1, T_2 之间的象素即为所要提取的过渡区。从上述推导过程可以看出, Otsu 提取过渡区, 其最佳阈值的求解是通过穷尽的搜索方法遍历全部的 t_1 和 t_2 而得到的组合, 其计算复杂度为 $O(L^4)$, 存在计算复杂度高、计算量太大的弱点, 不利于在工程实际中应用。鉴于遗传算法的全局最优解搜索能力和信息处理的隐并行性以及应用的鲁棒性, 因此可将遗传算法和 Otsu 有机地结合起来, 通过使用遗传算法来搜索 Otsu 的最优组合。

4.2 基于迁移策略的分布式遗传算法的过渡区提取

并行遗传算法中的分布式遗传算法^[8]将种群分成若干个子群同时独立进行遗传操作, 相对于简单遗传算法, 它能克服其“早熟”的缺点, 并快速地寻找到全局最优解。迁移策略是并行遗传算法中引入的一个新的遗传算子, 它通过迁移的方法使种群后代携带上其它种群的优良个体, 一方面能保持种群中基因的多样性, 避免近亲繁殖带来的危害; 另一方面能加快较好个体在群体中的传播, 提高收敛速度和解的精度, 与单种群相比只需要较小的计算量就可达到同等性能。

基于迁移策略的分布式遗传算法应用于 Otsu 的过渡区提取, 实际上就是通过分布式遗传算法的多种群进化来寻找 Otsu 中的最佳阈值 T_1 和 T_2 , 算法的结合过程及实现步骤如下:

(1) 初始化种群。由于 Otsu 求解的两个参数为阈值 t_1 和 t_2 , 且其取值范围为图像灰度 0~255 之间的整数, 故初始种群采用二进制编码方式, 用随机产生的 16 位二进制串来初始化染色体, 其中前 8 位表示 t_1 , 后 8 位表示 t_2 。在整个进化过程中, 种群个数 N_p 保持不变, 每个种群的大小(染色体个数) N_c 保持不变。

(2) 计算适应度。适应度用来评估每一个染色体的性能。本文染色体表示的是待求解的阈值 t_1 和 t_2 , 在 Otsu 中 t_1 和 t_2 的选择是通过计算最大类间方差来实现的, 同时考虑到类间方差 $\mathcal{O}(t_1, t_2)$ 恒为非负值, 所以构建适应度函数为: $f(i) = c + \mathcal{O}(t_1, t_2)$, $c = 1$ 其中 c 为任意正常数, 保证适应度 $f(i)$ 恒为正值, 本文基于计算效率的考虑, 取最小正整数 1。这样 Otsu 的过渡区提取转变为分布式遗传算法中具有最大适应度值染色体的

搜索。

(3) 每个种群独自进行遗传操作。遗传操作包括选择, 交叉和变异。各种群的选择操作采用轮盘赌法选择后代; 交叉和变异操作采用两点交叉和两点变异。交叉点和变异点随机产生且分别位于染色体的前 8 位和后 8 位。交叉率 P_c 选用较大的概率以有利于种群进化, 变异率 P_m 选用较小的概率以有利于优良个体的保留。

(4) 判断迁移条件, 若满足, 种群两两交互进行迁移。迁移策略为各种群选取自己最好的个体发送到其他种群, 并将接收到的其他种群的优良个体与自身的个体进行适应度排列, 淘汰最差个体。迁移频率为每进化一代迁移一次。

(5) 判断终止规则, 若满足, 则程序终止, 否则转向步骤(2)开始下一代进化。终止规则为给定一个最大的进化代数 N_g , 算法进化代数达到 N_g 时终止。

