

基于超像素分类及径向射线扫描动态优化的视盘分割方法^{*}

陈 瑞 刘少坡 裴晓敏 柳 强

(辽宁石油化工大学信息与控制工程学院 抚顺 113001)

摘 要:视盘的精确分割是青光眼计算机辅助诊断的关键。视网膜眼底图像个体差异大,结构复杂,视盘容易受血管组织及病变等干扰,其精确分割存在一定难度。提出基于超像素分类及径向射线扫描动态优化的视盘分割方法;通过使用灰度、纹理、解剖结构等特征分类视盘超像素;采用径向射线投影扫描动态优化精确定位视盘轮廓。基于超像素分类的视盘分割方法对血管、病变等噪声干扰具有较强的抑制性,可实现视盘的粗分割;径向射线投影扫描动态优化方法充分利用视盘的几何结构、边缘、曲率、连续性等特征,确保视盘区域的完整性及分割精度。实验结果表明,在 REFUGE 数据库和 DRIONS 数据库中,其精度分别为 99.19%、98.65%,灵敏度分别为 98.64%、94.99%,特异性分别为 99.46%、99.89%,DICE 系数分别为 98.52%、97.28%,视盘重叠率分别为 97.09%、94.70%,与典型算法比较,上述方法在不同数据库上的视盘分割准确性、灵敏性、特异性等方面具有明显提升。

关键词:视盘分割;超像素;径向射线扫描;动态规划;能量函数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.604

Superpixel classification and dynamic optimiztion of radial ray scanning method for optic disc segmentation

Chen Rui Liu Shaopo Pei Xiaomin Liu Qiang

(School of Information and Control Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun 113001, China)

Abstract: Accurate segmentation of optic disc is the key to the computer aided diagnosis of glaucoma. Retinal fundus images have large individual differences, complex structures, and in which optic disc is easily interfered by vascular tissue and pathological changes, so the accurate segmentation of optic disc is difficult. This paper proposes an optic disk segmentation method based on superpixel classification and dynamic optimization of radial ray scanning. The super pixels are classified by using gray scale, texture, anatomical structure and other features. Radial ray projection scanning is used to dynamically optimize the precise position of the disc contour. The method of optic disc segmentation based on super pixel classification has strong inhibition to noise interference such as blood vessels and lesions, can realize rough segmentation of optic disc. The dynamic optimization method of radial ray projection scanning makes full use of the geometric structure, edge, curvature, continuity and other characteristics of the optic disc to ensure the integrity and accuracy of optic disc region segmentation. The experimental results show that REFUGE database and DRIONS database, the accuracy is 99.19% and 98.65% respectively, the sensitivity is 98.64% and 94.99% respectively, the specificity is 99.46% and 99.89% respectively, the DICE coefficient is 98.52% and 97.28% respectively, and the area overlap is 97.09% and 94.70% respectively, compared with typical algorithms, we proposed method has significantly improved the accuracy, sensitivity and specificity of optic disk segmentation on different databases.

Keywords: disc segmentation; superpixel; radial line scanning; dynamic programming; energy function

收稿日期:2022-10-28

^{*} 基金项目:辽宁省教育厅面上项目(LJKZ0399)资助

0 引 言

青光眼是全世界第2大致盲性眼病,青光眼的早期预防和治疗对减少视功能的损害有非常重要的临床意义。彩色眼底图像可筛查80%~90%的眼病,其中垂直杯盘比(cup to disc ratio, CDR)^[1],即垂直视杯直径和垂直视盘直径比是青光眼诊断的重要依据。精准视杯视盘分割、CDR计算对于青光眼的预防及治疗具有重要意义。医生手工分割视盘、视杯筛查青光眼为临床应用带来巨大工作量,自动视盘视杯分割及CDR计算对于青光眼筛查尤为重要。

