

病变视网膜图像血管网络的自动分割

姚 畅, 陈后金

(北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044)

摘 要: 现有的视网膜血管分割方法大多只针对正常的视网膜图像进行分割, 不能实现对发生病变的视网膜图像的分割. 为此, 提出了一种新的病变视网膜图像血管网络分割方法. 该方法首先采用向量场散度方法获得病变视网膜图像中大部分血管的中心线, 然后计算出中心线上各像素点的方向信息并采用改进的定向局部对比度方法检测出中心线两侧的血管像素, 最后对获得的血管段末端进行反向外推追踪, 分割出最终的血管网络. 通过对通用的 STARE 眼底图像库中所有病变视网膜图像的实验仿真, 结果表明本文算法获得了 0.9426 的 ROC 曲线面积和 0.9502 的准确率, 算法性能明显优于 Hoover 算法和 Benson 等提出的算法. 此外, 本文算法还克服了 Benson 算法的局限性, 对不同类型的病变视网膜图像都具有较好的鲁棒性.

关键词: 血管分割; 散度; 定向局部对比度; 梯度向量场; 病变视网膜图像

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 05-1226-08

Automated Blood Vessel Network Segmentation in Pathological Retinal Images

YAO Chang, CHEN Hou-jin

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

Abstract: Most existing retinal blood vessels segmentation methods are robust only for normal retinal images, but not for pathological retinal images. In this paper, a new method for segmenting blood vessels in pathological retinal images is proposed. Firstly, the divergence of the vector field is used to locate most centerlines of pathological retinal image. Then the directional information of each pixel in centerlines is computed and the pixels around the centerlines are detected by modified directional local contrast method. Finally, the whole blood vessel network is obtained via reverse tracing at the end of each blood vessel segment. The proposed method has been tested with all the pathological retinal images in the publicly available STARE database. Experiment results show that the proposed method achieves an area under the receiver operating characteristic curve of 0.9426 and accuracy of 0.9502, it is distinctly better than methods of Hoover and Benson et al. Moreover, the proposed method has overcome the limitation of method of Benson et al, and is robust for all kinds of pathological retinal images.

Key words: blood vessel segmentation; divergence; directional local contrast; gradient vector field; pathological retinal image

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, 也是眼底视网膜图像中可见的最稳定和最主要的结构, 其结构特征的变化可以直接反映高血压、糖尿病、动脉硬化等心脑血管疾病对血管网络形态结构的影响, 是心脑血管疾病对血管微循环检查的重要部位. 因此, 视网膜图像中血管网络的检测与分割对心脑血管疾病的诊断及治疗评价在临床上具有重要的意义^[1]. 然而, 在临床诊断和实际处理中, 由于视网膜图像中血管直径宽度变化范围太大, 血管与背景的对比特太低, 大量其他结构形态的出现, 成像时光照的不均以

及血管中心和周围纹理的反射等, 使得视网膜图像血管网络的分割面临着巨大的挑战.

目前, 关于视网膜血管分割的方法已有不少文献报道^[1~10], 主要分为两类: 非监督方法和监督方法. 非监督方法采用预先制定的判断准则将图像像素分为血管和背景, 包括基于矩形窗的方法^[3]、基于阈值的方法^[4,5]和基于追踪的方法^[6]等; 监督方法采用基于标准图像(Ground Truth)提供的特征数据分割血管, 如 Staal 等采用管径、亮度和边缘强度等 10 余种血管特征的血管检测方法^[7], Soares 等采用 Gabor 小波变换分割血管的方法^[8].

分析已有的视网膜血管分割方法, 可以发现大部分

方法都只针对正常的成像较好的视网膜图像进行血管提取,而对于低对比度和发生病变的视网膜图像,由于血管和背景区域像素灰度值大小接近以及病灶(亮或暗的斑点、斑块)的干扰,无法将血管与背景正确地分割出来.在我们的前期研究工作中已经提出了一种基于过渡区的视网膜血管分割方法^[1],该方法对于正常的和低对比度的视网膜图像都具有较好的鲁棒性,而对于发生病变的视网膜图像提取出的血管网络中包含有病变区域,如图 1 所示,无法用于病变视网膜图像的血管分割.若采用预先移走病灶再对血管进行提取的方法来分割血管,由于病变区域形态特征和具体位置的不确定性,实际上难以实现.基于病变视网膜图像血管分割的挑战,目前国际上仅有 Benson 等提出了一种基于向量场散度的病变视网膜图像血管分割方法^[9].该方法利用病变视网膜图像的向量场散度先提取出血管中心线,然后采用拉普拉斯算子和修剪操作分割出大部分血管网络,但是得到的血管网络平滑性和连续性较差.基于此,本文在 Benson 等提出的向量场散度方法的基础上提出了一种新的病变视网膜图像血管分割方法.该方法首先采用向量场散度方法获得病变视网膜图像中的大部分血管中心线,然后采用改进的定向局部对比度方法检测中心线两侧的血管像素,最后利用中心线像素的方向信息对血管末端进行反向追踪以获得连通的血管网络.通过大量实验仿真及与 Benson 算法实验结果的分析比较,证明了本文算法的有效性.

