

文章编号: 1673-3193(2023)01-0079-07

基于改进 U-Net 的视网膜血管动静脉 分割和分类算法

吴诗雨¹, 卓广平¹, 朱俊东¹, 张光华²

(1. 太原师范学院 计算机科学与技术学院, 山西 晋中 030619; 2. 太原学院 智能与自动化系, 山西 太原 030032)

摘要: 针对视网膜图像动静脉血管分割和分类存在的血管分割不足、连通性差、分类准确率低等问题, 提出了一种基于改进 U-Net 模型的视网膜动静脉血管分割和分类的方法。首先, 在 U-Net 模型的每次卷积操作之后加入批量归一化处理, 减少网络中的梯度消失现象; 其次, 针对网络深度增加, 模型性能下降的问题, 在全连接层加入额外的跳跃连接, 提高模型训练性能; 最后, 将这种改进后的模型进行 4 次串联训练, 并通过多次的编码和解码对特征进行提取和融合, 组成了处理视网膜动静脉血管分割和分类任务的 FUnet 模型。在 DRIVE 和 HRF 数据集上进行了模型有效性的验证, 实验结果表明: 与传统 U-Net 相比, 本文方法在 DRIVE 数据集上 AUC、精确度和特异度分别提升了 4.11%、7.61% 和 0.06%, 在 HRF 数据集上 AUC、精确度和特异度分别提升了 17.24%、0.6% 和 0.18%。该方法对视网膜动静脉自动准确的分割和分类具有较好的效果。

关键词: 深度学习; 视网膜图像; FUnet; 动静脉分割和分类; U-Net

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1673-3193.2023.01.011

Segmentation and Classification Algorithm of Retinal Arteriovenous Vessel Based on Improved U-Net

WU Shiyu¹, ZHUO Guangping¹, ZHU Jundong¹, ZHANG Guanghua²

(1. College of Computer Science and Technology, Taiyuan Normal University, Jinzhong 030619, China;

2. Department of Intelligence and Automation, Taiyuan University, Taiyuan 030032, China)

Abstract: Aiming at the problems of insufficient vessel segmentation, poor connectivity and low classification accuracy in segmentation and classification of retinal arteriovenous vessel, a segmentation and classification method of retinal arteriovenous vessel based on improved U-Net model was proposed. Firstly, batch normalization was added after each convolution operation of U-Net model to reduce the disappearance of gradient in the network. Secondly, aiming at the problem that the network depth increases and the model performance decreases, additional jump connections were added to the full connection layer to improve the model training performance. Finally, the improved model was trained four times in tandem, and features were extracted and fused through multiple encoding and decoding, and then a FUnet model for segmentation and classification of retinal arteriovenous vessel was formed. The validity of the model was verified on the DRIVE and HRF data sets. The experimental results show that

收稿日期: 2022-06-29

基金项目: 山西省应用基础研究项目(201801D121147); 山西省重点研发计划项目(201903D311009); 山西省回国留学人员科研资助项目(2020-149); 山西省大学生创新创业训练项目(202111242006X)

作者简介: 吴诗雨(1998-), 女, 硕士生, 主要从事专业深度学习、图像处理的研究。

通信作者: 卓广平(1972-), 男, 副教授, 博士, 主要从事大数据分析、挖掘、认知与智能等研究。

compared with the traditional U-Net, the AUC, accuracy and specificity of the proposed method are improved by 4.11%, 7.61% and 0.06% in the DRIVE data set, and by 17.24%, 0.6% and 0.18% in the HRF data set, respectively. This method has a good effect on the automatic and accurate segmentation and classification of retinal arteriovenous vessel.

Key words: deep learning; retinal images; FUnet; segmentation and classification of arteriovenous vessel; U-Net

0 引 言

眼底视网膜血管是全身唯一可以无创无痛观测到的血管,视网膜血管的分割图像为毛细血管瘤、视网膜出血斑、血流分析、视网膜图像配准或视网膜图像合成等血管疾病提供了诊断依据^[1]。目前,视网膜动脉和静脉的分割大多是眼科医生从眼底图像中根据动静脉血管的颜色深浅、口径粗细、分支情况进行识别,但是,人工分割视网膜血管区分动静脉的方法耗时多,而且受主观因素影响严重,具有很多不确定性。因此,根据眼底视网膜血管分割结果进行动静脉自动准确分类,对临床研究有着重要的意义。

