

# 基于深度学习的图像分割方法在主动脉疾病中的应用\*

何峰峰<sup>1</sup> 张强<sup>1</sup> 杨超<sup>2</sup> 齐晓宇<sup>2</sup> 冯庆敏<sup>1</sup> 熊海燕<sup>1</sup> 刘胜林<sup>1</sup>

**[摘要]** 主动脉疾病(如主动脉瘤、主动脉夹层等)严重危害患者生命健康,若患者得不到及时治疗,其后果通常是致命的。借助图像分割技术精准识别出患者病灶区域,医生可以实现对疾病的精确诊断、术前规划或术后监控等。最近深度学习在医学图像分割任务中展现出明显优势,越来越多的学者将其应用于主动脉疾病领域。本研究旨在对基于深度学习的图像分割方法在主动脉疾病中的应用进行综述。

**[关键词]** 深度学习;图像分割;主动脉疾病

**DOI:**10.13201/j.issn.1001-1439.2022.06.005

**[中图分类号]** R543.1 **[文献标志码]** A

## Application of image segmentation methods based on deep learning in aortic diseases

HE Fengfeng<sup>1</sup> ZHANG Qiang<sup>1</sup> YANG Chao<sup>2</sup> QI Xiaoyu<sup>2</sup> FENG Qingmin<sup>1</sup>  
XIONG Haiyan<sup>1</sup> LIU Shenglin<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>Biomedical Engineering Lab, Union Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430022, China; <sup>2</sup>Department of Vascular Surgery, Union Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology)

Corresponding author: LIU Shenglin, E-mail: liushenglin@hust.edu.cn

**Summary** Aortic diseases, such as aortic aneurysm, aortic dissection, etc., seriously endanger patients' health. If patients are not treated in time, the consequences are usually fatal. With image segmentation to accurately identify patients' lesion area, doctors can achieve an accurate diagnosis, preoperative planning or postoperative monitoring. Recently, deep learning has shown obvious advantages in medical image segmentation tasks. An increasing number of scholars apply deep learning to aortic diseases. This paper aims to review the application of image segmentation methods based on deep learning in aortic diseases.

**Key words** deep learning; image segmentation; aortic diseases

主动脉是人体内最大的动脉,在电导、泵血、调节全身血管阻力和心率相互作用中起着重要作用<sup>[1]</sup>。主动脉可能受到先天性或后天性疾病影响,形成主动脉瘤(AA)或主动脉夹层(AD)等,严重危害患者生命健康<sup>[2]</sup>。AA或AD患者若得不到及时治疗,其后果通常是致命的。通过CT、MRI、CTA等成像方式获取患者影像数据,借助图像分割技术精准识别出患者病灶区域,医生可实现对疾病的精确诊断、术前规划或术后监控等。然而,医学图像通常具有组织纹理复杂、边界区域模糊、对比度低等特点,极大地限制了阈值法、区域生长法

等传统图像分割方法的效果和应用场景<sup>[3]</sup>。随着计算机硬件和人工智能技术的快速发展,深度学习在医学图像分割任务中展现出明显优势。国内外学者已将深度学习应用于脑肿瘤、视网膜血管、胰腺、前列腺和多器官分割等领域。近年来,深度学习分割算法与主动脉疾病的结合也是研究热点。最近国外已有综述对深度学习在主动脉疾病中的应用进行总结<sup>[4]</sup>,但该研究主要聚焦于人工智能和机器学习整个领域,缺乏对深度学习的单独性总结。因此,本文对基于深度学习的图像分割方法在主动脉疾病中的应用进行综述。

### 1 深度学习算法与评估指标

医学图像分割是临床医生进行疾病诊断、监测和治疗的必要条件。相对于传统图像分割方法和机器学习,深度学习具有以下优点:①通过神经网络以增量方式从数据中学习高级特征,以端到端的方式消除了对专业知识和硬特征提取的依

\*基金项目:华中科技大学同济医学院附属协和医院自由创新预研基金(No:2020xhyn018,2021xhyn091);湖北省重点实验室开放基金(No:2020fzyx001)

