

基于深度学习的视网膜血管分割方法综述

吴亚兰¹ 袁 野¹ 蒋传健¹

WU Yalan YUAN Ye JIANG Chuanjian

摘 要

视网膜血管形态对各种眼科疾病和躯体疾病的诊断具有重要意义, 基于深度学习的视网膜血管分割技术近年来备受关注。为帮助研究人员快速了解基于深度学习的视网膜血管分割的研究进展, 构建更先进、更鲁棒的网络分割模型, 回顾了近 6 年视网膜血管分割方面的学术论文, 分别概述了基于全卷积神经网络架构的分割方法、基于 U-Net 的分割方法和基于 GAN 的分割方法, 讨论了基于深度学习的视网膜血管分割技术的优缺点。

关键词

视网膜血管分割; 深度学习; 全卷积神经网络; U-Net; GAN

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.07.009

0 引言

视网膜血管形态对各种眼科疾病(如眼部疾病黄斑变性和青光眼)和全身性疾病(糖尿病、高血压和心血管疾病)的诊断具有重要意义^[1]。手工分割视网膜血管需要大量的人力物力, 费时费力, 随着数字图像处理、机器学习、深度学习等人工智能技术的发展, 可使用相关技术辅助对视网膜图像血管的分割。其中, 基于深度学习的图像分割已成为一种主流方法, 设计视网膜血管分割分析的计算机辅助诊断系统, 可极大减轻医学工作者的工作量, 具有重大的实际应用价值。本文在 IEEE、Elsevier、Springer 等数据库进行视网膜血管分割方法检索, 回顾了近 6 年基于深度学习的视网膜分割方法, 分别概述了基于全卷积神经网络架构的分割方法、基于 U-Net 的分割方法和基于 GAN 的分割方法, 讨论了基于深度学习的视网膜血管分割技术的优缺点, 帮助研究人员了解基于深度学习的视网膜血管分割方法的研究现状, 帮助其构建更先进、更鲁棒的网络分割模型。

1 基于全卷积神经网络分割方法

如图 1 所示, 全卷积网络(fully convolutional network, FCN)^[2]接受任意尺寸的图像输入, 网络结构主要由卷积层和池化层交替组成, 通过卷积层提取图像特征, 池化层过滤次要特征, 防止网络过拟合, 对最后一个卷积层输出的特征图采用反卷积层进行上采样, 恢复到输入图像相同的尺寸, 以此对图像中每个像素都产生一个分类预测, 实现图像分割。

如果只对最后一个卷积层输出的特征图进行上采样, 会丢失很多上层卷积获取的浅层特征(局部细节信息), 导致分割效果不佳。因此, 作者后续提出了 FCN-32S、FCN-16S、FCN-8S 等 FCN 变体网络结构, 其中提出了跳级结构, 其主要思想是将深层的网络特征图进行 2 倍的上采样, 再与上一层的特征图进行求和, 以此融合深卷积层提取的全局信息和浅卷积层提取的局部细节信息, 实现更精准的分割。

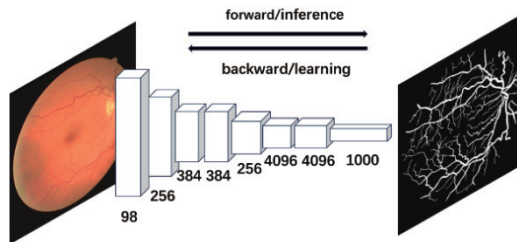


图 1 全卷积网络结构

FCN 是深度学习在图像分割领域的开山之作, 因此大量学者对其进行了改进, 并应用于视网膜血管分割。如文献[3]中提出将平稳小波变换提供的多尺度分析与多尺度全卷积神经网络相结合, 以应对视网膜血管结构的宽度和方向变化。文献[4]提出了一种基于全卷积神经网络和交叉熵函数像素分类的视网膜血管分割方法, 以避免视网膜血管与背景类不平衡问题。文献[5]通过在解码器阶段共享编码器上采样的信息来解决全卷积架构具有多个可调超参数的问题, 从而减少训练和测试阶段的可调参数数量。文献[6]在特征提取过程中, 卷积层首先应用上采样, 然后下采样, 分别捕获薄和厚的血管特征, 再通过残差处理将更多的上下文信息传递到网络的更深层次。文献[7]提出了一个基于全卷积层的多尺度核, 减少池化操作的应用和跳跃连接, 以实现更快的训练。

