

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107088

# 基于主曲率和主方向的多尺度视网膜血管骨架提取方法\*

苑玮琦<sup>1</sup>, 王安<sup>1,2</sup>

(1. 沈阳工业大学视觉检测技术研究所 沈阳 110870; 2. 佳木斯大学信息电子技术学院 佳木斯 154007)

**摘要:**为了减少视网膜血管骨架提取过程中低对比度血管的漏检和误检数量,提出了一种基于主曲率和主方向的多尺度视网膜血管骨架提取方法。首先,分别提取视网膜图像中每个像素点在多尺度高斯滤波后的主曲率和主方向;其次,在每个尺度下分别提取最大主曲率方向上的局部最大值点,并通过曲率阈值筛选出高对比度血管中心像素点作为种子点;然后,利用最小主方向对低对比度血管进行骨架追踪和标记;最后,对多个尺度下提取的血管骨架进行融合。方法分别在 DRIVE 训练数据集、DRIVE 测试数据集和 STARE 数据集上进行了测试,漏检数量分别为 89、97、106,误检数量分别为 99、101、122。实验结果表明,该方法能够提取出低对比度的细小血管骨架,但对于对比度在 3 个灰度级以内的细小血管存在少量漏检,对于与血管粘连的高对比度细条状纹理和病灶干扰存在少量误检。

**关键词:** 视网膜血管;主曲率;主方向;骨架提取;多尺度融合

**中图分类号:** TP391.4 TH79 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Multiscale retinal vascular skeleton extraction method based on principal curvature and principal direction

Yuan Weiqi<sup>1</sup>, Wang An<sup>1,2</sup>

(1. Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. College of Information Science and Electronic Technology, Jiamusi University, Jiamusi 154007, China)

**Abstract:** In order to reduce missed and false detection of low contrast vessels in retinal vascular skeleton extraction, a multi-scale retinal vascular skeleton extraction method based on principal curvature and principal direction is proposed. Firstly, the principal curvature and principal direction of each pixel in the retinal image is extracted after multi-scale Gaussian filtering. Secondly, the local maximum points in the direction of the maximum principal curvature are extracted at each scale, and the high contrast vascular center pixel is selected as the seed point by curvature threshold. Then, the minimum principal direction is used to track and labeled the low contrast vessels. Finally, the vascular skeleton extracted at multiple scales are fused. The proposed algorithm is evaluated on DRIVE training dataset, DRIVE test dataset and STARE dataset. The number of missed detection are 89, 97, and 106, respectively. And the number of false detection are 99, 101, and 122, respectively. Experimental results show that the proposed method can extract small vascular skeletons with low contrast, but there are a few miss detection for small blood vessels with contrast less than three gray levels, and a few false detection for fine stripe texture and lesions interference which adheres to blood vessels.

**Keywords:** retinal vascular; principal curvature; principal direction; skeleton extraction; multi-scale fusion

## 0 引言

视网膜血管是一种可以直接观察到的人体的终末血

管,在糖尿病视网膜病变、青光眼、高血压等众多眼底疾病的诊断中具有重要作用<sup>[1]</sup>。视网膜血管骨架可以直观的显示视网膜血管的形状、扭曲和分叉等结构特征与变化,并作为多种眼底疾病的早期诊疗依据<sup>[2]</sup>。除此之外,

收稿日期:2020-11-07 Received Date: 2020-11-07

\* 基金项目:国家自然科学基金(61271365)项目资助

视网膜血管的骨架提取在视神经盘和黄斑定位、血管特征点提取、血管宽度测量和视网膜图像配准等领域也起到重要作用<sup>[3]</sup>。

针对视网膜血管骨架提取,多年来国内外学者提出了大量的方法,并取得了一定的成果<sup>[4]</sup>。视网膜血管骨架的提取方法主要包括两类:一类是先对图像中的血管进行分割,再对分割后的图像进行细化得到骨架。Huang等<sup>[5]</sup>采用多尺度的高斯滤波器进行血管检测并采用细化算法实现骨架的提取,由于使用固定像素比例作为分割阈值,造成低对比度细小血管出现漏检。Sun等<sup>[6]</sup>采用各向同性未抽取小波变换进行血管检测并采用细化算法实现骨架的提取,方法以小波重建图像中系数低于20%的像素点作为分割后的血管,对于低对比度血管易产生漏检。另一类是直接针对血管的中心路径进行跟踪得到血管骨架。Sofka等<sup>[7]</sup>采用可能性追踪算法对血管骨架进行跟踪提取,并通过阈值分割去除伪点,该方法能有效提取低对比度的细小血管,但难以确定伪点去除时的最优分割阈值,易产生漏检和误检。Fraz等<sup>[8]</sup>在4个方向采用FODOG滤波器对图像进行卷积,并利用一阶导数的符号和平均导数值来提取血管骨架,低对比度的细小血管在FODOG滤波后的一阶导数幅值较低而常被漏检,且提取的血管骨架线断点较多。陈骥等<sup>[9]</sup>采用一种基于脊线检测方法提取眼底荧光造影图像中的血管骨架线,对比度低的细小血管存在骨架断点。张东波等<sup>[10]</sup>采用基于Gabor滤波的非血管结构抑制和滞后多阈值的方法,存在骨架不连续较多的问题。

综上所述,血管骨架提取方法主要存在以下问题:1)低对比度细小血管存在骨架漏标记情况;2)非血管结构存在误标记情况;3)有些关键参数缺乏选择依据描述。针对以上问题,本文提出基于主曲率和主方向的多尺度视网膜血管骨架提取方法:1)提取眼底图像有效区域;2)提取血管骨架种子点;3)沿最小主曲率方向标记血管骨架像素;4)融合多个尺度下标记的血管骨架像素,获取最终血管骨架像素。

