

# 动静脉血管自动分类方法及其管径测量\*

薛岚燕<sup>1,2</sup>, 曹新容<sup>1</sup>, 林嘉雯<sup>1</sup>, 郑绍华<sup>1</sup>, 余 轮<sup>1</sup>

(1. 福州大学物理与信息工程学院 福州 350108; 2. 福建农林大学计算机与信息学院 福州 350002)

**摘要:**视网膜动静脉管径以及动静脉比值可以反映高血压患者脑卒中发病的风险,因此对视网膜血管直径的量化分析有助于病情的风险评估和防治工作。提出了一种视网膜动静脉自动分类和血管直径的自动测量方法。首先,对视网膜血管网络进行分割,并获取中心线;其次选取了不同颜色空间中的不同通道分量,提出了基于中心线像素和血管像素的特征向量、血管宽度和中心光反射的特征向量,采用  $K$  均值聚类实现感兴趣测量区域内动静脉的自动分类;最后统计血管横截面的灰度曲线分布,利用高斯曲线进行拟合,根据半高度全宽获取动静脉宽度。分别对 REVIEW 和 DRIVE 数据库进行实验,验证了本方法的有效性。  
**关键词:**眼底图像;血管特征向量;动静脉分类;血管直径测量

中图分类号: TP391.4 TH79 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

## Artery/vein automatic classification in retinal images and vessel diameter Measurement

Xue Lanyan<sup>1,2</sup>, Cao Xinrong<sup>1</sup>, Lin Jiawen<sup>1</sup>, Zheng Shaohua<sup>1</sup>, Yu Lun<sup>1</sup>

(1. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Institute of Computer and Information, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** The ratio and the diameter of artery/vein of the retinal can reflect the risk of stroke of hypertension, thus, quantitative analysis of the diameter of the vessel can contribute to risk assessment and prevention of the disease. A artery/vein automatic classification method in Retinal Images and Vessel Diameter Measurement are introduced in this paper. Firstly, the vessel centerline is obtained after segmenting the retinal vessel. Secondly, different channel components in different color spaces are selected, the eigenvectors of centerline pixels, vessel pixels, vessel widths and central light reflection are defined.  $K$ -means clustering algorithm is adopted to classify the artery/vein in the measurement region of interest. Finally, the distribution curve of the vessel cross section is fitted using the Gaussian curve and the width of the artery/vein can be obtained according to Half Height Full Width. Experiments with Review public database and Drive public database prove the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** fundus image; vessel eigenvector; artery/vein classification; vessel diameter measurement

## 0 引 言

脑血管疾病是目前人类疾病的三大死亡原因之一,脑卒中是最常见的脑血管疾病,而高血压是脑卒中最重要和独立的危险因素<sup>[1]</sup>。鹿特丹研究<sup>[2]</sup>发现高血压患者脑卒中发病风险与视网膜动脉直径、静脉直径和动静脉直径比有关,通过获取视网膜动脉直径、静脉直径、动静

脉直径比、动脉分叉角等量化信息,可以获得关于个人潜在脑血管疾病风险信息,有可能被广泛应用于临床实践,提高人们对高血压患者脑卒中的防治水平<sup>[1]</sup>。

正确分类动静脉血管是得到动静脉血管直径和动静脉比值的前提<sup>[3]</sup>。目前动静脉血管分类主要依据眼底血管中的颜色信息、形态学信息和几何拓扑学信息。根据各类信息,动静脉分类主要分为半自动和全自动两类<sup>[4]</sup>: 1)半自动分类方法依赖于视网膜血管网络结构,首先人

工标记出需要跟踪的血管起始点的动静脉类型,利用血管自动跟踪的方法寻找该段血管的终点,则该条血管段与所标记的起始点的动静脉类型一致。半自动分类方法需要完整准确的血管网络结构,每段血管片段都需要标记起始点的血管类型,工作效率低。2)全自动分类方法主要是通过提取与血管有关的颜色、形态学等特征向量,通过无监督或有监督的分类器对整条血管段上的某个血管片段的血管像素点进行自动分类,则该血管片段的血管类型与所选取的血管像素点的血管类型一致,整条血管段的血管类型与该段上所分割的血管片段类型数量多的片段一致。

视网膜血管直径信息对于临床诊断具有重要意义,很多科研人员提出了计算机自动管径测量的算法<sup>[5]</sup>。测量方法主要分为两种:1)基于血管轮廓的管径测量。该方法依赖于血管两侧边缘线的确定,由血管中心线得到每个点的血管方向,通过血管方向来确定血管直径方向,基于血管两侧边缘线最终确定血管直径。Delibasis K. K. 等人<sup>[6]</sup>采用圆形结构估计法,通过计算血管两侧在圆上的点数得到血管与圆心的夹角,根据几何关系来得到血管直径;Abdolhossein F 等人<sup>[7]</sup>在提取血管网络和中心线基础上,以中心线为圆心,以经验值  $R$  为半径做圆,通过半径和圆与血管边缘交点间的夹角计算血管直径;Li X. K. 等人<sup>[8]</sup>采用基于信息融合的边缘检测器来得到血管边缘信息,识别到感兴趣的血管路径,通过自动生成垂直于血管中心线的交叉线来计算感兴趣的血管的初始直径,每个交叉线与血管边缘的两个交叉线之间的距离作为血管直径;林土胜等人<sup>[9]</sup>利用线化无级扩大法对血管二值化网络重复扩大,然后对网络边界实施线化变换和平滑处理来得到确切的血管边界,再利用管径增量符号比较法对管径坐标自动寻优。2)基于血管横截面灰度变化曲线的模型拟合测量。该方法是对待测血管段上的某个血管横截面的像素的灰度值来统计其分布曲线,并采用各种曲线模型来对分布曲线进行拟合。国内外学者多数是采用高斯曲线来拟合血管横截面轮廓,通过计算轮廓曲线半高度等宽距离。Gao X. H. 等人<sup>[10]</sup>先采用血管跟踪的方法得到血管网络,再采用成对高斯函数对视网膜血管横截面进行曲线拟合来得到血管直径;Aliahmad B 等人<sup>[11]</sup>结合了一系列二阶和更高阶次的高斯函数来拟合血管横截面灰度曲线分布图,利用参数来得到最好的广义高斯拟合函数确定边界测量血管直径;吴辉群<sup>[5]</sup>利用基于最小二乘法混合高斯模型对血管横截面的像素灰度值分布曲线进行拟合,利用半高度全宽计算方法获得血管直径。

