

# 融合形状先验的水平集眼底图像血管分割

梁礼明<sup>1)</sup> 黄朝林<sup>1,2)</sup> 石霏<sup>2)</sup> 吴健<sup>1)</sup> 江弘九<sup>2)</sup> 陈新建<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>江西理工大学 电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000)

<sup>2)</sup>苏州大学 电子信息学院, 江苏 苏州 215006)

**摘要** 视网膜血管病变程度可作为与血管相关疾病的诊断依据, 因此对视网膜血管的特征提取和分析在疾病的诊断、治疗上具有重要的临床价值。然而视网膜血管图像结构复杂, 血管与背景存在灰度值交叉以及病灶和噪声的影响, 致使诸多算法在相邻血管处、血管交叉处和微血管处存在分割不足的问题, 且易受病灶和噪声的干扰。针对现有血管分割方法的缺陷, 同时考虑视网膜图像局部血管结构与背景的可分性, 以及模型的抗噪性, 本文提出一种融合区域能量拟合信息和形状先验的水平集血管分割方法。在图像预处理过程中, 利用 GAC 水平集模型控制轮廓曲线朝目标真实边界演化来获得视网膜掩模, 接着通过形态学算子去除血管中心亮线以及利用高斯卷积估计视网膜背景图像, 并与原图像和掩模分别进行减法和点乘运算增强视网膜血管图像; 然后分析 Hessian 矩阵的各向异性特性, 它的特征值在血管、背景和病灶上具有不同的几何性质, 为最大化这种几何性质在不同结构上的差异, 本文利用 Hessian 矩阵特征值重新构建血管响应函数, 从而获得视网膜血管初步图像, 作为后面的先验信息、初始化信息等, 缓解水平集对初始化敏感和易误分割的问题。在水平集血管模型构建中, 考虑到视网膜图像局部血管的可分性、模型的抗噪性等因素, 使用 RSF 模型的局部区域能量拟合性质划分血管与背景, 以及利用先验信息和水平集函数的几何性质构建水平集模型的形状约束项, 当轮廓曲线远离视网膜血管图像的先验信息位置时就会受到惩罚, 距离越远惩罚越大。完整的水平集血管分割模型包含了局部区域能量拟合项、形状约束项、面积约束项等, 在能量最小化求解过程中, 能够通过局部区域能量拟合性质克服现有血管分割方法在相邻血管处、血管交叉处和微血管处分割不足的问题, 以及通过形状约束性质提高模型的抗噪性; 最后, 利用连通域面积和宽、高信息构建几何算子, 进一步消除连通域面积较小的伪影和病灶, 获得最终的视网膜血管分割图像。通过在以下三个数据库上的实验仿真, 对 HRF 数据库的 HRF\_healthy、HRF\_diabetic 和 HRF\_glaucoma 眼底图像数据, 敏感度分别达到 79.4547%、81.0653%、81.1773%, 准确率分别达到 96.1820%、94.2147%、95.6413%; 对 STARE、DRIVE 数据库上的眼底图像数据敏感度分别达到 79.0860%、75.3535%, 准确率分别达到 95.0340%、95.3565%。

**关键词** 区域能量拟合; 形状先验; 水平集; Hessian; 响应函数; 连通域

**中图法分类号** TP391

## 论文引用格式

梁礼明, 黄朝林, 石霏, 吴健, 江弘九, 陈新建, 融合形状先验的水平集眼底图像血管分割, 2016, Vol.39: 在线出版号 No.173

LIANG Li-Ming, HUANG Chao-Lin, SHI Fei, WU Jian, JIANG Hong-Jiu, CHEN Xin-Jian, Retinal Vessel Segmentation Using Level Set Combined with Shape Prior, Chinese Journal of Computers, 2016, Vol.39: Online Publishing No.173

本课题得到国家重点基础研究发展计划项目(973 计划项目)(2014CB748600)、国家自然科学基金(81371629, 6140293, 61401294, 81401451, 81401472, 51365017)、江苏省自然科学基金(BK20140052)、江西省自然科学基金资助项目(20132BAB203020)资助。梁礼明, 男, 1967 年生, 硕士, 教授, 主要研究机器视觉与医学图像分析, E-mail: lianglm67@163.com。黄朝林, 男, 1989 年生, 硕士, 学生, 主要研究医学图像处理的偏微分方程方法。石霏, 女, 1980 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向医学图像处理及分析。吴健, 男, 1991 年生, 硕士, 学生, 主要研究方向机器视觉和医学图像处理。江弘九, 男, 1993 年生, 本科, 学生, 主要研究医学图像处理的水平集方法。陈新建(通信作者), 男, 1979 年生, 博士, 教授, 主要研究模式识别、机器学习与医学图像处理与分析, E-mail: xjchen@suda.edu.cn。

# Retinal Vessel Segmentation Using Level Set Combined with Shape Priori

LIANG Li-Ming<sup>1)</sup> HUANG Chao-Lin<sup>1,2)</sup> SHI Fei<sup>2)</sup> WU Jian<sup>1)</sup> JIANG Hong-Jiu<sup>2)</sup> CHEN Xin-Jian<sup>2)</sup>

1)School of Electronic and Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, Jiangxi, 341000

2)School of Electronics and Information Engineering, Soochow University, Suzhou, Jiangsu, 215000

**Abstract** Thanks to the severity of retinal vessel lesions is an important reference to the diagnosis of vessel diseases; the segmentation and analysis of the retinal vessel have a great clinic value in diagnosing and treating these diseases. However, due to complex structure of the retinal blood vessel, gray level crossing and the influences of the focus and noise, many algorithms have disadvantage of inadequate segmentation on the position of adjacent vessels, crossing vessels and micrangium as well as being affected easily by the focus and noise. Aiming to the shortcomings of existed methods and considering that partial vessel structure can be separated from background and the resistance of model to noise, we propose level set method to segment blood vessel fusing regional energy fitting information and shape priori. First, in the stage of preprocessing, it uses GAC level set model to control contour curve evolving to real border, which leads to retinal mask, eliminates central bright line of vessel and evaluates background image of retina, conducts subtraction and multiplication with initial image and mask to reinforce retinal vessel image. Than by the characteristic analysis of anisotropy of Hessian, its character values have different geometric property on vessels, background and the focus, to maximize the difference on different structures, we rebuild vessel response function by the eigvalues of Hessian matrix to acquire primary image of retina as prior and initialization information thereafter, which alleviate the sensitivity of level set model to initialization and missegmentation. On constructing the model of level set, taking into consideration separation of local retinal image, noise-resistance of model and so forth, we make a distinction between vessels and background via the property of regional energy fitting of RSF model and build shape constraints of level set using prior information as well as geometric property of level set function, the curve will receive punishment when it is away from the position of prior information, the further, the bigger the punishment is. The integral vessel segmentation model of level set is composed of local energy fitting, shape constraint, area constraint; on the process of minimization, it overcome the shortcomings by energy fitting of insufficient segmentation at adjacent vessels, microvascular and vascular intersection that exist in many established method, and improve the noise-resistance of model via shape constraint. At last, the final retinal segmentation image is achieved by area of connected domain and geometric operator constructed by width and height information which can further eliminate the fake shadow of connected domain and the focus. By the experiments on following three databases, the sensitivity is 79.4547%、81.0653%、81.1773%, accuracy is 96.1820%、94.2147%、95.6413% corresponding to dataset of fundus image of HRF\_healthy、HRF\_diabetic and HRF\_glaucoma in database of HRF; on STARE、DRIVE, the sensitivity is 79.0860%、75.3535%, accuracy is 95.0340%、95.3565% respectively. The results above show the effectiveness of vessel segmentation method proposed in this paper.

**Key words** regional energy fitting ; shape priori; level set; Hessian; response functions; connected domain

## 1 引言

中国是世界上盲人数量最多的国家, 约占全球盲人总数的 18%<sup>[1]</sup>, 其中视网膜血管病变是致盲的重要原因之一。青光眼、老年性黄斑、高血压、动脉硬化、糖尿病、心血管疾病等全身性疾病<sup>[2,3]</sup>均可引起视网膜血管病变。而在眼科学领域, 视网膜血管数量、分支、角度、宽度等都可作为与视网膜血管相关疾病的诊断依据<sup>[4]</sup>。

因此, 通过数字图像处理技术分割视网膜血管, 做定性和定量分析, 可辅助医师诊断、分析患者病情。做到早发现、早治疗, 从而降低视网膜疾病患者的视网膜损伤和致盲概率。2D 眼底图像可利用眼底相机直接拍摄得到, 且能清晰地反映视网膜上的微血管和其它病灶<sup>[5]</sup>, 因此具有重大的医学应用价值。

目前在国内外的血管分割算法有多尺度血管增强滤波<sup>[6-9]</sup>、多阈值的血管检测<sup>[10]</sup>、以形态学为基础技术血管分割<sup>[11,12]</sup>、线性检测<sup>[13,14]</sup>、使用神经网络的血管分割算

