

# 基于数学形态学的快速糖尿病视网膜病变自动检测方法

高玮玮, 沈建新, 王玉亮

南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 210016

**摘要** 基于眼底视网膜图像的糖尿病视网膜病变(糖网)自动检测不仅可使得实施大规模糖网筛查成为可能, 也可为糖网早期诊断、及时治疗以及人眼视觉科学研究提供重要依据。为此, 提出了基于数学形态学的糖网病灶自动检测算法: 首先利用数学形态学结合阈值分割快速提取出视盘, 在此基础上得到病灶候选区域; 然后利用形态学重建等获取精确的病灶轮廓, 从而实现病灶的准确检测。实验结果表明, 该算法能够快速、有效地检测出眼底视网膜图像中的糖网病灶。

**关键词** 眼底视网膜图像; 糖尿病视网膜病变; 数学形态学; 光谱特征; 自动检测

**中图分类号:** R318; TP391.41 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2012)03-0760-05

## 引言

糖尿病是严重影响人类健康的内分泌疾病, 致残致死率仅次于心脑血管疾病及癌症。该疾病不仅给人类带来巨大的痛苦, 而且带来众多并发症, 其中, 以糖尿病视网膜病变(简称“糖网”, diabetic retinopathy, DR)发生率为最高, 对视力影响也最大, 已成为目前特别是发达国家 20—74 岁成年人致盲的首要原因<sup>[1, 2]</sup>。视网膜疾病的治疗只有在不可逆损伤发生之前才有比较好的效果, 因此, 眼科医生不仅需要已经诊断为糖尿病的患者进行密切追踪观察, 而且还要熟悉糖尿病的眼底早期征候, 以期将一些首先主诉眼部症状的糖尿病患者筛选出来, 因此对糖网的早期筛查具有重要的社会价值和临床意义。

现阶段对 DR 的筛查虽然有许多方法<sup>[3]</sup>, 但都存在着一定的缺陷, 不适合作为大规模的糖网筛查手段。由数字免散瞳眼底照相机拍摄的眼底视网膜图像, 虽然对比度相对较差, 但经计算机处理, 也能向临床医生提供视网膜“异常”的信息。早在上 20 世纪七八十年代国外已开始该方面的相关研究<sup>[4-7]</sup>, 并取得了一定的研究成果, 而我国该方面的相关研究报道目前仍甚少<sup>[8, 9]</sup>。随着生活水平的提高和饮食结构的变化等原因, 我国糖尿病的发病率不断升高, 目前已有超过 9 200 万的糖尿病患者<sup>[10]</sup>, 因此急需开展大规模的糖网筛查。在深入研究糖网早期病灶特征的基础上, 提出了基于数学形态学的快速糖网病灶自动检测算法, 并将检测结果与医

生的手工标记结果相比较, 计算相关指标评价算法性能。

## 1 糖网病灶

糖网病灶按病变程度可概括为增殖型和非增殖型两类。其中, 糖网早期诊断所依据的非增殖型又可分为红色病灶(包括视网膜内出血、微血管瘤)和白色病灶(包括硬性渗出、棉绒斑)。这之中的硬性渗出<sup>[11]</sup>(hard exudates, EXs), 又称蜡样渗出, 是糖网早期比较重要的特征之一, 也是多种视网膜病变的重要特征, 主要是由于血管通透性增加, 类脂质从血清中渗出, 堆积而成, 表现为大小不等, 边缘清楚的黄白色斑点状。EXs 可无规则地分布眼底, 但以后极部最多见, 常数个或数十个呈簇状堆积, 有时相互融合成片, 有时排列成环状, 具体见图 1。EXs 虽较易为人眼所辨识, 但在自动检测中, 仍有一些问题需要解决。例如, EXs 的显著特征之一为高亮度, 而眼底图像中的视盘(Optic disc)通常与 EXs

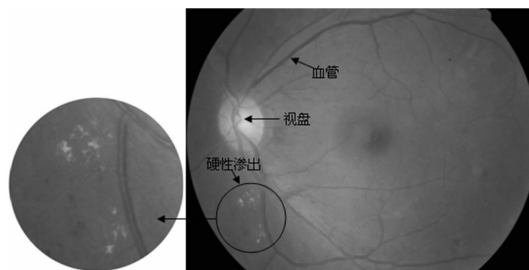


Fig. 1 Color fundus retinal image containing EXs

收稿日期: 2011-07-03, 修订日期: 2011-10-28

基金项目: 国家(863 计划)项目(2006AA020804), 中央高校基本科研业务费专项(南航 NJ20100027)和江苏省科技支撑计划项目(BE2010652)资助

