



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2013

07

VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第18卷第7期（总第207期）

2013年7月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。本刊所有图片均为非商业目的使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995 010-82614429

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

（中国国际书店，邮政信箱：北京399信箱 邮编：100044）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100044, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

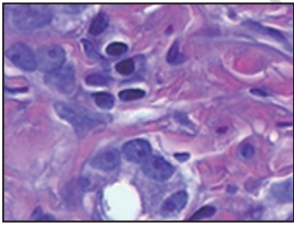
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

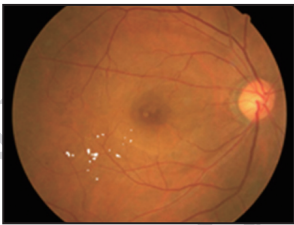
国内定价 50.00元



彩色纹理图像恢复的非局部TV模型 (第753页)



基于Nyström密度值逼近的减法聚类 (第790页)



RBF神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测 (第859页)

图像处理 and 编码

各向异性的均衡化网状扩散模型 熊辉, 赖剑煌	731
特征提取和匹配的图像倾斜校正 钟金荣, 杜奇才, 刘炎, 林嘉宇	738
先进边界区分噪声检测的改进算法 祁冰露, 黄宴委, 陈少斌	746
彩色纹理图像恢复的非局部TV模型 端金鸣, 潘振宽, 台雪成	753
相似性约束的视频超分辨率重建 张义轮, 干宗良, 朱秀昌	761

图像分析和识别

低质量指纹图像方向场提取 卞维新, 徐德琴, 俞庆英	768
方向微分分块统计的运动模糊方向鉴别 李均利, 储诚曦	776
参数自适应的KPCA先验形状约束目标分割 沈霁, 李元祥, 周则明	783
基于Nyström密度值逼近的减法聚类 孙志海, 孔万增	790
空间目标检测序列图像中恒星目标抑制 黄宗福, 孙刚, 陈曾平	799

图像理解和计算机视觉

人体动作的超兴趣点特征表述及识别 王扬扬, 李一波, 姬晓飞	805
轮廓编组中的线索合并模型 王娇, 罗四维, 钟晶晶, 邹琪	813
全局图像特征分析与实时层次化消失点检测 孙愿, 卢鸿波, 张志敏	818
彩色图像特征捆绑的自动模型构建 徐洁, 邓红霞, 李海芳	829

计算机图形学

偏离映射的烙画风格绘制 钱文华, 徐丹, 岳昆, 官铮, 普园媛	836
点云模型法矢调整优化算法 孙金虎, 周来水, 安鲁陵	844

医学图像处理

基于惩罚最大似然优化模型的各向异性约束磁共振成像方法 邓梁, 史仪凯, 张均田	852
RBF神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测 高玮玮, 沈建新, 王玉亮	859

遥感图像处理

衡量结构保持性能的SAR图像去噪质量评价 唐益明, 杨学志	866
地面LiDAR数据中建筑轮廓和角点提取 童礼华, 程亮, 李满春, 陈焱明, 王亚飞, 张雯	876

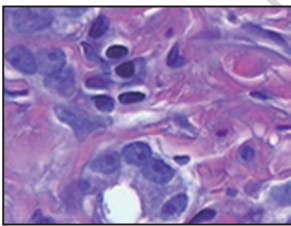
《中国图象图形学报》论文摘要写作要求	884
--------------------	-----

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Non-Local TV models for restoration of color texture images (P753)



Density value approximation for subtractive clustering based on Nyström method (P790)



Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation (P859)

Image Processing and Coding

Equalized net diffusion model based on the anisotropy diffusion Xiong Hui, Lai Jianhuang	731
Robust method of skew correction based on feature points matching Zhong Jinrong, Du Qidai, Liu Ying, Lin Jiayu	738
Modification of advanced boundary discriminative noise detection algorithm Qi Binglu, Huang Yanwei, Chen Shaobin	746
Non-Local TV models for restoration of color texture images Duan Jinming, Pan Zhenkuan, Tai Xuecheng	753
Video super-resolution method based on similarity constraints Zhang Yilun, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang	761

Image Analysis and Recognition

The orientation field extraction method for low quality fingerprints Bian Weixin, Xu Deqin, Yu Qingying	768
Identification of motion blur direction from motion blurred image by directional derivation and block statistics Li Junli, Chu Chengxi	776
Shape prior constrained KPCA object segmentation with parameter adaption Shen Ji, Li Yuanxiang, Zhou Zeming	783
Density value approximation for subtractive clustering based on Nyström method Sun Zhihai, Kong Wanzeng	790
Stellar targets suppression in image sequences for space targets detection Huang Zongfu, Sun Gang, Chen Zengping	799