法<sup>[15-18]</sup>、多尺度层分解和局部自适应阈值血管分割方法<sup>[19]</sup>以及基于活动轮廓模型的血管分割<sup>[20-23]</sup>等。其中文献[6-9]通过分析 Hessian 矩阵在管状结构和非管状结构上的特征值差异性,或进一步利用特征值构建血管响应函数估计血管图像,但因为高斯卷积算子的影响,分割结果存在相邻血管易相连、血管过宽、微血管和血管交叉处分割不足等问题,导致用于复杂血管结构的视网膜血管分割时精度较低。文献[10-12]以阈值和形态学等技术为基础的血管分割方法,存在对图像噪声过于敏感和难以克服目标与背景存在灰度值交叉等问题。文献[13,14]分析视网膜血管图像局部性质,沿着血管方向上的检测线的像素均值大于其它方向上检测线的像素均值,以此增强血管图像,但在血交叉处易存在分割断裂和对病灶产生误分割等问题。文献[15-18]使用大量的血管图像训练神经网络,把血管分割作为二分类问题,对噪声具有较强的适应性,但依然无法克服血管与背景灰度值交叉和微血管易断裂问题。文献[19]使用多尺度小波核匹配滤波器增强视网膜血管图像,然后使用多尺度层分解和局部自适应阈值获得血管的二值图谱,解决了相邻血管分割时易相连的问题,但对噪声较为敏感。文献[20-22]提出基于活动轮廓模型的视网膜血管分割算法,利用轮廓线可在曲线自生内力和图像数据的外力驱动下自动实现拓扑结构变化,从而在轮廓线的进化过程中逼近真实的血管边缘,克服了相邻血管相连、血管过宽、血管交叉处分割不足等问题,但都不同程度地存在对视网膜微血管分割不足和对噪声、病灶等敏感等问题。文献[23]虽然利用空间模糊聚类性质建立了一个新的活动轮廓模型,成功解决对微血管、血管交叉处分割不足等问题,但对初始化较为敏感,导致无法直接用于具有复杂拓扑结构的视网膜血管图像分割,以及时间开销大。

活动轮廓模型是医学影像图像分割的经典方法之一,分为参数主动轮廓模型<sup>[24-26]</sup>和几何主动轮廓模型<sup>[27-36]</sup>。其中几何主动轮廓模型的出现源于 S. Osher 等人在文献[37]中成功把水平集函数嵌入能量泛函中,因此又俗称水平集,它把  $N$  维曲线或曲面的演化隐藏于  $N+1$  维曲面或立体空间中,可在无先验信息下实现拓扑结构的任意变化。水平集的特点无疑非常适应于具有复杂结构的医学影像图像分割,因此在医学图像分割领域中得到飞速发展。但不论经典的测地线活动轮廓(Geodesic active contours, GAC)模型<sup>[30]</sup>,还是基于区域特征的 C-V(Chan TF and Vese L)模型<sup>[30]</sup>都有致命缺点,在迭代过程中都需周期性地使用符号函数重新初始化水平集函数,维持它的平滑性,具有时间开销大以及可能造成分割失败等问题。对此, Li 在文献[31]中通过构建关于扩

散模型的积分表达式,并融入到能量泛函中,使水平集函数在迭代过程中依靠内部能量扩散项逐渐逼近符号距离函数,从而自动实现水平集函数的平滑性维持。但依靠图像梯度信息的 GAC 模型在消除曲率为负的凹陷处分割时易造成血管弱边缘泄漏。C-V 模型成功解决 GAC 模型易造成弱边缘泄漏和凹陷处难分割的问题,但它把目标与背景简单的考虑为全域二聚类问题,因此难以实现血管与背景存在灰度值交叉的视网膜血管图像分割。Li 在文献[32]中引入高斯模板函数,把 C-V 模型的二聚类转化为曲线内、外部两个局部区域能量拟合(region-scalable fitting energy, RSF)问题,背景与目标存在灰度值交叉的分割问题得以解决。但又因为水平集对初始化敏感和噪声敏感,因此 RSF 模型依然无法直接用于视网膜血管图像的分割。

针对现有方法在视网膜血管分割上的不足,本文首先利用形态学算子和高斯卷积算子增强视网膜图像;然后利用 Hessian 各向异性特性和改进的血管响应函数粗略地分割视网膜血管图像,并以此作为形状先验、初始化信息等,提出一个融合区域能量拟合信息、形状先验的水平集模型,从而成功分割视网膜血管图像;最后利用连通域面积  $Area$  和宽、高( $W, H$ )构建几何算子,消除连通域面积较小的伪影和病灶,获得最终的视网膜血管分割图像。

## 2 眼底图像预处理

本文使用 HRF、STARE、DRIVE 数据库的眼底图像作为实验数据。通过对 RGB 眼底图像绿色、红色、蓝色通道图像对比,发现绿色通道具有较多的血管信息和较高的对比度,因此取眼底图像的绿色通道图像作为血管分割的实验数据。为使分割更为精确,采用文献[30]中的 GAC 模型自动获取每个眼底视网膜图像“掩模”,并对眼底视网膜图像做边缘扩展;然后估计眼底视网膜图像背景,并与原图像做减法运算和灰度值拉伸,获得灰度值在一个固定范围视网膜血管增强图像。

### 2.1 获取视网膜掩模

取绿色通道图像  $I$ ,然后利用文献[30]的 GAC 模型获得视网膜“掩模”。因为曲线可在内力和基于梯度信息的外力作用下自动向视网膜真实边界逼近,因此可以自动获得高精度的视网膜“掩模”,这将有利于做视网膜边界扩展,且在后续使用卷积与减法运算增强血管图像时,能够获得更加光滑的视网膜图像边界。

图 1 展示了 HRF 数据库正常人的第 12\_h 个眼底图像视网膜“掩模”的获取过程,图像尺寸从 2336×3504 降

维到  $1176 \times 1752$  像素。(a)、(b)、(c)、(d)分别表示绿色通道图像、分割初始化、分割结果、“掩模”。(e)、(f)分别表示(b)、(c)图像中白色小方框部分的细节对比。

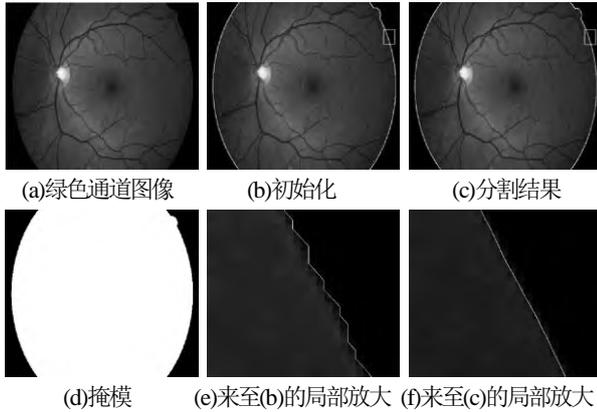


图1 使用 GAC 模型自动获取视网膜“掩模”

## 2.2 血管图像增强

视网膜图像因为噪声和光照变化使血管图像对比度较低,影响血管分割算法性能。这里对视网膜图像作边缘扩展、血管中心亮线消除、背景估计、灰度拉伸等处理,从而增强视网膜血管图像。对 HRF 数据集,视网膜图像统一从  $2336 \times 3504$  降维到  $1176 \times 1752$  像素,其中血管中心亮线直径在 3 个像素左右,因此背景估计时的高斯模板尺寸为  $100 \times 100$ ,血管中心亮线消除时形态学算子模板尺寸为  $5 \times 5$ ;这里对 STARE、DRIVE 数据集,高斯模板尺寸为  $50 \times 50$ ,形态学算子模板尺寸为  $3 \times 3$ 。血管增强具体步骤如下:

第一:利用上面获得的视网膜“掩模”信息,对图 1(a)做基于镜像对称的边缘扩展,边缘扩展的尺寸等于“第二”中的高斯模板尺寸。接着使用板尺寸为  $5 \times 5$  形态学算子,对图像作开运算,消除血管中心亮线,防止含有区域能量拟合项的水平集模型产生误分割。 $I_{Exten}$  是消除了血管中心亮线的视网膜边缘扩展图像,如图 2(a)。

第二:构建尺寸为  $100 \times 100$  的高斯模板,对图像  $I_{Exten}$  做卷积运算,估计视网膜图像背景  $I_{Backg}$ ,并分别与原图像、“掩模”做减法和点乘运算,从而获得增强的视网膜血管图像  $I_{Enhance}$ 。

第三:把图像  $I_{Enhance}$  的灰度值线性拉伸到  $[0, 255]$ ,获得图像  $I_{GrayS}$ 。对血管增强后图像做灰度拉伸是因为包含区域能量拟合项的水平模型,在能量函数最小化迭代求解过程中,能量并不趋于零,因此目标和背景灰度值差需在一个较大的动态水平值上。

本文血管增强方法不同于文献[15]。本文在对视网膜做边缘扩展基础上采用高斯卷积估计视网膜背景,获得了一个背景更加均匀的血管增强图像,是因为边缘扩展能够消除视网膜原始边界处的灰度突变。下面图 2 展

示了使用本文方法对第 12\_h 眼底图像的视网膜血管增强过程,(a)、(b)、(c)、(d)分别表示视网膜边缘扩展、视网膜背景估计、血管增强、灰度值拉伸的结果。从图(c)和(d)可以看出,视网膜血管图像得到增强,黄斑中心和视盘中心灰度值的剧烈变化得到抑制。

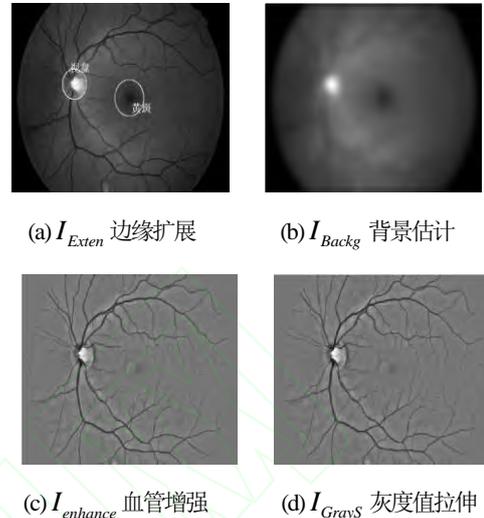


图2 视网膜血管图像增强

## 3 视网膜血管分割方法

本文在分析 Hessian 矩阵各向异性及特征值、特征向量基础上,改进血管响应函数,利用血管响应函数和阈值得到血管的粗分割图像,并以此信息初始化水平集函数和构建形状先验项等,它克服了水平集模型对初始化敏感以及区域能量拟合项对噪声敏感的问题。此外,利用连通域面积  $Area$  和宽、高  $(W, H)$  构建几何算子,消除水平集模型分割结果中的病灶和连通域面积较小的伪影,获得最终的视网膜血管分割图像。