本文首先对眼底图像进行血管分割使得血管与背景进行分离,并通过检测视盘来确定感兴趣测量区域,对感兴趣测量区域内的动静脉进行分类,分析基于血管横截

面灰度变化曲线,采用8次高斯函数进行拟合,更为精确地测量管径并能求得动静脉管径比值。

## 1 感兴趣测量区域中的动静脉分类

### 1.1 预处理

由于眼底图像受到对焦、照明等因素影响,普遍会存在亮度不均、血管对比度差等现象,因此在进行眼底图像分析前需要对图像进行预处理。本文对眼底图像分别进行了滤波处理和对对比度增强。

#### 1.1.1 中值滤波

眼底图像在拍照、数字化及传输过程中不可避免地会引入噪声或其他干扰。噪声会破坏到细节特征,将影响着血管的分割效果。本文采用中值滤波方法,该方法能够有效地抑制最小或最大灰度值的噪声,且不会模糊图像轮廓边界。根据眼底图像大小为  $565 \times 584$ ,本文所选择的模板尺寸为  $3 \times 3$ ,原图如图 1(a) 所示,滤波图如图 1(b) 所示。

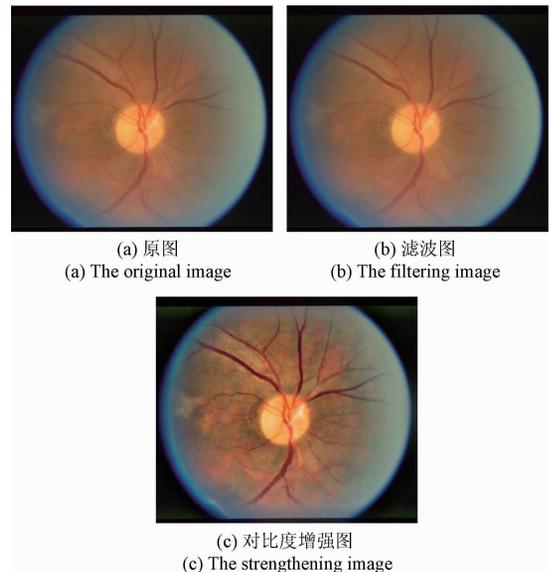


图1 预处理过程

Fig. 1 The pre-processing image

#### 1.1.2 自适应对比度增强

本文采用自适应对比度增强方法<sup>[12]</sup>对眼底图像进行处理,在得到低频成分后,将滤波后的图像减去低频成分得到高频成分并对高频成分增加一个对比度增益从而放大高频成分,并与低频成分相加来得到增强的图像。假设  $x(i, j)$  为眼底图像中的某一点,则图像的低频部分可表示为:

$$m_x(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} x(k, l) \quad (1)$$

则通过对高频成分放大而得到的增强的图像:

$$f(i,j) = m_x(i,j) + G(i,j)[x(i,j) - m_x(i,j)] \quad (2)$$

式中:  $G(i,j)$  为对比度增益放大系数, 通常大于 1, 考虑到采用固定的增益系数会出现边缘过增强的现象, 因此这个增益系数采用空间自适应, 和局部均方差成反比, 如果在图像的边缘位置, 局部均方差较大, 则增益系数较小, 这样就不会产生振铃效应。但是当增益系数较大时会引起噪声的放大, 因此这里需要限定一个最大值来获得最好的效果。对比度增益放大系数为:

$$G(i,j) = \frac{D}{\sigma_x(i,j)} \quad (3)$$

式中:  $\sigma_x^2(i,j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} [x(k,l) - m_x(i,j)]^2$ ,  $D$  为图像的全局平均值。

图 1(b) 经对比度增强后结果如图 1(c) 所示, 相对于原图, 图像中血管和背景间的对比度提高了, 有利于血管分割。

### 1.2 基于骨架线的血管网络提取

要将血管进行动静脉分类, 首先需要将眼底图像中的血管从背景中分离出来, 从而对分离出的血管提取特征向量进行特征识别。

本文首先采用 Gabor 滤波器作为核函数<sup>[13]</sup>来提取眼底血管轮廓特征, 由于血管的方向不一, 因此 Gabor 滤波必须采用不同的方向, 文中分别采用了  $0^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $60^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $120^\circ$ 、 $150^\circ$  6 个不同的方向, 小尺度可以用于检测小血管, 大尺度可以用于检测大血管, 本文采用 5 个不同的尺度来提取血管轮廓。在得到不同方向和尺度的 Gabor 滤波图之后, 采用最大值响应对其进行图像融合得到一幅 Gabor 变换图, 然后采用了基于区域的改进一维直方图阈值分割算法对 Gabor 变换图进行阈值分割。由于 Gabor 滤波器特性, 提取结果中含有大量的非血管结构, 需要对二值分割后的血管进行细化为单像素宽的血管候选骨架结构, 通过确定骨架上血管的分叉点和终点进行跟踪抑制非血管结构从而确定真正的血管结构<sup>[14]</sup>。血管在图像中呈现连通的网络结构, 长度小于 10 个像素的分支属于其他非血管区域残留的可能性很大, 可以考虑去除。图 2 所示为血管网络, 图 3 所示为血管中心线。