近年来,深度学习技术在图像语义分割领域受到了许多计算机视觉和机器学习研究者的关注^[2]。现阶段视网膜血管自动分割算法主要分为两类:监督学习和无监督学习^[3]。监督学习算法利用已有的先验标记信息来判断图像中像素点是属于血管还是背景,无监督学习算法不需要先验标记信息,而是让图像像素自主学习完成分类。目前在深度学习中使用较多的是监督学习,监督学习算法根据先验标记信息可以自动、准确地识别图像像素信息,结果也更加准确。目前,先进的监督方法模型是从眼科专家分割的图像中获取,根据特征提取训练分类器,并利用这个分类器进行血管动脉和静脉的自动分类和分割。Mirsharif等^[4]利用一组像素特征和一组不同的分类器来实现动静脉分离。Relan等^[5]提出使用最小二乘支持向量学习分类器^[6]来分割血管,提高了小动脉和静脉分类的准确率。Wang等^[7]提出一种结合卷积神经网络(CNN)和随机森林(RF)的算法完成了对视网膜血管分割的任务。Liskowski等^[8]通过实验证明将深度卷积神经网络引入视网膜血管分割领域,能有效解决传统机器学习毛细血管难以分割的问题。高宏杰^[9]提出了一种基于 U-Net 网络的视网膜血管分割方法,该方法修改了卷积层之间的连接方式,并且添加了 PReLU 激活函数

和批量归一化优化模型。Jin 等^[10]提出的 DU-Net 网络结合了可变形卷积和 U-Net 网络的优点,针对眼底视网膜血管细小、分割精度较低等问题,增加了大量的上采样算子的特征通道用于提取上下文信息,进而提高了输出的分辨率。Alom 等^[11]提出了 U-Net++,设计了网状跳跃连接,聚合解码器网络上不同的语义尺度特征,形成高度灵活的特征融合方案。Yang 等^[12]提出了一种拓扑结构约束的生成对抗网络(topGAN)来自动识别和区分视网膜图像中的动脉和静脉。尽管针对视网膜动静脉血管分类已经提出了许多方法,但是现有的眼底图像视网膜动静脉分类中仍存在许多问题,例如微细血管末端出现假阳性、对血管分割不足、对病灶敏感、血管连通性差和分类准确率低等^[13]。

本文中针对上述不足,对传统 U-Net 模型进行改进,提出 FUnet(Four-U-net)模型算法。经过多次串联的改进 U-Net 网络,将编码器中提取的特征经过特征融合输入解码器中恢复图像大小,经过多次的融合、分割、合并,根据像素特征进行动静脉分类,最终得到眼底视网膜动静脉血管分割图像。视网膜血管动静脉分类是在血管分割结果的基础上对背景像素进行标注分类,FUnet 将预测结果传到下一级网络中,进而细化分类结果,能够平衡动静脉标注的分布,解决了传统 U-Net 网络模型中动静脉分类存在偏差的问题。

1 U-Net 模型简述

U-Net 最初就是用于医学影像分割,并以其在医学领域的杰出表现而闻名于世。2015 年,U-Net 网络模型由 Ronneberger 等在 MICCAI 会议上提出^[14],它是一种卷积自动编码器,下采样由 CNN 组成。U-Net 网络包含跳过连接,通过连接或激活卷从下采样路径链接到上采样路径,以使获取更高分辨率信息。

U-Net 是基于全卷积网络的分割模型,模型左右对称,可分为编码器和解码器。U-Net 模型

编码器采用 3×3 的卷积层, 激活函数为 ReLU, 每两个卷积层之后连接 1 个池化层进行特征提取, 每经历 1 次下采样都会使图像尺寸和分辨率减小为原来的 $1/2$ 。编码器和解码器中间通过跳跃连接 Skip-Concatenate, 将图像各层次的多维要素进行融合, 提高网络对特征信息的学习能力和获取的

敏感度^[15]。U-Net 在解码器阶段进行上采样操作, 反卷积后的特征图通过跳跃连接同一级层编码器输出的特征图, 经过特征融合之后作为下一层的输入, 继续上采样, 提取图片的特征, 还原图像尺寸和分辨率, 最后输出一个有效特征图对特征点进行分类。

