

基于深度学习的左心房 CTA 图像自动分割研究进展^{*}

张 臣¹ 曹 丰² 王玥琪² 柯 任¹ 陈 辉²

(¹ 武汉科技大学襄阳市中心医院研究生培养基地 襄阳 441000

² 湖北文理学院附属襄阳市中心医院 襄阳 441000)

〔摘要〕 目的/意义 探讨深度学习技术在左心房 CTA 图像自动分割中的应用价值，综述理论框架和国内外研究进展，梳理潜在研究方向。方法/过程 检索国内外文献，对比分析左心房 CTA 图像传统分割方法与基于深度学习的算法，并评估其效果。结果/结论 深度学习技术显著提升了左心房图像分割精度，为临床诊疗提供了有力支持，但仍存在研究缺口，需进一步探索。

〔关键词〕 深度学习；左心房分割；人工智能；心房颤动；CTA 图像

〔中图分类号〕 R-058 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.06.009

Research Progress of Automatic Segmentation of Left Atrial CTA Images Based on Deep Learning

ZHANG Chen¹, CAO Feng², WANG Yueqi², KE Ren¹, CHEN Hui²

¹ Postgraduate Training Base of Xiangyang Central Hospital of Wuhan University of Science and Technology, Xiangyang 441000, China;

² Xiangyang Central Hospital, Affiliated Hospital of Hubei University of Arts and Sciences, Xiangyang 441000, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To discuss the application value of deep learning (DL) technology in the automatic segmentation of left atrial CTA images, to review the theoretical framework and research progress at home and abroad, and to sort out the potential research directions. **Method/Process** Domestic and foreign literatures are retrieved. The traditional segmentation methods of left atrial CTA images and the algorithms based on DL are compared and analyzed, and their effects are evaluated. **Result/Conclusion** DL technology has significantly improved the segmentation accuracy of left atrial images, providing strong support for clinical diagnosis and treatment. However, there are still research gaps that need to be further explored.

〔Keywords〕 deep learning (DL); left atrium segmentation; artificial intelligence (AI); atrial fibrillation (AF); computed tomography angiography (CTA)

1 引言

心房颤动，简称房颤，是最常见的持续性心律失常类型，近年来发病率与流行率持续上升^[1]，患者易合并脑卒中、心力衰竭等并发症，且已成为全球需住院治疗的心律失常主要类型^[2]。其电生理特

〔修回日期〕 2025-02-23

〔作者简介〕 张臣，住院医师；通信作者：陈辉，三级主任医师，教授，硕士生导师。

〔基金项目〕 湖北文理学院医学部心血管病研究所开放基金（项目编号：2023CDI08）。

征体现为心房细胞频繁非同步去极化、心房收缩功能缺失及心室节律紊乱。此外,房颤也可引发显著心房结构重构^[3],而心房结构重构进一步维持房颤病程,形成恶性循环,增加心力衰竭、脑卒中风险及死亡率^[4]。

临床常通过测量左心房相关参数评估疾病进展、治疗效果及预测导管消融术后复发^[4]。《2022 AHA/ACC/HFSA 心衰管理指南》推荐使用超声心动图与心脏磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)测定左心房参数,但二者均存在局限性^[5]。与其他方式(如三维超声心动图)相比,二维超声心动图易低估左心房容积。心脏 MRI 技术要求高,检查禁忌证较多,限制了其临床应用^[6]。而左心房计算机断层扫描血管造影(computed tomography angiography, CTA)不仅能清晰显示肺静脉及左心房的解剖结构,还可识别腔室形态学改变,观察左心耳有无血栓,亦可为射频消融等操作提供影像学指导,兼具安全性与易操作性,临床应用日益广泛。然而,传统左心房 CTA 图像分割方法依赖人工、耗时较长,且准确性有待提升。随着人工智能技术的发展,基于深度学习的医学影像分析技术逐渐成熟,有望提升左心房 CTA 图像分割准确性和效率。本文系统综述传统分割方法与深度学习技术在左心房 CTA 图像自动分割中的应用进展,以期用房颤诊疗优化提供参考。