1. 重庆对外经贸学院 重庆 401520

[基金项目] 重庆对外经贸学院科学研究重点项目 (KYKJ202201)

上述方法主要通过获取视网膜血管多尺度信息、改进损失函数、修改网络结构来提升血管分割精度,相比于 FCN,有一定的提升效果,但针对复杂背景下的血管和细小血管分割不具有鲁棒性。

2 基于 U-Net 的分割方法

如图 2 所示, U-Net 网络由两条路径构成。第一条路径是编码器路径,类似于传统卷积网络,由卷积层和池化层构成,不同卷积层包含不同细腻程度位置信息的特征图。第二条是解码器路径,由上卷积和编码器路径输出的特征连接组成,增加输出的分辨率,传递到最终的卷积层,以创建分割的图像。网络几乎是对称的,呈 U 形^[8]。

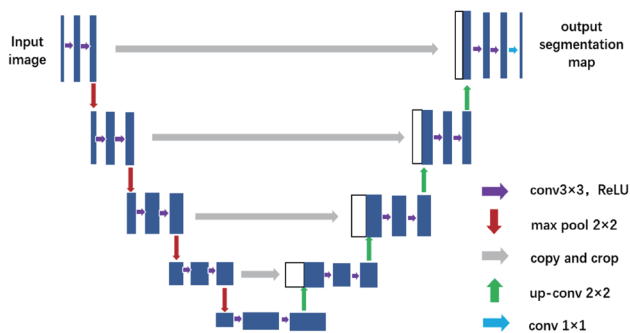


图 2 U-Net 网络架构

近年来, U-Net 是用于视网膜血管分割的主要神经网络架构。学者们主要通过将残差网络、注意力机制、多尺度信息融合等方法与 U-Net 结合,提升网络获取血管强特征的能力,实现对血管形态复杂和图像亮度不均匀等视网膜眼底图像的精准分割。如文献[9]提出了一种残差 U-Net 分割视网膜血管的方法,通过添加更多的残差块和强 dropout 来增加网络的深度,从而使网络更好地提取特征。文献[10]提出了一种与注意力机制相结合的卷积神经网络,整个网络结构由一个基本的 U-Net 和一个注意模块组成,通过将注意模块置于特征融合过程来增强特征。文献[11]在编码器路径中嵌入自适应特征通道注意模块,对各特征通道的重要性进行自动排序,并提出了多层次注意模块,将解码器路径中提取的多层次特征整合起来,通过注意机制对每一层的特征进行细化,充分利用底层的详细信息和不同层编码的互补信息,在模型复杂度较低的情况下准确区分血管和背景。文献[12]增加了多尺度特征提取模块,以在复杂的解剖背景下获得丰富的血管特征,适应血管的大规模变化,以提高模型的灵敏度。文献[13]提出了一种可变形卷积结构,将 U-Net 中的卷积模块替换为串联可变形卷积模块,在解码器部分采用轻量级注意模块和双注意模块,有效提高了 U-Net 对形态复杂的小血管和视网膜病变图像的特征提取能力。文献[14]为处理 U-Net 编码器卷积层的操作而导致特征丢失问题,在特征提取中用