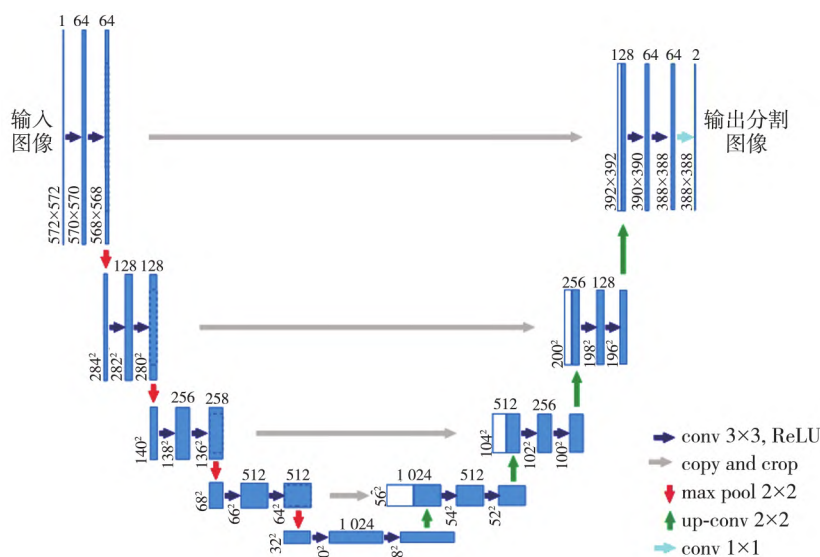


图 1 U-Net 模型结构示意图^[14]

Fig.1 Structure diagram of U-Net model^[14]

2 U-Net 模型相关改进

本文提出一种基于 U-Net 模型改进而来的 FUnet, 用于对视网膜血管进行分割和动静脉分类, 整体分割示意图如图 2 所示。首先, 对 U-Net 模型进行改造, 在每次卷积操作之后插入批量归一化, 并在全连接层添加跳跃连接, 提高模型训练速度; 然后, 将改造后的 4 个连续的 U-Net 模型串联组成 FUnet 网络模型, 在 FUnet 中自定义模型层需要训练的参数, 对图像进行多次的像素级训练, 将每次生成的血管预测图像和原始血管图像进行像素相乘并作为输入再次进行预测, 提取血管的局部信息; 最后, 经过 4 次预测, 输出动脉和静脉血管分类预测结果图像, 训练结束后保留最佳模型。通过对血管特征的不断提取和融合, 捕获更多的血管特征信息, 更大程度地保留血管分割的完整性。

原始图像中的像素包括视网膜动脉、静脉和背景。在 FUnet 模型训练时, 通过 Mask 掩码图像去除图像黑色背景, 保留视网膜目标部分, 更大程度地提取血管信息。预测结果图像中, 根据像素将动脉血管标记为红色, 静脉血管标记为蓝色。

FUnet 训练时采用交叉熵损失函数计算输出损失, 公式为

$$Loss = - \sum_{i=1}^n y_i \log y'_i, \quad (1)$$

式中: y_i 为标签值; y'_i 为预测值; n 为训练次数, 取 $n=4$ 。

通过对比不同优化器, 最终采用效果优于其它优化器的 Adam 优化器, Adam 吸收了 Adagrad (自适应学习率的梯度下降算法) 和 RMSprop (动态梯度下降算法) 的优点, 在训练过程中为不同的参数计算不同的自适应学习率, 这样有利于网络的优化, 可适用于含大规模参数的问题, 并且其对内存的需求较小^[16]。设置学习率的最大值为 10^{-2} , 最小值为 10^{-8} , 采用余弦退火策略进行调整。余弦退火是采用余弦函数来降低学习率, 前半周期从最大值降到最小值, 后半周期从最小值升到最大值, 原理如下:

$$\eta_i = \eta_{\min} + \frac{1}{2} (\eta_{\max} - \eta_{\min}) \cdot \left(1 + \cos\left(\frac{T_{\text{cur}}}{T_i} \pi\right) \right), \quad (2)$$

式中: i 为索引次数; η_{\max} 为最大值; η_{\min} 为最小值; T_{cur} 为当前执行的所有迭代次数; T_i 为第 i 次中迭代的次数。

