

## 结合自适应脉冲耦合神经网络和最大类间方差准则的 眼底图像血管自动检测方法

吴 骏 肖志涛\* 张 芳 耿 磊 王淑芹

(天津工业大学电子与信息工程学院 天津 300387)

**摘 要:** 结合自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)和最大类间方差准则, 该文提出一种眼底图像血管自动检测方法。首先采用对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)和 2 维高斯匹配滤波对眼底图像进行预处理, 以增强血管和背景的对比度; 然后基于简化 PCNN 模型, 结合最大类间方差准则对预处理后的眼底图像进行分割, 针对 PCNN 神经元的链接强度通常为常数的不足, 使用像素的拉普拉斯能量(EOL)作为对应神经元的链接强度值, 使得 PCNN 能够根据像素特征自适应地调整神经元的链接强度; 最后采用面积滤波、断点连接对分割结果进行后处理, 得到最终的血管检测结果。对 STARE 眼底图像库的实验结果表明, 该方法具有较高的鲁棒性、有效性和可靠性。

**关键词:** 眼底图像; 血管自动检测; 脉冲耦合神经网络(PCNN); 最大类间方差准则; 拉普拉斯能量(EOL)

中图分类号: TP391.4; R445

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)10-2411-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01317

## Combing Adaptive Pulse Coupled Neural Network and Maximal Categories Variance Criterion for Blood Vessels Automatic Detection in Fundus Image

Wu Jun Xiao Zhi-tao Zhang Fang Geng Lei Wang Shu-qin

(School of Electronics and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China)

**Abstract:** A new blood vessels automatic detection method in fundus image combining adaptive Pulse Coupled Neural Network (PCNN) and maximal categories variance criterion is proposed. In preprocessing, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and two-dimensional Gaussian matched filtering are adopted to improve the contrast between blood vessels and background. Then based on simplified PCNN model and maximal categories variance criterion, the preprocessed fundus image is segmented. In image processing, the linking strength of each PCNN neuron is usually a constant. In order to overcome the limitation, pixel's Energy Of Laplace (EOL) is chosen as the linking strength of corresponding PCNN neuron, thus PCNN can adjust its linking strengths according to pixel features adaptively. Finally, the final blood vessels detection result is obtained via postprocessing including area filtering and breakpoint connection. The experiments implemented on the Hoover fundus image database show that the method has relatively higher robustness, effectiveness and reliability.

**Key words:** Fundus image; Blood vessels automatic detection; Pulse Coupled Neural Network (PCNN); Maximal categories variance criterion; Energy Of Laplace (EOL)

### 1 引言

眼睛是人体重要的视觉器官, 其中的眼底血管是人体内唯一可以非创伤方式直接观察的较深层的微血管。相对于其他组织, 眼底血管在眼底图像中表现得最为稳定和明显。很多其他系统疾病, 例如糖尿病、高血压、动脉硬化等心脑血管疾病, 都会

对眼底血管的亮度、位置和形状等特征产生影响<sup>[1]</sup>, 因此眼底图像中血管的检测对于其他系统疾病的诊断是具有重要指导意义的, 已成为一个非常重要的研究课题。

现有的眼底血管检测方法包括监督方法和非监督方法两大类。监督方法基于标准图像特征数据进行血管分割, 需预先对标准图像进行手动标识, 以进行提取训练。例如文献[2]用优化方法调整滤波参数, 通过对比检测图像与已标识的标准图像确定滤波器参数。在许多实际情况下, 手动标识图像费时费力, 并不可行。非监督方法根据制定的判断准则

