

# 基于显著性检测和改进局部高斯分布拟合模型的 眼底图像视盘边界自动提取

高 源, 于晓升, 吴成东<sup>†</sup>, 周 唯, 孟亚男, 王 莹

(东北大学 机器人科学与工程学院, 沈阳 110004)

**摘 要:** 正确的视盘(OD)定位和分割是糖尿病视网膜病变自动筛选系统中的两个主要步骤. 鉴于此, 提出一种基于显著性目标检测和改进局部高斯分布拟合(LGDF)模型的视神经盘分割方法. 该方法主要包含两个阶段: 第一阶段, 将显著性检测技术应用到增强的视网膜图像中实现视盘的自动定位; 第二阶段, 通过增加椭圆约束信息来改进局部高斯分布拟合(LGDF)模型分割视盘边界. 使用公开数据库 Diaretdbq 对所提出方法的性能进行测试, 并与其他先进的方法进行对比, 结果验证了所提出方法的优越性和有效性.

**关键词:** 视神经盘分割; 显著性检测; 局部高斯分布拟合; 形状先验信息

中图分类号: TP181

文献标志码: A

## Automatic optic disc boundary extraction based on saliency object detection and modified local Gaussian distribution fitting model in retinal images

GAO Yuan, YU Xiao-sheng, WU Cheng-dong<sup>†</sup>, ZHOU Wei, MENG Ya-nan, WANG Ying

(Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** Accurate optic disc(OD) localization and segmentation are two main steps when designing automated screening systems for diabetic retinopathy. In this paper, an OD segmentation approach based on the saliency object detection and modified local Gaussian distribution fitting model(LGDF) is proposed. This approach consists of two stages: In the first stage, the saliency detection technique is introduced to the enhanced retinal image with the aim of locating the OD; in the second stage, the OD boundary is extracted by the modified LGDF model with oval-shaped constrain. The performance of proposed approach is tested on the public DIARETDB1 database. Compared to the state-of-the-art approaches, the experimental results show the superiority and effectiveness of the proposed approach.

**Keywords:** optic disc segmentation; saliency detection; local Gaussian distribution fitting; shape prior information

## 0 引 言

在视网膜眼底图像中, 视盘(OD)呈圆形或椭圆形亮黄色区域, 因为它的颜色和亮度特征相似于明亮的病变(例如硬渗出物), 所以为了提高明亮病变的检测性能, 在检测时应该对视盘加以忽略. 与此同时, 利用视盘的位置信息能够确定中央凹、追踪血管或者获取其他目标, 而且杯盘比对于青光眼的诊断具有很重要的作用<sup>[1]</sup>. 因此, 有效的视盘检测对糖尿病视网膜病变筛查非常重要. 然而, 在现实应用中, 视盘旁萎

缩(PPA)、有髓神经纤维、图像质量差等异常现象将会影响视盘的可见性, 进而使视盘(OD)边界提取成为一个具有挑战性的任务. 为了增加视盘边界提取的准确性, 很多学者针对视盘边界提取存在的问题提出了不同的具有建设性的方法. 这些方法可以概括为 3 类: 基于可变形模型的方法<sup>[2-4]</sup>、基于模板匹配的方法<sup>[5]</sup>和基于像素级分类的方法<sup>[6]</sup>. 在这些方法中, 因为基于可变形模型的方法充分利用了深厚的数学知识和视盘的先验信息, 所以将基于可变形模型的

收稿日期: 2017-07-28; 修回日期: 2017-10-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61701101, 61603080); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(N160404003, N162610004, N150403009); 辽宁省博士启动基金项目(201601019).

责任编委: 刘民.

作者简介: 高源(1990—), 男, 博士生, 从事模式识别和医学图像处理算法的研究; 吴成东(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机器视觉、智能机器人系统等研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: wuchengdong@ise.neu.edu.cn.

方法应用于视盘边界提取已成为一种新趋势<sup>[7]</sup>,例如蛇形或者活动轮廓模型的使用.然而,这类模型很容易受到不均匀亮度图像的影响.对于基于模板匹配的方法,如何找到合适的模板匹配视盘是该类方法的一大难题.基于像素分类是另一种视盘边界提取的方法,该类方法需要进行初始的预处理操作,所以在处理大量的训练数据时会很耗费时间.

