

文章编号:1000-582X(2011)08-001-07

利用脊线检测实现视网膜图像血管中心线的精确提取

陈 骥,刘尚平,彭承琳

(重庆大学 生物工程学院,重庆 400044)

摘 要:提出一种精确有效的基于脊线检测的视网膜图像血管中心线提取算法,该算法首先对原始图像进行脊线检测得到候选视网膜图像血管中心线,然后对原始图像进行照度均衡和多尺度形态学增强处理,最后对各个尺度增强图像在视场 ROI 区域内进行 Otsu 双阈值分割或单阈值分割,并将各个尺度的分割结果求和再与脊线检测结果算术相与得到最终的血管中心线。通过对 25 张荧光造影视网膜图像以及部分彩色视网膜图像进行测试和分析,该算法不但能够检测出低对比度血管和微小血管的中心线,而且提取的血管中心线整体连续性好。将文中算法的结果与血管手动分割血管的细化结果进行对比分析,中心线吻合率平均达到 83.5%,且算法性能优于 Hoover 算法以及保守专家手动检测结果。

关键词:视网膜图像;脊线检测;血管;中心线;多尺度

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

Precise vessel centerline extraction of retinal images using ridge detection

CHEN Ji, LIU Shang-ping, PENG Cheng-lin

(College of Bioengineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: An efficient and precise retinal vessel centerline extraction approach based on ridge detection is proposed. Firstly, the candidate retinal vessel centerline is obtained by using ridge detection. Then, illumination equalization and the multi-scale morphological enhancement are applied. Finally, the Otsu dual threshold segmentation method and Otsu single threshold segmentation method are respectively applied to the enhanced image for each scale in the retina ROI. The final vessel centerline is obtained with logic AND operation between the candidate centerline and the summation of segmentation results of each scale. The proposed method is evaluated by using database of 25 fluorescein retinal images and some color retinal images. The experiments demonstrate the method can extract the slim vessels and low contrast vessels well, while persevering vessels connectivity well. The extracted vessels are compared with the skeleton of the manual vessel image, and the average overlap rate is 83.5%. The proposed method outperforms the Hoover algorithm and conservatively hand-labeled method for the small vessels extraction and connectivity.

Key words: retinal images; ridge detection; vessel; centerline; multi-scale

眼底检查是某些眼科疾病和全身性疾病的早期诊断的主要手段,其中眼底图像自动分析在眼科相关性疾病以及高血压、糖尿病、动脉硬化等心血管疾病的诊断和治疗中起到关键作用。眼底图像分析中

一个重要的任务是血管网络的提取,由于视网膜血管的形状、宽度、扭曲以及分叉等结构特征的变化可以直接反映各种眼科疾病对血管网络形态结构的影响,这些特征的变化对某些眼底疾病的早期诊断有

收稿日期:2011-03-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(30970764);重庆市“十一五”科技重大专项资助项目(CSTC2008AA5010)

作者简介:陈骥(1954-),男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事传感器技术、生物医学图像及信号处理的研究,
(E-mail)chenji@cqu.edu.cn。

重要的意义。另外,视网膜血管中心线的提取在视神经盘及黄斑的定位、血管特征点提取(包括血管分支点、交叉点)、血管形态变化、血管宽度测量、多模态或多角度视网膜图像配准拼接以及视网膜识别等图像分析中有重要作用。目前国内外视网膜图像处理的研究包括:图像畸变矫正、血管网络分割提取、视神经盘提取、眼底图像三维重建以及眼底图像配准等方面,其中研究较多的是眼底图像畸变校正以及血管网络分割,但是从研究方法及可行性来看,国内水平较国外有一定的差距,离临床的实际应用仍有较大距离。