2012-10-15 收到, 2013-04-27 改回

国家自然科学基金 (61102150) 和天津市科技支撑计划重点项目 (12ZCZDZX02100) 资助课题

\*通信作者: 肖志涛 xiaozhitao@tjpu.edu.cn

将图像像素分为血管和背景两类,常采用基于分类的方法和基于跟踪的方法。基于分类的方法先利用低层算法产生空间连接的分割区域,再将这些区域进一步细分为血管和非血管<sup>[3]</sup>。基于跟踪的方法则是先确定一个初始种子点,从该点出发来探测局部的图像性质,并迭代跟踪血管<sup>[4]</sup>。虽然研究者提出了许多眼底血管检测的非监督方法,但对具有病变和低对比度的眼底图像,血管的检测结果仍然难以令人满意,因此对于眼底血管检测的研究仍需深入。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是在 Eckhorn 等人<sup>[5]</sup>提出的猫视觉皮层模型基础上进行的一种拓展,是生物视觉复杂系统的仿生。与传统神经网络所不同的是,PCNN 神经元之间有乘积耦合和动态脉冲发放特性<sup>[6]</sup>,在平衡空间不连续性的同时保留了区间信息,这使得 PCNN 适用于图像分割处理<sup>[7,8]</sup>,但往往需要手动确定参数和最佳分割结果<sup>[9]</sup>。文献[10]研究了 PCNN 参数的自适应设置,但应用到眼底图像分割中存在效果差、效率低等缺点。拉普拉斯能量(Energy Of Laplace, EOL)能衡量区域的局部清晰度、反映图像细节上的反差和纹理上的变化,是一种显著性特征。在文献[11]中,像素的拉普拉斯能量用于设定 PCNN 对应神经元的链接强度值,在图像融合中取得了很好的效果,但尚未应用于眼底图像分割。基于此,本文将拉普拉斯能量应用于 PCNN 链接强度的自适应设置,利用最大类间方差准则确定最佳分割结果,结合预处理和后处理,提出了一种眼底图像血管自动检测方法,处理流程如图 1 所示。眼底图像为 RGB 彩色图像,可分解为红、绿、蓝 3 通道的单色图像。经对比发现,相对于红色通道和蓝色通道,绿色通道的眼底图像中血管和背景的对比较高,因此本文方法选取绿色通道的眼底图像作为待检测图像。首先采用对比度受限的自适应直方图均衡化(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)和 2 维高斯匹配滤波对眼底图像进行预处理,以增强血管和背景的对比如;然后基于简化 PCNN 模型,使用像素的 EOL 作为对应 PCNN 神经元的链接强度值,结合最大类间方差准则对眼底图像进行分割;最后通过面积滤波和断点连接后处理得到最终的血管检测结果。

## 2 眼底图像预处理

眼底图像中血管直径的变化比较大,而且由于背景干扰、光照不均等因素,血管和背景的对比如

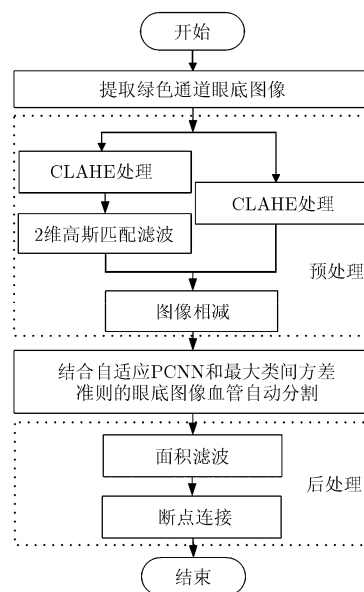


图 1 本文方法流程图

较低。为获得理想的分割效果,要对眼底图像进行预处理,以增强血管和背景的对比如。本文方法采用的预处理过程如下:首先对绿色通道的眼底图像进行自适应直方图均衡化(CLAHE)处理,然后对 CLAHE 处理结果进行 2 维高斯匹配滤波,最后用 CLAHE 处理结果图像减去其 2 维高斯匹配滤波结果图像,得到预处理结果。

CLAHE 处理的主要思想是在局部直方图均衡化的同时,考虑该局部区域的周围区域对它的影响。CLAHE 处理的局部直方图定义公式为

$$h(s) = \alpha h_w(s) + (1 - \alpha) h_b(s) \quad (1)$$

式中  $s$  表示灰度值,  $h_w(s)$  表示窗口内的归一化直方图,  $h_b(s)$  表示窗口外的归一化直方图,  $0 \leq \alpha \leq 1$ 。  $\alpha$  表示窗口外部环境对于窗口内变换的影响程度。STARE 眼底图像库是国际通用的眼底图像库<sup>[12]</sup>,包含了  $605 \times 700$  像素大小的正常和病变眼底图像共 20 幅,还提供了 Hoover 和 Kouznetsova 两位专家分别手动标识的血管图像。对 STARE 眼底图像库中具有病变的低对比度眼底图像 im0004 进行 CLAHE 处理,结果如图 2 所示,其中图 2(a)为  $700 \times 605$  像素大小的原始眼底图像,图 2(b)为图 2(a)的绿色通道图像,图 2(c)为图 2(b)的 CLAHE 处理结果,可见 CLAHE 处理后的图像既能体现不同位置灰度分布之间的差异,又有全局灰度分布较为协调的效果。