### 3.1 初步估计视网膜血管

#### 3.1.1 Hessian 矩阵的几何意义分析

一阶导数和二阶导数能够描述物体局部的特征变化,因此在基于偏微分方程的数值图像处理上常用于构建能量驱动项和特征描述项等。例如,可用含一、二阶导数的梯度构建水平集模型边缘项的方向指示函数,可用二阶导数描述线状、管状等物体特征。

考虑到眼底视网膜血管图像恰好呈现出一种管状结构,对此本文引入由二阶偏导数构建的 Hessian 矩阵。又因为数值图像常存在噪声和伪影,一般将原图像与尺度为  $\sigma$  的高斯函数的二阶偏导数做卷积运算得到 Hessian 矩阵。Hessian 矩阵的定义如下:

$$H(x, y) = I_{Grays} * \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial x^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

二维 Hessian 矩阵为实对称矩阵, 有两个特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ 。假设在视网膜血管图像中,  $\lambda_1$  对应的特征向量表示血管的走向,  $\lambda_2$  对应的特征向量表示与血管走向垂直的方向, 那么  $|\lambda_1| \ll |\lambda_2|$ , 即在血管上的一点  $(x, y)$ , 其走向方向的曲率远远小于走向垂直方向的曲率, 如图 3。而在非血管的背景区域, 因为无明显的管状结构, 各点上的特征值有  $|\lambda_1| \approx |\lambda_2|$ , 若  $|\lambda_1| \approx |\lambda_2| \gg 0$ , 那么表示此点与周围点存在明显的灰度值变化(为噪声点或者病灶); 若  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ , 那么表示此点与周围点不存在明显的灰度值变化。 $\lambda_2 < 0$  表示血管比背景亮(为凸),  $\lambda_2 > 0$  表示血管比背景暗(为凹)。本文的视网膜血管图像, 应取  $\lambda_2 > 0$ 。

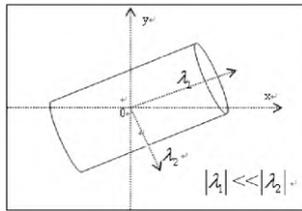


图3 血管上的特征值描述

### 3.1.2 构建血管响应函数

根据 Hessian 矩阵对图像不同点  $(x, y)$  的特征值描述, 就可构建用以区别血管与背景的描述算子。Frangi 等<sup>[8]</sup>提出使用“脊选评分”(Ridgness score)  $1/R_\beta = \lambda_2 / \lambda_1$  描述血管, 以及用 Hessian 矩阵的 F 范数去除背景和微弱信号的影响。二阶 Hessian 矩阵的 F 范数定义如下:

$$S = \|H\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^2 \lambda_i^2} \quad (2)$$

因为背景中非噪声点灰度值在相互垂直的两个方向都不存在突变,  $\lambda_i \approx 0, i=1, 2$ , F 范数和  $R_\beta$  较小。而在血管上因  $|\lambda_1| \ll |\lambda_2|$  和  $|\lambda_2| > 0$ , F 范数和  $R_\beta$  都较大, 因此可成功划分血管与背景。但在噪声点  $|\lambda_1| \approx |\lambda_2| \gg 0$ ,  $R_\beta$  虽依然较小, 但 F 范数较大, 因此难免产生错误的血管响应。对此本文构建了一种新的血管描述算子, 这里定义为  $J$ 。

$$J = (|\lambda_1| - |\lambda_2|)^2 (|\lambda_1| + |\lambda_2|)^2 \quad (3)$$

因此, 当点  $(x, y)$  在血管上时, 因  $|\lambda_1| \ll |\lambda_2|$ ,  $J$  较大。

当点  $(x, y)$  在噪声或背景上时, 因  $|\lambda_1| \approx |\lambda_2|$ ,  $J$  较小。

根据以上性质, 本文构造血管响应函数  $v_\sigma(x, y)$  用以区分血管与背景, 从而初步估计眼底视网膜血管图像。 $v_\sigma(x, y)$  定义如下:

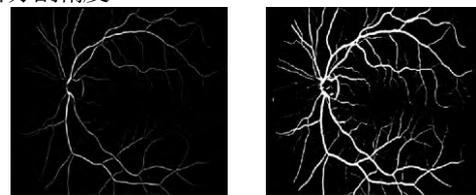
$$v_\sigma(x, y) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 < 0 \\ \left(1 - \exp\left(-\frac{R_\beta^2}{2\beta^2}\right)\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{J}{\sqrt{J_{\max}}}\right)\right) & \lambda_2 \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\beta$  是尺寸参数, 通常取  $\beta = 0.5$ ,  $\sigma$  是高斯核函数尺寸,  $J_{\max}$  是  $J$  的最大值。这样式(4)能最大化血管像素的响应, 使血管响应函数  $v_\sigma(x, y) \rightarrow 1$ , 而在非血管背景平坦区域上使血管响应函数  $v_\sigma(x, y) \rightarrow 0$ , 即  $v_\sigma(x, y) \in [0, 1]$ , 这是本文血管相应函数与文献[8]的区别, 如图 4(a)和(b)。因为眼底视网膜血管图像尺寸不一, 因此需在多尺度下计算血管响应函数  $v_\sigma(x, y)$ , 最后取各尺度下的最大响应值, 其定义如下:

$$v(x, y) = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} v_\sigma(x, y) \quad (5)$$

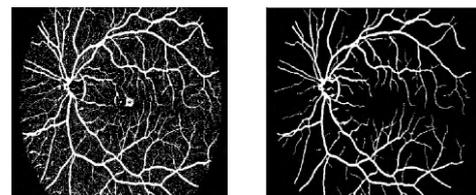
其中  $\sigma_{\min}$  和  $\sigma_{\max}$  为感兴趣的眼底视网膜血管的最小和最大尺寸。对 HRF 数据集  $\sigma \in [1, 11]$ , 对 HRF 数据集 STRAE 和 DRIVE 数据集  $\sigma \in [1, 7]$ , 步长为 2。通过式(4)和(5)就能够在增强后的图像  $I_{Grays}$  上计算  $v(x, y)$ , 获得血管响应图像  $I_{Resp}$ 。

根据  $v_\sigma(x, y) \in [0, 1]$ , 对图像  $I_{Resp}$  进行二值化。取较小的阈值  $c_1 = 0.00001$  获得二值化图像  $I_{Binary}^1$ , 作为水平集函数  $\phi$  的初始化, 如图 4(c)。取略大的阈值  $c_2 = 0.0001$  获得二值化图像  $I_{Binary}^2$ , 并使用尺寸为  $2 \times 2$  的模板对  $I_{Binary}^2$  作开运算和删除连通域面积小于 100 的伪影(参考文献[14]), 得二值图像  $I_B$ , 如图 4(d)。这样能使初始化中包含更多的血管信息, 在使用  $I_B$  构建形状约束时含有较少的非血管结构, 从而提高模型的抗噪能力和血管分割精度。



(a)文献[8]的血管响应

(b)  $I_{Resp}$  血管响应



(c)  $I_{Binary}^1$

(d)  $I_B$  二值图像

图4 血管响应函数响应结果

### 3.2 建立视网膜血管分割的水平集模型

使用视网膜血管粗分割结果,就可构建一个包含区域能量拟合项、形状约束项、正则项、长度惩罚项、面积约束项的水平集模型。其中,区域能量拟合项具有局部区域数据拟合能力,它可克服背景与血管存在灰度值交叉的问题,保证相邻血管、血管交叉处和微血管处的正确分割;形状约束项和面积约束项可克服区域能量拟合项噪声敏感的问题;正则惩罚项可使水平集函数在演变过程中具有正则性,保证水平集函数在演变过程中获得精确的数字解;长度惩罚项可使分割轮廓曲线具有光滑性。本文利用区域能量拟合项、形状约束项、正则项、长度惩罚项、面积约束项的相互作用,完成在血管相邻处、血管交叉处和微血管处的正确分割,同时克服噪声干扰。其能量模型定义如下:

$$E(\phi, f_1, f_2) = E_R(\phi, f_1, f_2) + \eta E_S(\phi) + \mu P_R(\phi) + \nu L_p(\phi) + \gamma A_R(\phi) \quad (6)$$

其中式(6)的右边分别为局部区域能量拟合项、形状约束项、水平集函数正则性维持项、长度惩罚项、面积约束项。 $\eta, \mu, \nu, \gamma$  为权重系数。

#### 3.2.1 区域能量拟合项

RSF 两项水平集模型利用曲线内、外部两个函数  $f_i(x), i=1,2$  进行局部区域灰度值拟合,其局部能力主要通过高斯核函数  $k_\sigma(x-y)$  加以限制。以  $y$  为中心,当  $x$  逐渐远离  $y$  时,表示  $x$  点能量拟合权重越小,因此可克服视网膜血管与背景存在灰度值交叉的问题,从而引导分割曲线向血管边缘逼近。

区域能量拟合项定义如下:

$$E_R(\phi, f_1, f_2) = \sum_{i=1}^2 \beta_i \int \left( \int k_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 M_i^\varepsilon(\phi(y)) dy \right) dx \quad (7)$$

