



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

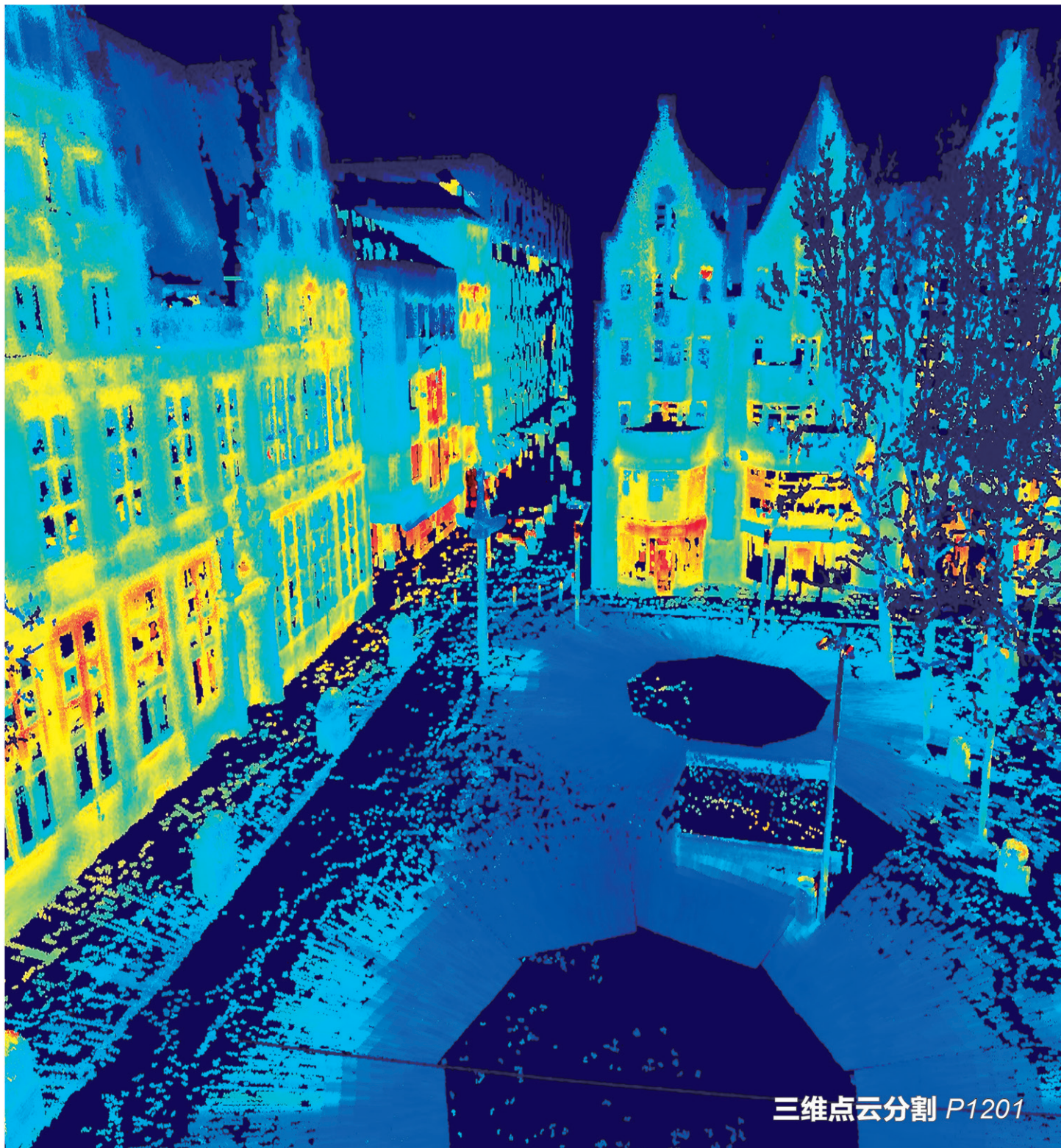
2020

06

VOL.25

ISSN1006-8961

CN11-3758/TB



三维点云分割 P1201



第25卷第6期 (总第290期)

2020年6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
中文核心期刊

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。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

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 顾行发

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

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 Gu Xingfa

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

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District,
Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, 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

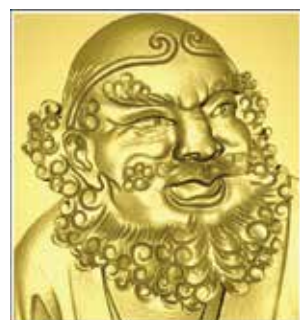
国内定价 60.00元



深度卷积神经网络图像语义分割研究进展(第1069页)



变分调整约束下的反向低秩稀疏学习目标跟踪(第1142页)



二次联合稀疏表示和低秩近似的浅浮雕优化(第1245页)

综述

深度卷积神经网络图像语义分割研究进展

青晨, 禹晶, 肖创柏, 段娟 1069

图像处理和编码

稳健局部特征非下采样小波域数字水印

牛盼盼, 杨思宇, 沈鑫, 杨红颖, 石齐良, 王向阳 1091

图像分析和识别

融合背景块再选取过程的显著性检测

陈星宇, 叶锋, 黄添强, 翁彬, 林文忠 1104

多尺度卷积神经网络显著物体检测

张晴, 左保川, 石艳娇, 戴蒙 1116

结合空间注意力多层特征融合显著性检测

陈凯, 王永雄 1130

变分调整约束下的反向低秩稀疏学习目标跟踪

田丹, 张国山, 张娟瑾 1142

自适应尺度突变目标跟踪

任俊丽, 郭浩, 董亚飞, 刘茹, 安居白, 王妍 1150

自适应多特征融合相关滤波目标跟踪

张艳琳, 钱小燕, 张淼, 葛红娟 1160

新型雷达辐射源识别

高欣宇, 张文博, 姬红兵, 欧阳成 1171

特征点聚类高精度视差图像拼接

谢从华, 张冰, 高蕴梅 1180

动态生成掩膜弱监督语义分割

陈辰, 唐胜, 李锦涛 1190

融合图卷积和差异性池化函数的点云数据分类分割模型

张新良, 付鹏飞, 赵运基, 谢恒, 王琬如 1201

图像理解和计算机视觉

外观表征分析下动态更新相关滤波跟踪

强壮, 石繁槐 1209

结合混合域注意力与空洞卷积的3维目标检测

严娟, 方志军, 高永彬 1221

计算机图形学

字典神经网络方法快速湍流烟雾合成

柏凯, 李伟, 刘晓培 1235

二次联合稀疏表示和低秩近似的浅浮雕优化

张倩倩, 计忠平, 付晓峰 1245

医学图像处理

双层水平集描述眼底图像视杯视盘分割

王莹, 于晓升, 迟剑宁, 雷晓亮, 吴成东 1260

遥感图像处理

结合深度学习和超像元的高分遥感影像变化检测

王艳恒, 高连如, 陈正超, 张兵 1271

CONTENTS

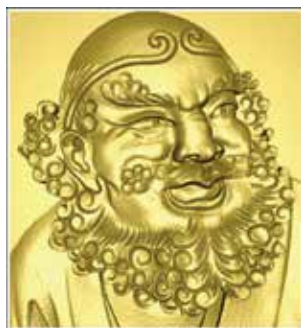
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Deep convolutional neural network for semantic image segmentation (P1069)



Object tracking via reverse low-rank sparse learning with variation regularization(P1142)



Bas-relief optimization based on twice-joint sparse representation and low-rank approximation (P1245)

Review

- Deep convolutional neural network for semantic image segmentation
Qing Chen, Yu Jing, Xiao Chuangbai, Duan Juan 1069

Image Processing and Coding

- Digital watermarking algorithm in the UDWT domain based on robust local features
Niu Panpan, Yang Siyu, Shen Xin, Yang Hongying, Shi Qiliang, Wang Xiangyang 1091