<sup>1</sup>华中科技大学同济医学院附属协和医院生物医学工程研究室(武汉,430022)

<sup>2</sup>华中科技大学同济医学院附属协和医院血管外科  
通信作者:刘胜林,E-mail:liushenglin@hust.edu.cn

赖;②GPU 等软硬件使深度学习模型训练速度比 CPU 快 10~30 倍;③越来越多的公开数据集可用于研究,使得学者能够研究模型的新变体;④Drop-out、Adam 优化器、ReLU 激活函数等高效优化技术,使得模型可以更新权重并获得最佳性能。

### 1.1 深度学习分割算法

深度学习是指具有多层非线性处理单元的神经网络,它使用网络层从数据中提取复杂图像特征。现有深度学习算法包括堆叠自动编码器、卷积神经网络(CNN)和生成对抗网络等<sup>[5]</sup>,其中在图像分割领域应用最广泛的是 CNN。CNN 最早用于图像分类和目标识别等任务,自 2012 年以来已出现多种经典 CNN 模型,如 AlexNet、VGG、GoogLeNet 等。直到 2015 年,Long 等<sup>[6]</sup>将这几种 CNN 模型改编成全卷积神经网络(FCN),把深度学习引入图像分割领域。

FCN 是首个端到端学习的针对像素级预测的全卷积网络。其最大特点是将 CNN 中的全连接层转换为卷积层,实现图像的语义分割。在上采样过程对输出特征图进行转置卷积,并引入跳跃连接,融合深层、浅层信息,产生准确分割结果。FCN 的优点是网络结构简单且非常有效,语义分割领域后续许多研究均是建立在 FCN 基础上,其中最典型的是适用于医学图像分割的 U-Net<sup>[7]</sup>。U-Net 与 FCN 结构类似,是典型的编码器-解码器结构。不同点在于 U-Net 增加了上采样操作次数和跳跃连接,从而改进 FCN 上采样不足,提高分割精度。U-Net 一经提出,就在医学图像分割领域引起学者广泛关注,许多学者针对 U-Net 网络进行研究,同时基于该网络开发新变体。

CNN 性能提升可通过网络层数加深或者加宽实现,这会增加网络复杂度,导致因梯度消失引起的网络退化问题。一种解决方法是将密集连接加入 U-Net 架构<sup>[8]</sup>。密集连接通过特征复用减缓梯度消失现象,使用深度监督在测试阶段进行剪枝,减少模型推理时间。另一种解决方法是在 U-Net 架构中引入残差模块。Oktay 等<sup>[9]</sup>结合残差模块和注意力模块,提出用于胰腺分割的 Attention U-Net 网络架构。在此基础上,Jha 等<sup>[10]</sup>增加空洞空间金字塔池化模块,提出用于结肠息肉分割的 ResUNet++ 网络。

U-Net 最初被设计用于 2D 图像的细胞分割,而很多医学图像数据实际为 3D 体数据。尽管可以将体数据拆分成 2D 图像序列进行处理,但这种方式忽略了不同图层之间的位置关系,不利于网络学习通用特征<sup>[3]</sup>。因此 Çiçek 等<sup>[11]</sup>将 2D 卷积层替换为 3D 卷积层,构建 3D U-Net,实现了 3D 数据的端到端处理。U-Net 的另一种 3D 实现是 V-Net 架构<sup>[12]</sup>。与 3D U-Net 相比,V-Net 架构的亮点是

在编码和解码阶段引入残差学习机制,在训练过程中使用 Dice 相似系数(DSC)作为目标函数,以解决类别不平衡问题。随后,为解决网络对数据集的自适应问题,Isensee 等<sup>[13]</sup>基于 U-Net 和 3D U-Net 提出一种自动配置网络架构 nnU-Net。

