

文章编号: 2095-2163(2020)03-0072-04

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

基于深度学习的冠状动脉 CTA 三维分割

刘敏, 方志军, 高永彬

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 手动分割大规模心血管疾病医学图像对于医生是极其耗时繁琐的任务, 所以自动分割冠状动脉计算机断层血管造影 (computed tomography angiography, CTA) 是研究心血管疾病的重要基础。本文提出了一种基于深度学习的分割方法, 冠状动脉 CTA 图像结合对应标签作为全卷积神经网络的训练数据实现了血管精确分割。本文所提出的方法在 2 种评价指标 Jaccard 系数与 Dice 系数上取得了 0.763 和 0.834 评分, 能够对冠脉 CTA 进行准确的三维分割, 为医生提供辅助诊断的作用。
关键词: 深度学习; V-net 网络; 冠状动脉三维分割; 辅助诊断

Three-dimensional segmentation of coronary CTA based on deep learning

LIU Min, FANG Zhijun, GAO Yongbin

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] Manual segmentation of medical images of large-scale cardiovascular disease is extremely time-consuming and cumbersome for doctors. Therefore, computed tomography angiography (CTA) is an important basis for studying cardiovascular diseases. In this paper, a segmentation method based on deep learning is proposed. Coronary CTA images combined with corresponding tags as training data of V-net network realize accurate segmentation of blood vessels. In the two evaluation indicators, the method proposed in this paper has respectively achieved 0.763 on the Jaccard coefficient and 0.834 on Dice coefficient, which can accurately segment the coronary CTA and provide a auxiliary diagnosis for the doctor.

[Key words] deep learning; V-net network; three-dimensional segmentation of coronary arteries; auxiliary diagnosis

0 引言

冠状动脉粥样硬化性心脏病 (Coronary Atherosclerotic Heart Disease), 简称冠心病, 是一种由于冠状动脉血管发生动脉粥样硬化病变而引起的血管腔狭窄或堵塞, 从而造成心肌缺血、缺氧或坏死而导致的心脏病^[1]。而冠状动脉 CT 血管造影是冠心病早期筛查的重要临床手段^[2], 准确的冠脉血管情况的可视化和分析, 如狭窄和局部供血减少需要多种后处理方法相结合^[3-4], 然而不论是哪种方式, 研究的前提都是要通过图像处理技术实现冠脉血管的分割提取^[5]。因此如何正确高效地分割冠状动脉血管成为一种临床需求。

现有的传统算法主要通过基于区域和基于模型的方法实现冠脉 CTA 血管分割。其中, 基于区域分割方法包括阈值法和区域生长法。文献[6]提出允许相似的像素被组装以生成单独的区域, 能够从复杂形状中提取连接区域。文献[7]针对传统区域生长法进行血管分割容易丢失末梢的问题, 提出了一种定向区域生长算法, 可以在生长过程中跨越管道

结构中的低灰度区域, 同时算法可以应用于任意维的图像。基于区域的方法实现简单, 但缺点在于不适用于冠状动脉这种结构复杂、边界模糊、灰度梯度小的数据集。常用的模型有参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型^[8], 文献[9]模拟基于血管几何的分割曲线, 实现了更好的性能, 但耗时久, 不适合在线分割。文献[10]研究基于水平集框架的血管分割算法, 围绕血管的先验形状信息深入剖析了基于正交量不变量的多尺度血管增强算法、基于先验形状活动轮廓模型的血管分割算法。参数活动轮廓模型表达紧凑, 利于模型的快速实时实现, 但是难以处理模型的拓扑结构的变化。几何活动轮廓模型能够自然地处理拓扑结构的变化, 但是效率不高, 对噪声比较敏感并且在冠脉分割上, 对初始轮廓的位置要求较高而且容易延伸到灰度相近的心脏区域。

传统的图像处理方法无法针对每个病例做出准确分割。卷积神经网络不需要对数据进行任何处理就可以直接输入至网络模型中, 根据图像特征自动学习, 具有很强的鲁棒性^[11]。因此近年来, 神经网络