考虑到大部分算法都会受到不均匀亮度、噪声、伪边缘点和复杂环境的干扰,为了进一步增加算法的鲁棒性和有效性,且能够更精确地提取视盘的边界,

从视盘的解剖学结构出发,设计了一个全新的视盘边界提取算法.本文主要贡献如下:1)提出一个全新的视盘定位方法,为后续的视盘分割做了必要的准备;2)对比于其他方法,本文提出的视盘边界提取方法对于视盘内对比度的变化和光照变化都具有很好的鲁棒性.

## 1 提出方法

本节由两部分构成,分别为视盘定位和视盘边界的提取.完整的视盘定位和分割策略如图1所示.

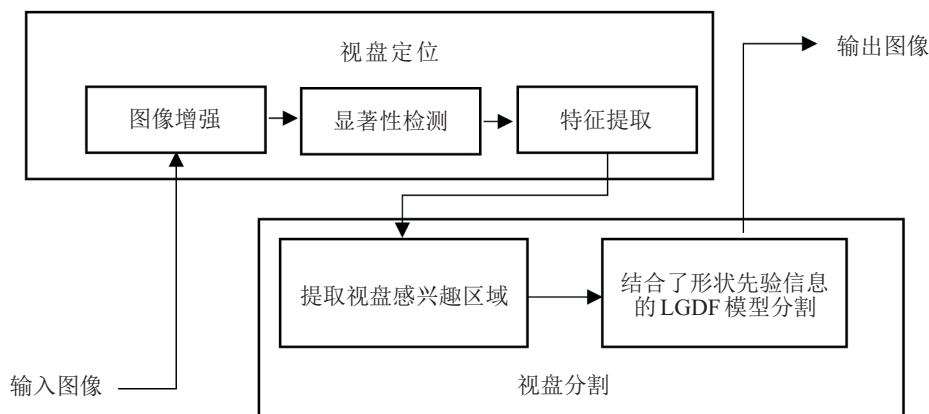


图1 视盘定位和分割方法框图

### 1.1 视盘定位

视网膜眼底图像经常会受到光照不均、低对比度的影响,它们会降低视盘的可见性.为了克服上面提到的不足,本文采取了改进的红绿蓝三通道彩色(RGB)模型<sup>[8]</sup>和限制对比度自适应直方图均衡

(Contrast limited adaptive histogram equalization)增强技术实现视盘的定位和分割.考虑到在红色通道中视盘与背景有较强的对比度且血管对比度较弱,本文选择了红色通道图像作为后续处理的输入<sup>[2,4]</sup>.图2(b)展示了增强后的图像.

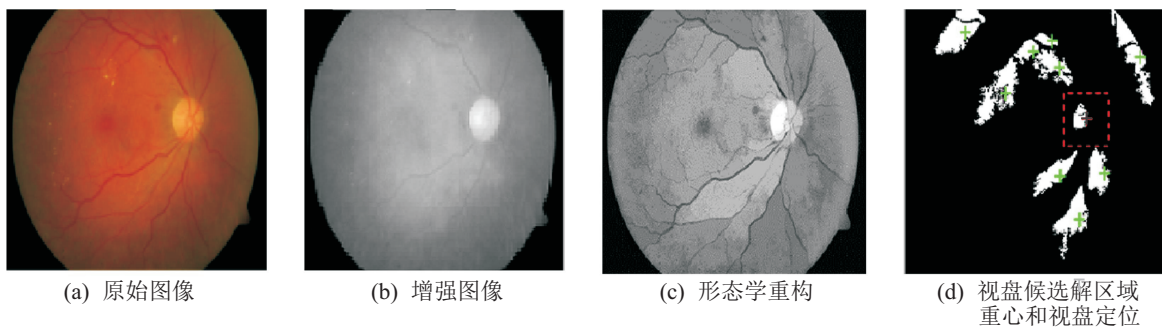


图2 候选解提取

经过图像增强后,本文采用基于形态学重构的显著性检测方法<sup>[9]</sup>提取视盘的候选解,其主要由以下两个步骤组成.首先,使用一个盘状结构元素进行形态学腐蚀操作.本文根据视盘的经验尺寸,将结构元素的尺寸设置为30像素.其次,一种形态学重构的方法被使用,设定腐蚀图像作为标记图像,原始图像作为掩膜图像,然后反复地对腐蚀图像进行膨胀直到