### 1.2 分割算法评估指标

为了公平比较深度学习算法的分割精度,深度学习领域已经衍生出多种算法评估指标。在图像的二元分类领域中,灵敏度、特异度、准确率等已经用于疾病检测类评估。灵敏度和特异度可以在受试者操作特征曲线(ROC)中进行绘制,整体性能可以通过曲线下面积(AUC)来衡量。对于本文重点关注的医学图像分割问题,典型的评估指标有 DSC、交并比(IoU)和 Hausdorff 距离(HSD)等,其分别表示为:

$$DSC = \frac{2(X \cap Y)}{X + Y} \quad (1)$$

$$IoU = \frac{X \cap Y}{X \cup Y} \quad (2)$$

$$HSD(X, Y) = \max \{ \max(\min |x - y|), \max(\min |y - x|) \} \quad (3)$$

公式(1)、(2)中,X 表示专家手动标注的真实区域,Y 表示算法预测的分割结果。DSC、IoU 均用于衡量算法预测区域与真实区域的重叠程度,IoU 在一些论文中也称为 Jaccard 指数<sup>[14]</sup>。公式(3)中, $|x - y|$ 是指欧氏距离,且  $x \in X, y \in Y$ 。HSD 表征算法预测区域与真实区域点集间最近两点的最大距离,是一种基于分割区域边界的评估指标<sup>[14]</sup>。

## 2 主动脉疾病中的应用

主动脉疾病,尤其是 AA 和 AD,常发生在老年人身上,且需要复杂的手术治疗和定期随访检查<sup>[1]</sup>。CTA 是初步诊断、围手术期评估和随访的首选成像方法。除此之外也可借助 CT、MRI 等成像方式。尽管目前已有许多图像处理软件用于主动脉分割,但在复杂几何条件下,尤其是在具有动脉瘤或产生夹层的病变主动脉中,或存在血栓或异物(如支架)时,这些软件容易出现分割错误<sup>[15]</sup>。因此,深度学习被引入主动脉疾病领域,以解决这个问题。本节首先对主动脉分割进行概述,然后从 AA、AD、术后并发症等方面,对基于深度学习的图像分割方法在主动脉疾病中的应用进行综述。

### 2.1 主动脉分割

FCN 和 U-Net 及其变体的出现极大促进了主动脉分割研究。根据分割原理不同,主动脉分割研究可分为针对二维切片进行的 2D 分割<sup>[16]</sup>,以及针对体积结构进行的 3D 分割<sup>[17-18]</sup>。Fantazzini 等<sup>[18]</sup>分别在轴面向、矢状面和冠状面对主动脉腔进行分割,将 3 个正交网络的预测进行积分,得到主动脉的 3D 分割结果。多器官分割任务<sup>[19]</sup>中也有关于

主动脉分割的研究。吉淑滢等<sup>[19]</sup>以 U-Net 网络为基础,在编码部分引入金字塔卷积和密集连接来扩大卷积层的感受野,从而提高多器官的分割精度。最近国内学者报道了一项关于提升主动脉细小管

径分割精度的研究。向曦<sup>[20]</sup>使用八面体形状卷积对特征图中所有像素点进行特征增强,并引入符号距离场作为相似性度量,以实现主动脉更加精细化的分割。主动脉分割的代表性研究见表 1。

表 1 主动脉分割的代表性研究  
 Table 1 Summary of representative studies on aortic segmentation

文献	影像来源	数据集	分割区域	网络介绍	分割结果
Baskaran 等 <sup>[16]</sup>	冠状动脉 CTA	206 例患者(Tr=144, V=42, Te=20)	近端升主动脉 降主动脉	改进的 U-Net	DSC 中位数分别为 0.97 和 0.95
Sieren 等 <sup>[17]</sup>	CTA	191 例患者 (Tr : V : Te=7 : 1 : 2)	主动脉、AA、AD	3D U-Net	DSC 中位数为 0.95, HSD 中位数为 8 mm
Fantazzini 等 <sup>[18]</sup>	CTA 增强扫描	80 例患者(Tr=64, V=6, Te=10)	主动脉及分支血管	3 个正交的 2D U-Net	DSC 为 0.92±0.01
吉淑滢等 <sup>[19]</sup>	胸部 CT 图像	ISBI 2019 数据集 (Tr=40, Te=20)	胸主动脉	改进的 U-Net	DSC 为 0.94, HSD 为 0.19 mm
向曦 <sup>[20]</sup>	心脏 CT	87 例患者	胸主动脉	改进的 V-Net	DSC 为 0.90, IoU 为 0.81