## 1 视网膜血管图像特征与有效区域提取

### 1.1 视网膜血管图像特征

图1(a)为视网膜图像绿色通道图像,图1(b)为图1(a)中5个位置的血管横截面灰度分布曲线。图库分析发现:1)同一图像中血管宽度不一,宽度在2~10个Pixel之间;2)灰度图像中血管对比度差异较大,大部分对比度在8~50个灰度级之间;3)血管沿横截面方向灰度分布曲线呈现中心灰度值低,两边灰度值高的形态。

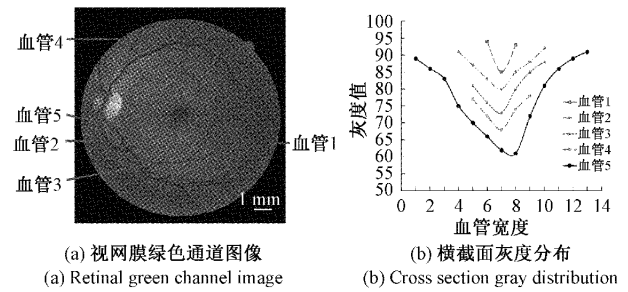


图1 血管的形态与灰度分布

Fig. 1 Vascular shape and gray distribution

### 1.2 视网膜有效区域提取

本文在视网膜彩色图像RGB 3个通道中,选取血管和背景对比度最高的绿色通道进行骨架提取。绿色通道中,视网膜图像由圆形有效区域和黑色无效区域组成,如图2(a)所示。有效区域提取方法如下:由式(1)提取掩模图像 $I_{mask}$ ,结果如图2(b)所示;由式(2)获取视网膜有效区域图像 $I_{FOV}$ ,结果如图2(c)所示。由于RGB彩色视网膜图像红色通道上有效区域与黑色无效区域对比度最高,通过一个较小阈值进行二值化,可生成有效区域的二值掩模<sup>[11]</sup>。

$$I_{mask}(x,y) = \begin{cases} 1, & I_r(x,y) > T_0 \\ 0, & I_r(x,y) \leq T_0 \end{cases} \quad (1)$$

$$I_{FOV} = I_g \cap I_{mask} \quad (2)$$

式中: $I_r$ 表示原始彩色图像的红色通道图像; $T_0$ 表示二值化阈值,根据实验取值为10; $I_{mask}$ 表示掩模图像; $I_g$ 表示绿色通道图像; $I_{FOV}$ 表示提取的有效区域。

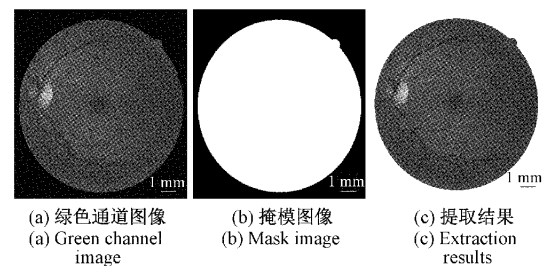


图2 视网膜有效区域提取

Fig. 2 Extraction of effective retina region

## 2 基于主曲率和主方向的多尺度血管骨架提取算法

### 2.1 血管骨架检测原理

图3(a)为包含血管的视网膜局部图像,图3(b)为血管横截面A的灰度分布曲线和对应的主曲率曲线,图3(c)为区域B内血管中心像素点的最大主方向和最小主方向。由图3可知:1)血管横截面内部灰度最小值处主曲率值为大于零的局部极大值;2)单根血管内部灰

度最小值点沿最小主方向指向相邻像素点,在非分岔处相邻像素点之间角度差较小。本文将血管中心灰度最小值点作为骨架点进行提取,通过最大主曲率的局部极大值来选取高对比度血管骨架,利用最小主方向进行骨架跟踪,实现低对比度血管骨架提取。

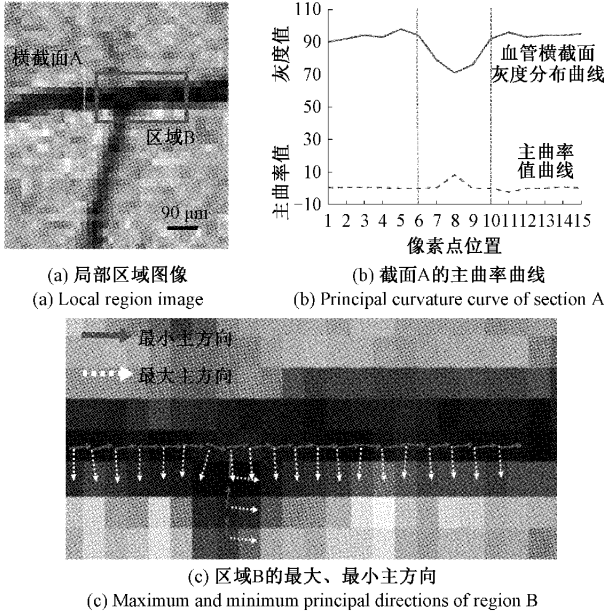


图 3 血管的主曲率与主方向

Fig. 3 Vascular principal curvature and principal direction

## 2.2 多尺度高斯滤波

### 1) 多尺度高斯滤波

视网膜图像在拍摄过程中,血管自身亮度变化会产生噪声,使血管横截面灰度分布曲线在中心线附近出现多个灰度极小值点<sup>[12]</sup>,影响主曲率极大值点的提取。高斯滤波器的形态与视网膜血管横截面灰度分布形态相似,将其与视网膜图像卷积,实现图像噪声抑制和血管内部曲线平滑,卷积公式为:

$$r(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} * f(x, y) \quad (3)$$

式中:  $r(x, y)$  表示滤波后图像;  $f(x, y)$  表示视网膜图像中坐标为  $(x, y)$  点的灰度值;  $\sigma$  表示高斯函数的标准差,即空间尺度因子。