其中  $\sigma$  为高斯核尺寸参数,  $\beta_i, i=1,2$  为区域能量拟合项权重系数,  $\phi$  为 Lipschitz 水平集函数,  $M_i^\varepsilon(\phi), i=1,2$  为区域函数,表示曲线内部和外部。定义  $M_1^\varepsilon(\phi) = H^\varepsilon(\phi)$ ,  $M_2^\varepsilon(\phi) = 1 - H^\varepsilon(\phi)$ 。  $H^\varepsilon(\phi)$  为具有正则性的 Heaviside 函数,其导数为 Dirac 函数  $\delta^\varepsilon(\phi)$ 。

$$H^\varepsilon(\phi) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{\phi}{\varepsilon} \right) \right) \quad (8)$$

$$\delta^\varepsilon(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \quad (9)$$

其中  $\varepsilon$  为尺寸参数,一般取  $\varepsilon = 1$ 。

针对视网膜血管分割,本文取 3.1.2 节中  $I_{\text{Binary}}^1$  作为水平集函数的初始化信息,即  $\phi(x, y, 0) = 2(1 - 2I_{\text{Binary}}^1)$ 。

#### 3.2.2 形状约束项

基于区域能量拟合项  $E_R(\phi, f_1, f_2)$  的视网膜血管分割对噪声敏感,易把部分非血管的噪声区域错分割为血管,造成精度丢失。为克服区域能量拟合项的不足,本文利用 3.1.2 节获得二值图像  $I_B$  构建视网膜血管的形状约束项。

首先根据二值血管图像  $I_B$  初始化如下水平集函数:

$$\phi(x, y, 0) = \begin{cases} 2 & I_B = 0 \\ -2 & I_B \neq 0 \end{cases} \quad (10)$$

然后使用 GAC 模型<sup>[30]</sup>或 RSF 模型<sup>[32]</sup>控制轮廓曲线  $C$  的演变,在时刻  $t^*$  获得符号距离函数  $\varphi(x, t^*)$  表示视网膜血管形状:

$$\varphi(x, t^*) = \begin{cases} d(x, C) & x \in C_{\text{outside}} \\ 0 & x \in C \\ -d(x, C) & x \in C_{\text{inside}} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $d(x, C)$  表示视网膜图像中点  $x$  到轮廓曲线  $C$  的 Euclidean 距离,  $x \in C_{\text{outside}}$  表示点在轮廓线  $C$  外面,  $x \in C_{\text{inside}}$  表示点在轮廓线  $C$  内部,  $x \in C$  表示点在轮廓线  $C$  上。

在水平集分割模型中,通过最小化能量表达式控制轮廓曲线  $C$  朝目标边缘演化。因此,可令  $\varphi(x, t^*)$  表示视网膜血管先验形状,构建关于水平集函数  $\phi$  和  $\varphi(x, t^*)$  的能量泛函表达式  $E_S(\phi)$ 。

形状约束项能量表达式  $E_S(\phi)$  定义为:

$$E_S(\phi) = \int_{\Omega} |H^\varepsilon(\phi) - H^\varepsilon(\varphi)|^2 dx \quad (12)$$

在最小化能量泛函过程中,当视网膜血管分割轮廓曲线偏离形状约束先验时就会受到惩罚,偏离距离越大惩罚越大,从而克服区域能量拟合项对噪声的敏感。

#### 3.2.3 其它能量项

水平集函数  $\phi$  在进化过程中必须始终具有正则性,这种正则性要求水平集函数不能太平坦或者太陡(至少在零水平集附近),才能保证水平集函数平稳地进化,从而控制轮廓曲线  $C$  逐渐逼近目标的边缘,获得精确的数值解。因此本文引入文献[21]中的水平集正则化项  $P_R(\phi)$ ,其定义如下:

$$P_R(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx \quad (13)$$

在能量最小化求解过程中,为使轮廓曲线  $C$  尽可能的短和光滑,以及消除由视网膜图像中的噪声和病灶引起的局部最小值问题,还需在能量表达式中,添加轮廓

曲线  $C$  的长度惩罚项  $L_p(\phi)$ ，其定义如下：

$$L_p(\phi) = \int_{\Omega} |\nabla H^\varepsilon(\phi)| dx \quad (14)$$

为进一步克服视网膜血管图像噪声和病灶引起的误分割，本文利用二值图像  $I_B$  点乘预处理图像  $I_{Grays}$ ，获得血管图像  $I_{Rea}$ 。然后对  $I_{Rea}$  高斯卷积求一阶偏导，获得梯度图像  $\nabla I_{Rea}$ 。以此构建融合血管边缘梯度信息的加权面积约束项  $A_R(\phi)$ 。图像  $I_{Rea}$  和  $\nabla I_{Rea}$  如图 5(a)和(b)所示。

加权面积约束项  $A_R(\phi)$  的定义如下：

$$A_R(\phi) = \int_{\Omega} g(1 - H^\varepsilon(\phi)) dx \quad (15)$$

其中  $g = 1 / (1 + |\nabla G * I_{Rea}|^2)$  为非负单调递减函数， $G$  为高斯函数。根据式(15)的定义，在非血管的背景区域  $g = 1$ ，面积约束项具有一个较大的惩罚，而在血管附近  $g \rightarrow 0$ ，面积约束项只获得一个较小的惩罚。

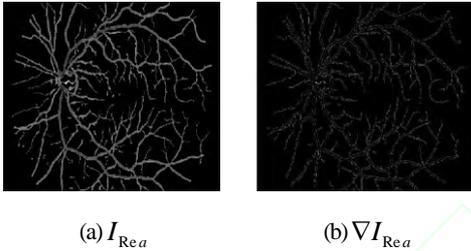


图5 血管和血管的梯度图像

### 3.3 移除病灶和伪影

在 HRF、STARE、DRIVE 数据库上，使用本文的水平集模型分割出的视网膜血管图像任然含有部分连通域面积较小的伪影和病灶。这里构建 8 连通域模板标记水平集分割结果，从而获得每个连通域的面积  $Area$  和宽、高  $(W, H)$  信息。如果一个连通域的像素是非血管像素，那么它的连通域的宽高应相近，且连通域面积和宽高乘积大小相近，反之，若是血管像素，那么是狭长状。因此  $W/H$  和  $W \times H$  必须同时满足以下两个性质：

- 1、  $0.4 < W/H < 2.5$
- 2、  $W \times H < 3.5Area$

这里同时定义 8 连通域面积小于 30 为伪影：

- 3、  $Area < 30$ 。

利用几何算子 1 和 2、3 能够移除伪影和部分病灶，提高视网膜血管的分割精度，其结果将在实验 5.3 给予展示。

## 4 能量函数求解和参数设置

### 4.1 能量函数求解

本文使用标准梯度下降流法求解能量函数。首先固

定水平集函数  $\phi$ ，最小化关于变量  $f_i(x), i=1,2$  的能量函数  $E(\phi, f_1, f_2)$ 。因此获得拟合函数值  $f_i(x), i=1,2$  可通过计算满足如下关系的欧拉方程：

$$\int k_\sigma(x-y)(I(y) - f_i(x))M_i^\varepsilon(\phi(y))dy = 0 \quad (16)$$

求解式(16)可以获得：

$$f_i(x) = \frac{k_\sigma(x) * [M_i^\varepsilon(\phi(x))I(x)]}{k_\sigma(x) * M_i^\varepsilon(\phi(x))}, i=1,2 \quad (17)$$

然后固定  $f_i(x), i=1,2$ ，最小化关于变量  $\phi$  能量函数  $E(\phi, f_1, f_2)$ 。能量函数最小化求解可用如下水平集函数的梯度下降

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & -\delta^\varepsilon(\phi)(\beta_1 e_1 - \beta_2 e_2) \\ & + \gamma g \delta^\varepsilon(\phi) + v \delta^\varepsilon(\phi) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \\ & - 2\eta \delta^\varepsilon(\phi)(H^\varepsilon(\phi) - H^\varepsilon(\phi)) \\ & + \mu \operatorname{div} \left( (|\nabla \phi| - 1) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \end{aligned} \quad (18)$$

其中  $\delta^\varepsilon(\phi)$  是来至式(9)的 Dirac delta 函数。  $e_i$  是满足如下性质表达式：

$$e_i(x) = \int k_\sigma(x-y)|I(x) - f_i(y)|^2 dy, i=1,2 \quad (19)$$

因水平集正则项  $P_R(\phi)$  在能量最小化过程中有自动驱使  $|\nabla \phi| \rightarrow 1$  的性质，所以可对式(18)左、右边分别采用前向差分 and 中心差分的数值离散化方案求解。

前向差分：

$$\left. \frac{\partial \phi}{\partial t} \right|_i^n \approx \frac{\phi_i^{n+1} - \phi_i^n}{\Delta t} := D_t^{(+)} \phi_i^n \quad (20)$$

中心差分：

$$\begin{cases} \left. \frac{\partial \phi}{\partial x} \right|_i^n \approx \frac{\phi_{i+1}^n - \phi_{i-1}^n}{2\Delta x} := D_x^{(0)} \phi_i^n \\ \left. \frac{\partial \phi}{\partial y} \right|_j^n \approx \frac{\phi_{j+1}^n - \phi_{j-1}^n}{2\Delta y} := D_y^{(0)} \phi_j^n \end{cases} \quad (21)$$

### 4.2 参数设置

通过血管增强和灰度值拉伸等数值图像处理方法获得的视网膜图像  $I_{Grays}$  依然存在噪声和病灶，在各能量项权重系数都设为固定值情况下，不同的噪声水平和病灶量决定血管分割有不同的精度和时间开销，这就意味着固定的权重系数设置不能适应分割所有的视网膜血管图像。虽然可采用高斯卷积等滤波方案进一步平滑图像  $I_{Grays}$ ，但会同时模糊视网膜的微血管，造成对微血管的分割不足，引起分割精度丢失。