Image Understanding and Computer Vision

Human action recognition based on super-interest points features Wang Yangyang, Li Yibo, Ji Xiaofei	805
Cue combination model for contour grouping Wang Jiao, Luo Siwei, Zhong Jingjing, Zou Qi	813
Hierarchical real-time vanishing point detection based on holistic image feature Sun Yuan, Lu Hongbo, Zhang Zhimin	818
Construction of the automatic model for feature binding of color image Xu Jie, Deng Hongxia, Li Haifang	829

Computer Graphics

Rendering pyrography style painting based on deviation mapping Qian Wenhua, Xu Dan, Yue Kun, Guan Zheng, Pu Yuanyuan	836
Optimal algorithm for normal adjustment of point clouds Sun Jinhu, Zhou Laishui, An Luling	844

Medical Image Processing

Anisotropically constrained MR imaging based on penalized maximum likelihood optimality model Deng Liang, Shi Yikai, Zhang Juntian	852
Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation Gao Weiwei, Shen Jianxin, Wang Yuliang	859

Remote Sensing Image Processing

Image quality assessment of SAR image despeckling for measuring structure-preserving capability Tang Yiming, Yang Xuezhi	866
Extraction of building contours and corners from terrestrial LiDAR data Tong Lihua, Cheng Liang, Li Manchun, Chen Yanming, Wang Yafei, Zhang Wen	876

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)07-0859-07

论文引用格式: 高玮玮, 沈建新, 王玉亮. RBF 神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(7): 859-865. [DOI:10.11834/jig.20130701]

RBF 神经网络和阈值分割实现 视网膜硬性渗出自动检测

高玮玮, 沈建新, 王玉亮

南京航空航天大学机电学院, 南京 210016

摘要: 为自动检测出眼底图像中的硬性渗出, 构建眼底图像的糖尿病视网膜病变自动筛查系统, 提出一种基于 RBF 神经网络和阈值分割的硬性渗出自动检测方法。首先, 利用基于最小类内离散度的改进 Otsu 分割方法对眼底图像绿色通道进行粗分割获取病灶候选区域; 然后, 利用 logistic 回归对候选区域的多个特征进行选择; 最后, 利用候选区域的优化特征集及相应判定结果建立 RBF 神经网络; 此外, 提出采用后处理以进一步提高检测精度。利用本文方法对 50 幅不同颜色、不同亮度的眼底图像进行硬性渗出自动检测, 得到图像水平灵敏度 100%, 特异性 90.9%, 准确率 96.0%; 病灶区域水平灵敏度 93.9%, 阳性预测值 95.5%; 平均每幅图像处理时间 13.6 s。结果表明本文方法稳定可靠, 能快速有效地自动检测出眼底图像中的硬性渗出。

关键词: 眼底图像; 硬性渗出; RBF 神经网络; 阈值分割; 自动检测

Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation

Gao Weiwei, Shen Jianxin, Wang Yuliang

College of Mechanical&Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Abstract: To automatically detect hard exudates from fundus images, and to develop an automatic diabetic retinopathy screening system, an automatically detecting approach based on RBF neural network and threshold segmentation was established and studied. First, the green channel of the original fundus image is coarsely segmented by an improved Otsu thresholding based on minimum inner-cluster variance, and candidate regions are obtained. Second, several features of candidate regions are extracted and selected by means of logistic regression. Finally, the RBF neural network is built with the optimal subset of features and judgments of these candidate regions. Furthermore, post-processing is carried out to improve the detection accuracy. The approach is tested on a new set which contained 50 fundus images with variable color and brightness. With an image-based criterion, sensitivity of 100%, specificity of 90.9%, and accuracy of 96.0% are achieved. Average sensitivity of 93.9% and average positive predict value of 95.5% are also achieved with a lesion-based criterion. Furthermore, the average time cost in processing an image is 13.6 s. Results suggest that the approach is stable and reliable, and can fast and effectively detect hard exudates from fundus images.