作者简介: 刘敏(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 智慧医疗、图像处理、机器视觉; 方志军(1971-), 男, 博士, 教授, 电子电气工程学院院长, 主要研究方向: 图像处理、视频编码、模式识别; 高永彬(1988-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 信息科学和模式识别、图像处理、计算机视觉等。

收稿日期: 2019-11-10

络在二维分割许多应用场景中显示出要胜过传统医学图像处理方法的优势。文献[12]提出了 U-net 神经网络, 实现了对生物细胞图像的自动分割。但医疗数据通常为 3D 形式, 而现有的神经网络主要是 2D 形式, 针对这个问题, 本文提出了一种基于 3D 卷积的全卷积神经网络用于冠脉 CTA 图像分割, 解决了 2D 网络忽略了第三维的空间信息的问题。

1 全卷积神经网络结构

CNN 模型由输入层导入数据, 其后为多隐层结构, 基本构成中包括多层卷积层、下采样层和全连接层, 最后接分类器作为输出层^[13]。本文提出的全卷积网络将 CNN 网络结构中的全连接层变为卷积层。全连接层到卷积层的转变不但减少了运算参数, 还使得网络可以接受任意尺寸的图像^[14]。全卷积神经网络的设计结构如图 1 所示, 将传统 FCN 中的卷积核替换为三维卷积, 网络输入三维体数据。同时采用跳跃连接构建编码器-解码器结构的全卷积神经网络, 将编码器部分对应的低层特征与高层语义信息融合, 通过反卷积操作进行上采样, 解决了传统卷积神经网络频繁池化导致的图像分辨率越来越低

的问题, 构成一个对称的分割网络。

同时, 利用残差块进一步学习细节和纹理特征。网络的编码器-解码器分为不同的阶段, 每个阶段包括 1~3 个卷积层, 与文献[15]中提出的方法类似, 每个阶段学习残差函数, 这种结构可以保证网络模型在短时间内收敛。在每个阶段中使用卷积核为 $5 \times 5 \times 5$, 步长为 1 的卷积。用卷积替换传统池化操作, 这样可以减小网络训练时的内存占用, 每个阶段的末尾使用卷积核为 $2 \times 2 \times 2$, 步长为 2 的卷积, 特征大小缩小一半, 这样同样能减少内存占用。整个网络都是使用文献[16]中的 PReLU 非线性单元, 除最后一层卷积外均使用 sigmoid 激活函数, 有效地增加了模型的非线性。网络最后一层使用大小为 $1 \times 1 \times 1$ 的卷积, 处理成与输入一样大小的数据。网络训练分类任务是为了找到分离各类样本之间的超平面, 但是对于血管分割, 研究时更希望找到倾向于使血管特征分布更集中的投影面, 这样处理会让所有血管的分布更加集中, 同时减少网络参数计算, 加快网络训练, 模型收敛性更好, 所以网络最后得到表征每个像素是血管的概率值^[17]。

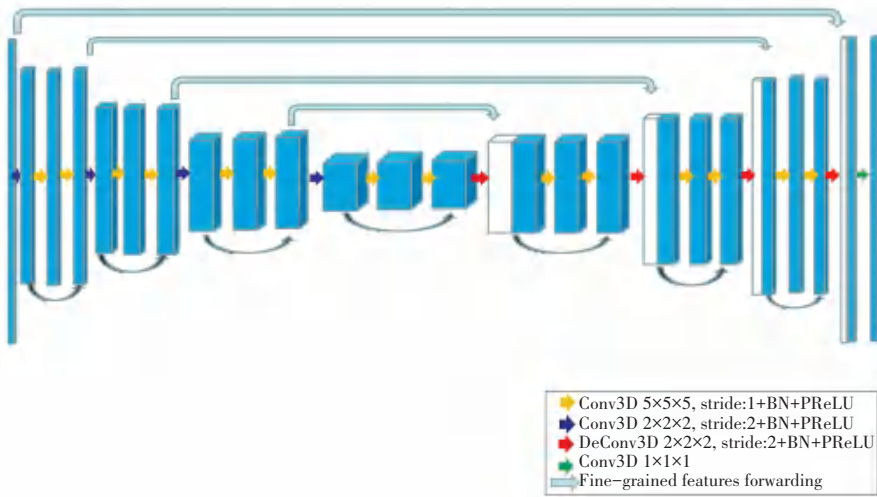


图 1 全卷积网络结构图

Fig. 1 Full convolutional network structure

2 损失函数

在医学图像中, 感兴趣的分割区域仅占据扫描的非常小的部分并不罕见。这通常会导致学习过程陷入损失函数的局部最小值, 从而产生一个网络, 其预测偏向于背景。造成前景区域经常丢失或仅部分检测到的结果。本文使用基于 dice 系数的损失函数, D 是一个介于 0 和 1 之间的数值, 网络的目标是最大化 dice 系数, 定义如下:

$$D = \frac{2 \sum_i^N p_i g_i}{\sum_i^N p_i^2 + \sum_i^N g_i^2} \quad (1)$$

其中, N 是体素的数量; $p_i \in P$ 是网络预测的二值分割 volume; $g_i \in G$ 是 ground truth 二值分割。

3 实验与实验结果

3.1 实验环境

实验基于 Ubuntu16.04, 64 位操作系统, 训练平台为 Matlab、keras, 硬件配置为 GTX 1080 Ti, 数据来

源于合作的上海中山医院,由专家逐个切片手动注释数据。其中包括随机筛选的70名患者,共涉及11480张CT图像。每个患者平均包括181张切片,并对每个病例选取96张进行训练,共涉及6720张数据。数据集包含2类图片,一类是原始的CTA图像数据,另一类是标签图像。2类图片的尺寸大小相同,2张图片叠加一起血管的分布完全重合。原始数据格式为DICOM,标签数据为tif格式,送入全卷积神经网络的数据为mhd,raw格式,CT扫描的大小为512×512。对于冠脉血管CT切片,研究选择50名患者的4800个切片进行训练,20名患者进行测试。其中,测试集包含了原始图片和标签图片,测试集只有原始图片。

3.2 实验结果与分析

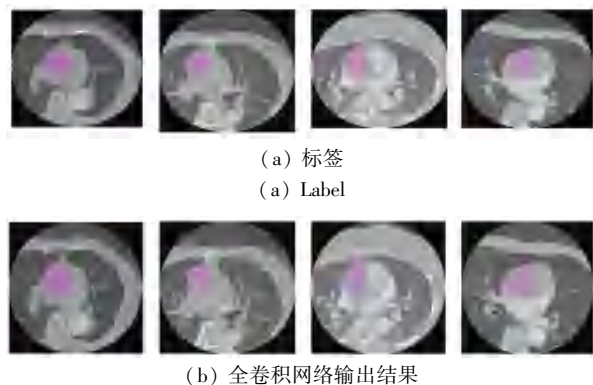
本文模型在一个GPU上训练了500个epochs,训练时间为10h,并使用Adam算法用于优化网络模型,初始学习率设置为0.00001,batchsize设置为1。实验中的三维冠脉CTA数据大小为512×512×181,由于运行内存设置,研究将数据输入大小设为128×128×96。

研究可知,全卷积网络分割冠脉血管的可视化结果分为冠脉CTA数据的3种不同阶段,对此可阐释为:

(1)阶段一:对应于仅包含主动脉、冠状动脉尚未出现的阶段。全卷积网络分割主动脉的可视化结果见图2。

(2)阶段二:对应于主动脉以及冠状动脉同时存在的阶段。全卷积网络分割冠脉血管的可视化结果见图3。

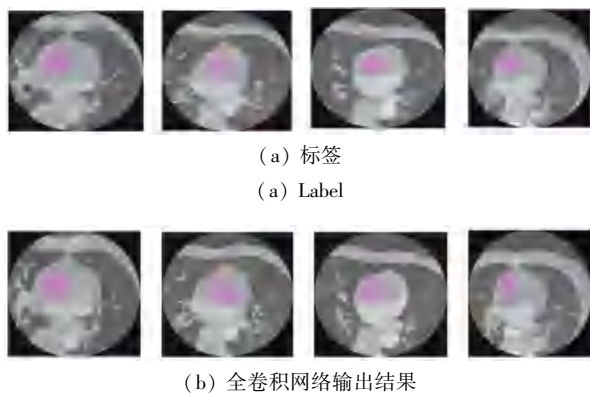
(3)阶段三:对应于不存在主动脉仅包含细小的冠脉血管的阶段。全卷积网络分割细小的冠脉血管的可视化结果见图4。