图 2 血管网络

Fig. 2 The vessel network

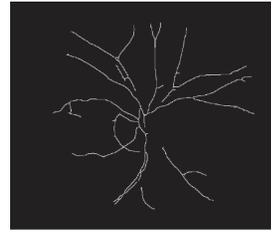


图 3 血管中心线

Fig. 3 The vessel centerline

### 1.3 感兴趣测量区域确定

感兴趣测量区域 (region of interest, ROI) 是以视盘中心为圆心, 以  $1.0DD$  和  $1.5DD$  ( $DD$  代表一个视盘直径) 为半径所做的两个圆之间的圆环。因此, 要确定感兴趣测量区域首先需要定位出视盘和视盘中心。本文采用文献<sup>[15]</sup>中的视盘定位方法, 该方法是通过基于定向局部对比度的方法来提取眼底图像中的局部亮度区域, 并结合视盘区域的局部血管特征定位出正确的视盘感兴趣区域, 最后采用数学形态学方法和区域主动轮廓模型检测出视盘轮廓。在得到视盘的轮廓后可以得到视盘的中心点。图 4 中的外圆环即为感兴趣测量区域。

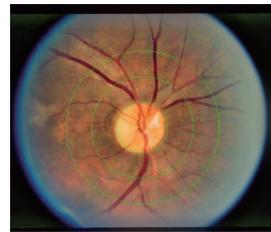


图 4 感兴趣测量区域

Fig. 4 The measurement region of interest

### 1.4 动静脉分类

眼底图像中的动静脉血管, 动脉呈橘红色, 颜色浅, 较细, 中心光反射现象明显; 静脉呈暗红色, 颜色深, 较粗。基于动静脉的不同特点, 分别选取以下血管特征信息。

1) 考虑到绿色通道中血管具有较好的对比度, 而单纯依靠绿色通道一个分量来提取血管特征向量的话, 特征数不足, 因此本文分别选择了 RGB、LAB、YCbCr、HSV、Gaussian 5 个颜色空间, 提取了 G、L、Y 和 G1 (G1 代表经过高斯变换后的图像) 4 个通道图像, 分别定义了基于血管像素、基于血管中心线像素的灰度平均值以及中心线均值与管壁均值差<sup>[16]</sup>, 其中基于血管像素的灰度平均值所选取的窗口半径为 5, 血管中心线利用上面提取血管网络图中的血管骨架结构。HSV 空间上的平均色调 H、饱和度 S 和亮度 V。所选取的各通道分量如图 5 所示。第一类特征可以表示为:

$$Feature1 = (Gpixel, Gline, Lpixel, Lline, Ypixel, Yline, Gpixel, Gline, H, S, V) \quad (4)$$

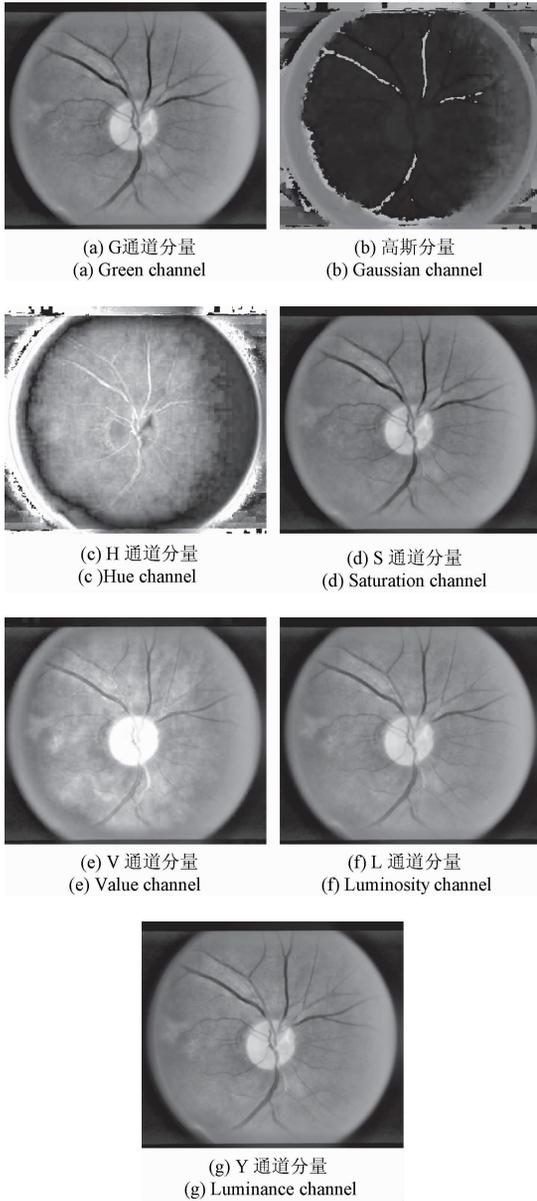


图5 各通道分量  
Fig. 5 The channel components

2) 由于动脉较细, 静脉较粗, 本文还构造了一个血管宽度特征向量, 选取窗口半径为 5, 大小是介于粗血管和细血管宽度之间。通过计算窗口内血管像素点个数和中心线上像素点个数, 取其比值作为血管宽度特征向量。

$$Feature2 = (width) \quad (5)$$

3) 在相邻视网膜动静脉血管中, 动脉血管存在的中心光反射现象更为明显。动静脉截面标记如图 6(a) 所示, 图 6(b) 所示为该段动脉截面的灰度曲线分布, 图 6(c) 所示为该段静脉截面的灰度曲线分布, 灰度曲线分