Key words: fundus images; hard exudates; RBF neural network; threshold segmentation; automatic detection

收稿日期: 2012-01-10; 修回日期: 2012-11-27

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)基金项目(2006AA020804); 中央高校基本科研业务费专项(NJ20120007); 江苏省科技支撑计划项目(BE2010652)

第一作者简介: 高玮玮(1985—), 女, 南京航空航天大学机电学院数字化医疗装备专业博士研究生, 主要研究方向为生物医学相关的图像处理。E-mail: gww03020234@sina.com

0 引言

糖尿病视网膜病变(简称“糖网”,DR)是糖尿病最为常见的眼部并发症,是目前导致年龄20—65岁成人出现新型失明的主要原因,亦已成为21世纪防盲治盲的重点^[1]。及时、定期的DR检查是阻止和减少其恶化的重要环节,是在非增殖期(不可逆损伤发生之前)及时发现可治疗的DR,从而制定合适治疗方案的关键。因此,如何准确筛查无明显视力损伤的糖尿病患者是否存在DR,不仅为早期诊断、早期治疗提供先机,还可节约大量社会医疗资源。但现阶段的DR筛查方法都不适合作为大规模的DR筛查手段^[2]。

20世纪七八十年代国外学者开始从眼底图像入手,从中“寻找”DR病灶。在非增殖型DR病灶中,以硬性渗出(EXs)的检测最为重要。1996年,Gardner等人^[3]利用BP(back propagation)神经网络自动检测出了眼底图像中的EXs;1999-2002年,Sinthanayothin等人在利用主成分分析的多层感知神经网络分别实现了视盘、黄斑、血管^[4]分割的基础上,通过与“Moat Operation”结合的循环区域增长法实现了EXs的自动检测^[5];2002-2003年,Osareh等人在利用蛇形拟合分割出视盘^[6]的基础上,分别利用支持向量机、BP神经网络^[7-8]完成了EXs的分割与提取;2010年,Jaafar等人^[9]通过局部对比度寻找病灶候选区域,然后利用拆分合并算法获取真正的EXs。而中国目前对该方面的相关研究报道较少,主要有林蔚提出利用基于K近邻图的区域合并算法实现眼底图像中EXs的自动检测^[10]。

RBF(radial basis function)神经网络具有设计简单、训练速度快等优点,因此,针对眼底图像中EXs自动检测的特点,在深入研究眼底图像中EXs诸多特征的基础上,提出应用阈值分割和RBF神经网络自动检测EXs,并提出利用后处理来进一步提高检测精度。该方法不仅能够保证较高的检测精度,且处理效率较高。

1 材料与方法

1.1 仪器设备及样本

目前,国际上还没有用于评价EXs自动检测算法性能的公共标准图像数据库^[11],因此,为研究该

课题,特从上海某合作医院获取了由Canon CF-60DSI眼底照相机拍摄的120幅分辨率为3504×2336像素的JPG彩色眼底图像。实际使用时,对原图进行了适当裁减去掉背景区域并进行了压缩,即实际处理图像的分辨率为800×600像素。根据眼科医师的意见,68幅为早期DR病人的眼底图像,都包含EXs,其余52幅为正常眼底图像。

为构建RBF神经网络,将该组图像随机分为两组。第1组包含40幅早期DR病人眼底图像以及30幅健康眼底图像,利用粗分割从中获取2560个EXs候选区域(其中1150个为真EXs,1410个为假EXs),利用这些区域的特征以及相应是否为EXs的人工判断结果来训练RBF神经网络。其余50幅为第2组,包括28幅病灶图像以及22幅正常眼底图像,通过与眼科医师的判断结果相比较来确定本文方法的有效性。

实验系统配置为Intel(R)Core(TM)Duo E7500 CPU,6.00 GB RAM的计算机,MATLAB R2009a的软件环境。

1.2 评价指标

从临床应用角度而言,DR自动筛查时更关注是否将目标准确、如数地检测出来,并不关心方法的具体实现细节(例如边缘等的分割效果),因此,基于某眼科医师对120幅眼底图像的判断结果,分别从图像、病灶区域水平定义了3个评价指标为

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$SP = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2)$$

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

式中,SE称为灵敏度,体现不漏判的概率;SP为特异性,表征正常图像(或区域)不被误判的比例;AC为准确率,反映平均分类正确率。TP为真阳,FN为假阴,TN为真阴,FP为假阳。具体解释为:对于医师判断为EXs的区域(或图像),根据算法给出相同或不同的结果而分别称为真阳,假阴;同理,对于医师判断为正常的区域(或图像),根据算法给出的一致或不一致的判断而分别称为真阴,假阳。

由于在算法实现的不同阶段,所研究的对象也不相同,因此,所选用的评价指标及相应的基准也不尽相同。具体而言,在RBF神经网络训练阶段,是将粗分割阶段得到的每一个区域及相应人工判定结