为获得满意的血管分割结果和固定时间开销，本文

首先利用视网膜血管图像  $I_{Grays}$  与 3.2.3 节中  $I_{Rea}$  图像做减法运算, 获得粗略去除血管信息的视网膜背景图像  $I_{Rvb}$ , 如图 6(a), (a)中的黑色线条表示血管信息已被粗略移除。计算  $I_{Rvb}$  的方差  $s^2$ , 利用方差信息设置长度惩罚项、面积约束项、形状约束项的权重系数, 从而固定水平集模型分割视网膜血管的迭代次数为 40 次, 以及提高本文算法在不同数据库上的适应性。

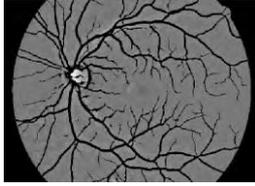
(a)  $I_{Rvb}$ 

图6 不含血管的背景图像

长度惩罚项系数:

$$\nu = ms \quad (22)$$

面积约束项系数:

$$\gamma = n \log_a s \quad (23)$$

形状约束项系数:

$$\eta = ls^2 \quad (24)$$

式(22)和式(23)惩罚系数不易过大, 特别是面积约束项系数, 它必须是一个缓慢变化的值, 否则会惩罚过度, 引起分割精度丢失; 形状约束项用于克服数据项对噪声和病灶敏感的问题, 因此需要一个较大的值。这样在血管分割时既可克服噪声和病灶等因素干扰, 又能固定时间开销。根据大量实验, 本文  $m$ 、 $n$ 、 $a$ 、 $l$  分别为 5、1、7、1。

## 5 实验结果与分析

实验时使用的仿真平台为 Matlab R2012b, 计算机配置为 Intel(R) Core(TM)i7-3770 CPU @ 3.40GHz, 8.00G 内存, 64-bit Operating System。本文采用中心差分和前向差分对水平集模型进行离散化数字求解, 所以必须满足  $t\mu < 1/4$  [31], 这样才能保证水平集演变稳定, 因此在所有的血管分割实验中, 时间步长  $t = 0.1$ , 正则化项系数  $\mu = 1$ 。区域能量拟合项系数  $\beta_1 = \beta_2 = 1$ , 长度惩罚项、面积约束项、形状约束项分别按照式(22)、(23)、(24)设置系数  $\nu, \gamma, \eta$ 。分割一个视网膜血管图像的耗时: 在 HRF 数据库上是 1 分钟左右, 在 STARE 和 DRIVE 上约 20 秒。

为证明本文算法的血管分割性能, 分别在 HRF、STARE、DRIVE 数据库上进行大量的血管分割实验仿真。其中, HRF(high-resolution fundus image database)于

2013年由捷克Bmo科技大学和Erlangen-Nuremberg大学合作公开发布, 分别包括 15 健康人、糖尿病和青光眼患者眼底图像, 图像尺寸 2336×3504, 在血管分割时统一降维到 1176×1752 像素; STARE(structured analysis of the retina)于 1975 年由 Michael Goldbaum 建立, 在 2000 年公开, 它分别包括 10 幅有病变的眼底图像和 10 幅没病变的眼底图像, 图像尺寸 605×700; DRIVE(digital retinal images for vessel extraction)于 2004 年由 Niemeijer 团队建立, 分别包括 7 幅有糖尿病视网膜病变的眼底图像和 33 幅没糖尿病视网膜病变的眼底图像, 它给出了 20 幅手动血管分割金标准结果, 图像尺寸 768×584。此外, 在血管分割实验中取包含较多血管信息和较高的对比度的绿色通道图像作为血管分割图像。

### 5.1 视网膜血管增强算法对比

本文对视网膜图像进行了边缘扩展, 且采用模板为  $100 \times 100$  的高斯卷积模糊视网膜血管图像, 它等价于使用线性扩散模型。下面图 7(a)和(b)展示了文献[15]和本文的视网膜血管增强结果, 可从白色线之间的区域及局部放大图(c)和(d)看出, 本文算法获得的视网膜增强图像边界灰度值更加均匀和平滑。此外, 选用在 4.2 节中粗略去除血管信息的视网膜背景图像  $I_{Rvb}$  的方差  $s^2$  作为度量背景平滑性和噪声水平的评价因子。实验数据使用 HRF 数据库的眼底图像, 结果展示在下面表 1 中。HRF\_healthy 和 HRF\_diabetic 分别表示健康人和糖尿病患者, “h”和“dr”表示不同的眼底图像。

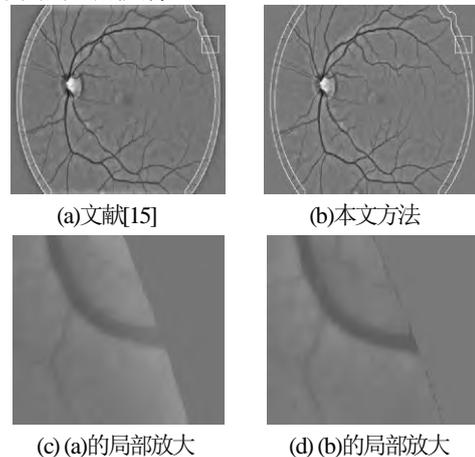


图7 血管增强结果对比

从下面表 1 可知, 无论是健康人还是糖尿病患者的眼底图像, 本文算法获得的血管增强图像, 其背景灰度值间具有更小的方差, 证明了本文获得的视网膜血管增强图像噪声水平更低和更具有平滑性。

表1 本文算法与文献[15]获得的血管增强图像方差对比

HRF_healthy	01_h	03_h	05_h	07_h	09_h
本文方法 $s^2$	71.9248	95.08575	87.6188	57.3860	59.7692

文献[15] $s^2$	106.3369	112.8108	157.8549	91.5547	101.1754
HRF_diabetic	01_dr	03_dr	05_dr	07_dr	09_dr
本文方法 $s^2$	73.4818	175.9325	70.3389	82.4704	139.0179
文献[15] $s^2$	177.9209	284.7996	77.3721	168.5368	191.3803

### 5.2 视网膜血管分割结果

这里分别展示来至 HRF 数据库的健康人 (HRF\_healthy)、糖尿病患者(HRF\_diabetic)和青光眼患者 (HRF\_glaucoma)的第 12\_h 、01\_dr、06\_g 个眼底图像的分割结果,如图 8,图像尺寸统一从 2336×3504 降维到 1176×1752 像素。

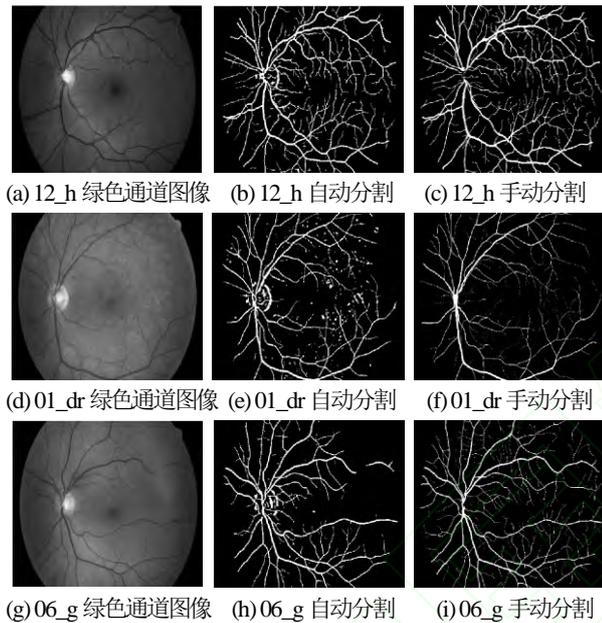


图8 HRF 数据库的视网膜血管分割结果

图8展示了来至 HRF 数据的眼底视网膜血管图像的分割结果。其中(a)、(d)、(g)分别表示健康人、糖尿病患者和青光眼患者的绿色通道图像, (b)、(e)、(h)表示使用本文算法与之对应的自动分割结果, (c)、(f)、(i)是与之对应的某位专家的手动分割结果(金标准)。从(a)、(b)、(c)可知本文算法能最大限度地提取健康人的视网膜血管图像,分割结果接近金标准。从(d)、(e)、(f)可知,尽管糖尿病患者视网膜中有大量的病灶,但本文算法依然能较大程度的克服病灶的干扰,降低误分割率,获得一个较好的分割结果。从(g)、(h)、(i)可知,尽管青光眼患者视网膜模糊,造成血管不够清晰(特别是微血管),但从分割结果(h)可知,依然获得一个较好的分割结果。以上分割结果的定性展示证明了本文算法在正常和病变视网膜血管图像分割上具有较强的鲁棒性和较高的精度。

### 5.3 移除伪影和病灶

自动分割结果存在连通域面积较小的伪影和病灶,假阳性值( $F_p$ )较高,影响分割精度。这里利用 3.3 中的 3 个几何算子去移除伪影与病灶。图 9 展示了移除图 8(b)、(e)、(h)中的伪影和病灶,获得最后的血管图像分割结果。

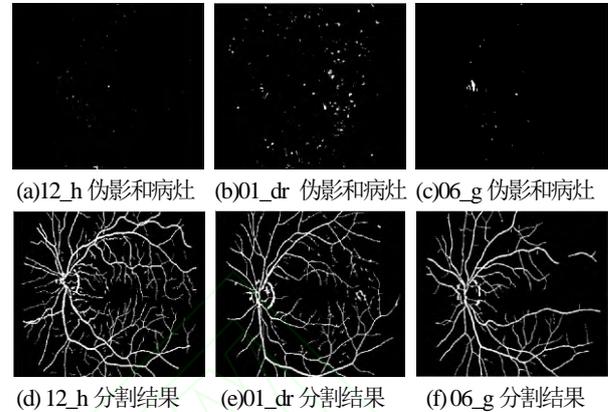


图9 移除伪影和病灶

从图 9(a)、(b)、(c)可知,连通域面积较小的伪影成功地被移除,获得了最终的分割结果(d)、(e)、(f)。特别是糖尿病患者(HRF\_diabetic)的眼底图像,因为含有大量的病灶,即使包含区域能量拟合项和形状约束项的水平集血管分割模型,也难以一次性的排除病灶干扰。而从(b)可知,通过 3 个几何算子,大量病灶得以移除。这里证明了这 3 个几何算子对移除连通域面积较小的伪影和病灶的有效性。