Image Analysis and Recognition

- Saliency detection based on the background block reselection method
Chen Xingyu, Ye Feng, Huang Tianqiang, Weng Bin, Lin Wenzhong 1104
- A multi-scale convolutional neural network for salient object detection
Zhang Qing, Zuo Baochuan, Shi Yanjiao, Dai Meng 1116
- Saliency detection based on multi-level features and spatial attention
Chen Kai, Wang Yongxiong 1130
- Object tracking via reverse low-rank sparse learning with variation regularization
Tian Dan, Zhang Guoshan, Zhang Juanjin 1142
- Adaptive scale sudden change object tracking
Ren Junli, Guo Hao, Dong Yafei, Liu Ru, An Jubai, Wang Yan 1150
- Correlation filter target tracking algorithm based on adaptive multifeature fusion
Zhang Yanlin, Qian Xiaoyan, Zhang Miao, Ge Hongjuan 1160
- New radar emitter identification method
Gao Xinyu, Zhang Wenbo, Ji Hongbing, Ouyang Cheng 1171
- High-precision parallax image stitching method using feature points clustering
Xie Conghua, Zhang Bing, Gao Yunmei 1180
- Weakly supervised semantic segmentation based on dynamic mask generation
Chen Chen, Tang Sheng, Li Jintao 1190
- Point cloud data classification and segmentation model using graph CNN and different pooling functions
Zhang Xinliang, Fu Pengfei, Zhao Yunji, Xie Heng, Wang Wanru 1201

Image Understanding and Computer Vision

- Dynamic update correlation filter tracking based on appearance representation analysis
Qiang Zhuang, Shi Fanhuai 1209
- 3D object detection based on domain attention and dilated convolution
Yan Juan, Fang Zhijun, Gao Yongbin 1221

Computer Graphics

- Fast turbulent smoke synthesis via a dictionary-based neural network
Bai Kai, Li Wei, Liu Xiaopei 1235
- Bas-relief optimization based on twice-joint sparse representation and low-rank approximation
Zhang Qiankan, Ji Zhongping, Fu Xiaofeng 1245

Medical Image Processing

- Segmentation of optic cup and disc based on two-layer level set describer in retinal fundus images
Wang Ying , Yu Xiaosheng, Chi Jianning, Lei Xiaoliang, Wu Chengdong 1260

Remote Sensing Image Processing

- Deep learning and superpixel-based method for high-resolution remote sensing image change detection
Wang Yanheng, Gao Lianru, Chen Zhengchao, Zhang Bing 1271

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)06-1260-11

论文引用格式: Wang Y, Yu X S, Chi J N, Lei X L and Wu C D. 2020. Segmentation of optic cup and disc based on two-layer level set describer in retinal fundus images. Journal of Image and Graphics, 25(06): 1260-1270 (王莹, 于晓升, 迟剑宁, 雷晓亮, 吴成东. 2020. 双层水平集描述眼底图像视杯视盘分割. 中国图象图形学报, 25(06): 1260-1270) [DOI: 10. 11834/jig. 190396]

双层水平集描述眼底图像视杯视盘分割

王莹¹, 于晓升², 迟剑宁², 雷晓亮¹, 吴成东²

1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 东北大学机器人科学与工程学院, 沈阳 110819

摘要: **目的** 青光眼是一种可导致视力严重减弱甚至失明的高发眼部疾病。在眼底图像中, 视杯和视盘的检测是青光眼临床诊断的重要步骤之一。然而, 眼底图像普遍是灰度不均匀的, 眼底结构复杂, 不同结构之间的灰度重叠较多, 受到血管和病变的干扰较为严重。这些都给视盘与视杯的分割带来很大挑战。因此, 为了更准确地提取眼底图像中的视杯和视盘区域, 提出一种基于双层水平集描述的眼底图像视杯视盘分割方法。**方法** 通过水平集函数的不同层级分别表示视杯轮廓和视盘轮廓, 依据视杯与视盘间的位置关系建立距离约束, 应用图像的局部信息驱动活动轮廓演化, 克服图像的灰度不均匀性。根据视杯与视盘的几何形状特征, 引入视杯与视盘形状的先验信息约束活动轮廓的演化, 从而实现视杯与视盘的准确分割。**结果** 本文使用印度 Aravind 眼科医院提供的具有视杯和视盘真实轮廓注释的 CDRISHTI-GS1 数据集对本文方法进行实验验证。该数据集主要用来验证视杯及视盘分割方法的鲁棒性和有效性。本文方法在数据集上对视杯和视盘区域进行分割, 取得了 67.52% 的视杯平均重叠率, 81.04% 的视盘平均重叠率, 0.719 的视杯 F1 分数和 0.845 的视盘 F1 分数, 结果优于基于 COSFIRE (combination of shifted filter responses) 滤波模型的视杯视盘分割方法、基于先验形状约束的多相 Chan-Vese (C-V) 模型和基于聚类融合的水平集方法。**结论** 实验结果表明, 本文方法能够有效克服眼底图像灰度不均匀、血管及病变区域的干扰等影响, 更为准确地提取视杯与视盘区域。

关键词: 眼底图像; 双层水平集方法; 视杯分割; 视盘分割; 形状先验约束

Segmentation of optic cup and disc based on two-layer level set describer in retinal fundus images

Wang Ying¹, Yu Xiaosheng², Chi Jianing², Lei Xiaoliang¹, Wu Chengdong²

1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China

Abstract: **Objective** Glaucoma is one of the most common eye diseases it can lead to severe vision loss and even permanent blindness. Glaucoma is the primary cause of irreversible blindness worldwide. Diagnosing the disease in its early stage is significant for decreasing the mental and financial pressures of patients. The diagnosis of glaucoma using retinal fundus images is achieved by calculating cup to disc ratio (CDR). The optic disc (OD) is a central yellowish region in retinal fundus images. The optic cup (OC) is the bright central part of the OD that presents variable sizes. Any changes in the shapes of OD and OC may indicate glaucoma. A high CDR value shows that the eye is suffering from glaucoma to a large

收稿日期: 2019-08-20; 修回日期: 2019-12-13; 预印本日期: 2019-12-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61701101, 61973063, U1713216, 61901098, 61971118); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (N2026005, N181602014, N2026004, N2026006, N2026001)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61701101, 61973063, U1713216, 61901098, 61971118)

extent. Therefore, the detection of OC and OD in fundus images is an important step in the clinical diagnosis of glaucoma. The accurate segmentation of OC and OD is facing serious challenges, including severe intensity inhomogeneity, complex fundus image structure, grayscale overlap between different structures, and interference with blood vessels and lesions. Therefore, to accurately segment the OC and OD regions in fundus images, we present a novel OC and OD segmentation method based on a two-layer level set describer in this study. This approach can simultaneously extract the boundaries of OD and OC. **Method** Our proposed method consists of four steps. First, OC and OD contours are represented by two different layers of a one-level set function by constructing a two-layer level set model. Fundus images are typically inhomogeneous in gray levels. OC and OD regions exhibit different brightness characteristics compared with the background region in retinal fundus images. Therefore, the local intensity information of an image is used as data term to derive the evolution of the active contours and overcome intensity inhomogeneity in fundus images. Second, the distance constraint is established on the basis of the position relationship between OC and OD. The contours of OC and OD in fundus images are approximately two ellipse shapes. OC is located inside OD, and the distance between OC and OD varies smoothly. The distance constraint term is introduced to restrain the distance between the two-level layers of the one-level set function. The major contribution of the distance constraint term is that the relationship between OC and OD contours in a one-level set function is simpler to establish compared with using multiphase level set methods. Third, considering the complex structure of fundus images, the interference of blood vessels and lesions leads to sharp changes in contours, considerably affecting the accuracy of segmentation results. Therefore, we use the prior information that OC and OD always approach an ellipse shape to guide the segmentation process. In accordance with the geometric characteristics of OC and OD, the shape prior information of OC and OD is introduced to constrain the evolution of the active contour and realize the accurate segmentation of OC and OD. Lastly, we build an integral energy function by integrating the aforementioned three terms. Meanwhile, the traditional length penalty term is also included in the final integral energy function. The final energy function consists of four parts: local intensity information, distance constraint, prior information, and traditional length penalty terms. The segmentation of OC and OD is achieved by minimizing the final integral energy function using the gradient descent method. When the convergence condition of the level set function is satisfied, we obtain the final optimized level set function. We acquire OC and OD contours that correspond to the 0- and k -layers of the optimized level set function. **Result** The proposed method is validated using the CDRISHTI-GS1 dataset provided by the Aravind Eye Hospital of India with a true outline annotation of OC and OD. The dataset consists of 101 color retinal fundus images; each of which has a field of view of 30° and a resolution of $2\,896 \times 1\,944$ pixels. This dataset is primarily used to verify the robustness and effectiveness of OC and OD segmentation methods. The method proposed in this study achieves 81.04% of the average OD overlap rate, 67.52% of the average OC overlap rate, 0.719 of the OC F1-score, and 0.845 of the OD F1-score on the CDRISHTI-GS1 dataset. The method outperforms the OC and OD segmentation method based on the combination of shifted filter responses filter model, the shape prior constraint-based multiphase Chan-Vese model, and the cluster fusion-based level set method. We also show the visual results of the experimental process. The bias field and bias-corrected image are displayed to illustrate how the proposed method overcomes intensity inhomogeneity in fundus images. The histograms of the original image and the bias-corrected images are provided to present an intuitive result of the corrected image intensity. **Conclusion** This method successfully performs the segmentation of OC and OD regions by representing OC and OD contours with different level layers of a one-level set function. The intensity inhomogeneity of fundus images is effectively processed using the local information data term. The distance constraint term achieves a smooth change in distance between OC and OD contours. The ellipse shape prior constraint overcomes the blood vessels and lesions in fundus images, and the final segmented OC and OD contours are approximately two ellipse shapes. The experimental results show that the proposed method can simultaneously and accurately segment OC and OD regions. Moreover, it exhibits superior performance over other methods.

