



DOI: 10.12086/oe.2019.180466

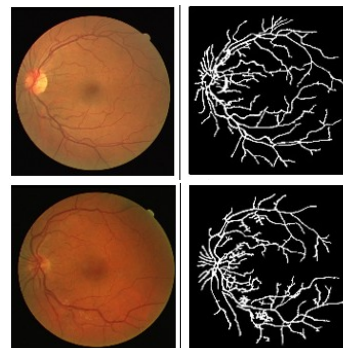
PCNN 与形态匹配增强相结合的视网膜血管分割

徐光柱^{1,2}, 王亚文¹, 胡松¹, 陈鹏^{1,2},
周军³, 雷帮军^{1,2*}

¹三峡大学计算机与信息学院, 湖北 宜昌 443002;

²湖北省水电工程智能视觉监测重点实验室(三峡大学), 湖北 宜昌 443002;

³三峡大学第一临床医学院超声科, 湖北 宜昌 443002



摘要: 针对人工手动提取视网膜血管工作量大, 主观性强等问题, 本文提出了一种将区域生长思想、脉冲耦合神经网络(PCNN)、高斯滤波器组及 Gabor 滤波器相结合的视网膜血管分割方法。首先将二维高斯滤波器组、二维 Gabor 匹配滤波器相结合, 对视网膜血管区域进行形态匹配增强, 提升血管与背景的对比度。然后将带有快速连接机制的 PCNN 与区域生长思想相结合, 每次从未处理的像素点中选取亮度最大的作为种子, 使用自适应的连接系数及停止条件, 实现眼底图像中血管的自动分割。整个算法在 DRIVE 眼底数据库上的实验结果显示, 平均准确度、灵敏度、特异性分别达到 93.96%、78.64%、95.64%, 分割结果中血管断点少, 微小血管清晰, 具有较好的应用前景。

关键词: 视网膜血管分割; 脉冲耦合神经网络; 区域生长; 高斯匹配滤波器组; Gabor 滤波器

中图分类号: TP391; TB872

文献标志码: A

引用格式: 徐光柱, 王亚文, 胡松, 等. PCNN 与形态匹配增强相结合的视网膜血管分割[J]. 光电工程, 2019, 46(4): 180466

Retinal vascular segmentation combined with PCNN and morphological matching enhancement

Xu Guangzhu^{1,2}, Wang Yawen¹, Hu Song¹, Chen Peng^{1,2}, Zhou Jun³, Lei Bangjun^{1,2*}

¹College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

²Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

³Department of Diagnostic Ultrasound, the First College of Clinical Medical Science, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China

Abstract: Aiming at the problem of large workload and strong subjectivity for manual retinal vessels extraction, this paper proposes a retinal vessel segmentation method that combines regional growing strategy, pulse coupled neural network (PCNN), a Gaussian filter bank and a Gabor filter. First, 2D Gaussian filter bank and 2D Gabor filter are combined to enhance the shape retinal blood vessel region and strengthen the contrast between the blood vessel and the background. Then, PCNN with fast linking mechanism and region growing idea is implemented to achieve automatic retinal vessel segmentation in which the unprocessed pixel with highest intensity is set as the seed, and

收稿日期: 2018-09-08; 收到修改稿日期: 2018-12-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61402259, 61272236, U1401252); 宜昌市科技局项目(A19-302-13)

作者简介: 徐光柱(1979-), 男, 博士, 副教授, 主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: xgz@ctgu.edu.cn

通信作者: 雷帮军(1973-), 男, 博士, 教授, 主要从事计算机视觉、医学图像处理等方面的研究。E-mail: Bangjun.lei@ieee.org

the adaptive linking weight and stop conditions are adopted. The experimental results on the DRIVE fundus database show that the average accuracy, sensitivity and specificity are 93.96%, 78.64%, 95.64%, respectively. The segmentation results have less vascular breakpoints and clear micro-vessels. This work has promising application value.

Keywords: retinal blood vessel extraction; pulse coupled neural network; region growing; Gaussian matched filter bank; Gabor filter

Citation: Xu G Z, Wang Y W, Hu S, et al. Retinal vascular segmentation combined with PCNN and morphological matching enhancement[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(4): 180466

1 引言

研究表明, 各类眼科疾病以及心脑血管疾病会对视网膜血管造成形变、出血等不同程度的影响^[1]。随着生活水平的提高, 这类疾病的发病率呈现逐年增长的趋势。临床上, 医疗人员能够从检眼镜采集的彩色眼底图像中提取视网膜血管, 然后通过对血管形态状况的分析达到诊断这类疾病的目的。但是, 由于受眼底图像采集技术的限制, 图像中往往存在大量噪声, 再加之视网膜血管自身结构复杂多变, 使得视网膜血管的分割变得困难重重。传统方法中依靠人工手动分割视网膜血管, 不仅工作量巨大极为耗时, 而且受主观因素影响严重。因此, 利用计算机技术, 找到一种能够快速、准确分割视网膜血管的算法, 实现对眼底图像血管特征的实时提取, 对辅助医疗人员诊断眼科疾病、心脑血管疾病等具有重要作用^[2]。

近年来, 众多医学图像处理领域的专家学者针对视网膜血管的自动分割提出了大量算法。这些算法根据有无标签可分为基于监督学习的方法和基于无监督学习的方法^[3]。基于监督学习的方法尽管在分割准确率这一性能指标上有优势, 但是该类方法往往需要事先建立大型的网络模型, 并且需要预先对大量标准图像进行手动标注来支撑模型的训练, 不能很好地对眼底图像进行快速的血管分割。

无监督学习方法通常使用滤波器响应或者其它基于模型的技术来提取血管。根据图像处理方法的不同, 可以细分为三小类: 匹配滤波、血管追踪和基于模型的方法。匹配滤波法使用二维卷积核与眼底图像卷积, 匹配滤波器的响应表明血管的存在。Chaudhuri 等^[4]人将匹配滤波模型与蚁群算法相结合, 并对眼底图像同时进行这两种处理, 然后将两者结合得到最后的血管网络。Jiang 等^[5]人采用自适应局部阈值分割的方法来分割血管, 对每一个像素在邻域窗口内求阈值, 而不是对整幅图求阈值。Gang 等^[6]人通过试验模拟和数学分析提出了一种幅度修正的二维高斯滤波方法。