视网膜血管宽度不一,采用单一尺度因子的高斯滤波器存在细小血管过度平滑和粗大血管内噪声无法抑制的情况,需要根据血管宽度选择多个尺度因子的高斯滤波器。

### 2) 尺度因子 $\sigma$ 与血管宽度关系的确定

根据血管骨架提取原理,要求滤波后血管中心灰度最小值点的最大主曲率值为大于零的局部极大值,且幅值越大越有利于后期种子点提取。图 4(a) 为宽度为 4 个像素的血管横截面灰度分布曲线,在不同尺度因子  $\sigma$  下的主曲率曲面;图 4(b) 为分别提取  $\sigma = 1.4, 1.8, 3.5, 7$

的主曲率曲线,可知主曲率曲线的形态与  $\sigma$  的关系如下: (1) 中心点主曲率随  $\sigma$  值减小,由局部极大值变为局部极小值; (2) 中心点主曲率幅值随  $\sigma$  值减小,先增大后减小; (3) 中心点主曲率幅值在局部极大值转变为极小值处最大。因此,以主曲率取得最大值时的  $\sigma$  值作为最优尺度,可以满足滤波后血管中心灰度最小值点对最大主曲率的要求,且使曲率幅值最大。一维曲线  $f(x)$  在经过高斯滤波后的曲率  $K$  的表达式为<sup>[13]</sup>:

$$K(x, \sigma) = \frac{\varphi_{xx}}{(1 + \varphi_x^2)^{3/2}} \quad (4)$$

式中:  $\varphi(x, \sigma) = f(x) * g(x, \sigma)$ ;  $x$  为像素点的位置;  $\sigma$  为高斯滤波标准差,即尺度因子;  $g(x, \sigma)$  为高斯滤波函数。对于一维血管剖面曲线,其过零点满足:

$$\frac{\partial K(x, \sigma)}{\partial \sigma} \Big|_{x=0} = 0 \quad (5)$$

以宽度为  $\omega$ 、幅值为  $h$  的方波形屋脊边缘模拟血管横截面,函数的表达式为:

$$C(x) = hH(x - \omega/2) - hH(x + \omega/2) \quad (6)$$

式中:  $H$  表示单位阶跃函数,  $x$  表示血管中心点位置。将式(6)代入式(5),得到最优尺度因子  $\sigma_{opt}$  与血管宽度的关系为:

$$\sigma_{opt} = \frac{\omega}{2\sqrt{3}} \quad (7)$$

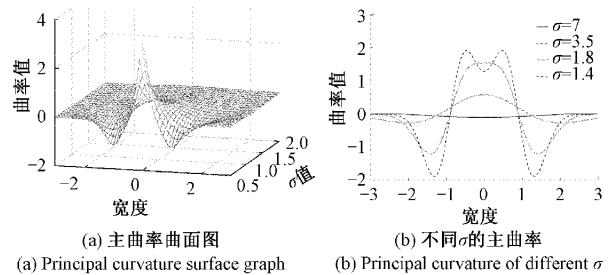


图 4 血管主曲率曲线

Fig. 4 Vascular principal curvature curve

### 3) 尺度因子 $\sigma$ 的多尺度选择

STARE 和 DRIVE 眼底数据库中的视网膜图像血管宽度为 2~10 个 Pixel,根据式(7)计算出不同宽度的血管对应的最优尺度因子  $\sigma_{opt}$ ,如表 1 所示。

表 1 尺度因子与血管宽度对应关系

Table 1 Relationship between scale factor and vessel width			
血管宽度 $\omega$	尺度因子 $\sigma_{opt}$	血管宽度 $\omega$	尺度因子 $\sigma_{opt}$
2	0.577	7	2.021
3	0.866	8	2.309
4	1.154	9	2.598
5	1.443	10	2.887
6	1.732		

为减小计算量,本文通过实验方法对表1中的9个尺度因子进行筛选。从眼底图库中提取900条宽度在2~10个Pixel之间、对比度8个灰度级以上的血管横截面曲线;分别计算表1中9个 $\sigma_{opt}$ 下每条灰度曲线的主曲率曲线,根据本文方法判断每条血管的中心点能被检测出的尺度。图5为没有漏检情况下,不同 $\sigma_{opt}$ 可检测的血管宽度范围。选取3个尺度因子用于滤波,选取方法为:先选取检测宽度为2个Pixel的尺度因子,即0.577和0.866,0.866对应的检测宽度为2~3个Pixel,数量多于0.577,故选取0.866作为第一个尺度因子;同理,选取检测宽度为4个Pixel的尺度因子,即1.154、1.443、1.732和2.021,2.021对应的检测宽度为4~7个Pixel,多于其他3个尺度因子,故选取2.021作为第二个尺度因子;最后选取检测宽度为8个Pixel的尺度因子,即2.309、2.598和2.887,2.887能实现对剩余所有宽度的检测,故选取2.887作为第3个尺度因子。综上,从表1中选取0.866、2.021和2.8873个参数,作为多尺度滤波

$$k_{1,2} = \frac{(LG - 2MK + NE) \pm \sqrt{(LG - 2MK + NE)^2 - 4(EG - F^2)(LN - M^2)}}{2(EG - F^2)} \quad (8)$$

主方向计算公式为:

$$\theta_{1,2} = \arctan \frac{-(EN - GL) \pm \sqrt{(EN - GL)^2 - 4(EM - FL)(FN - GM)}}{2(EM - FL)} \quad (9)$$

式中: $k_{1,2}$ 表示主曲率值, $\theta_{1,2}$ 表示主方向值, $p = \partial f / \partial x$ , $q = \partial f / \partial y$ , $r = \partial^2 f / \partial x^2$ , $t = \partial^2 f / \partial y^2$ , $s = \partial^2 f / \partial x \partial y$ , $E = 1 + p^2$ , $L = 1 / \sqrt{1 + p^2 + q^2}$ , $F = pq$ , $G = 1 + q^2$ , $M = s / \sqrt{1 + p^2 + q^2}$ , $N = t / \sqrt{1 + p^2 + q^2}$ 。