ResNest 网络结构代替卷积层,旨在增强图像特征提取,同时提出了一种深度 FCA 模块,用于处理跳过连接对局部上下文特征的不匹配问题。文献[15]针对基于深度学习的血管分割网络层数多、复杂度高的问题,提出了一种轻量级编解码器网络,通过引入 DropBlock 正则化策略,可以更有效地丢弃局部语义信息,从而激励网络学习更鲁棒和有效的特征;高效的注意力模块用来捕获更丰富的全局信息;跳过连接部分采用嵌套连接策略,将中间解码器采集到的特征映射与编码器原始特征映射有效融合,弥补了直接简单连接造成的语义缺口。此外,为了解决血管图像中背景与血管以及粗血管和细血管的类不平衡问题,提出了一种混合损失函数。文献[16]提出了一种基于注意机制的视网膜血管分割算法,首先引入交叉融合通道注意机制,利用结构化卷积注意块取代原有的 U-Net 卷积块,实现视网膜血管的通道增强;其次在网络的跳跃连接层中加入一个加性注意门,实现对视网膜血管的空间增强;最后采用 SoftPool 池化方法减少信息丢失。文献[17]在现有 U-Net 的上采样路径上,提出了一种并行注意网络,以优化从编解码器获取的信道和空间信息。具体需要在 U-Net 的下采样路径中集成深度卷积块,在上采样路径中集成并行关注机制,跨信道捕获复杂的信息特征,最小化由传统卷积和下采样技术引起的信息退化。文献[18]提出了一种跨通道空间注意 U-Net,使用了 ResNest 块提取更多不同的血管特征,结合软注意力聚焦血管图像中的上下文信息,促进了跨通道的权重分布;利用特征融合模块提供语义信息,得到更精细的血管分割图。文献[19]结合深度超参数化卷积层(DO-conv),提出残差 DO-conv 网络作为主干网络获取强上下文特征。为了解决多次池化操作造成的信息丢失,利用最大池化层和平均池化层,提出了一种池化融合块来实现非线性融合池化。针对跳过连接对局部上下文特征处理不足的问题,提出了一种注意融合块来实现有效的多尺度特征表达。

3 基于 GAN 的分割方法

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[20]包含有两个模型,一个是生成模型(生成器),一个是判别模型(鉴别器)。生成模型负责从随机噪声中学习生成与真实数据相似的数据。判别模型尝试区分生成的数据和真实数据。输入真实数据和生成器生成的数据训练判别器,使生成模型生成与真实数据相似的图像,通过反向传播调整生成模型的参数,使得鉴别器更难区分真实和生成的样本。

通常 GAN 与 CNN、FCN、U-Net 等架构搭配使用,用于视网膜血管分割。如文献[21]提出了一种条件生成对抗网络,网络由具有深度残差块的生成器和具有更深网络的鉴别

器组成,以更有效地训练对抗模型,通过堆叠深度全卷积网络平衡损失来进行精确的视网膜血管分割,在堆叠层之间增加了一个多内核池化块,以支持不同大小的血管的尺度不变性。文献[22]提出了一种结合短连接和密集块的深度卷积对抗网络,生成器采用U型编码器-解码器结构,并在卷积层之间增加短连接块,防止深度卷积网络造成梯度消失。鉴别器全部由卷积块组成,并在卷积网络的中间加入密集的连接结构,增强特征的扩散性,增强网络的鉴别能力。文献[23]训练阶段采用生成对抗网络(GAN),采用Inception模块构建密集U-Net作为GAN的生成器,构建多层神经网络作为GAN的鉴别器。生成器和鉴别器交替训练。损失函数是分割损失和GAN损失的组合,从而使分割结果从像素值和像素分布两方面都能拟合到手工分割图像。文献[24]提出了一种改进的GAN,在R2U-Net的基础上,增加了一个通道和空间注意机制,可以减少信息的丢失和提取更有效的特征,在鉴别器中使用密集连接模块,缓解梯度消失。文献[25]设计了一个带有注意力增强卷积和挤压激励模块的U形网络作为生成器,以提取复杂血管结构中细小的血管,通过应用注意力增强卷积捕获整个图像中像素之间的依赖关系,从而突出感兴趣的区域。通过采用挤压激励模块,生成器能够关注特征映射的重要通道,并且可以抑制无用信息。此外,在主干网中采用了梯度惩罚方法,以缓解由于过于关注精度而产生大量重复图像的现象。文献[26]中发生器是一个带有跳变连接和上采样的多尺度残差卷积神经网络,鉴别器是一个视觉变压器作为二值分类器;inception模块从不同尺度提取血管片段的多尺度特征,捕获精细血管片段;鉴别器由堆叠自注意网络和位置全连接前馈网络组成,推断两类输出。文献[27]提出的结构结合了注意机制和多尺度判别,不仅增强了视网膜精细血管的定位和分割能力,而且使模型具有区分不同感受野的能力。