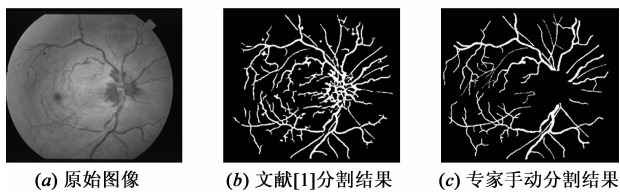


图1 病变视网膜图像分割结果

2 血管中心线的提取

本文所处理的病变视网膜图像为 RGB 彩色图像,将其分解为红、绿、蓝三通道单色图像可以发现绿色通道图像中血管和背景的对对比度最高,因此采用绿色通道病变视网膜图像进行处理.从绿色通道图像可以看出,图像中血管像素亮度一般要比临近的背景区域暗,而背景和病变区域的像素亮度则比较亮.将梯度向量场理论应用于绿色通道图像,计算各像素的向量场散度值,则有:血管像素的散度值大于零,向量场向外扩散;而背景和病变区域的散度值等于或小于零,向量场无变化或向内收缩.利用病变视网膜图像中向量场散度值的这一特性,通过计算图像向量场散度值的正负符号即可判断出对比度明显的深色血管.为提取较完整的病变视网膜图像血管中心线,文献^[9]中 Benson 等将病变

视网膜图像中的血管区域分为高、低对比度两部分,然后分别采用不同的向量场散度值判别准则提取各自的血管像素部分,接着对提取的血管像素部分分别进行骨架提取和长度滤波,最后将所获得的高、低对比度血管中心线进行合并,得到整个视网膜图像的血管中心线.本文同样采用 Benson 等提出的向量场散度方法来提取血管的中心线,如图 2 所示.

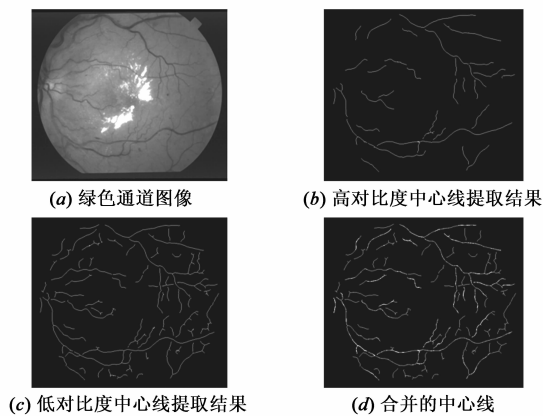


图2 血管中心线提取

3 血管网络的自动分割

Benson 等利用提取到的血管中心线,采用拉普拉斯算子和修剪操作方法来分割血管网络,得到的结果平滑性和连续性较差,同时对于血管中心线断开的部分得到的分割结果仍然是断开的.为了克服上述缺点,本文结合提取的血管中心线,提出了一种基于血管中心线方向、直径和局部对比度信息的多特征融合血管分割方法.该方法先提取出血管中心线网络的所有交叉节点,将血管中心线网络变为各自互不相连的线段,接着计算出各线段上各像素点的方向,然后利用得到的方向信息采用改进的局部对比度法则检测出中心线两侧的血管像素,最后对各血管段末端进行反向外推追踪,分割出连通的血管网络,具体实现方法如下.

3.1 血管中心线节点的提取

提取得到的血管中心线实际上为二值单像素宽度的血管交叉网络图像,背景像素灰度值为 0,血管中心线像素灰度值为 1,其网络结构可以看成由四部分组成:节点(Node)、终点(Terminus)、主干(Trunk)和分支(Branch),其定义如下:

节点(Node):周围 8-邻域存在三个或三个以上血管中心线像素,且这些像素之间不存在 4-邻域相邻.如图 3(a)所示,像素 p 的周围 8-邻域存在 3 个取值为 1 的血管中心线像素,且这 3 个像素之间不存在 4-邻域相邻,所以像素 p 为节点;而图 3(b)中,像素 p 的周围 8-邻域存在 4 个取值为 1 的血管中心线像素,但这 4 个像素中的 3 个(第 3 列)存在 4-邻域相邻,所以像素 p

不是节点。

终点(Terminus):周围 8-邻域只有一个血管中心线像素。如图 3(c)所示,像素 p 的周围 8-邻域只有 1 个血管中心线像素,则像素 p 为终点。

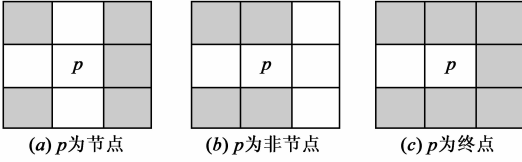


图3 节点、终点判别的8-邻域图示(灰色方格代表取值为0的像素,白色方格代表取值为1的像素)

主干(Trunk):连接节点与节点之间的血管中心线像素(Node-Node)。

分支(Branch):连接节点与终点之间或终点与终点之间的血管中心线像素(Node-Terminus, Terminus-Terminus)。

网络结构特征提取方法如下:

计算血管中心线上每一像素点 p 的 8-邻域像素点个数 $S(p^x, p^y)$:

$$S(p^x, p^y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 G(p^x + i, p^y + j) - 1 \quad (1)$$

式中 p^x 为像素点 p 的行坐标, p^y 为 p 的列坐标, $G(p^x + i, p^y + j)$ 为二值图像中像素点 $(p^x + i, p^y + j)$ 的灰度值。根据 $S(p^x, p^y)$ 的数值,提取出节点和终点。

$$\begin{cases} p \in \text{Terminus}, S(p^x, p^y) = 1 \\ p \in \text{Node}, S(p^x, p^y) \geq 3 \text{ 且 8-邻域血管中心线像素之间不存在 4-邻域相邻} \end{cases} \quad (2)$$

则主干和分支为,

$$\begin{cases} p \in \text{Trunk}, p \in (\text{Node-Node}) \\ p \in \text{Branch}, p \in (\text{Node-Terminus} \cup \text{Terminus-Terminus}) \end{cases} \quad (3)$$

提取节点后的血管中心线为互不相连的独立线段。

3.2 血管中心线像素方向的计算

从提取出的节点和终点像素出发,分别计算与其相邻的主干或分支线段上各像素点的方向信息。设当前像素点为 p_k , p_{k+s} 为主干或分支线段上距离 p_k 步长为 s 的像素点,则当前像素点 p_k 的方向为:

$$\theta_{p_k} = \begin{cases} \arctan \frac{\Delta y}{\Delta x}, & \Delta y > 0, \Delta x > 0 \text{ 或 } \Delta y < 0, \Delta x > 0 \\ \arctan \frac{\Delta y}{\Delta x} + \pi, & \Delta y < 0, \Delta x < 0 \text{ 或 } \Delta y < 0, \Delta x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\Delta y = -p_{k+s}^y - (-p_k^y)$, $\Delta x = p_{k+s}^x - p_k^x$ (5)

p_k^x 为像素点 p_k 的行坐标, p_k^y 为 p_k 的列坐标, Δx 、 Δy 为列增量和行增量,由于图像中像素的行坐标由上至下递增,所以计算行增量 Δy 时行坐标前都加上负号反向。遍历主干和分支线段,获得所有血管中心线像素的

方向信息。

3.3 血管像素的检测

获得病变视网膜图像中大部分血管中心线的空间位置和方向信息后,接着采用定向局部对比度(Directional Local Contrast, DLC)方法^[11]来检测中心线两侧的血管像素,定义如下:

$$C_{p_k}^{(\theta)} = \frac{G_{p_k} - \bar{G}_{p_k}^{(\theta)}}{\bar{G}_{p_k}^{(\theta)}} \quad (6)$$

其中,

$$\bar{G}_{p_k}^{(\theta)} = \frac{1}{r} \sum_{q_k \in N_{p_k}^{(\theta)}} G_{q_k} \quad (7)$$

$$N_{p_k}^{(\theta)} = \{(q_k^x, q_k^y) | q_k^x = [p_k^x - d \sin \theta],$$

$$q_k^y = [p_k^y + d \cos \theta], d = 1 \cdots r\} \quad (8)$$

$C_{p_k}^{(\theta)}$ 为像素 p_k 沿 θ 方向的 DLC 值, G_{p_k} 为像素 p_k 的灰度值, $\bar{G}_{p_k}^{(\theta)}$ 为像素 p_k 沿 θ 方向的邻域平均灰度值, $N_{p_k}^{(\theta)}$ 为像素 p_k 沿 θ 方向长度为 r 的邻域, θ 为像素 p_k 方向 θ_{p_k} 的垂直方向,即 $\theta = \theta_{p_k} \pm \pi/2$,公式(8)中算子符号 $[]$ 表示对其中的数值进行四舍五入取整数值操作, d 为长度取值变量,长度测度用像素个数表示。图 4 所示为 DLC 方法检测示意图。

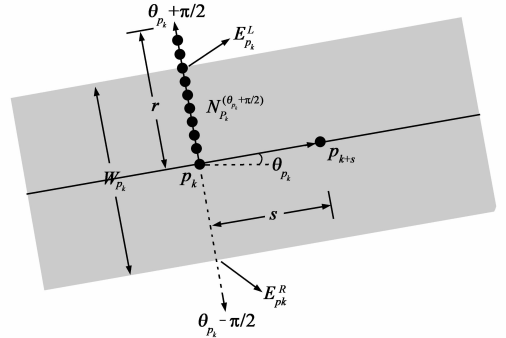


图4 DLC方法检测示意图

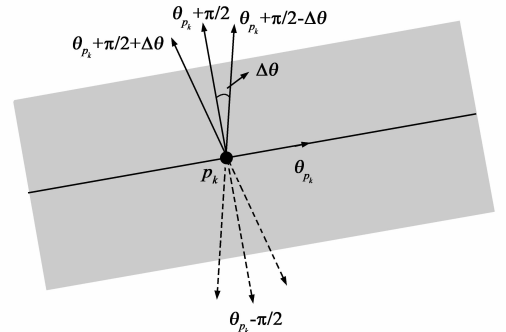


图5 DLC方法的改进

负的 DLC 值表明当前检测到的像素灰度值要低于邻域平均灰度值,图像中血管像素灰度值一般低于邻域背景灰度值,因此,当满足如下条件时表明当前检测到的像素为血管像素。

$$C_{q_k}^{(\theta_{p_k} \pm \pi/2)} \leq T \quad (9)$$

其中 $q_k \in N_{p_k}^{(\theta)}$, T 为指定的非正阈值.