(b) Outputting results of full convolutional network

图2 主动脉血管分割可视化结果图

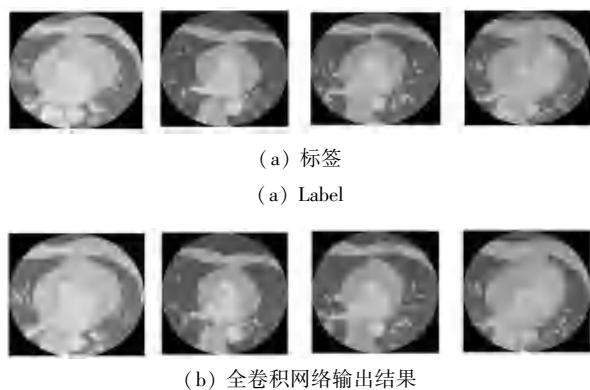
Fig. 2 Aorta vascular segmentation visualization result



(b) Outputting results of full convolutional network

图3 主动脉及冠状动脉血管分割可视化结果图

Fig. 3 Aorta and coronary arteries vascular segmentation visualization result



(b) Outputting results of full convolutional network

图4 细小的冠状动脉血管分割可视化结果图

Fig. 4 Tiny coronary arteries vascular segmentation visualization result

针对第三阶段仅存在细小冠状动脉不方便观察问题,采用红色虚线标记框显示全卷积网络在细小血管上表现欠佳的位置。在图2中,可以观察到本文提出的全卷积神经网络在分割主动脉的情况下,血管定位与标签对比几乎吻合,并未出现假阴性和假阳性情况。在图3中的主动脉分割上不存在缺陷问题,但图3(b)左数第一幅和第四幅的冠脉血管存在假阴性情况,图3(b)左数第二幅和第三幅的分割效果良好。图4中仅存在细小冠脉血管,图4(b)左数第二幅和第四幅可以完全追踪到血管,图4(b)左数第一幅图中红色标记框未识别血管,存在假阴性情况,图4(b)左数第三幅图中红色标记框将其他组织识别为细小血管,存在假阳性情况。

定量地,通过Jaccard指数和Dice相似系数得分来评估冠状动脉分割的效果。2个值的范围介于0和1之间,值越高,分割精度越好。Jaccard和Dice的计算公式可以定义为:

$$Jaccard = \frac{|Y \cap Y_p|}{|Y \cup Y_p|}, \quad (2)$$

$$Dice = \frac{2|Y \cap Y_p|}{|Y| + |Y_p|} \quad (3)$$

其中, Y 是真实标签, Y_p 是预测的分割结果。本文提出的方法在数据集上取得的平均 *Jaccard* 系数和 *Dice* 系数为 0.763 和 0.834。

4 结束语

在大规模医学数据背景下,提出一种 3D 全卷积神经网络用于三维冠脉血管分割。在自建数据集上进行实验,通过可视化以及 *Jaccard* 系数和 *Dice* 相似系数得分来评估冠状动脉分割的效果。结果表明本文算法能够准确地分割冠脉 CTA 血管,后续会对优化边缘轮廓以及去除其他组织对于分割的影响进行研究。

参考文献

- [1] 马丽媛, 吴亚哲, 王文, 等. 《中国心血管病报告 2017》要点解读[J]. 中国心血管杂志, 2018, 23(1): 3.
- [2] WILLIAMS M C, HUNTER A, SHAH A S V, et al. Use of coronary computed tomographic angiography to guide management of patients with coronary disease [J]. Journal of the American College of Cardiology, 2016, 67(15): 1759.
- [3] 华奇峰, 李莹. CT 在冠心病诊断中的应用[J]. 中国基层医药, 2011, 18(1): 118.
- [4] 李博, 朱平先, 吴清华. 64 排 128 层螺旋 CT 在冠状动脉与支架术后狭窄诊断中的应用价值[J]. 中华临床医师杂志, 2012, 6(20): 167.
- [5] KANG Wenwei, WANG Ke, ZHANG Libao. Segmentation method of coronary arteries based on fusion algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(12): 139.
- [6] ADAMS R, BISCHOF L. Seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 16