注:Tr 指训练集,V 指验证集,Te 指测试集。

## 2.2 AA

最近关于主动脉分割的许多工作都聚焦于 AA,包括胸主动脉瘤(TAA)和腹主动脉瘤(AAA)。AA 是指主动脉永久性血管扩张。据报道,当主动脉直径超过 5.5 cm 时,需要进行手术以避免并发症,因为当动脉瘤直径超过 6 cm 时,主动脉破裂或产生夹层的风险从 3% 上升到 7%<sup>[21]</sup>。因此,对 CTA、MRI 等医学影像进行分割<sup>[22]</sup>,以评估主动脉大小及形状,对实现疾病的定量与定性监控具有重要意义。

为实现 AA 的定量分析,部分研究与 AA 自动直径测量相结合。Adam 等<sup>[23]</sup>利用 Incepto Medical 公司开发的软件解决方案,实现从升主动脉到髂动脉的全主动脉直径测量。该研究取得了较好的直径测量结果,软件测量误差接近人工标注误差。在 TAA 自动直径测量<sup>[24-25]</sup>的研究中,Hepp 等<sup>[24]</sup>报道的测量结果与 2 名放射科医生手动测量结果相似,Bratt 等<sup>[25]</sup>证明了深度学习测量比手动测量具有更高的读者间一致性,且平均 DSC 优于前者。然而,上述研究仅是针对临床数据开展的可行性或有效性研究,最近已有学者关注到这一点。Saitta 等<sup>[26]</sup>报道了一项关于胸主动脉的全几何分析,包括主动脉弓中心线曲率半径、最大直径、角度和曲折度等,并将所提出的自动化管道推广到 9 例 TAA 患者。AAA 自动直径测量领域已有成熟软件解决方案出现,如 PRAEVAorta<sup>[14]</sup>和 Deep-AAA<sup>[27]</sup>。二者均可进行主动脉自动分割和 AAA 轮廓分析,但 PRAEVAorta 还可计算完整主动脉、主动脉腔以及腔内血栓的表面积和体积。

在 AA 腔内血栓分割方面,Brutti 等<sup>[28]</sup>和 Lar-

eyre 等<sup>[29]</sup>报道的血栓分割结果,其平均 DSC 均 > 0.8。为提升血栓分割精度,Duo 等<sup>[30]</sup>考虑到 MR 成像可以更好地区分血栓和软组织,而 CT 成像可以清楚地显示主动脉钙化,因此研究一种多模态医学影像的 CNN 融合模型,对主动脉、血栓和钙化区域进行分割。AA 的代表性研究见表 2。

## 2.3 AD

国内外学者最近开始研究利用深度学习来表征 AD。Cheng 等<sup>[31]</sup>开展了主动脉分割与 AD 自动检测的研究,检测结果的灵敏度均较高,但是特异度较低。最近大部分研究关注于不同深度学习网络在 AD 分割中的应用,并对主动脉腔和撕裂内膜<sup>[32]</sup>、AD<sup>[33]</sup>、B 型 AD(TBAD)<sup>[34-35]</sup>、TBAD 真假腔及假腔内血栓<sup>[36]</sup>进行分割。研究均取得了较高的 DSC 值,但除了文献[34-35]外,其他研究训练集较小,这在一定程度上影响 3D 网络分割效果。研究已使用数据增强<sup>[32-33,36]</sup>、2D-3D 网络模型相结合<sup>[32-33]</sup>等方法来解决该问题,但所报道的模型预测结果仍然存在部分分割结构缺失。