目前国内血管中心线提取的方法主要是基于 Hessian 矩阵的跟踪方法^[1-2],但是该类方法大都是应用于冠状动脉中心线的检测中,由于视网膜图像内微小血管密集,大量血管交叉,这种跟踪算法的检测效率和结果较差,无法直接应用于视网膜图像。国外视网膜图像血管中心线提取主要有 2 种方法:一种是将图像网格化,然后在各个网格内利用初始种子点来跟踪血管的中心路径^[3-5],这种方法需要考虑血管的方向、曲率、宽度以及梯度等信息;另一种是对分割后的图像进行细化得到骨架图像来近似血管的中心线^[6-8],这种方法需要对视网膜血管网络进行准确的分割提取。文献[3]提出一种血管中心线可能性追踪(LRV)算法,该算法使用构造网格内的局部最小灰度点作为种子点,然后使用 LRV 测度去判断一点是否为要跟踪的点,最后对跟踪的结果使用阈值分割来削减一些伪点,该方法不仅可以跟踪低对比度微小的血管,而且受小病灶的影响较小。但是该方法存在 2 个问题,一是若某一段血管上没有种子点被选到,则无法跟踪出该段血管,二是很难确定一个最优的阈值去削减伪点,若阈值太大,则可能将血管点削减掉,若阈值太小,则无法削减掉所有的伪点。文献[9]提出的中心线提取算法分 4 个方向进行处理,对每一个方向,首先对该方向 DoOG 滤波后的梯度图像进行分析和阈值分割获取该方向上的初始候选种子中心线点,然后使用区域生长算法连接候选中心线点,并对候选中心线点根据灰度和长度准则进行判别得到该方向上的中心线点集,最后将 4 个方向检测的中心线点合并得到最终的中心线。从该方法的实现过程可以看出,这种方法检测到的中心线并不准确,而且连续性很差。文献[10]通过使用多局部水平集曲率方法对图像进行褶皱(脊线或谷线)检测来确定图像的中心线,但是这种方法对低对比度血管检测较差。

文中提出一种视网膜图像血管中心线提取算法,该算法分 4 步:第 1 步为脊线检测,保证脊线图

像中所包含的血管中心线是精确的;第 2 步为图像照度均衡,消除图像中的照度不均;第 3 步为多尺度增强处理,使用不同大小 top-hat 算子对照度均衡后的图像进行多尺度血管增强;第 4 步为中心线提取,对各个尺度的增强图像的视场 ROI 区域内进行 Otsu 阈值分割,并将各个尺度分割结果求和再与脊线检测结果算术相与得到最终的血管中心线。

1 图像脊线检测

在二维图像中,图像脊线或谷线是指图像上灰度值由增加到减少或由减少到增加的变化转折点,文献[11]对目前主流的图像脊线提取算法做了详细的分析和比较,在眼底视网膜图像中其包含着血管中心线。如果将图像 $I(x, y)$ 看作是图像灰度值的三维曲面 $C = \{(x, y, z) | z = I(x, y)\}$, 其中 (x, y) 是像素位置坐标, $I(x, y)$ 是图像灰度值,图像的脊线和谷线则对应着三维曲面的峰和谷,即三维曲面局部表面曲率的极值点。在点 $p = (x, y)$ 处该曲面的曲率可以用 Hessian 矩阵表示:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} I_{xx}(p) & I_{xy}(p) \\ I_{yx}(p) & I_{yy}(p) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 $I_{xx}(p)$ 、 $I_{xy}(p)$ 、 $I_{yx}(p)$ 和 $I_{yy}(p)$ 表示图像的二阶导数,图像的二阶导数由原图像与一定尺度的高斯函数的二阶导数卷积求得:

$$I_{\alpha\beta}(p; \sigma) = I(p) \otimes G_{\alpha\beta}(p, \sigma), \alpha, \beta \in \{x, y\}, \quad (2)$$

$$G(p, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}. \quad (3)$$

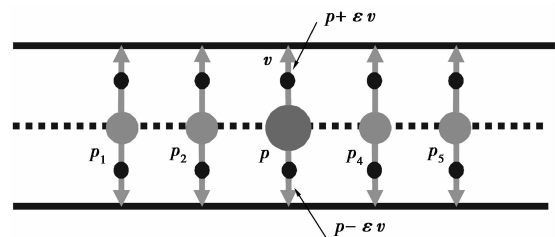


图 1 脊线检测示意图

Hessian 矩阵的特征值和特征向量表征了三维曲面的重要特征,其中绝对值较大的特征值和对应的特征向量表示曲面最大曲率的强度和方向。由于血管是一种很形象的管状结构,而管状结构在其管线方向上表面曲率较小,而在垂直于管线的方向上曲率较大。设 λ 为 Hessian 矩阵的 2 个特征值中绝对值较大的, v 为其对应的特征向量,通过上面分析可知图像的脊线对应着最大曲率方向的极值点,而最大曲率的方向对应着特征向量 v 的方向,可以通过分析 λ 的正负来确定图像上的一点是局部最大还

是局部最小点。文献[12]给出一种脊线检测的判据,将其描述为二维的情况可解释为:Hessian 矩阵 2 个特征值中较小的特征值小于零且其对应的特征向量与梯度向量 ∇I 的乘积等于零,通过对该方法进行测试,这种方法检测脊线点集不连续问题较为严重。文献[13]利用 Hessian 矩阵构造了拓扑脊线检测的判据,文献[14]和[15]将其应用于二维图像脊线检测中,构造了脊线检测的特征函数为

$$\rho(p, \sigma) = -1/2 \text{sign}(\lambda) | \text{sign}(\nabla I(p + \epsilon\nu, \sigma) \cdot \nu) - \text{sign}(\nabla I(p - \epsilon\nu, \sigma) \cdot \nu) |, \quad (4)$$