果作为样本,故此时选用病灶区域水平的灵敏度、特异性以及准确率 3 个指标来衡量相关结果是否满足要求。而在最终算法整体性能评价时,不仅要考核算法对眼底图像中病灶 EXs 的自动检测能力,还需要考核算法对病变眼底图像和健康眼底图像的自动识别能力,即需要从病灶及图像两个水平去全面地衡量算法的整体性能。但此时将算法对某幅图像的处理结果与眼科医师的判定结果相比时,不存在病灶区域水平的 TN ,因此,无法计算特异性以及准确率,而仅依靠灵敏度又不能全面评价算法对病灶区域的自动检测能力,故引入了阳性预测值

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

因此,在算法整体性能评价时,采用灵敏度和阳性预测值来评价其对病灶区域的自动检测性能;选用灵敏度、特异性以及准确率来评价其对病变眼底图像和健康眼底图像的自动识别能力。另外,结合算法处理一幅图像的平均时间来评价其效率。

1.3 本文方法步骤

本文方法实现眼底图像中 EXs 的自动检测,需要经过以下 5 个步骤:

1.3.1 眼底图像绿色通道粗分割

在彩色眼底图像中,EXs 一般呈明亮的黄色(如图 1 所示,该特征与视盘类似),以不规则形状出现。由于眼底各结构所含色素具有不同的吸收特性,以及不同波长单色光在眼底的穿透性能也不同,因此,眼底不同结构层次具有各自不同的光谱特征。研究发现,EXs 在绿色分量图中对比度最高^[8],因此将眼底图像的绿色通道作为后续处理对象。图像分割是采取适当的方法将图像中的目标从背景中分离出来,它是图像分析、理解和模式识别中非常关键的步骤。阈值分割是最简单直接的图像分割方法。近年来,出现了很多新的阈值分割方法^[12-14]。针对该通道中 EXs 具有边缘清晰、亮度较高、与背景具有较为明显的对比度等特点,采用文献[12]提出的基

于最小类内离散度的改进 Otsu 分割方法实现该通道中 EXs 的粗分割。该方法克服了传统 Otsu 阈值分割信息不完备的缺陷,具有很强的抗噪能力,分割效果好。此外,为消除视盘这个假阳性区域对后续步骤的影响以减少计算损耗,利用传统 Otsu 阈值分割结合数学形态学对眼底图像红色通道(经光谱特征分析,在红色通道图中视盘最亮且边缘最为清晰^[15])进行分割,提取出视盘。由于视盘周围像素的灰度值较高,但肯定不是 EXs,因此可对提取出的视盘进行二值形态学膨胀操作以减少后续步骤的计算量,然后将其从之前得到的 EXs 候选区域中去掉,得到眼底图像绿色通道粗分割结果,即真正的 EXs 候选区域。

1.3.2 特征提取

为利用 RBF 神经网络将粗分割阶段得到的 EXs 候选区域中的真、假病灶区分开来,需要提取这些区域的特征,作为神经网络的输入。

眼科医师对 EXs 进行识别时,往往从区域面积、亮度、边缘等具有代表性的特征入手,这些特征可以用从图像中抽取的 24 个特征进行一定程度的近似描述。这 24 个特征^[16]分别为:

特征 1 为区域面积 A ;

特征 2—4 为区域 R、G、B 三通道灰度均值 μ_R 、 μ_G 、 μ_B ;

特征 5—7 为区域 R、G、B 三通道灰度标准差 σ_R 、 σ_G 、 σ_B ;

特征 8—10 为区域邻域 R、G、B 三通道灰度均值 μ_R^N 、 μ_G^N 、 μ_B^N ;

特征 11—13 为区域邻域 R、G、B 三通道灰度标准差 σ_R^N 、 σ_G^N 、 σ_B^N ;

特征 14—16 为区域与区域邻域 R、G、B 三通道均值之比 P_R 、 P_G 、 P_B 。

特征 17—19 为区域 R、G、B 三通道的均匀性 H_R 、 H_G 、 H_B ;

特征 20—22 为区域质心 R、G、B 三通道灰度值 C_R 、 C_G 、 C_B ;

特征 23 为区域密度 CP ;

特征 24 为区域边缘强度 ES 。

1.3.3 特征选择

提取出的特征用来设计训练网络,但随着特征数量的增加,误分类的可能性也会随之升高,因此为有效进行病灶候选区域的分类,需对上述提取出的特征进行选择,利用软件 SPSS 18.0 进行数据的相