2 深度学习概述

人工智能(artificial intelligence, AI)使用计算技术模拟人类思维和学习能力,旨在实现类人智能任务的自动化^[7]。机器学习(machine learning, ML)是 AI 的分支学科,通过算法从数据中学习并做出预测。其中深度学习(deep learning, DL)^[8]通过多层结构(如循环神经网络、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、深度神经网络)实现特征学习,凭借其对于复杂图像特征的自主提取能力,在医学图像分割任务中展现出显著优势。DL 模型可基于标注数据自动学习,完成高精度医学图像分割,推动了分析方法从二维处理向三

维及多序列分析转变,为疾病空间结构和功能状态精准分析提供了可能^[9-12]。基于 DL 的相关技术已广泛应用于医疗服务^[13],特别是在影像学领域表现突出^[14]。例如,在 CTA 图像后处理中,DL 技术的自动化特性减少了人工干预步骤,缩短处理周期的同时,提升了诊断效率^[15]。其通过提取成像区域的纹理模式或几何属性,可捕获体素间复杂空间关系,进而识别具有临床价值的成像生物标志物^[16]。DL 技术在医学图像分割中已取得显著进展,但仍面临数据标注成本高、模型泛化能力有限等挑战,开发高效鲁棒的医学图像分割算法是当前研究的重点。

3 左心房图像分割方法

3.1 传统分割方法

传统分割方法中,主动轮廓模型、图像分割法、形状先验法等应用较广。主动轮廓模型通过匹配垂直于轮廓的灰度值获得恒定轮廓环境,在最小能量泛函驱动下,利用曲线演化定位目标边缘,最终分割目标^[17]。图像分割法通过建立感兴趣区域约束分割,在目标区域用区域增长法构建图形以优化图像分割^[18]。形状先验法由心脏形状和运动模型提供先验信息,应对左心房形状不一和强度分布的变异性^[19]。传统分割方法依赖手工提取特征,缺乏对未见病例的泛化能力,会导致轮廓泄漏或部分分割,且依赖一定轮廓初始化。

3.2 基于 DL 的分割方法

DL 通过构建复杂神经网络模型,利用多层非线性变换,可自动从左心房 CTA 图像中抽取特征并分割,极大简化传统手动分析的烦琐过程。早期 DL 主要基于 CNN 应用于图像分类领域,在以像素为中心的正方形窗口中预测原始像素的标签^[20]。2015 年 Long J 等^[21]提出全卷积神经网络(fully convolutional network, FCN),用卷积层代替 CNN 中的全连接层,优化中间特征层,实现图像像素级分类,在图像分割领域取得超越传统方法的精度。此后,RefineNet、SegNet 等专门用于图像分割的神经

网络大量出现^[22-23]。Ronneberger O 等^[24]在 FCN 基础上提出基于编码器-解码器结构的新型网络 U-Net。U-Net 具备独特融合路径，能有效解决左心房复杂解剖结构的细节识别问题；其跳跃连接使深层特征和浅层特征互补，在保持细节识别的同时实现高精度的像素级分割。U-Net 提出后成为医学图像分割领域重要的研究方向，大量衍生网络不断出现^[25-27]。例如 U-Net++ 通过多路径和密集的跳跃连接增强特征融合，进一步提高左心房分割的准确性和稳定性。Chen J 等^[27]提出全新全自动多视角双任务递归注意力模型 MVTT，将顺序学习和扩张剩余学习思想应用于 FCN，通过注意力机制同时分割左心房和心房瘢痕，取得良好效果。Savioli N 等^[28]提出基于三维卷积核的结构——容积全卷积神经网络（volumetric fully convolution neural network, VFCNN），能从高分辨率图中分割出整个心房解剖结构，具备提取三维上下文信息能力，通过去除跳跃路径使训练用时更短。Chen C 等^[29]提出 3D U-Net，通过在相关任务间共享特征，使多任务网络获得额外细节信息实现更准确的分割，在分割左心房钆延迟增强磁共振图像以判断患者消融治疗具体阶段时发挥重要作用。