Key words: retinal fundus images; two-layer level set method; optic cup segmentation; optic disc segmentation; shape prior constraint

0 引言

眼部疾病是危害人类健康的一类重大疾病。常见的眼部疾病包括青光眼、糖尿病性视网膜病变、黄斑病变等(Thakur 和 Juneja, 2018)。其中青光眼疾病是致盲的主要原因之一,而且青光眼引起的视觉损伤是不可逆的,后果极为严重。早期及时发现治疗可极大地降低视力损伤,使多数患者终生保持有用的视功能(Almazroa 等, 2015)。青光眼的早期检查通常是通过彩色眼底图像中视杯(optic cup, DC)垂直直径和视盘(optic disc, OD)垂直直径的长度比例即杯盘比(cup to disc ratio, CDR)关系确定。图 1 展示了眼底图像视杯、视盘及其比例关系。CDR 已经成为当今青光眼疾病诊断和患病程度的一个重要衡量指标。因此,在眼底图像中,如何准确地分割视杯和视盘区域进而准确地计算 CDR 获得了广泛关注(Hagiwara 等, 2018; Jonas 等, 2000)。传统的视杯和视盘区域分割通常是由有经验的医生手动完成,这种分割方式耗费大量精力并且分割效率较低。随着图像处理和计算机视觉技术的发展,如何通过图像处理技术,实现眼底图像中自动准确地分割视杯和视盘区域已经成为了一个重要课题。

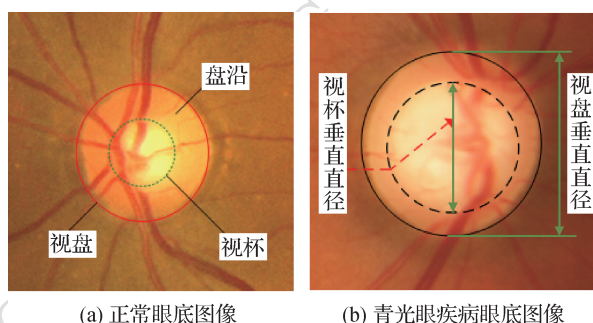


图 1 眼底图像

Fig. 1 Retinal fundus image

((a) normal image; (b) glaucoma image)

视杯和视盘的分割方法有基于超像素(Cheng 等, 2013)、血管空间结构先验分析(Joshi 等, 2011; Guo 等, 2019)、聚类分析(Khalid 等, 2014)和活动轮廓模型(Zhou 等, 2010)等。Cheng 等人(2013)提出了基于超像素的视杯视盘分割方法,在视盘的分割中,采用直方图和中心环绕统计方法判断每个超像素分割结果为视盘区域或非视盘区域,在此基础上,

通过先验位置信息实现视杯区域分割。Joshi 等人(2011)考虑视杯附近血管的弯曲特性,通过获得血管弯曲的可靠集,拟合期望的杯盘边界。Guo 等人(2019)首先应用一组面向血管几何结构的 COS-FIRE(combination of shifted filter responses)滤波器定位血管的主要分叉点,在此基础上获得包含视杯和视盘的感兴趣区域,应用一组面向视盘几何结构的 COSFIRE 滤波器检测视盘区域。最后,应用基于广义矩阵学习向量量化的分类方法将视盘区域分割成视杯区域和盘沿区域,将视杯和视盘的边界近似成椭圆形状。Khalid 等人(2014)利用改进模糊 C 均值方法分割眼底图像中的视杯和视盘区域。Noor 等人(2013)首先提取视盘附近感兴趣区域,在感兴趣区域内通过对彩色眼底图像的多通道设置不同阈值进行视杯视盘的分割。Zheng 等人(2013)构建了一个基于图割法的全局优化框架,结合视杯和视盘的形状、位置和几何关系等多种先验信息,提出视杯视盘分割问题的可靠解决方案。Chakravarty 和 Sivaswamy(2017)提出一种基于边界条件随机场方法,可有效模拟视杯和视盘边界之间的空间结构关系,同时实现视杯和视盘边界的提取。

活动轮廓模型广泛应用于眼底图像中视杯和视盘的轮廓提取,获得了很好的效果。Zhou 等人(2010)改进传统的梯度向量流活动轮廓模型(gradient vector field-Snake, GVF-Snake)以实现视盘边界的准确分割,在标准 GVF 力场中引入均值漂移算子,使得活动轮廓在内力和外力的共同作用下向视盘边界演化,准确提取视盘边界。Esmaili 等人(2012)采用傅里叶相关系数滤波法获得视盘初始边界,以此作为正则化水平集演化方法(distance regularized level set evolution, DRLSE)的初始轮廓,分割视盘边界,获得准确结果。Dai 等人(2017)提出了一种基于形状约束与区域约束拟合的变分活动轮廓模型用于自动分割眼底图像中的视盘区域。Gao 等人(2018)在能量模型中引入视盘的先验椭圆形状约束,提高分割算法的精度。在眼底图像的视杯分割中,由于视杯边界附近存在大量的血管结构干扰,使得视杯区域的分割比视盘区域更具挑战性。此外,神经视网膜区域的灰度是不均匀的,进一步增加了视杯边界提取的复杂性。Wong 等人(2008)提出一种基于边缘的变分水平集方法提取眼底图像视盘边界,根据视盘边界提取结果,采用椭圆拟合进一

步提取视杯边界。Mittapalli 和 Kande(2016)采用局部二值拟合模型提取视盘轮廓,在此基础上,依据视杯的结构和灰度特性分割视杯区域。Lotankar 等人(2015)通过测地线活动轮廓模型对视盘区域进行分割,接着使用 CMY(cyan, magenta, yellow)色彩空间中 M(magenta)通道的颜色特征信息对视杯区域进行提取。郑姗等人(2014)提出了一种基于先验形状约束的多相 Chan-Vese(C-V)模型,该方法使用两个水平集函数分割视盘区域和视杯区域,并且约束水平集函数在演化过程中始终保持一定的形状。该方法能够实现视杯和视盘区域同时分割,并取得了较理想的分割结果。但是该方法对灰度不均匀图像处理效果不理想,并且同时使用两个水平集函数导致轮廓演化速度较慢。Thakur 和 Juneja(2019)提出一种基于聚类融合的水平集方法应用于视杯和视盘的分割。该方法融合基于自适应正则化核的模糊 C 均值聚类和直觉模糊 C 均值聚类两种聚类方法提取视杯和视盘区域,在此基础上以分类结果作为初始轮廓,采用水平集方法分别对视杯和视盘边界进行进一步修正,获得准确的视杯和视盘边界。