视盘分割容易受到血管、病理区域及图像对比度影响。目前,典型的视盘、视杯分割方法可分为基于图像处理的传统分割方法和深度学习方法。典型的基于图像处理的算法主要有Hough变换^[2]模板匹配方法,基于图像特征方法、可变形模型分割方法等。Ramani等^[3]、Abdullah等^[4]和Fan等^[5]基于像素灰度特征、形态学特征对眼底图像进行粗分割,Hough变换模板匹配分割视盘区域。Kausu等^[6]提出一种使用模糊C均值聚类 and Otsu 阈值的方法来分割视盘区域。Cheng等^[7]使用颜色直方图和中心环绕统计的方法来分割视盘区域。Fan等^[8]提出基于超像素分类及几何主动轮廓优化的视盘分割算法。上述方法在视盘分割中取得了一定的进展,但对于病理变化、模糊边界的视盘图像仍需进一步改进,如何消除血管对视盘分割结果的影响仍是视盘分割的难点。

基于深度学习^[9]网络的视盘、视杯分割方法取得了一定进展,MaskRCNN^[10]、Unet^[11]等网络结构应用于视盘、视杯分割,分割精度明显提升。然而,基于深度学习的分割方法在临床应用中缺乏可解释性、当出现错误分类时,使用者无法通过参数调整提升分割效果。当测试数据集变化过大时,还需进一步调整网络结构以提升分割精度。

本文提出基于超像素^[12]分类及径向射线扫描动态优化的视盘分割方法。以超像素为基本单元分类视盘区域;在超像素分类中考虑位置信息,避免因光照及病变等对视盘分割精度的影响,保证视盘内部的完整性。基于径向射线扫描动态优化视盘轮廓,以一定间隔沿径向方向采样视盘轮廓,在降低计算量的同时,充分利用视盘的几何结构特征去除局部血管、病变对视盘轮廓干扰;基于粒子群动态优化算法沿径向方向优化视盘轮廓,以轮廓点的全局几何特征及局部灰度、梯度特征设定优化停止条件,精确定位视盘轮廓。

1 方 法

基于超像素分类及径向射线扫描动态优化的视盘分割算法总体框图如图1所示,主要包括两部分,分别为视盘粗分割和视盘精确分割。视盘粗分割:首先,对眼底图像进行超像素分割;然后,超像素特征提取;最后,采用两级级联支持向量机(support vector machine, SVM)^[13]将

超像素分类为视盘和非视盘区域,得到视盘的初始中心点及轮廓。视盘精确分割:首先,基于初始轮廓及初始中心点初始化粒子群;然后,基于粒子群优化径向射线扫描精确定位视盘轮廓,在粒子群优化阶段,利用各粒子的梯度、曲率和连续性等信息;最后,椭圆拟合确定最佳轮廓。

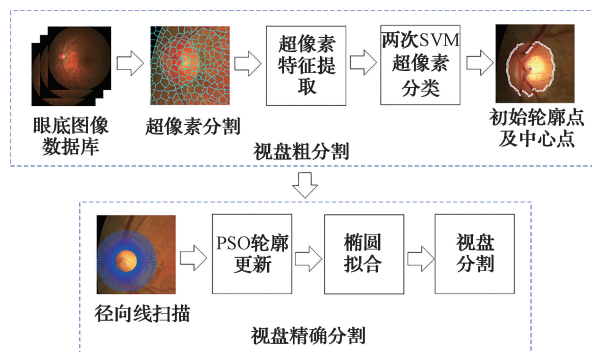


图1 算法总体框图

1.1 基于超像素级联SVM的视盘粗分割

在视盘粗分割阶段,采用简单线性迭代聚类(simple linear iterative cluster, SLIC)^[14]方法对眼底图像进行超像素分割,基于超像素颜色、纹理及空间位置特征训练SVM分类器分类超像素。