其中: ∇I 为图像在 X 和 Y 方向的梯度组成的向量; ν 为对应最大曲率的方向的单位向量; σ 为高斯函数的尺度;常数 ϵ 控制检测点集的空间精度。当 $\rho(p, \sigma)$ 为 -1 时 p 点为局部最小点,当 $\rho(p, \sigma)$ 为 1 时 p 点为局部最大点,当 $\rho(p, \sigma)$ 为 0 时为非脊线点。对于血管灰度小于背景灰度的图像,需要提取局部最小值点作为脊线,对于血管灰度大于背景灰度的图像,需要提取局部最大值点作为脊线。为了使血管检测更加准确和灵活,检测出的脊线更加细腻,而且能够应用于多种模态的视网膜图像中去,文中对于血管灰度小于背景灰度的图像,脊线的判别条件定义为

$$\left. \begin{array}{l} \lambda > 0 \\ \sum_{i=1}^N \nabla I(p_i + \epsilon\nu) > 0 \\ \sum_{i=1}^N \nabla I(p_i - \epsilon\nu) > 0 \end{array} \right\}, \quad (5)$$

对于血管灰度大于背景灰度的图像,脊线的判别条件定义为

$$\left. \begin{array}{l} \lambda < 0 \\ \sum_{i=1}^N \nabla I(p_i + \epsilon\nu) < 0 \\ \sum_{i=1}^N \nabla I(p_i - \epsilon\nu) < 0 \end{array} \right\}. \quad (6)$$

选择 p 点沿血管方向上的前后各 $(N-1)/2$ 个点(N 为奇数), p 点此时对应着 $p_{(N+1)/2}$,其中 $\nabla I(p_i + \epsilon\nu) = I(p_i + \epsilon\nu) - I(p_i)$, $\nabla I(p_i - \epsilon\nu) = I(p_i - \epsilon\nu) - I(p_i)$,分别表示 p_i 垂直血管中心线左右两边的灰度变化,由于 $p_i + \epsilon\nu$ 一般不是整数,所以 $I(p_i - \epsilon\nu)$ 通过其周围点灰度的线性插值计算得到,检测示意图如图 1 所示。图 2 为一张荧光视网膜图像选择参数 $N=5, \epsilon=1, \sigma=1$ 检测到的脊线图像。

2 照度均衡及 mask 提取

眼底视网膜图像在采集过程中经常会受到非理想成像条件的限制以及成像设备中光学系统渐晕效应的影响,致使所采集的图像照度分布很不均匀,出现图像中央亮外围暗的情况,反差过强使得很多信

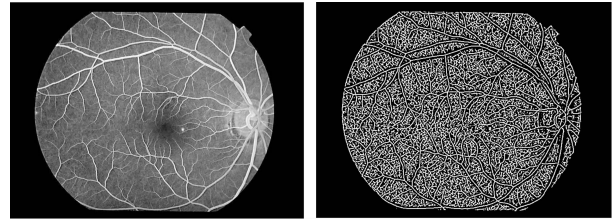


图 2 荧光造影视网膜图像与其脊线检测结果

息丢失,成像结果与真实的眼底差异很大,所以需要调整图像照度。文献[16]提出简单的照度均衡方法,使用如下的公式对图像进行处理:

$$I_{\text{eq}}(x, y) = I(x, y) + m - \bar{I}_W(x, y), \quad (7)$$

其中: I_{eq} 表示处理后的图像; I 为原图像; $m=128$; $\bar{I}_W(x, y)$ 表示图像 I 在窗口 W 内的均值, W 的中心为 (x, y) ,大小为 $w \times w$, w 的大小一般取 $30 \sim 50$ 之间,文中算法 w 取恒定值 40 。图像 mask 提取是得到图像中的视场 ROI 区域,方法是阈值分割,根据处理的图像设定阈值 T 的大小,阈值分割后使用数学形态学方法去除图像中的白色小区域和黑色小区域,有时候需要向内缩小视场 ROI 区域,可以使用合适的结构元素进行形态学腐蚀操作,mask 提取结果用于后续的分割过程。选择 $w=40$ 进行照度均衡处理与 $T=8$ 进行 mask 提取的结果如图 3 所示。

