

人工智能在颈动脉斑块影像学中的研究进展

袁金明^{1,2}, 鲁际^{1,2*}

1. 三峡大学第一临床医学院放射科, 湖北 宜昌 443003; 2. 宜昌市中心人民医院放射科, 湖北 宜昌 443003; *通信作者 鲁际
ycluji01@163.com

【基金项目】北京医学奖励基金睿影优秀项目 (YXJL-2023-0227-0092)

【摘要】颈动脉斑块是缺血性卒中重要的致病因素, 影像学检查对识别颈动脉斑块以及后续临床诊疗具有重要作用。人工智能近年来广泛应用于颈动脉斑块的识别, 可通过分析斑块成分表征判断斑块易损性、及时识别高危斑块。本文对人工智能在颈动脉斑块的影像研究进展进行综述, 包括颈动脉斑块的分割、识别、表征, 探讨人工智能在颈动脉斑块诊断方面的优势与不足。

【关键词】缺血性卒中; 人工智能; 颈动脉斑块; 超声检查; 磁共振成像; 综述

【中图分类号】R445; R743.3; TP181 【DOI】10.3969/j.issn.1005-5185.2026.04.018

Research Progress of Artificial Intelligence in Carotid Plaque Imaging

YUAN Jinming^{1,2}, LU Ji^{1,2*}

1. Department of Radiology, First Clinical Medical College, China Three Gorges University, Yichang 443003, China; 2. Department of Radiology, Yichang Central People's Hospital, Yichang 443003, China; *Address Correspondence to: LU Ji; E-mail: ycluji01@163.com

【Abstract】Carotid plaque is an important pathogenic factor of ischemic stroke. Imaging examination plays an important role in the identification of carotid plaque and subsequent clinical diagnosis and treatment. In recent years, artificial intelligence has been widely used in the identification of carotid plaque. It can determine the vulnerability of plaque and timely identify high-risk plaque by analyzing the characterization of plaque components. This article reviews the research progress of artificial intelligence in carotid plaque imaging, including the segmentation, identification and characterization of carotid plaque, and discusses the advantages and disadvantages of artificial intelligence in the diagnosis of carotid plaque.

【Key words】Ischemic stroke; Artificial intelligence; Carotid plaque; Ultrasonography; Magnetic resonance imaging; Review
Chinese Journal of Medical Imaging, 2026, 34 (4): 467-472

脑卒中是全球范围内致残和死亡的第二大原因。2021年, 该病在全球造成约660万人死亡, 占全球总死亡人数的12%以上^[1]。脑卒中也是我国成人死亡和残疾的首位原因^[2], 而斑块或颈动脉病变是卒中风险评估的重要因素^[3], 及时识别颈动脉斑块、划定风险程度, 对临床明确治疗方案、改善患者预后具有重要意义。目前识别颈动脉斑块及成分主要依赖影像学技术^[4-5], 但影像学图像数据量庞大, 结果常受医师经验水平和时间的影响。将人工智能 (artificial intelligence, AI) 与各种影像学检查技术相结合构建辅助诊断模型, 可以提高诊断效率和效能, 为临床提供参考^[6]。本文对AI在颈动脉斑块的影像研究进展进行综述, 探讨AI在颈动脉斑块诊断方面的优势与不足。

1 AI概述

AI是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新技术科学, 在疾病预测、诊断、预后等方面发挥重要作用^[7]。

机器学习 (machine learning, ML) 作为AI的子集, 与普通AI算法相比, 不需要针对特定任务进行明确编程, 主要依赖专家先验知识进行特征算法训练, 包括k近邻、支持向量机和随机森林等算法。将数据输入ML模型, 经训练后可识别潜在的生物学特征^[8], 但由于依赖人为先验知识、需要手动划定感兴趣区和人工输入数据后才能进行后续识别, 具有一定局限性。

深度学习是ML的子集, 基于神经网络结构, 可处理更抽象的特征定义, 减少对人工预处理步骤的需求^[8]。卷积神经网络是目前医学成像中最流行的深度学习架构类型^[9], 在人工神经网络基础上加入了滤波器。大量图像输入时, 普通人工神经网络因图像中过多的特征信息出现过载, 而卷积神经网络可通过滤波器选择特征进行学习^[10], 从输入图像中识别和提取所需影像学特征, 并将这些特征和结果联系起来。