标记图像的轮廓与掩膜图像相吻合.通过这两步处理,对比增强后的图2(b),视盘变得更加显著,图2(c)展现了处理后的结果.由于视盘在视网膜图像中表现为一个明亮的结构,视神经盘区至少包含一个区域最大值.基于这个观察,通过在重构图像上进行H-maxima变换能够移除所有连接的峰值,而且恢复一系列包含视盘在内的候选解.再次,获得候选解的重

心,用‘+’对其进行标记,结果如图2(d)所示.最后,利用文献[10]中提出的最大系数相关判据定位最终的视盘,深色的‘+’为检测到的视盘中心.为了实现视盘边缘的提取,对整幅图像进行感兴趣区域提取,根据上面获得的每幅图像视盘的重心,将这个重心作为感兴趣区域的中心,提取出 $200 \times 200$ 尺寸大小的小块,如如图2(d)中的正方形所示.

## 1.2 视盘边界的提取

灰度不均匀导致的视盘误分割现象广泛存在于大部分的分割算法中<sup>[11]</sup>,为了克服这个问题,Wang等<sup>[11]</sup>提出了局部高斯分布拟合(LGDF)模型,在这个模型中,根据不同的均值和方差对局部图像亮度进行描述,进而定义了一个局部高斯分布拟合能量函数.在视盘定位阶段最后提取的图像块I中,目标的轮廓可以通过最小化下面的目标函数获得:

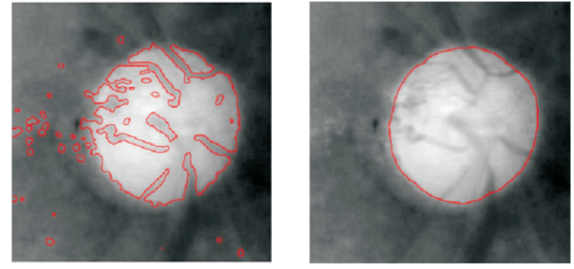
$$\begin{aligned} E_{\text{seg}}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = & \\ (vL(\phi) + \mu R(\phi) + E_{\text{LGDF}}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2)), & \\ L(\phi) = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx, & \\ R(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx, & \\ E_{\text{LGDF}}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = & \\ \int_{\Omega} \left( \int -w(x-y) \log p_{1,x}(I(y)) M_1(\phi(y)) dy + \right. & \\ \left. \int -w(x-y) \log p_{2,x}(I(y)) M_2(\phi(y)) dy \right) dx. & \quad (1) \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} p_{i,x}(I(y)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i(x)} \exp\left(-\frac{(u_i(x) - I(y))^2}{2\sigma_i(x)^2}\right), & \\ M_1(\phi) = H(\phi), M_2(\phi) = 1 - H(\phi), & \\ H(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right]. & \quad (2) \end{aligned}$$

变量 $x$ 是指在全局图像中像素点的位置信息, $y$ 是指全局图像中像素点相对于其邻域内的位置信息, $\phi$ 是水平集函数, $L(\phi)$ 是在 $\phi$ 的零水平集中的加权长度, $R(\phi)$ 是距离正则化项, $E_{\text{LGDF}}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2)$ 是数据统计项, $\nabla$ 是梯度算子, $u_i$ 和 $\sigma_i$ 分别是局部亮度的均值和标准方差, $w$ 是一个截断的高斯函数<sup>[11]</sup>, $H$ 是Heaviside函数, $\varepsilon$ 是常数.

由于在视盘中的血管会影响视盘轮廓的提取(LGDF模型<sup>[11]</sup>获取的结果如图3(a)所示),本文在LGDF模型中融入椭圆形状先验约束进行视盘边界提取,得到的结果如图3(b)所示.从图3(b)可以清楚地看到,本文提出的方法不受血管和亮度不均的影响,提取出了完整视盘边缘.