作者简介: 高玮玮, 1985 年生, 南京航空航天大学机电学院博士研究生 e-mail: gww03020234@sina.com

具有相近的亮度和颜色。不仅如此，由于光照的变化，普通背景像素也可能与 EXs 具有相近的亮度，而血管则可能与 EXs 具有相同的灰度差。这些都增加了 EXs 自动检测的难度。

数学形态学方法<sup>[12]</sup>通过研究图像中对象的几何特征等来描述图像中各研究对象的性质以及对象间的相互关系，与其他空域或频域图像处理和分析方法相比，数学形态学方法具有一些明显优势。其算法思想简单，直观且几何描述的特点非常适合应用于与视觉信息相关的信息处理与分析，因此对于糖尿病灶—EXs 的自动检测，选择使用数学形态学方法。

## 2 基于数学形态学的 EXs 自动检测算法

由于 EXs 边缘清晰，亮度较高，与背景具有较为明显的对比度，因此，首先利用数学形态学结合大津法阈值分割快速提取出视盘，在此基础上得到病灶候选区域；然后利用形态学重建等获取精确的病灶轮廓，从而获取真病灶。

### 2.1 视盘分割

#### 2.1.1 视盘的光谱特征分析

由于眼底各结构所含色素具有不同的吸收特性，以及不同波长的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。国内外关于单色光眼底成像的研究表明<sup>[13]</sup>，视盘在大于 478 nm 波长光照下具有较高的可见度。其中在 530 和 628 nm 处形成了两个对比峰值，尤其是在 628 nm 红光下，其可见度达到最高。在此波长光照下视盘边缘清晰，从视盘出来的血管可见度很差，而神经纤维则几乎消失，视盘呈现一个均匀的反射亮斑。由图 2 和图 3 可以看出，对于视盘的分割采用 RGB 图的红色通道(如图 3 所示)更佳。

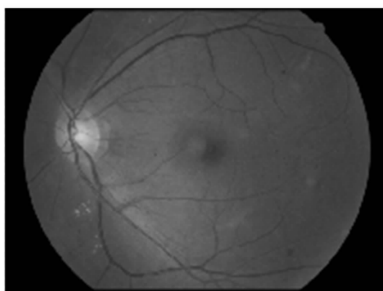


Fig. 2 Green channel of the original image

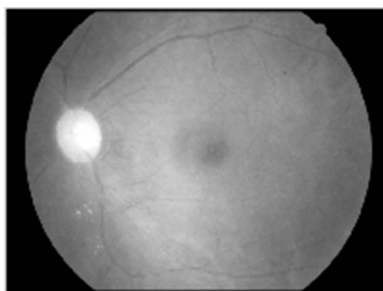


Fig. 3 Red channel of the original image

#### 2.1.2 视盘分割算法

在眼底视网膜图像的红色通道图(记为  $f_r$ ，图 3 所示)中，视盘是一个比较规则的近似于圆形的白色区域，因此可以利用大津法阈值分割结合数学形态学快速提取出视盘。具体算法描述如下：

- (1)利用大津法对  $f_r$  进行阈值分割，得  $p_1$ ；
- (2)对  $p_1$  进行二值形态学开运算，去掉小面积区域，得  $p_2$ ；
- (3) $p_2$  中面积大于一定数值且亮度最大的区域即为视盘  $p_{out}$ ，将分割结果显示在原图上的效果见图 4。

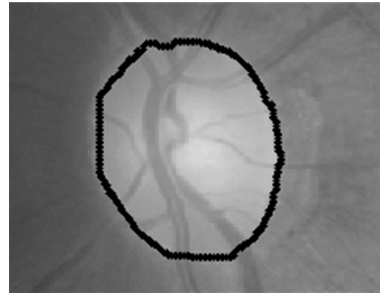


Fig. 4 Segmentation result of optic disc

### 2.2 EXs 自动检测算法

在 RGB 图的不同分量中，不同结构与背景的对比如度不尽相同。研究发现，EXs 在绿色分量图(图 2 所示，记为  $f_g$ )中对比如度最高<sup>[5]</sup>。对 EXs 的自动检测可以分为两部分：寻找病灶候选区域；运用数学形态学获取精确的病灶轮廓，从而检测到真病灶。具体算法描述如下：

