

一种视网膜血管自适应提取方法

潘立丰 王利生

(上海交通大学图像处理与模式识别研究所, 上海 200030)

摘要 为了快速有效地提取视网膜血管, 根据视网膜图像的灰度分布特征, 提出了一种新的基于自适应阈值化的血管提取方法。该方法是首先把图像划分成很多同样尺寸的小子图像, 然后在每个子图像中分别计算局部阈值, 并用该阈值分割该子图像。因为视网膜图像中血管和背景在局部范围内都比较均匀, 所以在每个子图像中都存在一个局部阈值能够将其中的血管分割出来。采用的局部阈值计算方法不仅允许子图像可以取得很小, 而且能够保证得到平方误差最小意义下的最优阈值。在阈值计算过程中, 还用一种基于过零点边缘检测技术的边缘追踪算法。最后还提出一种基于区域生长的特征综合方法, 即通过综合两次阈值化分割得到的血管结构来清除碎片。多幅视网膜图像的实验证明, 该方法的计算速度很快, 并且可以提取包括细血管在内的绝大部分血管。

关键词 血管分割 自适应阈值化 过零点 边缘追踪 区域生长

中图分类号: R445.39 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)03-0310-07

Extracting Blood Vessels in Retinal Images by Adaptive Thresholding

PAN Li-feng, WANG Li-sheng

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract In terms of the special gray distribution in retinal images, a novel blood vessel extraction method based on adaptive thresholding is proposed in this paper. The whole image is divided into many small sub-images with identical dimension, and a threshold is calculated respectively in each sub-image for segmenting local blood vessels. Because both vessels and background are locally uniform in retinal images, there must be a threshold which is able to segment vessels precisely in a certain sub-image. The method employed for determining the local threshold not only allows sub-images to be very small, but also ensures the threshold to be optimal in the sense of least square error. A new edge tracking algorithm based on zero-crossing edge detection technique is applied in the process of threshold computing. Further more, a feature synthesis method based on region growing is presented, which is used to clear fragments in results of adaptive thresholding. The experiments on many retinal images indicate that this blood vessel extraction method is computational efficient and can extract most blood vessels including very small blood vessels.

Keywords blood vessel segmentation, adaptive thresholding, zero-crossing, edge tracking, region growing

1 引言

在医疗诊断和医学研究中, 血管是非常重要的生物组织。当眼器官发生视觉疾病的时候, 视网膜血管的直径、颜色和弯曲程度等就会出现异常, 眼科医生可以据此作出诊断。因此, 视网膜图像中血管

的检测与提取是一个非常重要的研究问题。研究者已经提出一些血管提取方法^[1-5], 例如 Chaudhuri 等提出一种 2 维匹配滤波方法 (matched filter response, MFR)^[1], 该方法是利用表征不同方向的 12 个高斯血管模板作为匹配滤波器来对图像进行滤波。虽然滤波之后图像中的血管结构得到增强, 但是该方法可能会丢失血管分叉点和细小的血管;

基金项目: 国家自然科学基金项目(30570510)

收稿日期: 2005-01-24; **改回日期**: 2005-05-09

第一作者简介: 潘立丰(1980 ~), 男。2003 年毕业于浙江大学, 现为上海交通大学硕士研究生。主要研究医学图像处理、3 维数据场可视化等。E-mail: panlf1980@yahoo.com.cn

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^[2],为了适应 MFR 图像中血管分布及背景的变化特性,这种算法综合利用了血管本身的局部特征及血管网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^[3],而所有识别结果的并集就是分割结果。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。由于血管分布网络具有连通性,因此文献[4,5]分别提出了不同的血管追踪算法,在文献[4]中,Sun 提出一种自适应追踪算法。这种算法以血管中心线、方向、直径和灰度的空间连续性作为追踪依据,它不但需要人工确定追踪的起始点,而且不能识别重叠的血管。在文献[5]中,Tolias 和 Panas 提出一种基于模糊聚类的追踪算法。因为模糊聚类方法没有直接利用血管形状和边缘信息,所以噪声对它的影响比较小,但是该方法不仅难于识别并追踪细血管和灰度对比较小的血管,而且起始点的确定也可能发生错误。文献[2]给出了有关血管分割方法更详细的介绍。

血管提取算法一般都有效地利用了血管的某些重要特征,包括血管的连通性和外形特征等。在视网膜图像中容易观察到,灰度的分布具有如下比较典型的特征:

(1)随着血管从粗到细的变化,其灰度逐渐变化,血管与背景的灰度对比不断减弱,到血管末梢处,灰度对比已经变得很弱;

(2)在很小的局部范围内,血管的灰度低于背景的灰度,而它们各自的灰度则相对比较均匀。

根据上述视网膜图像中灰度的分布特征,本文提出一种基于自适应阈值化的血管提取方法,其基本思路是,首先把视网膜图像划分成若干同样尺寸的小子图像,然后在每个包含血管的子图像内,计算出自适应的局部阈值,并用其将该子图像二值化。在子图像中计算自适应局部阈值的时候,本文采用文献[6]中提出的阈值计算方法。与经典的自适应阈值算法^[7,8]相比,该阈值计算方法不仅允许子图像可以选取得很小,而且理论上可以保证计算得到平方误差最小意义下的最优阈值。为了准确地检测出血管边缘以计算最优阈值,本文提出一种基于过

零点边缘检测技术^[9]的边缘追踪算法。因为图像中背景灰度不是非常均匀,所以阈值化得到的二值血管图像中包含很多碎片。鉴于血管和碎片具有较大区别,即血管是连通的,而碎片是分散的,因此本文利用区域生长算法来综合不同强度条件下阈值化分割得到的血管图像,使得在清除掉碎片的同时,保留住细小的血管。多幅视网膜血管图像的实验结果显示,本文的算法是快速有效的。

2 最优局部阈值的计算原理

根据过零点边缘检测理论^[9,10],2维图像 $f(x, y)$ 中的物体边界线可以表示为^[6]

$$\begin{cases} \nabla^2 f(x, y) = 0 \\ \|\nabla f(x, y)\| \geq T \end{cases} \quad (1)$$

这里, $\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2}$ 是拉普拉斯函数, $\|\nabla f(x, y)\|$ 是梯度幅值函数, T 为给定的梯度阈值。在图像的局部区域中,设包含的物体边界线为 $C(x, y)$,根据文献[6]的分析,平方误差最小意义下的最优局部阈值为

$$r = \frac{\int_{C(x, y)} f(x, y) dx dy}{\int_{C(x, y)} dx dy} \quad (2)$$

上式中中等号右边表示物体边界线 $C(x, y)$ 上的灰度平均值。在数字图像处理过程中,式(2)可变成以下离散形式:

$$r = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f(Z_j), Z_j \in C \quad (3)$$

其中,离散过零点集合 C 表示物体边界线 $C(x, y)$ 与网格线的所有交点,它们都是拉普拉斯函数过零点。 N 表示 C 中点的个数, $f(Z_j)$ 表示第 j 个离散过零点 Z_j 的灰度值。由于这些离散过零点都位于相邻两个网格点的连线上,因此其灰度值很容易由这两个网格点的灰度插值得到。

3 自适应阈值化血管提取算法

根据上面的分析,把自适应阈值化血管提取算法分成以下两步:一是计算血管边界线上的离散过零点,二是进行子图像阈值分割。计算血管边界线上的离散过零点是在整幅图像中整体完成的,而子图像阈值分割则是在每个子图像中单独进行的。

如果 $N_i > 0$, 则计算第 i 个子图像内血管边界线上的离散过零点的平均灰度值

$$r_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} f(Z_j), \quad Z_j \in C_i \quad (6)$$

其中, C_i 表示第 i 个子图像的血管边界线上的离散过零点集, 若用 C 表示整个图像的离散过零点集, 则满足

$$C = \bigcup_{i=1}^n C_i \quad (7)$$

r_i 就是所求的灰度阈值, 最后利用它对该子图像作阈值化分割。

因为每个离散过零点都位于两个网格点的连线上, 所以对这两个网格点的灰度值进行简单的线性插值, 就可以得到离散过零点的灰度值。

4 血管结构的特征综合

视网膜图像中, 因为背景的灰度不是非常均匀, 所以当梯度阈值设得比较小时, 难免会混进假边缘上的离散过零点, 这样将使得阈值分割结果中出现很多碎片, 但通过观察血管和碎片容易发现, 一般血管是连通的, 而碎片是分散的。鉴于这样的特征, 就可利用区域生长算法来综合强弱两次梯度条件下子图像阈值化分割得到的二值血管图像。为了方便表达, 可把二值图像中的血管和碎片区域记为 A, 其他区域记为 B。具体的计算步骤如下:

(1) 设定强的梯度条件, 用子图像阈值化分割算法来计算得到第 1 幅包含血管结构的二值图像, 这里把它称为种子图像。同样地通过设定弱的梯度条件, 即可得到第 2 幅包含血管结构的二值图像, 这里把它称为引导图像。

(2) 寻找初始生长点。初始生长点是发生初次生长的位置。一个初始生长点应满足下列条件:

①它是种子图像中 A 区的边缘点, 即它本身是 A 区像素, 并且它的 3×3 邻域内既有 A 区像素, 又有 B 区像素;

②它的邻接 B 区像素中, 至少有一点在引导图像中的对应点是 A 区像素。

(3) 种子图像中, A 区域在生长点处向外生长, 新生的像素点在引导图像中的对应点是 A 区像素, 然后把新生点作为新的生长点, 进行再次生长。这样不断重复进行这种操作, 直到没有新生点产生为止。

生长完成之后的种子图像是最终的血管提取结

果, 它一般是引导图像的子集。因为它清除了所有孤立散乱的碎片, 所以基本上都是真正的血管。

5 实验和结果

为了验证本文方法的效果, 选取多幅视网膜图像进行了实验。实验所用的原始视网膜图像是彩色 (R、G、B) 图像。因为绿色通道图像中的血管和背景的对比最明显 (图 6(b)), 所以本文用绿色通道图像来提取血管。原始图像的尺寸是 512×512 pixels。

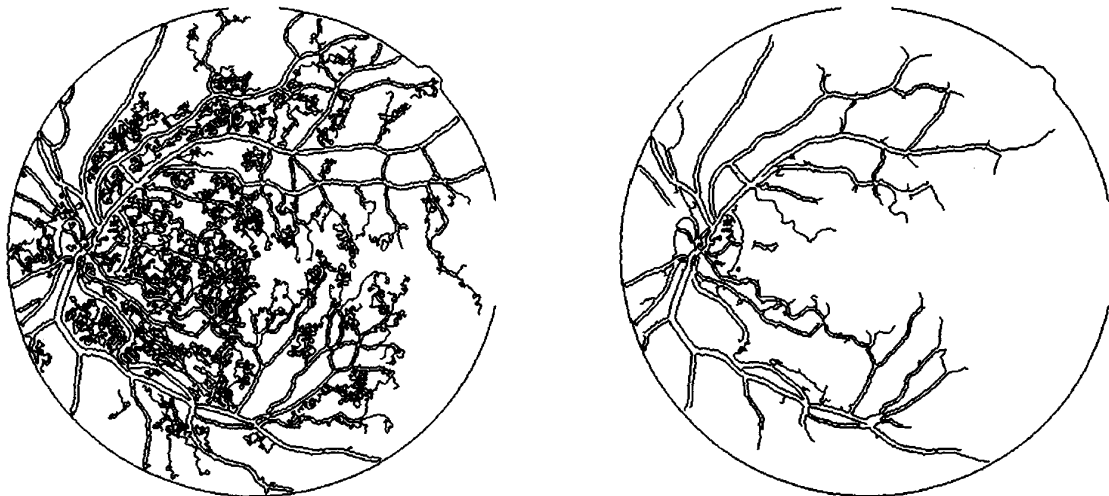
血管提取实验分成以下 3 步: (1) 计算血管边界线上的离散过零点; (2) 进行子图像自适应阈值化分割; (3) 进行血管结构的特征综合。

进行血管提取实验时, 首先应用虚拟边缘追踪算法计算血管边界线上的离散过零点, 并通过标记离散过零点所在连线的两个端点来表示检测到的血管边缘。图 3(a)、(b) 分别是弱梯度条件和强梯度条件下得到的血管边缘图像。由图 3 可以看到, 图 3(a) 虽然追踪出了大部分血管末梢, 但是却出现了很多杂乱的假边缘; 图 3(b) 虽然几乎没有假边缘, 但是却丢失了大部分血管末梢。

因为血管一般有一定的宽度, 所以一根血管应该对应有双侧边缘, 但是在图 3 中, 很多血管末梢处只有单侧边缘, 这是因为末梢处丢失的一侧边缘呈孤立状态的缘故, 即它既没有种子点 (梯度幅值较小), 也没有与另一侧边缘或其他血管边缘相连通的路径 (图 4), 而本文提出的自适应阈值化算法则能够弥补追踪算法丢失一侧边缘的弱点。在每一个作为基本处理单元的子图像中, 因为血管边界线上的离散过零点的灰度值相差很小, 所以只要检测出部分离散过零点, 就可以计算出一个局部阈值, 然后就可准确地分割出血管。