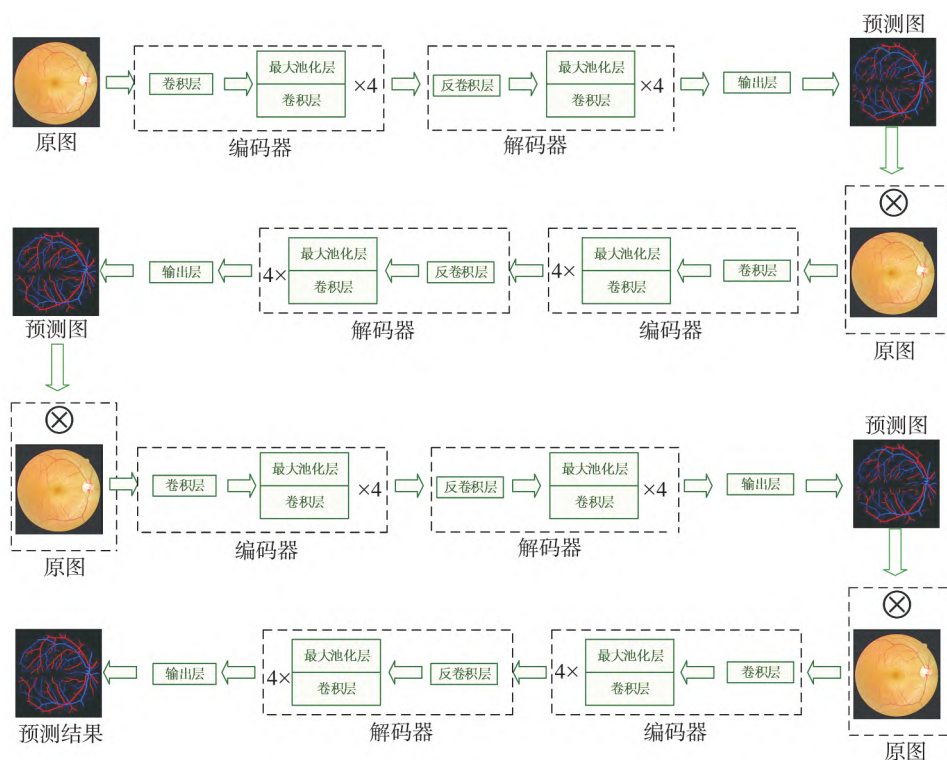


图2 FUnet 分割示意图

Fig.2 Schematic diagram of FUnet segmentation

余弦函数的特点是开始时缓慢下降,中间加速下降,接着再减速下降。随着模型的训练,所需要的参数量越来越少,所以需要更小的学习率,使网络得到更好的收敛。当梯度为0时,模型就无法进行更新训练,所以当训练梯度陷入到局部最小值时,要通过提高学习率来更新参数,提高权重,使模型跳出局部最小值。动态调整每次迭代训练的学习率,在相同的批处理中采用同一个学习率,不同的批处理中采用不同的学习率。

3 实验结果与分析

实验的仿真平台为 Pycharm,使用 PyTorch 框架对模型进行训练、验证和测试。整个实验的 GPU 为 Nvidia GeForce RTX 208。迭代次数为 50 次,每次迭代 40 个批处理大小, batch size 为 4,学习率最大值设置为 10^{-2} ,最小值设置为 10^{-8} ,并进行动态调整。

3.1 数据集

本文使用公开的视网膜血管分割的 DRIVE 数据集和 HRF 数据集。DRIVE 数据集包含 40 张像素尺寸为 568×584 的清晰眼底彩色图像,16 张为训练图像,4 张为验证图像,20 张为测试图像。其中,33 张为没有病理的正常图像,其余 7 张为

显示轻度早期糖尿病视网膜病变迹象的图像。HRF 数据集包含 45 张像素尺寸为 3504×2336 的眼底彩色图像,33 张为训练图像,6 张为验证图像,6 张为测试图像。其中,15 张为健康患者的图像,15 张为糖尿病性视网膜病变患者的图像,15 张为青光眼患者的图像。

3.2 评价指标

分别从受试者工作特征曲线(ROC 曲线)下的面积(AUC)、准确度 A (Accuracy)、特异度 S (Specificity)3 个方面对 FUnet 模型的分割性能进行评价。AUC 表示正样本大于负样本的概率,可由 ROC 曲线的面积直接获取。AUC 的取值范围为 $[0,1]$,AUC 越接近 1,表示检测方法的准确性越高。准确度、特异度按式(3)、式(4)来计算。