布取步长 0.1, 通过 3 次曲线插值来得到各个点的灰度值, 从血管截面灰度分布图上可以看出动脉血管横截面的灰度分布相对于静脉血管横截面的灰度分布在中间位置的突起现象更为明显。如图 6 所示。因此, 本文针对中心光反射的特点构造了一个新的特征向量, 以中心线上的点为 midpoint, 在血管内部左右各取两点, 计算这个范围内像素点的灰度值均值, 6(b) 和 6(c) 中直线代表灰度值均值。

$$Feature3 = (Midpixel) \quad (6)$$

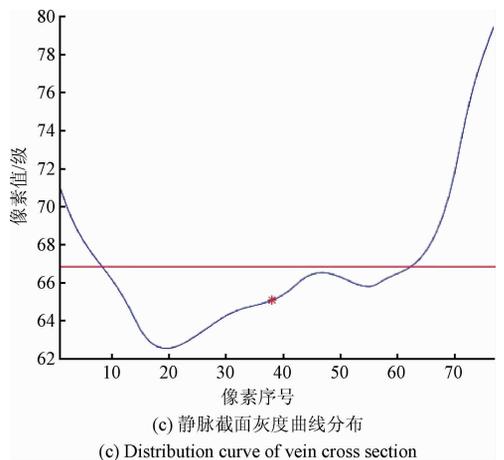
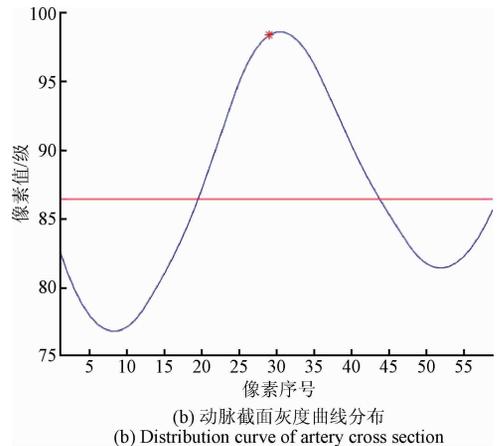
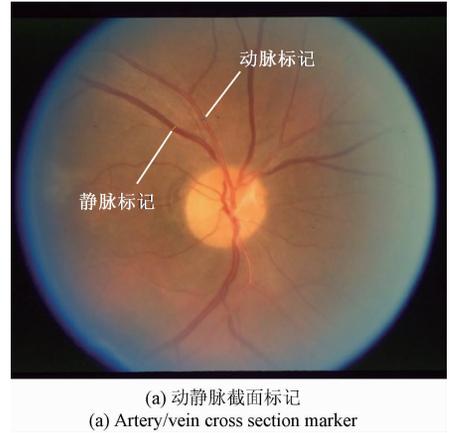


图6 血管截面灰度曲线分布  
Fig. 6 Distribution curves of vessel cross section

表1所示为动脉与静脉中某个像素点的特征向量,从表中数据可以看出对于动脉和静脉所选取的这13个特征向量区别较明显。

表1 动脉与静脉中某个像素点的特征向量比较

Table 1 Comparison of Eigenvectors of artery/vein

特征向量	血管类别	
	动脉	静脉
G 中心线灰度均值 (Gline)	70.764 709	13
Y 中心线灰度均值 (Yline)	98.647 057	42.099 998
L 中心线灰度均值 (Lline)	112.235 29	57.799 999
G1 中心线灰度均值 (G1line)	65.588 234	17.6
Y 所有灰度均值 (Ypixel)	96.760 567	45.126 583
G1 所有灰度均值 (G1pixel)	63.957 745	20.632 912
G 中心线均值与管壁均值差 (Gpixel)	-5.035 294	-27.769 23
L 中心线均值与管壁均值差 (Lpixel)	-0.564 713	-18.507 69
平均色调 (H)	6.647 059	63.25
饱和度 (S)	193	231
亮度 (V)	173	108
管径 (width)	4.176 470 8	3.95
血管内部截面的灰度均值 (Midpixel)	86.448 5	65.967 8

本文是对感兴趣测量区域内的动静脉进行分类,而在选取血管上的像素点时只是选取了一个窗口内中心线上的像素,与该像素属于同一个血管片段的像素的分类是一致的。本文利用已分割的血管二值图像来判断与中心线上的像素点属于同一个连通域(连通域采用八连通判断)的像素,其血管分类为同一类,连通域分析结果如图7所示。连通域判断思路:选取中心线上的像素点作为种子,然后根据连通区域的两个基本条件(像素值相同、位置相邻)将与种子相邻的前景像素合并到同一个像素集合中,最后得到的该像素集合则为一个连通区域。

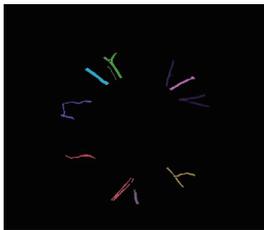


图7 连通域分析结果

Fig.7 Results of connected

在提取到血管的13个特征向量后,本文选择了无监督学习的K均值聚类方法对血管进行分类,其基本思想是将上述的血管特征向量作为输入,各个像素点到聚类中心的欧式距离作为优化的目标函数,利用函数求极值的方法得到迭代运算。通过迭代不断更新各聚类中心的值,直至聚类中心不再发生变化,血管上中心线的每一个像素都被划分为动脉或者静脉中的一类,动静脉分类结果如图8所示。

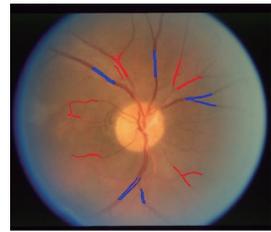


图8 动静脉分类结果

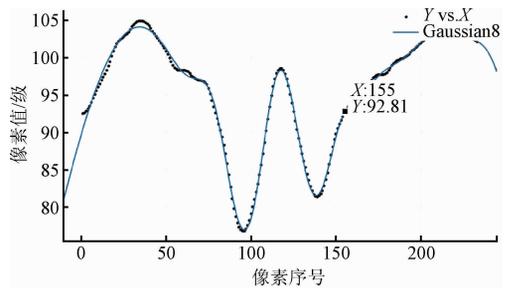
Fig.8 Results of artery/vein analysis classification