- (6): 641.
- [7] 程明, 黄晓阳, 黄绍辉, 等. 定向区域生长算法及其在血管分割中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 44.
- [8] HOLDEN M. A review of geometric transformations for nonrigid body registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 27(1): 111.
- [9] ZHU Xiangjun, XUE Zhong, GAO Xin, et al. Voles: Vascularity-oriented level set algorithm for pulmonary vessel segmentation in image guided intervention therapy [C]//Proceedings of the 2009 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro. Boston, MA, USA: IEEE, 2009: 1247.
- [10] 薛维琴. 基于管状约束活动轮廓模型的血管分割方法研究 [D]. 长春: 中国科学院大学, 2013.
- [11] 胡德敏, 程普芳. 一种改进的 LeNet 网络 [J]. 电子科技, 2019, 32(3): 53.
- [12] RONNEBERGER O. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [M]//MAIER - HEIN G, FRITZSCHE K, DESERNO G, et al Bildverarbeitung für die Medizin 2017. Informatik aktuell. Berlin/Heidelberg: Springer, 2017: 3.
- [13] 李荣瑞, 施霖, 赵薇. 基于卷积神经网络的少数民族头饰识别 [J]. 电子科技, 2019, 32(2): 51.
- [14] 卢倩. 冠脉 CTA 图像中的血管分割算法研究 [D]. 保定: 河北大学, 2019.
- [15] NOH H, HONG S, HAN B. Learning deconvolution network for semantic segmentation [C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1520.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on ImageNet classification [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015: 1026.
- [17] 郑婷月, 唐晨, 雷振坤. 基于全卷积神经网络的多尺度视网膜血管分割 [J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0211002.

(上接第 71 页)

- [3] DIETZ M, LILJERYD L, KJÖRLING K, et al. Spectral band replication, a novel approach in audio coding [C]// 112th AES Convention. Munich, Germany: Audio Engineering Society, Inc., 2002: 1.
- [4] SOULODRE G A, LAVOIE M. Subjective Evaluation of MPEG layer II with spectral band replication [C]//117th AES Convention. San Francisco, USA: Audio Engineering Society, Inc., 2004: 1.
- [5] NAGEL F, DISCH S. A harmonic bandwidth extension method for audio codecs [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei: IEEE, 2009: 145.
- [6] NAGEL F, DISCH S, WILDE S. A continuous modulated single sideband bandwidth extension [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Dallas, TX, USA: IEEE, 2010: 357.
- [7] LECOMTE J, NEUENDORF M, MULTRUS M, et al. The ISO/MPEG unified speech and audio coding standard - consistent high quality for all content types and at all bit rates [J]. Journal of the Audio Engineering Society, 2013, 61(12): 956.

- [8] GB/T 33475.3-2018. 信息技术高效多媒体编码第 3 部分: 音频[S]. 北京: 中国标准出版社, 2018.
- [9] ISO/IEC. Coding of audio-visual objects - Part 3: Audio[S]. USA: ISO/IEC Int. Std. 14496-3: 2001, 2001.
- [10] MARKEL J D, JR A H G. Linear prediction of speech [M]. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 1976.
- [11] MOORE B C, PETERS R W, GLASBERG B R. Auditory filter shapes at low center frequencies [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1990, 88(1): 132.
- [12] 白海钊, 鲍长春, 刘鑫, 等. 基于局部最小二乘支持向量机的音频频带扩展方法 [J]. 电子学报, 2016, 44(9): 2203.
- [13] 邓杰海, 姜林. 基于经验模式分解的音频频带扩展算法 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18(12): 114.
- [14] NEUKAM C, NAGEL F, SCHULLER G, et al. A MDCT based harmonic spectral bandwidth extension method [C]//2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASP). Vancouver: IEEE, 2013: 566.
- [15] JIANG Lin, HU Ruimin, WANG Xiaochen, et al. Nonlinear prediction with deep recurrent neural networks for non-blind audio bandwidth extension [J]. China Communications, 2018(1): 72.