上述大部分算法虽然成功实现了眼底图像视盘及视杯区域的分割,但通常没有考虑视杯和视盘的解剖几何结构关系,且算法易受视网膜病理区域、血管覆盖和图像的灰度不均匀性等因素的影响。针对眼底图像的视盘及视杯分割问题,本文提出一种基于双层水平集描述的眼底图像视杯视盘分割方法。该方法可以通过一个水平集函数的 2 个不同层级分别代表视网膜眼底图像中的视杯和视盘边界。

本文方法主要有 3 方面贡献:1)考虑了视杯与视盘间的距离关系,应用一个水平集函数可实现具有不同区域亮度的视杯和视盘区域的分割;2)针对图像灰度不均匀问题进行改进;3)降低血管结构对视盘视杯分割结果的影响。

本文通过视杯与视盘分割时水平集函数的整体演化过程分析,验证了采用一个水平集函数实现视杯和视盘区域准确分割的有效性。通过与基于 COSFIRE 滤波模型的视杯视盘分割方法、基于先验形状约束的多相 C-V 模型和基于聚类融合的水平集方法的对比实验,验证本文方法能够有效克服眼底图像灰度不均匀性的影响和血管及病变区域的干扰,更加准确地分割视杯和视盘区域。

1 基于双层水平集描述的视盘视杯分割方法

在视网膜眼底图像中,准确获取视杯和视盘的视网膜结构,是实现青光眼诊断的前提。通过对视网膜眼底图像及其视杯和视盘区域进行大量实验和观察,可以发现视网膜眼底图像有如下特点:1)在灰度图像中,视网膜眼底图像是灰度不均匀的,并且视盘区域和视杯区域具有不同的区域亮度;2)视杯和视盘的轮廓近似两个椭圆,视杯位于视盘内部,视盘与视杯轮廓之间的距离变化是均匀的;3)视盘的轮廓特征较为明显,由于视盘中包含许多病灶区域,并且视杯边界附近存在大量的血管结构,使得视杯的轮廓存在不连续现象。

由于视盘和视杯区域具有不同的区域亮度,因此现有大部分方法都采用 2 个水平集函数对视杯和视盘轮廓进行提取,导致算法的计算量较大,迭代收敛速度较慢。视杯区域完全位于视盘内部,视盘与视杯轮廓不相交,并且彼此之间的距离变化均匀。因此,可以采用一个水平集函数的 2 个不同层分别描述视杯和视盘轮廓。本文借鉴 Feng 等人(2016)提出的分层描述不同轮廓的思想,采用一个水平集函数的 0 层和 k 层分别描述视杯和视盘轮廓。假设视网膜眼底图像 I 在定义域 Ω 上是连续变化的, ϕ 表示水平集函数, C_0 和 C_k 分别代表水平集函数的第 0 层和第 k 层。因此,该图像在其定义域 Ω 上被分为 3 部分,定义为

$$\begin{cases} \Omega_1 \triangleq \{x: \phi(x) < 0\} \\ \Omega_2 \triangleq \{x: 0 < \phi(x) < k\} \\ \Omega_3 \triangleq \{x: \phi(x) > k\} \end{cases} \quad (1)$$

引入 Heaviside 函数(Zhao 等,1996),获得各子区域,即

$$\begin{cases} M_1(\phi(x)) = 1 - H(\phi(x)) \\ M_2(\phi(x)) = H(\phi(x)) - H(\phi(x) - k) \\ M_3(\phi(x)) = H(\phi(x) - k) \end{cases} \quad (2)$$

式中, M_1 , M_2 , M_3 分别表示视杯,视盘和背景区域。 H 表示 Heaviside 函数。

为保证水平集函数的 0 层和 k 层之间距离缓慢平滑变化,需要构建一个距离约束项进行约束,为

$$D(\phi, \alpha) = \mu_1 \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - \alpha(x))^2 dx +$$

$$\mu_2 \int \frac{1}{2} (\nabla \alpha(x))^2 dx \quad (3)$$

式中, ∇ 表示梯度算子, $\mu_1 > 0$, $\mu_2 > 0$ 为权重系数, $\alpha(x)$ 为一个光滑函数, 通常情况下 $\alpha(x)$ 的初始值为 1。第 1 项约束水平集函数的梯度为一个光滑函数, 逼近函数 $\alpha(x)$, 第 2 项保证函数 $\alpha(x)$ 的光滑性。

为保证水平集函数的 0 层和 k 层在演化过程中时刻保持光滑, 本文定义长度项为

$$L(\phi) = v_1 \int |\nabla H(\phi(x))| dx + v_2 \int |\nabla H(\phi(x) - k)| dx \quad (4)$$

式中, 第 1 项和第 2 项分别为水平集函数 0 层和 k 层的长度约束项, v_1 和 v_2 分别为第 1 项和第 2 项的权重系数。

视网膜眼底图像通常是灰度不均匀的, 需要构建数据驱动项克服图像灰度不均匀带来的影响, 进而准确提取视杯和视盘轮廓。针对图像灰度不均匀问题, 一些充分考虑图像局部信息的活动轮廓模型如局部二值拟合模型 (local binary fitting, LBF) (Li 等, 2007)、局部强度聚类模型 (local intensity clustering, LIC) (Li 等, 2011) 等方法相继提出, 取得了满意的结果。本文采用 LIC 模型的数据驱动项形式, 定义为

$$E(\phi, c_1, c_2, c_3, b(x)) = \int \left(\sum_{i=1}^3 \lambda_i \int K_\rho(x-y) |I(x) - b(y)c_i|^2 M_i(\phi(x)) dx \right) dy \quad (5)$$

式中, b 表示灰度偏移场, c_i 为一个分片常量函数, $b c_i$ 拟合图像的局部灰度加权均值, λ_i 为权重参数。函数 K_ρ 是截断核函数, 定义为

$$K_\rho(u) = \begin{cases} a & |u| \leq \rho \\ 0 & |u| > \rho \end{cases} \quad (6)$$

式中, u 表示距离值, ρ 表示核函数半径, $a > 0$ 以满足 $\int_{|u| \leq \rho} K_\rho(u) = 1$ 。

在眼底图像中, 视杯位于视盘内部, 轮廓均近似两个椭圆形状。视盘中包含许多病灶区域, 并且视杯边界附近存在大量的血管结构, 这对轮廓精确提取造成极大干扰。因此, 需要根据视杯和视盘的形状特点, 构建一个先验形状约束项, 通过引入视杯和视盘的椭圆形状先验约束, 使得水平集函数在演化

过程中, 0 层和 k 层轮廓总是逼近椭圆形状, 有效克服血管和病灶区域对轮廓提取的影响。

视杯轮廓椭圆形状先验约束项定义为

$$\phi_1(x) = 1 - \left[\frac{((x-x_1)\cos\theta_1 + (y-y_1)\sin\theta_1)^2}{a_1^2} + \frac{(-(x-x_1)\sin\theta_1 + (y-y_1)\cos\theta_1)^2}{b_1^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

视盘轮廓椭圆形状先验约束项定义为

$$\phi_2(x) = 1 - \left[\frac{((x-x_2)\cos\theta_2 + (y-y_2)\sin\theta_2)^2}{a_2^2} + \frac{(-(x-x_2)\sin\theta_2 + (y-y_2)\cos\theta_2)^2}{b_2^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

式中, (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 分别为两个椭圆中心的坐标, (a_1, b_1) 和 (a_2, b_2) 分别为两个椭圆的半长轴 (或半短轴) 和半短轴 (或半长轴), θ_1 和 θ_2 为旋转角度。本文中将椭圆形状先验约束中涉及到的参数表示为 (a, b, θ, x, y) 。 $\phi_1(x)$, $\phi_2(x)$ 是用于描述椭圆形状的水平集函数。本文定义如下的先验形状约束项, 即

$$E_{\text{prior}} = \gamma_1 \int_{\Omega} (H(\phi(x)) - H(\phi_1(x)))^2 dx + \gamma_2 \int_{\Omega} (H(\phi(x) - k) - H(\phi_2(x)))^2 dx \quad (9)$$