## 2 动静脉血管直径测量和动静脉比值计算

### 2.1 基于血管横截面的灰度曲线分布图曲线拟合的管径测量方法

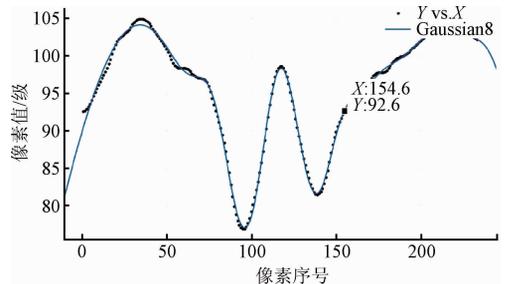
本文采用文献[5]提出的改进高斯曲线来拟合血管横截面,为了能更好地比较血管内外的灰度分布差异,统计了血管直径大致4倍范围的像素点的灰度曲线分布,然后取步长0.1,通过3次曲线插值来得到各个点的灰度值,并选择8次高斯曲线来拟合,通过计算轮廓曲线半高度全宽<sup>[17]</sup>来确定血管直径,动脉截面灰度曲线分布及其寻找半等高过程如图9所示,静脉截面灰度曲线分布图及其寻找半等高过程如图10所示。

从图9、10先找出左右高低点,计算左右半高点的坐标。由左制高点点和左低点确定出左半高点y值,右制高点点和右低点确定出右半高点y值,通过左半点和右半点y值得到对应的x值,左右点的x值之差乘以步长0.1即为管径,具体计算值如表2所示。



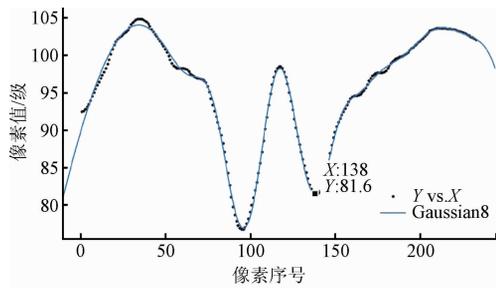
(a) 右半高点(右估计点)

(a) The right half height point(The right estimation point)

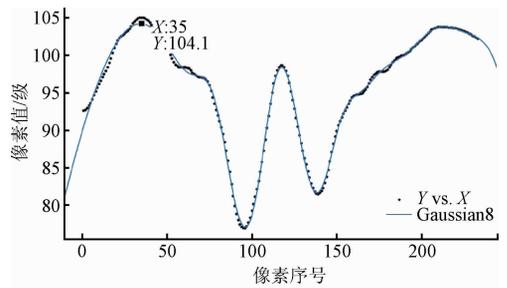


(b) 右半高点(左估计点)

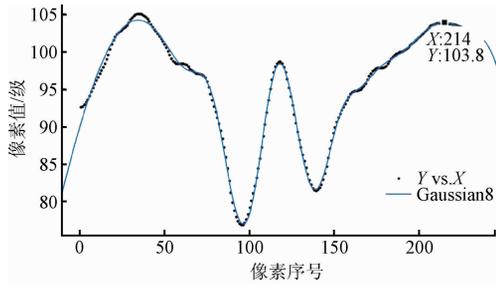
(b) The right half height point(The left estimation point)



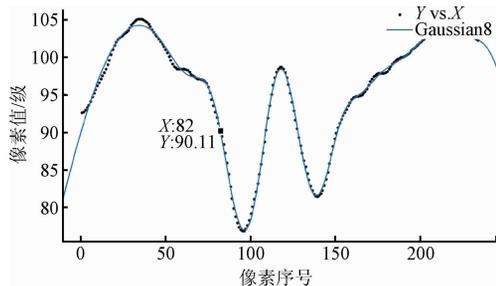
(c) The right minimum point



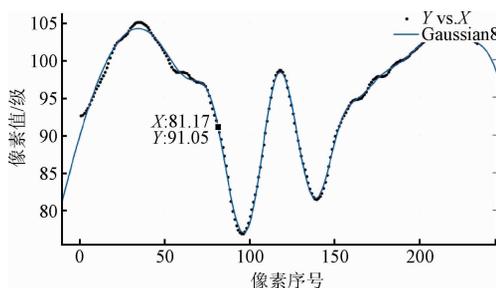
(h) The left maximum point



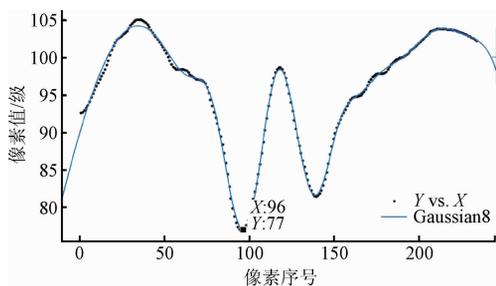
(d) The right maximum point



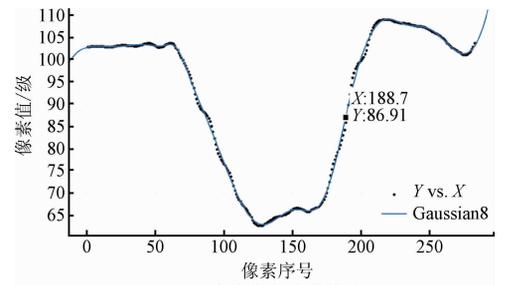
(e) The left half height point(The right estimation point)