最近有研究将 AD 分割与直径测量相结合。Yu 等<sup>[37]</sup>报道的直径测量结果,深度学习方法的平均测量误差小于手动测量方法,且在手动测量方法中发现了读者间差异性,但深度学习方法没有,这证明了深度学习有望在 AD 自动定量分析中发挥重要作用。AD 的代表性研究见表 3。

## 2.4 术后并发症

在过去 10 年中,AA 的治疗已经从开放手术转变为微创替代方案,称为血管内动脉瘤修复术(EVAR)<sup>[1]</sup>。尽管围手术期死亡率和发病率较低,但研究表明,由于出现称为内漏的 EVAR 并发症,

2年内死亡率与开放手术相当<sup>[38]</sup>。因此, EVAR术后患者至少需要每年进行1次随访, 包括进行CTA影像检查以检测内漏区域<sup>[39]</sup>, 测量腔内血栓的直径、体积等参数<sup>[14,40]</sup>, 从而评估主动脉破裂风险和术后监测能力。Hahn等<sup>[39]</sup>提出的算法能够实现AAA和手术移植物体积的准确测量, 然而对

内漏体积的测量却不太准确, DSC约为0.53。随后, Talebi等<sup>[41]</sup>的研究报道了较高的准确率和AUC, 不仅如此, 作者还对比了深度学习模型与不同放射科医生的检测结果, 且模型能与心血管成像亚专科医生相媲美, 优于普通放射科医生。术后并发症的代表性研究见表4。

表2 AA的代表性研究

Table 2 Summary of representative studies on AA

文献	影像来源	数据集	分割区域	网络介绍	分割结果
Comelli等 <sup>[22]</sup>	心电图门控 CTA	72例患者 (Tr: Te=4:1)	升胸主动脉瘤	UNet, ENet和 ERFNet	三者DSC均高于0.88
Adam等 <sup>[23]</sup>	CTA	551个数据集 (Tr=489, V=62)	AA (自动直径测量)	V-Net架构	健康、疾病和术后: 平均DSC 分别为0.84、0.95和0.93
Hepp等 <sup>[24]</sup>	MRI	100个数据集 (Tr=70, Te=30)	TAA (自动直径测量)	深度CNN	平均DSC为0.85
Bratt等 <sup>[25]</sup>	CTA	2835例患者	TAA(自动直径测量)	改进的U-Net	平均DSC为0.96
Saitta等 <sup>[26]</sup>	3D CT	465例患者 (Tr=395, Te=70)	TAA (自动直径测量)	3D U-Net	平均DSC为0.95
Caradu等 <sup>[14]</sup>	CTA	100例患者	AAA、腔内血栓 (自动直径测量)	类似U-Net的 CNN网络	DSC为 $0.95 \pm 0.01$ , HSD为 $(4.61 \pm 7.26)$ mm
Lu等 <sup>[27]</sup>	CT, CTA	378个数据集 (Tr+V=321, Te=57)	AAA (自动直径测量)	3D U-Net	平均DSC为0.91
Brutti等 <sup>[28]</sup>	CTA	85例患者(Tr=63, V=8, Te=14)	腔内血栓	U-Net	平均DSC为0.89
Lareyre等 <sup>[29]</sup>	CTA	93例患者	腹主动脉、血栓	U-Net和专家 系统混合模型	DSC中位数分别 为0.92、0.82
Duo等 <sup>[30]</sup>	CT, MRI	21例患者(Tr: V: Te=8:1:1)	主动脉、血栓 和钙化	CNN融合模型	准确率超过98%