Zhang 等^[7]人提出了一种名为 MF-FDOG 的匹配滤波方法用于检测血管边缘。文献[8-10]使用 Gabor 滤波器对眼底血管进行增强处理达到了增强血管对比度的目的, 但是文献[8]中的算法容易对视盘边缘造成误检, 文献[9]中的算法能较好地处理眼底图中中央凹光照不均带来的影响, 然而算法应用到病理图像上时容易将病灶区域当作血管分割出来。这类基于匹配滤波的方法在大多数健康图片上的分割效果较好, 但是在分割某些病理图片和对比度偏低的图像时, 其假阳性偏大^[10]。血管追踪法是使用局部信息来分割两点间的血管^[11], 也是依赖局部区域中的种子点来检测血管, 血管纵向截面的中心是利用灰度强度和弯曲度来确定的。Vlachos^[12]提出了一种新的应用迭代线跟踪程序的视网膜图像血管网络提取算法。此类方法能计算出准确的血管宽度, 但是往往不能检测没有种子点的血管。基于模型的方法使用显式的血管模型, 如血管轮廓模型和形变模型来提取眼底血管。Zana 等^[13]人提出了一种基于数学形态学和曲率估计的算法来检测血管, Espona 等^[14]人使用经典的蛇形模型来分割视网膜血管, 并引入形态学操作加以改进。

虽然众多研究学者提出了大量基于非监督学习的视网膜血管图像分割算法, 但是目前在对微小血管和低对比度图像上分割结果有待进一步提升。目前, 有学者利用脉冲耦合神经网络的神经元之间有乘性耦合动态脉冲发放的特征, 在平衡空间不连续的同时保留住区间信息的特点^[15], 将其应用到图像分割领域并取得了不错的效果^[16]。但应用于眼底血管分割上往往需要手动调节大量参数, 并且由于眼底图像相较于一般图像更为复杂, 导致效率低、分割结果差。文献[17]从 PCNN 对邻域神经元激活点火的特性出发, 提出了一种改进的 PCNN 的视网膜血管树提取方法, 该算法在抵抗欠分割和过分割方面要明显优于传统阈值法和传统 PCNN 法, 但是应用到某些病变图像中时, 容易提取出病变区域。文献[18]将 PCNN 与 Canny 边缘检测器相结合, 获得了较好的分割结果, 但是该方法未

考虑到背景像素对目标像素的干扰。文献[19]提出了一种改进的区域生长 PCNN 模型,该模型对图像边缘的分割效果有较大的提高,但是其分割结果受到初始种子点的影响。

本文提出了一种匹配滤波增强技术与区域生长脉冲耦合神经网络相结合的分割方法。该方法先通过一系列的预处理方案对原始彩色眼底图像进行降噪处理,然后采用脉冲耦合神经网络模型结合区域生长以及快速连接机制,自适应连接权值,停止条件,达到较好的分割状态。实验证明,该方案在健康图像上表现优异,并且对比传统的匹配滤波方法在微小血管上分割性能有明显的提升,能够达到准确、快速分割视网膜血管的目的。

2 视网膜血管图像的形态匹配增强处理

在医学图像处理领域,眼底图像的处理一直以来都相对棘手一些,主要是由于视网膜自身结构的特殊性和复杂性,使得原始眼底图像存在大量噪声,想要过滤这些噪声,就必须在特征提取之前对原始图像进行相应的预处理以达到增强对比度、去噪、去冗余的目的。

针对以上指出的原始眼底图像不够“干净”的特点,本文依次采用了灰度转换、边缘膨胀、对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)^[20]、Gabor 滤波与高斯滤波相结合等方法对原始彩色图像进行预处理。具体细节描述如下:

灰度转换:临床上使用检眼镜采集到的眼底图像一般为 RGB 彩色眼底图像,通过对 RGB 图像取不同颜色通道发现,红色和蓝色通道图像噪声过多,血管信息丢失严重。而在绿色通道下血管和背景的对比较为高,但考虑到红色和蓝色通道中仍然含有有用信息,因此受文献[21]的启发提取的 Y 通道图片可以综合利用三个通道的信息,如图 1(a)所示。

边缘膨胀:实验过程中发现图像经过处理后会留下边缘的轮廓信息,因此本文受文献[20]启发先采用四邻域法判断边界区域,若为边界区域则进行边缘膨胀处理,图 1(b)为进行了边缘膨胀之后的结果,可以看出边缘膨胀能有效地消除边缘轮廓。

CLAHE:为了提高图片的局部对比度,增强血管和背景的对比,同时降低微血管和主血管之间的对比度,可以使用直方图均衡化原始图像进行增强处理。

但是,这样会使得局部对比度过大,导致图像失真,因此受文献[22]的启发采用局部对比度受限的直方图均衡化方法,如图 1(c)所示。

二维 Gabor 匹配滤波:Gabor 小波^[23]对图像的边缘敏感,能提供良好的方向选择和尺度选择特性,同时对光照变化具有良好的适应性。本课题通过对眼底图进行 Gabor 滤波处理能很好地过滤背景噪声并且提供良好的方向信息,同时能很好地适应采集环境中光照不均带来的影响。根据血管自身的特点利用多尺度的高斯曲线模拟灰度轮廓。本文设定步长为 5° ,区间为 $-90^\circ \sim 90^\circ$,结果如图 1 中(d)所示。

二维高斯匹配滤波:根据血管曲率较小且宽度是渐进改变的特点,将血管近似看成是分段且宽度相等的线段,然后用高斯曲线模拟其横截面的灰度轮廓。由于血管方向是任意的因此需要对高斯曲线进行旋转来匹配不同方向的血管,本文设定旋转步长为 15° ,区间为 $0^\circ \sim 180^\circ$,如图 1(e)所示。

整个算法的过程如图 2 所示。

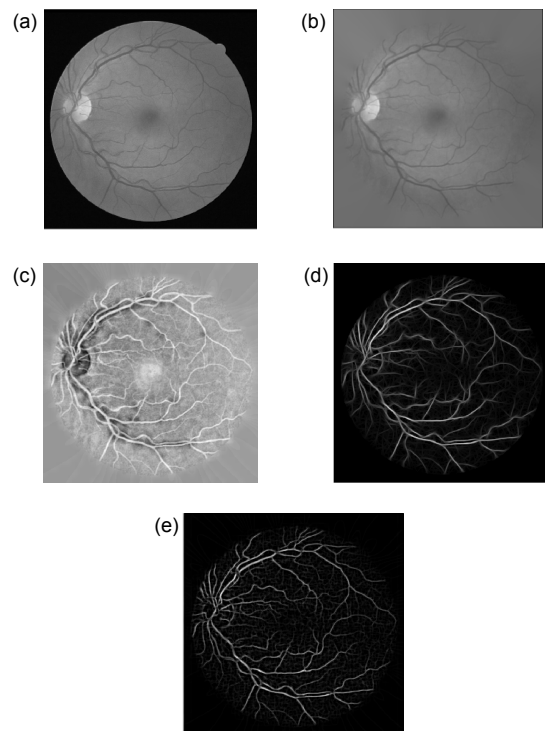


图 1 预处理。(a) 灰度处理; (b) 边缘膨胀; (c) CLAHE 处理; (d) Gabor 滤波; (e) 高斯滤波

Fig. 1 Pre-processing. (a) Grayscale processing; (b) Edge expansion; (c) CLAHE processing; (d) Gabor filtering; (e) Gaussian filtering