式中, 第 1 项为视杯形状约束项, 第 2 项为视盘形状约束项。 $\gamma_1 > 0$, $\gamma_2 > 0$ 为权重系数。

基于上述分析, 本文算法能量泛函形式为

$$E_{\text{total}}(\phi) = D(\phi) + L(\phi) + E(\phi) + E_{\text{prior}}(\phi) \quad (10)$$

式中, D 是距离正则项, 能够保证水平集函数的 0 层和 k 层之间的距离变化是光滑的; L 是长度正则项, 使得水平集函数的 0 层和 k 层在演化过程中时刻保持光滑。 E 是数据驱动项, 源于图像信息, 使得模型能够克服图像灰度不均匀的影响。 E_{prior} 是先验形状约束项, 使得水平集函数在演化过程中, 0 层和 k 层轮廓总是逼近椭圆形状, 可有效克服血管和病灶区域对轮廓提取的影响。

2 数值计算

眼底图像中视杯及视盘轮廓提取是通过最小化总能量 E_{total} 实现的。在 $c_1, c_2, c_3, \alpha, b(x), a, b, \theta, x$ 和 y 固定的条件下, 采用梯度下降法, 水平集函

数 ϕ 的演化方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \lambda_1 \delta(\phi) e_1 - \lambda_2 (\delta(\phi) - \delta(\phi - k)) e_2 - \\ & \lambda_3 \delta(\phi - k) e_3 + \\ & (v_1 \delta(\phi) + v_2 \delta(\phi - k)) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \\ & \mu \left(\nabla^2 \phi - \alpha \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) - \\ & 2\gamma_1 \delta(\phi) (H(\phi(x)) - H(\phi_1(x))) - \\ & 2\gamma_2 \delta(\phi) (H(\phi(x)) - H(\phi_2(x))) \quad (11) \end{aligned}$$

式中, $\delta(x)$ 函数是 Heaviside 函数的导数, $\operatorname{div}(\cdot)$

为散度算子, e 为

$$e_i(x) = \int K_\rho(x-y) |I(x) - b(y) c_i|^2 dy$$

的缩写。

在 $\phi, \alpha, b(x), a, b, \theta, x$ 和 y 固定的条件下, 最小化能量泛函 $E_{\text{total}}, c_1, c_2, c_3$ 可分别定义为

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int (b(x) * K_\rho) \mathbf{IM}_1(\phi(y)) dy}{\int (b(x)^2 * K_\rho) M_1(\phi(y)) dy} \\ c_2 = \frac{\int (b(x) * K_\rho) \mathbf{IM}_2(\phi(y)) dy}{\int (b(x)^2 * K_\rho) M_2(\phi(y)) dy} \\ c_3 = \frac{\int (b(x) * K_\rho) \mathbf{IM}_3(\phi(y)) dy}{\int (b(x)^2 * K_\rho) M_3(\phi(y)) dy} \end{cases} \quad (12)$$

在 $\phi, c_1, c_2, c_3, b(x), a, b, \theta, x$ 和 y 固定的条件下, 采用梯度下降法, 最小化距离正则项 $D(\phi, \alpha)$, 得到 α 的演化方程为

$$\frac{\partial \alpha(x)}{\partial t} = \mu (|\nabla \phi(x)| - \alpha(x)) + 2\omega \nabla^2 \alpha(x) \quad (13)$$

在 $\phi, \alpha, c_1, c_2, c_3, a, b, \theta, x$ 和 y 固定的条件下, 最小化能量泛函 $E_{\text{total}}, b(x)$ 的演化方程为

$$b(x) = \frac{\sum_{i=1}^3 K_\rho * (\mathbf{IM}_i(\phi(x))) c_i}{\sum_{i=1}^3 K_\rho * M_i(\phi(x)) c_i^2} \quad (14)$$

在 $\phi, c_1, c_2, c_3, \alpha$ 和 $b(x)$ 固定的条件下, 最小化能量泛函 $E_{\text{total}}, a, b, \theta, x, y$ 的演化方程为

$$\frac{da_1}{dt} = 2\gamma_1 \int_{\Omega} H_{e1} \left(\frac{A_1^2}{a_1^3} \right) dx \quad (15)$$

$$\frac{db_1}{dt} = 2\gamma_1 \int_{\Omega} H_{e1} \left(\frac{B_1^2}{b_1^3} \right) dx \quad (16)$$

$$\frac{dx_1}{dt} = 2\gamma_1 \int_{\Omega} H_{e1} \left(\frac{A_1 \cos \theta_1}{a_1^2} - \frac{B_1 \sin \theta_1}{b_1^2} \right) dx \quad (17)$$

$$\frac{dy_1}{dt} = 2\gamma_1 \int_{\Omega} H_{e1} \left(\frac{A_1 \sin \theta_1}{a_1^2} + \frac{B_1 \cos \theta_1}{b_1^2} \right) dx \quad (18)$$

$$\frac{d\theta_1}{dt} = 2\gamma_1 \int_{\Omega} H_{e1} \left(-\frac{A_1 B_1}{a_1^2} + \frac{A_1 B_1}{b_1^2} \right) dx \quad (19)$$

$$\frac{da_2}{dt} = 2\gamma_2 \int_{\Omega} H_{e2} \left(\frac{A_2^2}{a_2^3} \right) dx \quad (20)$$

$$\frac{db_2}{dt} = 2\gamma_2 \int_{\Omega} H_{e2} \left(\frac{B_2^2}{b_2^3} \right) dx \quad (21)$$

$$\frac{dx_2}{dt} = 2\gamma_2 \int_{\Omega} H_{e2} \left(\frac{A_2 \cos \theta_2}{a_2^2} - \frac{B_2 \sin \theta_2}{b_2^2} \right) dx \quad (22)$$

$$\frac{dy_2}{dt} = 2\gamma_2 \int_{\Omega} H_{e2} \left(\frac{A_2 \sin \theta_2}{a_2^2} + \frac{B_2 \cos \theta_2}{b_2^2} \right) dx \quad (23)$$

$$\frac{d\theta_2}{dt} = 2\gamma_2 \int_{\Omega} H_{e2} \left(-\frac{A_2 B_2}{a_2^2} + \frac{A_2 B_2}{b_2^2} \right) dx \quad (24)$$

式中, $H_{e1}, H_{e2}, A_1, A_2, B_1, B_2$ 定义为

$$H_{e1} = (H(\phi) - H(\phi_1)) \delta(\phi_1)$$

$$H_{e2} = (H(\phi) - H(\phi_2)) \delta(\phi_2)$$

$$A_1 = (x - x_1) \cos \theta_1 + (y - y_1) \sin \theta_1$$

$$B_1 = -(x - x_1) \sin \theta_1 + (y - y_1) \cos \theta_1$$

$$A_2 = (x - x_2) \cos \theta_2 + (y - y_2) \sin \theta_2$$

$$B_2 = -(x - x_2) \sin \theta_2 + (y - y_2) \cos \theta_2$$

在实际计算中, 为保持数值计算的稳定性, 使用正则化 Heaviside 函数 H_ε , 定义为

$$H_\varepsilon = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{x}{\varepsilon} \right) \right] \quad (25)$$

H_ε 的导数 Dirac 函数 $\delta_\varepsilon(x)$ 定义为

$$\delta_\varepsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2} \quad (26)$$

本文采用显式方案进行数值计算求解, 式(11)可离散为

$$\begin{aligned} \phi^{n+1} = & \phi^n + \Delta t (\lambda_1 \delta(\phi^n) e_1 - \lambda_2 (\delta(\phi^n) - \\ & \delta(\phi^n - k)) e_2 - \lambda_3 \delta(\phi^n - k) e_3) + (v_1 \delta(\phi^n) + \\ & v_2 \delta(\phi^n - k)) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi^n}{|\nabla \phi^n|} \right) + \\ & \mu \left(\nabla^2 \phi^n - \alpha \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi^n}{|\nabla \phi^n|} \right) \right) - \\ & 2\gamma_1 \delta(\phi^n) (H(\phi^n(x)) - H(\phi_1^n(x))) - \\ & 2\gamma_2 \delta(\phi^n) (H(\phi^n(x)) - H(\phi_2^n(x))) \quad (27) \end{aligned}$$