## 2.4 基于主曲率的骨架种子点提取

### 1) 骨架种子点提取

本文以高对比度血管骨架作为初始标记骨架,以初始标记骨架中的端点和孤立点作为种子点,对未标记的低对比度血管骨架进行追踪,避免低对比度噪声对提取结果的影响。种子点的提取步骤为:

(1)以像素点 $x^*$ 为中心,以 $x^*$ 最大主方向为方向提取一条长度为 $\varepsilon$ 的直线段, $\varepsilon$ 为局部极大值的判断范围。在不同尺度滤波器中, $\varepsilon$ 值为与该尺度因子对应的血管宽度。

(2)计算直线段上所有像素点的主曲率值,通过比较,提取局部极大值点,公式为:

$$x^* \in \begin{cases} \text{局部极大值点,} & f(x^*) \geq f(x) \\ \text{非局部极大值点,} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $f(x^*)$ 为中心点 $x^*$ 的主曲率值, $f(x)$ 为直线段上像素点 $x$ 的主曲率值。

的尺度因子。

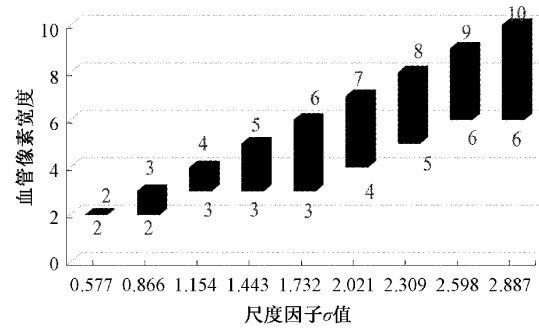


图5 不同尺度因子检测血管宽度范围

Fig. 5 Range of vessel width detected by different scale factors

## 2.3 主曲率与主方向的计算

根据微分几何知识可知<sup>[14]</sup>,灰度值为 $f(x,y)$ 的曲面在点 $(x,y)$ 处的主曲率计算公式为:

(3)提取高对比度血管骨架,公式为:

$$P_v \in \begin{cases} \text{高对比度骨架点,} & k_{\max} \geq T_r \\ \text{非骨架点,} & k_{\max} < T_r \end{cases} \quad (11)$$

式中: $P_v$ 为选取的高对比度血管骨架点; $k_{\max}$ 为第2步中提取的局部极大值点的最大主曲率值; $T_r$ 为主曲率阈值。

(4)采用模板法<sup>[15]</sup>检测提取的高对比度血管骨架图像,得到的端点和孤立点作为骨架种子点。

### 2) 主曲率阈值 $T_r$ 的选取

设定主曲率阈值的目的是提取高对比度血管的中心灰度最小值点,作为血管骨架追踪的种子点。以式(6)中屋脊边缘函数曲线作为血管横截面模型,将其代入式(4)和式(7),计算得到中心灰度最小值点的曲率值 $T$ 为:

$$T = -h \times \frac{\omega}{\sqrt{2} \times \sigma^3} \times e^{-\frac{(\frac{\omega}{2})^2}{2 \times \sigma^2}} \quad (12)$$

式中: $\sigma$ 代表高斯滤波器的尺度因子; $\omega$ 代表血管的宽度; $h$ 代表血管中心与边缘的对比度。通过图库统计,大部分图像噪声形成的干扰和低对比度血管的对比度都集中在1~8个灰度级,因此以对比度为8个灰度级时的曲率值作为主曲率分割阈值,将2.2中3)内选取的3个 $\sigma$ 值和对应宽度分别代入式(12),得到3个 $\sigma$ 值下的分割阈值如表2所示。

表 2 3 个  $\sigma$  值下的分割阈值

Table 2 Segmentation threshold under three  $\sigma$  values

血管宽度 $\omega$	$\sigma$ 值	分割阈值 $T_r$
3	0.866	3.289
7	2.021	0.604
10	2.887	0.296

### 2.5 骨架点跟踪与标记

#### 1) 骨架点跟踪与标记

本文基于最小主方向对骨架点进行跟踪和标记,步骤如下:

(1) 根据式(9)计算图像中每个像素点的最小主方向,采用任意方向图像导数单元格算法<sup>[16]</sup>,将最小主方向转化为八邻域方向,并作为骨架追踪方向。

(2) 第一次骨架点标记,标记过程如图 6(a)所示。提取一个种子点  $P_k$  作为起始点,在已标记的骨架图中,沿  $P_k$  的追踪方向移动一个像素到  $P_{k+1}$ ;计算  $P_k$  和  $P_{k+1}$  点之间最小主方向的角度差  $\varphi_k$ ;当  $\varphi_k$  小于等于阈值  $\theta$ ,且  $P_{k+1}$  的八邻域内不存在已经标记骨架点时,沿  $P_{k+1}$  的追踪方向继续移动一个像素,并重新计算移动前后像素点角度差;直到移动后的点  $P_{k+n}$  的角度差大于  $\theta$ ,或者  $P_{k+n}$  的八邻域内存在已经标记骨架点时,结束当前种子点追踪,并将追踪过程中所经过的像素点作为骨架点标记到已标记的骨架点图像中。依次提取所有种子点,按以上方法进行骨架追踪和标记。

(3) 第二次骨架点标记,标记过程如图 6(b)所示。提取第一次标记后的骨架图中所有的端点,作为待标记点。以待标记点  $P_i$  作为起始点,寻找  $P_i$  八邻域中已经标记的骨架点  $P_{i-1}$ ,以  $P_{i-1}$  指向  $P_i$  的八邻域方向  $\theta_i$  为移动方向,在已标记的骨架图中依次移动一个像素到  $P_i$ ,当  $P_i$  的八邻域中存在除  $P_i$  以外的已标记骨架点时,结束当前起始点  $P_i$  标记,并将移动过程中所经过的像素点作为骨架点标记到已标记的骨架点图像中;当移动的距离超过预设值  $L$  时,结束  $P_i$  的连接,不进行骨架点标记。依次提取所有待标记点,按以上方法进行骨架点标记。通过图库统计,血管分岔处产生的断点距离小于 6 个 Pixel,