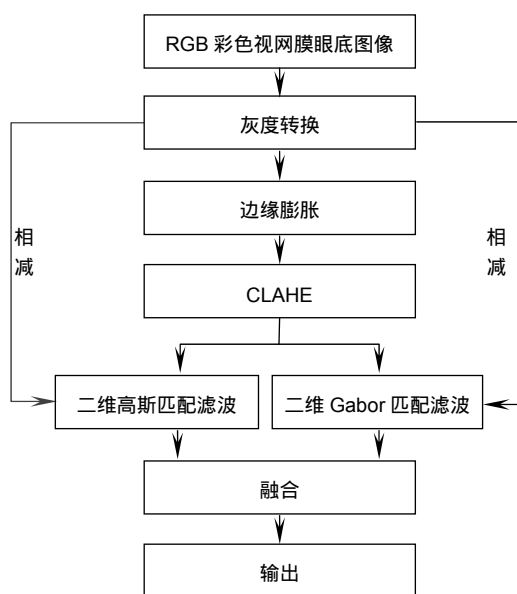


图 2 视网膜图像预处理流程图
Fig. 2 Flow chart of retinal image pre-processing

3 基于 RG-PCNN 的视网膜血管分割算法

3.1 PCNN

脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural network, PCNN)^[24]是一种典型的第三代神经网络模型,由Echorn 等人根据猫的视觉皮层中存在的同步振荡现象所提出的^[25],可用于图像分割、边缘检测、降噪、去除阴影,特征提取等多种应用。PCNN 神经元的模型如图 3 所示。

脉冲耦合神经网络是一个非线性的系统。它一共

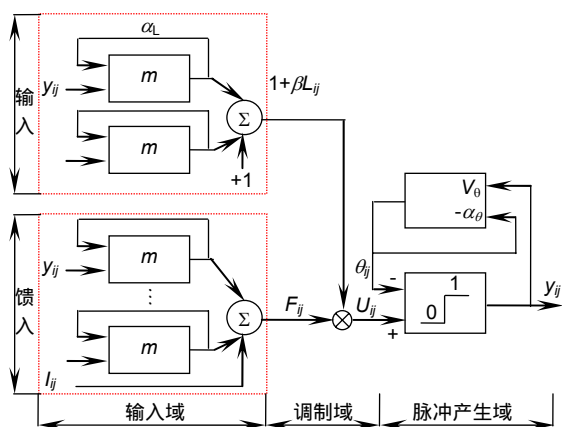


图 3 PCNN 神经元模型
Fig. 3 Neuron model of PCNN

含有三个功能单元：其一是突触部分(输入部分),由外部输入和其他神经元的输出形成。其二为内部行为部分(调制部分),它调制输入部分并构成神经元的内部活动,最后是脉冲发放部分,包含阈值产生器和脉冲产生器^[26]。

3.2 RG-PCNN

以往大部分基于 PCNN 的灰度图像分割算法都是用于图像的二值分割,即把背景和前景分出来,而大部分图像中,前景是由含有不同特征的对象组成的,仅仅把对象从背景中提取出来可能会使得图像丢失大量信息,文献[27]基于 PCNN 算法分割眼底图像时,在某些微小血管区域容易产生断点,无法实现多区域分割。Robert 把区域增长方法与 PCNN 结合起来,应用于图像分割,简称 RG-PCNN^[28]。该模型在充分发挥区域增长方法优势的同时又发挥了 PCNN 脉冲耦合的特性,能很好地保持分割图像的连贯性,实现了图像的多值分割。本文在使用形态匹配技术对眼底图像进行图像增强的基础上结合 RG-PCNN 方法实现眼底图像视网膜血管的分割,得到的分割结果优于单独使用 PCNN 或者区域增长方法。

相比于原始 RG-PCNN,本文在耦合部分如式(1),将连接系数 β 替换为 β_n :

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

其中: U 内部活动项, F 为神经元的反馈输入项, L 为神经元的连接输入项, i 为对应像素点的横坐标值, j 为像素点的纵坐标值, n 表示迭代次数。在每次迭代中, β_n 值是变化的,先给 β_n 设定一个初值,使得第一次发出脉冲的神经元能够就近捕获下一个神经元,然后循环处理 $\beta_n = \beta_n + \delta_\beta$, 其中 δ_β 为设定的较小增量。将 β_n 变化前后激发的神经元对应的像素区域的边缘比例以及面积比例分别进行比较,如果小于某个阈值,就继续增加 β_n , 否则结束迭代过程。

本文使用单程条件来解决算法的终止,即每个神经元有且仅有一次发放脉冲的过程,而在此过程中,将一个区域对应的神经元同时激发。发放脉冲的迭代次数作为区域标记,迭代次数存储在一个矩阵 P 中,所有元素的初始值设置为 0。

$$P_{ij}[n] = \begin{cases} n & , \text{ if } Y_{ij}[n] = 1 \\ P_{ij}[n-1] & , \text{ otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $Y_{ij}[n]$ 为神经元的脉冲输出, $P_{ij}[n]$ 为区域标记矩阵, $T_{ij}[n]$ 为神经元阈值。为了实现时间独立性,本文采用发出脉冲的神经元的阈值 W_n , n 表示迭代次

数。其他神经元的阈值设置一个很大的值 Ω ，以防止同一位置重复激发。

$$T_{ij}[n] = \begin{cases} W_n, & \text{if } P_{ij}[n-1] = 0 \\ \Omega, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

将 W_n 设置为没有激发状态神经元对应的像素的最大值，即将一个强度最大的没有激发过的神经元的初始状态设置为激发状态。如果没激发的神经元具有相同的最大强度值，则只选择一个激发。

由于 PCNN 模型中的连接域具有一定的时延性，被激发的神经元只能在下一次迭代时产生脉冲，会产生不连续区域以及断点，因此在此基础上本文引入了

快速连接(fast-linking)机制^[29]。如图 4 所示。

为了得到更好的血管分割结果，本文选取以下几种情况作为局部迭代及全局迭代终止条件，其算法伪代码如图 5 所示。

- 1) 所有的神经元都被激发；
- 2) β_n 大于 β_{max} ；
- 3) 生成血管边缘像素点数量占血管像素点总数的比例 e 小于设定的阈值；
- 4) 血管占整幅图的面积比 m 设定阈值；
- 5) 快速连接终止。