在视网膜眼底图像中,视盘区域亮度值高于周围其他组织,与周围组织具有一定的纹理差异,呈现类圆形分布。基于上述特征,分别提取各个超像素的颜色、纹理、几何形态及位置等共计13维特征描述超像素,将视盘分割视为二分类问题,通过监督学习方法训练SVM分类器分割视盘和背景超像素,其中SVM分类器采用两级级联结构,在前后两级分类过程中修正位置特征以提升超像素分类的准确率,如图2所示,根据超像素眼底图像,首先计算各个超像素到初始中心点的距离,然后通过一次SVM后,根据得到的初始轮廓,再次更新中心点,重新计算各个超像素到初始中心点的距离作为特征,再次通过SVM,则得到视盘粗分割结果。

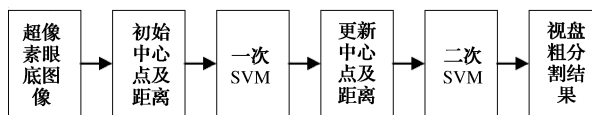


图2 粗分割流程

1.2 基于粒子群优化径向射线扫描视盘精确分割

视盘呈类圆形几何结构,轮廓平滑。根据该特点,基于粗分割结果采用径向射线扫描^[15]定位轮廓点,基于轮廓点能量特征径向演化优化视盘轮廓。

1) 径向射线扫描轮廓采样

由视盘粗分割结果确定视盘中心点 O_c 及初始轮廓,以 O_c 为起点径向扫描采样轮廓点,即从中心点 O_c 以固定角度间隔 θ_i 发射 N 条射线,射线定义如式(1)。

$$\theta_i = \frac{2\pi}{N}(i-1) \quad i = 0, \dots, N \quad (1)$$

式中: N 表示该组径向射线的数量; θ_i 表示径向射线的角度。

图 3(a)所示为当 $N=100$, 半径由 $R_{\min}$ 到 $R_{\max}$ 的径向射线扫描图, 箭头所示径向射线 $\theta_i = 0$ 。当某条径向射线与视盘轮廓交点个数 >1 时, 仅保留距离中心点最近的交点。图 3(b)所示为该组径向射线与初始轮廓的交点 p_i , $i = 1, 2, \dots, 100$ 。 $p = \{p_i, i = 1, 2, \dots, 100\}$ 集合构成初始轮廓点集。

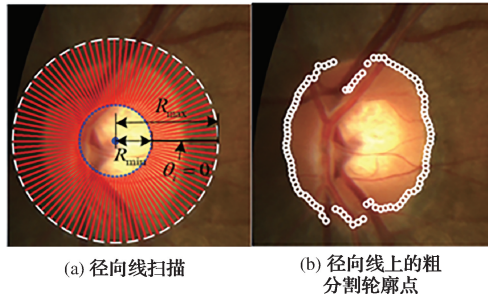


图 3 径向射线扫描示意图

2) 轮廓能量定义

基于能量的曲线演化方法采用轮廓点构造能量函数, 通过最小化由内部能量和外部能量组成的能量函数^[16], 使轮廓点演变到目标位置。初始轮廓点集合的能量函数 E 由边缘能量 E_g 、曲率能量 E_{curv} 、连续性能量 E_{cont} 三部分组成, 如式(2)。

$$E(p_1, p_2, \dots, p_N) = \alpha E_g(p_1, p_2, \dots, p_N) + \beta E_{curv}(p_1, p_2, \dots, p_N) + \gamma E_{cont}(p_1, p_2, \dots, p_N) \quad (2)$$