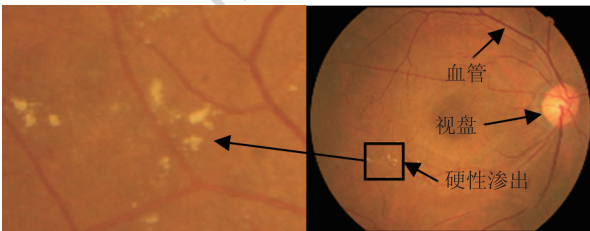


图 1 彩色眼底图像

Fig. 1 Color fundus image

关分析。

对上述特征进行 Kolmogorov-Smirnov 检验和 Shapiro-Wilk 检验,发现均不满足正态分布;Leven's 方差齐性检验表明除 μ_R 、 μ_G 、 μ_R^N 、 C_R 、 C_B 、 CP 之外的其他特征都不满足方差齐性的要求;此外,判断区域是否是病灶可概括为一个二分的分类变量,因此,选用 logistic 回归分析^[17]进行特征的选择较为合适。

logistic 回归模型可以用来表征应变量与一系列自变量之间的关系。相对于提取出的一系列区域特征而言,区域是否是病灶是一个只有“是”与“不是”两种可能的具有二分特性的应变量,因此该问题的 logistic 回归模型表示为

$$Prob(Y=1) = \frac{e^z}{1+e^z} \tag{5}$$

式中, $z = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p$ (p 为自变量的个数), $B = [b_0, b_1, \dots, b_p]^T$ 称为回归系数,可通过极大似然法确定, Y 为应变量,其取值为 1 表示区域是病灶。

模型中涉及多个变量,但真正对因变量产生显著影响的,可能只是其中的少数几个,甚至仅仅一个,可采用“逐步回归”的思想进行变量的选择。计算粗分割阶段获取的 2 560 个 EXs 候选区域的 24 个特征,利用二项 logistic 回归模型采用“逐步回归”的思想进行区域特征的选择($\alpha_{进}$ 表示变量进入模型时的检验水平临界值,小于该值,变量进入模型; $\alpha_{出}$ 表示将变量从模型中删除时的检验水平临界值,大于该值,变量从模型中剔除,其中 $\alpha_{进}$ 取 0.05, $\alpha_{出}$ 取 0.1),具体结果见表 1。

表 1 特征选择结果 (step = 16)

Table 1 Result of features selection (step = 16)			
变量	Significance	变量	Significance
A	0.002	CP	0.000
μ_R	0.000	ES	0.000
μ_R^N	0.000	H_R	0.000
C_G	0.001	P_R	0.000
C_B	0.000	P_G	0.000

模型建好后,采用对数似然比值乘以 -2 来度量模型对数据的拟合度(即判别所建模型的优劣),该值称为 -2 对数似然值,记为 -2LL。完整的区域特征集以及经过选择的区域特征子集对训练样本的拟合度以及分类结果见表 2。

表 2 两特征集拟合度及分类结果

Table 2 Results of fitting a logistic regression model to the two feature sets

特征集	-2LL	分类准确性/%
完整特征集	975.366	87.4
选择出的特征集	990.277	88.0

由表 2 发现,两特征集拟合度相近,但选择出的特征子集对训练样本的分类结果更好。

1.3.4 RBF 神经网络训练及预测

RBF 神经网络是一种 3 层前馈网络,近年来的研究表明,在逼近能力、分类能力和学习速度等方面 RBF 网络均优于 BP 网络^[18]。对于所研究的根据区域特征判断区域是否为病灶的问题,所采用的 RBF 神经网络拓扑结构如图 2 所示。