2 颈动脉血管壁的AI分割

颈动脉血管壁AI分割主要基于无创成像技术, 目

前临床及科研广泛应用的主要有MRI、CT和超声，其中最新的高分辨率血管壁MRI，作为表征血管病理的现代成像技术，能够早期发现血管壁异常^[11]。

Wu等^[12]使用卷积神经网络开发深度形态学辅助诊断网络，设计了一个带加权融合层的深u形卷积神经网络作为分割子网络，同时分割管腔区域和外壁区域，提供血管壁图作为形态学信息，然后，将提取的黑血高分辨率血管壁MRI图像流和获得的形态学流进行组合，在诊断子网络中获得诊断结果，取得了较好的分割性能，同时诊断颈动脉粥样硬化的曲线下面积（AUC）为0.9503，准确度为89.16%，说明训练后的Deep MAD模型不仅能够自动分割管腔及外壁区域，还可以进一步高效地诊断颈动脉粥样硬化。

与二维成像相比，颈动脉血管壁三维MRI可以提高全平面分辨率、扩大覆盖范围，还可以回顾性地生成任意血管壁的二维视图。Gao等^[13]基于三维MRI序列，对包括分叉区域在内的管腔和外壁表面进行分割，同时将可变模型拟合与边界分类相结合的混合分割方法应用于提取管腔表面；三维模型保证了颈动脉的正确形状和拓扑结构，而边界分类则结合相关图像信息，促进了对管腔边界的准确划定；该算法在25例受试者（48条动脉）上进行验证，对于管腔和外壁边界检测，人工和自动确定的轮廓的一致性良好，Dice系数达到0.87。

颈动脉内-中膜厚度是评估早期动脉粥样硬化和心脑血管疾病风险的重要超声指标，该指标的测量精度高度依赖于血管壁边界的准确分割。Azzopardi等^[14]提出一种新的深度神经网络，在颈动脉超声图像使用全自动方法分割中膜外壁和管腔内膜边界，利用基于几何约束目标函数对U-Net进行训练优化，与使用标准广义骰子损失函数训练的U-Net相比，添加几何约束可以提高Dice系数，从而使模型更具鲁棒性，对目标的复杂细节分割能力得到显著提升。

上述研究主要聚焦于颈动脉血管壁分割，尚未深入至与临床预后直接相关的颈动脉斑块分割。因此，将分割目标从血管壁拓展至颈动脉斑块，是后续研究亟待突破的方向。

3 颈动脉斑块的AI分割

颈动脉斑块的AI分割旨在从影像中定量提取斑块的形态学信息，为卒中风险评估提供客观依据。在针对颈动脉斑块的AI分割研究中，超声是一项重要且应用广泛的技术方法。基于超声图像所见的颈动脉斑

块低回声、形态不规则、溃疡等斑块相关因素与缺血性卒中的发生具有相关性^[15]。因此，在超声图像中实现准确的斑块分割，对于量化斑块负荷、辅助临床决策具有重要意义。Qian等^[16]提出并评估集成框架在超声图像中半自动分割动脉粥样硬化斑块的应用，采用线性支持向量机、径向基函数支持向量机、AdaBoost迭代算法和随机森林4种分类算法，结合自动上下文迭代算法对超声图像特征进行有效整合，并在生成的概率图中进行斑块分割，测试了分割性能；其中，与随机森林相结合的分割方法效果最佳，敏感度、特异度和Dice系数分别为80%、97%和0.81。这种基于ML的综合框架通过整合多种算法进行超声图像分割，提高了斑块分割的精确度。

蔡梦媛等^[17]基于二维超声提出一种深度学习颈动脉斑块自动分割方法（U-PResNet），该研究融合残差网络和PReLU激活函数精确获取斑块轮廓，采用624张二维超声图像进行验证，结果显示U-PResNet分割斑块轮廓与人工手动分割非常接近，Dice系数为0.89，相关系数为0.99，且运行时间为16 ms。这种方法提高了斑块分割的准确度，同时缩短了分割时间。在颈动脉斑块超声图像的分割任务中，图像质量通常是影响AI模型性能的关键因素，临床上常出现两类难以处理的图像，分别为边界模糊的低质量图像与由于钙化导致存在高亮区域的图像。针对这一难题，Jain等^[18]设计一种基于Attention U-Net的深度学习模型，并创新性地将其应用于颈动脉斑块分割；该研究回顾性收集679张超声图像，将Attention U-Net模型与U-Net、U-Net++、U-Net+++等3种模型进行比较，结果显示Attention U-Net模型的斑块分割结果饱满、连续，最接近金标准形态，而其他模型的分割结果出现不同程度的遗漏或缺失，且Attention U-Net模型的AUC为0.97，证实该模型能够更好地分割边界模糊及存在高亮区域的斑块图像，在处理不同质量图像时具有更强的鲁棒性。