### 5.4 分割算法对比

为证明本文融合形状先验的水平集血管分割模型的优越性,分别与多尺度血管增强滤波<sup>[8]</sup>、线性检测<sup>[14]</sup>、GAC 模型<sup>[30]</sup>和 C-V 模型<sup>[36]</sup>做对比(这里使用 Hessian 矩阵血管粗分割结果作为 GAC 和 C-V 模型水平集函数的初始化),最后展示了某位专家手动分割的金标准。实验数据使用 HRF 数据库健康人的第 12\_h 个 2D 眼底图像,维数从 2336×3504 降维到 1176×1752 像素,且把不同算法得到的二值血管图像点乘去除中心亮线的绿色通道图像,以此作为分割结果的比较,这样可清晰、直观地看出分割出的视网膜血管尺寸是否偏大。图 10 中,第二、三列分别对应左边第一列中两个白色方框部分,“暗色”的管状结构表示血管,“白色边缘”表示误分割,白色字母“A”、“B”和“C”分别表示相邻血管、血管交叉位置和微血管。

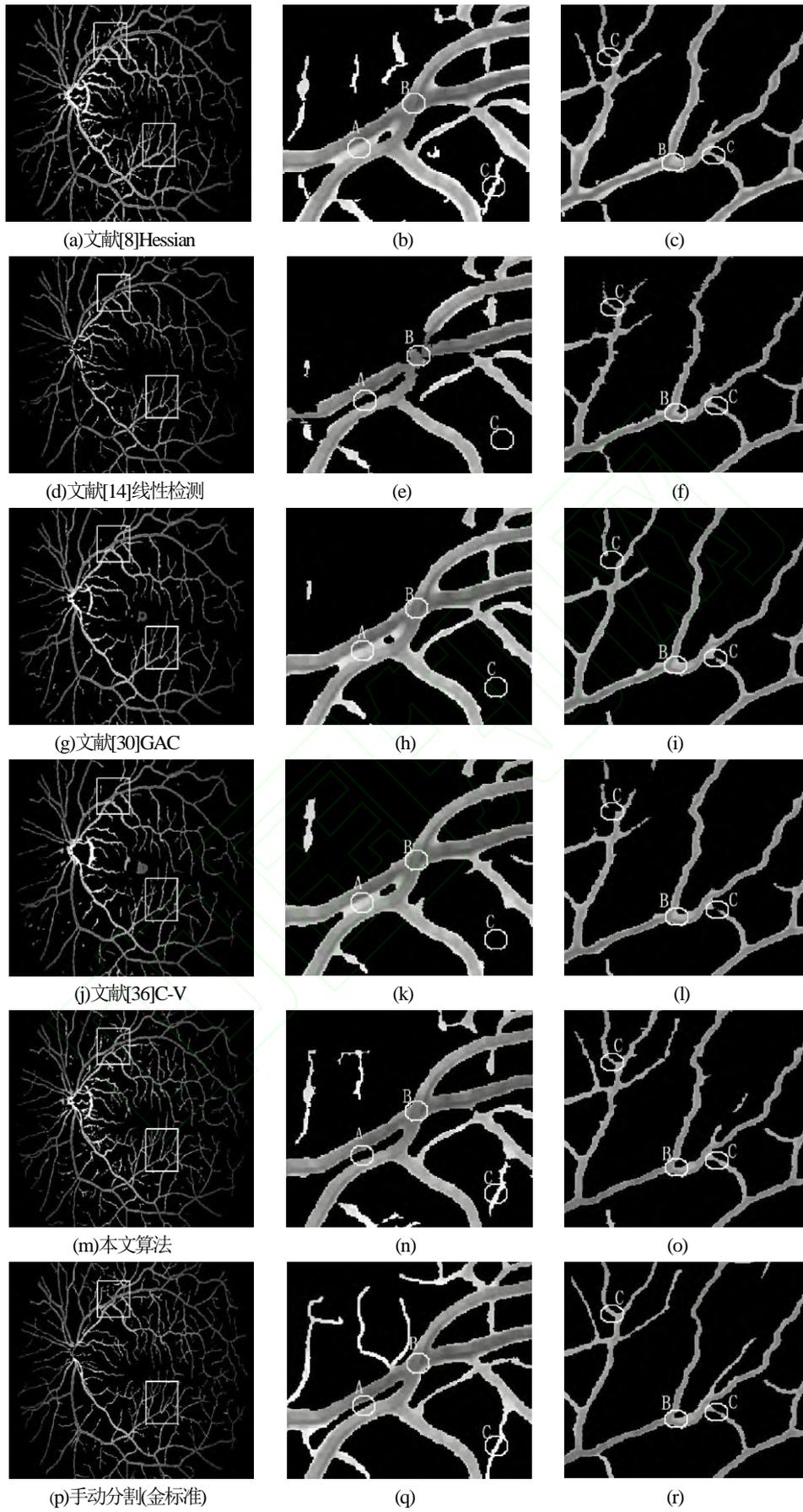


图 10 比较不同算法的视网膜血管分割结果

从图 10 第一列(d)、(g)、(j)与(m)比较可知, 本文方法比文献[14]、文献[30]、文献[36]、分割出的视网膜血管数量更多, 与文献[8]分割出的血管数量相近。但从(b)和(c)知, 文献[8]基于 Hessian 矩阵和血管响应函数分割出的视网膜血管尺寸明显大于血管真实尺寸, 具有较高的假阳性值。白色字母“**A**”、“**B**”和“**C**”展示了不同算法在相邻血管处、血管交叉处和微血管处的分割性能。其中, 从“**A**”知除本文算法和文献[14]之外, 文献[8]、文献[30]、文献[36]均不能正确地完成相邻血管的分割; 从图 10 (e) 中“**B**”知文献[14]因血管交叉处的血管尺寸接近最大模板尺寸, 致使分割出的血管产生断裂, 文献[8]、文献[30]、文献[36]在血管交叉处的凹陷位置把大量的非血管像素误分割为血管像素, 但本文算法克服了在“**B**”处其它文献的不足; 从“**C**”知对于微血管结构, 文献[14]和文献[36]无法完全检测出其血管结构, 其上图 10 (e)和(k)展示了文献[14]和文献[36]在“**C**”处存在严重的血管漏检, 而从 10 图(n)、(o)可看出本文算法能够最大限度地检测出微血管结构, 且成功地克服了部分微血管易断裂问题。与金标准(p)、(q)和(r)比较可知, 本文算法因同时克服了在相邻血管处、血管交叉处和微血管处其它算法的不足, 使分割出的血管结构最接近金标准和血管真实尺寸值。

### 5.5 不同算法分割结果的定量分析

为进一步证明本文算法的视网膜血管分割性能, 下面将在 HRF 和 STARE、DRIVE 数据库上进行大规模的视网膜血管分割实验, 并作定量分析。让本文方法分别与文献[8]、文献[9]、文献[14]、文献[15]、文献[19]、文献[20]、文献[22]、文献[30]和文献[36]算法做对比, 其中文献[8]、文献[14]、文献[30]和文献[36]是作者本人编程实现, 其它对比文献是直接截取其论文结果。

这里定义如下几个视网膜血管分割性能评价指标:

**敏感度 (Sensitivity, 又称真阳性率):** 正确分割血管像素的总数与真实血管像素的总数之比。

**假阳性率 (FPF):** 错分背景像素为血管像素的总数与真实背景像素的总数之比。

**特异性 (Specificity):** 正确分割背景像素的总数与真实背景像素的总数之比。

**准确率 (Accuracy):** 正确分割血管和背景像素的总数之和与整个图像总像素之比。

**F-measure:** 敏感度与精确率(Precision)之间的比率关系。

相应的计算公式定义如下:

$$Sensitivity = \frac{T_p}{T_p + F_N} \tag{25}$$

$$FPF = \frac{F_p}{F_p + T_N} \tag{26}$$

$$Specificity = \frac{T_N}{T_N + F_p} \tag{27}$$

$$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \tag{28}$$

$$Accuracy = \frac{T_p + T_N}{T_p + T_N + F_p + F_N} \tag{29}$$

$$F - measure = 2 \times Precision \times \frac{Sensitivity}{Sensitivity + Precision} \tag{30}$$

其中  $T_p, T_N, F_p, F_N$  分别表示真阳性、真阴性、假阳性、假阴性。真阳性 ( $T_p$ ): 正确识别血管像素为血管像素的数目。真阴性 ( $T_N$ ): 正确识别非血管像素为非血管像素的数目。假阳性 ( $F_p$ ): 错误识别非血管像素为血管像素的数目。假阴性 ( $F_N$ ): 错误识别血管像素为非血管像素的数目。视网膜血管分割结果的定量分析如表 2 到表 6 所示, “—”表示相应的比较文献中没有这项指标。

表 2 HRF\_healthy 数据库视网膜血管分割结果

HRF_healthy	Method	Sensitivity	FPF	Specificity	Accuracy
15 个数据	文献[8]	<b>0.813947</b>	0.045180	0.954753	0.941633
	文献[14]	0.783967	0.028333	0.971667	0.952933
	文献[30]	0.763820	0.026307	0.973693	0.954267
	文献[36]	0.758573	0.022600	0.977340	0.956787
	本文方法	0.794547	<b>0.021100</b>	<b>0.978900</b>	<b>0.961820</b>