式中, Δt 为迭代时间步长, n 为迭代次数, 通过对上式迭代求解即可获得最终分割结果。

在水平集函数的演化过程中,本文采用交互扩散方法(Zhang 等,2013)解决水平集函数重新初始化问题,即

$$\phi^{n+1} = \phi^n + \Delta t_1 \cdot \Delta \phi^n \quad (28)$$

本文算法具体步骤如下:

- 1) 初始化水平集函数 $\phi(x)$, $\phi_1(x)$ 和 $\phi_2(x)$ 为符号距离函数;初始化函数 $\alpha(x)$;初始化 $b(x)$ 。
- 2) 根据式(12)计算 c_1, c_2, c_3 。
- 3) 根据式(15)一式(24)计算更新 a, b, θ, x, y 。
- 4) 根据式(11)演化水平集。
- 5) 根据式(28)平滑水平集函数。
- 6) 根据式(13)计算 $\alpha(x)$ 。
- 7) 根据式(14)计算 $b(x)$ 。

8) 判断水平集函数收敛条件,本文采用如下准则判断水平集函数是否收敛,定义为

$$Q = |L(C_0(n)) - L(C_0(n-1))| + |L(C_k(n)) - L(C_k(n-1))| \quad (29)$$

式中, Q 为相邻两次迭代中 0 层和 k 层长度改变量的总和。 C_0 表示 0 层的闭合曲线, C_k 表示 k 层的闭合曲线。如果 $Q < \tau$, τ 为阈值,则水平集函数停止演化,否则,返回步骤 2) 继续执行。

3 实验结果与分析

采用本文方法分割眼底图像视盘及视杯区域,并与算法 1:基于 COSFIRE 滤波模型的视杯视盘分割方法(Guo 等,2019);算法 2:基于先验形状约束的多相 C-V 模型(Zheng 等,2014);算法 3:基于聚类融合的水平集方法(Thakur 和 Juneja,2019)的分割结果进行对比,验证算法的有效性。本文使用的眼底图像来自 CDRISHTI-GS1 数据集(Sivaswamy 等,2015),该数据集由印度 Aravind 眼科医院收集并注释,主要用来验证应用计算机辅助诊断算法分割视杯及视盘的鲁棒性和有效性。该数据集共包含 101 幅彩色眼底图像。每幅图像的视野范围为 30° ,分辨率为 $2\,896 \times 1\,944$ 像素。数据集提供了视杯和视盘边界的真实值,该值由 4 位具有不同临床治疗经验的医生人工标记轮廓计算平均值得到。

为了评估本文所提眼底图像视杯与视盘分割算法的准确性,采用相似性度量函数 Dice 系数(Thakur 和 Juneja,2018)计算真实目标区域 X 与分

割算法所获得的目标区域 Y 的重叠率。Dice 系数定义为

$$D_i = \frac{2 \times |X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (30)$$

式中, $|\cdot|$ 表示区域内的像素个数。Dice 系数的取值范围是 0 到 1,该值越大代表算法的准确性越高。

采用 F1 分数指标评估分割算法的分割效果,即

$$F1 = 2 \frac{P \cdot R}{P + R} \quad (31)$$

F1 分数取值范围同样是在 0 到 1 之间,其值越大则分割效果越好。式中, $P = \frac{|X \cap Y|}{|X|}$ 表示分割算法的准确性, $R = \frac{|X \cap Y|}{|Y|}$ 表示分割算法的灵敏性。

本文实验参数设置为 $\Delta t = 0.1$, $\Delta t_1 = 0.01$, $\rho = 3$, $\mu = 10$, $\omega = 0.5$, $\lambda_1 = 0.005$, $\lambda_2 = 0.006$, $\lambda_3 = 0.004$, $\gamma_1 = 100$, $\gamma_2 = 100$, $v_1 = 0.17 \times 255 \times 255$, $v_2 = 0.12 \times 255 \times 255$, $\alpha = 1$, $b = 1$ 。

图 2 展示了本文方法对患有青光眼疾病眼底图像中的视杯与视盘区域进行分割的实验过程,第 1 行为视杯与视盘轮廓曲线的演化迭代过程,第 2 行为演化过程对应的水平集函数,图中绿色曲线表示视杯轮廓,红色曲线表示视盘轮廓。通过水平集函数的演化过程可以观察到,水平集函数一直保持光滑,具有数值计算的稳定性,保证了最终分割结果的准确性和稳定性。

图 3 展示了在青光眼疾病的不同发展阶段中本文方法、算法 1、算法 2 和算法 3 的分割实验结果。图 3 包含了青光眼疾病早期、中期和晚期的眼底图像。通过对上述实验结果分析可知,算法 1 能够分割出视杯和视盘的大部分区域,但是对视杯和视盘轮廓的提取不够精确。算法 2 由于没有考虑图像局部信息,致使分割结果受图像的灰度不均匀性影响较大。算法 3 没有考虑视杯和视盘的形状信息,因此分割结果受血管和病变的干扰较为严重,并且存在过分割和欠分割问题。与上述方法相比,本文方法可有效克服血管的干扰,拟合出视杯和视盘的椭圆形状轮廓,同时保持了视杯与视盘间距离的缓慢平滑变化特性,获得了更准确的分割结果。这是因为本文方法的能量泛函中增加了视杯与视盘轮廓的先验形状信息约束项,降低了血管对轮廓平滑性的干扰,同时能量泛函中的距离正则项保证了视杯与视盘的距离关系。

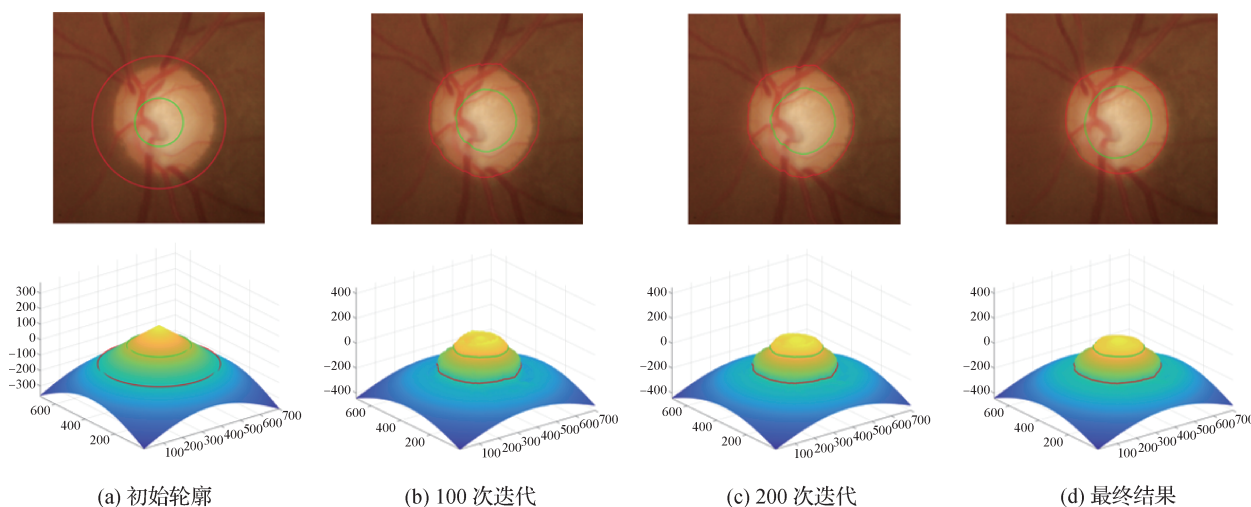


图2 本文方法的视杯与视盘分割实验过程

Fig. 2 The experimental process of OC and OD segmentation of the proposed method

((a) initial contour; (b) 100 iterations; (c) 200 iterations; (d) final result)