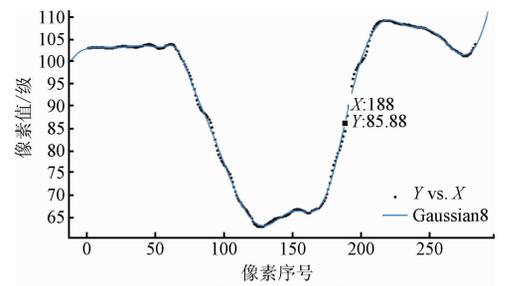
(f) The half height point(The left estimation point)



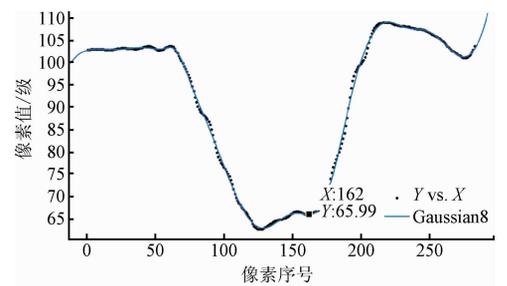
(g) The left minimum point



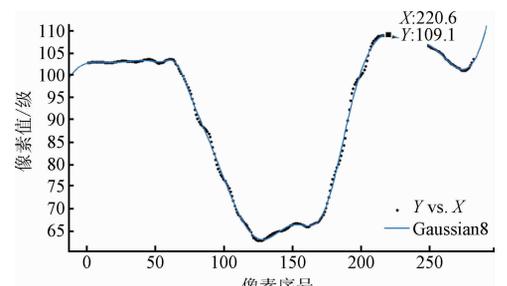
(a) The right half height point(The right estimation point)



(b) The right half height point(The left estimation point)



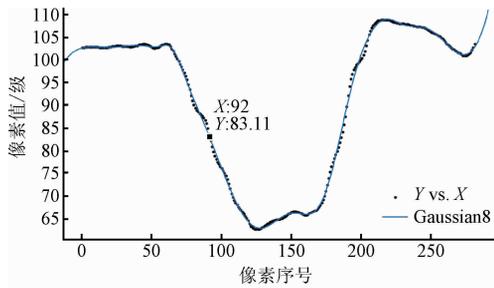
(c) The right minimum point



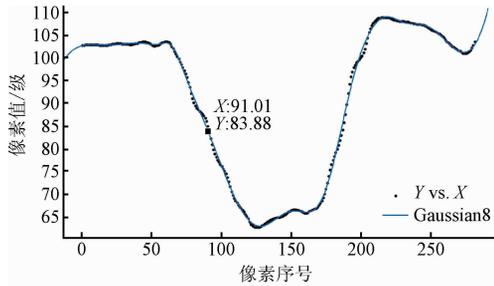
(d) The right maximum point

图9 动脉截面灰度曲线分布

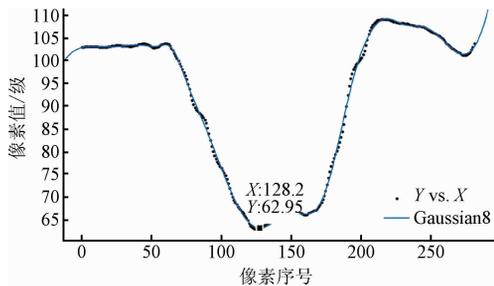
Fig.9 Distribution curves of artery cross section



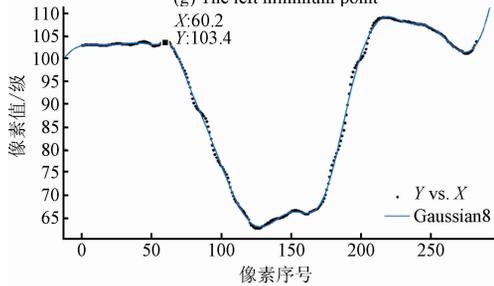
(e) 左半高点(右估计点)  
(e) The left half height point(The right estimation point)



(f) 左半高点(左估计点)  
(f) The left half height point(The left estimation point)



(g) 左最低点  
(g) The left minimum point



(h) 左最高点  
(h) The left maximum point

图10 静脉截面灰度曲线分布

Fig.10 Distribution curves of vein cross section

表2 管径计算

Table 2 Diameter computing

左制高点y值	左半高点y值	左低点y值	右低点y值	右半高点y值	右制高点y值	左半高点x值	右半高点x值	测量管径
104.1	90.55	77	81.6	92.7	103.8	81.59	154.8	7.321
103.4	83.175	62.95	65.99	86.025	109.1	91.9	188.3	9.64

## 2.2 动静脉比值计算

选择 ROI 中最粗的 6 条动静脉进行管径测量,每条处于 ROI 中的血管平均分为 5 个子段,每个子段分别测量,将 5 个子段的管径和求平均作为该条血管的管径值。在得到血管的管径后利用 Hubbard L. D. 等人<sup>[18]</sup>提出的视网膜血管分支与其主干直径关系的 Parr-Hubbard 计算公式:

$$W_{c小动脉} = \frac{\sqrt{0.87 \cdot W_a^2 + 1.01 \cdot W_b^2 - 0.22 \cdot W_a \cdot W_b - 10.76}}{\sqrt{0.72 \cdot W_a^2 + 0.91 \cdot W_b^2 + 450.05}}$$

$$AVR = W_{c小动脉} / W_{c小静脉} \quad (7)$$

式中:  $W_c$  为主干血管的直径,  $W_a$  为较细分支的直径,  $W_b$  为较粗分支的直径;测量结果以视网膜中央动脉等效管径 (central retinal arteriolar equivalent, CRAE) 和视网膜中央静脉等效管径 (central retinal venular equivalent, CRVE) 以及二者的比 (arteriole-to-venule ratio, AVR) 来表示的。

## 3 实验结果

在 Window8 操作系统上,用 MATLAB2013 来完成实验。硬件配置为主频可达 3.8 GHz, CPU 为 intel31231v3,内存 16 GB 的计算机。