按照公式(9)对中心线像素 p_k 的邻域 $N_{p_k}^{(\theta)}$ 中各个像素 q_k 进行检测,满足公式(9)且离 p_k 最远的像素 q_k 则为血管的边界,此时若 $q_k \in N_{p_k}^{(\theta + \pi/2)}$,则 q_k 为血管的左边界 $E_{p_k}^L$;若 $q_k \in N_{p_k}^{(\theta - \pi/2)}$,则 q_k 为血管的右边界 $E_{p_k}^R$.

图 6(a)所示为中心线上每间隔 1 个像素的 DLC 方法血管检测结果,(b)为图 2 中病变视网膜图像的 DLC 方法检测结果.

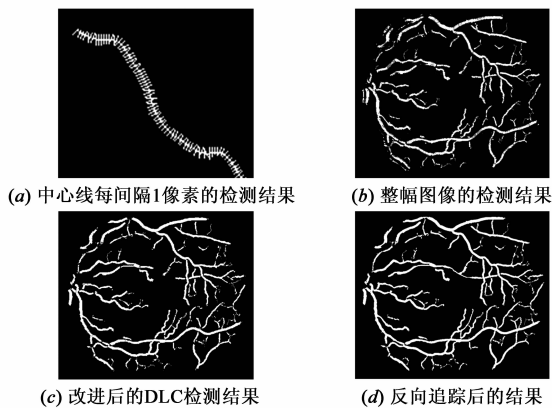


图 6 DLC方法检测结果

3.4 检测方法的改进

从图 6(b)的检测结果可以看到,DLC 方法检测到了大部分血管网络像素,但同时也存在如下问题:血管像素稀疏,血管附近有噪声出现,血管直径宽度变化剧烈.针对这些问题,本文对 DLC 方法进行了如下改进:

(1)由于 DLC 方法只沿 $\theta_{p_k}^\perp$ 方向检测像素及边界,当血管存在弧度或 θ_{p_k} 方向有偏差时,迭代检测到的血管像素之间就存在间隙或漏检.为此,本文分别沿 $\theta_{p_k}^\perp$ 以及其左右临近的偏移方向 $\theta_{p_k}^\perp \pm \Delta\theta$ 进行 DLC 方法检测(如图 5 所示),并计算相应的血管直径宽度.像素 p_k 的血管直径宽度为:

$$W_{p_k} = |E_{p_k}^L E_{p_k}^R| = \sqrt{(E_{p_k}^{L,x} - E_{p_k}^{R,x})^2 + (E_{p_k}^{L,y} - E_{p_k}^{R,y})^2} + 1 \quad (10)$$

其中 $E_{p_k}^{L,x}$ 、 $E_{p_k}^{L,y}$ 分别为左边界点的行、列坐标.计算得到的血管直径用像素的个数来表示,因此计算公式中两边界像素点的距离还要加上一个像素宽度.取 W_{p_k} 、 $W_{p_k+\Delta}$ 、 $W_{p_k-\Delta}$ 中最小值项为血管直径,同时另外两项宽度范围内的像素也标识为血管像素.这样能有效克服血管像素稀疏和 θ_{p_k} 方向有偏差时带来的漏检.

(2)当血管边界附近(距离中心线像素的距离小于 r)有低灰度值的背景或病变区域时,DLC 方法往往将这些区域检测为血管像素.为了去除这些噪声,在 DLC 检测时,如果发现邻域像素 $N_{p_k}^{(\theta)}$ 中有连续 2 个像素的

$C_{q_k}^{(\theta^\perp)} > T$ 时,则该连续像素后的邻域像素不再进行 DLC 检测.

(3)由于检测方法中没有考虑相邻像素的血管直径宽度关系,使得检测到的血管直径宽度变化剧烈,特别是对于有暗的病变区域重叠于血管的图像.实际上在视网膜图像中,尽管血管直径宽度变化范围很广,但是血管直径宽度的变化却是平滑、缓慢进行的.因此,当检测到的血管直径宽度 W_{p_k} 与邻域像素的直径宽度 $W_{p_{k-1}}$ 出现 $W_{p_k} - W_{p_{k-1}} > T_w$ 时, T_w 为指定的直径偏移量,我们取 $W_{p_k} = W_{p_{k-1}} + T_w$ 为当前像素的血管直径,这样就保证了分割到的血管直径宽度变化是连续渐变的.

图 6(c)所示为采用改进后的方法分割得到的血管网络图像.