(1)对  $f_g$ (图 2 所示)进行灰度形态学闭运算以消除血管的影响，结构元素的尺寸要大于图像中血管的最大宽度。在此基础上，利用滑动窗口  $W(x)$  计算每个像素  $x$  的局部灰度方差，得  $I_1$ ，如图 5(a)所示。

(2)对  $I_1$  取灰度阈值  $t_1$ ，得到所有方差大于或等于  $t_1$  的区域。这些区域可能是小而亮的物体，或者大而亮的物体的边界，对其进行膨胀，使紧邻 EXs 的背景像素包含进候选区域中，这使得之后对 EXs 边缘的检测更为准确，即

$$I_2 = \delta^{(sB)}(T_{[t_1, t_{max}]}(I_1)) \quad (1)$$

其中  $\delta$  表示膨胀运算， $sB$  表示大小为  $s$  的形态结构元素  $B$ ， $T$  表示阈值分割。

(3)利用  $I_2$  中的区域边缘  $c_f$  进行灰度腐蚀重建，即

$$I_3 = R_{I_2}^*(c) \quad (2)$$

其中，

$$c(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in c_f \\ t_{max} & \text{if } x \notin c_f \end{cases}$$

式中， $R^*$  表示形态学腐蚀重建， $I_2$  为重建运算中的 mask， $c$  为 marker。

(4)从  $I_3$  中去掉视盘，得病灶候选区域(见图 5(b))，即

$$I_4 = I_3 - I_3 \wedge \delta^{(sB)}(p_{out}) \quad (3)$$

式中， $\wedge$  表示逐点求取最小值。

(5)将病灶候选区域叠加在原图  $f_g$  上得  $e(x)$ (如图 5(c)所示)，对其进行膨胀重建，并对重建出的结果与原图  $f_g$  间

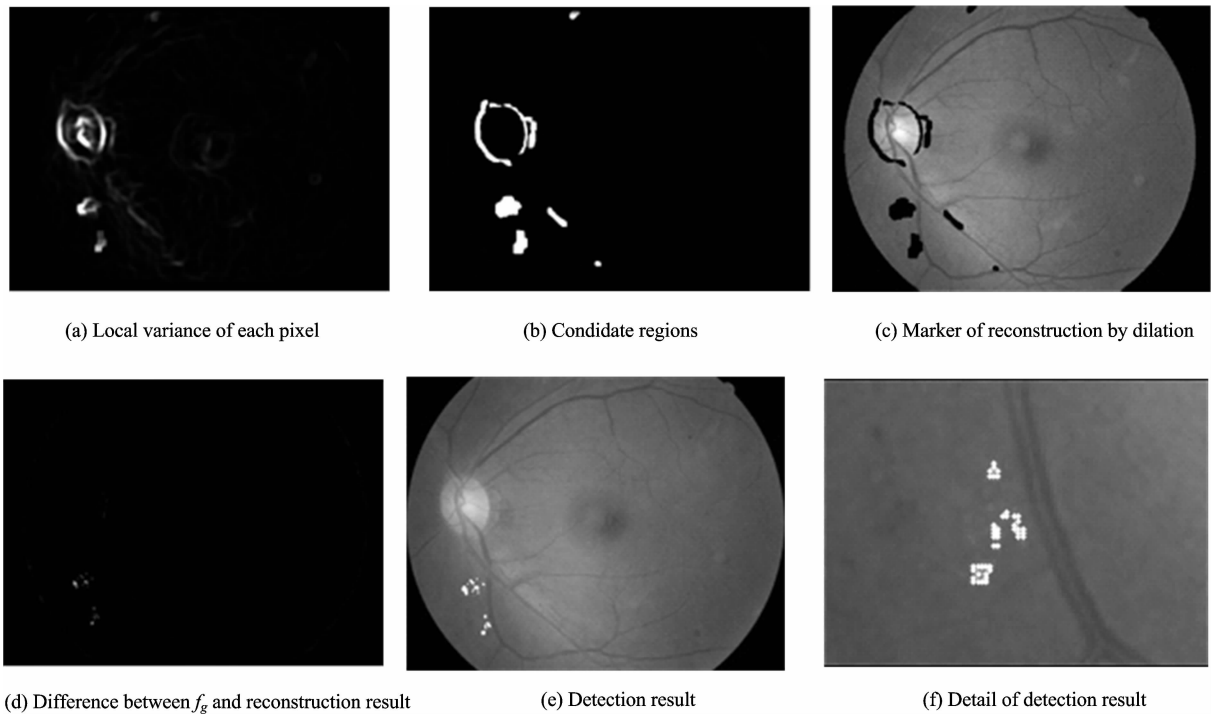


Fig. 5 The detection of EXs

的差异(见图 5(d))取阈值  $t_2$ , 即可得 EXs 区域, 该过程表示为

$$I_{\text{out}} = T_{[t_2, t_{\text{max}}]}(f_g - R_{f_g}(e)) \quad (4)$$

其中,

$$e(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } I_1(x) \neq 0 \\ f_g(x) & \text{if } I_1(x) = 0 \end{cases}$$

式中,  $R$  表示形态学膨胀重建。

将最终的检测结果叠加在原图上的效果见图 5(e), 其细节如图 5(f)所示。