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

$$S = \frac{TN}{FP + TN}, \quad (4)$$

式中: TP 为正类预测的正类数; TN 为负类预测的负类数; FN 为负类预测的正类数; FP 为负类预测的正类数。

3.3 结果分析

数据集 DRIVE 和 HRF 中的病变图像和健康

图像对比如图 3 所示,由图可以看到,病变图像中出现明显的色素上皮萎缩和糖尿病视网膜病变迹象。比较图中圈出的细节可发现,不论是视盘

周围血管还是末梢血管,FUnet 方法均能精确分割血管,对动脉和静脉的分类也更加明显,表现优于 U-Net 方法。

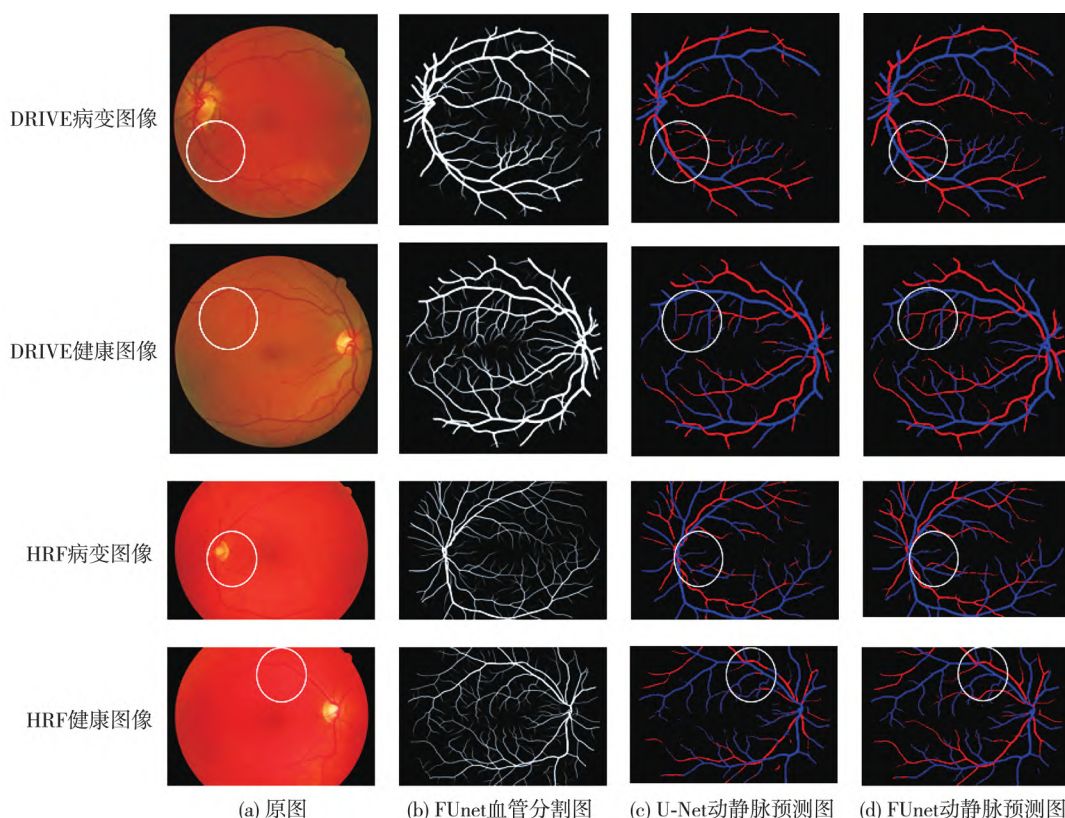


图 3 病变图像和健康图像的动静脉分割和分类图

Fig.3 Lesion image and healthy image segmentation and classification of arteriovenous vessel

在 DRIVE 和 HRF 眼底图像数据集上分别进行实验,对比 U-Net 和 FUnet 算法的性能,结果见表 1 和表 2。

表 1 DRIVE 数据集分割结果

Tab.1 DRIVE dataset segmentation results

模型	参数量	AUC	准确度	特异度	训练时间/s
U-Net	7.76×10^6	0.808 6	0.903 1	0.990 6	2 637
FUnet	31.06×10^6	0.849 7	0.979 2	0.991 2	4 210

表 2 HRF 数据集分割结果

Tab.2 HRF dataset segmentation results

模型	参数量	AUC	准确度	特异度	训练时间/s
U-Net	7.76×10^6	0.651 5	0.921 2	0.997 6	3 573
FUnet	31.06×10^6	0.823 9	0.927 2	0.999 4	5 330