Nagarajan V D 等^[30]指出，数据科学的融入预示着心血管成像领域效率与精确度将显著提升。受益于特征自动提取能力及计算机处理图像数据效能的持续提升，DL 技术正逐步取代传统方法，成为该科研领域主流趋势。对于左心房 CTA 图像自动分割而言，精准分割算法对诊断和治疗房颤等疾病至关重要，DL 在左心房图像分割中的应用有助于提高房颤预测和检测准确性。

4 图像分割效果评估

4.1 评估指标

Dice 系数、交并比（intersection over union, IoU）和 Hausdorff 距离（HD）是目前常用的分割指标。其中， X 为预测区域， Y 为真实区域；正确预测像素数量为真正例（true positive, TP），错误预测像素数量为假正例（false positive, FP），未被分割

真实区域像素数量为真反例（false negative, FN）； $d(x, y)$ 是点 x 和 y 之间的距离（通常为欧几里得距离）， $\inf$ 表示最小值， $\sup$ 表示最大值。

$$\text{Dice} = \frac{2 \times |X \cap Y|}{|X| + |Y|} = \frac{2 \times \text{TP}}{2 \times \text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (1)$$

$$\text{IoU} = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (2)$$

$$\text{HD}(X, Y) = \max(\sup_{x \in X} \inf_{y \in Y} d(x, y), \sup_{y \in Y} \inf_{x \in X} d(x, y)) \quad (3)$$

Dice 系数和 IoU 均为基于重叠区域的评估指标，用于衡量预测区域与真实区域的相似度。分数越高表示分割结果越准确^[31]。二者主要区别在于，Dice 系数对正样本赋予更高权重，在类别不平衡时仍能保持较高稳定性。HD 通过计算两个表面间最远点距离评估分割结果的最大误差，对边界误差敏感度较高^[32]。然而，HD 对异常值敏感，少数点误差可能导致整体评估结果明显降低。因此，当存在局部偏移时，即使总体区域覆盖良好，HD 也可能大幅降低。

实际应用中，选择合适的评估指标至关重要。HD 可避免边界偏离的场景，能有效检测边界细微偏差，确保细小结构连续性。IoU 可避免大面积欠分割或误分割，有助于确保解剖结构整体几何准确性，减少大范围错误分割。Dice 系数适用于处理小目标分割，因对正样本权重较高，能有效减少漏检，提高小目标分割精度。

这些评估指标在不同应用场景下可能需要调整。例如，处理小数据集时，可能需结合交叉验证和模型泛化能力评估，以确保模型在新数据上的表现。同时，随着对模型可解释性的重视，研究者也在探索新评估手段，如模型预测结果的可视化和可解释的特征分析，以便医生理解算法的决策过程，提高其在临床实践中的接受度^[33-34]。

4.2 典型 DL 分割模型对比分析

在探究左心房 CTA 图像分割的 DL 应用时，不同 DL 模型展现出各自优势与局限性，见表 1。未来需在模型设计、数据增强、多模态融合及模型解释性等方面深入探索，以进一步提升左心房图像分割的临床应用效果。