表3 AD的代表性研究

Table 3 Summary of representative studies on AD

文献	影像来源	数据集	分割区域	网络介绍	分割结果
Cheng等 <sup>[31]</sup>	CT	20例患者(Tr: V: Te=3:1:1)	主动脉分割与 夹层检测	改进的U-Net	DSC为0.91, IoU为0.95
Li等 <sup>[32]</sup>	CT	45例患者	主动脉、真腔	级联卷积网络	平均DSC为 0.99、0.93
Lyu等 <sup>[33]</sup>	CTA	42例患者 (Tr: Te=5:1)	AD	3D CNN	平均DSC为0.92
Cao等 <sup>[34]</sup>	术前CTA	276例患者 (Tr=246, Te=30)	TBAD的主动脉、 真腔、假腔	CNN变体	最佳平均DSC为 0.93、0.93、0.91
Chen等 <sup>[35]</sup>	CTA	120例患者	TBAD真腔、假腔、 分支血管	级联神经网络	平均DSC为 0.96、0.95、0.89
Wobben 等 <sup>[36]</sup>	CTA	40例患者 (Tr=28, V=6, Te=6)	TBAD真腔、 假腔、假腔内血栓	3D residual U-Net	DSC中位数分别 为0.92、0.91、0.78
Yu等 <sup>[37]</sup>	CTA	139例患者 (Tr=99, V=15, Te=25)	TBAD的主动脉、 真腔、假腔	三维深度CNN	平均DSC分别为 0.96、0.96、0.93

表 4 术后并发症的代表性研究

Table 4 Summary of representative studies on postoperative complications

文献	影像来源	数据集	分割区域	网络介绍	分割结果
López-Linares 等 <sup>[40]</sup>	术后 CTA	13 例患者	AAA 腔内血栓	2D DCNN	DSC 为 0.82
Hahn 等 <sup>[39]</sup>	术后 CTA	191 例患者	AAA、手术移植物和内漏区域	ResNet-50 和 3D-UNet	前两者 DSC 为 0.95±0.2, 内漏 0.53±0.21
Talebi 等 <sup>[41]</sup>	术后 CTA	50 例患者	内漏区域	U-Net	准确率 95%, AUC 为 0.99

### 3 总结与展望

本文叙述了经典的深度学习分割算法及常见评估指标,对深度学习分割算法在主动脉分割、AA、AD、术后并发症等中的应用进行了归纳和总结。借助深度学习实现主动脉病灶区域的高精度、快速分割,以及自动定量分析,这对医生实现主动脉疾病的精确诊断、术前规划或术后监控等来说具有重要意义。深度学习与主动脉疾病领域的结合是近几年研究热点,深度学习方法的优势也极大推动了主动脉疾病的研究。尽管最近已有相关软件解决方案出现,但迄今为止大多数已发表研究仍处于可行性验证阶段,未来可能需要更大规模的研究来验证其临床应用价值。

此外,基于深度学习的多模态医学影像分割正受到图像分割领域的高度关注。结合不同模态医学影像的优点,对主动脉结构进行分割也可能是未来研究重点。同时,将基于深度学习的主动脉自动分割与术中导航结合,开拓其临床应用也是值得进一步研究的问题。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