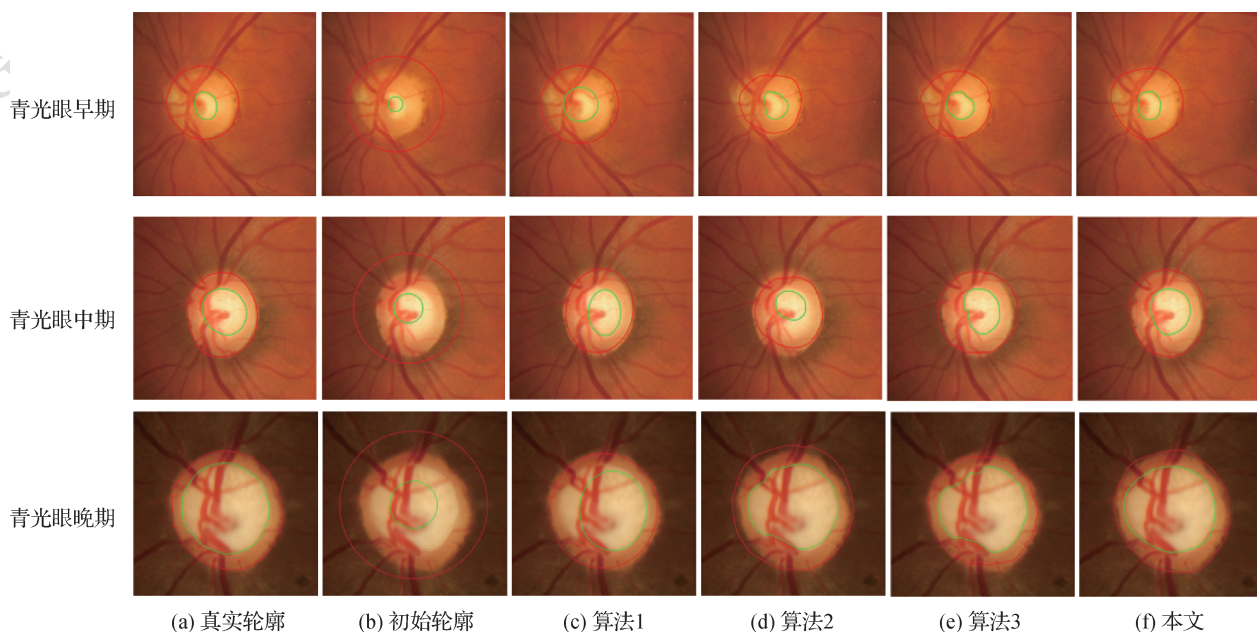


图3 青光眼视杯与视盘分割实验结果

Fig. 3 Glaucoma OC and OD segmentation results

((a) ground truth; (b) initial contour; (c) algorithm 1; (d) algorithm 2; (e) algorithm 3; (f) ours)

图4展示了应用本文方法在分割图2中眼底图像时获得的灰度偏差场 $b(x)$ 和偏差校正的眼底图像。偏差校正的图像通过 $I(x)/b(x)$ 计算获取。由图4(c)可知,在偏差校正的眼底图像中视杯、视盘和背景区域的灰度变得均匀且具有明显的可区分性。

图5分别展示了上述原始图像和偏差校正眼底图像的灰度直方图分布,通过对两幅灰度直方图的比较得出,在偏差校正图像的直方图中存在3个分

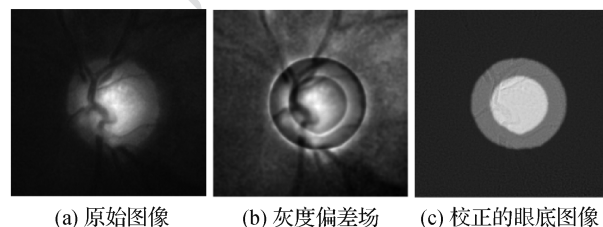


图4 实验过程图

Fig. 4 Demonstration of experimental process

((a) original image; (b) bias field; (c) bias corrected images)

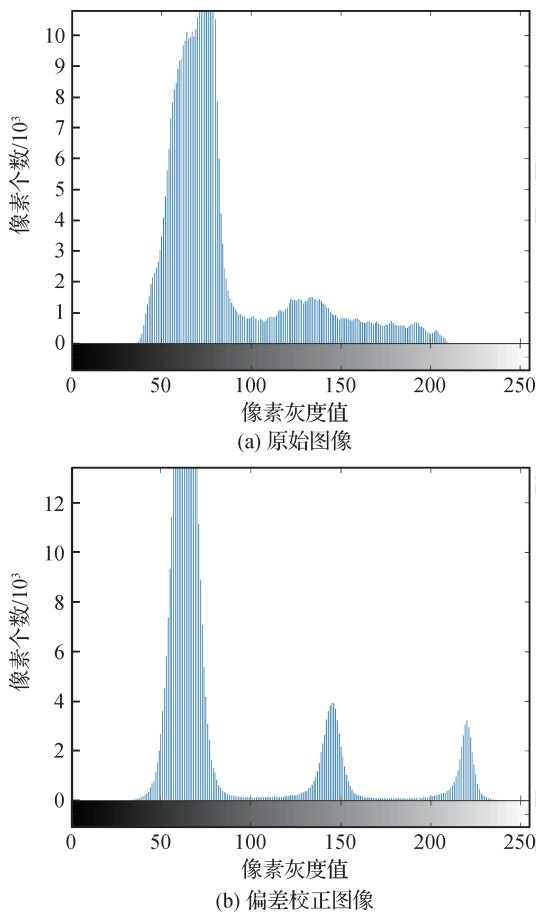


图5 图像的灰度直方图

Fig. 5 Images histograms

((a) original image; (b) bias corrected image)

离良好的波峰,分别对应眼底图像的背景、视杯和视盘区域。图像的灰度得到显著区分,从而实现了较好的分割效果。反之,由于偏差引起的灰度强度的重叠分布,原始图像的灰度直方图不具有这种良好的灰度峰值可分离特性。

为进一步验证本文方法的有效性,应用 Dice 系数作为视杯与视盘分割方法性能的定量评价标准,将本文方法与算法 1、算法 2 和算法 3 进行对比,实验结果如表 1 所示。本文算法分别获得了 67.52% 的视杯平均重叠率,81.04% 的视盘平均重叠率,均高于其他 3 种算法。此外,还采用 F1 分数的平均值分析了上述 4 种方法的视杯和视盘分割结果,如表 2 所示。由表 2 可知,与其他 3 种方法相比,本文方法的视杯和视盘 F1 分数均为最高,并且视杯分割结果的 F1 分数标准差 $\sigma_{F_{OC}}$ 和视盘分割结果的 F1 分数标准差 $\sigma_{F_{OD}}$ 均为最小。上述实验进一步验证了本文方法在分割性能上优于其他 3 种方法,具有

更高的分割精度。

表 1 4 种分割方法的 Dice 系数比较
Table 1 Comparison of four segmentation methods in terms of Dice coefficient

方法	/%	
	视杯	视盘
算法 1	64.83	78.36
算法 2	55.24	70.95
算法 3	66.65	79.18
本文	67.52	81.04

注:加粗字体表示最优结果。

表 2 4 种分割方法的平均 F1 分数值和标准差
Table 2 Comparison of average F1-score and standard deviation of four segmentation methods

方法	平均 F1 分数值		F1 分数值标准差	
	视杯	视盘	视杯	视盘
算法 1	0.699	0.806	0.241	0.198
算法 2	0.653	0.750	0.260	0.225
算法 3	0.706	0.824	0.245	0.210
本文	0.719	0.845	0.226	0.172

注:加粗字体表示最优结果。

4 结 论

本文提出一种基于双层水平集描述的眼底图像视杯视盘分割方法。该方法采用一个水平集函数的两个不同层级分别表示视杯边界和视盘边界,通过距离约束实现视杯与视盘间距离平滑变化,使用图像局部信息处理灰度不均匀,引入椭圆形状先验约束克服病灶和血管干扰,使得视杯和视盘的最终分割结果近似两个椭圆。实验证明,本文算法能够同时快速准确地分割视杯和视盘区域,取得较好的分割效果。