表 1 左心房图像分割典型 DL 模型

文献	分割方式	图像类型	评估指标	结构特性	优势	局限性	临床实用性
Mortazi A 等 ^[20]	CNN	CT	Dice 系数	池化层减少了特征图的空间体积；计算效率提高	降低噪声	耗时长	能够从高噪声水平的低剂量扫描中获得准确的冠状动脉钙化评分
Long J 等 ^[21]	FCN	—	像素精度；IoU	通过细化减小池化层的步幅来获得更精细预测	简化并加速学习和推理	—	对具有多分辨率层组合的体系结构进行优化，显著地提升了性能
Ronneberger O 等 ^[24]	U-Net	2D-CT	Housdorff 距离；Dice 系数；IoU	使用实例归一化代替批量归一化；RMSprop 算法用于对网络进行增量式参数更新	有助于训练期间的梯度流动	依赖于主观判断，且容易受组内和组间差异的影响	自动化的 DL 方法从医学图像中提取额外的有用信息应用于临床
Li L 等 ^[26]	U-Net++	MRI	Dice 系数；F1 值	通过上采样增加特征图的大小；在解码过程中通过池化减小特征图的大小	血管分割性能增加	仅局限在二维	评估血管分割性能
Chen J 等 ^[27]	MVTT	MRI	Dice 系数	均值归一化	缩短扫描时间；消除多个数据集注册时的错误	降噪者内部和操作人员之间的可变性不可控	对房颤患者进行分层，指导消融治疗并预测治疗成功
Savioli N 等 ^[28]	V-FCNN	MRI	Dice 系数；Housdorff 距离	采用均方误差和 Dice Loss 的联合最小化	分割性能得到提升	内存负担	从高分辨率图像中一次性分割出整个心房解剖结构
Chen C 等 ^[29]	3D U-Net	—	IoU	使用 3D 技术，例如：3D 卷积、3D 最大池化和 3D 上卷积层；批量归一化	泛化性较好	数据集差异大	适用于许多其他生物医学体分割任务

注：“—”表示该文献无该项内容。

5 思考与展望

5.1 研究缺口分析

左心房 CTA 图像自动分割研究虽取得显著进展，但仍存在研究缺口有待深入探讨解决。首先，在数据集方面，高质量的 CTA 图像数据集稀缺，且标注成本高昂，阻碍了 DL 在该领域的应用普及。其次，图像多样性和复杂性也是当前研究面临的挑战之一，实际应用中 CTA 图像差异大，曝光条件、患者体型等因素影响图像质量表现。最后，分割目标复杂，左心房边界易受相邻器官组织干扰，增加分割难度。总的来说，现有方法在左心房 CTA 图像自动分割领域取得了一定进展，但仍有改进空间。

5.2 未来研究方向建议

- 5.2.1 算法优化 一是探索更先进的 DL 网络结构，如 Transformer、Capsule Network 等，提高分割精度和鲁棒性。二是针对数据稀缺性，引入生成对抗网络等对抗性学习方法，实现数据增强扩充，提升模型泛化能力。三是结合迁移学习和强化学习等方法，加强模型迁移性和自适应性，满足不同数据集和临床环境需求。四是针对分割目标复杂性，探索多任务学习和注意力机制等技术，提高模型对左心房边界的准确分割能力。
- 5.2.2 临床应用有效性和实用性提升 一是开展大规模多中心临床验证研究，验证算法在不同设备、操作者和病例上的稳定性和可靠性，为临床转化提供证据支持。二是结合医生临床需求和实际工

作流程,设计优化 DL 模型的部署方案,实现自动化分割结果快速输出集成,提高临床工作效率。三是考虑患者隐私和数据安全,确保 DL 算法在临床实践中的合规性和安全性。

6 结语

DL 技术在左心房 CTA 图像自动分割中取得显著进展,为临床诊断和治疗提供有力支持。本文为 DL 在医学影像处理领域的应用提供参考,具有一定研究意义和实践价值。然而目前仍存在研究缺口有待填补,未来研究应重点关注算法优化及其在临床应用中的有效性,加强跨学科合作,整合临床医生、工程师和数据科学家等多方力量,共同推动 DL 在医学影像处理领域的发展。总之,基于 DL 的左心房 CTA 图像自动分割在临床实践中的应用前景广阔,但仍需深入探索发展以充分发挥其潜力。

