

# 基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割

贾洪, 郑楚君\*, 李灿标, 王文斌, 许言兵

华南师范大学物理与电信工程学院, 广东 广州 510006

**摘要** 提出了一种基于局部线结构约束的模糊 C 均值(FCM)聚类眼底视网膜血管分割方法。通过预处理增强血管和背景的对比度信息,采用多尺度匹配滤波器和 B-COSFIRE 滤波器提取像素特征,然后采用局部线结构约束的 FCM 聚类算法实现视网膜血管分割,最后通过后处理操作去除孤立的噪声点。在 DRIVE 数据库的实验结果表明,本文方法的平均准确率为 94.21%,平均灵敏度为 67.21%,平均特异性为 98.2%。与特征空间 FCM 方法相比,本文方法分割的血管结构的连续性较好,提升了对细小血管检测的灵敏度。

**关键词** 图像处理; 视网膜血管; 模糊 C 均值聚类; 局部线结构约束

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.0910001

## Retinal Blood Vessel Segmentation Based on Fuzzy C-Means Clustering According to the Local Line Structural Constraints

Jia Hong, Zheng Chujun\*, Li Canbiao, Wang Wenbin, Xu Yanbing

School of Physics and Telecommunication Engineering, South China Normal University,  
Guangzhou, Guangdong 510006, China

**Abstract** In this study, we propose retinal vessel segmentation based on fuzzy C-means (FCM) clustering in accordance with the local line structural constraints. The pixel features are extracted via multi-scale match filter and B-COSFIRE filter of the pre-processed image, where the contrast between the vessel and the background is enhanced. Thus, retinal vessel segmentation can be realized using the FCM clustering algorithm according to the local line structural constraints. Finally, the isolated noise points are eliminated via the post-processing operation. The experiment is performed using the DRIVE database. The average accuracy, sensitivity, and specificity are 94.21%, 67.21%, and 98.2%, respectively. When compared with the traditional feature-space-based FCM algorithm, the proposed method exhibits better continuity with respect to the segmented retinal vessels and is more sensitive to the small blood vessels.

**Key words** image processing; retinal vessels; fuzzy C-means clustering; local line structure constraint

**OCIS codes** 100.2000; 100.3008; 100.5010

## 1 引 言

眼底图像分析与辅助疾病诊断系统在糖尿病、心血管、眼科等疾病的辅助诊断和筛查方面有重要的使用价值<sup>[1]</sup>,而视网膜血管分割是构建眼底图像分析与辅助疾病诊断系统的关键环节。

近年来,专家学者在视网膜血管分割领域作了许多相关的研究工作。根据分割时是否需要医生提供的标签信息,可以将这些方法分为有监督和无监督的方法。有监督方法需要借助医生的手工标记信息训练分类器,一般包括特征提取和分类两个过程。

Soares 等<sup>[2]</sup>利用像素灰度值和多尺度 Gabor 小波作为眼底图像的像素特征,使用贝叶斯高斯混合模型实现像素点分类。Ricci 等<sup>[3]</sup>以主线算子、正交线算子和绿通道灰度图为特征构造 3 维特征向量空间,利用支持向量机(SVM)分类器对视网膜血管进行分割。Lupascu 等<sup>[4]</sup>采用了高斯滤波器、Hessian 矩阵及边缘检测算子等构建 41 维像素特征,使用 Ada-Boost 分类器实现像素点分类。深度学习通过深度神经网络训练进行特征表示学习和分类器学习,不需要人工设计提取图像特征环节。郑婷月等<sup>[5]</sup>设计了多尺度特征融合的全卷积神经网络

收稿日期: 2019-11-29; 修回日期: 2020-01-04; 录用日期: 2020-01-19

基金项目: 国家自然科学基金(10504008)

\* E-mail: cjzheng@scnu.edu.cn

的方法来检测视网膜血管,实现了自动提取视网膜血管的多尺度特征,提高了细小血管的分割能力。梁礼明等<sup>[6]</sup>在U型网络的基础上提出了一种融合了密集可变形卷积(DB-DC)和注意门(AGs)的视网膜血管分割算法,提升了视网膜血管分割的准确度和抗噪性能。

与监督方法相比,无监督的方法不需要复杂的分类器训练和调节参数的过程,极大地降低了计算复杂度,节省了眼科医生手工提供标签信息的时间。常见的无监督方法主要有基于匹配滤波的方法<sup>[7-8]</sup>、基于形态学处理的方法<sup>[9]</sup>、基于血管跟踪的方法<sup>[10]</sup>以及基于聚类的方法<sup>[11-15]</sup>。聚类算法可以通过挖掘数据内在的聚类属性来确定对应的聚类中心,从而完成样本点的分类。Saffarzadeh等<sup>[11]</sup>提出了多尺度线检测和K-means聚类的视网膜血管分割方法。Ali等<sup>[12]</sup>采用绿色通道图像和Gabor小波特征,利用K-means聚类方法实现视网膜血管分割。Dey等<sup>[13]</sup>采用增强后的像素灰度值作为像素特征,在特征空间使用FCM聚类实现眼底图像分割。Khan等<sup>[14]</sup>提取眼底灰度图像的纹理特征,采用改进的FCM聚类实现视网膜血管分割,提升了视网膜血管分割的准确率。Kande等<sup>[15]</sup>提出了一种基于空间加权的FCM聚类方法来完成血管分割,该方法考虑了像素灰度空间分布最近邻的邻域灰度信息,提升了细小血管的分割性能,在灰度空间实现像素点的分类,降低了计算的复杂度。