通过添加2个单独深度学习模型形成混合深度学习模型，可以增强深度学习能力。Jain等^[19]的另一项研究基于深度学习的U-Net架构设计3种新颖的混合深度学习模型，回顾性收集了1649张超声图片、建立不可见数据库进行算法的训练和测试，并比较所有混合深度学习模型与4种单独深度学习模型，结果提示混合深度学习模型优于单独深度学习模型，AUC为0.88。

MRI具有优越的软组织对比度,基于MRI的斑块分割研究也展现出独特优势^[20]。Peng等^[21]基于MRI图像,利用金字塔池和全局特征注意力采样方法对U-Net进行优化,得到比普通U-Net更好的分割效果,Dice系数提高8%;此外,针对小尺寸斑块和小样本数据集,采用基于图像斑块的采集策略进行数据放大,在分割网络中引入变压器模型,提出三维Trans-IS U-Net斑块分割算法,结果表明,该分割算法对颈动脉斑块的分割准确度达到74%,明显高于其他分割网络。

上述研究通过添加其他注意力机制或对U-Net进行改进、整合提高斑块分割精确度,为深度学习提高颈动脉斑块超声分割能力提供了新思路。同时,基于MRI的U-Net优化分割算法也能够提高斑块的分割准确度,为后续进一步研究颈动脉斑块成分打下基础。

4 颈动脉斑块成分的 AI 评估

颈动脉斑块相关的卒中风险不仅与血管狭窄程度有关,还与斑块的组成成分相关。斑块内纤维帽、脂质核心、斑块表面钙化、斑块内新生血管,以及富含炎症细胞都是斑块易损的标志^[22]。传统影像学方法在识别斑块成分方面存在局限,AI特别是深度学习与影像组学,已成为识别斑块成分的重要辅助工具^[23]。

张婕等^[24]为实现颈动脉斑块成分的自动分割,提出一种基于改进DeepLabV3+网络的轻量化分割方法;其对已标识斑块成分的超声图像数据文件进行数据预处理、数据扩充以及感兴趣区域提取,建立颈动脉粥样硬化斑块数据集,将数据集放到DeeplabV3+网络中训练和测试,并结合MobileNet网络优点对原始网络进行优化;研究结果表明,改进算法在平均像素准确度和平均交并比上分别达到86.63%和88.25%,显著优于原DeepLabV3+及Dense-U-Net,验证了该ML方法在超声图像斑块成分识别中的有效性与可行性。

Li等^[25]引入多模态离体MRI与组织学数据,提出一种两阶段深度学习分割框架对颈动脉斑块成分进行分割:第一阶段为卷积神经网络,用于血管壁的粗定位;第二阶段为贝叶斯神经网络,负责斑块成分的精细分类。该研究将其与标准U-Net、DeepLabV3、ResNet-101及人工标注对比,结果表明,该两阶段架构在出血及富含脂质坏死核心的分割任务中,Dice系数达到0.78;在外部测试集上,Dice系数仍保持在0.70,验证了算法的跨设备泛化能力,显著提升了模型对斑块成分的识别精度。

Zhang等^[26]纳入68例颈动脉粥样硬化斑块患者,用三维同步非造影剂血管造影和斑块内出血序列

(simultaneous non-contrast angiography and intraplaque hemorrhage, SNAP)进行大范围颈动脉斑块成像,利用SNAP的强度和形态信息提出一种基于ML的两步分割框架,并对比5种ML分类器的性能:先识别富含脂质的坏死核心、钙化和纤维组织,然后从富含脂质的坏死核心中分割斑块内出血图像,使用朴素贝叶斯、支持向量机、随机森林、梯度增强决策树和人工神经网络5种ML分类器依照两步分割框架进行斑块成分分割,结果显示随机森林是总体最佳分类器,其对富含脂质的坏死核心和钙化的相关系数均超过0.82,验证了使用SNAP序列识别斑块成分的可行性。使用单个SNAP序列的分割方法可能是一种有前途的动脉粥样硬化斑块成分评估工具,有望为临床提供更准确的斑块成分诊断。