式中: p_i 表示第 i 条径向射线与轮廓的交点; α, β, γ 分别为边缘能量、曲率能量、连续性能量的权重。

E_g 由图像的梯度信息决定, 沿径向射线上定义为:

$$E_g = - \sum_{i=0}^{N-1} |\nabla(p_i)| \quad (3)$$

E_{curv} 是轮廓的曲率能量项, 可平衡视盘初始边界的弯曲度, 用以消除轮廓上异常点, 沿径向射线上定义为:

$$E_{curv} = \sum_{i=0}^{N-1} |p_i - 2p_{i-1} + p_{i-2}|^2 \quad (4)$$

E_{cont} 是连续性能量项, 表示曲线的弹性能量, 可控制视盘形状, 沿径向射线上定义为:

$$E_{cont} = \sum_{i=0}^{N-1} |p_i - p_{i-1}|^2 \quad (5)$$

3) 基于粒子群的轮廓优化

在轮廓演化过程中, 采用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[17] 最小化能量函数, 沿径向方向优化曲线, 找到各条径向射线上的能量最小值, 确定精确的视盘轮廓点。

粒子群算法属于群智能算法的一种, 是通过模拟鸟群捕食行为设计的。假设区域里只有一块食物 (即通常优化

问题中所讲的最优解), 鸟群的任务是找到该食物源。在整个搜寻过程中鸟群通过相互传递各自的信息, 使其他鸟知道自己的位置, 通过协作判断自己是否找到最优解, 同时将最优解的信息传递到整个鸟群, 最终使整个鸟群聚集在食物源周围, 即最优解。

设每条径向射线半径 $R_{\min} \sim R_{\max}$ 之间的 M 个离散点为搜索空间, L 个粒子组成一个群落, 其中第 i 个粒子可由径向半径表示为一维向量 $x_i = \{x_i\}$, $R_{\min} < x_i < R_{\max}$, $i \in (1, 2, \dots, L)$, 第 i 个粒子的“飞行”速度也通过径向半径表示:

$$v_i = \{v_i\}, 0 < v_i \leq R_{\max} - R_{\min}, i \in (1, 2, \dots, L) \quad (6)$$

在第 t 代的第 i 个粒子向第 $t+1$ 代进化时, 更新如下:

$$v_i(t+1) = v_i(t) + 2 \times rand(p_{best}^i - x_i) + 2 \times rand(g_{best}^i - x_i) \quad (7)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (8)$$

算法具体步骤和流程 (图 4) 如下。

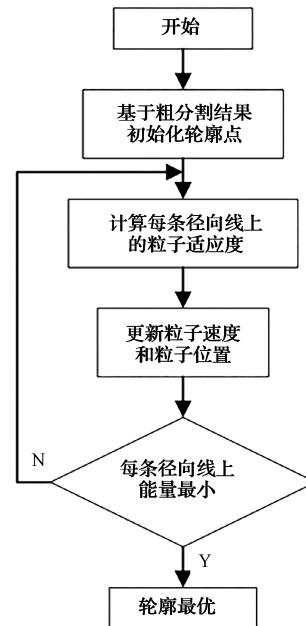


图 4 粒子群的轮廓优化

(1) 初始化种群, 将初始轮廓点集作为粒子群 $E(p_1, p_2, \dots, p_N)$ 初始的最优位置。

(2) 根据式(2)计算粒子的个体适应度。

(3) 根据式(7)和(8)更新粒子速度和粒子位置。

(4) 计算新位置的适应度, 当新位置适应度高于前一次适应度时, 更新该粒子的位置, 否则保持原位置不变。

(5) 判断是否满足终止条件, 当满足预设终止条件时, 即每条径向射线上都找到能量最小点, 得到最优的轮廓点, 结束寻优, 否则返回步骤(2)继续更新粒子速度及位置。

2 实 验

采用 REFUGE^[2] 数据库和 DRIONS^[1] 数据库验证本文算法。REFUGE 数据库包含 400 张图片,其中青光眼图片 40 张,正常眼底图片 360 张,图像尺度为 $2\,000 \times 2\,000$ 。DRIONS 数据库包含 110 张图片,其中青光眼图片 104 张,正常眼底图片 6 张,图像尺度为 600×400 。采用 MATLAB2018 编程实现该算法。