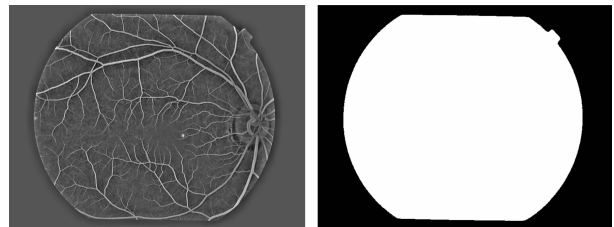


图 3 照度均衡与 mask 提取结果

3 多尺度增强

Top-hat 算子是一种极好的高通滤波算子,它对于增强阴影的细节很有用,对图像进行 top-hat 变换,定义为

$$H(x, y) = I(x, y) - (I(x, y) \circ B), \quad (8)$$

其中: $I(x, y)$ 为输入灰度图像; B 是结构元素; (\circ) 表示开运算。考虑到眼底视网膜图像中的血管大小不一,所以选择多个尺度的线性结构元素(宽度为 1 个像素)进行处理,对于大的结构元素,可以用来增强图像中的主干血管;对于小的结构元素,可以用来增强图像中的微小血管。由于眼底图像中的每条血管延伸方向不同,所以需要在多个方向上进行 top-hat 变换,并将每个像素点在各个方向滤波得到

的图像的最大值找出来得到新的图像,由于线性结构元素的对称性,只需要在0到180度内选择方向参数。基于上述讨论,应该考虑尺度参数与方向参数来定义 top-hat 变换:

$$H(x, y, s, \varphi) = I(x, y) - (I(x, y) \circ B(s, \varphi)), \quad (9)$$

其中: s 为尺度参数; φ 为方向参数; B 为长度为 s ,角度为 φ 的线性结构元素。对于每一个尺度 s ,若在0到180度内选择 M 个方向进行处理,则该尺度下增强结果中任意一个点 (x, y) 的灰度值 $F(x, y, s)$ 表示为

$$F(x, y, s) = \max \begin{bmatrix} H(x, y, s, 0), H(x, y, s, \pi/M) \\ \dots, H(x, y, s, (i-1)\pi/M), \\ \dots, H(x, y, s, (M-1)\pi/M) \end{bmatrix}. \quad (10)$$

若选取的尺度大于3个,对图像的增强效果改善不明显,而且影响处理速度;若选取尺度小于3个,引入的背景噪声更多,所以这里选择3个尺度 s_1, s_2, s_3 ,其中 s_1 为最小的尺度,取图像中最小血管的宽度,一般情况下 s_1 取2; s_3 为最大的尺度,理想情况下应该为图像中最大血管的宽度,实际中由于血管有交叠现象, s_3 一般要大于最大血管宽度; s_2 取最小血管宽度与最大血管宽度的平均值。另外由于血管在视神经盘处大量汇聚,尺度 s 要取很大才能提取出该部分的血管,所以忽略视盘处血管中心线的提取。图4中第1行所示为荧光视网膜图像在尺度 $s_1=2, s_2=4, s_3=12$ 下选择 $M=18$ 个方向的增强结果。

4 中心线提取

由脊线检测得到的图像包含了血管中心线,同时也包含了大量的非血管极值点,这就需要去除这些伪血管中心线,最常用的方法是对其进行阈值或多阈值处理,但是对原图像使用单纯的阈值或多阈值处理方法无法完全去除背景极值点,而且阈值选取较为困难。若对增强图像进行单阈值或多阈值处理,增强结果必须满足2个要求:一是增强结果不能丢失微小的血管;二是检测血管的连续性。基于上述要求,文中提出对多尺度 top-hat 变换的增强结果 $F(x, y, s_1), F(x, y, s_2), F(x, y, s_3)$ 使用自适应视场 ROI 区域内 Otsu 阈值分割,对于尺度 s_1 的增强图像 $F(x, y, s_1)$,由于其内部包含了大量微小血管,单阈值分割必然造成部分低对比度血管或血管末端的丢失,所以采用 Otsu 双阈值分割,也同时不可避免的引入一些背景噪声;对于尺度 s_2 和 s_3 的增强图像 $F(x, y, s_2), F(x, y, s_3)$,由于图像内中粗