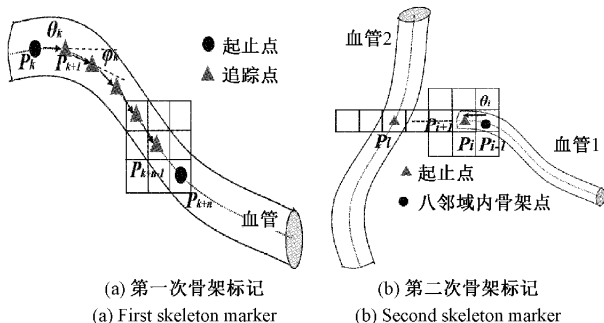


图 6 血管骨架标记过程

Fig. 6 Vascular skeleton marking process

故  $L$  设置为 6 个 Pixel。

#### 2) 骨架追踪角度差阈值 $\theta$ 的选取

单根血管方向的变化呈现一定连续性,相邻像素点的角度差较小<sup>[17]</sup>。根据这一特性,采用骨架追踪角度差阈值  $\theta$  控制单根血管上骨架线追踪的进行和停止,阈值  $\theta$  选取准则为在保证血管骨架线能完整追踪不被漏检情况下,减少误检的数量。本文采用实验方式,通过比较不同阈值下骨架线追踪后产生的漏检和误检数量,来选择最佳的角度差阈值。从图库中选取 100 条单分支血管片段,通过人工方式标记出骨架提取的起始点,分别选取角度差阈值  $\theta$  为  $0^\circ \sim 50^\circ$ ,间隔  $5^\circ$  进行骨架追踪,统计得到血管骨架线漏检和误检的数量。实验结果如图 7 所示,漏检数量随  $\theta$  的增大而减小,并在  $30^\circ$  时开始趋近于 0;误检数量在  $\theta$  较小时趋近于 0,大于  $30^\circ$  后快速增加。因此,为了保证血管骨架线不漏检且误检数量最少,选取  $\theta=30^\circ$  作为骨架线追踪时的角度差阈值。

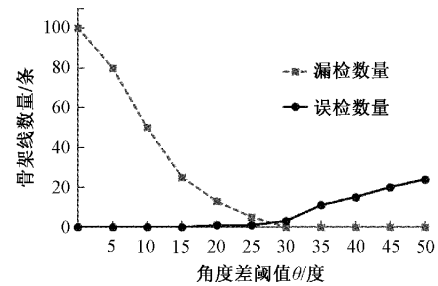
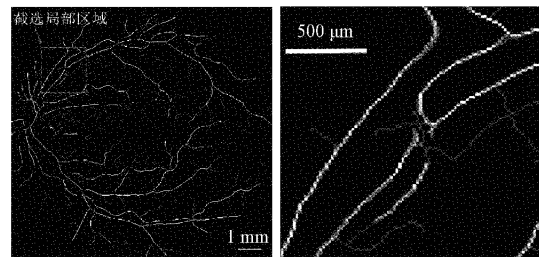


图 7 不同角度差阈值产生的漏检和误检数量

Fig. 7 The number of miss detection and false detection caused by different angle difference threshold

### 2.6 多尺度检测结果融合

本文使用逻辑“或”运算对 3 个尺度高斯滤波后提取的血管骨架线进行融合,结果如图 8(a)所示。同一根血管的灰度值最低点在不同尺度滤波后位置可能出现偏差,使得融合结果中出现一根血管对应多条骨架线的情况,骨架线之间的距离一般在 3 个 Pixel 以内,如图 8(b)所示。为消除以上影响,采用直径为 2 个 Pixel 的圆盘,对合成后的图像进行形态学膨胀运算,将距离较近的多条骨架线合并,如图 8(c)所示。最后利用形态学细化算法提取血管骨架,并去除长度小于 30 个 Pixel 的干扰线段,结果如图 8(d)所示。



(a) 融合图像  
(a) Composite image

(b) 局部放大图像  
(b) Local amplification image

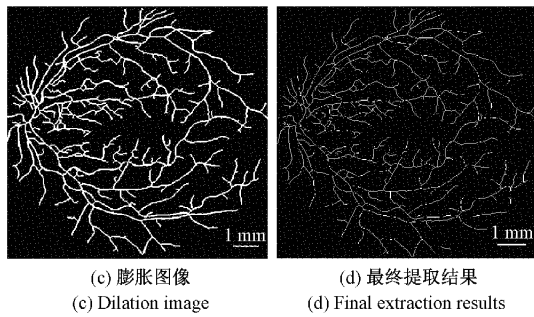


图8 多尺度融合结果  
Fig. 8 Multiscale fusion results

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验设备参数配置、数据库与判断标准

在 Window10 操作系统上,用 Matlab2019a 来完成实验。使用计算机 CPU 型号为 Intel i5-2320,4 核,主频为 3.00 GHz,内存为 8G。

采用国际公用的眼底数据库 DRIVE 和 STARE 进行视网膜血管骨架提取实验。DRIVE 数据库包括训练和测试两个数据集,各 20 幅彩色眼底图像,图像分辨率为  $768 \times 584$ ,训练数据集包含 1 位专家的手动分割结果,测试数据集包含 2 位专家的手动分割结果。STARE 数据库包括 20 幅彩色眼底图像,图像分辨率为  $605 \times 700$ ,所有图像均包含 2 位专家的手动分割结果。本文参考图像库中专家手动分割结果,通过手工标注的方式对图像库中每幅图像的血管进行重新标定,作为骨架检测的判断标准。