虽然目前应用深度学习模型分割颈动脉斑块成分精度不高,但通过将深度学习模型与MRI新序列相结合、改良U-Net模型及ML算法模型等方法,可以进一步提高对斑块成分分割的准确度。

5 高危颈动脉斑块的 AI 识别

颈动脉高危斑块又称高风险斑块,是指管腔表面破坏、富含脂质的坏死核心占据壁40%以上的斑块,或斑块内出血的情况^[27]。存在高危颈动脉斑块的患者发生脑卒中等不良临床事件的概率增加,将AI与影像学检查相结合能够早期、快速识别高危斑块,为临床决策提供依据。

斑块内新生血管是斑块不稳定和破裂的重要生物标志物,也是缺血性脑血管病症状发生的独立危险因素^[28]。超声造影对颈动脉斑块内的新生血管的敏感度较高,已成为识别高危斑块的重要工具^[29]。Akkus等^[30]开发基于超声造影的颈动脉斑块内新生血管量化软件,通过融合无监督聚类算法、模式匹配与斑点跟踪等AI技术,对23例有症状患者的45个斑块进行了分析,该软件的分析结果与2项定量成像生物标志物的人工视觉斑块内新生血管评分非常吻合,提示该软件对识别含新生血管的高危斑块有临床参考意义。

颈动脉血管壁MRI能够识别高危动脉粥样硬化病变。传统轴向采集MRI序列的扫描时间较长,而新开发的快速三维-多回波恢复梯度颈动脉黑血MRI序列不仅可覆盖大范围颈动脉,还能够描述动脉粥样硬化病变负担、严重程度和管腔狭窄程度^[31]。Chen等^[32]用三维-多回波恢复梯度序列,开发和评估一个领域自适应和全自动化的审查工作流程(lesion assessment through tracklet evaluation, LATTE),共纳入279例颈

动脉粥样硬化患者的颈动脉血管壁MRI评估动脉粥样硬化性疾病，利用新颖的无监督领域自适应算法，准确地将动脉分为正常动脉和早期、晚期病变，对晚期病变和所有病变检测的AUC分别达到0.88和0.83以上；通过引入无监督域自适应技术，模型在多中心数据集的AUC提升了0.02~0.08，在不同的机器上无需对新数据集重新额外注释；但该研究专注于技术开发和验证，只预测了每个切片的正常、早期、晚期3种分类，未进一步探索对临床治疗有益的LATTE定量评估，缺乏更多的血管特征，临床价值有待进一步探索。

Zhang等^[33]首次使用基于ML的影像组学方法和多对比MRI对高危颈动脉斑块进行分析，回顾性收集162例颈动脉狭窄患者的斑块影像，记录并计算颈动

脉斑块的影像学特征，建立传统模型；在提取这些图像的影像组学特征后，构建基于高危斑块的MRI模型并进行评估，结果显示基于MRI的影像组学模型可以准确区分有症状和无症状的颈动脉斑块，其诊断效能（AUC=0.98）显著优于传统影像模型（0.80），在高危斑块的识别上优于传统模型。

总之，采用新算法的颈动脉斑块内新生血管量化软件、用三维-多回波恢复梯度血管壁成像MRI、多对比MRI结合AI构建模型均有助于早期识别高危斑块，对临床早期诊治有一定的价值，但上述研究的样本量小，包含的影像学特征有限，缺乏病理学及进一步前瞻性研究验证，仍需在大规模队列研究中进一步完善（上述各方法总结见表1）。