对 CLAHE 处理结果,采用 2 维高斯匹配滤波进一步增强眼底血管。对眼底图像的分析表明,血

管曲率较小且宽度是渐进改变的, 因此将其近似为分段等宽度的线段, 用高斯曲线模拟其横截面的灰度轮廓。血管的方向是任意的, 因此需通过对高斯曲线进行旋转来匹配不同方向的血管。本文方法设计了 6 个方向的 2 维高斯匹配滤波器匹配  $0^\circ \sim 180^\circ$  之间所有方向的血管, 相邻高斯匹配滤波器之间的旋转角度间隔为  $30^\circ$ , 所采用的卷积核为

$$K'(x, y) = K_i(x, y) - m_i, \quad \forall \bar{n}_i \in N \quad (2)$$

其中

$$m_i = \sum_{n_i} \frac{K_i(x, y)}{A} \quad (3)$$

为高斯核的均值,  $A$  为  $N$  中的点数, 该卷积核系数平均值为零, 不会改变图像的背景灰度特性。

$$K_i(x, y) = -\exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma^2}\right), \quad \forall \bar{n}_i \in N \quad (4)$$

为第  $i$  个高斯核矩阵中的系数。  $N = \{[u, v] | |u| \leq 3\sigma, |v| \leq L/2\}$ 。对图 2(c) 进行 2 维高斯匹配滤波, 处理结果如图 2(d) 所示, 可见眼底血管得到了增强。

用图像的 CLAHE 处理结果减去其经过 CLAHE 和 2 维高斯匹配滤波的结果, 即得到眼底图像预处理结果。图 2(e) 为图 2(c) 与图 2(d) 图像相减的结果, 作为图 2(a) 图像的预处理结果, 可见眼底图像中血管和背景的对比度得到了显著增强。

### 3 基于 PCNN 的眼底图像血管自动分割

对预处理后的眼底图像, 采用简化 PCNN 模型, 结合最大类间方差准则进行眼底图像自动分割。本文方法将每个像素的 EOL 值作为对应 PCNN 神经

元的链接强度值, 实现了链接强度的自适应设置, 并采用最大类间方差准则作为确定最佳分割结果的标准。

#### 3.1 PCNN 模型

本文方法采用了简化的 PCNN 模型进行眼底图像血管自动分割, 该模型在减少了参数的同时保持了原模型的重要特性, 用迭代公式描述为

$$F_{ij}[n] = I_{ij} \quad (5)$$

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} \mathbf{W}_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (6)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (7)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > E[n-1] \\ 0, & U_{ij}[n] \leq E[n-1] \end{cases} \quad (8)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-a_E) E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n] \quad (9)$$

其中  $n$  是迭代次数,  $I_{ij}$  是外部激励, 即点  $(i, j)$  对应像素的灰度值,  $F_{ij}$  是神经元的输入项,  $L_{ij}$ ,  $U_{ij}$ ,  $Y_{ij}$ ,  $E_{ij}$  分别是各神经元的连接输入、内部活动项、脉冲输出和动态阈值,  $V_L$  为连接输入域的放大系数,  $\beta$  为链接强度,  $V_E$  和  $a_E$  分别是动态门限的放大系数和衰减常数,  $\mathbf{W}$  为连接加权系数矩阵。该 PCNN 神经元模型结构如图 3 所示。

PCNN 应用于眼底图像处理时, 其神经元数目与图像像素数目一致, 各神经元与各像素一一对应, 像素的灰度值作为对应神经元的输入  $I_{ij}$ 。当连接加权系数矩阵  $\mathbf{W}$  所在邻域内有相似灰度值像素时, 若其中某个神经元点火产生脉冲输出, 会引起邻域内相近灰度值像素对应的神经元点火, 产生脉冲序列输出, 这些输出脉冲序列构成的二值图像  $Y$  即为输出的分割图像。