血管灰度明显较高,所以采用 Otsu 单阈值分割。

由于视网膜图像中存在部分非视网膜的黑色背景和近似圆形的亮边缘,在整体上使用 Otsu 分割算法获得的阈值不能准确完整地提取到感兴趣的成分,所以使用视场 ROI 区域内 Otsu 阈值分割。首先对上文得到的 mask 图像使用一定大小的结构元素进行形态学腐蚀操作,使其内缩一定尺度,然后统计内缩后的 ROI 区域内的灰度分布,使用 Otsu 算法得到最佳分割阈值。设分割得到的二值图像为 $V(s_1), V(s_2), V(s_3)$,设由原图像检测到的脊线图像为 Ridge,则最终的中心线检测定义为

$$\begin{aligned} \text{CenterLine} &= \text{Ridge} \& V(s_1) + \text{Ridge} \& V(s_2) \\ &+ \text{Ridge} \& V(s_3) \\ &= \text{Ridge} \& (V(s_1) + V(s_2) + V(s_3)). \end{aligned} \quad (11)$$

最后使用形态学方法去除一些孤立的点得到最终的中心线。图4第2行所示为对多尺度增强结果进行自适应 Otsu 分割的结果,第3行为分割结果与脊线图像相与的结果。图5所示为使用公式(11)得到的结果与最终的中心线检测结果。

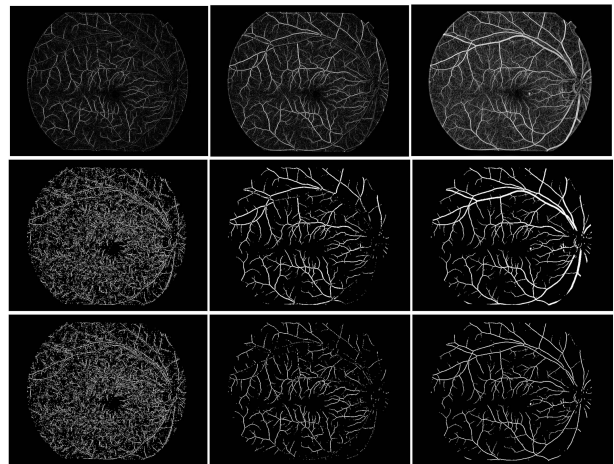
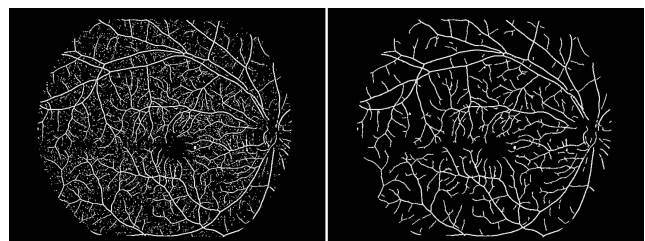


图4 从上到下各行分别为多尺度增强、Otsu 分割及中心线检测结果,从左到右各列分别为尺度 $s_1=2, s_2=4, s_3=12$ 下的处理结果



(a)公式(11)的结果 (b)最终的检测结果

图5 中心线检测结果

5 结果与讨论

使用提出的算法对 25 张荧光造影视网膜图像进行中心线提取测试(其中无病灶图像为 17 张,有病灶图像为 8 张),所有的视网膜图像均使 Topcon TRC-50EX 眼底照相机采集,其分辨率大小为 768×576 。脊线检测参数均设置为 $N=5$ 、 $\epsilon=1$ 、 $\sigma=1$,多尺度增强参数均设置为 $s_1=2$ 、 $s_2=4$ 、 $s_3=12$ 、 $M=18$,该算法在 MATLAB R2009b 下实现,脊线检测和整体中心线检测的平均处理时间约为 8.7 s 和

16.2 s。部分检测结果如图 6 所示,其中第 1 列为原荧光视网膜图像,第 2 列为由文中提出的算法得到的血管中心线,第 3 列为手动勾勒的血管图像,第 4 列为对手动勾勒的血管图像进行细化的结果与文中结果的对比,其中绿色为文中算法检测结果,红色为手动勾勒血管图像的细化,通过比较可以发现,由于手动分割比较保守,一些微小血管末端没有被勾勒出来,而文中的算法能够检测出这些血管末端,另外文中的算法对图像中一些对比度特别低的微小血管也无法检测完整。