上述基于像素特征空间FCM聚类的视网膜血管分割方法把眼底图像像素作为样本,根据血管像素特征把眼底像素映射到特征空间,在特征空间完成FCM聚类,得到血管聚类中心和背景聚类中心,进一步实现眼底图像像素点分类。由于FCM聚类中心容易受噪声点和离群点的影响,边界点到血管聚类中心和背景聚类中心的距离比较接近时会导致错分,视网膜血管分割中会丢失部分低对比度的小血管。基于特征空间FCM聚类的视网膜血管分割方法只考虑像素在特征空间的聚类属性,没有考虑像素空间中邻域的结构关联信息,由于视网膜血管具有树状的网络结构,故可用分段线结构表示,即局部具有线结构特性。Ahmed等<sup>[16]</sup>在标准的FCM算法中引入像素空间像素点的最近邻像素点集,采用基于像素点邻域约束的FCM聚类方法来分割核磁共振脑部图像。受Ahmed等<sup>[16]</sup>的启发,本文将像素空间域血管的局部线结构约束引入到FCM聚类算法中并用于视网膜血管分

割,提出了基于局部线结构约束的FCM聚类的视网膜血管分割方法FCM\_LLC(FCM with local line constraints)。局部线结构的像素空间邻域约束的引入,使得算法具有更好的抗噪能力,所分割的视网膜血管具有更好的连续性,提升了对细小血管的检测灵敏度。

## 2 基于局部线结构约束的FCM算法

本文算法的流程如图1所示。首先对彩色眼底图进行预处理和特征提取,然后采用局部线结构约束的FCM聚类得到血管和背景两个聚类中心,根据像素点属于这两个聚类中心的隶属度大小对像素点进行二值化分类,最后对二值图像进行后处理操作,完成视网膜血管分割。

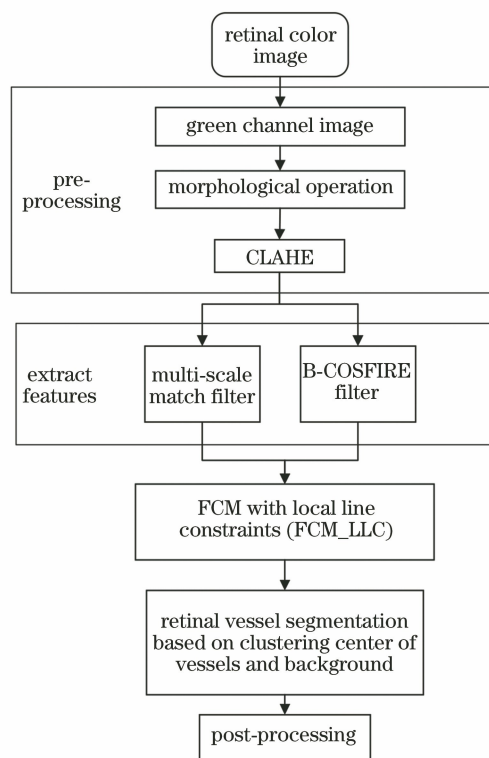


图1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

### 2.1 图像预处理

由于绿通道图像中血管与背景的对比如较高,本文选取绿通道图像作为后续操作的初始图像;采用直径为3 pixel的圆盘结构,对绿通道图像进行形态学开操作,以改善血管的中央反射现象;然后对形态学开操作后的图像采用对比度受限的直方图均衡化CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)处理,以增强血管与背景的对比如。预处理过程的结果如图2所示。

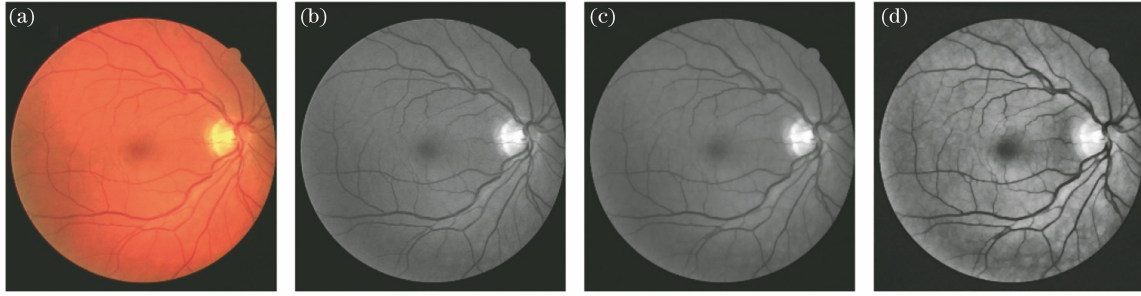


图 2 预处理结果图。(a)彩色眼底图;(b)绿色通道;(c)图(b)的形态学开操作;(d) CLAHE 处理图(c)的结果图

Fig. 2 Images of the pre-processing results. (a) Color fundus image; (b) green channel;

(c) morphological open operation of Fig. 2(b); (d) image enhancement of Fig. 2(c) by CLAHE

## 2.2 特征提取

### 2.2.1 多尺度匹配滤波

视网膜血管横截面的灰度分布符合高斯特性, Chaudhuri 等<sup>[7]</sup>设计了一种二维高斯匹配滤波器来检测血管,二维匹配滤波器的核函数为

$$K(x, y) = -\exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) - m_0, \quad |y| \leq \frac{L}{2}, \quad (1)$$

式中: $L$  表示血管段的长度; $\sigma$  表示高斯匹配滤波器的标准差,即尺度参数; $m_0$  表示高斯函数  $-\exp(-x^2/2\sigma^2)$  的均值,减去  $m_0$  可使滤波器对均匀背景的滤波响应为 0。

在眼底图像中,由于血管的宽度从视盘向外逐

渐减小,范围在 2~10 pixel 不等。因此 Sofka 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于多尺度的匹配滤波器,以便更好地检测眼底图像中不同尺度的血管。为了检测不同方向的血管,本文在  $0^\circ \sim 180^\circ$  之间以  $15^\circ$  为间隔设置了 12 个不同方向的高斯匹配滤波,将这些高斯匹配滤波器分别与预处理后的眼底图像进行卷积,把最大响应作为滤波输出,由于大尺度的滤波器对大血管具有较强的响应,小尺度的滤波器对小血管具有较强的响应,因此本文选取了尺度值  $\sigma = \{1, 2\}$  来提取视网膜血管特征,选取的血管长度为 9,并将两个尺度响应的最大值作为特征输出,多尺度高斯匹配滤波结果如图 3 所示。