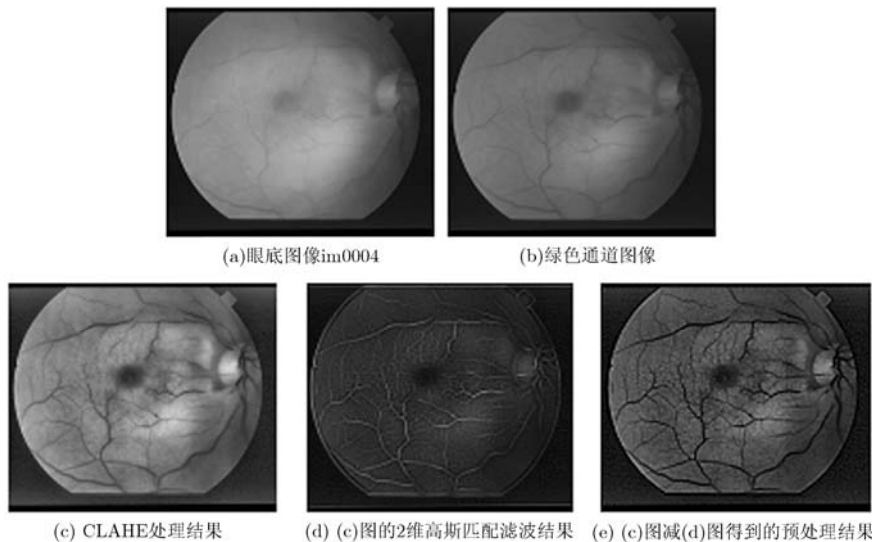


图 2 具有病变的低对比度眼底图像 im0004 的预处理结果

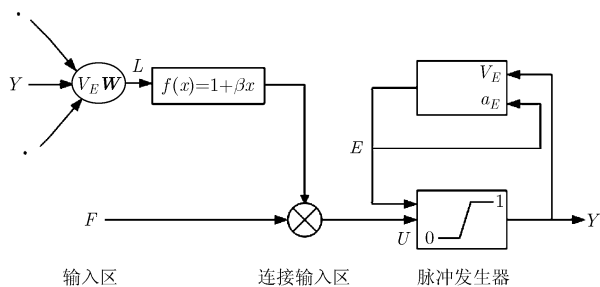


图3 简化的 PCNN 神经元模型

### 3.2 自适应链接强度设定

PCNN 具有耦合特性, 信息可以在整个网络内传递。PCNN 神经元的链接强度  $\beta$  具有关键性的作用, 它表示当前神经元和其他神经元之间的耦合关系的强弱, 其值越大, 则能同步点火的神经元数目越多。但它往往根据试验或经验被设定为一个常数。由人眼视觉系统的特性可知, 视觉对于图像的不同区域具有不同的敏感度<sup>[13]</sup>, 对于特征明显区域的反应比特征不明显的区域强烈。因此为了获得理想的分割结果, 应该根据图像像素的特征来设置对应神经元的链接强度。

拉普拉斯能量(EOL)是一种显著性特征, 能有效衡量区域的清晰度、反映图像的细节反差和纹理变化。因此本文方法采用每个像素的 EOL 值作为对应 PCNN 神经元的链接强度值, 实现了其链接强度的自适应设置。像素点  $(x, y)$  处的 EOL 的定义是<sup>[14]</sup>

$$EOL = \sum_{(x,y) \in \omega} (f_{xx} + f_{yy})^2 \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} f_{xx} + f_{yy} = & -f(x-1, y-1) - 4f(x-1, y) \\ & - f(x-1, y+1) - 4f(x, y-1) \\ & + 20f(x, y) - 4f(x, y+1) \\ & - f(x+1, y-1) - 4f(x+1, y) \\ & - f(x+1, y+1) \end{aligned}$$

式中  $f(x, y)$  为  $(x, y)$  处的像素灰度值,  $\omega$  为以  $(x, y)$  为中心、 $3 \times 3$  大小的窗口。

### 3.3 最大类间方差准则

PCNN 应用于图像分割时, 如何确定最佳分割结果是非常关键的问题。本文方法通过计算分割结果的最大类间方差<sup>[15]</sup>来确定最佳分割结果, 具体方法是对 PCNN 每次迭代输出的分割结果图像计算其类间方差, 其中具有最大类间方差值的分割结果图像视为最佳分割结果。

### 3.4 分割步骤

对预处理后的眼底图像进行自动分割, 具体实现步骤如下:

(1) 设置 PCNN 参数的初始值和最大迭代次数

$N$ , 并设置  $F_{ij}[0] = L_{ij}[0] = Y_{ij}[0] = U_{ij}[0] = E_{ij}[0] = 0$ ;

(2) 根据式(10)计算每个像素的 EOL, 将其作为对应神经元的链接强度值  $\beta_{ij}$ ;

(3) 根据式(5)~式(9)进行迭代, 共迭代  $N$  次, 并且在每次迭代中计算输出图像  $Y$  的类间方差值;