2.1 评价指标

实验所用评价指标包括精度 (accuracy)^[6],灵敏度 (sensitivity)^[6],特异性 (specificity)^[6],DICE 系数^[4]和视盘重叠率 (area overlap, AOL)^[8],公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (9)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (11)$$

$$AOL = \frac{TP}{TP + FN + FP} \quad (12)$$

$$DICE = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FN + FP} \quad (13)$$

式中: TP 表示真阳性; TN 表示真阴性; FP 表示假阳性; FN 表示假阴性,如图 5 所示。

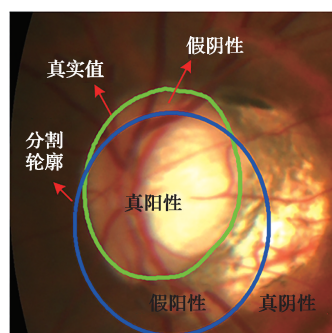


图 5 分割精度评价参数

2.2 视盘分割实验

1) 基于超像素 SVM 分类的视盘粗分割实验

基于超像素 SVM 分类视盘粗分割方法将视盘分割问题转化为超像素分类问题,同时考虑位置及邻域信息,确保视盘区域的完整性。为验证本文算法粗分割效果,将本文所提出的视盘粗分割方法与灰度阈值法^[18]、超像素阈值分类及 FCM 聚类方法^[19]对比,视盘粗分割结果如图 6 所示。图 6(a)为来自于 REFUGE 数据库中的眼底图像,图 6(b)为采用灰度阈值法的视盘粗分割结果,图 6(c)为基于超像素阈值化的视盘粗分割结果,图 6(d)采用 FCM 聚类的视盘粗分割结果,图 6(e)为本文基于超像素级联 SVM 方法的视盘粗分割结果。

上述 4 种方法相比,灰度阈值法和超像素阈值法根据

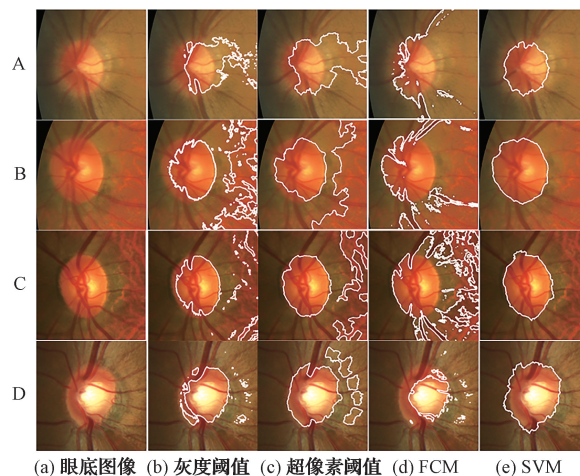


图 6 视盘粗分割方法对比

图像的灰度直方图来选择阈值,对于不同的眼底图片,设置的阈值参数也会随着变化,从而缺乏自适应性,且分割效果不好。FCM 方法虽然具有自适应性,但因只使用灰度直方图来粗分割视盘,分割效果不好。而本文使用的 SVM 不需要设置阈值参数,只需确定分割的超像素个数,在本文实验中,设置超像素个数 $K=200$,自适应性更强。从图 6(b)~(d)可以看出,前 3 种方法受血管以及病变的干扰影响较大,不能准确对视盘进行粗分割,而本文的基于超像素 SVM 分类的视盘粗分割方法通过提取颜色、纹理、几何形态及位置等共计 13 维特征,可以很好的保持视盘区域的完整性,避免血管、病变等组织对视盘的干扰。为此,本文采用基于超像素 SVM 分类的视盘粗分割方法。