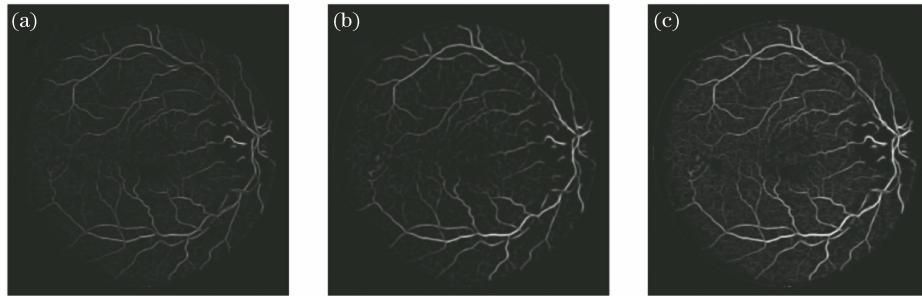


图 3 多尺度匹配滤波响应图。(a)  $\sigma=1$  响应图;(b)  $\sigma=2$  的响应图;(c)多尺度融合的响应图

Fig. 3 Multi-scale match filter response images. (a) Response image with  $\sigma=1$ ; (b) response image with  $\sigma=2$ ; (c) response image with all scales

### 2.2.2 B-COSFIRE 滤波器

COSFIRE 滤波器<sup>[17]</sup>是一种棒状选择组合移位式滤波器,可以自动选择和检测血管棒状结构。在进行视网膜血管检测时,对称 B-COSFIRE 滤波器的响应值可表征连续血管,非对称 B-COSFIRE 滤波器响应值表征血管末端,其原理如图 4 所示,图中标出的中心点为滤波中心像素点,圆圈包围的区域为滤波的支持域。

B-COSFIRE 滤波响应是由一组高斯差分 (DoG) 滤波响应的乘积加权几何平均得到。其

DoG 滤波公式为

$$F_{\text{DoG},\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) - \frac{1}{2\pi(0.5\sigma)^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2(0.5\sigma)^2}\right], \quad (2)$$

式中: $\sigma$  是高斯函数标准差。DoG 滤波器的滤波响应沿同心圆进行,强度变化大的点对应响应最大值点,即关键点。关键点的信息用  $S_{\sigma_i, \rho_i, \varphi_i}$  表示,其中  $\sigma_i$  为滤波响应最大时对应的高斯函数标准差, $\rho_i$  和  $\varphi_i$  是相对于滤波器中心点的极坐标,通过对 DoG 滤

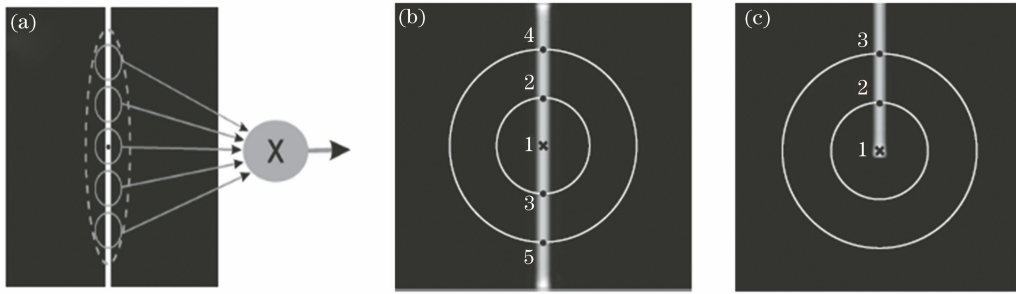


图 4 B-COSFIRE 相关原理图。(a) B-COSFIRE 原理;(b)对称 B-COFIRE;(c)非对称 B-COSFIRE

Fig. 4 Schematic diagram of B-COSFIRE. (a) Principle of B-COSFIRE; (b) symmetrical B-COSFIRE structure; (c) asymmetric B-COSFIRE structure

波响应进行模糊和移位操作,提高了各点位置的容错性,再将该响应进行加权几何平均操作,得到 B-COSFIRE 滤波器响应公式为

$$r_s(x, y) = \left| \left\{ \left[ \prod_{i=1}^{|S|} S_{\sigma_i, \rho_i, \phi_i}(x, y) \right]^{\omega_i} \right\}^{1/\sum_{i=1}^{|S|} \omega_i} \right|_t, \quad (3)$$

式中:  $\omega_i = \exp\left(-\frac{\rho_i^2}{2\hat{\sigma}^2}\right)$ ;  $\hat{\sigma} = \frac{1}{3} \max_{i \in \{1, 2, \dots, |S|\}} \{\rho_i\}$ ;  $0 \leq t \leq 1$ ,  $|\cdot|_t$  表示以  $t$  为阈值对得到的响应结果进行阈值化。

为检测不同方向上的血管,本文将滤波器旋转 12 个方向,将 12 个方向滤波响应的最大值作为输出结果,结果图如图 5 所示。

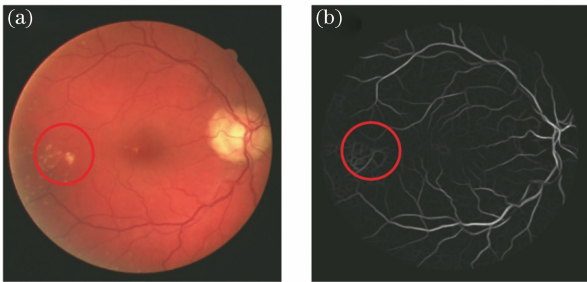


图 5 B-COSFIRE 滤波器响应图。(a)彩色眼底图像;(b) B-COSFIRE 响应结果图

Fig. 5 Response image of B-COSFIRE filtering. (a) Color fundus image; (b) result of B-COSFIRE filtering