3.5 血管段的反向追踪

DLC 方法采用已知的血管中心线像素空间位置和方向信息为先验条件进行血管像素的检测,由于血管中心线的不连续性使得检测到的血管网络也是间断、不连续的网络,如图 6(c)所示.为此,我们提出一种血管末端反向外推追踪的方法来连接断开的血管段.具体步骤如下:

(1)提取出 DLC 检测结果图中各血管段末端的中心线像素 p_k (即终点)的空间位置和方向 θ_{p_k} .

(2)计算出 p_k 沿 θ_{p_k} 方向的邻域像素点 p_{k+1} .

(3)在 DLC 检测结果图中,若 $G_{p_{k+1}} = 0$,则执行第 4 步;反之,则将 θ_{p_k} 反向,执行第 2 步.

(4)提取绿色通道图像中像素 p_{k+1} 的灰度值 $f_{p_{k+1}}$ 和像素 p_k 的灰度值 f_{p_k} ,若 $|f_{p_{k+1}} - f_{p_k}| \leq T_h$ (T_h 取值见实验分析),则执行第 5 步;否则,结束追踪.

(5)以 p_{k+1} 为中心像素, $\theta_{p_k} \pm \pi/2$ 为方向信息采用改进的 DLC 方法检测出 p_{k+1} 两侧的血管像素、左右边界 ($E_{p_{k+1}}^L$ 和 $E_{p_{k+1}}^R$) 和血管宽度 $W_{p_{k+1}}$,并修正中心像素 p_{k+1} 为 $\hat{p}_{k+1} = \frac{E_{p_{k+1}}^L + E_{p_{k+1}}^R}{2}$.

(6)沿 θ_{p_k} 的反方向,提取出距离 \hat{p}_{k+1} 步长为 s 的血管中心线像素点 \hat{p}_{k+1-s} ,并将 \hat{p}_{k+1-s} 作为起始点, \hat{p}_{k+1} 作为终点,采用公式(4)计算 \hat{p}_{k+1} 的方向 $\theta_{\hat{p}_{k+1}}$.

(7)将 \hat{p}_{k+1} 看作 p_k , $\theta_{\hat{p}_{k+1}}$ 看作 θ_{p_k} ,转到第 2 步执行下

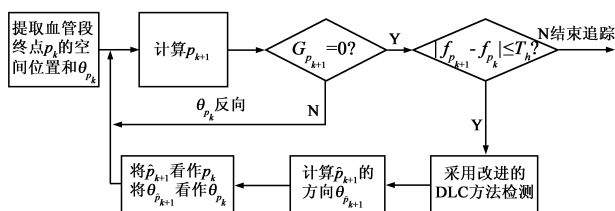


图 7 反向追踪流程图

一次迭代追踪。

图 6(d)所示为执行反向外推追踪后检测得到的血管网络图像,图 7 为反向外推追踪流程图。

3.6 算法实现流程

本文提出的病变视网膜图像血管网络分割方法主要分三步进行,即基于向量场散度方法的血管中心线提取、基于改进的 DLC 方法的血管像素检测和血管末端反向追踪,算法具体实现流程如下:

(1)从原始病变视网膜图像中提取出绿通道的灰度视网膜图像,并进行平滑预处理。

(2)对预处理后的图像分别采用梯度向量场散度方法提取高、低对比度血管中心线。

(3)将高、低对比度血管中心线合并为完整的视网膜图像血管中心线,按 3.1 节的方法提取血管中心线网络的节点和终点,并按 3.2 节的方法计算中心线上各像素点的方向。

(4)将高、低对比度血管中心线图像分别与绿通道灰度视网膜图像结合,采用改进的 DLC 方法检测出高、低对比度血管网络。

(5)将分割到的高、低对比度血管网络图像合并为一幅完整的血管网络图像,并对血管末端采用反向外推追踪方法检测出断开的血管像素,从而得到最终的血管网络分割结果。

4 实验结果及分析

4.1 实验图像库及参数设置

实验采用 STARE 眼底图像库^[12]中的病变视网膜图像检验本文算法的有效性。该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 像素,不正常图像中包含有多幅不同病灶出现的严重病变的视网膜图像,同时还提供了由两位专家手动标识的结果图像,其中第一位专家比第二位专家保守,手动标识出来的小血管比第二位专家标识的少。在本文实验中,采用第一位专家手动标识的结果作为实验结果对比的标准图像。

实验需要设置的参数有步长 s 、邻域长度 r 、对比度阈值 T 、灰度偏移 T_h 、角度偏移 $\Delta\theta$ 和直径偏移 T_w 。步长 s 的大小直接关系到血管中心线像素各点方向的连续性和分割结果的平滑性。 s 设置过大,则分割得到的血管网络比较平滑,但对于曲率较大的血管段检测结果较差; s 设置过小,则分割得到的血管网络灵敏性好,血管弯曲段检测较好,但平滑性下降。本文通过大量实验取最佳值为 $s = 4$ 。邻域长度 r 的大小直接影响血管中心线两侧血管像素的检测结果,长度为 r 的邻域范围内用 DLC 方法来检测血管像素时应该同时包含有血管像素和背景像素。本文所分割的视网膜图像中,血管的