图 2(b) 所示即为基于迁移策略的分布式遗传算法和 Otsu 相结合提取出来的过渡区, 其中包含了大部分小血管和血管末梢以及部分背景噪声碎片。

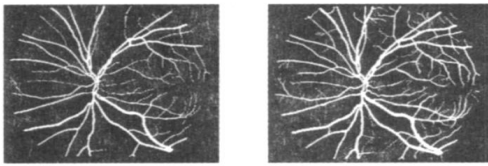
5 血管区域特征综合

由图 2(a) 可以看出基于最佳熵分割的血管是血管增强图像中的主血管, 对于小血管不能很好的分割出来, 由图 2(b) 可以看出提取出来的过渡区中虽然包含了大部分的小血管和血管末梢, 但是也包含了部分背景噪声碎片。为了将过渡区中的血管和噪声碎片很好地区分开来, 我们将图 2(a) 中的主血管作为整个血管网络的主干, 通过区域连通性的判断, 即当过渡区中象素周围邻域 3×3 窗口中有一个象素在相应主血管图像中为主血管象素时, 则把该点象素判定为血管, 这样循环遍历整个图像过渡区, 直到判定完成。这样, 就将过渡区中位于主血管周围的小血管判定出来, 而过渡区中单独的、与主血管没有连通性的噪声碎片就被清除, 最终分割结果如图 2(c) 所示。

6 实验结果

实验采用 Hoover 眼底图像库来检验本文算法的有效性。Hoover 眼底图像库中包含有正常和不正常的眼底图像共 20 幅, 每幅图像大小为: 605×700 象素, 同时还提供了由两位专家手动分割的血管图像, 如图 3 所示为其中的一组。从图 3 可以看出, 在专家手动分割图中, 第一个专家要比第二个专家保守, 手动分割出来的小血管没有第二个专家标识的多, 因此在本文实验中, 将采用第一个专家手动分割的结果作为实验受试者工作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线图分析的标准图像 (Ground Truth Image)。

实验仿真中, 遗传算法参数的设置对于算法的运行



(a) 第一位专家手动分割图 (b) 第二位专家手动分割图
图 3 专家手动分割图

效率具有重要的影响。如若种群个数, 染色体个数和进化代数设置太大, 交叉率设置太低则算法寻优的时间将变长, 效率将变低, 而反之则容易导致算法的早熟收敛。本文在保证算法全局收敛的前提下, 从算法运算效率出发, 对其参数多次实验取经验值为: $N_p = 2$, $N_c = 20$, $P_c = 0.65$, $P_m = 0.05$, $N_g = 20$ 。图 4 所示为本文算法分割结果与其他算法分割结果的对比。图中第一行为原始图像, 第二行为作为标准图像的专家手动分割结果, 第三行为 Hoover 算法分割结果, 第四行为本文算法分割结果; 图中第一列为正常眼底图像, 第二列为目标和背景对比度比较低的眼底图像, 第三列为发生大面积病变的眼底图像。由于专家手动分割出来的小血管都是用一个像素宽度来标识的, 而实际图像中的小血管直径宽度一般在 2~4 个像素宽度, 所以专家手动分割出来的小血管要比本文算法和 Hoover 算法分割出来的小血管要小。从图中可以看出, 不论是正常眼底图像还是不正常眼底图像, 本文算法都能很好地分割出大部分小血管, 而这些血管在 Hoover 算法中没有分割出来; 同时, 在血管连通性方面可以看出, Hoover 分割结果中断开的血管在本文分割结果中很好地连接在一起。另外, 从不正常眼底图像分割结果可以看出, 本文算法对于目标和背景对比度非常低的不正常眼底图像具有很高的鲁棒性, 而对于发生大面积病变的眼底图像, 由于预处理时对病变区域的类血管区域的增强, 导致结果中分割出了部分病变区域。

为进一步检验算法的性能, 采用文献[6]中介绍的 ROC 曲线图来分析算法的有效性和可靠性。图 5 所示为本文算法, Hoover 算法和第二个专家手动分割结果与标准图像(第一个专家手动分割结果)进行计算分析得到的 ROC 曲线图, 其中 (a) 为三者的真阳性率(True Positive Rate) P_t 对比曲线图, (b) 为三者的假阳性率(False Positive Rate) P_f 对比曲线图。从图中我们可以看出: 虽然第二个专家手动分割结果的真阳性率很高, 平均达到 90%, 但是他的假阳性率也很高, 平均达到 6%; 本文算法和 Hoover 算法获得的假阳性率相差不多, 但是, 本文算法获得的真阳性率要远高于 Hoover 算法, 这就意味着在相同的错误分割率情况下, 本文算法比 Hoover 算法能分割出更多的真实血管。这也证明了本文算法对于小血管分割的有效性和可靠性。