采用上述特征提取步骤,可得到二维特征向量  $\mathbf{F}_{2D} = (f_{\text{multi\_mf}}, f_{\text{B-COSFIRE}})$ ,为了在后续操作中更好地完成视网膜血管分割,对上述特征响应进行归一化处理,即

$$\bar{f}_i = \frac{f_i - \min(f_i)}{\max(f_i) - \min(f_i)}, \quad (4)$$

式中:  $f_i$  为第  $i$  个特征的响应值 ( $i = 1, 2$ ),  $\bar{f}_i \in [0, 1]$  表示经过归一化后的特征响应值。得到归一化的特征向量  $\mathbf{F} = (\bar{f}_{\text{multi\_mf}}, \bar{f}_{\text{B-COSFIRE}})$ ,以便后续完成视

网膜血管分割。

### 2.3 FCM\_LLC 聚类算法

本文提出了一种基于局部线结构约束的 FCM 聚类(FCM\_LLC)的视网膜血管分割方法。为了有效地提取血管像素点的邻域局部线结构,采用线检测器探测血管的方向,由于大血管处的局部线结构较长,而小血管处的局部线结构较短,在该方向下,采用多尺度线检测器感知局部线结构的最优尺度,从而确定与血管像素点有着强关联的局部线结构中的邻域像素点集,把邻域像素点集所构建的约束项添加到 FCM 的目标函数中,形成局部线结构约束的 FCM 聚类,实现视网膜血管分割。

#### 2.3.1 多尺度线算子构建邻域像素点集

文献[18]提出了多尺度线检测器的方法来提取视网膜血管。线检测器原理如图 6 所示,定义了一个  $15 \text{ pixel} \times 15 \text{ pixel}$  的窗口,用该窗口在预处理后的图像上滑动,窗口内所有像素点的灰度平均值为

$$I_{\text{avg}}^{(W)} = \frac{1}{N_{W, i, j \in n_W}} \sum I(i, j), \quad (5)$$

式中:  $I(i, j)$  为窗口内像素点的灰度值;  $W$  为窗口的长和宽,本文取  $15 \text{ pixel}$ ;  $N_W = 15 \times 15$ , 表示窗口内像素点的个数;  $n_W$  表示窗口内像素点的集合。线检测器检测到的血管像素响应平均值为

$$I_{\theta}^{(W)} = \frac{1}{N_{\theta, i, j \in n_{\theta}}} \sum I_{\theta}(i, j), \quad (6)$$

式中:  $I_{\theta}(i, j)$  是角度值为  $\theta$  的线检测器模板对应的图像中像素点的灰度值;  $n_{\theta}$  表示线检测器检测到的像素点的集合;  $N_{\theta}$  表示集合内像素点的个数。

为了检测不同方向上的血管,以  $15^\circ$  为步长,在  $0^\circ \sim 180^\circ$  范围内设置了通过中心像素的 12 个不同方向的线检测器,计算 12 个方向的响应值  $I_{\theta}^{(W)}$ ,当血管方向与线检测器一致时[如图 6(b)所示]获得最大响应,记为  $I_{\theta, \text{max}}^{(W)}$ ,最大响应对应的角度值记为  $\theta$ ,最终得到的线检测器响应为

$$R_w^{(l)} = I_{\theta, \max}^{(w)} - I_{\text{avg}}^{(w)}, \quad (7)$$

式中:  $l$  表示线检测器的尺度参数, 由于大血管处的局部线结构较长, 而小血管处的局部线结构较短, 在血管方向下, 采用多尺度线算子感知局部线结构的最优尺度, 以 2 为步长, 在 1~15 范围内设置 7 个尺

度的线检测器检测血管的局部尺度信息, 选取每个像素点线检测器响应为  $R_w^{(l)}$  时对应的尺度值  $L$ 。 $R_w^{(l)}$  的表达式为

$$R_w^{(L)} = \max\{R_w^{(l)}\}. \quad (8)$$

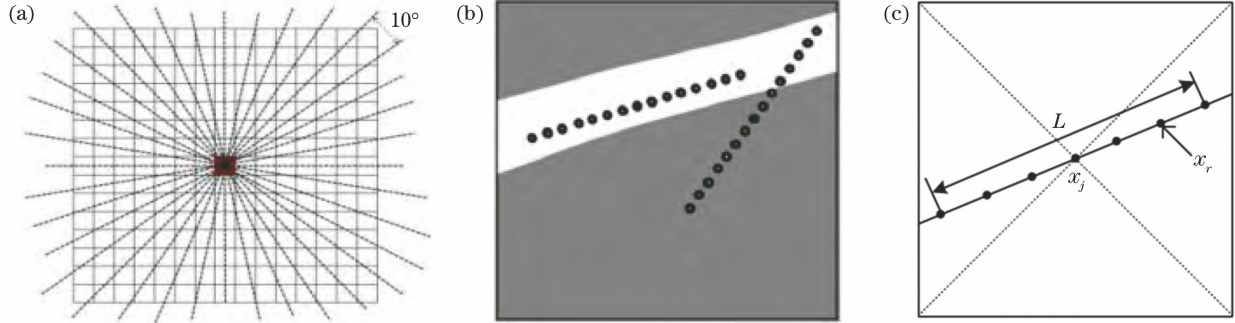


图 6 线检测器结构示意图。(a)线检测器原理图;(b)线检测器检测血管示意图;(c)局部邻域信息

Fig. 6 Schematic diagram of line detector structure. (a) Line detector schematic diagram; (b) schematic diagram of line detector matched with vessel; (c) local neighborhood information