直径变化范围为 1 ~ 12 像素,而高对比度的血管主要对应为直径较宽的大血管,低对比度的血管主要对应为直径较窄的小血管,因此,试验中分割高对比度的血管时 $r = 12$,分割低对比度的血管时 $r = 8$ 。对比度阈值 T 是判断血管与非血管像素的临界阈值,当 T 取 0 时,将有大量的背景噪声被误判为血管像素。根据文献^[13]中 Weber 定律最小感知量的分析,本文对比度阈值 T 实际上为人眼可感知的最小视觉感知量,因此,Weber 定律对于本文血管分割同样适用, T 取值为 0.02。灰度偏移 T_h 设置时考虑到血管像素灰度值的变化是渐变连续的,因此 $T_h = 2$ 。角度偏移 $\Delta\theta$ 主要是为了修正 DLC 方法单个方向检测血管像素时造成的漏检和血管直径宽度的不正确,因此 $\theta_{p_k}^\perp$ 方向两旁的偏移角度应尽量较小,且检测的偏移方向上的像素应紧邻 $\theta_{p_k}^\perp$ 方向上的像素但彼此不重叠,考虑到视网膜图像在计算机内为矩形网状格点结构,对像素的网状格点结构数字模型进行多次实验,可知 $\Delta\theta = \pi/16$ 时能满足要求。直径偏移 T_w 的取值主要是为了抑制血管直径宽度的剧烈波动,考虑到血管直径宽度变化的平滑性, $T_w = 2$ 。实验在主频分别为 1.6GHz、内存 512MB 的双核 PC 机上采用 MATLAB6.5 平台对算法进行仿真。

4.2 算法分割结果及性能分析

图 8 为实验结果对比图。图中所列四幅图像为不同病情、不同程度的病变视网膜图像,在图像库中编号分别为 Im0001、Im0005、Im0044 和 Im0291;图中第一行为原

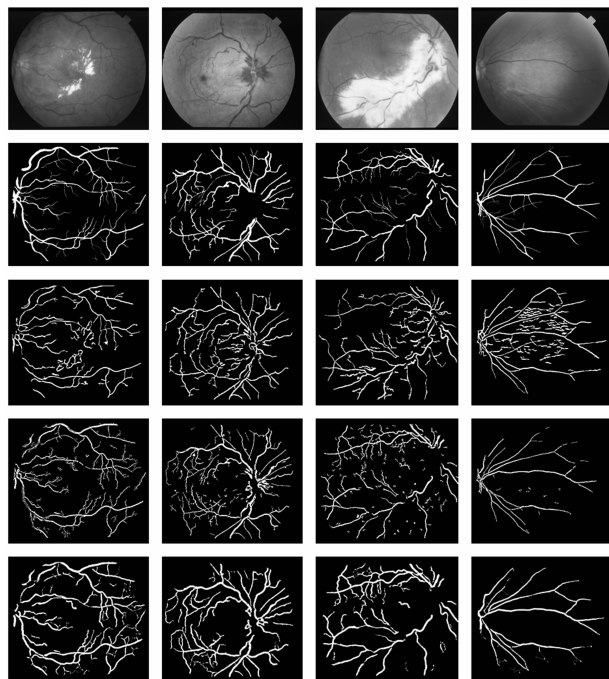


图8 最终分割结果比较。第一行为原始图像;第二行为专家手动标识结果;第三行为Hoover算法分割结果;第四行为Benson算法的分割结果;最后一行为本文算法的分割结果

始视网膜图像,第二行为作为标准图像的专家手动标识结果,第三行为 Hoover 算法^[6]分割结果,第四行为 Benson 算法^[9]分割结果,最后一行为本文算法的分割结果。

由图 8 可以看出,Hoover 算法分割的结果中包含有大量的病变区域,无法实现对病变图像血管网络的提取。Benson 算法分割的结果较 Hoover 算法的结果有了很大的改善,提取出的血管网络能较好地抑制病变区域的干扰,但获得的血管边界粗糙,血管段连通性和平滑性较差,且易受血管边缘病变区域的影响。本文提出的方法很好地抑制了病变区域,分割出了大部分血管网络,同时血管网络的连通性和平滑性要明显优于 Benson 算法的结果,对于严重病变的视网膜图像也具有较好的鲁棒性。

为进一步检验本文算法对血管网络的分割性能,本文采用准确度(Accuracy)和受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线两种不同的标准^[14]来评价算法的分割结果。

准确度用来评价算法对视网膜图像中血管和背景像素的正确识别比率,其定义为:

$$P_{vessel} = \frac{TN}{N_{FOV}}, P_{background} = \frac{TB}{N_{FOV}}, P_{all} = \frac{TN + TB}{N_{FOV}} \quad (11)$$

式中, P_{vessel} 为血管像素准确率, $P_{background}$ 为背景像素准确率, P_{all} 为图像总准确率, TN 为实验结果图像中被正确分割为血管的像素个数, TB 为实验结果中被正确分割为背景的像素个数, N_{FOV} 为视场像素个数,视场(Field of View, FOV)为视网膜图像中彩色圆盘区域。本文计算得到的准确度为 STARE 眼底图像库中所有病变视网膜图像进行计算的平均值。