实验第 2 步是利用第 1 步中得到的离散过零点集合分别对原绿色通道血管图像进行子图像阈值化分割来得到两幅血管图像 (图 5)。与边缘图像相似, 图 5(a) 虽然保留了大部分细小血管, 但是同时出现很多碎片; 而图 5(b) 虽然碎片很少, 但是却丢失了大部分细小血管。

最后, 对图 5(a) 和图 5(b) 进行血管结构特征综合处理, 以清除孤立的碎片。特征综合处理时, 是把图 5(a) 作为引导图像, 而把图 5(b) 作为种子图像。而综合时初始生长点的选取十分关键, 因为一个错误的初始生长点可能会生长出碎片。因为种子



(a) $\sigma = 1.1, T_1 = 125, T_2 = 25$

(b) $\sigma = 1.1, T_1 = 300, T_2 = 200$

图 3 不同追踪强度条件下的血管边缘

Fig. 3 Edges of blood vessels detected with low and high thresholds of gradient magnitude

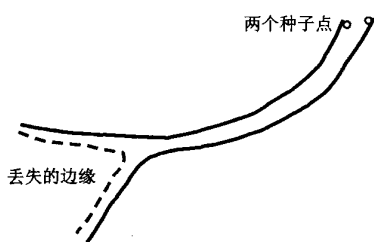
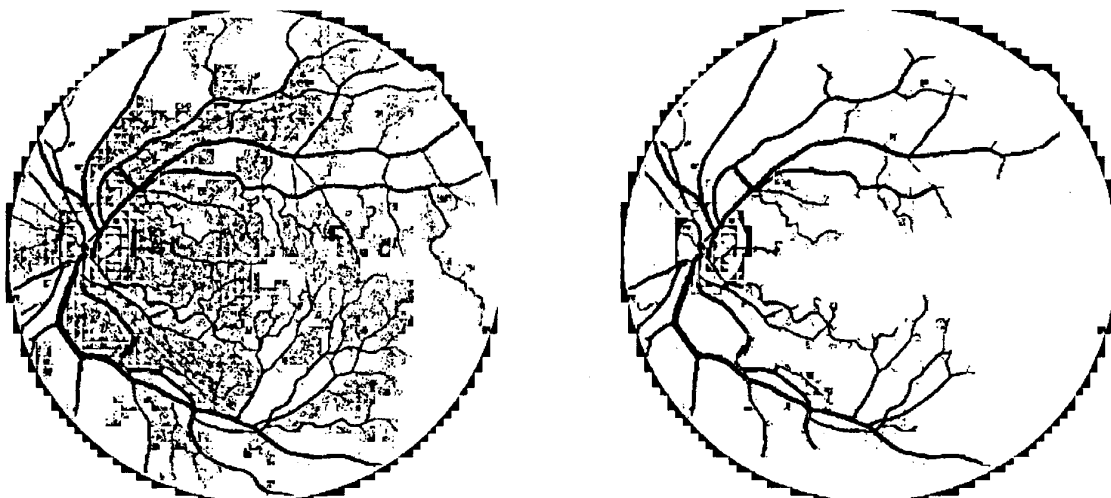


图 4 单侧边缘示意图

Fig. 4 Sketch map of odd side edge

图像中的碎片一般都不是血管,所以在血管结构特征综合前,最好先清除种子图像中的碎片(图 5(b))。清除碎片的简单办法是通过检验连通区域的大小来将很小的区域作为碎片清除掉。实验结果显示,特征综合的效果非常明显(图 6(a))。

在 512×512 pixels 大小的视网膜图像中,因为血管的最大直径约 7 pixels,所以选取 8×8 pixels 大小的子图像,这样可以使血管内部不会出现空洞。



(a) $\sigma = 1.1, T_1 = 125, T_2 = 25$

(b) $\sigma = 1.1, T_1 = 300, T_2 = 200$

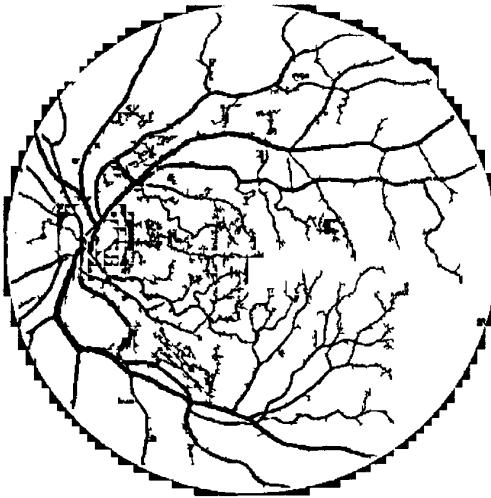
图 5 不同追踪强度条件下的血管分割结果(与图 3 对应)