表 3 HRF\_diabetic 数据库视网膜血管分割结果

HRF_diabetic	Method	Sensitivity	FPF	Specificity	Accuracy
15 个数据	文献[8]	0.786927	0.067780	0.932227	0.922333
	文献[14]	0.742700	<b>0.045133</b>	<b>0.954867</b>	0.941100
	文献[30]	0.758940	0.048432	0.951380	0.938160
	文献[36]	0.800623	0.057554	0.942446	0.932154

本文方法	0.810653	0.048207	0.951793	0.942147	
表4 HRF_glaucoma 数据库视网膜血管分割结果					
HRF_glaucoma	Method	Sensitivity	FPF	Specificity	Accuracy
15 个数据	文献[8]	0.796627	0.051980	0.948020	0.937867
	文献[14]	<b>0.818133</b>	0.051033	0.949033	0.940100
	文献[30]	0.753787	0.034707	0.965293	0.950960
	文献[36]	0.794800	0.040667	0.959513	0.947940
	本文方法	0.811773	<b>0.033053</b>	<b>0.966947</b>	<b>0.956413</b>

表 2 到表 6 给出了不同算法在 HRF 和 STARE、DRIVE 数据库上不同视网膜的血管分割准确率。在 HRF 数据库上, 从表 2、3、4 可知本文算法在保证较高敏感度和较低的假阳性率前提下, 准确率高于文献[8]、文献[14]、文献[30]、文献[36]。对于表 2 HRF\_healthy 数据, 本文算法血管分割的敏感度、准确率分别达到 79.4547%、96.1820%; 对于表 3 HRF\_diabetic 数据, 本文算法血管分割的敏感度、准确率分别达到 81.0653%、94.2147%; 对于表 4 HRF\_glaucoma 数据, 本文算法血管分割的敏感度、准确率分别达到 81.1733%、95.6413%。在 STARE 数据库上, 从表 5 可知文献[14]的准确率虽然比本文算法、文献[8,9]、文献[15]、文献[19,20]、文献[22]、文献[30]和文献[36]略高, 但本文算法有最高的

敏感度, 且比文献[14]高了 8.5661 个百分点, 敏感度表示成功分割血管像素为血管像素的比率, 因此文献[14]存在对血管分割不足。对于 STARE 数据本文算法的血管分割的敏感度、准确率分别达到 79.0860%、95.0340%。在 DRIVE 数据库上, 从表 6 可知本文算法明显优于文献[8,9]、文献[14,15]、文献[21]、文献[30]和文献[36], 具有最高的准确率, 且敏感度和特异性与文献[20]差距不大, 假阳性率也与文献[14]相近, 血管分割的敏感度、准确率分别达到 75.3535%、95.3565%。因此从表 2 到表 6 血管分割指标的定量展示可知, 在 HRF 和 STARE、DRIVE 数据库上本文算法优于其它血管分割算法, 另外本文算法可实现血管全自动分割, 可见具有较好的临床使用价值。

表 5 STARE 数据库视网膜血管分割结果

STAREDatabase	Method	Sensitivity	FPF	Specificity	Accuracy
20 个数据	文献[8]	0.782874	0.056711	0.943289	0.931863
	文献[9]	0.707100	—	0.972900	0.938800
	文献[14]	0.705145	<b>0.029033</b>	0.970965	<b>0.952390</b>
	文献[15]	—	—	—	0.945200
	文献[19]	—	—	—	0.952100
	文献[20]	0.754400	—	<b>0.981950</b>	0.952100
	文献[22]	0.718700	—	0.976700	0.950900
	文献[30]	0.758881	0.045363	0.954625	0.939256
	文献[36]	0.784321	0.036274	0.963726	0.949800
	本文方法	<b>0.790860</b>	0.037025	0.962980	0.950340

表 6 DRIVE 数据库视网膜血管分割结果

DRIVEDatabase	Method	Sensitivity	FPF	Specificity	Accuracy
20 个数据	文献[8]	0.753585	0.034605	0.965175	0.947020
	文献[9]	0.731500	—	0.972300	0.947600
	文献[14]	0.723990	<b>0.025780</b>	0.974215	0.953275
	文献[15]	—	—	—	0.952600
	文献[19]	—	—	—	0.946100
	文献[20]	<b>0.784150</b>	—	<b>0.979900</b>	0.951200
	文献[21]	0.732700	—	0.971500	0.937550
	文献[22]	0.735400	—	0.978900	0.947700
	文献[30]	0.710675	0.031215	0.968785	0.946630
	文献[36]	0.734815	0.026720	0.973280	0.952765
	本文方法	0.753535	0.027620	0.972380	<b>0.953565</b>

图 11 给出了本文算法和其它算法的 F-measure 性能评价曲线, 可从(a)、(b)、(c)看出, 在 HRF 数据库上, 不论视网膜是否发生病变(糖尿病和青光眼), 本文的 F-measure 曲线优越于文献[8]、文献[14]、文献[30]、文献[36]。对于 HRF\_healthy 数据, 其 F-measure 平均值分

别为 0.7954、0.7283、0.7508、0.7591、0.7659; 对于 HRF\_diabetic 数据, 其 F-measure 平均值分别为 0.6664、0.6052、0.6379、0.6456、0.6006; 对于 HRF\_glaucoma 数据, 其 F-measure 平均值分别为 0.7234、0.6489、0.66613、0.6861、0.6826。从(d)、(e)可以看出在 STARE、

DRIVE 数据库上,本文的 F-measure 曲线也优于文献[8]、文献[14]、文献[30]、文献[36]。在 STARE 数据库上,其 F-measure 平均值分别为 0.7251、0.6735、0.7114、0.6679、0.7048。在 DRIVE 数据库上,其 F-measure 平均值分别为 0.7377、0.7136、0.7339、0.7015、0.7271。另外,从图(b)和(d)知,五种血管分割算法的 F-measure

波动都较大,这是因为 15 个 HRF\_diabetic 数据全是由糖尿病的视网膜数据,20 个 STARE 数据中有 10 个病变视网膜数据,两种数据库的病灶较多,致使分割算法的性能都受到一定影响。其中 STARE 数据的 im0001、im0002、im0044 视网膜具有较严重的硬性渗出、im0003 具有较严重的软性渗出。

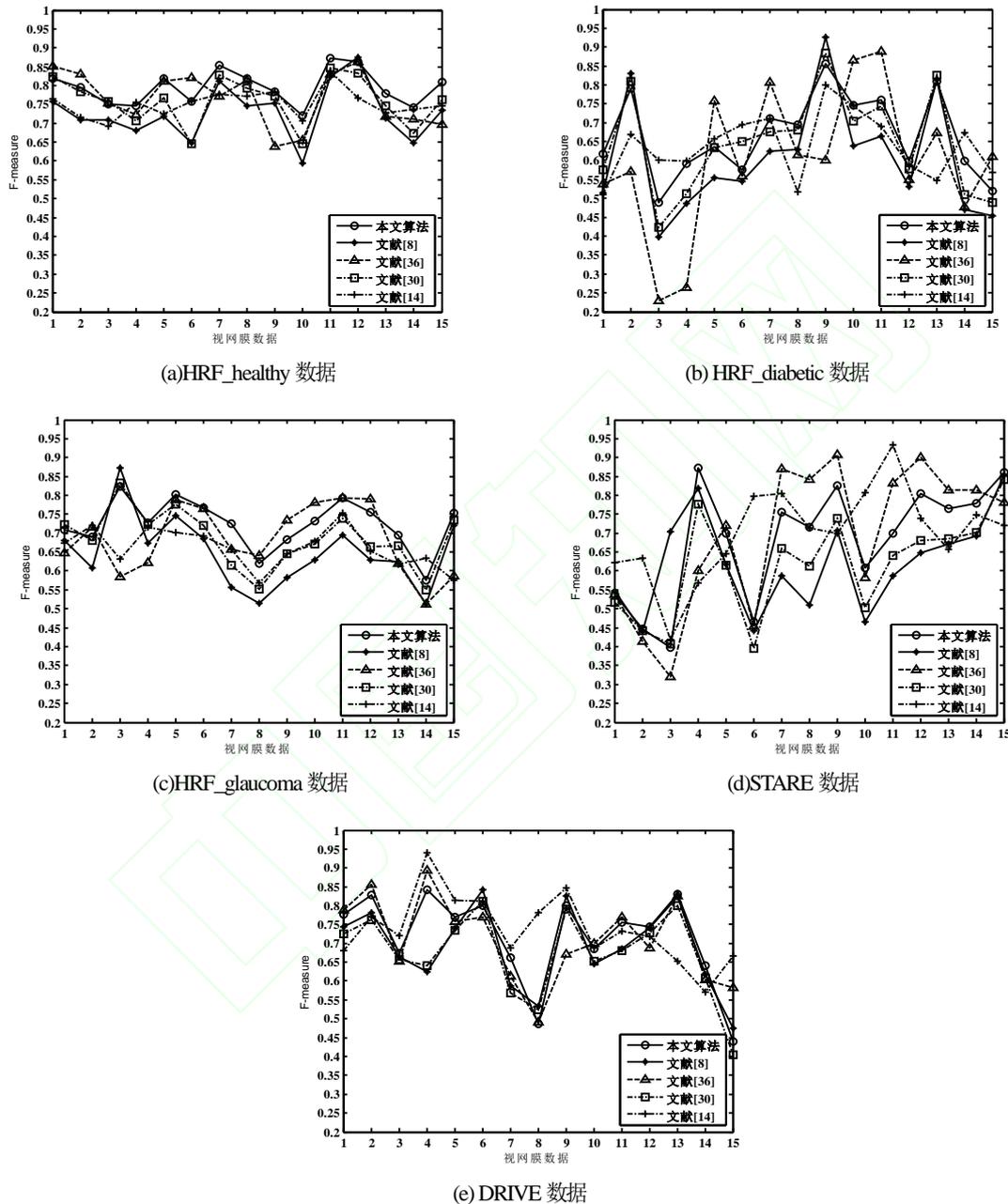


图 11 不同算法的 F-measure 性能评价曲线

## 6 结论

视网膜血管的定量和定性分析在医学临床上具重大的实际价值。但经典的 Hessian 矩阵<sup>[6]</sup>存在血管分割尺寸

过宽、血管交叉处和相邻血管难分割等问题,对此本文提出了融合形状先验的水平集眼底图像血管分割算法。首先利用 Hessian 矩阵对血管进行粗分割;然后截取不同阈值下的粗分割结果初始化水平集函数、构建能量模型的形状约束项和面积约束项的边缘函数;最后成功构建出包含区域能量拟合信息和形状先验的视网膜血管分