### 3 结果与分析

#### 3.1 评价指标

糖尿病灶检测算法性能评价存在两个比较突出的问题: 一是作为评价基准的人工识别结果并不一定完全正确; 二是采用像素数还是目标数计算性能评价指标的问题。如果采用目标数, 一个拥有好的评价性能指标的算法其实际的分割结果并不一定很好; 另外, 对医生而言, 病灶的边缘等细节对其诊断病情也很有帮助, 因此选用像素数计算相关性能评价指标更为合理。此外, 在实际情况下, 病灶周围的像素作为病灶并不算错, 因此, 在计算相关参数时对相关区域利用单位长度的圆形结构元素进行了膨胀操作。具体性能指标定义如下

$$TP = \text{Num}(r_1 \wedge r_2) \quad (5)$$

$$FP = | \text{Num}(r_2) - \text{Num}(d^{(B)}(r_1) \wedge r_2) | \quad (6)$$

$$TN = | \text{Num}(f_g) - \text{Num}(d^{(B)}(r_1) \vee d^{(B)}(r_2)) | \quad (7)$$

$$FN = | \text{Num}(r_1) - \text{Num}(r_1 \wedge d^{(B)}(r_2)) | \quad (8)$$

其中  $r_1$  为医生的判断结果,  $r_2$  为算法的检测结果, Num 表

示其中元素所包含的像素个数。

在此基础上, 灵敏度(sensitivity)和特异性(specificity)可表示为

$$\text{sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$\text{specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (10)$$

#### 3.2 实验结果

国际上还没有用于测试 EXs 自动检测算法性能的公共标准图像数据库<sup>[14]</sup>, 因此, 评价本算法性能采用的是从上海某医院实地采集的由 Canon CF-60DSI 眼底照相机拍摄的 10 张健康眼底视网膜图像以及 10 张包含 EXs 的图像。对这 20 张图像分别进行病灶自动检测测试, 并与某眼科医师的手工标记结果相比较。其中 10 张健康图像无一检测到病灶, 且运行速度很快, 10 张含有病灶的图像的具体检测结果评价见图 6, 其中 2 号图像的检测结果如图 7 所示。

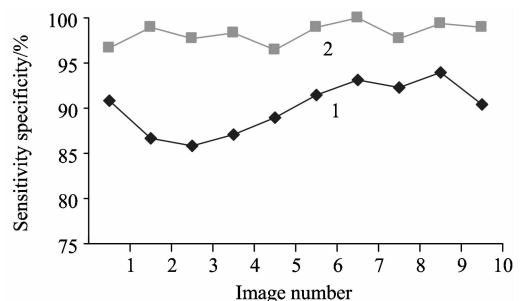


Fig. 6 Detection result of 10 images containing lesions

英国糖尿病协会(British Diabetic Association)<sup>[15]</sup>于 1997 年提出了糖尿病灶自动筛查算法的最低的标准是: 灵敏度