Fig. 5 Blood vessels extracted with low and high thresholds of gradient magnitude (corresponding with Fig. 3)

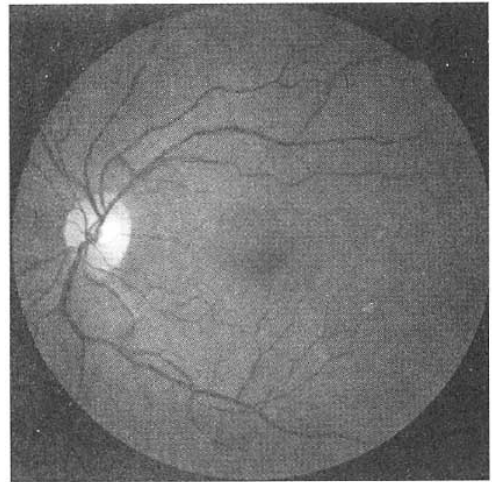
因为种子图像主要用于分割出粗血管,而引导图像主要用于分割出细血管,所以引导图像的子图像可取得小一点,例如 4×4 pixels。这样经过血管结构特征综合之后,引导图像中粗血管上的空洞就不会出现在最终结果中。

为了与 Jiang 和 Mojon 的方法相比较,本文还用文献[3]中所用的视网膜图像(见图7(a))进行实验。其中,实验(a)和实验(b)分别设定较高的梯度阈值和较低的梯度阈值,经过虚拟边缘追踪、子图像阈值化分割、血管结构特征综合等步骤,最后分别得

到的提取结果如图8(a)和图8(b)所示。它们的参数设置见表1。其中实验(b)的参数 T_1 取得比 T_2 小,这是为了找到孤立的细血管。由图8可以看到,图8(a)中丢失的一些孤立的细血管,在图8(b)中几乎都检测出来了。与文献[3]的提取结果(图7(b))相比,虽然图8(a)、图8(b)中的假血管多一些,但是血管的粗细变化与实际情况更接近。因为文献[3]的方法中用到了血管识别等复杂的模式识别方法,所以出现的假血管少,但是计算量大。



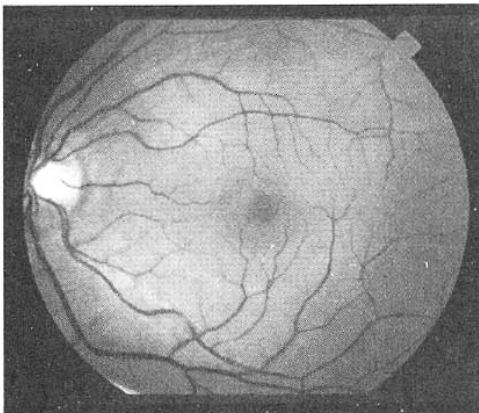
(a) 血管结构特征综合的结果



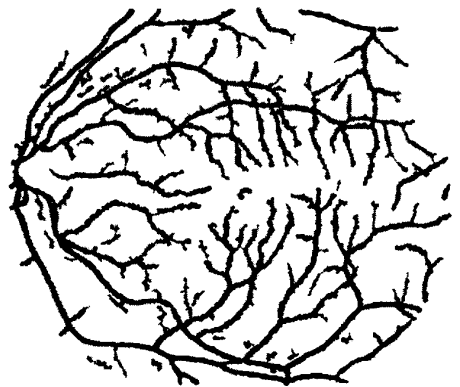
(b) 原绿色通道视网膜图像

图6 血管结构特征综合的结果和原绿色通道视网膜图像

Fig. 6 The result of feature synthesis and the original green channel retinal image



(a) 原始视网膜图像



(b) 文献[3]提取的血管

图7 文献[3]的视网膜图像和提取得到的血管图像

Fig. 7 Original retinal image and its extracted blood vessels in paper [3]