如图 6(c) 所示, 在线算子所检测的血管方向  $\theta$  下, 将最优尺度为  $L$  的线段所覆盖的像素点作为目标血管点, 构建局部线结构的像素点集  $N_l$ , 像素点集可表示为

$$N_l = \{x_r\}, r = [1, L], r \neq \frac{L+1}{2}, \quad (9)$$

式中:  $x_r$  代表局部线结构中目标像素点的邻域像素点, 即除目标像素点外, 线结构 1~ $L$  内的像素点。局部线结构邻域像素点对应的特征  $\mathbf{F}(x_r)$  为

$$\mathbf{F}(x_r) = [f_{\text{multi\_mf}}(x_r), f_{\text{B-COSFIRE}}(x_r)]. \quad (10)$$

由局部线结构邻域像素点集  $N_l$  所对应的特征构建的约束项添加到 FCM 的目标函数中, 组成了

本文基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割目标函数。

### 2.3.2 FCM\_LLC 聚类算法原理

视网膜血管分割可以看作是眼底图像像素分为血管像素和非血管像素的二分类问题。基于特征空间 FCM 聚类的视网膜血管分割方法, 在特征空间实现了眼底图像像素点的分类, 但由于传统的 FCM 聚类没有考虑像素空间中邻域的结构关联信息, 而视网膜血管在像素空间中具有分段线结构的特性, 故本文的 FCM\_LLC 算法在标准的 FCM 算法基础上引入了线结构约束项, 得到的新目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{F}(x_j) - \mathbf{V}_i\|^2 + \frac{\alpha}{N_L} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{x_r \in N_l} \|\mathbf{F}(x_r) - \mathbf{V}_i\|^2, \quad (11)$$

式中:  $\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{F}(x_j) - \mathbf{V}_i\|^2$  是标准的 FCM 的目标函数,  $\mathbf{F}(x_j)$  表示像素点  $x_j$  对应的归一化特征向量,  $n$  表示眼底图像中像素点的个数,  $c$  是由先验知识指定的聚类数目, 视网膜血管分割主要是实现对血管像素点的提取, 因而将像素点划分为血管类和背景类两类, 即  $c$  的取值为 2,  $\mathbf{V}_i$  代表血管类或背景类的聚类中心,  $u_{ij}$  表示像素点属于聚类中心  $\mathbf{V}_i$  的隶属度,  $m$  控制聚类的模糊性, 本文选取标准 FCM 算法<sup>[19]</sup> 的默认值 2;

$\frac{\alpha}{N_L} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{x_r \in N_l} \|\mathbf{F}(x_r) - \mathbf{V}_i\|^2$  是引入局部线结

构邻域信息的约束项, 其中  $N_L$  为选取的邻域像素点的个数,  $\mathbf{F}(x_r)$  表示目标像素  $x_j$  的局部线结构邻域点  $x_r$  所对应的归一化特征向量, 邻域约束项对分类结果的影响由参数  $\alpha$  控制,  $\alpha$  的取值与眼底图像的信噪比 (SNR) 成反比, 较高的信噪比需要较小的参数值, 较低的信噪比需要较高的参数值, 由于眼底图像背景复杂, 本文所有实验设置为 0.9, 即局部线结构约束项对聚类结果的影响因子为 0.9。为了寻求最优分类, 通过最小化目标函数可得隶属度和聚类中心的更新函数为

$$u_{ij} = \frac{\left( \| \mathbf{F}(x_j) - \mathbf{V}_i \|^2 + \frac{\alpha}{N_L} \sum_{x_r \in N_L} \| \mathbf{F}(x_r) - \mathbf{V}_i \|^2 \right)^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left( \| \mathbf{F}(x_j) - \mathbf{V}_i \|^2 + \frac{\alpha}{N_L} \sum_{x_r \in N_L} \| \mathbf{F}(x_r) - \mathbf{V}_i \|^2 \right)^{-\frac{1}{m-1}}}, \quad (12)$$

$$\mathbf{V}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \left( \mathbf{F}(x_j) + \frac{\alpha}{N_L} \sum_{x_r \in N_L} \mathbf{F}(x_r) \right)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m}. \quad (13)$$

根据(12)式和(13)式可以看出,在迭代过程中,线结构邻域内的像素点相对于聚类中心的距离会在很大程度上对中心像素产生影响,邻域影响作为一个正则化项,可提升对细小血管的探测能力。基于局部线结构约束的 FCM 聚类算法的流程如下:

输入:二维特征矩阵及线结构邻域特征

输出:聚类中心和隶属度矩阵

1) 设置最大迭代次数、最小误差值  $\epsilon$ 、聚类数目  $c$ ,模糊指数  $m$  以及平衡因子  $\alpha$  的值;

2) 初始化隶属度矩阵;

3) 利用(12)式和(13)式计算每次迭代过程中的隶属度矩阵和聚类中心;

4) 判断迭代停止条件,若  $|J_m - J_{m-1}| \leq \epsilon$  或迭代次数达到 100,则停止;否则返回步骤 3)。

## 2.4 根据血管和背景的聚类中心对眼底像素进行分类

当算法收敛后,得到了两个聚类中心,以及各像素点属于这两个聚类中心的隶属度。在特征响应图中可见,血管的响应较大,而背景的响应较小,则聚类中心特征向量的较大的分量值被指派为血管类中心,而另外一个聚类中心被指派为背景类中心。根据像素样本点属于血管类和背景类的隶属度大小,可将眼底图像像素进行分类,将像素点分配给隶属度值较大的类。

## 2.5 后处理

最后本文通过去除小于 25 pixel 的连通域,来消除血管分割图中孤立的噪声点,得到最终的视网膜血管分割结果。

# 3 实验结果与分析

## 3.1 评估数据集

本文使用了 DRIVE<sup>[20]</sup> (Digital Retinal Images for Vessel Extraction) 数据库中的彩色眼底图像。该数据库中包含了 40 张分辨率为 584 pixel  $\times$  565 pixel 的眼底图像,测试组图像和训练组图像各