作者贡献: 张臣负责文献调研、论文撰写;曹丰负责项目管理;王玥琪负责论文修订;柯任负责数据分析、图表绘制;陈辉负责项目管理、提供指导。

利益声明: 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 1 KORNEJ J, BÖRSCHER C S, BENJAMIN E J, et al. Epidemiology of atrial fibrillation in the 21st century: novel methods and new insights [J]. *Circulation research*, 2020, 127 (1): 4 – 20.
- 2 OLSEN F J, BERTELSEN L, DE KNEGT M C, et al. Multimodality cardiac imaging for the assessment of left atrial function and the association with atrial arrhythmias [J]. *Circulation cardiovascular imaging*, 2016, 9 (10): e4947.
- 3 KULKARNI N, SU W, WU R. How to prevent, detect and manage complications caused by cryoballoon ablation of atrial fibrillation [J]. *Arrhythmia & electrophysiology review*, 2018, 7 (1): 18 – 23.
- 4 SKRÖDER S, WICKBOM A, BJÖRKENHEIM A, et al. Validation of a handheld single – lead ECG algorithm for atrial fibrillation detection after coronary revascularization [J]. *Pacing and clinical electrophysiology*, 2023, 46 (7): 782 – 787.

- 5 BRUNDEL B, AI X, HILLS M T, et al. Atrial fibrillation [J]. *Nature reviews disease primers*, 2022, 8 (1): 21.
- 6 GUCUK IPEK E, MARINE J E, HABIBI M, et al. Association of left atrial function with incident atypical atrial flutter after atrial fibrillation ablation [J]. *Heart rhythm*, 2016, 13 (2): 391 – 398.
- 7 AQUINO G J, CHAMBERLIN J, YACIOUB B, et al. Diagnostic accuracy and performance of artificial intelligence in measuring left atrial volumes and function on multiphasic CT in patients with atrial fibrillation [J]. *European radiology*, 2022, 32 (8): 5256 – 5264.
- 8 THOMAS L, MARWICK T H, POPESCU B A, et al. Left atrial structure and function, and left ventricular diastolic dysfunction: JACC state – of – the – art review [J]. *Journal of the American college of cardiology*, 2019, 73 (15): 1961 – 1977.
- 9 DEY D, SLOMKA P J, LEESON P, et al. Artificial intelligence in cardiovascular imaging: JACC state – of – the – art review [J]. *Journal of the American college of cardiology*, 2019, 73 (11): 1317 – 1335.
- 10 SANCHEZ DE LA NAVA A M, ARENAL Á, FERNÁNDEZ – AVILÉS F, et al. Artificial intelligence – driven algorithm for drug effect prediction on atrial fibrillation: an in silico population of models approach [J]. *Frontiers in physiology*, 2021, 12: 1 – 14.
- 11 NOSEWORTHY P A, ATTIA Z I, BEHNKEN E M, et al. Artificial intelligence – guided screening for atrial fibrillation using electrocardiogram during sinus rhythm: a prospective non – randomised interventional trial [J]. *Lancet*, 2022, 400 (10359): 1206 – 1212.
- 12 NASER J A, ATTIA Z I, PISLARU S V, et al. Artificial intelligence application in graves disease: atrial fibrillation, heart failure and menstrual changes [J]. *Mayo clinic proceedings*, 2022, 97 (4): 730 – 737.
- 13 AZAM F B, ANSARI M I, NUHASH S S K, et al. Cardiac anomaly detection considering an additive noise and convolutional distortion model of heart sound recordings [J]. *Artificial intelligence in medicine*, 2022, 133 (11): 102417.
- 14 HARMON D M, SEHRAWAT O, MAANJA M, et al. Artificial intelligence for the detection and treatment of atrial fibrillation [J]. *Arrhythmia & electrophysiology review*, 2023 (4): e12.
- 15 MANNHART D, LEFEBVRE B, GARDELLA C, et al.