#### 3.2 性能评价指标

本文以血管骨架提取结果中骨架线漏检和误检的数量作为评价指标,来验证方法对于血管骨架提取的效果。血管骨架漏检和误检的定义如下:

**漏检:**提取结果中,骨架线出现缺失和断裂的情况均被视为漏检,当漏检的骨架属于同一条血管上的同一连通域时,认定为一处漏检。

**误检:**非血管上的像素点被检测为血管骨架的情况视为误检,当去除真实的血管骨架后误检的骨架属于同一连通域时,认定为一处误检。

#### 3.3 算法的有效性实验与漏检、误检情况分析

##### 1) 算法有效性实验

为验证本文方法的有效性,将本文方法的提取结果与手工标注的参考标准进行对比。图 9 为对 DRIVE 图像库中编号为 01\_test、02\_test、20\_test 的 3 幅图像的可视化分割结果。其中,第 1 列为原图像,第 2 列为手工标注的参考标准,第 3 列为本文算法分割结果。通过对比手

工标注的参考标准,本文算法对血管骨架提取结果与参考标准基本一致,但仍然存在少量漏检和误检。

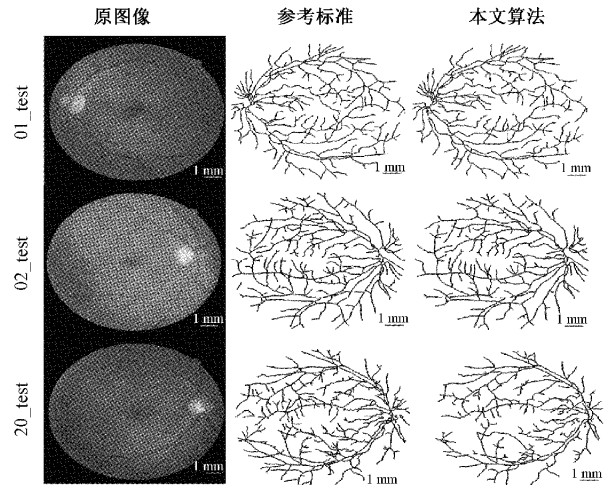


图9 算法可视化结果  
Fig. 9 Algorithm visualization results

##### 2) 漏检情况分析

骨架线漏检出现在对比度小于 3 个灰度级的低对比度血管当中。图 10(a)为一幅低对比度血管图像的检测结果,图 10(b)为截取的漏检血管区域,提取漏检血管横截面灰度分布曲线,如图 10(c)所示,发现血管中心点与边缘对比度的最小值为 1 个灰度级,高斯滤波使灰度差消失,产生漏检。为了解决这一问题,可以降低高斯滤波最小尺度,重新提取骨架,结果如图 10(d)所示,漏检的血管骨架被检测出来,但造成大量误检。

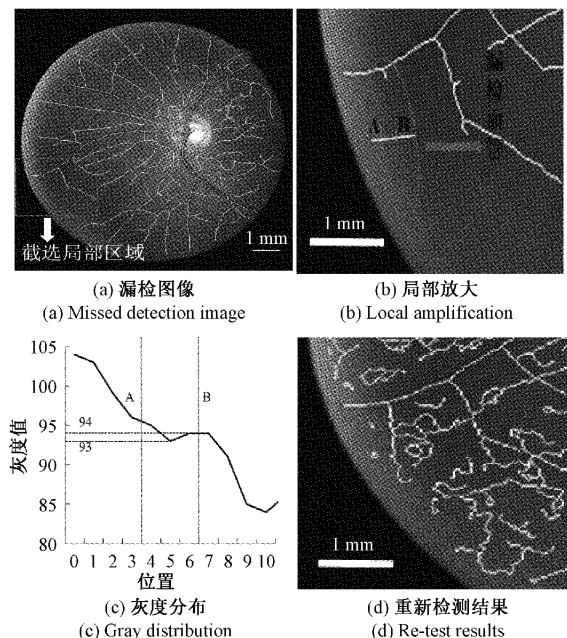


图10 低对比度血管漏检

Fig. 10 Missed detection cause by low contrast vessels

3) 误检情况分析

与血管相连的高对比度细条状纹理和病灶干扰会被误检为血管骨架线。图 11(a) 为一幅包含高对比度条状纹理图像的提取结果, 图 11(b) 为截取的误检区域, 提取误检血管横截面灰度分布曲线, 如图 11(c) 所示, 发现曲线中心点与边缘的对比度为 11 个灰度级, 本文方法会将其作为高对比度血管骨架提取, 同时由于误检线段长度较长, 且与真实血管骨架相交, 无法通过长度筛选进行去除, 从而产生误检。提高骨架标记时种子点提取的阈值, 可以减少该类误检的产生, 但由于阈值提高造成种子点过少, 易产生漏检。

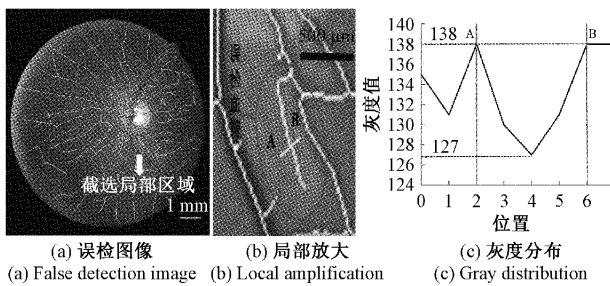


图 11 细条纹理形成的误检

Fig. 11 False detection caused by thin stripe texture formation

3.4 相关算法对比实验

为了进一步检验和分析本文方法在血管骨架线提取中的性能, 用本文方法与小波变换方法(文献[6])、可能性血管追踪方法(文献[7])、脊线检测方法(文献[9])和 Gabor 滤波方法(文献[10])在 DRIVE 训练数据集、DRIVE 测试数据集和 STARE 数据集集中进行对比实验, 从