(a) LGDF模型分割结果 (b) 本文方法分割结果

图3 视盘分割结果

根据上面的观察,在LGDF模型中融入形状先验信息对于获得准确的视盘分割是必要的.椭圆约束可以被表述为以下形式:

$$\begin{cases} A = (x - x_0) \cos \theta + (y - y_0) \sin \theta; \\ B = -(x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta; \\ \phi_0 = 1 - \sqrt{\frac{A^2}{a_0^2} + \frac{B^2}{b_0^2}}, \quad \phi \text{ subject to } \phi_0; \\ E_{\text{ellipse}} = \alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))^2 dx. \end{cases} \quad (3)$$

其中: $x_0$ 和 $y_0$ 为椭圆的中心坐标; $\theta$ 为旋转的角度; $a_0$ 和 $b_0$ 分别为半长轴长度的比例因子和半短轴长度的比例因子,并且随着曲线的演化不断地变化; $\phi_0$ 是基于椭圆形状的水平集函数.事实上,式(3)的目的是为了获得与 $\phi_0$ 相似的水平集函数 $\phi$ ,最小化能量函数的意义是为了限制曲线的收敛形状.

本文将式(1)与(3)结合在统一的框架中,构成目标函数

$$\begin{cases} E = (E_{\text{seg}} + E_{\text{ellipse}}), \\ E(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, x_0, y_0, a_0, b_0, \theta) = \\ vL(\phi) + \mu R(\phi) + E_{\text{LGDF}}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) + \\ \alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))^2 dx. \end{cases} \quad (4)$$

为了便于表示,本文将式(4)中的 $E_{\text{seg}}$ 定义为平滑项 $L(\phi)$ 、距离正则化项 $R(\phi)$ 和数据统计项 $E_{\text{LGDF}}$ 三项的线性组合; $\mu$ 是距离正则化项的系数; $\alpha$ 是关于椭圆的约束系数,决定了椭圆约束的权重; $v$ 是 $\phi$ 的零水平集曲线加权长度的系数.

本文提出的目标函数由4项构成,在提出的方法中,每一项对于视盘的分割都有其贡献.第1项是平滑项,通过惩罚水平集函数中零水平集轮廓的弧长来对轮廓进行平滑;第2项是距离正则化项,其避免了水平集函数的重新初始化;使用第3项(数据统计项 $E_{\text{LGDF}}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2)$ )可以很好地处理由视神经纤维和光学器件所引起的视盘模糊与亮度不均等问题;第4项中的椭圆约束项对于处理复杂环境、噪声

和目标形状缺失方面都有稳健的鲁棒性. 用梯度下降法和变分法对提出的目标函数(4)进行求解<sup>[11]</sup>. 通过一系列运算后, 获得如下解的表达式:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & -\delta(\phi) \left( \int_{\Omega} w(y-x) \left( \log(\sigma_1(y)) + \frac{(u_1(y) - I(x))^2}{2\sigma_1(y)^2} \right) dy - \int_{\Omega} w(y-x) \left( \log(\sigma_2(y)) + \frac{(u_2(y) - I(x))^2}{2\sigma_2(y)^2} \right) dy \right) - \\ & 2\alpha\delta(\phi)[H(\phi) - H(\phi_0)] + \\ & v\delta(\phi)\operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) + \mu\left(\nabla^2\phi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)\right), \end{aligned} \quad (5)$$

$$u_i(x) = \frac{\int w(y-x)I(y)M_i(\phi(y))dy}{\int w(y-x)M_i(\phi(y))dy}, \quad (6)$$