表1 AI在颈动脉斑块影像学中的研究进展

研究领域	作者	AI模型/方法	关键发现与效能指标
颈动脉血管壁的AI分割	Wu等 ^[12]	深度形态学辅助诊断网络	同时分割管腔和外壁区域，并诊断动脉粥样硬化；诊断粥样硬化的AUC为0.95，准确度为89.16%
	Gao等 ^[13]	混合分割方法（可变模型+边界分类）	实现管腔和外壁表面的三维分割；Dice系数达到0.87
	Azzopardi等 ^[14]	U-Net +几何约束目标函数	分割中膜外壁和管腔内膜；几何约束提高了Dice系数，使模型更具鲁棒性
颈动脉斑块的AI分割	Qian等 ^[16]	集成框架（结合支持向量机、自适应增强、随机森林等多种分类器及自动上下文迭代）	提高了斑块分割精确度；随机森林方法最佳，Dice系数为0.81，敏感度为80%，特异度为97%
	蔡梦媛等 ^[17]	U-PRResNet: 融合残差网络和PReLU激活函数	精确获取斑块轮廓；Dice系数为0.89，相关系数为0.99，运行时间仅16 ms
	Jain等 ^[18]	基于Attention U-Net的ML模型	处理边界模糊、有钙化高亮区域的低质量图像时表现优异；分割结果饱满、连续，AUC为0.97，鲁棒性强
	Jain等 ^[19]	混合ML模型（基于U-Net架构）	混合模型优于单独深度学习模型，AUC为0.88
	Peng等 ^[21]	三维Trans-IS U-Net算法（结合U-Net、金字塔池、全局特征注意力和变压器模型）	优化了小尺寸斑块和小样本数据的分割；分割准确度达到74%，明显高于其他网络
颈动脉斑块成分的AI评估	张婕等 ^[24]	改进的DeepLabV3+网络+MobileNet网络	分割斑块成分，改进后平均像素准确度86.63%，平均交并比88.25%，优于原版ML算法
	Li等 ^[25]	两阶段ML框架：CNN+贝叶斯神经网络	分割出血及富含脂质坏死核心；Dice系数0.78，外部验证集Dice系数为0.70，具备跨设备泛化能力
	Zhang等 ^[26]	基于ML的两步分割框架+5种ML分类器	准确识别出血、钙化等斑块成分；随机森林为最佳分类器，识别坏死核心和钙化的相关系数>0.82
高危颈动脉斑块的AI识别	Akkus等 ^[30]	斑块内新生血管量化软件	自动分析新生血管；软件分析结果与人工视觉评分高度吻合，有助于识别高危斑块
	Chen等 ^[32]	领域自适应自动化审查工作流程+无监督领域自适应算法	自动将动脉分为正常、早期、晚期病变；对晚期病变AUC>0.88，领域自适应技术提升了模型在多中心数据上的效能
	Zhang等 ^[33]	基于ML的影像组学模型	区分有症状和无症状颈动脉斑块；影像组学模型AUC为0.98，在斑块识别方面由于传统模型

注：AI为人工智能，ML为机器学习，AUC为曲线下面积

6 颈动脉斑块影像学中 AI 的局限性和展望

AI在颈动脉斑块评估中已展现出重要价值。在MRI领域,通过添加注意力机制、U-Net改良等深度学习算法优化,并结合SNAP、多对比等新序列,其在血管壁与斑块分割、成分评估及高危斑块识别等方面取得了良好诊断效能;在超声领域,超声造影、二维超声联合剪切波弹性成像^[34]均已被证实可有效评估斑块易损性及心血管疾病相关性,而超声与残差网络、XGBoost等深度学习模型相结合,在斑块分割与风险预测方面也展现出巨大潜力,有望用于大规模脑卒中筛查,在未来或可在大规模脑卒中筛查中发挥重要作用。