漏检数量和误检数量两方面进行定量分析。其中小波变换方法中采用了 2、3、4 层小波进行重建; 可能性血管追踪算法中分割阈值选取 0.3; 脊线检测方法中  $N=5, \epsilon=1, \sigma=1$ ; Gabor 滤波方法中两个抑制因子分别取 0.5 和 1。

图 12 为 5 种方法在 DRIVE 训练数据集编号为 25\_training、DRIVE 测试数据集编号为 08\_test 和 STARE 数据集编号为 im0001 的图片上的可视化血管骨架提取结果, 从第 1 列图像到第 6 列图像依次为原始图像、小波变换方法、可能性血管追踪方法、脊线检测方法、Gabor 滤波方法、本文方法的提取效果图。区域 A 和 B 包含低对比度血管, 本文算法对两个区域内的血管骨架实现了完整提取, 可能性血管追踪方法出现了少量漏检, 小波变换方法、脊线检测方法和 Gabor 滤波方法出现了大量漏检。其他方法产生漏检的原因如下: 可能性血管追踪方法受参数阈值影响, 产生了少量漏检; 小波变换方法受重建小波层数影响, 出现大量漏检, 其他两种方法受检测原理本身影响, 产生大量漏检。区域 C 和 D 包含病灶干扰, 本文算法在该区域出现了较少的误检, 而其余 4 种方法均出现了大量误检, 原因是该区域内的病灶产生了大梯度值的干扰, 多数干扰内相邻像素点的主方向变化较大且不与血管粘连, 不易被本文算法连接到骨架网络, 其余 4 种方法受梯度值影响较大, 产生大量误检。综上所述, 对于高对比度血管, 本方法与其他 4 种方法骨架提取效果相当; 对于低对比度血管, 本文方法漏检数量少于其他 4 种方法; 存在病灶干扰时, 本文方法误检数量少于其他 4 种方法。在 3 幅图像中, 本文方法提取的骨架线均比其他 4 种方法提取结果更加连续完整。

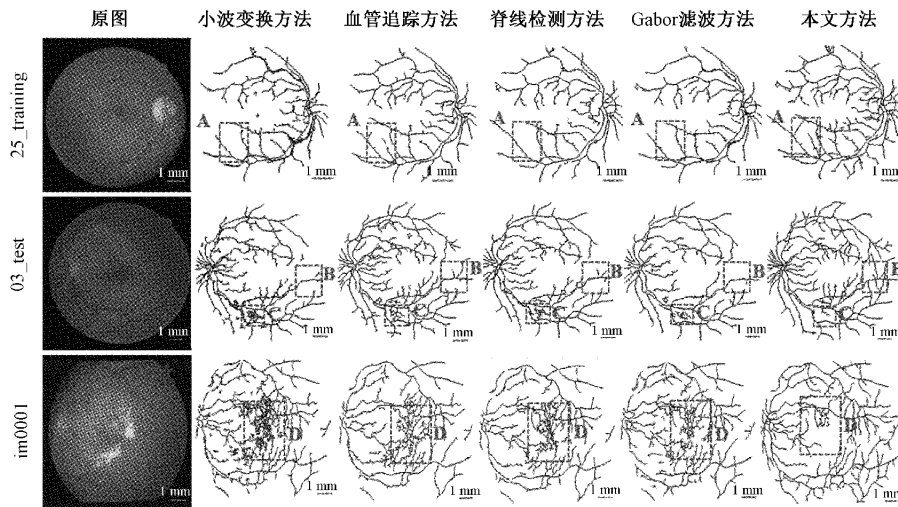


图 12 不同方法可视化结果

Fig. 12 Visualization results of different methods

表3为本文方法和4种对比方法在DRIVE训练数据集、DRIVE测试数据集和STARE数据集中血管骨架提取结果的定量分析。本文方法在3个数据集中的漏检数量明显低于其他4种方法,主要原因是本文通过多尺度和连接算法,提高了低对比度血管的检出率和血管的连续性,减少了由于血管未检出和断线产生的漏检;本文方法的误检数量也低于其他4种方法,主要原因是干扰产生的主曲率方向常常一致性较差,难以通过追踪形成长线并连接进入血管网络,形成的小线段也在后续处理中被去除,但对于与血管相连且对比度较高的干扰本文方法还存在误检情况,这也是本文方法虽然在误检数量上低于其他4种方法,但相差不明显的原因。综上所述,本文方法在低对比度细小血管骨架提取中具有更优越的性能。

表3 不同方法定量分析结果

Table 3 Quantitative analysis results of different methods

数据库	方法名称	总漏检数量	总误检数量
DRIVE 训练集	小波变换方法 <sup>[6]</sup>	217	154
	可能性血管追踪方法 <sup>[7]</sup>	152	139
	脊线检测方法 <sup>[9]</sup>	242	149
	Gabor滤波方法 <sup>[10]</sup>	231	127
	本文方法	89	99
DRIVE 测试集	小波变换方法 <sup>[6]</sup>	261	166
	可能性血管追踪方法 <sup>[7]</sup>	183	147
	脊线检测方法 <sup>[9]</sup>	294	149
	Gabor滤波方法 <sup>[10]</sup>	291	151
	本文方法	97	101
STARE 数据集	小波变换方法 <sup>[6]</sup>	268	190
	可能性血管追踪方法 <sup>[7]</sup>	192	191
	脊线检测方法 <sup>[9]</sup>	277	179
	Gabor滤波方法 <sup>[10]</sup>	288	189
	本文方法	106	122

## 4 结 论

本文在分析视网膜图像中血管形态结构的基础上提出了基于主曲率和主方向的多尺度视网膜血管提取方法,在国际公开的DRIVE和STARE眼底图像数据库上进行了算法效果验证,得到了以下结论:

1)多尺度高斯滤波能够兼顾不同宽度血管骨架的提取,特别在窄血管骨架提取性能上有所提升。

2)沿血管极小值点跟踪的方法有利于提升血管骨架提取的连续性。

3)本文方法有效降低了视网膜血管骨架线提取中的误检和漏检数量,提高了骨架线的连续性和完整性,但仍存在一些不足:一方面,对于与血管相连具有高对比度的细条状纹理和病灶干扰,本方法无法有效去除;另一方面,对于对比度小于3个灰度级的血管,本方法无法在不影响观察的情况下准确提取骨架。下一步工作将针对对比度小于3个灰度级的血管和与血管粘连的干扰进行研究,进一步降低血管骨架的漏检和非血管结构的误检。

## 参考文献

- [1] 蒋鹏飞, 李翔, 彭清华, 等. 眼底血管病理学改变特征研究[J]. 国际眼科杂志, 2019, 19(3): 393-397. JIANG P F, LI X, PENG Q H, et al. Study on the pathological changes of fundus vessels[J]. International Eye Science, 2019, 19(3): 393-397.
- [2] 薛岚燕, 曹新容, 林嘉雯, 等. 动静脉血管自动分类方法及其管径测量[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2307-2316. XUE L Y, CAO X R, LIN J W, et al. Artery/vein automatic classification in retinal images and vessel diameter measurement[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2307-2316.
- [3] 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.
- [4] SHU Y, FENG Y, WU G, et al. An automatic evaluation method for retinal image registration based on similar vessel structure matching[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2020, 58(1): 117-129.
- [5] HUANG F, DASHTBOZORG B, TAN T, et al. Retinal artery/vein classification using genetic-search feature selection[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2018, 161: 197-207.
- [6] SUN G, LIU X, WANG S, et al. Width measurement for pathological vessels in retinal images using centerline correction and k-means clustering[J]. Measurement, 2019, 139: 185-195.
- [7] 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(12): 1531-1546.
- [8] FRAZ M M, BARMAN S A, REMAGNINO P, et al. An approach to localize the retinal blood vessels using bit planes and centerline detection[J]. Computer Methods



- and Programs in Biomedicine, 2012, 108(2): 600-616.
- [9] 陈骥, 刘尚平, 彭承琳. 利用脊线检测实现视网膜图像血管中心线的精确提取[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2011, 34(8):1-7.  
CHEN J, LIU SH P, PENG CH L. Precise vessel centerline extraction of retinal images using ridge detection[J]. Journal of Chong Qing University (natural science edition), 2011, 34(8):1-7.
- [10] 张东波, 尚星宇. 病变视网膜图像的血管骨架提取方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(9): 749-755.  
ZHANG D B, SHANG X Y. Extracting blood centerline adapted for retinal fundus images with pathologies[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2011, 25(9): 749-755.
- [11] 张磊, 卜巍, 郭向前, 等. 基于背景估计和集成分类的眼底硬性渗出检测[J]. 智能计算机与应用, 2017, 7(5):66-69+72.  
ZHANG L, BU W, WU X Q, et al. Detection of hard exudates in retinal images based on background estimation and ensemble classification [J]. Intelligent Computer and Applications, 2017, 7(5):66-69+72.
- [12] 蔡震震, 唐鹏, 胡建斌, 等. 基于 PST 和多尺度高斯滤波的视网膜血管的分割[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(6): 1893-1896.  
CAI ZH ZH, TANG P, HU J B, et al. Retinal vessel segmentation based on PST and multi-scale Gaussian filter [J]. Application Research of Computers, 2019, 36(6): 1893-1896.
- [13] AGHAMOHAMADIAN-SHARBAF M, POURREZA H R, BANAEI T. A novel curvature-based algorithm for automatic grading of retinal blood vessel tortuosity[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2015, 20(2): 586-595.
- [14] 梅向明, 黄敬之. 微分几何(第五版) [M]. 北京: 高等教育出版社, 2019.  
MEI X M, HUANG J ZH. Differential Geometry (fifth Edition) [M]. Beijing: Higher Education Press, 2019.
- [15] 龙洋, 胡改玲, 蒙雁琦, 等. 快速的线结构光条纹骨架剪枝算法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(2): 60-64+78.  
LONG Y, HU G L, MENG Y Q, et al. A fast pruning algorithm for the skeleton of linear structured light stripes[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(2): 60-64+78.
- [16] 张斌, 宋暘, 贺安之. 基于任意方向图像导数算法的边缘检测技术[J]. 光电工程, 2009, 36(10): 124-128.  
ZHANG B, SONG Y, HE AN ZH. Edge detection based on derivative algorithm in arbitrary directions[J]. Opto-Electronic Engineering, 2009, 36(10):124-128.
- [17] CHETIA S, NIRMALA S R. Image processing-based model for tortuosity measurement of retinal blood vessels [J]. Modeling and Artificial Intelligence in Ophthalmology, 2019, 2(3): 43-67.

### 作者简介



**苑玮琦**, 1982年于湖南大学获得学士学位, 分别在1988年和1997年于东北大学获得硕士学位和博士学位, 现为沈阳工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器视觉和生物特征识别。

E-mail: yuan60@123.com

**Yuan Weiqi** received his B. Sc. degree from Hunan University in 1982, and received his M. Sc. and Ph. D. degree both from Northeastern University in 1988 and 1997, respectively. Now he is a professor and a Ph. D. advisor at Shenyang University of Technology. His main research interests include machine vision and biometric identification.



**王安** (通信作者), 2006年于中南民族大学获得学士学位, 2014年于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 现为佳木斯大学讲师, 沈阳工业大学视觉检测技术研究所博士研究生, 主要研究方向为机器视觉和生物特征识别。

E-mail: wangan8468@126.com

**Wang An** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from South Central Minzu University in 2006, and received his M. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2014. He is currently a lecturer at Jiamusi University and a Ph. D. candidate in Computer Vision Group at Shenyang University of Technology. His main research interests include machine vision and biometric identification.