#### 参考文献

- [1] Bossone E, Eagle KA. Epidemiology and management of aortic disease: aortic aneurysms and acute aortic syndromes[J]. Nat Rev Cardiol, 2021, 18(5): 331-348.
- [2] 蔡治祥, 颜涛, 王显悦, 等. 非编码 RNA 与获得性主动脉疾病的研究进展[J]. 临床心血管病杂志, 2021, 37(4): 370-374.
- [3] 曹玉红, 徐海, 刘荪傲, 等. 基于深度学习的医学影像分割研究综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2273-2287.
- [4] Hahn LD, Baeumler K, Hsiao A. Artificial intelligence and machine learning in aortic disease[J]. Curr Opin Cardiol, 2021, 36(6): 695-703.
- [5] Zhou T, Ruan S, Canu S. A review: Deep learning for medical image segmentation using multi-modality fusion[J]. Array, 2019, 3-4: 100004.
- [6] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 3431-3440.
- [7] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [C]//Navab N, Hornegger J, Wells W, et al. MICCAI 2015: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015, vol 9351. Munich, Germany: Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [8] Zhou Z, Siddiquee M, Tajbakhsh N, et al. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation[J]. Deep Learn Med Image Anal Multimodal Learn Clin Decis Support(2018), 2018, 11045: 3-11.
- [9] Oktay O, Schlemper J, Le Folgoc L, et al. Attention U-Net: Learning Where to Look for the Pancreas[J/OL]. arXiv:1804.03999, 2018.
- [10] Jha D, Smedsrud P H, Riegler M A, et al. ResUNet++: An Advanced Architecture for Medical Image Segmentation[C]//Bulterman D, Kankanhalli M, Muehlhaeuser M, et al. 2019 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM). San Diego, CA, USA: IEEE, 2019: 225-230.
- [11] Çiçek Ö, Abdulkadir A, Lienkamp SS, et al. 3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation [C]//Ourselin S, Joskowicz L, Sabuncu M, et al. MICCAI 2016: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2016, vol 9901. Athens, Greece: Springer, Cham, 2016: 424-432.
- [12] Milletari F, Navab N, Ahmadi S. V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation[C]//Savarese S. 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV). Stanford, CA, USA: IEEE, 2016: 565-571.
- [13] Isensee F, Jaeger PF, Kohl S, et al. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation[J]. Nat Methods, 2021, 18(2): 203-211.
- [14] Caradu C, Spampinato B, Vrancianu AM, et al. Fully automatic volume segmentation of infrarenal abdominal aortic aneurysm computed tomography images with deep learning approaches versus physician controlled manual segmentation[J]. J Vasc Surg, 2021, 74(1): 246-256. e6.
- [15] Moccia S, De Momi E, El Hadji S, et al. Blood vessel segmentation algorithms-Review of methods, datasets and evaluation metrics [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2018, 158: 71-91.
- [16] Baskaran L, Al'Aref SJ, Maliakal G, et al. Automatic segmentation of multiple cardiovascular structures from cardiac computed tomography angiography images using deep learning[J]. PLoS One, 2020, 15(5): e0232573.