其中 1)为全局迭代条件，2)、3)、4)、5)为局部迭

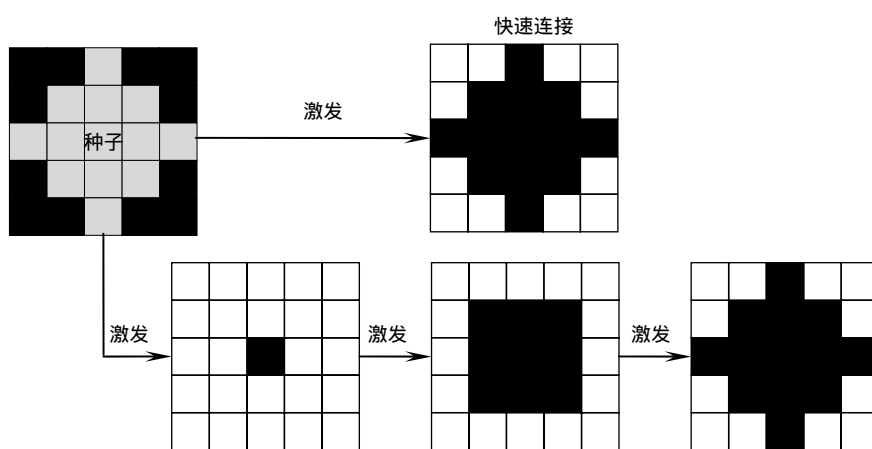


图 4 快速连接示意图
Fig. 4 Diagram of fast-linking

RG-PCNN 基本灰度图像分割算法	
初始值: $U[0]=L[0]=Y[0]=T[0]=P[0]=0, F=S, \Omega, \delta_\beta = 0.1, \beta_{max} = 1, \beta_0 = 0.01, e, m$	
While (存在活跃的神经元)	
$w_n = \max\{S_j\}$	
选择种子神经元并强制其产生脉冲	
$i_{jseed} = \text{arccmax}(S), Y(i_{jseed}) = 1;$	
$T_{ij}[n] = \begin{cases} W_n & \text{if } P_{ij}[n-1] = 0 \\ \Omega & \text{Otherwise} \end{cases}$	
设 $\beta_n(0)$ 足以捕获至少一个神经元	
While (不满足终止条件)	
While (存在任何新的神经元点火)	
快速连接	$L_{ij}[n] = V_i \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1]$
	$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta[n]L_{ij}[n])$
	$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & \text{if } U_{ij}[n] > T_{ij}[n-1] \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$
End	
$\beta_n(t) = \beta_n(t) + \delta_\beta$	
If ($e > 0.2$ & $m > 0.11$)	
将最后一次迭代中捕获的像素重置为活动状态	
$P_{ij}[n] = \begin{cases} n & \text{if } Y_{ij}[n] = 1 \\ P_{ij}[n-1] & \text{Otherwise} \end{cases}$	
$n=n+1, T[i,j]=255$	
End	
End	

图 5 RG-PCNN 算法伪代码

Fig. 5 Pseudo-code of the RG-PCNN segmentation algorithm

代条件。

条件 1)即整幅图片中每个像素都被划分到不同区域,不存在没有划分的像素,该条件可以通过判断 P 中有没有为 0 的元素来确定。因为 P 中的初始值都为 0,每经过一次迭代,迭代次数赋给激发的神经元所对应的像素;条件 2)即每次迭代的连接系数强度 β_n 大于给定值 β_{max} 则终止。相比于原始 RG-PCNN,本文根据实际应用场景增加了 3)、4)两个终止条件。其中 3)是为了判断当前种子生长合适的生长区域,如果种子生长的血管边缘像素点总个数与血管总像素点个数的比值小于设定的阈值 e ,则删除掉这部分伪血管,终止本次迭代,转而从剩下未激发的像素点中选择最大的种子点继续上述步骤。4)是限制血管生长总面积占整幅图的比例小于设定的阈值 m ,防止血管过生长。条件 5)即没有神经元再被捕获。比较迭代前后激发的神经元个数,如果相等,则停止,如果迭代后激发的神经元数量仍在增加,则迭代继续。

4 结果与分析

为了测试所提出的算法的有效性。本文使用 DRIVE 数据库中 40 幅眼底图像进行实验,其中包含 33 幅不含病灶的健康图像,以及 7 幅病灶图像。本文的实验平台 PC 机配置为: Intel(R)CPU Core i7+16G, 16G RAM 的内存,软件平台为 Windows10 操作系统, MATLAB R2015b。

4.1 实验所用参数设置

4.1.1 预处理过程所用参数设置

预处理过程中需要设置 7 个参数,如表 1 所示,分别是对比度受限的自适应直方图均衡化中的子块数和裁剪值,高斯匹配滤波器中卷积核的旋转角度 θ_1 、高斯函数沿着 x 轴中心的偏移度 σ ,某一个方向上的血管段长度 L_1 , Gabor 滤波器中卷积核的旋转角度 θ_2 某一个方向上的血管段长度 L_2 。

如图 6 所示,预处理结果表明,首先将原始彩色眼底图像通过取 Y 通道转化成灰度图,能降低图像维度,达到减少图像处理中计算量的目的;然后对灰度图像做边缘膨胀处理能有效消除边缘轮廓信息从而避

免造成血管误识别;接着使用 CLAHE 增强血管与背景的对比度;再分别使用高斯滤波和 Gabor 滤波进一步增强血管信息,并弱化背景信息;最后针对两种滤波器各自的特点,按一定比例对两者的滤波结果做融合,以达到最好的滤波效果。

实验发现,高斯滤波器和 Gabor 滤波器在对眼底图像的滤波响应上有各自的优缺点。如图 7 所示,通过放大细节信息可以看出在单独使用高斯滤波时,背景中噪声相对较多,而单独使用 Gabor 滤波时,背景噪声有所减少,但是微小血管会出现失真的情况,针对两种滤波方式各自的特点,按照一定比例进行融合之后得到的结果,不仅背景噪声较少,而且微小血管信息更为准确。

4.1.2 RG-PCNN 所用参数设置

分割阶段使用 6 个参数,如表 2 中所示,分别为连接强度系数初始值 β_0 (根据图像的对比度情况设定),连接系数的增加项 δ_β ,以及连接系数最大值的初始值 β_{max} ,在每次的迭代中, β_n 值是变化的。实验之前先给 β_0 设置一个初始值,使第一个发出脉冲的神经元能捕获至少一个邻域,然后反复地用 $\beta_n = \beta_n + \delta_\beta$ 来更新 β_n 。所有已经激发过的神经元阈值设置为一个常数 Ω (默认为 500),停止阈值 T 设置为 255,边缘数量比值为 e ,分割的血管面积占整幅图的比例为 m 。

4.2 客观评价指标

对眼底图像视网膜血管的分割,本质上是一个二分类问题,即将图像中的像素点分成血管点和非血管点。要判断血管分割方法性能的优劣,需要一个有效的性能评价指标。将血管分割结果与专家手动标定的标准相比较,像素点的分割结果如表 3 的 4 种情况之一。真阳性(true positive, TP)表示分割正确的血管点;假阳性(false positive, FP)表示分割错误的血管点;真阴性(true negative, TN)表示分割正确的背景点;假阴性(false negative, FN)表示分割错误的背景点。

通过表 3 中的像素点分割结果可以计算出准确度(accuracy, Acc)、灵敏度(sensitivity, Sen)和特异性(specificity, Spe)3 个衡量方法性能的指标。Acc 表示分割正确的像素点占整个图像像素点总和的比例;Sen