20 幅,测试组中包含两位专家的手工标记图,实验中以测试组图像作为测试集,以第 1 位专家的标记图作为标准图对实验结果进行性能评估。

## 3.2 性能评价指标

视网膜血管分割的目的是将眼底图像中的像素点划分为血管像素点和背景像素点,分割的结果有 4 种可能:真阳性(true positive, TP),表示专家手工标记的图像中的血管像素点被正确地划分为血管;假阴性(false negative, FN),表示专家手工标记的图像中的血管像素点被错误地划分为背景;真阴性(true negative, TN),表示专家手工标记的图像中的背景像素点被正确地划分为背景;假阳性(false positive, FP),表示专家手工标记的图像中的背景像素点被错误地划分为血管。

为对分割结果进行评估,分别采用准确率( $A_{cc}$ , Accuracy)、灵敏度( $S_{en}$ , Sensitivity)、特异性( $S_{pe}$ , Specificity)三种评价指标对分割效果进行客观评价,三项性能评价指标的定义为

$$S_{en} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (14)$$

$$S_{pe} = \frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}}, \quad (15)$$

$$A_{cc} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{TN} + N_{FN}}, \quad (16)$$

式中: $N_{TP}$ 表示被正确分割为血管的像素点数; $N_{TN}$ 表示被正确分割为背景的像素点数; $N_{FP}$ 表示被错分为血管的像素点数; $N_{FN}$ 表示错分为背景的像素点数。

## 3.3 实验结果

本文算法对 DRIVE 数据库测试集中的 20 幅图像进行测试,并采用 3.2 节中的性能评价指标对实验结果作评价。本文方法在 DRIVE 数据库中分割最好的图像的  $A_{cc}$ 、 $S_{en}$ 、 $S_{pe}$  分别为 95.64%、74.73%、98.5%,20 张图像的平均  $A_{cc}$ 、 $S_{en}$ 、 $S_{pe}$  分别为 94.21%、67.21%、98.2%,具有较好的分割性能。

本文方法在 DRIVE 数据库上最好的分割结果、最坏的分割结果和其他 2 张正常眼底图的分割结果如图 7 所示,第 1 行是彩色眼底图像,第 2 行是本文算法的分割结果图,第 3 行是第一位专家手工

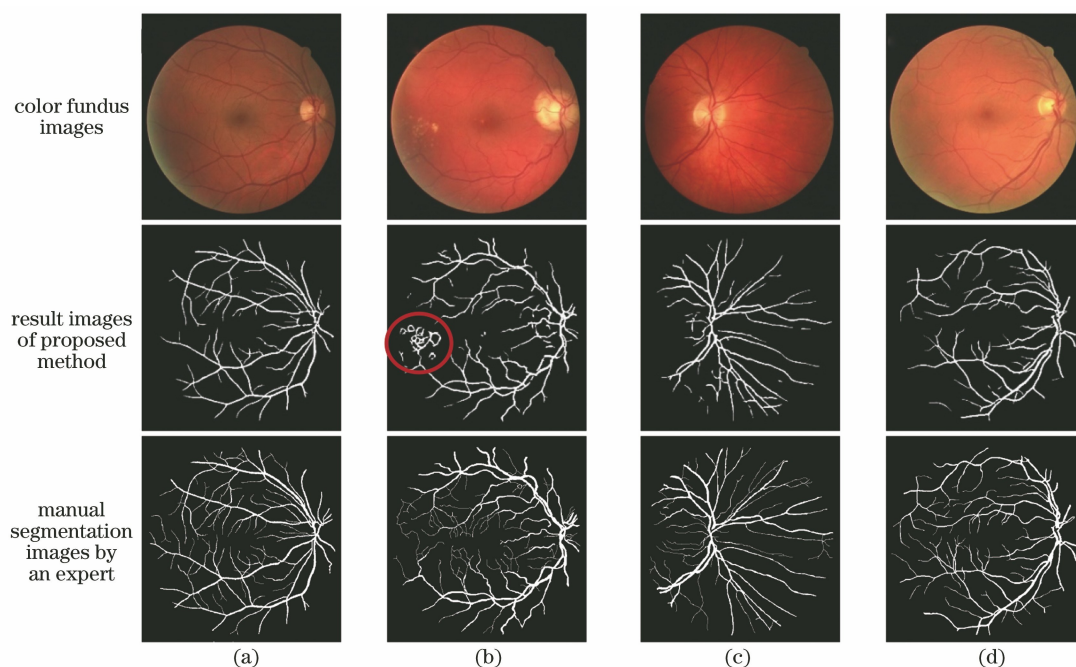


图 7 DRIVE 数据库的分割结果图。(a)最好的分割结果图;(b)最坏的分割结果图;(c)第 15 幅眼底分割结果图  
(d)第 18 幅眼底分割结果图

Fig. 7 Segmentation result images of the DRIVE database. (a) The best result of images; (b) the worst result of images;  
(c) segmentation result of 15th images; (d) segmentation result of 18th images

标记的标准图。根据图 7 可以看出,在较好的分割结果图和较差的分割结果图中,本文算法都能获得与专家手工标记结果图相似的血管网络,血管像素点间有与标准图相似的连续性。最差的分割结果图是 DRIVE 数据库中第 8 张病变图像的分割结果,由于在病变区,B-COSFIRE 滤波有较大的响应[如图 5(b)所示],本文引入多尺度线结构约束,对小尺度的线结构也较为敏感,病变区域出现如图 7 圈中所示的结构,本文算法将出现病变的背景像素点错误地分割为血管。

为验证本文方法的有效性,在相同特征条件下,针对最差的分割结果图将本文算法与 K-means 算法和 FCM 算法作进一步对比,对比结果如图 8 所

示,依次为 K-means 算法、FCM 算法及本文算法的分割结果图。3 种方法均把病变的背景像素点错分为血管。相较于前 2 种算法,本文检测出较为完整的血管网络,证明了本文算法分割血管的有效性。