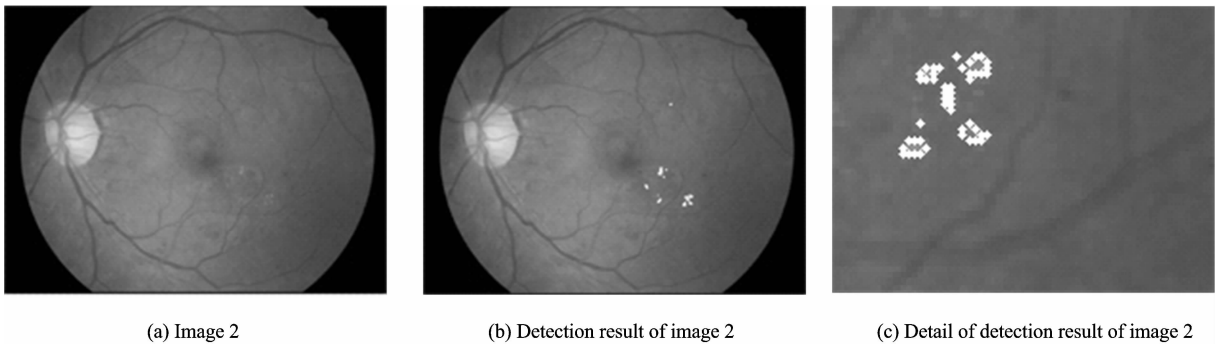


Fig. 7 Detection result of image 2

80%，特异性 90%，由图 6 可以明显看出本算法的分割结果满足该标准的要求。

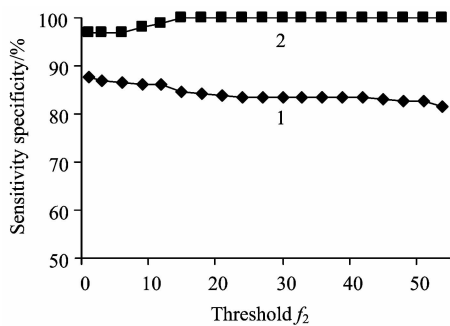


Fig. 8 Influence of detection result of  $t_1$  when  $t_2 = 16$

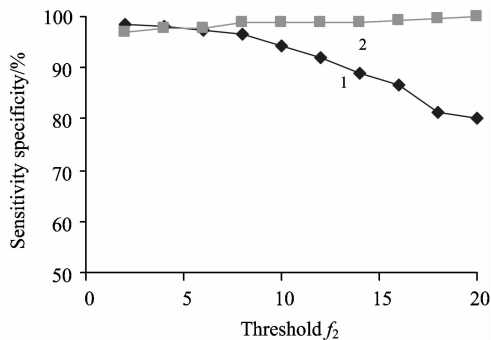


Fig. 9 Influence of  $t_2$  on detection result when  $t_1 = 6$

### 3.3 参数分析

由于该算法对视盘的分割精度要求不高，因此需讨论的参数主要有三个： $W(x)$ ， $t_1$  和  $t_2$ 。其中  $W(x)$  对检测结果影

响不大，具体取值除与图像分辨率相关外，结合具体效果与耗时进行选择即可，但也不可过小，否则很难检测到孤立的小面积 EXs，对于本测试所采用的分辨率为  $3\ 504 \times 2\ 336$  的图像而言， $W(x) = 101 \times 101$  时效果较佳。阈值  $t_1$  的取值范围很大，且对最终结果影响甚小，具体表现为：当  $t_1$  取较小值时，特异性较低；当  $t_1$  取较大值时，灵敏度较低，但波动均较小(特异性波动  $< 3\%$ ，灵敏度波动  $< 6\%$ ，利用 10 号图像进行分析的结果见图 8)。对上述测试图像而言， $t_1$  的有效取值范围(即满足灵敏度 80%，特异性 90% 的最低标准)是  $[1, 54]$ 。 $t_2$  的取值范围也较大，但对检测结果有较大影响(主要是灵敏度，利用 10 号图像进行分析的结果见图 9)，具体取值可根据需求选择：当需要较高灵敏度时， $t_2$  取较小值；当需要较高特异性时， $t_2$  取较大值。在实际应用中，为确定  $t_2$  的有效取值范围，对健康眼底视网膜图像进行测试以确定其最小取值，防止误判；对包含病灶的图像进行测试以确定其最大取值，防止漏判。对上述测试所用图像而言， $t_2$  的有效范围是  $[2, 20]$ 。在实际情况下， $t_1$  和  $t_2$  配合取值能获得更佳的效果。通过以上分析可以得出，就参数的取值情况而言，该算法具有很好的鲁棒性。