(4) 对  $N$  次迭代获得的  $N$  幅输出分割图像, 取其中具有最大类间方差值的图像作为最终分割结果。

由图2(e)可见, 预处理后的眼底图像中血管灰度较低, 背景灰度较高, 因此分割结果中血管像素灰度值为0, 背景像素灰度值为1。而在 STARE 眼底图像库中, 给出的血管分割结果中血管像素灰度值为1, 背景像素灰度值为0。为了便于比较, 对本文方法的分割结果进行反白处理。

## 4 后处理

分割后的图像存在一些噪声, 本文方法采用面积滤波去除噪声。对 STARE 眼底图像库中所有图像的测试结果表明, 为达到既可保证微小血管的完整性又可去除噪声的目的, 去除面积小于40个像素的8邻域噪声区域时可得到理想的结果。分割结果中微小血管处会产生断点, 通过二值图像数学形态学处理中的断点连接将其连接。

## 5 实验结果与分析

为了验证本文方法相对于已有的基于自适应 PCNN 的图像分割方法的优越性, 分别采用本文方法和文献[10]中的方法对 STARE 眼底图像库进行血管检测, 部分血管检测结果如图4所示。图中第1列为原始图像, 第2列为文献[10]方法的眼底图像血管检测结果, 其中的预处理和后处理方法与本文方法一样, 第3列为本文方法检测结果。由两种方法的检测结果对比图可以看出, 采用本文方法检测出的小血管比文献[10]方法多, 且结果更准确。

Hoover 方法是一种经典的非监督眼底图像血管检测方法<sup>[16]</sup>, 它利用匹配滤波响应图像对眼底图像血管采用区域特性分析、阈值递减探索等方法进行血管检测, 综合利用了血管本身的局部特征及血管网络分布的区域特征来探索合适的局部阈值。为了验证本文方法的性能, 分别采用本文方法和 Hoover 方法对 STARE 眼底图像库进行血管检测, 并与 STARE 眼底图像库中的手动标识结果进行比较。实验中, 设定 CLAHE 处理的参数为  $\alpha = 0.4$ , 窗口大小为  $8 \times 8$ ; 2维高斯匹配滤波器的参数为  $\sigma = 2$ ,  $L = 9$ ; PCNN 参数为  $a_E = 0.001$ ,  $V_L = 0.2$ ,  $V_E = 300$ ,

$$W = \begin{bmatrix} 0.02 & 0.05 & 0.10 & 0.05 & 0.02 \\ 0.05 & 0.08 & 0.15 & 0.08 & 0.05 \\ 0.10 & 0.15 & 0 & 0.10 & 0.15 \\ 0.05 & 0.08 & 0.15 & 0.08 & 0.05 \\ 0.02 & 0.05 & 0.10 & 0.05 & 0.02 \end{bmatrix}$$