本文针对 DRIVE 和 REVIEW 数据库中的数据集做了大量的实验。DRIVE 数据集包括 40 张眼底图像,图像分辨率为  $565 \times 584$ ,每幅图片对应两个专家手动分割的结果。REVIEW 数据集包括 4 组图像数据文件,分别是 CLRIS、HRIS、KPIS 和 VDIS,共 16 个图像,含有 193 个血管段,其中有的血管含有较明显的中央反光带,另外还有 3 个专家手动标记血管边缘的 5 066 个断面信息。

### 3.1 动静脉分类结果

本文针对 DRIVE 库进行动静脉分类,DRIVE 库中共 800 个血管片段,其中动脉有 400 个片段,静脉有 400 个片段。针对 DRIVE 库中的血管进行动静脉分类,测试结果如表 3 所示。

表3 DRIVE 库中动静脉分类结果

Table 3 Results of artery/vein classification in DRIVE Database

分类	测试集	动脉	静脉
测试集数量	800	400	400
分类成功个数	676	343	335
成功率/%	84.75	85.75	83.75

动静脉分类结果主要取决于以下几个因素:1)所提取的血管特征值是否能有效反映动静脉差异;2)特征值的计算方法;3)特征值的不同组合;4)血管分割的精度。

表4所示为本文方法与其他方法的动静脉分类结果比较。对比表4中各文献与本文方法的分类结果,可以发现本文方法的动脉成功率要优于其他参考文献的方法,但静脉成功率要低于其他参考文献的方法,这主要还是跟本文所采用的方法和血管特征向量有着直接关系,根本原因在于:首先血管分割的精度直接影响动静脉分类结果,动脉本身较细,而静脉较粗,通常血管的边缘较模糊,进行血管分割时往往会丢弃一些血管边缘像素,这就有可能造成静脉的宽度要比实际来的小而错分动静脉。其次,动静脉血管中都存在中心光反射现象,但有些眼底图像本身动静脉的中心光反射现象差异性较低,以及高像素条件下差异性也比较低,这些情况都会错分动静脉。动静脉分类结果如图11所示。

表4 动静脉分类结果对比

Table 4 Comparison of artery/vein classification (%)

方法	动脉成功率	静脉成功率
文献[19]	66.57	87.53
文献[20]	79.92	84.47
文献[21]	85.34	84.95
本文方法	85.75	83.75

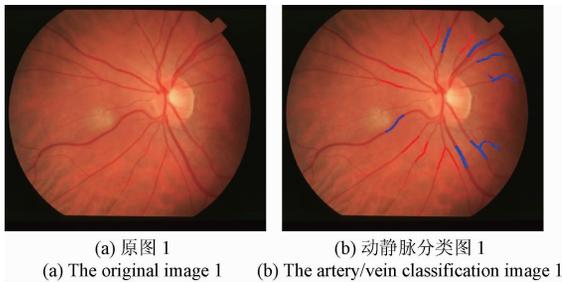


图11 动静脉分类结果

Fig. 11 Results of artery/vein classification

### 3.2 血管直径测量结果

为了验证本文所选择的方法对血管的测量性能,本文选择了REVIEW数据库中的数据集进行血管段管径测量。首先选取通过血管截面的长度为血管宽度的4倍左右,这样可以得到血管内外的像素点的灰度曲线分布规律,选择步长0.1,对截面上的点进行3次曲线插值来得到各个点的灰度值,并采用8次高斯曲线进行拟合,对拟合后的曲线分别选取两个最大波峰到波谷的1/2位置,取其水平距离作为血管直径。

REVIEW数据集中给出了平均管径金标准,表5所示为本文方法和其他方法所测量得到的管径平均值。

表5 管径平均值比较结果

Table 5 Comparison of the average vessel diameters

方法	KPIS 图集		CLRIS 图集		VDIS 图集	
	平均管径 $r$	与金标准的差	平均管径 $r$	与金标准的差	平均管径 $r$	与金标准的差
金标准	7.40	0	13.80	0	8.85	0
文献[22]	6.56	-0.84	15.70	1.90	8.80	-0.05
文献[3]	7.36	-0.04	13.75	-0.05	8.84	-0.01
本文方法	7.42	0.02	13.74	-0.06	8.87	0.02

从表5中结果可以看出本文采用的方法分别对KPIS、CLRIS和VDIS数据库的血管段进行管径测量,与血管管径金标准很接近。

## 4 结论

本文在血管分割的基础上,根据动静脉的特点,提出

了基于中心线像素和血管像素的特征向量、血管宽度和中心光反射的特征向量,并采用K均值聚类实现感兴趣测量区域内动静脉的自动分类方法,利用基于血管横截面灰度曲线分布特点自动测量出血管的直径。本文选择了DRIVE和REVIEW两个数据库,DRIVE数据库用于测试血管分割和动静脉分类的有效性,REVIEW数据库的各个数据集有3位专家所给的管径测量数据,可用于

管径测量对比,实验结果表明本文所采用的方法可以较为准确地进行动静脉分类,并得到准确的管径用于动静脉比值的计算,对于高血压患者的脑卒中风险评估具有一定的临床指导意义。