## 4 结 论

基于数学形态学的糖尿病灶自动检测方法具有算法复杂度低、运行速度快、鲁棒性强、分割效果好等优点，能够满足实际需求，是一种快速、有效的糖尿病灶自动检测算法，该研究工作为构建基于眼底视网膜图像的糖网自动筛查系统提供了技术(算法)支持。

## References

[ 1 ] LIU Wei, ZHANG Yong-jin(刘 卫, 张勇进). Section Ophthalmol Foreign Med. Sci. (国外医学眼科学分册), 2005, 29(5): 352.  
 [ 2 ] Ong G L, Ripley L G, et al. Am. J. Ophthalmol, 2004, 17: 445.  
 [ 3 ] SU Lian-rong, LI Qi(苏连荣, 李 琦). International Journal of Ophthalmology(国际眼科杂志), 2009, 9(8): 1526.  
 [ 4 ] Ward N P, Tomlinson S, Taylor C J. Ophthalmal, 1989, 96(1): 80.  
 [ 5 ] Osareh A, Mirmehdi M, Thomas B, et al. Proc. Medical Image Understanding Analysis Conf., 2001. 49.  
 [ 6 ] Sinthanayothin C, Boyce J F, Williamson T H, et al. Diabetic Medicine, 2002, 19: 105.  
 [ 7 ] Meindert Niemeijer, Bram van Ginneken, Stephen R. Russell. Investigative Ophthalmology & Visual Science, 2007, 48(5): 2260.  
 [ 8 ] ZHOU Hao, LI Yun, ZHOU Yun-qiu, et al(周 浩, 李 云, 周韵秋, 等). J. Biomed. Eng. (生物医学工程杂志), 1999, 16(3): 318.  
 [ 9 ] XU Li-li, LIU Lei, DING Ku-ke, et al(许莉莉, 刘 磊, 丁库克, 等). Computer Applications and Software(计算机应用与软件), 2009,

26(11): 127.

- [10] LI Chun-fang, DING Xiao-yan(李春芳, 丁小燕). *New Medicine(新医学)*, 2004, 35(1): 10.
- [11] Massin P, Erginay A, Gaudric A. *Rétinopathie Diabétique*. Paris, France: Elsevier, 2000, 1.
- [12] CUI Yi(崔屹). *Image Processing and Analysis—the Methods of Mathematical Morphological and Its Application(图像处理与分析—数学形态学方法及应用)*. Beijing: Science Press(北京: 科学出版社), 2000.
- [13] LÜ Fan, XU Liang(吕帆, 徐亮). *Device of Ituman Eys Optics(眼视光器械学)*. Beijing: People's Medical Publishing House(北京: 人民卫生出版社), 2004.
- [14] Sa' nchez C I, Hornero R, Lo' pez M I, et al. *Med. Eng. Phys.*, 2007, 30: 350.
- [15] British Diabetic Association. *Retinal Photography Screening for Diabetic Eye Disease*. London: British Diabetic Association, 1997.

## Method of Fast and Automated Detection of Diabetic Retinopathy Based on Mathematical Morphology

GAO Wei-wei, SHEN Jian-xin, WANG Yu-liang

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

**Abstract** The technology of automated detection of diabetic retinopathy (DR) on fundus retinal images can not only make mass screening possible, but also offer a powerful adjunct for early diagnosis, treatment of diabetic retinopathy, and scientific research on human vision. For this purpose, an algorithm based on mathematical morphology for automated detection of diabetic retinopathy was proposed. Firstly, the optic disc was segmented by mathematical morphology and threshold in order to find candidate regions possibly containing lesions. Secondly, some methods such as morphological reconstruction were applied to find the exact contours of lesions. Finally, the true lesions were found out exactly. Experimental results showed that the algorithm was fast and effective in detecting diabetic retinopathy of fundus retinal images.

**Keywords** Fundus retinal images; Diabetic retinopathy; Mathematical morphology; Spectralsignature; Automated detection

(Received Jul. 3, 2011; accepted Oct. 28, 2011)