表 1 测试图像预处理过程中的参数设置

Table 1 Parameter settings of test images pre-processing

直方图均衡化参数		二维高斯滤波器参数			二维 Gabor 滤波器参数	
子块数	裁剪值	θ_1	σ	L_1	θ_2	L_2
40	0.02	15	1	9	5	2.9

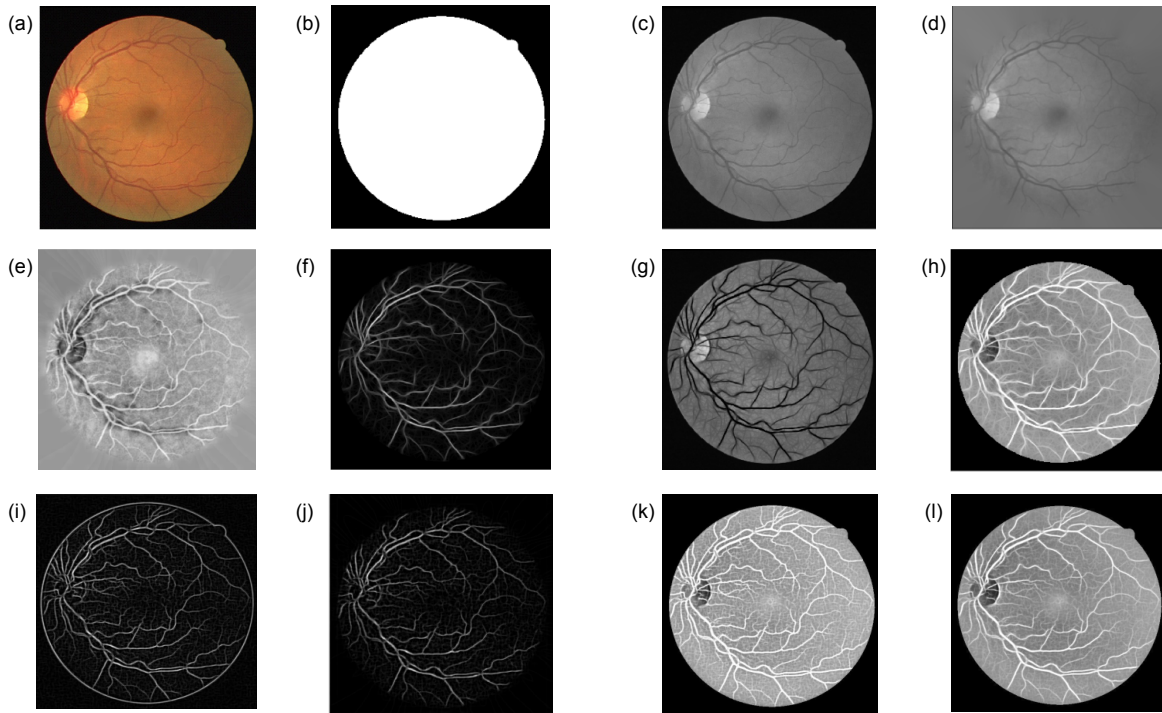


图 6 预处理结果。(a) 原图; (b) 掩膜; (c) 灰度处理; (d) 边缘膨胀; (e) CLAHE 处理; (f) Gabor 滤波; (g) 图 6(d)和 6(f)相减; (h) 图 6(g)取反; (i) 不进行边缘膨胀处理时匹配滤波的结果; (j) 高斯滤波; (k) 图 6(d)和 6(j)相减之后取反; (l) 最终融合结果

Fig. 6 Pre-processing results. (a) Original image; (b) Mask; (c) Grayscale processing; (d) Edge expansion; (e) CLAHE processing; (f) Gabor filtering; (g) Subtraction of (d) and (f); (h) Inverse-color of (g); (i) Matching filtering results without edge expansion; (j) Gaussian filtering; (k) Subtracting (d) from (j) and taking the opposite; (l) Fusion of filtering results

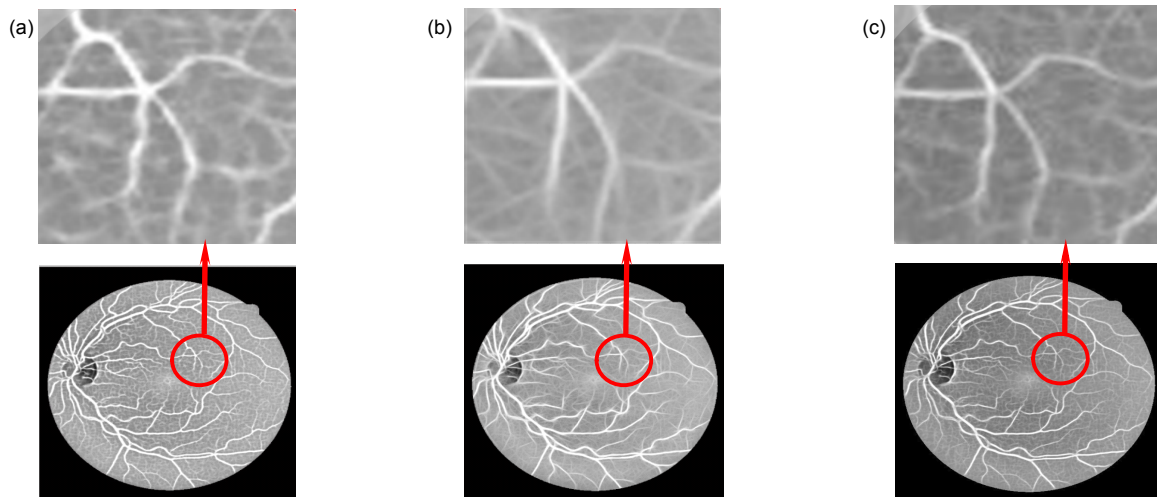


图 7 高斯滤波与 Gabor 滤波结果。(a) 高斯滤波; (b) Gabor 滤波; (c) 融合之后

Fig. 7 Results of Gaussian filtering and Gabor filtering. (a) Gaussian filtering; (b) Gabor filtering; (c) Results of fusion

表 2 测试图像分割算法的参数设置

Table 2 Parameter settings of segmentation algorithm used in test images

β_0	δ_β	β_{max}	e	m	T
0.01	0.1	1	0.2	0.11	255

表 3 血管分割结果中的四种情况

Table 3 Four cases of blood vessel segmentation results

分类像素点	实际为血管点	实际为背景点
检测为血管点	真阳性	假阳性
检测为背景点	真阴性	假阴性

是表示分割正确的血管点占金标准血管点总和的比例； Spe 是表示分割正确的背景点占金标准背景点总和的比例，它们的计算如下式：

$$Sen = TP / (TP + FN) ,$$

$$Spe = TN / (TN + FP) ,$$

$$Acc = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)。$$

4.3 实验结果及分析

如表 4、5、6 所示，在预处理阶段使用 Gabor 与高斯相结合的滤波方案，比单独使用 Gabor 滤波或者高斯滤波对分割结果性能提升更大。使用 Gabor 滤波准确度、灵敏度、特异性均值分别为 93.461%、75.838%、95.074%，使用高斯滤波准确度、灵敏度、特异性均值分别为 93.4215%、76.989%、95.126%，而将 Gabor 滤波与高斯滤波融合之后，分割准确率、灵敏度、特异