### 3.4 对比分析

在相同特征条件下,对本文方法与 FCM 方法进行对比实验,实现对视网膜血管的分割,得到的实验结果如表 1 所示。从表 1 可知,本文算法的灵敏度比 FCM 算法高出 6.44 个百分点,准确率比 FCM 算法高出 0.17 个百分点,说明本文方法对血管像素的响应更灵敏,可以更准确地识别血管像素点,因此可以证明本文算法优于 FCM 算法的分割性能。

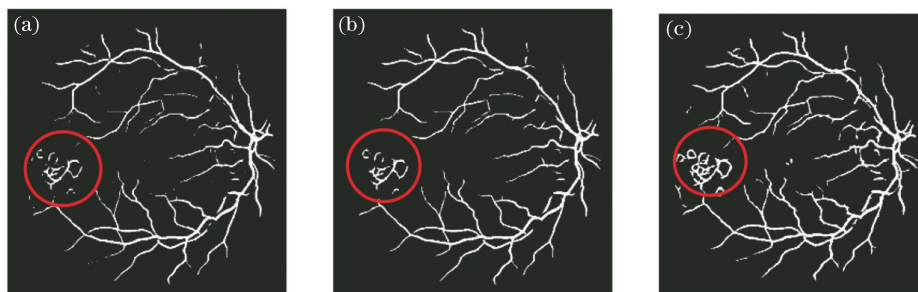


图 8 病变图像分割结果图。(a) K-means 分割结果图;(b) FCM 分割结果图;(c)本文算法分割结果图

Fig. 8 Segmentation results of lesion image. (a) Segmentation result of K-means; (b) segmentation result of FCM;  
(c) segmentation result of proposed method

表 1 本文方法与 FCM 方法的分割性能对比

Method	$A_{cc}$	$S_{en}$	$S_{pe}$
FCM	94.04	60.77	98.98
FCM_LLC	94.21	67.21	98.20
Difference	<b>0.17</b>	<b>6.44</b>	-0.78

从图 9 可以看出,本文方法与 FCM 都能较为准确地分割出血管网络。图 9 中第 2 行和第 3 行是第 1 行中局部图像的放大图,与标准图对比可

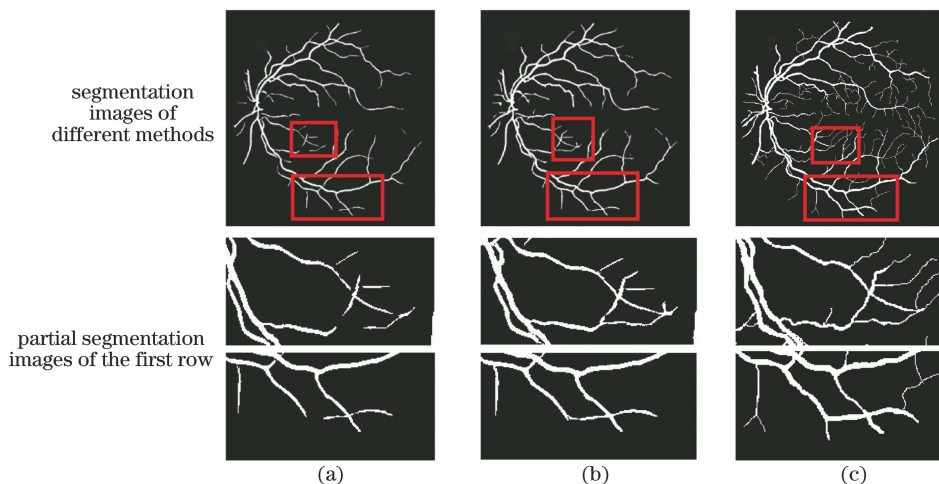


图 9 本文方法与 FCM 分割结果。(a) FCM 的分割结果图;(b) 本文方法的分割结果图;(c) 专家手工标记图

Fig. 9 Results of proposed method and FCM. (a) Results of FCM; (b) results of the proposed method; (c) segmentation images manually marked by expert

本文提出了一种基于局部线结构约束的 FCM 视网膜血管分割方法,并在由多尺度匹配滤波和 B-COSFIRE 滤波响应组成的二维空间完成像素点的聚类,B-COSFIRE 滤波响应可以有效地提升血管像素点间的连续性,匹配滤波能有效匹配血管结构,由于 B-COSFIRE 滤波和匹配滤波对低对比度的小血管响应较弱,导致部分低对比度区域的细小血管未被检测出来,故本文方法分割出的细小血管的数量比专家手工标记的少。在下一阶段的研究工作中,将研究低对比度的血管特征表示与描述方法,进一步提升对低对比度视网膜小血管的检测能力。

### 3.5 与其他方法的比较

为了进一步分析本文算法的有效性,将本文方法与部分参考文献工作在 DRIVE 数据库上的分割性能进行对比,如表 2 所示。

由于本文采用的是无监督方法,因此选取了若干无监督方法的文献进行对比分析,在 DRIVE 数据库上的对比结果如表 2 所示,本文方法的准确率仅比文献[17]低 0.06 个百分点,说明引入局部线结

以看出,本文方法能识别出更多的小血管,检测出的血管结构具有更好的完整性。实验结果表明 FCM 算法容易丢失部分低对比度的小血管,而本文方法能更有效地检测小血管,提升了低对比度区域的血管探测的灵敏度。因此,可得出本文方法通过引入局部线结构邻域信息,增强了局部血管线结构中邻域像素点间的空间关联度,不仅使所分割的血管图有更强的连续性,还提升了对小血管的检测能力,充分利用了血管局部的线结构特性,提高了分割性能。

表 2 不同视网膜血管分割方法的性能

Table 2 Performance of different retinal blood vessel segmentation methods

Method	Average $A_{cc}$	Average $S_{en}$	Average $S_{pe}$
The 2nd observer	<b>94.73</b>	<b>77.63</b>	<b>97.25</b>
Chaudhuri <i>et al</i> <sup>[7]</sup>	92.84	61.68	97.41
Zana and Klein <sup>[9]</sup>	93.77	69.71	—
Azzopardi <i>et al</i> <sup>[17]</sup>	94.27	75.26	97.07
Meng <i>et.al</i> <sup>[21]</sup>	93.83	58.11	93.11
Kande <i>et al</i> <sup>[15]</sup>	89.11	—	—
Cai <i>et al</i> <sup>[22]</sup>	93.00	77.00	95.00
Wang <i>et al</i> <sup>[23]</sup>	93.82	56.86	99.26
Proposed method	<b>94.21</b>	<b>67.21</b>	<b>98.20</b>