割模型。本文也利用视网膜粗略的背景方差设置形状约束项、面积约束项、长度惩罚项的权重系数,进一步克服图像噪声和固定时间开销,并使用连通域面积和宽高信息构建相应算子去除伪影与病灶。本文视网膜血管分割算法分别在 HRF 和 STARE、DRIVE 数据库上进行了验证,其中在 HRF\_healthy、HRF\_diabetic、HRF\_glaucoma 数据上准确率分别达到 96.182%、94.2147%、95.6413%;在 STARE、DRIVE 数据库上(20个视网膜数据,包含正常人、糖尿病、青光眼)准确率达到 95.034%、95.3565%。从实验结果的定性分析和定量分析可知,本文的视网膜血管分割算法优越其它几种算法,因此本文算法在血管分割上具有较强的临床应用价值。

### 参考文献

- [1] Aguiree F, Brown A, Cho N H, et al. IDF Diabetes Atlas. sixth edition. International Diabetes Federation, Basel, Switzerland, 2013.
- [2] Kirbas C, Quek F. A review of vessel extraction techniques and algorithms. Association for Computing Machinery Computing Surveys, 2004, 36(2): 81-121.
- [3] Wang Shuang, Xu Liang, Li Jian-Jun. Epidemiological study on the relationship between retinal microvascular abnormalities and cardiovascular disease. Section Ophthalmol Foreign Medical Science, 2005, 29(3):145-148.  
(王爽, 徐亮, 李建军. 视网膜微血管异常与心脑血管疾病关系的流行病学研究. 国外医学:眼科学分册, 2005, 29(3):145-148)
- [4] Vermeer K A, Van der Schoot J, Lemij H G, et al. Automated segmentation by pixel classification of retinal layers in ophthalmic OCT images. Biomedical optics express, 2011, 2(6): 1743-1756.
- [5] Winder R J, Morrow P J, McRitchie I N, et al. Algorithms for digital image processing in diabetic retinopathy. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(8): 608-622.
- [6] Lorenz C, Carlsen I C, Buzug T M, et al. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 1205:233-242.
- [7] Sato Y, Nakajima S, Atsumi H, et al. 3D Multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. Lecture Notes in Computer Science, 1998, 2(2):143-168.
- [8] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering//Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin Heidelberg, 1998: 130-137.
- [9] Chen Qian-Qing. Retinal Vessel segmentation Based on Hessian Matrix and Multiscale Analysis[Master Thesis]. Huazhong University of Science & Technology, Wuhan, China, 2012.  
(陈倩倩. 基于黑森矩阵和多尺度分析的视网膜血管分割[硕士学位论文]. 华中科技大学, 武汉, 2012)
- [10] Jiang X, Mojon D. Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(1): 131-137.
- [11] Walter T, Klein J C. Segmentation of Color Fundus Images of the Human Retina: Detection of the Optic Disc and the Vascular Tree Using Morphological Techniques// Proceedings of the International Symposium on Medical Data Analysis. Madrid, Spain, 2001:282-287.
- [12] Zana F, Klein J C. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. IEEE transactions on image processing, 2001, 10(7): 1010-1019.
- [13] Nguyen U T V, Bhuiyan A, Park L A F, et al. An effective retinal blood vessel segmentation method using multi-scale line detection. Pattern recognition, 2013, 46(3): 703-715.
- [14] Gao Xiang-Jun. Retinal vessel segmentation based on multi-scale line detection. Science Technology and Engineering, 2013, 13(23):6820-6824.  
(高向军. 基于多尺度线性检测的视网膜血管分割. 科学技术与工程, 2013, 13(23):6820-6824)
- [15] Marín D, Aquino A, Gegúndez-Arias M E, et al. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. IEEE transactions on medical imaging, 2011, 30(1): 146-158.
- [16] Nekovei R, Sun Y. Back-propagation network and its configuration for blood vessel detection in angiograms. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995, 6(1): 64-72.
- [17] Mehrotra A, Tripathi S, Singh K K, et al. Blood Vessel Extraction for retinal images using morphological operator and KCN clustering// Proceedings of the 2014 IEEE International Advance Computing Conference. Gurgaon, India, 2014: 1142-1146.
- [18] Rodriguez R, Alarcón T E, Abad J J. Blood vessel segmentation via neural network in histological images. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2003, 36(4): 451-465.
- [19] Wang Y, Ji G, Lin P, et al. Retinal vessel segmentation using multiwavelet kernels and multiscale hierarchical decomposition. Pattern Recognition, 2013, 46(8): 2117-2133.
- [20] Guo Z, Lin P, Ji G, et al. Retinal vessel segmentation using a finite element based binary level set method. Inverse Problems and Imaging, 2014, 8(2): 459-473.
- [21] Dizdaro B, Ataer-Cansizoglu E, Kalpathy-Cramer J, et al. Level sets for retinal vasculature segmentation using seeds from ridges and edges from phase maps. IEEE International Workshop Mach Learn Signal Process, 2012, 44(1):1-6.
- [22] Zhao Y Q, Wang X H, Wang X F, et al. Retinal vessels segmentation based on level set and region growing. Pattern Recognition, 2014, 47(7): 2437-2446.
- [23] Ghalehovi M, Zahedi E, Fatemizadeh E. Integration of spatial fuzzy clustering with level set for segmentation of 2-D angiogram// Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences. Kuala Lumpur, Malaysia, 2014: 309-314.
- [24] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. International journal of computer vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [25] Xu C, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow. IEEE Transactions on image processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [26] Collewet C. Polar snakes: A fast and robust parametric active contour model// Proceedings of the 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt, 2009: 3013-3016.
- [27] Piovano J, Rousson M, Papadopoulos T. Efficient segmentation of piecewise smooth images// Proceedings of the International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision. Ischia, Italy, 2007: 709-720.
- [28] Kichenassamy S, Kumar A, Olver P, et al. Gradient flows and geometric active contour models//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Cambridge, USA, 1995: 810-815.

[29] Kimmel R, Amir A, Bruckstein A.M. Finding shortest paths on surfaces using level sets propagation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(6): 635-640.

[30] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G Geodesic active contours. *International journal of computer vision*, 1997, 22(1): 61-79.

[31] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation// *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR05)*. San Diego, USA, 2005, 1: 430-436.

[32] Li C, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. *IEEE transactions on image processing*, 2008, 17(10): 1940-1949.

[33] Li C, Kao C Y, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy// *Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, USA, 2007: 1-7.

[34] Li C, Wang L, Kao C Y, et al. Brain MR image segmentation by minimizing scalable neighborhood intensity fitting energy: A multiphase level set approach// *Proceedings of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*. Ontario, Canada, 2008: 556.

[35] Vese L.A, Chan T.F. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model. *International journal of computer vision*, 2002, 50(3): 271-293.

[36] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges. *IEEE Transactions on image processing*, 2001, 10(2): 266-277.

[37] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of computational physics*, 1988, 79(1): 12-49.



**LIANG Li-Ming**, born in 1967, M.S., Professor, Ph.D. supervisor. His current research interests include medical image analysis and computer vision.

**HUANG Chao-Lin**, born in 1989, M.S. candidate. His research direction is the partial differential equation method of medical image processing.

**SHI Fei**, born in 1980, Ph.D., lecturer. Her research interests include medical image processing and analysis.

**Background**

In ophthalmology, retinal vessel lesions can be caused by many diseases, such as glaucoma, macular, hypertension, arteriosclerosis and diabetes. Retinal vessel images can be achieved by digital image processing. They can be analysed qualitatively and quantitatively to help doctors diagnose illnesses and make treatment plans. Thus, we can reduce the probabilities of blindness and retinal lesions on patients. 2D true-color retinal images can be fetched by fundus cameras directly. These images have a great value in medical application, since microvessel and other lesions on the retina can be clearly presented on them. Retinal vessel segmentation methods have greatly developed in recent years. However, they all have following disadvantages: 1. Fractured microvessel in the result. 2. Segmentation error of crossing vessels. 3. Excessively

**WU Jian**, born in 1991, M.S. candidate. His research interests include computer vision and medical image processing.

**JIANG Hong-jiu**, born in 1993, undergraduate student. His main research interest is medical image processing based on level set.



**CHEN Xin-Jian**, born in 1979, Ph.D., professor. His research interests include pattern recognition, machine learning and medical image processing and analysis.

huge size of the vessel in the result. 4. Less robustness to the pathological retina.

Based on the current work, we propose a retinal vessel segmentation model using level set combined with shape priori. Hessian matrix is used to complete the initial segmentation, to initialize the level set function and to build the shape priori. The evolution of the level set function can be driven by the data term to overcome the segmentation error of the crossing vessels. Finally, geometry operators based on the connected domain are used to eliminate artifacts and lesions. As the experiment results shown, our method achieves a better segmentation result compared with other existing methods.

This work was supported in part by the National Basic Research Program

of China (973 Program) under Grant 2014CB748600, and in part by the National Natural Science Foundation of China (NSFC) under Grant 8137

1629, Grant 6140293, Grant 61401294, Grant 81401451, and Grant 81401472.