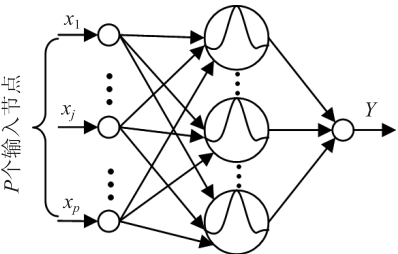


图 2 RBF 神经网络拓扑结构

Fig. 2 Topological structure of RBF neural network

将 2 560 个候选区域的特征参数与对该区域是否为 EXs 的人工判定结果分别作为训练集的输入和输出,对网络进行训练及预测。

决定 RBF 网络结构优劣的关键因素是隐节点数 num 以及径向基函数扩展速度 V_{spread} 。RBF 神经网络在进行训练时,隐层节点个数 num 不断增加,直至网络输出误差小于期望值 E_{goal} 。RBF 的扩展速度越大,拟合的效果就越好,但过大的 V_{spread} 意味着需要非常多的神经元以适应函数的快速变化;如果 V_{spread} 设定过小,则意味着需要大量神经元来适应函数的缓慢变化,这样一来,网络的性能不会很好。因此,参数 V_{spread} 的合理设置对 RBF 神经网络的最终性能异常关键。在 MATLAB R2009a 中,利用“newrb”命令建立网络模型,同时,采用 10 倍交叉验证(将 2 560 个 EXs 候选区域随机分为 10 组,依次将其中 9 组做训练,1 组做测试)来评测 RBF 神经网络的泛化能力。令扩展速度 V_{spread} 在 $[1,5]$ 以 0.1 的步长进行取值,对每一个取值进行上述 10 倍交叉验证,分别得到的网络最差预测结果见图 3。由图 3

发现,当 V_{spread} 取 2.3 时,其最差分类准确率最高,为 93.27%,此时最差灵敏度 92.61%,最差特异性 95.13%。由此可见,当 V_{spread} 选取此值时,无论采用何种样本对网络进行训练,预测结果的 3 个评价指标都可以达到令人满意的水平。

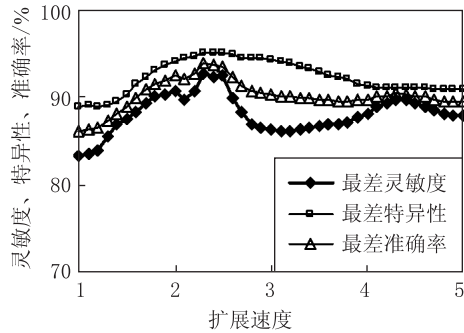


图3 网络最差预测结果

Fig. 3 The poorest prediction results of neural network

训练完毕后,得到了需要的网络结构(隐层节点个数 num)和权值。这样,就可以对新的输入样本进行是否为 EXs 的自动判定。

1.3.5 后处理

在人眼眼底,可能会由于反射等原因而在眼底图像中出现非生理结构的亮斑或亮点,此类假阳性区域(如图4所示)与 EXs 最大区别在于,其多是孤立存

在,而 EXs 则以簇状出现。因此为提高检测精度,可对 RBF 神经网络给出的结果进一步处理,即若某幅眼底图像检测出的 EXs 总像素数少于眼底图像像素总数的 0.01%,则认为其为正常眼底图像。

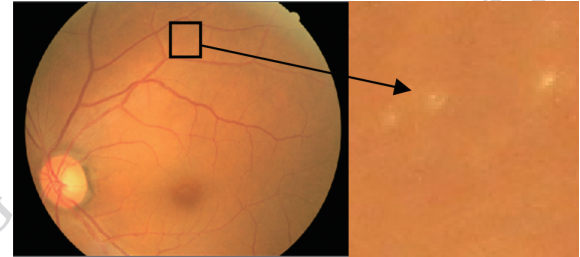


图4 假阳性区域

Fig. 4 False positive regions

2 实验结果与分析

利用建立好的 RBF 神经网络并结合后处理对 50 幅网络从未见过的不同颜色、不同亮度的眼底图像进行 EXs 的自动检测,图5为图1所示眼底图像的 EXs 检测过程。