$$\sigma_i(x)^2 = \frac{\int w(y-x)(u_i(x) - I(y))^2 M_i(\phi(y))dy}{\int w(y-x)M_i(\phi(y))dy}, \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \frac{dx_0}{dt} = & 2\alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))\delta(\phi_0) \times \\ & \left( \frac{A^2}{a_0^2} + \frac{B^2}{b_0^2} \right)^{-\frac{1}{2}} \left( \frac{A \cos \theta}{a_0^2} + \frac{-B \sin \theta}{b_0^2} \right) dx, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{dy_0}{dt} = & 2\alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))\delta(\phi_0) \times \\ & \left( \frac{A^2}{a_0^2} + \frac{B^2}{b_0^2} \right)^{-\frac{1}{2}} \left( \frac{A \sin \theta}{a_0^2} + \frac{B \cos \theta}{b_0^2} \right) dx, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \frac{d\theta}{dt} = & 2\alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))\delta(\phi_0) \times \\ & \left( \frac{A^2}{a_0^2} + \frac{B^2}{b_0^2} \right)^{-\frac{1}{2}} \left( \frac{-AB}{a_0^2} + \frac{AB}{b_0^2} \right) dx, \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{da_0}{dt} = & 2\alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))\delta(\phi_0) \times \\ & \left( \frac{A^2}{a_0^2} + \frac{B^2}{b_0^2} \right)^{-\frac{1}{2}} \left( \frac{A^2}{a_0^3} \right) dx, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \frac{db_0}{dt} = & 2\alpha \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\phi_0))\delta(\phi_0) \times \\ & \left( \frac{A^2}{a_0^2} + \frac{B^2}{b_0^2} \right)^{-\frac{1}{2}} \left( \frac{B^2}{b_0^3} \right) dx. \end{aligned} \quad (12)$$

其中:  $\delta$  是单变量的狄拉克函数,  $t$  是通过经验获取的时间步长,  $u_i$ 、 $\sigma_i^2$ 、 $x_0$ 、 $y_0$ 、 $\theta$ 、 $a_0$ 、 $b_0$  持续地随着图像信息的变化而不断变化.

## 2 实验结果

在本节中, 利用标准的糖尿病性视网膜病变数据库 'Calibration Level 1' (DIARETDB1)<sup>[12]</sup> 来验证所提出算法的有效性. 该数据库一共包含 89 幅 RGB 彩色

眼底图像, 每幅图像的尺寸为  $1500 \times 1152$ , 且以  $50^\circ$  视野拍摄. 对于每一张图片, 由两位眼科医师来标记出真实的视盘边界, 且将它们的平均视盘边界结果当作实验中参考的真实视盘边界.

为了评估视盘定位的有效性, 本文认为算法检测到的视盘中心与专家标记的视盘中心间的距离小于视盘的半径时为成功的检测<sup>[3]</sup>. 参照文献[10], 本文将视盘的半径设置为 52 像素. 根据该准则, 在本文的方法中共有 5 个失败的例子, 获得的平均正确率为 97.75%. 根据实验结果的分析, 造成例子失败的原因有以下两个: 其一是在视网膜图像中存在较大的亮斑病变覆盖视盘, 导致视盘不可见, 进而降低了检测的性能; 另一个导致失败的原因是视网膜图像经过图像的预处理, 视盘区仍不可见. 以上这些情况导致的视盘定位失败, 是目前视盘检测方法共同面对的问题<sup>[5,10]</sup>.

对于视盘的分割情况, 使用公开数据集 DiaretDB1 进行评估, 实验过程中参数选择如下: 图像宽度变量值为 `width`, 图像高度变量值为 `height`,  $\mu = 1$ ,  $v = 0.004 \times 255 \times 255$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\Delta t = 0.1$ ,  $x_0 = \text{width}/2$ ,  $y_0 = \text{height}/2$ ,  $\theta = 0$ ,  $a_0 = \frac{1}{4}(\text{width}^2 + \text{height}^2)^{\frac{1}{2}}$ ,  $b_0 = \frac{1}{8}(\text{width}^2 + \text{height}^2)^{\frac{1}{2}}$ . 根据  $|\phi^{(n+1)} - \phi^{(n)}| \leq \tau$  来判断曲线演化是否停止, 一些视盘分割的结果展现在图 4 当中.

由图 4 可以观察到, 相较于圆霍夫变换<sup>[6]</sup>和原始的 LGDF 模型<sup>[11]</sup>, 本文方法获得了更好的分割效果. 具体针对以下几种情况: 首先, 对于存在弱亮度对比度的视盘边界, 得到了更好的分割结果(例如图 4(a)、图 4(e)和图 4(f)存在的情况); 其次, 当视盘临近存在明亮有髓神经纤维时, 分割会更加具有鲁棒性和准确性(例如图 4(b)、图 4(c)、图 4(e)和图 4(f)存在的情况), 并且对于含有较黑色血管的低对比度视盘, 使用本文方法分割时不易受到血管的影响, 具有较高的准确性(例如图 4 中全部眼底图像存在的情况). 另外, 本文运用 Lalonde 等<sup>[5]</sup>提出的覆盖率测量方法验证所提出的视盘分割方法的有效性. 参照文献[5], 根据真实边界下的视盘区域与检测到的视盘区域两者的重叠面积计算重叠率  $T$ . 依据文献[13], 认为当  $T \geq 75\%$  时便获得了成功的视盘分割. 基于这个准则, 本文在表 1 中分别列出了使用不同方法获得的平均重叠率(多个视盘图像重叠率  $T$  的平均值)和准确率(当检测的视盘中心落在数据库中给出的参照视盘圆周内时, 认为是成功检测), 将其作为评价标准用于度量本文方法与目前其他视盘检测方法的性能.