ROC 曲线用来评价算法对血管像素的正确分割率,其曲线横坐标为假阳性率(false positive fraction, fpf),纵坐标为真阳性率(true positive fraction, tpf),定义如下:

$$tpf = \frac{TN}{N_{vp}}, \quad fpf = \frac{FN}{N_{wvp}} \quad (12)$$

式中: N_{vp} 为标准图像中被标识为血管的像素个数, N_{wvp} 为标准图像中被标识为非血管的像素个数, TN 为实验结果图像中被正确分割为血管的像素个数, FN 为实验结果图像中被错误提取为血管的像素个数,标准图像采用第一位专家的手动标识结果。真阳性率实际上就是计算算法对真实血管的提取比率;假阳性率计算算法对假血管的提取比率。曲线越接近图的左上角,算法的性能越好。同时,算法的性能还可以通过计算曲线下方的面积 R_{area} 来进行评价, R_{area} 越接近 1,算法性能越好。

图 9 为算法对 STARE 眼底图像库中病变视网膜图像分割结果的 ROC 曲线图。由图 9 可以看出,本文算法获得的 ROC 曲线完全在其他两种算法的曲线之上,更接近图的左上角,拥有最大的曲线面积值, $R_{area} =$

0.9426,这说明本文算法的正确分割率要高于其他算法。Benson 算法曲线接近本文算法曲线,但完全被包含在本文算法曲线内,这主要是由于 Benson 算法获得的结果中存在断开和不连续性的血管网络,而本文算法则很好地解决了这些难点。

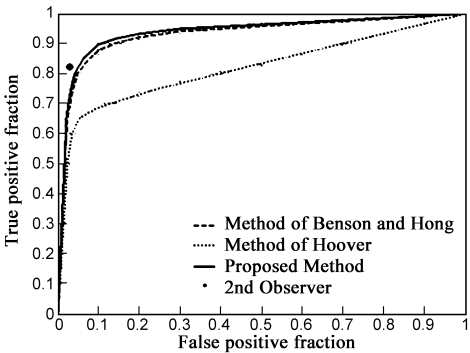


图9 算法ROC曲线

表 1 为算法获得的准确度和 ROC 曲线面积数据。从准确度数据可以看出,本文算法的血管像素准确率 P_{vessel} 要明显高于 Benson 算法和 Hoover 算法,接近第二位专家手动标识的结果,这进一步证明了本文算法对于血管像素正确分割的优越性能;同时本文算法也获得了较好的背景像素准确率 $P_{background}$,从而使得图像总准确率 P_{all} 明显高于其他算法。

表 1 准确度和曲线面积数据

Method	Accuracy			Area R_{area}
	P_{vessel}	$P_{background}$	P_{all}	
Hoover	0.0648	0.8510	0.9158	0.7904
Benson	0.0853	0.8621	0.9474	0.9392
Proposed	0.0886	0.8616	0.9502	0.9426
2nd Observer	0.0897	0.8513	0.9410	- - - -

4.3 与 Benson 算法局限性的比较

文献[9]中 Benson 算法对于出现亮斑的病变视网膜图像具有较好的分割性能,但对于出现暗斑且暗斑临近血管的病变视网膜图像,算法分割的结果中仍包

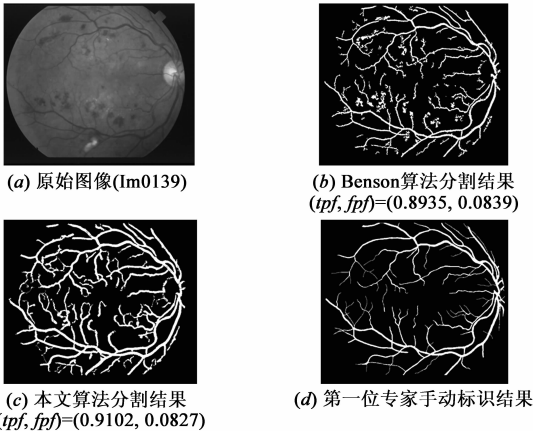


图10 出现暗斑的病变视网膜图像分割结果

含有部分病变区域,如图 10(b)所示.本文算法采用改进的 DLC 方法对血管像素进行检测,同时利用血管直径宽度平滑变化的原则对血管直径宽度突变进行修正,很好地克服了 Benson 算法的缺点,如图 10(c)所示.

4.4 小结

(1)实验采用国际通用的 STARE 眼底图像库进行仿真,并对实验结果从定性和定量两方面进行了比较和分析.实验结果图像、算法准确度值和 ROC 曲线图的对比和分析表明本文算法性能在整体上要明显优于 Hoover 算法和 Benson 算法,对病变视网膜图像的血管网络分割具有较好的鲁棒性.

(2)与 Benson 算法局限性的比较表明本文算法对于不同类型病灶的病变视网膜图像都具有较好的血管网络分割性能.

(3)实验结果图像中,本文算法分割结果较其他算法和专家手动分割结果的血管略粗,一方面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,而实际图像中的小血管直径宽度一般为 2~4 个像素宽度,另一方面与本文算法的多参数设置有关,说明本文算法性能还有改进和提高空间.