- [17] Sieren MM, Widmann C, Weiss N, et al. Automated segmentation and quantification of the healthy and diseased aorta in CT angiographies using a dedicated deep learning approach[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(1): 690-701.
- [18] Fantazzini A, Esposito M, Finotello A, et al. 3D Automatic Segmentation of Aortic Computed Tomography Angiography Combining Multi-View 2D Convolutional Neural Networks [J]. *Cardiovasc Eng Technol*, 2020, 11(5): 576-586.
- [19] 吉淑滢, 肖志勇. 融合上下文和多尺度特征的胸部多器官分割[J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(9): 2135-2145.
- [20] 向曦. 基于深度学习的 3D 精细化主动脉管状结构分割方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [21] Pape LA, Tsai TT, Isselbacher EM, et al. Aortic Diameter  $\geq 5.5$  cm Is Not a Good Predictor of Type A Aortic Dissection [J]. *Circulation*, 2007, 116(10): 1120-1127.
- [22] Comelli A, Dahiya N, Stefano A, et al. Deep learning approach for the segmentation of aneurysmal ascending aorta[J]. *Biomed Eng Lett*, 2021, 11(1): 15-24.
- [23] Adam C, Fabre D, Mougin J, et al. Pre-surgical and Post-surgical Aortic Aneurysm Maximum Diameter Measurement: Full Automation by Artificial Intelligence[J]. *Eur J Vasc Endovasc Surg*, 2021, 62(6): 869-877.
- [24] Hepp T, Fischer M, Winkelmann MT, et al. Fully Automated Segmentation and Shape Analysis of the Thoracic Aorta in Non-contrast-enhanced Magnetic Resonance Images of the German National Cohort Study[J]. *J Thorac Imaging*, 2020, 35(6): 389-398.
- [25] Bratt A, Blezek DJ, Ryan WJ, et al. Deep Learning Improves the Temporal Reproducibility of Aortic Measurement[J]. *J Digit Imaging*, 2021, 34(5): 1183-1189.
- [26] Saitta S, Sturla F, Caimi A, et al. A Deep Learning-Based and Fully Automated Pipeline for Thoracic Aorta Geometric Analysis and Planning for Endovascular Repair from Computed Tomography[J]. *J Digit Imaging*, 2022, 35(2): 226-239.
- [27] Lu JT, Brooks R, Hahn S, et al. DeepAAA: Clinically Applicable and Generalizable Detection of Abdominal Aortic Aneurysm Using Deep Learning[C]//Shen D, Liu T, Peters T M, et al. MICCAI 2019: Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention-MICCAI 2019, vol 11765. Shenzhen, China: Springer, Cham, 2019: 723-731.
- [28] Brutti F, Fantazzini A, Finotello A, et al. Deep Learning to Automatically Segment and Analyze Abdominal Aortic Aneurysm from Computed Tomography Angiography[J]. *Cardiovasc Eng Technol*, 2022.
- [29] Lareyre F, Adam C, Carrier M, et al. Automated Segmentation of the Human Abdominal Vascular System Using a Hybrid Approach Combining Expert System and Supervised Deep Learning[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(15).
- [30] Duo W, Rui Z, Jin Z, et al. Neural network fusion: a novel CT-MR aortic aneurysm image segmentation method[C]//Angelini E D, Landman B A. Proc. SPIE 10574, Medical Imaging 2018: Image Processing. Houston, Texas, United States: SPIE, 2018: 1057424.
- [31] Cheng J, Tian S, Yu L, et al. A deep learning algorithm using contrast-enhanced computed tomography (CT) images for segmentation and rapid automatic detection of aortic dissection[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2020, 62: 102145.
- [32] Li Z, Feng J, Feng Z, et al. Lumen Segmentation of Aortic Dissection with Cascaded Convolutional Network[C]//Pop M, Sermesant M, Zhao J, et al. STACOM 2018: Statistical Atlases and Computational Models of the Heart Atrial Segmentation and LV Quantification Challenges, vol 11395. Granada, Spain: Springer, Cham, 2019: 122-130.
- [33] Lyu T, Yang G, Zhao X, et al. Dissected aorta segmentation using convolutional neural networks[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 211: 106417.
- [34] Cao L, Shi R, Ge Y, et al. Fully automatic segmentation of type B aortic dissection from CTA images enabled by deep learning[J]. *Eur J Radiol*, 2019, 121: 108713.
- [35] Chen D, Zhang X, Mei Y, et al. Multi-stage learning for segmentation of aortic dissections using a prior aortic anatomy simplification[J]. *Med Image Anal*, 2021, 69: 101931.
- [36] Wobben LD, Codari M, Mistelbauer G, et al. Deep Learning-Based 3D Segmentation of True Lumen, False Lumen, and False Lumen Thrombosis in Type-B Aortic Dissection[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2021, 2021: 3912-3915.
- [37] Yu Y, Gao Y, Wei J, et al. A Three-Dimensional Deep Convolutional Neural Network for Automatic Segmentation and Diameter Measurement of Type B Aortic Dissection[J]. *Korean J Radiol*, 2021, 22(2): 168-178.
- [38] Stather PW, Sidloff DA, Dattani N, et al. Authors' reply: Systematic review and meta-analysis of the early and late outcomes of open and endovascular repair of abdominal aortic aneurysm[J]. *Br J Surg*, 2013, 100(11): 863-872.
- [39] Hahn S, Perry M, Morris CS, et al. Machine deep learning accurately detects endoleak after endovascular abdominal aortic aneurysm repair[J]. *JVS Vasc Sci*, 2020, 1: 5-12.
- [40] López-Linares K, Aranjuelo N, Kabongo L, et al. Fully automatic detection and segmentation of abdominal aortic thrombus in post-operative CTA images using Deep Convolutional Neural Networks[J]. *Med Image Anal*, 2018, 46: 202-214.
- [41] Talebi S, Madani MH, Madani A, et al. Machine learning for endoleak detection after endovascular aortic repair[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 18343.