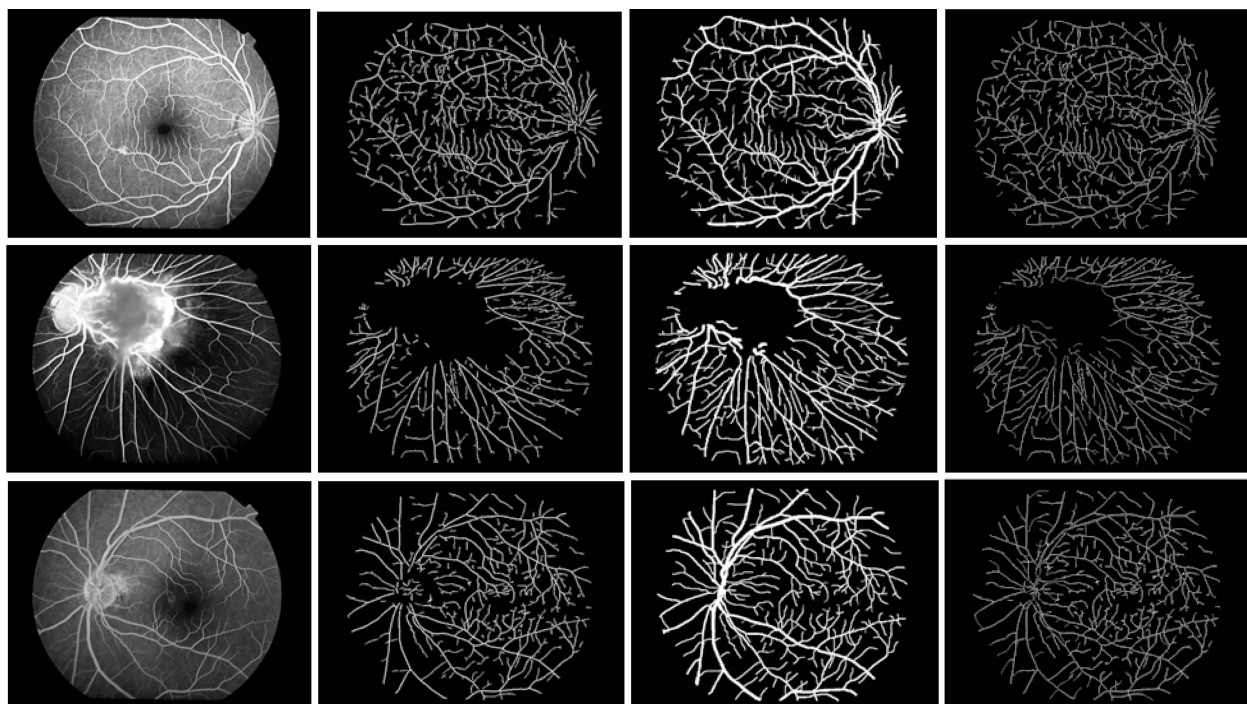


图 6 中心线检测结果及对比,第 1 列为原始图像,第 2 列为文中算法中心线检测结果,第 3 列为手动勾勒的血管图像,第 4 列为手动勾勒的血管图像进行细化的结果与文中结果的对比

由于文中算法检测出的中心线与手动勾勒血管图像细化后的中心线并不能完全重合,有些地方存在少许偏移,直接分析两者的重合率是不准确的。考虑到正确检测的血管中心线始终位于血管内部,而错误检测的血管中心线位于血管外部,所以通过计算中心线检测结果与手动分割的血管的重合率来分析文中算法的检测精度。设文中算法检测出来的中心线细化图像为 T ,手动分割的血管图像为 R ,手动分割血管的细化中心线图像为 T_R ,定义重合率的测度 MO 为

$$MO = \frac{n(R \cap T) - D/2}{n(T_R) - D}, \quad (12)$$

其中 $n(\cdot)$ 表示图像内部白色像素(代表血管中心线)的数目。另外由于血管在视神经盘处大量汇聚,文中忽略视盘处的血管中心线提取,但是不可避

免的会引入部分视盘内部血管,设定一个常数 D 表示视盘处的血管中心线上点的个数,通过统计 10 张图像视神经盘 150×150 区域内的血管中心线的点数并作累加平均估计得到 D 约为 1 450,考虑到实际检测中只能检测到视盘处的部分血管,所以实际检测中应该减去 $D/2$ 。

重合率测度 MO 主要考虑了血管中心线与实际血管的吻合程度,没有考虑血管中心线的位置与形状精度,即检测中心线与真实中心线之间的误差,定义中心线吻合误差 COE 为

$$COE = \frac{1}{n(T)} \sum (DT(T_R) \cdot T), \quad (13)$$

其中 $n(\cdot)$ 表示图像内部白色像素(代表血管中心线)的数目, $DT(\cdot)$ 表示二值图像的距离变换。中心线吻合误差 COE 表示检测血管中心线中点的位