5 结论及后续工作

病变视网膜图像血管网络的分割是目前医学眼底图像处理和分析中遇到的一项挑战性课题,其研究工作的开展和研究成果的获得将直接影响到该学科领域的发展和临床眼科诊断水平的提高.本文在前期研究工作的基础上,提出了一种新的基于血管中心线方向、直径和局部对比度信息多特征融合的病变视网膜图像血管网络自动分割方法.通过对国际通用的 STARE 眼底图像库中的病变视网膜图像进行实验仿真和分析,结果表明,本文算法要明显优于 Hoover 算法和 Benson 算法,且对于不同类型病灶的病变视网膜图像都具有较好的鲁棒性,具有一定的临床参考价值和应用价值.

尽管本文算法对病变视网膜图像获得了较好的分割性能,但是仍然还有较大的空间有待算法性能的提高,如算法涉及的参数较多,各参数之间的取值关系及对于不同格式类型的视网膜图像分割时参数的设置缺乏通用的准则.另外,算法利用 DLC 方法检测血管像素时,获得的血管方向信息和直径宽度信息为视网膜图像中血管直径的精确测量提供了可能.因此,继续探索算法性能的提高以及血管直径的精确测量方法将是接下来的工作.

参考文献:

[1] 姚畅,陈后金,李居朋.基于过渡区提取的视网膜血管分

割方法[J].电子学报,2008,36(5):974-978.

Yao Chang, Chen Houjin, Li Jupeng. Segmentation of retinal blood vessels based on transition region extraction [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5): 974-978. (in Chinese)

[2] Yao C, Chen H J, Yu J B, et al. Application of distributed genetic algorithm based on migration strategy in image segmentation[A]. Lei J S. Proceedings of Third International Conference on Natural Computation[C]. Washington: IEEE Computer Society Press, 2007, 218-222.

[3] 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.

[4] Hoover A, 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] 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] 张恒义,蒋黔麟,虞亚军等.基于视网膜血管模型的图像分割与血管提取[J].电子学报,1999,27(6):65-67.

Zhang Hengyi, Jiang Qianlin, Yu Yajun, et al. Based on retinal vessel model to segment the image and to detect the vessels [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(6): 65-67. (in Chinese)

[7] Staal J J, Abramoff M D, Niemeijer M, et al. 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 J, et al. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9): 1214-1222.

[9] Benson S Y L, Hong Y. A novel vessel segmentation algorithm for pathological retinal images based on the divergence of vector fields [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27(2): 237-246.

[10] 汤敏,王惠南.彩色视网膜血管图像的自动分割算法[J].仪器仪表学报,2007,28(7):1281-1285.

Tang min, Wang Huinan. Automatic segmentation algorithm of color retinal vascular images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(7): 1281-1285. (in Chinese)

[11] Zhang M, Liu J C. Directional local contrast based blood vessel detection in retinal images [A]. Jeff R. IEEE International Conference on Image Processing [C]. Proceedings of New York: IEEE Signal Processing Society Press, 2007. 317-320.

[12] Hoover A. Structured Analysis of the Retina [DB/OL]. <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare/>, 2000-11-01/2006-12-10.

[13] Yu T H. Novel contrast pyramid coding of images [A].
Bede L. Proceedings of International Conference on Image
Processing [C]. Washington: IEEE Computer Society
Press,1995. 592 – 595.

[14] Mendonca 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.

作者简介:



姚 畅 男,1980 年 10 月出生于湖南望城,博士. 主要研究方向为视觉感知,生物医学图像处理与分析.
E-mail:06111029@bjtu.edu.cn



陈后金 男,1965 年 2 月出生于安徽当涂,工学博士,北京交通大学教授、博士生导师,北京交通大学电子信息工程学院院长,国家 863 计划项目组评议专家,教育部教学指导委员会委员. 主要研究方向为信号和信息处理、生物医学图像处理等.

主管单位	中国科学技术协会	China Association for Science and Technology
主办单位	中国电子学会	Published by the Chinese Institute of Electronics, Beijing
编辑	《电子学报》编辑委员会	Edited by Editorial Board of Acta Electronica Sinica
主 编	王 守 觉	Chief Editor: WANG Shou-jue
总 编 辑	刘 力	Director: LIU Li
通 信 处	北 京 1 6 5 信 箱 (邮 政 编 码 100036)	Add: Editorial Office of Acta Electronica Sinica (P O Box 165, Beijing 100036, China)
电 话	(010)68279116, 68285082	Tel: 86-10-68279116, 68285082
传 真	(010)68173796	Fax: 86-10-68173796
Home page: http://www.ejournal.org.cn ; http://dzxu.chinajournal.net.cn		
Email: new@ejournal.org.cn ; wanghui@ejournal.org.cn		
排 版 印 刷	北京墨禹天成印刷有限公司	Printed by Moyutiancheng Co. Ltd., Beijing, China
国内总发行	北京市报刊发行局	Distributed by Domestic: Beijing Baokan Faxingju, China
国外总发行	中国国际图书贸易总公司	Foreign: China International Book Trading Corporation
国内订购处	全 国 各 邮 电 局	Subscription Office——All Local Post Offices in China