但目前研究仍然存在研究队列规模太小、需要手动划定感兴趣区、与临床指标相结合的研究较少、缺乏相应前瞻性研究等问题。虽然AI可以执行智能操作,处理大量复杂数据,但目前仍旧缺乏可解释性。未来,随着科学技术发展,AI算法的迭代优化,有望在颈动脉斑块影像学发展中发挥更重要的辅助作用。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] GBD 2021 Nervous System Disorders Collaborators. Global, regional, and national burden of disorders affecting the nervous system, 1990-2021: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021[J]. *Lancet Neurol*, 2024, 23(4): 344-381. DOI: 10.1016/S1474-4422(24)00038-3.
- [2] Report on Stroke Prevention and Treatment in China Writing Group. 《中国脑卒中防治报告2021》概要[J]. *中国脑血管病杂志*, 2023, 20(11): 783-793. DOI: 10.3969/j.issn.1672-5921.2023.11.009.
- [3] Thorsson B, Eiriksdottir G, Sigurdsson S, et al. Population distribution of traditional and the emerging cardiovascular risk factors carotid plaque and IMT: the REFINE-Reykjavik study with comparison with the Tromsø study[J]. *BMJ Open*, 2018, 8(5): e019385. DOI: 10.1136/bmjopen-2017-019385.
- [4] Shami A, Sun J, Gialeli C, et al. Atherosclerotic plaque features relevant to rupture-risk detected by clinical photon-counting CT ex vivo: a proof-of-concept study[J]. *Eur Radiol Exp*, 2024, 8(1): 14. DOI: 10.1186/s41747-023-00410-4.
- [5] Kanematsu Y, Kanazawa Y, Shimada K, et al. Characterization of carotid plaques using chemical exchange saturation transfer imaging[J]. *Neuroradiology*, 2024, 66(9): 1617-1624. DOI: 10.1007/s00234-024-03401-3.
- [6] Yang Y, Ye L, Feng Z. Application of artificial intelligence in medical imaging: current status and future directions[J]. *iRADIOLOGY*, 2025, 3(2): 144-151. DOI: 10.1002/ird3.70008.
- [7] Hameed EK, Al-Ameri LT. Artificial intelligence: the gateway to better medical diagnosis[J]. *Al-Kindy Col Med J*, 2024, 20(1): 1-3. DOI: 10.47723/w1ymg293.
- [8] Zhang A, Wu Z, Wu E, et al. Leveraging physiology and artificial intelligence to deliver advancements in health care[J]. *Physiol Rev*, 2023, 103(4): 2423-2450. DOI: 10.1152/physrev.00033.2022.
- [9] Krichen M. Convolutional neural networks: a survey[J]. *Computers*, 2023, 12(8): 151. DOI: 10.3390/computers12080151.
- [10] Zhong Z, Yang W, Zhu C, et al. Role and progress of artificial intelligence in radiodiagnosing vascular calcification: a narrative review[J]. *Ann Transl Med*, 2023, 11(2): 131. DOI: 10.21037/atm-22-6333.
- [11] Tritanon O, Mataeng S, Apirakkan M, et al. Utility of high-resolution magnetic resonance vessel wall imaging in differentiating between atherosclerotic plaques, vasculitis, and arterial dissection[J]. *Neuroradiology*, 2023, 65(3): 441-451. DOI: 10.1007/s00234-022-03093-7.
- [12] Wu J, Xin J, Yang X, et al. Deep morphology aided diagnosis network for segmentation of carotid artery vessel wall and diagnosis of carotid atherosclerosis on black-blood vessel wall MRI[J]. *Med Phys*, 2019, 46(12): 5544-5561. DOI: 10.1002/mp.13739.
- [13] Gao S, van 't Klooster R, Kitslaar PH, et al. Learning-based automated segmentation of the carotid artery vessel wall in dual-sequence MRI using subdivision surface fitting[J]. *Med Phys*, 2017, 44(10): 5244-5259. DOI: 10.1002/mp.12476.
- [14] Azzopardi C, Camilleri KP, Hicks YA. Bimodal automated carotid ultrasound segmentation using geometrically constrained deep neural networks[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(4): 1004-1015. DOI: 10.1109/JBHI.2020.2965088.
- [15] 王意丹, 彭格红, 张松松. 三维能量多普勒超声评估颈动脉斑块与缺血性卒中发生的相关性[J]. *中国医学影像学杂志*, 2021, 29(3): 277-280. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2021.03.024.
- [16] Qian C, Yang X. An integrated method for atherosclerotic carotid plaque segmentation in ultrasound image[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 153: 19-32. DOI: 10.1016/j.cmpb.2017.10.002.
- [17] 蔡梦媛, 周然, 程新耀, 等. 基于深度学习的颈动脉超声图像斑块分割算法[J]. *生命科学仪器*, 2020, 18(3): 45-53. DOI: 10.11967/2020180605.
- [18] Jain PK, Dubey A, Saba L, et al. Attention-based U-Net deep learning model for plaque segmentation in carotid ultrasound