但是,本文方法仍有进一步改进的空间。在少数眼底图像中,图像的灰度不均匀较为严重,使得视杯与视盘的分割结果不理想。在之后的研究工作中,将研究如何将更多的图像信息如方差和局部熵等引入到数据项中,使之能够更加有效地克服灰度不均匀的影响,提高算法的准确性和鲁棒性,实现对严重灰度不均匀图像的精准分割。

参考文献 (References)

- Almazroa A, Burman R, Raahemifar K and Lakshminarayanan V. 2015. Optic disc and optic cup segmentation methodologies for glaucoma image detection: a survey. *Journal of Ophthalmology*, 2015: #180972 [DOI: 10.1155/2015/180972]
- Chakravarty A and Sivaswamy J. 2017. Joint optic disc and cup boundary extraction from monocular fundus images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 147: 51-61 [DOI: 10.1016/j.cmpb.2017.06.004]
- Cheng J, Liu J, Xu Y W, Yin F S, Wong D W K, Tan N M, Tao D C, Cheng C Y, Aung T and Wong T Y. 2013. Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 32(6): 1019-1032 [DOI: 10.1109/TMI.2013.2247770]
- Dai B S, Wu X Q and Bu W. 2017. Optic disc segmentation based on variational model with multiple energies. *Pattern Recognition*, 64: 226-235 [DOI: 10.1016/j.patcog.2016.11.017]
- Esmaili M, Rabbani H and Dehnavi A M. 2012. Automatic optic disk boundary extraction by the use of curvelet transform and deformable variational level set model. *Pattern Recognition*, 45(7): 2832-2842 [DOI: 10.1016/j.patcog.2012.01.002]
- Feng C L, Zhang S X, Zhao D Z and Li C M. 2016. Simultaneous extraction of endocardial and epicardial contours of the left ventricle by distance regularized level sets. *Medical Physics*, 43(6): 2741-2755 [DOI: 10.1118/1.4947126]
- Gao Y, Wu C D, Yu X S, Zhou W and Wu J H. 2018. Full-automatic optic disc boundary extraction based on active contour model with multiple energies. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E101. A(3): 658-661 [DOI: 10.1587/transfun.E101.A.658]
- Guo J P, Azzopardi G, Shi C Y, Jansonius N M and Petkov N. 2019. Automatic determination of vertical cup-to-disc ratio in retinal fundus images for glaucoma screening. *IEEE Access*, 7: 8527-8541 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2890544]
- Hagiwara Y, Koh J E W, Tan J H, Bhandary S V, Laude A, Ciacchio E J, Tong L and Acharya U R. 2018. Computer-aided diagnosis of glaucoma using fundus images: a review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 165: 1-12 [DOI: 10.1016/j.cmpb.2018.07.012]
- Jonas J B, Bergua A, Schmitz-Valckenberg P, Papastathopoulos K I and Budde W M. 2000. Ranking of optic disc variables for detection of glaucomatous optic nerve damage. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 41(7): 1764-1773
- Joshi G D, Sivaswamy J and Krishnadas S R. 2011. Optic disk and cup segmentation from monocular color retinal images for glaucoma assessment. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 30(6): 1192-1205 [DOI: 10.1109/TMI.2011.2106509]
- Khalid N E A, Noor N M and Ariff N M. 2014. Fuzzy c-Means (FCM) for optic cup and disc segmentation with morphological operation. *Procedia Computer Science*, 42: 255-262 [DOI: 10.1016/j.procs.2014.11.060]
- Li C M, Huang R, Ding Z H, Gatenby J C, Metaxas D N and Gore J C. 2011. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(7): 2007-2016 [DOI: 10.1109/TIP.2011.2146190]
- Li C M, Kao C Y, Gore J C and Ding Z H. 2007. Implicit active contours driven by local binary fitting energy//*Proceedings of 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis: IEEE: 1-7 [DOI: 10.1109/CVPR.2007.383014]
- Lotankar M, Noronha K and Koti J. 2015. Detection of optic disc and cup from color retinal images for automated diagnosis of glaucoma//*Proceedings of 2015 IEEE UP Section Conference on Electrical Computer and Electronics (UPCON)*. Allahabad: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/UPCON.2015.7456741]
- Mittapalli P S and Kande G B. 2016. Segmentation of optic disk and optic cup from digital fundus images for the assessment of glaucoma. *Biomedical Signal Processing and Control*, 24: 34-46 [DOI: 10.1016/j.bspc.2015.09.003]
- Noor N M, Khalid N E A and Ariff N M. 2013. Optic cup and disc color channel multi-thresholding segmentation//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering*. Mindeh: IEEE: 530-534 [DOI: 10.1109/ICCSC.2013.6720022]
- Sivaswamy J, Krishnadas S R, Chakravarty A, Joshi G D, Ujjwal and Syed T A. 2015. A comprehensive retinal image dataset for the assessment of glaucoma from the optic nerve head analysis. *JSM Biomedical Imaging Data Papers*, 2(1): #1004
- Thakur N and Juneja M. 2018. Survey on segmentation and classification approaches of optic cup and optic disc for diagnosis of glaucoma. *Biomedical Signal Processing and Control*, 42: 162-189 [DOI: 10.1016/j.bspc.2018.01.014]
- Thakur N and Juneja M. 2019. Optic disc and optic cup segmentation from retinal images using hybrid approach. *Expert Systems with Applications*, 127: 308-322 [DOI: 10.1016/j.eswa.2019.03.009]
- Wong D W K, Liu J, Lim J H, Jia X, Yin F, Li H and Wong T Y. 2008. Level-set based automatic cup-to-disc ratio determination using retinal fundus images in ARGALI//*Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Vancouver: IEEE: 2266-2269 [DOI: 10.1109/IEMBS.2008.4649648]
- Zhang K H, Zhang L, Song H H and Zhang D. 2013. Reinitialization-free level set evolution via reaction diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(1): 258-271 [DOI: 10.1109/TIP.2012.2214046]

Zhao H K, Chan T, Merriman B and Osher S. 1996. A variational level set approach to multiphase motion. *Journal of Computational Physics*, 127(1): 179-195 [DOI: 10.1006/jcph.1996.0167]

Zheng S, Fan H J, Tang Y D and Wang Y. 2014. Automatic segmentation of optic disc and cup using multiphase active contour model in fundus images. *Journal of Image and Graphics*, 19(11): 1604-1612 (郑姗, 范慧杰, 唐延东, 王琰. 2014. 多相主动轮廓模型的眼底图像杯盘分割. *中国图象图形学报*, 19(11): 1604-1612) [DOI: 10.11834/jig.20141108]

Zheng Y J, Stambolian D, O'Brien J and Gee J C. 2013. Optic disc and cup segmentation from color fundus photograph using graph cut with priors//*Proceedings of the 16th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, Nagoya: Springer: 75-82 [DOI: 10.1007/978-3-642-40763-5_10]

Zhou H Y, Schaefer G, Liu T W and Lin F Q. 2010. Segmentation of optic disc in retinal images using an improved gradient vector flow algorithm. *Multimedia Tools and Applications*, 49(3): 447-462 [DOI: 10.1007/s11042-009-0443-0]

作者简介



王莹, 1992年生, 女, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理, 模式识别。

E-mail: wangying0337@163.com



于晓升, 通信作者, 男, 讲师, 主要研究方向为计算机视觉, 医学影像处理, 活动轮廓模型, 无线传感器网络。

E-mail: yuxiaosheng@mail.neu.edu.cn

迟剑宁, 男, 讲师, 主要研究方向为图像去噪、增强、图像理解、特征提取和图像分类识别。

E-mail: chijianing@mail.neu.edu.cn

雷晓亮, 女, 博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: xiaolianglei@stumail.neu.edu.cn

吴成东, 男, 教授, 主要研究方向为机器视觉、智能机器人系统、无线传感器网络、建筑智能化技术。

E-mail: wuchengdong@mail.neu.edu.cn