性分别为 93.961%、78.642%、95.643%。因此实验得出此算法在准确度、灵敏度、特异性上都有明显的提升。如图 8 所示，从 DRIVE 数据库里随机选取三幅健康的眼底图像(图 8(a))，以及三幅病灶图像(图 8(d))，分别与文献[27]分割结果相比较。可以发现本文区域生长结合 PCNN 的方法的分割结果中微小血管更多。

如图 9 所示，本文算法在健康眼底图片上血管分割结果表现良好，能分割出大多数微小血管，对血管特征信息的还原度高；对于轻微病灶和光照不均的图片，背景点被误识别为血管点的概率也较低；而对于病灶区域过大的图片会分割出部分病灶区域。另外专家手动分割的微小血管都是用 1 个像素宽度来标识的，而实际中，微小血管的宽度大多在 2~4 个像素宽度^[30]，所以本文算法分割出来的微小血管一般要略宽于标签中的微小血管。

表 4 Gabor 滤波的结果

Table 4 Gabor filtering results

对象	Acc	Sen	Spe	对象	Acc	Sen	Spe
01	93.71	79.46	95.11	19	94.15	81.25	95.31
02	94.03	75.89	96.10	20	93.56	81.05	94.55
04	93.08	70.87	95.54	09	93.40	77.63	94.79
16	93.73	76.58	95.44	10	93.08	75.86	94.63
18	93.24	77.88	94.57	06	92.75	72.06	94.98

表 5 高斯滤波的结果

Table 5 Gaussian filtering results

对象	Acc	Sen	Spe	对象	Acc	Sen	Spe
01	94.05	78.53	95.57	19	94.21	81.56	95.35
02	93.58	72.43	96.00	20	93.77	82.51	94.66
04	93.02	71.86	95.17	09	92.76	73.44	94.46
16	93.65	76.17	95.38	10	92.89	73.70	94.61
18	93.49	78.66	94.76	06	92.79	69.52	95.30

表 6 Gabor 滤波与高斯滤波融合的结果

Table 6 Results of combining Gabor filtering with Gaussian filtering

对象	Acc	Sen	Spe	对象	Acc	Sen	Spe
01	94.43	80.67	95.78	19	94.56	83.69	95.54
02	94.11	75.79	96.20	20	94.13	84.95	94.85
04	93.20	72.83	95.26	09	93.44	77.45	94.85
16	94.23	79.08	95.74	10	93.41	77.18	94.87
18	94.37	83.88	95.27	06	93.30	72.16	95.58

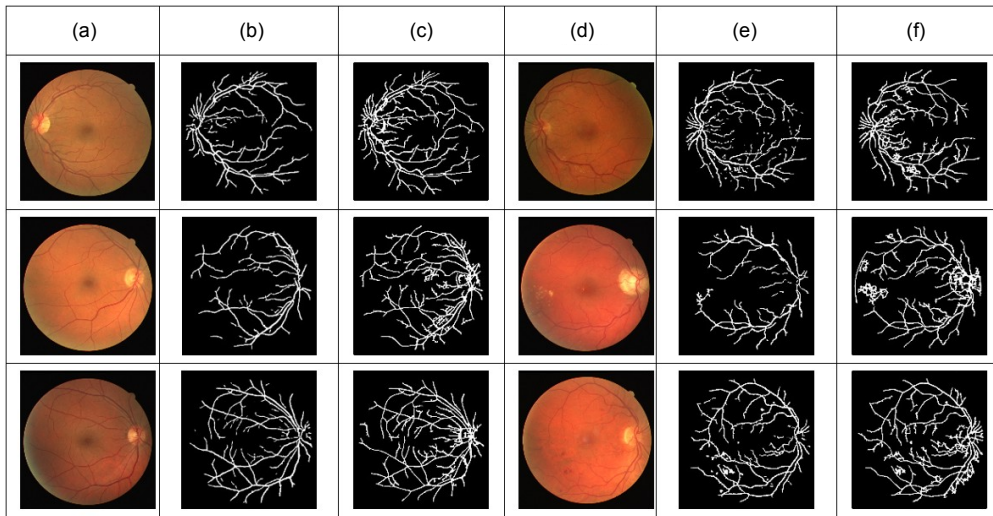


图 8 与文献[27]中分割结果的对比。(a) 健康原图; (b) 文献[27]对健康图像处理结果; (c) 本文对健康图像处理结果; (d) 不健康原图; (e) 文献[27]对不健康图像处理结果; (f) 本文对不健康图像处理结果

Fig. 8 Comparison with the segmentation results of ref. [27]. (a) Normal images; (b) The processing results of healthy images in ref. [27]; (c) The processing results of the proposed method on healthy images; (d) Abnormal images; (e) The processing results of abnormal images in ref. [27]; (f) The processing results of the proposed method on abnormal images