4 总结

本文回顾了近6年24个深度学习模型用于视网膜血管分割,这表明深度学习已广泛应用于视网膜血管分割。目前用于视网膜血管分割的深度学习网络框架主要包括FCN、U-Net、GAN等,本文主要回顾了基于这三种网络框架的分割方法。

FCN是深度学习在图像分割领域的开山之作,因此最初研究人员将FCN和其变体FCN-32S、FCN-16S、FCN-8S等应用于血管分割。此外,很多研究人员提出了各种改进的模型,主要通过改进网络卷积层获取视网膜血管多尺度信息、改进损失函数来提升血管分割精度。U-Net由于其优异性能,成为用于视网膜血管分割的主要神经网络架构。学者们在

U-Net中引入了残差块、扩展卷积和注意力机制等模块,改进所提模型的性能,提升网络获取血管强特征的能力。研究者也提出了多模型网络以获得更强的分割能力,将GAN引入血管分割,在生成器中将多个分支网络用于血管分割。上述方法在一定程度上提升了视网膜血管分割精度,但目前的研究方法对模糊区域、血管边缘区域以及细小血管分割效果不佳,后续研究需要多关注细小血管和上述区域血管的分割。

参考文献:

- [1]VOSTATEK P, CLARIDGE E, UUSITALO H, et al. Performance comparison of publicly available retinal blood vessel segmentation methods[J].Medical imaging and graphics, 2017,55:2-12.
- [2]LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision And Pattern Recognition, [v.4]. Piscataway: IEEE, 2015:3431-3440.
- [3]AMÉRICO O, SÉRGIO P, CARLOS A S. Retinal vessel segmentation based on fully convolutional neural networks[J]. Expert systems with applications, 2018, 112: 229-242.
- [4]SATHANANTHAVATHI V, INDUMATHI G, SWETHA R A. Fully convolved neural network-based retinal vessel segmentation with entropy loss function[EB/OL]. (2019-01-03)[2024-02-06]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:215846968>.
- [5]KHAN T M, NAQVI S S, ARSALAN M, et al. Exploiting residual edge information in deep fully convolutional neural networks for retinal vessel segmentation[C]//2020 International Joint Conference on Neural Networks, [v.1]. Piscataway: IEEE, 2020:1-8.
- [6]ATLI I, GEDIK O S. Sine-Net: a fully convolutional deep learning architecture for retinal blood vessel segmentation[J]. Engineering science and technology, an international journal, 2021, 24(2): 271-283.
- [7]KHAN T M, ROBLES-KELLY A, NAQVI S S, et al. Residual multiscale full convolutional network(RM-FCN) for high resolution semantic segmentation of retinal vasculature[C]//Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition. Cham: International Association for Cryptologic Research, 2021: 324-333.
- [8]RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image