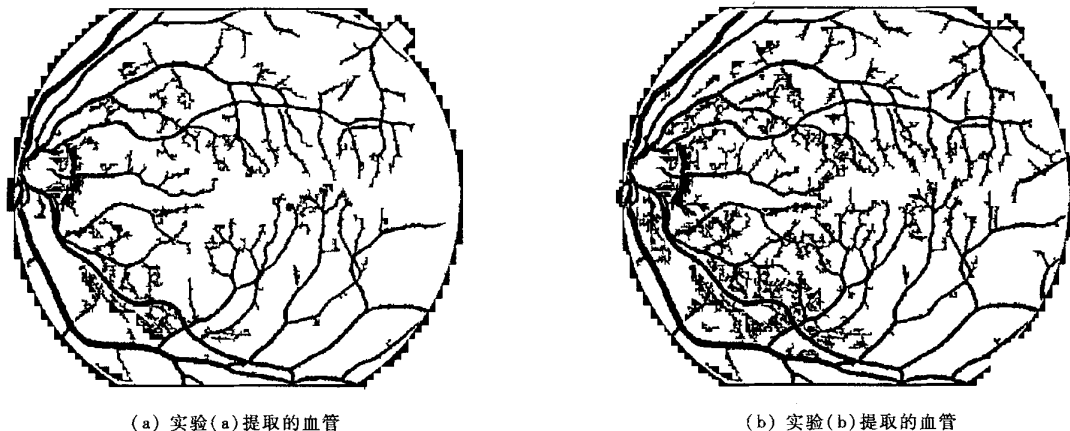


图 8 实验(a)和实验(b)提取得到的血管图像

Fig. 8 Blood vessels extracted in experiment (a) and experiment (b)

表 1 图 7 实验的参数设置

Tab. 1 The parameter setting in experiments of Fig. 7

实验	图像类型	σ	T_1	T_2	子图像尺寸 (pixels)
(a)	引导图像	1.1	200	150	8 × 8
	种子图像	1.1	350	300	8 × 8
(b)	引导图像	1.1	140	150	4 × 4
	种子图像	1.4	200	350	8 × 8

6 结 论

本文根据视网膜图像中血管和背景的灰度分布特征,利用自适应阈值化算法从视网膜图像中提取血管结构,其整个过程可分成虚拟边缘追踪、子图像阈值化分割、血管结构特征综合等 3 个步骤。与文献[11]中的自适应逼近算法不同,本文采用虚拟边缘追踪算法来检测血管边缘。本文算法和已有的血管提取算法^[1-5]相比,不仅算法简单、计算量小,而且能够提取包括细血管在内的绝大部分血管。

本文算法虽然利用了血管图像的某些特征,但是血管的很多重要特征还没有有效利用,比如血管的宽度、形状等。如果能把这些血管特征抽象成模式,就可利用这些模式进一步清除碎片和假血管,这是今后需要继续做的工作。

参考文献 (References)

1 Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, et al. Detection of blood vessels

in retinal images using two-dimensional matched filters [J]. IEEE Transactions Medical Imaging, 1989, 8(3): 263 ~ 269.

- Hoover A, Kouznetsova V, Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response [J]. IEEE Transactions Medical Imaging, 2000, 19(3): 203 ~ 210.
- JIANG Xiao-yi, Mojon D. Adaptive local thresholding verification-based multithreshold probing with application on vessel detection on retinal images [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(1): 131 ~ 137.
- SUN Ying. Automated identification of vessel contours in coronary arteriograms by an adaptive tracking algorithm [J]. IEEE Transactions Medical Imaging, 1989, 8(1): 78 ~ 88.
- Tolias Y A, Panas S M. A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering [J]. IEEE Transactions Medical Imaging, 1998, 17(2): 263 ~ 273.
- WANG Li-sheng, BAI Jing. Threshold selection by clustering gray levels of boundary [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 1983 ~ 1999.
- Chow C K, Kaneko T. Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms [J]. Computer and Biomedical Research, 1972, 5(4): 388 ~ 410.
- Nakagawa Y, Rosenfeld A. Some experiments on variable thresholding [J]. Pattern Recognition, 1979, 11(3): 191 ~ 204.
- Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection [J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1980, B207: 187 ~ 217.
- Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision, 2nd edition [M]. Beijing: People's Posts and Telecommunication Publishing House, 2002: 83 ~ 88.
- WANG Li-sheng, BAI Jing, YING Kui. Adaptive approximation of the boundary surface of a neuron in confocal microscopy volumetric images [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2003, 41(4): 601 ~ 607.