本文方法,文献[8]提出的 BP 神经网络方法以及文献[10]中基于 K 近邻图的区域合并方法对该组图像 EXs 的自动检测结果评价指标见表3。

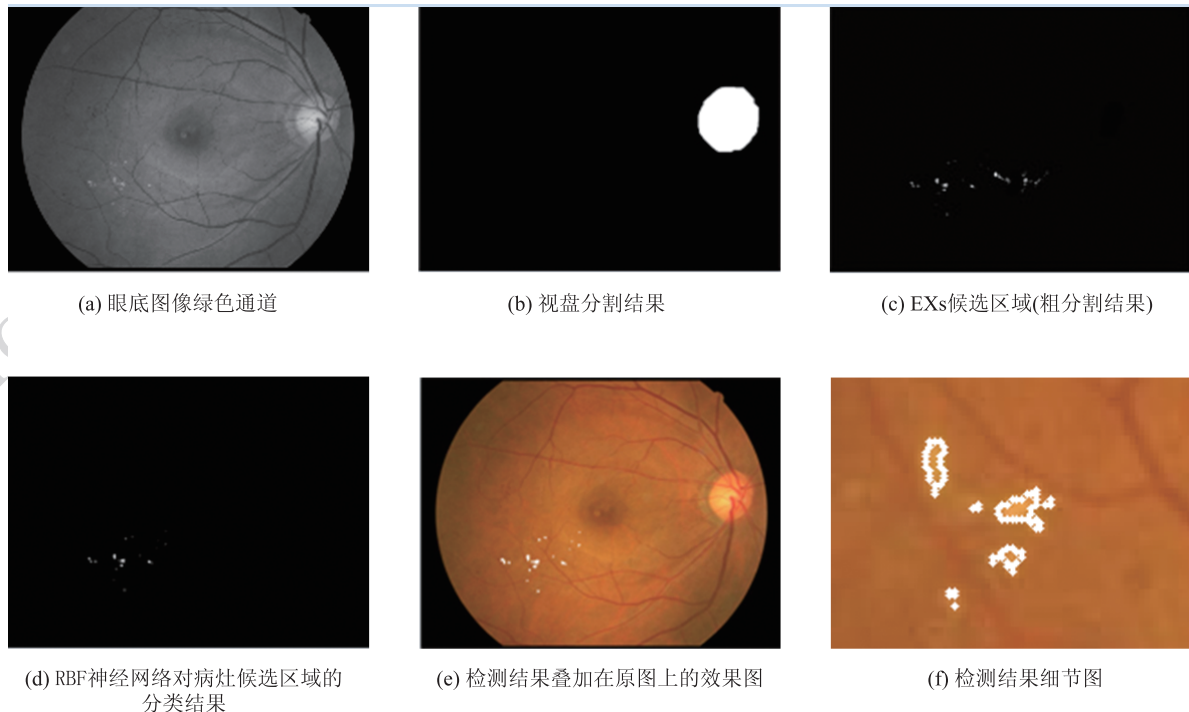


图5 本文方法 EXs 具体检测过程

Fig. 5 The detection of EXs based on the proposed method

表 3 不同方法的检测结果

Table 3 Detection results of different methods

	图像水平			病灶区域水平		效率/s
	灵敏度/%	特异性/%	准确率/%	灵敏度/%	阳性预测值/%	
本文方法	100	90.9	96.0	93.9	95.5	13.6
文献[8]	85.7	81.8	84.0	90.1	86.7	15.3
文献[10]	89.3	81.8	86.0	91.6	95.3	13.9

由表 3 发现,本文方法无论在图像水平、病灶区域水平还是在处理效率方面,检测性能均优于文献[8]和文献[10]。

依据英国糖尿病协会 (british diabetic association) 于 1997 年提出的 DR 病灶自动检测算法最低标准^[19],即图像水平灵敏度 80%,特异性 90% 而言,本文方法已达到该标准的要求。Javitt 等人^[16]在其所建立的健康准则模型中对 DR 自动筛查技术提出的基本准则为 60% 的灵敏度或是在此基础上更大化的成本效率。其提倡对 DR 病灶的自动检测在灵敏度等相关指标达到一定水平的基础上,也就是说在保证可靠性的基础上,要更关注效率指标。因为对于糖尿病患者而言,其视网膜的病变情况会受糖尿病的治疗、控制以及病程等诸多因素的影响,因此,只有保证较高的检查频率,定期检查眼底才能及时有效地发现视网膜的相关病变。而较高的检查频率需要高效率的 DR 病灶自动检测算法作为保障,因此,若能进一步研究出更加高效的 EXs 自动检测算法对整个 DR 自动筛查系统而言是意义重大的,这也是该系统最终能否应用于临床必须解决的关键问题。

3 结 论

EXs 是早期 DR 的特征性表现,因此眼底图像中 EXs 的自动检测是建立基于眼底图像的 DR 自动筛查系统关键环节之一,直接决定了系统筛查结果的准确性。只有快速有效的 EXs 自动检测算法才能满足临床中对筛查速度与精度的要求。本文方法充分利用眼底图像中 EXs 的病灶特征以及 RBF 神经网络在逼近能力、分类能力和学习速度等方面的优势,利用二项 logistic 回归模型采用“逐步回归”的方法获取候选区域的优化特征集以及区域相应的人工判断结果建立 RBF 神经网络,并结合后处理以进一步提高检测精度。在保证较高检测精度的同时,

能以较高的处理效率实现不同颜色、不同亮度眼底图像中 EXs 的自动检测。本文方法稳定可靠,具有一定的实用价值。该研究作为构建基于眼底图像的 DR 自动筛查系统提供了算法支持,为整个筛查系统奠定了良好基础。

参考文献 (References)

[1] Watkins P J. ABC of diabetic retinopathy[J]. British Medical Journal, 2003,7(2):105-107.