置与其对应的真实位置的平均误差, COE 值越小, 表示平均误差越小, 提取算法也越精确, 最理想情况下 COE 值为 0。

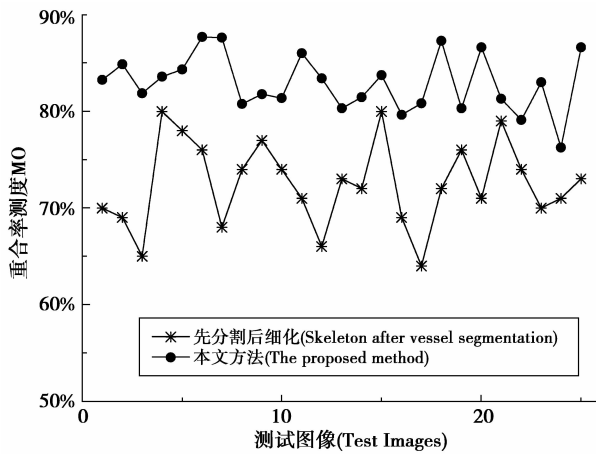


图 7 中心线提取算法与文献[17]重合率测度 MO 比较

将文中算法与文献[17]先分割后细化的方法进行比较, 该方法采用标准的高斯匹配滤波对图像进行预处理, 然后进行最优化阈值分割, 图 7 为使用 2 种方法对 25 张测试图像进行中心线提取为重合率测度 MO 对比分析曲线, 从图中可以看出文中算法的重合率远大于该方法, 其中文中算法提取的平均重合率为 83.5%, 平均中心线吻合误差为 1.28 个像素, 而文献[17]的方法平均重合率只能达到 74.6%, 平均中心线吻合误差为 2.2 个像素。

将文中的算法应用于 STARE 眼底库中^[18]的彩色视网膜图像, 由于 STARE 库中专家 VK 手动分割的比专家 Hoover 更细致, 所以选择专家 VK 手动分割的结果作为基准参考图像, 然后比较 Hoover 分割算法^[16]、文中算法以及专家 Hoover 手动分割的性能, 如图 8 所示为原图像、专家 VK 手动分割结果以及 3 种比较方法的中心线检测结果, 通过图中可以看出, 图 8(b) 专家 VK 专家手动分割的相当细致, 很多肉眼都很难看清的特别微小的血管都被标示出来了; 图 8(c) Hoover 算法只能分割出图像的主干血管, 遗失了大部分微小血管, 一些较为清晰的小血管也没有被检测出来; 图 8(d) 专家 Hoover 手动分割结果比较保守, 与参考图像相比很多微小血管没有被标识出来; 图 8(e) 文中的中心线检测算法虽然也无法检测出很多微小血管, 但是较 Hoover 算法与专家 Hoover 手动分割效果要好得多, 但是检测的中心线吻合误差不如专家 Hoover 手动分割, 对其中 10 张图像进行测试, 文中算法的平均重合率约为 78%, 平均中心线吻合误差为 1.19 个像素, Hoover 算法的平均重合率约为 70%, 平均中心线

吻合误差为 1.24 个像素, 第一位专家 Hoover 手动分割的平均重合率约为 75%, 平均中心线吻合误差为 0.48 个像素。

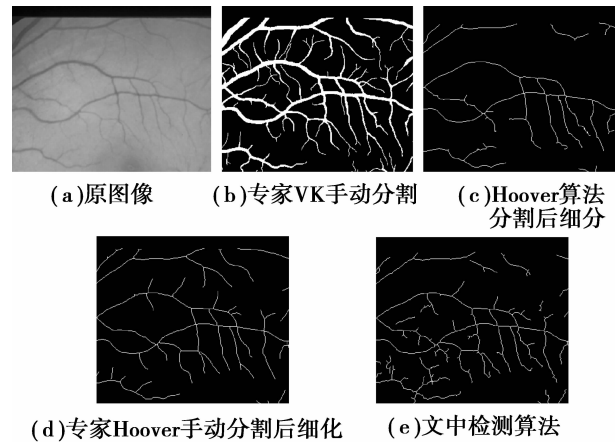


图 8 文中检测算法与 Hoover 算法及手动分割比较

文中提出的算法能够用来处理多种模态的视网膜图像, 图 9 为对同一病人使用 Topcon TRC-50EX 眼底照相机采集的眼底同一部位的彩色视网膜图像与荧光视网膜图像的检测结果对比, 由于彩色视网膜图像比荧光视网膜图像中的微弱血管的可见度差很多, 且整体对比度较低, 相应的许多不可见或低对比度的血管不能被检测出来。