构约束信息,使得本文方法能较为准确地识别出血管像素点;灵敏度高于文献[7]的二维匹配滤波的方法、文献[21]基于 Frangi 滤波器和 Otsu 的方法和文献[23]中改进的形态学与 Otsu 相结合的方法,



说明与这 3 种方法相比,本文方法能更为准确地检测血管像素点,但低于文献[9]提出的基于数学形态学的方法、文献[17]提出的可训练的 B-COSFIRE 的方法及文献[22]基于 PST 和多尺度高斯滤波的方法,这是由于本文采用 B-COSFIRE 滤波和匹配滤波来表征血管,而二者对低对比度的小血管响应较弱,因此导致在后续的聚类过程中部分低对比度的小血管被错误地划分为背景;特异性仅略低于文献[23]中改进的形态学与 Otsu 相结合的方法,排第 2 位,因此可以说明本文方法能较好地识别背景像素点。综上所述,本文方法在实现视网膜血管分割方面具有较好的有效性。

## 4 结 论

标准的 FCM 聚类算法没有考虑像素点的空间关联信息,在此基础上本文提出了一种基于邻域线结构约束的 FCM 聚类的视网膜血管分割方法。引入局部线结构约束的 FCM 聚类算法,充分考虑了血管的结构特性以及血管像素点的邻域信息,能更好地检测出线状的血管结构,保证分割出的血管有更好的连续性,从而获得优于 FCM 聚类算法的分割结果。但是易将病变区域的背景点错分为血管像素点,因而在下一阶段,我们将着手研究如何在病变图像中获得更好地分割性能。

## 参 考 文 献

- [1] Srinidhi C L, Aparna P, Rajan J. Recent advancements in retinal vessel segmentation [J]. *Journal of Medical Systems*, 2017, 41: 70.
- [2] Soares J V B, Leandro J J G, Cesar R M, et al. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1214-1222.
- [3] Ricci E, Perfetti R. Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(10): 1357-1365.
- [4] Lupascu C A, Tegolo D, Trucco E. FABC: retinal vessel segmentation using AdaBoost [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(5): 1267-1274.
- [5] Zheng T Y, Tang C, Lei Z K. Multi-scale retinal vessel segmentation based on fully convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0211002.  
郑婷月, 唐晨, 雷振坤. 基于全卷积神经网络的多尺
- 度视网膜血管分割 [J]. *光学学报*, 2019, 39(2): 0211002.
- [6] Liang L M, Sheng X Q, Lan Z M, et al. U-shaped retinal vessel segmentation algorithm based on adaptive scale information [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(8): 0810004.  
梁礼明, 盛校棋, 蓝智敏, 等. 自适应尺度信息的 U 型视网膜血管分割算法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(8): 0810004.
- [7] Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, et al. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, 8(3): 263-269.
- [8] 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.
- [9] Zana F, Klein J C. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(7): 1010-1019.
- [10] Vlachos M, Dermatas E. Multi-scale retinal vessel segmentation using line tracking [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2010, 34(3): 213-227.
- [11] Saffarzadeh V, Osareh A, Shadgar B. Vessel segmentation in retinal images using multi-scale line operator and K-means clustering [J]. *Journal of Medical Signals & Sensors*, 2014, 4(2): 122-129.
- [12] Ali A, Wan Zaki W M D, Hussain A. Blood vessel segmentation from color retinal images using K-means clustering and 2D Gabor wavelet [M] // Ntalianis K, Croitoru A. *Applied physics, system science and computers. Lecture notes in electrical engineering*. Cham: Springer International Publishing, 2017, 428: 221-227.
- [13] Dey N, Roy A B, Pal M, et al. FCM based blood vessel segmentation method for retinal images [EB/OL]. (2012-09-06) [2019-11-08]. <https://arxiv.xileisou.top/abs/1209.1181>.
- [14] Khan Z F, NaliniPriya G. Automatic segmentation of retinal blood vessels employing textural fuzzy C-means clustering [C] // 2016 International Conference on Emerging Technological Trends (ICETT), October 21-22, 2016. Kollam, India. IEEE, 2016: 787367.
- [15] Kande G B, Subbaiah P V, Savithri T S. Unsupervised fuzzy based vessel segmentation in pathological digital fundus images [J]. *Journal of Medical Systems*, 2010, 34(5): 849-858.
- [16] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A

- modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193-199.
- [17] Azzopardi G, Strisciuglio N, Vento M, et al. Trainable COSFIRE filters for vessel delineation with application to retinal images [J]. Medical Image Analysis, 2015, 19(1): 46-57.
- [18] Nguyen U T V, Bhuiyan A, Park L A F, et al. An effective retinal blood vessel segmentation method using multi-scale line detection [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(3): 703-715.
- [19] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Boston, MA: Springer US, 1981.
- [20] 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.
- [21] Meng L, Liu J, Cao H, et al. Retinal vessel segmentation based on Frangi filter and Otsu algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(18): 181004.
- 孟琳, 刘静, 曹慧, 等. 基于 Frangi 滤波器和 Otsu 视网膜血管分割 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(18): 181004.
- [22] Cai Z Z, 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.
- 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.
- [23] Wang W H, Zhang J Z, Wu W Y. New approach to segment retinal vessel using morphology and Otsu[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(7): 2228-2231.
- 汪维华, 张景中, 吴文渊. 改进的形态学与 Otsu 相结合的视网膜血管分割 [J]. 计算机应用研究, 2019, 36(7): 2228-2231.