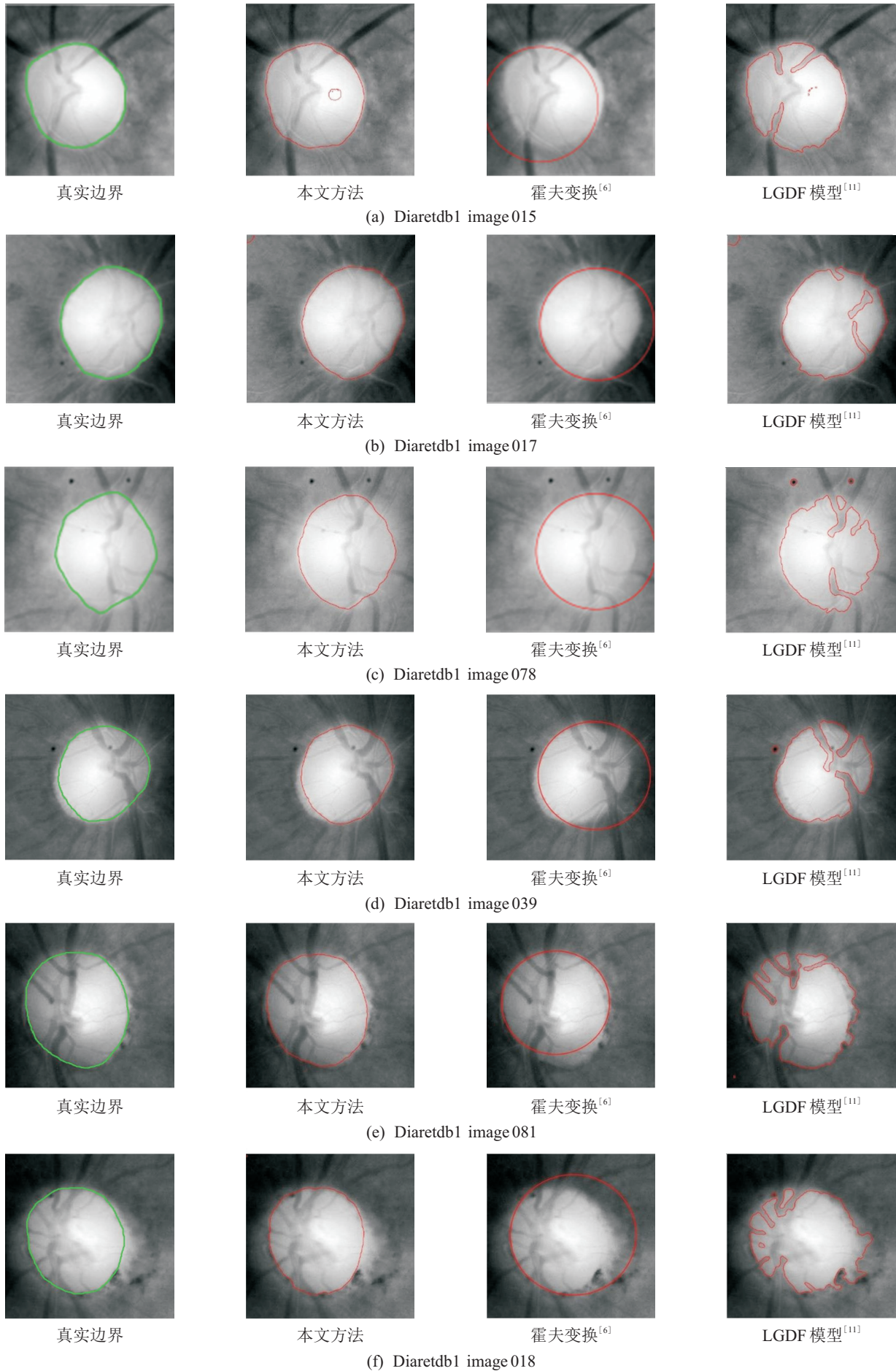


图4 对比不同分割方法获取的视盘边界

表1 本文方法与其他方法在数据集 Diaretdb1 中的性能测量

方法	平均重叠率/%	准确率/%
文献[14]方法	44.58	—
文献[15]方法	58.63	—
文献[6]方法	57.43	84.70
文献[11]方法	60.18	89.20
本文方法	64.24	92.40

由表1可以观察到,本文方法在数据集 Diaretdb1 中获得64.24%的平均重叠率和92.40%的视盘检测准确率,所得结果高于其他方法。

### 3 结论

本文提出了一个精确且有效的视盘定位和分割方法。首先,结合显著性检测和特征提取技术提出了一种视盘定位方法,该方法对于不同的采集条件和不同病变的视网膜图像具有强健的鲁棒性。其次,通过在LGDF模型中融入先验形状信息能够很好地处理视盘低对比度、照度不均和复杂环境的情况。最后,通过实验结果充分验证了本文算法的有效性。

#### 参考文献(References)

- [1] Hatanaka Y, Noudo A, Muramatsu C, et al. Automatic measurement of cup to disc ratio based on line profile analysis in retinal images[C]. Proc of the 33rd Annual Int Conf of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston: IEEE, 2011: 3387-3390.
- [2] Esmaeili M, Rabbani H, Dehnavi A M. Automatic optic disk boundary extraction by the use of curvelet transform and deformable variational level set model[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2832-2842.
- [3] Hsiao H K, Liu C C, Yu C Y. A novel optic disc detection scheme on retinal images[J]. Expert Systems with Applications An Int J, 2012, 39(12): 10600-10606.
- [4] Joshi G D, Sivaswamy J, Krishnadas S R. Optic disk and cup segmentation from monocular color retinal images for glaucoma assessment[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2011, 30(6): 1192-1205.
- [5] Lalonde M, Beaulieu M, Gagnon L. Fast and robust optic disc detection using pyramidal decomposition and hausdorff based template matching[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2001, 20(11): 1193-1200.
- [6] Chrástek R, Wolf M, Donath K. Optic disc segmentation in retinal images[J]. Bildverarbeitung für die Medizin, 2002, 2002: 263-266.