2) 粒子群优化径向射线扫描视盘精确分割实验

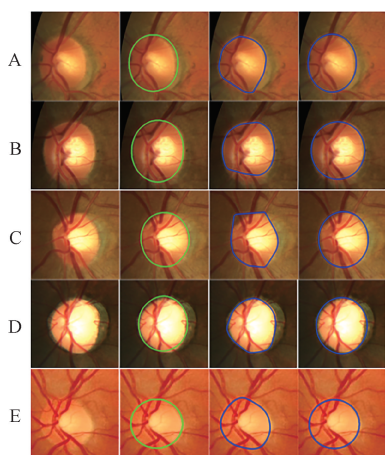
为验证本文所提出的粒子群优化径向射线扫描的优越性,将 Snake^[20] 曲线演化模型转化为径向粒子寻优,把图像分割问题转换为求极值问题,找到各条径向射线上的能量最小值,充分利用视盘的几何结构特征去除局部血管、病变对视盘轮廓干扰,在本文实验中,一共发射 100 条射线,即 $N=100$,式(2)中的能量函数的权重分别取 $\alpha=0.4$, $\beta=0.6$, $\gamma=1$ 。对于 REFUGE 数据库,超像素个数 $K=200$,对于 DRIONS 数据,超像素个数 $K=100$ 。将粒子群优化径向射线扫描视盘精确分割算法与 Snake 算法作用于视盘粗分割,以粗分割为初始边界,进行对比实验,实验结果如表 1 及图 7 所示。由表 1 可见,在 REFUGE 和 DRIONS 数据库实验表明,本文算法的精度、灵敏度、特异性、DICE 系数和 AOL 均高于可变形模型中的 Snake 算法。

图 7A 和 B 为 REFUGE 数据库中的正常眼底图片,图 7C 和 D 为 REFUGE 数据中的青光眼图片,存在病变干扰,且伴有明亮,该部分容易混淆为视盘,图 7E 为 DRIONS 数据库中光照较差的图像的视盘分割结果,其中视

表1 视盘精确分割算法对比实验 (%)

方法	数据库	精度	灵敏度	特异性	DICE	AOL
Snake	REFUGE	97.44	97.42	97.45	95.91	92.15
	DRIONS	97.96	95.34	98.80	95.97	91.92
本文方法	REFUGE	99.19	98.46	99.46	98.52	97.09
	DRIONS	98.65	94.99	99.89	97.28	94.70

盘融合在背景区域中,使视盘分割异常困难。由实验结果可见,对于上述两幅光照较差,存在血管干扰的眼底图片,本文所提出的算法能很好的分割视盘区域,由图7(c) Snake 分割算法在图像存在血管干扰时分割结果受到影响,而本文算法分割结果不受血管干扰影响,能正确分割视盘区域。



(a) 眼底图像 (b) 真实值 (c) Snake (d) 本文算法

图7 本文算法与 Snake 算法的比较结果

3) 视盘分割总体实验

为验证视盘分割算法的总体效果,将本文算法与所提到的典型分割算法进行比较,上述算法在 DRIONS 数据库上的视盘分割结果如表2所示。由实验结果可见,本文方法灵敏度、特异性、DICE 系数和视盘重叠率远远高于文献[3-5,8]方法,分割精度位居于第2位,本文算法具有明显优势。

表2 典型算法与本文算法比较 (%)

方法	精度	灵敏度	特异性	DICE	AOL
文献[3]	99.33	92.65	99.55	88.89	80.80
文献[4]	95.49	85.08	99.66	91.02	85.10
文献[5]	97.60	—	—	91.37	84.73
文献[8]	—	—	—	—	84.23
本文	98.65	94.99	99.89	97.28	94.70

3 结论

本文提出基于超像素分类及径向射线扫描动态优化的视盘分割方法。提取超像素特征分类视盘区域,采用二

级级联 SVM 对视盘粗分割,与该领域典型粗分割算法相比,基于超像素的 SVM 分类视盘粗分割方法可避免因光照及病变等对视盘分割精度的影响,保证视盘区域的完整性。基于粒子群优化径向射线扫描视盘轮廓,精确定位视盘轮廓,在降低计算量的同时,充分利用视盘的几何结构特征去除局部血管、病变对视盘轮廓的干扰。将本文算法应用于 REFUGE 和 DRIONS 数据库表明,该方法能准确定位并精确分割视盘区域,且对光照、伪影和病理干扰鲁棒性高。与该领域的典型算法相比,具有明显优势。同时,该方法还以扩展到其他医学图像感兴趣区域分割。本文将视盘边界拟合为椭圆,当某些视盘边界不清晰时,或者存在血管干扰的情况下,该方法可以很好的解决这些问题,但是,椭圆拟合可能会忽略视盘边界突然变化这一状态,在未来的工作中,将重点解决上述问题,以提高视盘的分割精度。