- Clinical validation of an artificial intelligence algorithm offering cross – platform detection of atrial fibrillation using smart device electrocardiograms [J]. Archives of cardiovascular diseases, 2023, 116 (5): 249 – 257.
- 16 KAMINSKI A E, ALBUS M L, BALL C T, et al. Evaluating atrial fibrillation artificial intelligence for the ED: statistical and clinical implications [J]. The American journal of emergency medicine, 2022 (4): 98 – 102.
- 17 HAUTVAST G, LOBREGT S, BREEUWER M, et al. Automatic contour propagation in cine cardiac magnetic resonance images [J]. IEEE transactions on medical imaging, 2006, 25 (11): 1472 – 1482.
- 18 ULÉN J, STRANDMARK P, KAHL F. An efficient optimization framework for multi – region segmentation based on Lagrangian duality [J]. IEEE transactions on medical imaging, 2013, 32 (2): 178 – 188.
- 19 DIAO K, LIANG H Q, YIN H K, et al. Multi – channel deep learning model – based myocardial spatial – temporal morphology feature on cardiac MRI cine images diagnoses the cause of LVH [J]. Insights into imaging, 2023, 14 (1): 70.
- 20 MORTAZI A, BURT J, BAGCI U. Multi – planar deep segmentation networks for cardiac substructures from MRI and CT [C]. Quebec: The 8th International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart, 2017.
- 21 LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39 (4): 640 – 651.
- 22 LIN G, MILAN A, SHEN C, et al. RefineNet: multi – path refinement networks for high – resolution semantic segmentation [EB/OL]. [2024 – 09 – 27]. <https://arxiv.org/abs/1611.06612>.
- 23 BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder – decoder architecture for scene segmentation [J]. IEEE transactions on pattern analysis & machine intelligence, 2017, 39 (12): 2481 – 2495.
- 24 RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U – Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. Cham: International Conference on Medical Image Computing and Computer – assisted Intervention, 2015.
- 25 WINTHER H B, HUNDT C, SCHMIDT B, et al. v – net: deep learning for generalized biventricular mass and function parameters using multicenter cardiac MRI data [J]. JACC cardiovascular imaging, 2018, 11 (7): 1036 – 1038.
- 26 LI L, ZIMMER V A, SCHNABEL J A, et al. 2021. Atrial – General: domain generalization for left atrial segmentation of multi – center LGE MRIs [C]. Strasbourg: The 24th International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2021.
- 27 CHEN J, YANG G, KHAN H, et al. JAS – GAN: generative adversarial network based joint atrium and scar segmentations on unbalanced atrial targets [J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2022, 26 (1): 103 – 114.
- 28 SAVIOLI N, MONTANA G, LAMATA P. V – FCNN: volumetric fully convolution neural network for automatic atrial segmentation [M]. Cham: Springer International Publishing, 2019.
- 29 CHEN C, QIN C, QIU H, et al. Deep learning for cardiac image segmentation: a review [J]. Frontiers in cardiovascular medicine, 2020 (3): 25.
- 30 NAGARAJAN V D, LEE S L, ROBERTUS J L, et al. Artificial intelligence in the diagnosis and management of arrhythmias [J]. European heart journal, 2021, 42 (38): 3904 – 3916.
- 31 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]. Medical image analysis, 2018, 46 (5): 202 – 214.
- 32 KANG E, KOO H J, YANG D H, et al. Cycle – consistent adversarial denoising network for multiphase coronary CT angiography [J]. Medical physics, 2019, 46 (2): 550 – 562.
- 33 FANG T, LIU N, NIE S, et al. A deep learning and radiomics based Alberta stroke program early CT score method on CTA to evaluate acute ischemic stroke [J]. Journal of X – ray science and technology, 2024, 32 (1): 17 – 30.
- 34 JABBOUR G, NOLIN – LAPALME A, TASTET O, et al. Prediction of incident atrial fibrillation using deep learning, clinical models, and polygenic scores [J]. European heart journal, 2024, 45 (46): 4920 – 4934.