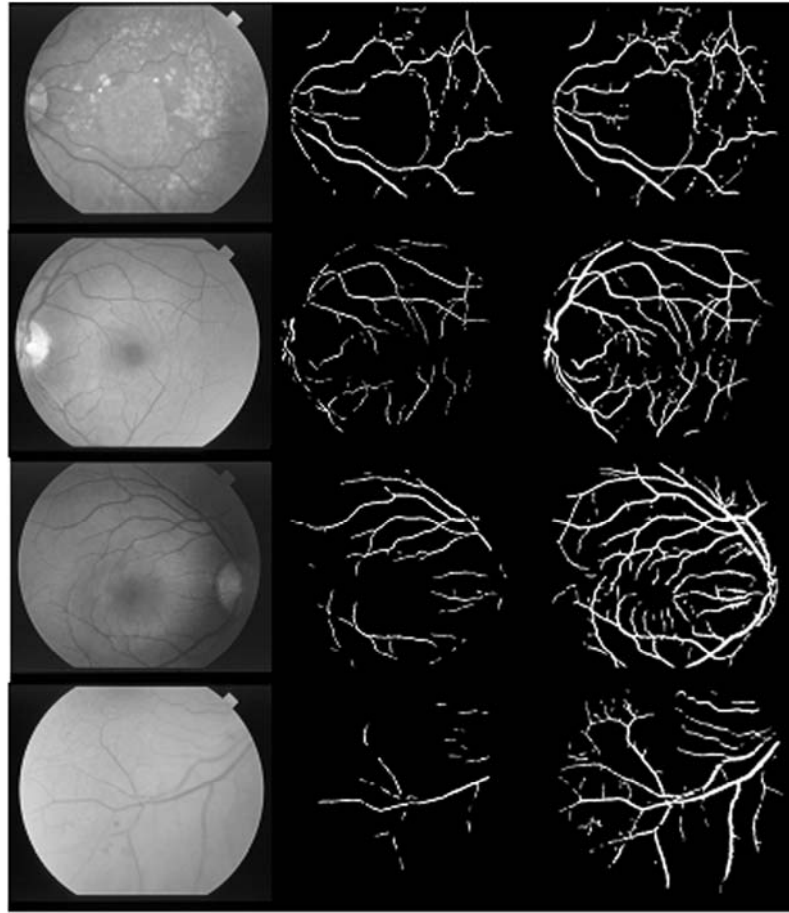


图4 本文方法和文献[10]方法的STARE眼底图像库部分血管检测结果对比

对STARE眼底图像库的测试结果表明, 迭代次数 $N$ 为11时, 各图像的输出中都包含了具有最大类间方差值的分割图像, 因此设置 $N=11$ 。

STARE 眼底图像库的部分血管检测结果对比如图 5 所示。其中第 1 列自上而下依次为有病变的眼底图像 im0002, im0004 和对比度较低的正常眼底图像 im0319 和 im0324, 第 2 列为对应的 Hoover 手动标识结果, 第 3 列为对应的 Hoover 方法检测结果, 第 4 列为对应的本文方法检测结果。由图 5 可以看出, 对有病变的和对比度较低的眼底图像, 本文方法均能检测出绝大部分眼底血管, 鲁棒性较高; 而且本文方法比 Hoover 方法检测出了更多的血管分支(为便于与 Hoover 方法比较, 在本文方法检测结果图像中用箭头各标出 3 处), 检测结果中包含的噪声更少, 与 Hoover 手动标识结果更加接近。

以 Hoover 手动标识结果作为标准, 通过计算正确提取率  $P_t$  和错误提取率  $P_f$  来评价检测结果, 计算公式为<sup>[17]</sup>

$$\left. \begin{aligned} P_t &= \frac{TN}{N_{vp}} \\ P_f &= \frac{FN}{N_{wp}} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中  $N_{vp}$  为被 Hoover 手动标识为血管的像素个数,  $N_{wp}$  为被 Hoover 手动标识为非血管的像素个数,  $TN$  为实验结果中被正确检测为血管的像素个数,  $FN$  为实验结果中被错误检测为血管的像素个数。可见,  $P_t$  是计算对真实血管的提取比率,  $P_f$  是计算对假血管的提取比率。根据本文方法和 Hoover 方法对上述 4 幅眼底图像的检测结果, 利用式(11)分别计算  $P_t$  和  $P_f$ , 结果如表 1 所示。可见, 与 Hoover 方法相比, 本文方法具有更高的  $P_t$  和更低的  $P_f$ 。

根据本文方法对 STARE 眼底图像库所有图像的检测结果、Hoover 方法对 STARE 眼底图像库所

表1  $P_t$  和  $P_f$  对比

图像	本文方法的 $P_t$	Hoover 方法的 $P_t$	本文方法的 $P_f$	Hoover 方法的 $P_f$
im0002	0.7850	0.5584	0.0280	0.0282
im0004	0.7524	0.7004	0.0325	0.0376
im0319	0.7694	0.7312	0.0185	0.0627
im0324	0.6999	0.6942	0.0162	0.0467

有图像的检测结果和 Kouznetsova 的手动标识结果, 以 Hoover 手动标识结果作为标准, 由式(11)分别计算  $P_t$ ,  $P_f$  数据, 并绘制 ROC 曲线, 如图 6 所示。由图 6 可见, Kouznetsova 手动标识结果的  $P_t$  平均值达 90%, 但  $P_f$  平均值也达到了 6%; 而本文方法的  $P_t$  明显地高于 Hoover 方法, 同时  $P_f$  明显地低于 Kouznetsova 手动标识结果, 总体上与 Hoover 方法接近。因此, 本文方法较 Hoover 方法的有效性和可靠性更高。但本文方法在对重度病变的眼底图

像(例如 im0005 和 im0044)进行检测时, 由于分割出的血管网络存在大面积噪声, 造成有效性和可靠性下降, 需对其进行更进一步研究改进。

本文方法对于 STARE 眼底图像库的测试是在 3.2 GHz 主频双核 CPU, 2 G 内存的 PC 机上, 基于 MATLAB R2008a 平台实现的, 处理 1 幅图像的平均时间为 14 s, 相对于专家手动标识所需的 2~4 h, 本文算法具有更快的速度, 能够满足临床应用的要求。