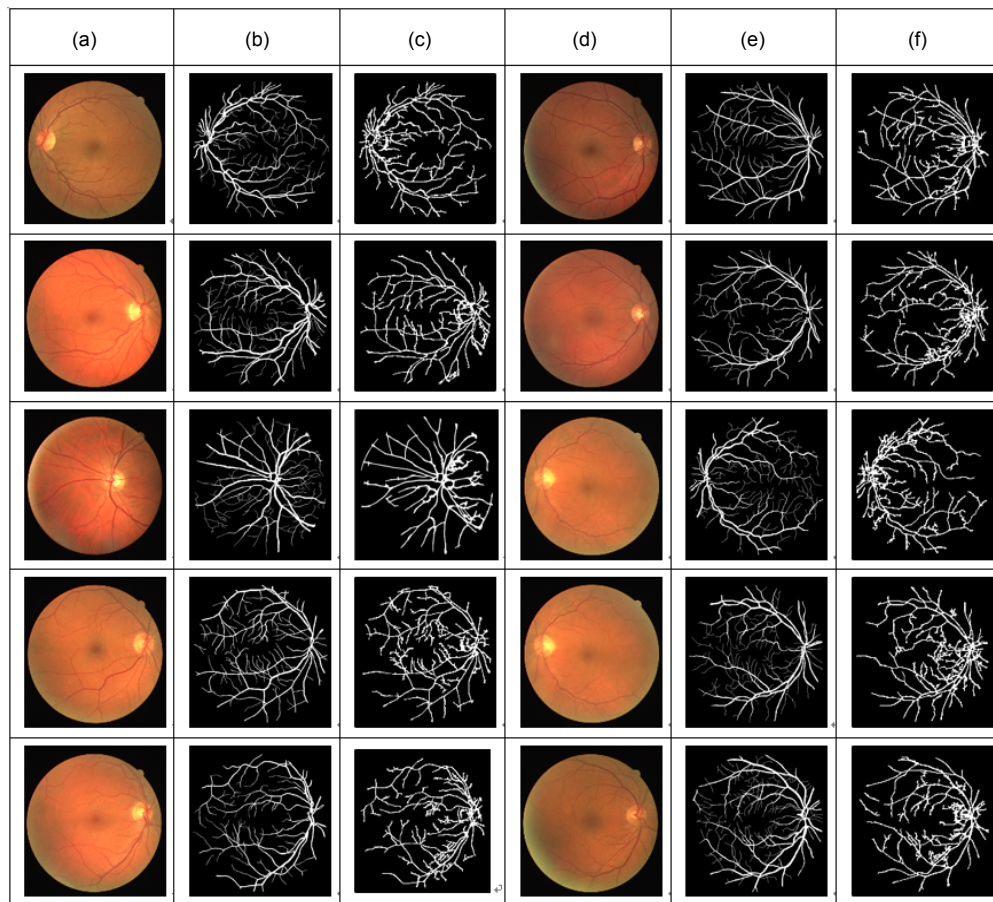


图 9 本文算法分割结果。(a) 原图 1; (b) 标签 1; (c) 分割结果 1; (d) 原图 2; (e) 标签 2; (f) 分割结果 2

Fig. 9 Segmentation results of the proposed algorithm. (a) Original image1; (b) Label1; (c) Segmentation results1; (d) Original image2; (e) Label2; (f) Segmentation results2

表 7 不同算法的性能比较

Table 7 Performance comparison among different algorithms

不同算法	平均准确度	平均灵敏度	平均特异性
Zana F 等基于形态学方法 ^[13]	0.9377	0.6971	—
Espona L 等基于形变模型方法 ^[14]	0.9316	0.6634	0.9682
Vlachos 等基于跟踪方法 ^[12]	0.9290	0.7470	0.9550
Jiang 等基于匹配滤波方法 ^[5]	0.9212	0.6399	—
文献[27]结果	0.9539	0.7039	0.9783
本文	0.9396	0.7864	0.9564

如表 7 所示, 对比其他算法, 实验数据表明, 本文算法在准确度、灵敏度和特异性上的表现相较于文献[13]中基于形态学方法、文献[12]基于跟踪方法、文献[5]基于匹配滤波方法都有一定的提升。在准确度、灵敏度上的表现优于文献[14]基于形变模型方法。另外与文献[27]对比, 本文在灵敏度上有比较好的优势, 虽然准确度和特异性上低于文献[27], 但是文献[27]手动调节参数复杂且分割的微小血管很少, 断点较多。因此本文算法在各项性能指标中表现良好, 具有一定的医学应用价值。然而, 该算法分割的血管在某些区域会呈现过生长的趋势, 因此使用方向场信息来限制血管的生长方向, 避免过生长是今后进一步探索的研究工作。

5 结论

临床上医疗人员能够通过彩色眼底图像的分析达到无创诊断高血压、糖尿病、青光眼等疾病的目的。其中对眼底图像进行特征提取既是重点也是难点。主要是因为视网膜自身结构的特殊性。其一, 眼底彩色视网膜图像中血管与背景对比度低; 其二, 血管宽度不一, 从 1 个像素到 20 个像素不等; 其三, 视网膜血管结果复杂多变。导致目前很多方法在对眼底图像的血管分割精度不高。本文提出了一种改进的 PCNN 与区域生长相结合的视网膜分割方法。该方法首先使用边缘膨胀、对比度受限的直方图均衡化、高斯滤波、Gabor 滤波等相结合的方法进行一系列的预处理, 达到过滤背景噪声, 消除光照不均、增强血管对比度的目的。然后使用 RG-PCNN 的方法, 从未处理的像素点中选取最亮的点作为种子区域, 并通过设置 RG-PCNN 的连接强度和停止条件, 实现血管的自动分割。最终分割图像的灵敏度、特异性、准确率分别为: $0.78642 \pm 0.062 / 0.95643 \pm 0.006 / 0.93961 \pm 0.005$ 。实验

表明, 该方法能达到快速、准确、实时分割视网膜血管的目的。但是该方法在某些区域会使得血管过生长, 从而导致血管过粗。使用 Gabor 滤波器中的方向场指导血管生长, 限制血管宽度是后期的研究重点。

致谢

本文研究工作还得到了湖北省水电工程智能视频监控重点实验室(三峡大学)开放基金的联合资助(2018SDSJ08), 在此表示感谢。

参考文献

- [1] Marin D, Aquino A, Gegunde-Zarias M E, et al. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, **30**(1): 146–158.
- [2] Zhao Y Q, Wang X H, Wang X F, et al. Retinal vessels segmentation based on level set and region growing[J]. *Pattern Recognition*, 2014, **47**(7): 2437–2446.
- [3] Gu X D, Guo S D, Yu D H. New approach for noise reducing of image based on PCNN[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2002, **24**(10): 1304–1309.
顾晓东, 郭仕德, 余道衡. 一种基于 PCNN 的图像去噪新方法[J]. *电子与信息报*, 2002, **24**(10): 1304–1309.
- [4] 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.
- [5] Jiang X Y, Mojon D. Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(1): 131–137.
- [6] Gang L, Chutatape O, Krishnan S M. Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order Gaussian filter[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2002, **49**(2): 168–172.
- [7] Zhang B, Zhang L, Zhang L, et al. Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2010, **40**(4): 438–445.
- [8] 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.