参考文献

- [1] PRUTHI J, KHANNA K, ARORA S. Optic cup segmentation from retinal fundus images using glowworm swarm optimization for glaucoma detection[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 60(2):102004.
- [2] JANA S, PAREKH R, SARKAR B. A semi-supervised approach for automatic detection and segmentation of optic disc from retinal fundus image[M]. Handbook of Computational Intelligence in Biomedical Engineering and Healthcare. Academic Press, 2021: 65-91.
- [3] RAMANI R G, SHANTHAMALAR J J. Improved image processing techniques for optic disc segmentation in retinal fundus images[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 58: 101832.
- [4] ABDULLAH M, FRAZ M M, BARMAN S A. Localization and segmentation of optic disc in retinal images using circular Hough transform and grow-cut algorithm[J]. PeerJ, 2016, 4: e2003.
- [5] FAN Z, RONG Y, CAI X, et al. Optic disk detection in fundus image based on structured learning[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(1): 224-234.
- [6] KAUSU T R, GOPI V P, WAHID K A, et al. Combination of clinical and multiresolution features for glaucoma detection and its classification using fundus images [J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2018, 38(2): 329-341.
- [7] CHENG J, LIU J, XU Y, et al. Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening [J]. IEEE

- Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(6): 1019-1032.
- [8] FAN Z, LI F, RONG Y, et al. Detecting optic disk based on adaboost and active geometric shape model[C]. 2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2015: 311-316.
- [9] 杨珂,方诚,段黎明.基于深度学习模型融合的铸件缺陷自动检测[J].仪器仪表学报,2021,42(11): 150-159.
- [10] JIANG Y, DUAN L, CHENG J, et al. JointRCNN: A region-based convolutional neural network for optic disc and cup segmentation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 67(2):335-343.
- [11] 侯向丹,赵一浩,刘洪普,等.融合残差注意力机制的UNet视盘分割[J].中国图象图形学报,2020,25(9): 1915-1929.
- [12] 刘琼,史诺.基于超像素合并的非结构化道路图像分割方法[J].国外电子测量技术,2022,41(1):41-45.
- [13] 王永超,唐求,马俊,等.基于复合核SVM的智能电表基本误差预测方法[J].电子测量与仪器学报,2021, 35(10):209-216.
- [14] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [15] XU H, LU C, BERENDT R, et al. Automatic nuclear segmentation using multiscale radial line scanning with dynamic programming [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(10): 2475-2485.
- [16] KARAMI E, SHEHATA M S, SMITH A. Adaptive polar active contour for segmentation and tracking in ultrasound videos[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 29(4): 1209-1222.
- [17] 洪鑫磊,崔英花.基于烟花优化粒子群的室内定位算法研究[J].电子测量技术,2022,45(14):59-64.
- [18] 丁锐进.基于卫星遥感图像的特定地区目标智能识别[D].桂林:广西师范大学,2022.
- [19] 乔颖婧.结合引导滤波和改进FCM的脑MR图像分割法研究[D].太原:太原理工大学,2021.
- [20] 刘杰.基于Snake模型的图像分割算法研究[D].重庆:重庆邮电大学,2016.

作者简介

陈瑞,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

E-mail:1148874819@qq.com

裴晓敏(通信作者),博士,讲师,主要研究方向为图像处理。

E-mail:peixiaomin@lnpu.edu.cn