- [7] Mary M C V S, Rajsingh E B, Jacob J K K, et al. An empirical study on optic disc segmentation using an active contour model[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2015, 18: 19-29.
- [8] Sánchez I, Hornero R, López M I. A novel automatic image processing algorithm for detection of hard exudates based on retinal image analysis[J]. Medical Engineering & Physics, 2008, 30(3): 350-357.
- [9] Bharath R, Nicholas L Z J, Xiang C. Scalable scene understanding using saliency-guided object localization[C]. IEEE Int Conf on Control and Automation. Hangzhou: IEEE, 2013: 1503-1508.
- [10] Kao E F, Lin P C, Chou M C, et al. Automated detection of fovea in fundus images based on vessel-free zone and adaptive Gaussian template[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2014, 117(2): 92-103.
- [11] Wang L, He L, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2435-2447.
- [12] Kauppi T, Kalesnykiene V, Kamarainen J K. DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol[J]. Proc of the Medical Image Understanding and Analysis, 2007: 61-65.
- [13] Mithun N C, Das S, Fattah S A. Automated detection of optic disc and blood vessel in retinal image using morphological, edge detection and feature extraction technique[C]. Int Conf on Computer and Information Technology. Bangladesh Khulna: IEEE, 2014: 98-102.
- [14] Welfer D, Scharcanski J, Marinho D R. A morphologic two-stage approach for automated optic disk detection in color eye fundus images[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(5): 476-485.
- [15] Bharkad S. Automatic segmentation of optic disk in retinal images[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2017, 31: 483-498.

(责任编辑: 齐 霁)