- [9] Gwetu M V, Tapamo J R, Viriri S. Segmentation of retinal blood vessels using normalized Gabor filters and automatic thresholding[J]. *South African Computer Journal*, 2014, **55**(1): 12–24.
- [10] Zhang L, Fisher M, Wang W J. Retinal vessel segmentation using multi-scale textons derived from keypoints[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2015, **45**: 47–56.
- [11] Zou P, Chan P, Rockett P. A model-based consecutive scanline tracking method for extracting vascular networks from 2-D digital subtraction angiograms[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, **28**(2): 241–249.
- [12] Vlachos M, Dermatas E. Multi-scale retinal vessel segmentation using line tracking[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2010, **34**(3): 213–227.
- [13] Zana F, Klein J C. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2001, **10**(7): 1010–1019.
- [14] Espona L, Carreira M J, Penedo M G, et al. Retinal vessel tree segmentation using a deformable contour model[C]//*Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition*, 2008: 1–4.
- [15] Yu J B, Chen H J. Improvement of PCNN model and its application to medical image processing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, **29**(10): 2316–2320.
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.
- [16] Zhu S W, Hao C Y. An approach for fabric defect image segmentation based on the improved conventional PCNN model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, **40**(3): 611–616.
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.
- [17] Yao C, Chen H J, Jing T, et al. Extraction of blood vessel tree in retinal image based on improved PCNN[J]. *Journal of Optoelectronics-Laser*, 2011, **22**(11): 1745–1750.
姚畅, 陈后金, 荆涛, 等. 一种基于改进的 PCNN 的视网膜血管树提取方法[J]. *光电子·激光*, 2011, **22**(11): 1745–1750.
- [18] Jiang W, Zhou H Y, Shen Y, et al. Image segmentation with pulse-coupled neural network and Canny operators[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2015, **46**: 528–538.
- [19] Lu Y F, Miao J, Duan L J, et al. A new approach to image segmentation based on simplified region growing PCNN[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, **205**(2): 807–814.
- [20] Chen M M, Xiong X L, Zhang Y, et al. A new method for retinal fundus image enhancement[J]. *Journal of Chongqing Medical University*, 2014, **39**(8): 1087–1090.
陈萌梦, 熊兴良, 张琰, 等. 1 种视网膜眼底图像增强的新方法[J]. *重庆医科大学学报*, 2014, **39**(8): 1087–1090.
- [21] Oloumi F, Rangayyan R M, Oloumi F, et al. Digital image processing and pattern recognition techniques for the analysis of fundus images of the retina[R]. Alberta, Canada: Department of Electrical and Computer Engineering, University of Calgary, 2010: 8.
- [22] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 2004, **38**(1): 35–44.
- [23] Gwetu M V, Tapamo J R, Viriri S. Segmentation of retinal blood vessels using normalized Gabor filters and automatic thresholding[J]. *South African Computer Journal*, 2014, **53**(55): 12–24.
- [24] Yao C, Chen H J. Automated blood vessel network segmentation in pathological retinal images[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, **38**(5): 1226–1233.
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.
- [25] Lindblad T, Kinser J M. *Image Processing Using Pulse-Coupled Neural Networks: Applications in Python*[M]. Xu G X, Ma Y D, Lei B J, trans. 3rd ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2017: 1.
托马斯·林德布拉德, 詹森·金赛. 图像处理与脉冲耦合神经网络: 基于 Python 的实现[M]. 徐光柱, 马义德, 雷帮军, 译. 3 版. 北京: 国防工业出版社, 2017: 1.
- [26] Bi Y W, Qiu T S. An adaptive image segmentation method based on a simplified PCNN[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, **33**(4): 647–650.
毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法[J]. *电子学报*, 2005, **33**(4): 647–650.
- [27] Xu G Z, Zhang L, Zou Y B, et al. Retinal blood segmentation with adaptive PCNN and matched filter[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(3): 756–764.
徐光柱, 张柳, 邹耀斌, 等. 自适应脉冲耦合神经网络与匹配滤波器相结合的视网膜血管分割[J]. *光学精密工程*, 2017, **25**(3): 756–764.
- [28] Stewart R D, Fermin I, Opper M. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, **13**(6): 1557–1562.
- [29] Ma Y D, Dai R L, Li L. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and image's entropy[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2002, **23**(1): 46–51.
马义德, 戴若兰, 李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. *通信学报*, 2002, **23**(1): 46–51.
- [30] Yao C, Chen H J, Li J P. Segmentation of retinal blood vessels based on transition region extraction[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, **36**(5): 974–978.
姚畅, 陈后金, 李居朋. 基于过渡区提取的视网膜血管分割方法[J]. *电子学报*, 2008, **36**(5): 974–978.

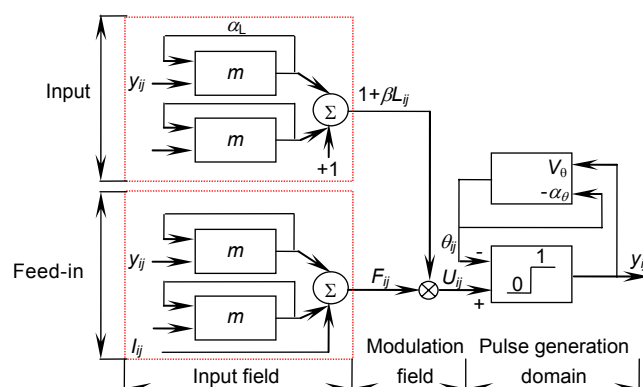
Retinal vascular segmentation combined with PCNN and morphological matching enhancement

Xu Guangzhu^{1,2}, Wang Yawen¹, Hu Song¹, Chen Peng^{1,2}, Zhou Jun³, Lei Bangjun^{1,2*}

¹College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

²Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

³Department of Diagnostic Ultrasound, the First College of Clinical Medical Science, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China



Neuron model of PCNN

Overview: Studies indicate that retinal blood vessels are the only deep micro-vessels in a human body that can be observed directly in a non-invasive way. The variation of color or the morphological structure of vascular networks can reflect the effects on human health of various eye diseases and cardiovascular and cerebrovascular diseases. Therefore, the extraction and analysis of retinal vascular is of great significance for medical personnel to diagnose and treat these diseases as early as possible. Due to the limitation of image acquisition equipment and the complex structure of retinal blood vessels, manual extraction of retinal blood vessels has problems of heavy workload and strong subjectivity. Aiming at the problem, this paper proposes a novel automatic retinal vessel image segmentation algorithm based on matched filter enhancement and region growth pulse coupled neural network. Firstly, the original fundus image is pre-processed with a 2D Gaussian filter bank and a 2D Gabor matched filter bank to achieve the contrast enhancement and denoising. By combining these two kinds of filters, the final fused retina image can present more details and less artifact noisy micro-vessels. Secondly, a modified regional growing pulse coupled neural network with fast linking mechanism is adopted. The pixel with the highest brightness is selected as the seed, and adaptive connection coefficients and specially designed terminating conditions are employed to control the growth of the candidate blood vessel area. Operating in this way can overcome the shortcomings of the regular region-growing technique requiring fixed pre-selected seeds and the traditional PCNN not being able to terminate automatically. In order to evaluate the performance of the proposed algorithm, the DRIVE image dataset, which has been widely used for retina image processing, is adopted. The dataset was acquired using a Canon CR5 non-mydratic 3CCD camera and each image was captured using 8 bits per color plane at 768 pixels×584 pixels. The dataset of 40 images has been divided into a training set and a test set, both containing 20 images. The experimental results demonstrate that the algorithm can maintain the consistency of the segmented results and meanwhile achieve the multi-value segmentation of fundus vascular images. The whole algorithm performs well in the DRIVE fundus database. The average accuracy, sensitivity and specificity of the algorithm respectively are 93.96%, 78.64% and 95.64% in DRIVE fundus database. There are fewer vascular breakpoints in the segmentation results, and the micro-vessels are clear. We believe that this work has good application prospects.

Citation: Xu G Z, Wang Y W, Hu S, *et al.* Retinal vascular segmentation combined with PCNN and morphological matching enhancement[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(4): 180466

Supported by National Natural Science Foundation of China (61402259, 61272236, U1401252) and Yichang Applied Basic Research Project (A19-302-13)

* E-mail: Bangjun.lei@iee.org