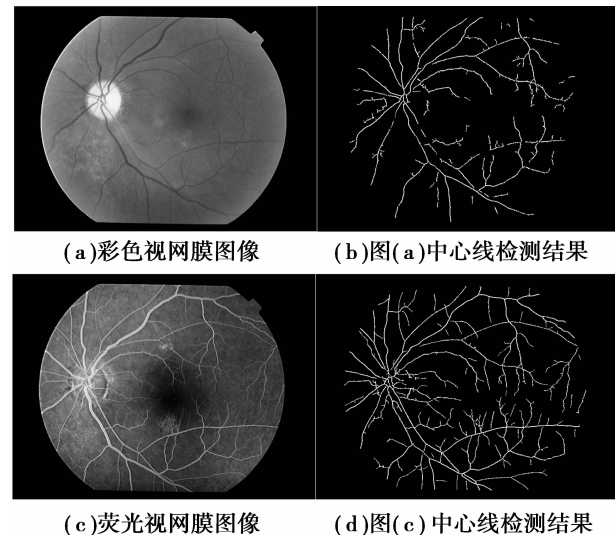


图 9 不同模态图像的中心线检测结果

6 结 论

文中提出一种精确的血管中心线提取算法, 该算法充分利用血管在图像中的灰度分布和梯度特征, 实现了图像脊线的准确检测, 使用脊线检测不仅可以更加精确地检测中心线, 而且其受图像内病灶

和视盘的影响较小。文中提出的算法提取得到的血管中心线连通性较好、精确性较高、受病灶影响较小,能够应用于多种模态的眼底图像中去,后续的工作是对一些检测到的部分微小血管中心线进行更好的连通以及特征检测及拼接。

参考文献:

- [1] 周寿军,杨俊,陈武凡,等.一种从 X 射线血管造影图像中自动分割冠状动脉的新方法[J].中国科学 F 辑:信息科学,2007,37(12):1531-1543.
ZHOU SHOU-JUN, YANG JUN, CHEN WU-FAN, et al. A new method to segment coronary artery automatically from the X-ray[J]. China Science Series F: Information Science, 2007, 37(12): 1531-1543.
- [2] 许燕,胡广书,商丽华,等.基于 Hessian 矩阵的冠状动脉中心线的跟踪算法[J].清华大学学报:自然科学版,2007,47(6):889-892.
XU YAN, HU GUANG-SHU, SHANG LI-HUA, et al. Adaptive tracking extraction of vessel centerlines in coronary arteriograms using hessian matrix [J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2007 47(6): 889-892.
- [3] SOFKA M, STEWART C V. Retinal vessel centerline extraction using multiscale matched filters, confidence and edge measures[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(2): 1531-1546.
- [4] ENGLMEIER K H, SCHMID K, HILDEBRAND C, et al. Early detection of diabetes retinopathy by new algorithms for automatic recognition of vascular changes [J]. European Journal of Medical Research, 2004, 9(10): 473-478.
- [5] SHEN H, ROYSAM B, STEWART C V, et al. Optimal scheduling of tracing computations for real-time vascular landmark extraction from retinal fundus images [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2001, 5(1): 77-91.
- [6] ARDIZZONE E, PIRRONE R, GAMBINO O, et al. Automatic extraction of blood vessels, bifurcations and end points in the retinal vascular tree[C]// The 13th International Conference on Biomedical Engineering, December 3-6, 2008, Singapore. Singapore: Springer, [2008]: 22-26.
- [7] FANG B, TANG Y Y. Elastic registration for retinal images based on reconstructed vascular trees[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(6): 1183-1187.
- [8] JUNG E, HONG K. Automatic retinal vasculature structure tracing and vascular landmark extraction from human eye image[C]// The 1st International Conference on Hybrid Information Technology, November 9-11, 2006, Jeju Island, Korea. USA: IEEE, [2006]: 161-167.
- [9] 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.
- [10] MARINO C, PENEDO G, PENAS M, et al. Personal authentication using digital retinal images[J]. Pattern Analysis and Applications Archive, 2006, 9(1): 21-33.
- [11] LÓPEZ A M, LUMBRERAS F, SERRAT J, et al. Evaluation of methods for ridge and valley detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(4): 327-335.
- [12] AYLWARD S R, BULLITT E. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2): 61-75.
- [13] KALITZIN S N, STAAL J, TER HAAR ROMENY B M, et al. A computational method for segmenting topological point-sets and application to image analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(5): 447-459.
- [14] STAAL 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.
- [15] WU C, KANG DERWENT J J, STANCHEV P. Retinal vessel radius estimation and a vessel center line segmentation method based on ridge descriptors [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2009, 55(1): 91-102.
- [16] HOOVER A, GOLDBAUM M. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(8): 951-958.
- [17] CHANWIMALUANG T, GUOLIANG F. An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding[C]// The 2003 International Symposium on Circuits and System, May 25-28, 2003, Hong Kong, USA: Springer, 2003: 21-24.
- [18] 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.