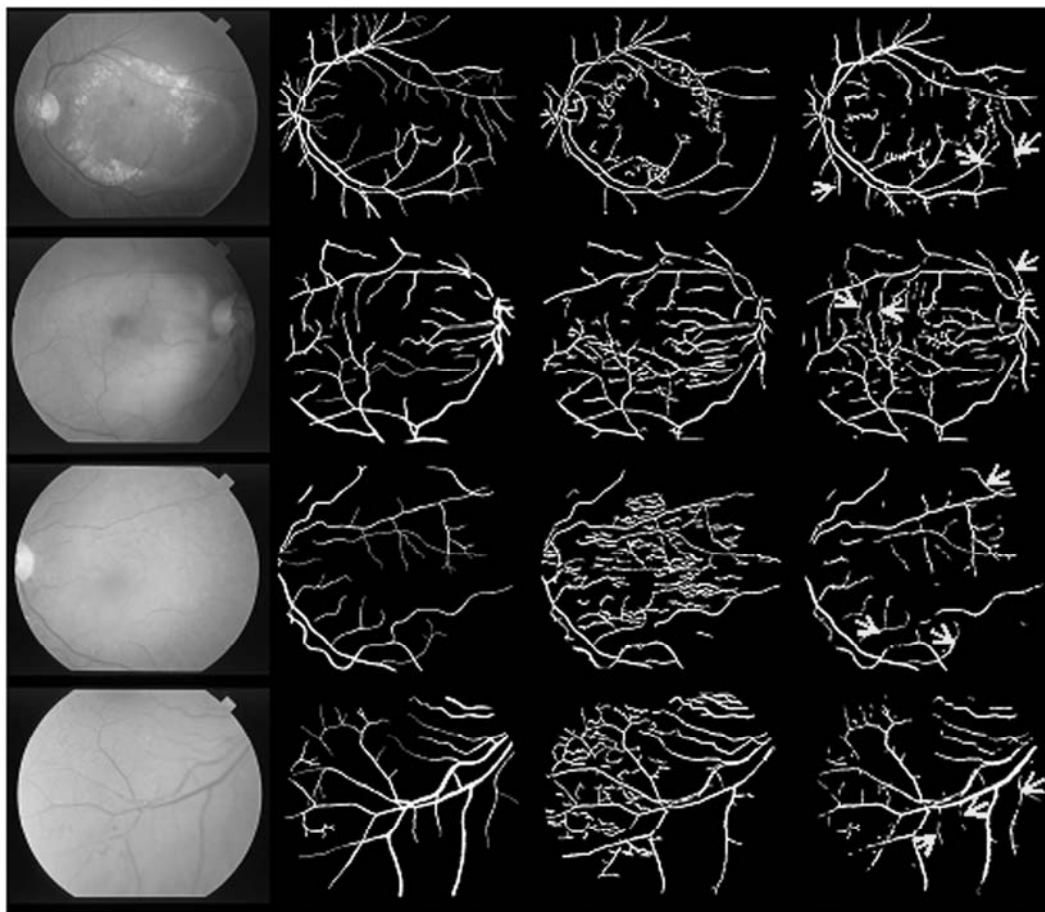


图5 本文方法和 Hoover 方法的 STARE 眼底图像库部分血管检测结果对比

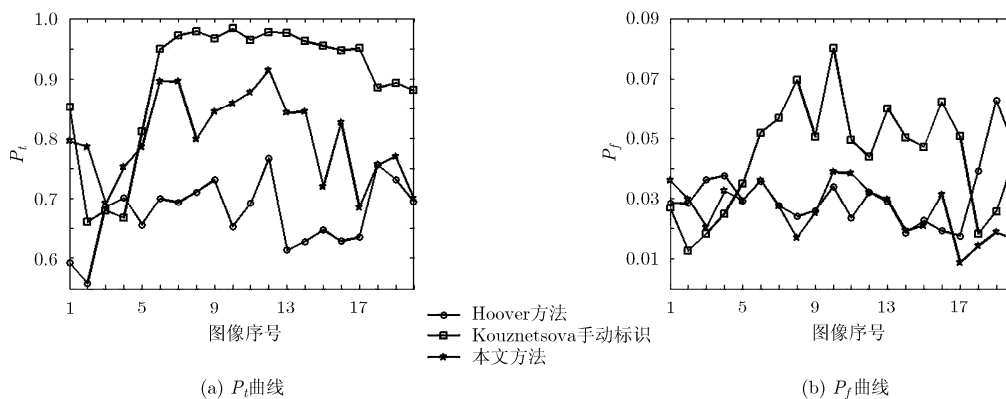


图6 ROC 曲线比较

## 6 结束语

本文提出了一种结合自适应 PCNN 和最大类间方差准则的眼底图像血管自动检测方法。首先采用 CLAHE 和 2 维高斯匹配滤波来增强眼底图像中血管和背景的对比度, 然后采用基于具有自适应链接强度的 PCNN, 结合最大类间方差准则对预处理后的眼底图像进行分割, 最后对分割后的图像进行面积滤波与断点连接处理得到最终血管图像。本文方法对具有病变的和低对比度的眼底图像均可检测出绝大部分眼底血管, 实验证明本文方法具有较高的鲁棒性、有效性和可靠性, 但在检测结果中仍存在一些噪声, 如何在不影响细小血管区域的前提下对这些残余噪声进行去除是下一步需要解决的问题。

## 参 考 文 献

- [1] 姚畅, 陈后金. 病变视网膜图像血管网络的自动分割[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1226-1233.  
Yao Chang and Chen Hou-jin. Automated blood vessel network segmentation in pathological retinal images[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(5): 1226-1233.
- [2] Al-Rawi M, Qutaishat M, and Arrar M. An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2007, 37(2): 262-267.
- [3] Vermeer K A, Vos F M, Lemij H G, *et al.* A model based method for retinal blood vessel detection[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2004, 34(3): 209-219.
- [4] Espona L, Carreira M J, Ortega M, *et al.* A snake for retinal vessel segmentation[C]. Proceedings of the 3rd Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Part II, Girona, 2007: 178-185.
- [5] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, *et al.* Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex[J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3): 293-307.
- [6] 于江波, 陈后金. PCNN 模型的改进及其在医学图像处理中的应用[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(10): 2316-2320.  
Yu Jiang-bo and Chen Hou-jin. Improvement of PCNN model and its application to medical image processing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(10): 2316-2320.
- [7] 王守志, 何东健, 韩金玉. 基于并行点火 PCNN 的玉米病害彩色图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2011, (11): 148-153.  
Wang Shou-zhi, He Dong-jian, and Han Jin-yu. Color image segmentation method for corn diseases based on parallelized firing PCNN[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, (11): 148-153.
- [8] 祝双武, 郝重阳. 一种基于改进型 PCNN 的织物疵点图像自适应分割方法[J]. 电子学报, 2012, 40(3): 611-616.  