- segmentation[C]//Medical Image Computing And Computer-assisted intervention-MICCAI 2015, part 3. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [9]LI D, DHARMAWAN D A, NG B P, et al.Residual U-Net for retinal vessel segmentation[C]//Residual U-Net for Retinal Vessel Segmentation.Piscataway:IEEE,2019:1425-1429.
- [10]LI X, JIANG Y, LI M, et al.Lightweight attention convolutional neural network for retinal vessel image segmentation[J].IEEE transactions on industrial informatics, 2020, 17(3):1958-1967.
- [11]YUAN Y, ZHANG L, WANG L, et al.Multi-level attention network for retinal vessel segmentation[J].IEEE journal of biomedical and health informatics,2021,26(1):312-323.
- [12]XIANG Z, NING C, LI M, et al.AFFD-Net:a dual-decoder network based on attention-enhancing and feature fusion for retinal vessel segmentation[J].IEEE access, 2023,11:45871-45887.
- [13]SUN K, CHEN Y, CHAO Y, et al.A retinal vessel segmentation method based improved U-Net mode[J]. Biomedical signal processing and control,2023,82:104574.
- [14]WANG N, LI K, ZHANG G, et al.Improvement of retinal vessel segmentation method based on U-Net[J].Electronics, 2023, 12(2):262.
- [15]YANG D, ZHAO H, YU K, et al.NAUNet:lightweight retinal vessel segmentation network with nested connections and efficient attention[J].Multimedia tools and applications, 2023, 82(16): 25357-25379.
- [16]YOU Z, YU H, XIAO Z, et al.CAS-UNet:a retinal segmentation method based on attention[J].Electronics, 2023, 12(15): 3359.
- [17]RADHA K, KARUNA Y.Modified depthwise parallel attention U-Net for retinal vessel segmentation[J].IEEE access, 2023,11:102572-102588.
- [18]ZHU Y, XU X, ZHANG X, et al.CCS-UNet:a cross-channel spatial attention model for accurate retinal vessel segmentation[J].Biomedical optics express, 2023, 14(9): 4739-4758.
- [19]LIU Y, SHEN J, YANG L, et al.ResDO-UNet:a deep residual network for accurate retinal vessel segmentation from fundus images[J].Biomedical signal processing and control, 2023, 79: 104087.
- [20]GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al.Generative adversarial nets[EB/OL].(2014-06-10)[2024-02-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>.
- [21]PARK K B, CHOI S H, LEE J Y.M-GAN:retinal blood vessel segmentation by balancing losses through stacked deep fully convolutional networks[J].IEEE access, 2020,8:146308-146322.
- [22]YANG T, WU T, LI L, et al.SUD-GAN:deep convolution generative adversarial network combined with short connection and dense block for retinal vessel segmentation[J]. Journal of digital imaging, 2020,33:946-957.
- [23]GUO X, CHEN C, LU Y, et al.Retinal vessel segmentation combined with generative adversarial networks and dense U-Net[J].IEEE access,2020,8:194551-194560.
- [24]YUE C, YE M, WANG P, et al.SRV-GAN:a generative adversarial network for segmenting retinal vessels[J]. Mathematical biosciences and engineering, 2022, 19(10): 9948-9965.
- [25]LIU M, WANG Z, LI H, et al.AA-WGAN:attention augmented wasserstein generative adversarial network with application to fundus retinal vessel segmentation[J]. Computers in biology and medicine, 2023,158:106874.
- [26]KAR M K, NEOG D R, NATH M K.Retinal vessel segmentation using multi-scale residual convolutional neural network(MSR-Net) combined with generative adversarial networks[J].Circuits,systems,and signal processing, 2023, 42(2): 1206-1235.
- [27]YANG M, YE Y, YE K, et al.Retinal vessel segmentation in medical diagnosis using multi-scale attention generative adversarial networks[EB/OL].(2023-07-08)[2024-02-18]. <https://doi.org/10.1007/s11036-023-02110-0>.

【作者简介】

吴亚兰（1994—），女，重庆合川人，硕士，助教，研究方向：数字图像处理。

袁野（1993—），男，四川达州人，硕士，助教，研究方向：机器学习。

蒋传健（1984—），男，四川达州人，硕士，副教授，研究方向：机器学习。

（收稿日期：2024-04-17）