[2] Su L R, Li Q. Comparative investigation of diabetic retinopathy screening methods[J]. International Journal of Ophthalmology, 2009,9(8):1526-1528. [苏连荣,李琦. 糖尿病视网膜病变筛查方法的比较研究[J]. 国际眼科杂志, 2009,9(8):1526-1528.]

[3] Gardner G, Keating D, Williamson T H, et al. Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: a screening tool[J]. British Journal of Ophthalmology, 1996, 80(11):940-944.

[4] Sinthanayothin C, Boyce J F, Cook H L, et al. Automated localization of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital fundus images[J]. British Journal of Ophthalmology, 1999, 83:902-910.

[5] Sinthanayothin C, Boyce J F, Williamson T H, et al. Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus images[J]. Diabetic Medicine, 2002,19(2):105-112.

[6] Osareh A, Mirmehdi M, Thomas B, et al. Comparison of colour spaces for optic disc localisation in retinal images[C]//Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Québec, Canada:IEEE,2002,1:743-746.

[7] Osareh A, Mirmehdi M, Thomas B, et al. Comparative exudate classification using support vector machines and neural networks[J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2002,2489:413-420.

[8] Osareh A, Mirmehdi M, Thomas B, et al. Automated identification of diabetic retinal exudates in digital colour images[J]. British Journal of Ophthalmology, 2003,87(10):1220-1223.

[9] Jaafar H F, Nandi A K, Nuaimy W A. Automated detection of exudates in retinal images using a split-and-merge algorithm[C]//Proceedings of the 18th European Signal Processing Con-

- ference. Aalborg, Denmark; EUSIPCO, 2010: 1622-1626.
- [10] Lin W. Automated detection of exudates on color fundus image using region merging by K-NN graph [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2008. [林蔚. 基于 K 近邻图区域合并的视网膜硬性渗出自动检测研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2008.]
- [11] Sa' nchez C I, Hornero R, Lo' pez M I, et al. A novel automated image processing algorithm for detection of hard exudates based on retinal images analysis [J]. Med. Eng. Phys., 2007, 30(3): 350-357.
- [12] Zhou Y Y, Yang K T, Huang Y. Improved Otsu thresholding based on minimum inner-cluster variance [J]. J. Huazhong Univ. of Sci. & Tech: Nature Science Edition, 2007, 35(2): 101-103. [周云燕, 杨坤涛, 黄鹰. 基于最小类内离散度的改进 Otsu 分割方法的研究 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2007, 35(2): 101-103.]
- [13] Zhang Y, Wang R G, Wu H, et al. Improved image threshold method based on graph spectral theory [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(6): 960-967. [张勇, 汪荣贵, 吴昊, 等. 改进的图谱理论阈值分割方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(6): 960-967.]
- [14] Li Z Y, Liu C C. Image thresholding based on human visual perception and isoperimetric theory [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(3): 370-376. [李佐勇, 刘传才. 融合视觉感知和等周理论的图像阈值分割 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 370-376.]
- [15] Wang Y M, Zheng K, Hu J L, et al. A method of automatic segmentation of eyeground optic disk image [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2000, 19(4): 198-199. [汪亚明, 郑凯, 胡觉亮, 等. 一种眼底视盘图像的自动分割方法 [J]. 北京生物医学工程, 2000, 19(4): 198-199.]
- [16] Javitt J C, Canner J K, Frank R G, et al. Detecting and treating retinopathy in patients with type 1 diabetes mellitus. A healthy policy model [J]. Ophthalmology, 1990, 97(4): 483-494.
- [17] Ma L M, Fu Z Y, Wang K A, et al. Logistic regression analysis on risk factor of type 2 diabetes mellitus [J]. Chinese Journal of Diabetes, 1999, 7(5): 262-264. [马林茂, 富振英, 王克安, 等. 2 型糖尿病危险因素的 Logistic 回归分析 [J]. 中华糖尿病杂志, 1999, 7(5): 262-264.]
- [18] Zhu F Z, Li J Z, Zhu B, et al. Super-resolution image reconstruction based on RBF neural network [J]. Opt. Precision Eng., 2010, 18(6): 1444-1451. [朱福珍, 李金宗, 朱兵, 等. 基于径向基函数神经网络的超分辨率图像重建 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(6): 1444-1451.]
- [19] British Diabetic Association. Retinal photography screening for diabetic eye disease [R]. London: British Diabetic Association, 1997.