Zhu Shuang-wu and Hao Chong-yang. An approach for fabric defect image segmentation based on the improved conventional PCNN model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(3): 611-616.
- [9] 汪源源, 焦静. 改进型脉冲耦合神经网络检测乳腺肿瘤超声图像感兴趣区域[J]. 光学精密工程, 2011, 19(6): 1398-1405.  
Wang Yuan-yuan and Jiao Jing. Detection of regions of interest from breast tumor ultrasound images using improved PCNN[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(6): 1398-1405.
- [10] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955-964.  
Deng Xiang-yu and Ma Yi-de. PCNN model automatic parameters determination and its modified model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(5): 955-964.
- [11] 李美丽, 李言俊, 王红梅, 等. 基于自适应脉冲耦合神经网络图像融合新算法[J]. 光电子·激光, 2010, 20(5): 779-782.  
Li Mei-li, Li Yan-jun, Wang Hong-mei, *et al.* A new image fusion algorithm based on adaptive PCNN[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2010, 20(5): 779-782.
- [12] Hoover A. Structured analysis of the retina [EB/OL]. <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare/>, 2000.11.
- [13] Hollingsworth K P, Darnell S S, Miller P E, *et al.* Human and machine performance on periocular biometrics under near-infrared light and visible light[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(2): 588-601.
- [14] Huang Wei and Jing Zhong-liang. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 493-500.
- [15] 陈琪, 熊博莅, 陆军, 等. 改进的二维 Otsu 图像分割方法及其快速实现[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1100-1104.  
Chen Qi, Xiong Bo-li, Lu Jun, *et al.* Improved two-dimensional Otsu image segmentation method and fast recursive realization[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(5): 1100-1104.
- [16] Hoover A, Kouznetsova V, and Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(3): 203-210.
- [17] Mendonca A M and Campilho A. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1200-1213.

吴 骏: 男, 1978 年生, 副教授, 研究方向为图像处理与模式识别。

肖志涛: 男, 1971 年生, 教授, 研究方向为图像处理与模式识别, 智能信号处理。

张 芳: 女, 1981 年生, 讲师, 研究方向为图像处理与模式识别。