## 参考文献

- [1] 李成武,庄曾渊,刘静,等. 高血压性视网膜病变患者的脑卒中患病调查及血管测量分析[J]. 中国中医眼科杂志,2016,26(2):75-78.  
LI CH W, ZHUANG Z Y, LIU J, et al. Cross-section survey of stroke in patients with hypertensive retinopathy and analysis of vessel measurement [J]. Journal of Traditional Chinese Ophthalmology, 2016,26(2):75-78.
- [2] IKRAM M K, DE JONG F J, BOS M J, et al. Retinal vessel diameters and the risk of stroke: The Rotterdam study[J]. Neurology,2006,66(9):1339-1343.
- [3] 肖志涛,崔宁,吴骏,等. 基于 Hesse 矩阵和多尺度分析的视网膜动静脉血管管径测量方法[J]. 电子与信息学报,2016,38(11):2871-2878.  
XIAO ZH T, CUI N, WU J, et al. Measurement of retinal diameters of artery and vein based on Hesse matrix and multi-scale analysis [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016,38(11):2871-2878.
- [4] 马志扬. 基于彩色眼底图像的视网膜血管动静脉分类研究[D]. 北京:北京理工大学,2015.  
MA ZH Y. An automatic method for the artery/vein classification in retinal images [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology,2015.
- [5] 吴辉群. 慢性病信息管理系统中视网膜图像的互操作性及其血管网络定量分析研究[D]. 上海:复旦大学,2014.  
WU H Q. Retinal image interoperability in chronic disease information system and its vessel network quantitative analysis [D]. Shanghai: Fudan university, 2014.
- [6] DELIBASIS K K, KECHRINIOTIS A I, TSONOS C, et al. Automatic model based tracing algorithm for vessel segmentation and diameter estimation [J]. Computer Method Programs in Biomedicine, 2010, 100 (2): 108-122.
- [7] ABDOLHOSSEIN F, AHMAD R N. Automatic wavelet-based retinal blood vessels segmentation and vessel diameter estimation [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2013,8(1): 71-80.
- [8] LI X K, WEE W G. Retinal vessel detection and measurement for computer-aided medical diagnosis[J]. Journal of Digital Imaging, 2014,27(1): 120-132.
- [9] 林土胜,张莺,谢洁珍. 视网膜血管网络的边界识别和寻优算法[J]. 电路与系统学报,1997,2(4): 62-64.
- LIN T SH, ZHANG Y, XIE J ZH. A border recognition and optimum seedking algorithm for retina blood vessel network [J]. Journal of Circuits and Systems, 1997, 2(4): 62-64.
- [10] GAO X H, BHARATH A, STANTON A, et al. A method of vessel tracking for vessel diameter measurement on retinal images [C]. International Conference on Image Processing, 2001: 881-884.
- [11] ALIAHMAD B, KUMAR D K, JANGHORBAN S, et al. Retinal vessel diameter measurement using Multi-Step Regression method [J]. Biosignals & Birobotics Conference,2012:1-4.
- [12] SANTHI K, BANU R S D W. Adaptive contrast enhancement using modified histogram equalization [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015,126(19): 1809-1814.
- [13] 王晓红,赵于前,廖苗,等. 基于多尺度 2D Gabor 小波的视网膜血管自动分割[J], 自动化学报, 2015, 41(5): 970-980.  
WANG X H, ZHAO Y Q, LIAO M, et al. Automatic segmentation for retinal vessel based on multi-scale 2D Gabor wavelet [J]. ACTA Automatica Sinica, 2015, 41(5): 970-980.
- [14] 李丽华,王凯. 基于数学形态学的视网膜血管提取算法[J]. 北京生物医学工程, 2014, 33(5): 497-501.  
LI L H, WANG K. Retinal blood vessel extraction algorithm based on mathematical morphology [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2014, 33(5): 497-501.
- [15] 郑绍华,陈健,潘林,等. 基于定向局部对比度的眼底图像视盘检测方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2014,33(3):289-296.  
ZHENG SH H, CHEN J, PAN L, et al. Optic disc detection on retinal images based on directional local contrast [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2014,33(3):289-296.
- [16] 郭莹,马秀丽. 眼底图像动静脉宽度差变化率测量方法[J]. 仪器仪表学报,2016,37(4):912-919.  
GUO Y, MA X L. Measurement method of width difference change ratio of arteries and veins in retinal images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(4):912-919.
- [17] BANKHEAD P, SCHOLFIELD C N, MCGEOWN J G, et al. Fast retinal vessel detection and measurement using wavelet and edge location refinement [J]. PLoS One, 2012,7(3):e32435.
- [18] HUBBARD L D, BROTHERS R J, KING W N, et al. Methods for evaluation of retinal microvascular

abnormalities, and their relation to hypertension/sclerosis in the atherosclerosis risk in communities studies [J]. *Ophthalmology*, 1999, 106(12):2269-2280.

- [19] NIEMEIJER M, STAAL J J, GINNEKEN B V, et al. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database [C]. *SPIE Medical Imaging*, 2004:648-656
- [20] QAZALEH M, FARSHAD T, HAMIDREZA P. Automated characterization of blood vessels as arteries and veins in retinal images [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2013, 37(2):607-617.
- [21] 郭莹, 刘振宇, 齐嘉骏. 一种自动测量眼底图像中动静脉宽度比的方法 [J]. *信息与控制*, 2015, 44(5):570-576.  
GUO Y, LIU ZH Y, QI J J. Automated measurement of arteriolar-to-venular diameter ratio in retinal fundus imaging [J]. *Information and Control*, 2015, 44(5):570-576.
- [22] AL-DIRI B, HUNTER A, STEEL D. An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(9):1488-1497.

## 作者简介



薛岚燕(通讯作者), 2006年于广东工业大学获得硕士学位, 现为福建农林大学讲师、福州大学在职博士研究生, 主要研究方向为图像处理与分析。

E-mail: xuelanyan@126.com

**Xue Lanyan** (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Guangdong University of Technology in 2006. Now she is a lecturer in Fujian Agriculture and Forestry University and a Ph. D. candidate in Fuzhou University. Her main research interest is image processing and analysis.



余轮, 1986年于福州大学获得硕士学位, 现为福州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像处理与分析、多媒体通信。

E-mail: 13960750722@126.com

**Yu Lun** received his M. Sc. degree from Fuzhou University in 1986. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Fuzhou University. His main research interests include image processing and analysis, media communication.