从表 1 可以看出,FUnet 算法在 DRIVE 数据集上的 AUC、准确度和特异度分别为 0.849 7, 0.979 2 和 0.991 2,同传统 U-Net 模型算法相比分别提升了 4.11%, 7.61%和0.06%。从表 2 可以

看出,本文算法在 HRF 数据集上的 AUC、准确度和特异度分别为0.823 9, 0.927 2和0.999 4,同传统 U-Net 模型算法相比分别提升了 17.24%, 0.6%和 0.18%。以上分析表明,FUnet 模型各指标均优于 U-Net 模型。

图 4 为 U-Net 和 FUnet 两种视网膜动静脉分类算法在两个数据集上的分割结果。在眼底视网膜动静脉分割中,通过 Mask 图像去除背景,可以更有效更精准地对视网膜血管进行分割。从图 4 中可以看出,与专家标记图像相比,U-Net 算法在血管交叉点和血管末梢会出现断裂、缺失,血管连通性差。相比较而言,FUnet 可以更好地分割出血管,减少了微小血管的丢失,保留了血管的更多细节,也能更加准确地对动脉和静脉进行分类。FUnet 能有效提升血管分割的性能并对动脉和静脉进行准确分类,并能更好地保留眼底视网膜血管的完整性、连接性和准确性。

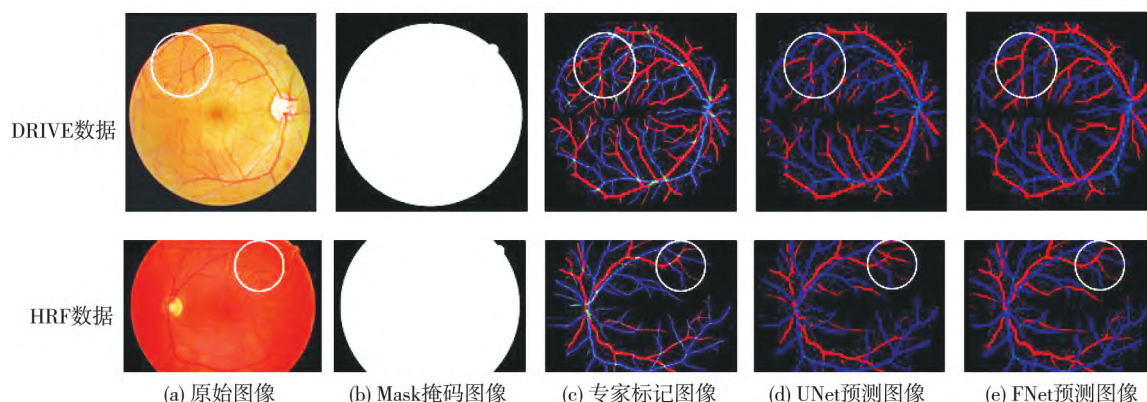


图4 视网膜动静脉分类结果对比图

Fig.4 Comparison of retinal arteriovenous classification results

4 结 论

本文基于 U-Net 网络模型提出了一种用于视网膜血管分割和动静脉分类的神经网络 FUnet 模型算法。与 U-Net 模型相比, FUnet 模型在 DRIVE 和 HRF 数据集上的 AUC 分别提升了 4.11% 和 17.24%, 准确度分别提升了 7.61% 和 0.6%, 特异度分别提升了 0.06% 和 0.18%。结果表明, 采用 FUnet 网络模型可以有效分割动静脉血管, 提高动静脉分类的准确性。下一步将研究更优的动静脉分类模型, 利用血管分割的任务, 减少微小血管分类不准确的问题, 提高对眼底视网膜动静脉分类的性能。

参考文献:

- [1] ADIAN G, ANDRÉ A, JOSÉ D, et al. State-of-the-art retinal vessel segmentation with minimalistic models[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 6174.
- [2] 李梦怡, 朱定局. 基于全卷积网络的图像语义分割方法综述[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(9): 41-52.
- LI Mengyi, ZHU Dingju. Review on image semantic segmentation based on fully convolutional network [J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(9): 41-52. (in Chinese)
- [3] 雷军明, 王成钢, 刘雪燕. 基于改进 U-Net 的视网膜血管图像分割[J]. 信息技术与信息化, 2019(10): 168-169.
- LEI Junming, WANG Chenggang, LIU Xueyan. Retinal vessel image segmentation based on improved U-Net[J]. Information Technology and Informatization, 2019(10): 168-169. (in Chinese)
- [4] MIRSHARIF Q, TAJERIPOUR F, POURREZA H. Automated characterization of blood vessels as arteries and veins in retinal images[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2013, 37: 607-617.
- [5] RELAN D, MACGILLIVRAY T, BALLERINI L, et al. Automatic retinal vessel classification using a least square-support vector machine in VAMPIRE [C]//Conference proceedings of 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2014: 142-145.
- [6] 沈浩, 王士同. 基于多核学习的风格正则化最小二乘支持向量机[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(9): 1532-1544.
- SHEN Hao, WANG Shitong. Style regularized least squares support vector machine based on multiple kernel learning[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(9): 1532-1544. (in Chinese)
- [7] WANG S L, YIN Y L, CAO G B, et al. Hierarchical retinal blood vessel segmentation based on feature and ensemble learning [J]. Neurocomputing, 2015, 149: 708-717.
- [8] LISKOWSKI P, KRAWIEC K. Segmenting retinal blood vessels with deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(11): 2369-2380.
- [9] 高宏杰. 基于深度学习的眼底图像分割与辅助诊断研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
- [10] JIN Q G, MENG Z P, PHAM T D, et al. DU-Net: a deformable network for retinal vessel segmentation [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 178: 149-162.
- [11] ALOM M Z, HASAN M, YAKOPCIC C, et al. Recurrent residual convolutional neural network based on U-Net (R2U-Net) for medical image segmentation [DB/OL]. (2018-05-29)[2022-06-29]. <https://arxiv.org/abs/1808.00888>

- org/abs/1802.06955.
- [12] YANG J W, DONG X R, HU Y, et al. Fully automatic arteriovenous segmentation in retinal images via topology-aware generative adversarial networks [J]. *Interdisciplinary Sciences: Computational Life Sciences*, 2020, 12(3): 323-334.
- [13] 万娜. 基于改进 U-Net 的视网膜血管分割和动静脉分类方法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2021.
- [14] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[DB/OL]. (2018-05-18) [2022-06-29]. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- [15] 周雨薇, 刘志勤, 王庆凤, 等. 基于改进残差 U-Net 的乳腺肿块图像分割方法[J]. *西南科技大学学报*, 2021, 36(2): 68-74.
- ZHOU Yuwei, LIU Zhiqin, WANG Qingfeng, et al. Breast mass image segmentation algorithm based on improved residual U-Net [J]. *Journal of Southwest University of Science and Technology*, 2021, 36(2): 68-74. (in Chinese)
- [16] 辛泽寰, 杨志鹏, 胡皓然. 基于改进 U-net 算法的视网膜血管分割技术研究[J]. *数据通信*, 2021(6): 42-47.

(上接第 64 页)

- [6] LI M Z, HAN Q B, ZHAO Z R, et al. Research on new scheduling optimization of three-dimensional garage based on genetic algorithm[J]. *The Frontiers of Society, Science and Technology*, 2020, 2(6): 58-67.
- [7] 吕新桥, 廖天龙. 基于灰狼优化算法的置换流水线车间调度[J]. *武汉理工大学学报*, 2015, 37(5): 111-116.
- LÜ Xinqiao, LIAO Tianlong. Permutation flow-shop scheduling base on the grey wolf optimizer [J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2015, 37(5): 111-116. (in Chinese)
- [8] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [9] 张志成. 堆垛式立体车库存取策略和控制系统研究[D]. 芜湖: 安徽工程大学, 2019.
- [10] 王明凯. 自动化立体车库存取车优化策略的研究[J]. *甘肃科技纵横*, 2016, 45(7): 32-34.
- [11] 李阳, 李维刚, 赵云涛, 等. 基于莱维飞行和随机游动策略的灰狼算法[J]. *计算机科学*, 2020, 47(8): 291-296.
- LI Yang, LI Weigang, ZHAO Yuntao, et al. Grey wolf algorithm based on levy flight and random walk strategy[J]. *Computer Science*, 2020, 47(8): 291-296. (in Chinese)
- [12] 张生财. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 中国铁道出版社有限公司, 2020.
- [13] 杨烈兵. 粒子群算法和灰狼算法的货位优化对比研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2019.
- [14] LONG W, JIAO J J, LIANG X M, et al. Inspired grey wolf optimizer for solving large-scale function optimization problems [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2018, 60: 112-126.
- [15] 曹旺. MATLAB 智能优化算法: 从写代码到算法思想[M]. 北京: 北京大学出版社, 2021.