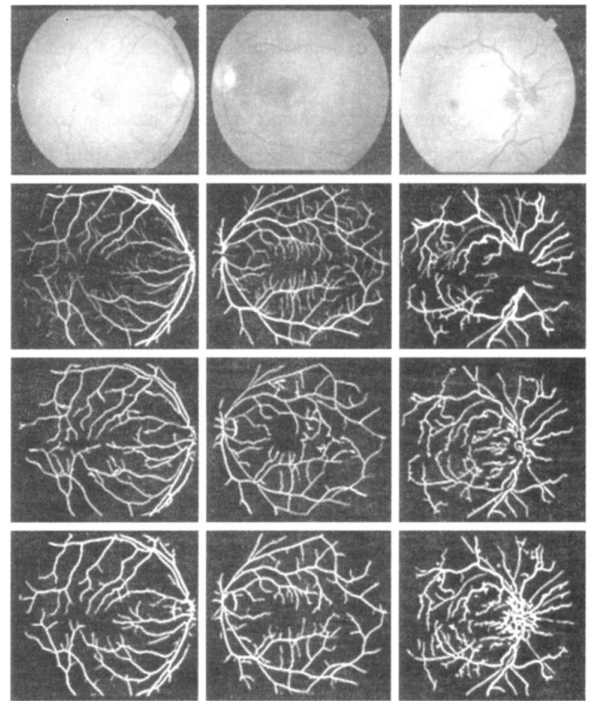
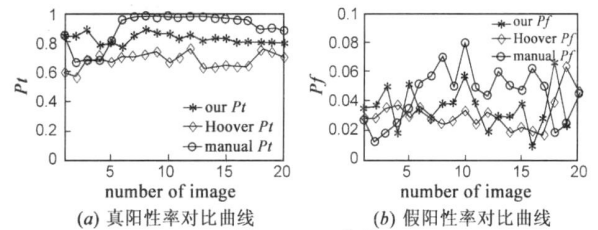


图 4 分割结果. 第一行为原始图像; 第二行为专家手动分割结果; 第三行为 Hoover 分割结果; 第四行为本文算法分割结果



(a) 真阳性率对比曲线 (b) 假阳性率对比曲线
图 5 ROC 曲线

7 结论

本文从视网膜血管网络本身具有的特点出发, 提出了一种基于过渡区提取的视网膜血管分割方法。该方法采用二维高斯匹配滤波预处理以增强血管, 然后分别采用基于最佳熵的方法提取主血管和基于分布式遗传算法和 Otsu 相结合的方法提取过渡区, 最后通过区域连通性的特征分析辨别所提取的主血管和过渡区, 分割出最终的血管。由于该方法综合利用了血管灰度分布特征和区域结构特征, 分割得到的血管在细小分支的提取, 连通性和有效性方面都要优于 Hoover 算法的结果, 另外由于采用了分布式遗传算法来寻找过渡区最优阈值组合, 算法运行的效率也明显提高。对于大面积病变的眼底图像, 其分割结果中出现了血管和部分病变区域共存的问题, 如何有效清除分割结果中的病变区域将是我們接下来要做的工作。

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] Sun Y. Automated identification of vessel contours in coronary arteriograms by an adaptive tracking algorithm[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1989, 8(1): 78- 88.
- [3] Toliaş Y A, Panas S M. A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based Oil fuzzy clustering[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(2): 263- 273.
- [4] Hoover A, Kouznetsova V, and 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] Jiang X Y, Mojon D. Adaptive local thresholding by verification based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(1): 131- 137.
- [6] Huang S Y, Zhang E H. A method for segmentation of retinal image vessels[A]. Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. New York: IEEE, 2006. 9673- 9676.
- [7] Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62- 66.

- [8] Fan Y, Jiang T Z, David J E. Volumetric segmentation of brain images using parallel genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(8): 904- 909.

作者简介:



姚 畅 男, 1980 年生于湖南望城, 北京交通大学电子信息工程学院博士研究生. 研究方向为图像分割、生物医学图像处理.
E-mail: 06111029@bjtu. edu. cn



陈后金 男, 1965 年生于安徽当涂, 北京交通大学电子信息工程学院副院长, 教授, 博士生导师, 国家电工电子教学基地主任. 主要研究方向为信号和信息处理、生物医学图像处理等.

李居朋 男, 1981 年生于江苏沛县, 北京交通大学电子信息工程学院博士研究生. 研究方向为医学图像处理.