- for stroke risk stratification: an artificial intelligence paradigm[J]. *J Cardiovasc Dev Dis*, 2022, 9(10): 326. DOI: 10.3390/jcdd9100326.
- [19] Jain PK, Sharma N, Giannopoulos AA, et al. Hybrid deep learning segmentation models for atherosclerotic plaque in internal carotid artery B-mode ultrasound[J]. *Comput Biol Med*, 2021, 136: 104721. DOI: 10.1016/j.compbimed.2021.104721.
- [20] Pakizer D, Kozel J, Elmers J, et al. Diagnostics accuracy of magnetic resonance imaging in detection of atherosclerotic plaque characteristics in carotid arteries compared to histology: a systematic review[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2025, 61(3): 1067-1093. DOI: 10.1002/jmri.29522.
- [21] Peng D, Yu X, Peng W, et al. DGFAU-Net: Global feature attention upsampling network for medical image segmentation[J]. *Neural Comput Appl*, 2021, 33(18): 12023-12037. DOI: 10.1007/s00521-021-05908-9.
- [22] van Veelen A, van der Slangen NMR, Delewi R, et al. Detection of vulnerable coronary plaques using invasive and non-invasive imaging modalities[J]. *J Clin Med*, 2022, 11(5): 1361. DOI: 10.3390/jcm11051361.
- [23] Scicolone R, Vacca S, Pisu F, et al. Radiomics and artificial intelligence: general notions and applications in the carotid vulnerable plaque[J]. *Eur J Radiol*, 2024, 176: 111497. DOI: 10.1016/j.ejrad.2024.111497.
- [24] 张婕, 邓成梁, 谢盛华, 等. 基于深度学习的颈动脉粥样硬化斑块成分识别[J]. *成都信息工程大学学报*, 2021, 36(2): 143-148. DOI: 10.16836/j.cnki.jcuit.2021.02.003.
- [25] Li R, Zheng J, Zayed MA, et al. Carotid atherosclerotic plaque segmentation in multi-weighted MRI using a two-stage neural network: advantages of training with high-resolution imaging and histology[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2023, 10: 1127653. DOI: 10.3389/fcvm.2023.1127653.
- [26] Zhang Q, Qiao H, Dou J, et al. Plaque components segmentation in carotid artery on simultaneous non-contrast angiography and intraplaque hemorrhage imaging using machine learning[J]. *Magn Reson Imaging*, 2019, 60: 93-100. DOI: 10.1016/j.mri.2019.04.001.
- [27] Saba L, Cau R, Vergallo R, et al. Carotid artery atherosclerosis: mechanisms of instability and clinical implications[J]. *Eur Heart J*, 2025, 46(10): 904-921. DOI: 10.1093/eurheartj/ehae933.
- [28] 李景植, 华扬, 刘然, 等. 超声造影检测颈动脉斑块内新生血管与症状性缺血性脑血管病的相关性研究[J]. *中国脑血管病杂志*, 2023, 20(2): 90-95. DOI: 10.3969/j.issn.1672-5921.2023.02.003.
- [29] Uchihara Y, Saito K, Motoyama R, et al. Neovascularization from the carotid artery lumen into the carotid plaque confirmed by contrast-enhanced ultrasound and histology[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2023, 49(8): 1798-1803. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2023.04.002.
- [30] Akkus Z, van Burken G, van den Oord SCH, et al. Carotid intraplaque neovascularization quantification software (CINQS)[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2015, 19(1): 332-338. DOI: 10.1109/JBHI.2014.2306454.
- [31] Baylam Geleri D, Watase H, Chu B, et al. Detection of advanced lesions of atherosclerosis in carotid arteries using 3-dimensional motion-sensitized driven-equilibrium prepared rapid gradient echo (3D-MERGE) magnetic resonance imaging as a screening tool[J]. *Stroke*, 2022, 53(1): 194-200. DOI: 10.1161/STROKEAHA.120.032505.
- [32] Chen L, Zhao H, Jiang H, et al. Domain adaptive and fully automated carotid artery atherosclerotic lesion detection using an artificial intelligence approach (LATTE) on 3D MRI[J]. *Magn Reson Med*, 2021, 86(3): 1662-1673. DOI: 10.1002/mrm.28794.
- [33] Zhang R, Zhang Q, Ji A, et al. Identification of high-risk carotid plaque with MRI-based radiomics and machine learning[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(5): 3116-3126. DOI: 10.1007/s00330-020-07361-z.
- [34] 朱珊, 孙楠, 陶宏宇, 等. 剪切波弹性成像评估颈动脉斑块与冠状动脉病变程度的相关性[J]. *中国医学影像学杂志*, 2023, 31(4): 326-331. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2023.04.005.
- 【收稿日期】2024-01-22 【修回日期】2025-01-23
(本文编辑 冯婧)