

急性缺血性脑卒中磁共振标注专家共识

中国医师协会放射医师分会急诊影像专委会

急性缺血性脑卒中(acute ischemic stroke, AIS)是最常见的卒中类型,占我国新发卒中的 69.6%~72.8%^[1]。急性期的时间划分尚不统一,一般指发病后 2 周内,轻型为 1 周内,重型为 1 个月内^[1]。

MRI 是 AIS 的重要影像学检查手段。其多序列成像技术,包括扩散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)、表观扩散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)、指数 ADC(exponential ADC, eADC)以及液体衰减反转恢复序列(fluid-attenuated inversion recovery, FLAIR)等,能够高灵敏度地反映脑组织缺血所致的微观结构变化^[2]。

MRI 图像中病灶的准确标注,对于卒中患者的诊断和个体化治疗方案的制定至关重要。由于病灶的形态复杂及信号多变,手动标注通常被视为病灶识别的“金标准”,但其耗时长且难以避免主观差异,限制了临床的广泛应用^[3]。近年来,基于深度学习的自动分割方法在卒中病灶识别与定量分析中展现出显著潜力,其能够实现快速、可重复的病灶提取^[4]。对于 AIS 患者,该方法在及时决策再灌注治疗、减少神经损伤及改善长期功能恢复方面具有重要价值^[5]。然而,深度学习分割技术在临床实际推广中仍面临多重挑战。首先,构建高质量、具有高判读一致性的大规模标注数据集的难度较大。数据来源受到临床隐私保护政策、多中心数据共享机制缺乏的制约;同时,标注过程需要神经影像专业医师深度参与,人力成本高昂,一致性控制难度大。其次,现有标注流程缺乏统一的技术标准与操作规范。不同医疗机构、不同标注者之间存在显著的主观差异,加之 MRI 设备型号、成像参数与序列差异导致的影像异质性,进一步降低了算法模型的泛化能力与鲁棒性。因此,制定 AIS MRI 图像标注专家共识具有重要的现实意义。通过明确的标注标准与操作流程,可提升标注结果的一致性与可重复性,促进深度学习模型在卒中诊断、治疗决策及预后评估中的临床转化与应用。

1 AIS 的定义和 MRI 影像学表现

AIS 是脑部动脉系统的急性阻塞,导致相应供血区域的脑组织血流中断或显著减少,引发脑组织缺血、缺氧性坏死,进而造成神经功能缺损的一类脑血管疾病^[1]。其核心诊断标准^[1,6]:(1)急性起病,表现为局灶性神经功能缺损,少数患

者可出现全面神经功能缺损;(2)神经影像学(CT、MRI)显示缺血病灶,若无影像学证据,则需症状/体征持续超过 24 h,并排除非血管性病因;(3)脑 CT/MRI 排除脑出血。

AIS 在 MRI 上的表现具有高度特异性和敏感性。DWI 序列能在脑组织发生缺血后几分钟至数小时内,显示受累区域的高信号,反映细胞毒性水肿造成的水分子扩散受限(图 1)^[2]。伴随的 ADC 图像则表现为低信号,eADC 图像表现为高信号,有助于鉴别缺血核心,排除 T₂ 透射效应(图 1)^[2]。FLAIR 序列在 AIS 早期可帮助推断病灶发病时间,DWI 阳性但 FLAIR 阴性提示处于超急性期,对溶栓治疗窗的评估具有参考价值^[1]。T₂WI 和 T₁WI 在急性期虽敏感性相对较低,但对评估梗死范围、脑水肿及后续病理变化仍具有重要价值。

2 标注要求

2.1 标注来源图像质控要求

所有用于标注的颅脑 MRI 数据推荐在 1.5 T 及以上磁场强度的磁共振设备上采集,其中 3.0 T 设备具备更高信噪比、空间分辨率和组织对比分辨率,可显著提升细小结构及微小病灶的检出率^[7,8]。设备需具备高性能梯度场和高分辨率 2D/3D 图像采集能力,建议使用 8 通道及以上多通道头部线圈,并有完善的射频屏蔽设施^[7,9,10]。MRI 设备必须按照制造商推荐和医院内部标准进行预防性维护,定期检查主磁体系统、梯度系统、射频线圈及冷却系统等关键部件^[10]。

图像采集过程必须严格遵循标准化操作规程,所有步骤应由经过专业培训的 MRI 技师负责执行^[7]。AIS 颅脑 MRI 序列包括 T₁WI、T₂WI、T₂-FLAIR 和 DWI,扫描范围覆盖全脑(枕骨大孔至颅顶),推荐层厚≤5 mm,层间距应不大于层厚的 20%。若能进行三维各向同性薄层扫描,将更为理想。扫描以轴面为主,可根据需要采集冠状面、矢状面(表 1)^[2,7,8]。采集流程实行全流程、多环节质控,包括(1)扫描前对患者进行体位固定以减少运动伪影;(2)扫描过程中 MRI 技师实时监测图像质量并及时调整参数;(3)扫描结束后由技师进行图像初步核查,最终由具备神经影像诊断经验的放射科医师对图像质量进行严格审核,确保扫描数据的准确性、完整性和临床可用性^[2,7,9]。

MRI 图像数据质量评价,需综合考虑主观评价与客观指标^[11]。主观评价采用 Likert 5 级评分法,由具有丰富神经影像诊断经验的影像医师对图像对比度、细节展示及空间分辨率进行全面评估,确保病变与周围组织的对比清晰,且无明显伪影干扰^[11]。客观评价主要依据信噪比(signal-to-noise

本研究系国家重点研发计划(基金编号:2022YFA1004204)。

执笔单位:710032 西安,中国人民解放军空军军医大学西京医院放射科(许荆棘);通讯作者:710032 西安,中国人民解放军空军军医大学西京医院放射科(郑敏文)

ratio, SNR), 通过在感兴趣区测量信号强度与背景噪声比值, 反映图像清晰度; SNR 值越高, 图像细节越丰富, 质量越优。对比噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)也是关键参数, 评估病灶信号与周围组织信号差异, 在判别病变边界和性质时具有重要作用。在质量评价时, 结合 SNR 与 CNR 参数进行综合分析, 剔除 Likert 评分<3 分(即图像质量差, 不能满足诊断需求)或 SNR、CNR 较低的图像数据。

2.2 图像数据存储要求

影像数据的存储需遵循科学、规范与安全的要求, 以支持高质量的后续分析。原始影像数据应以医学数字成像与通信(digital imaging and communications in medicine, DICOM)格式存储, 完整保留原始设备参数, 包括磁场强度、回波时间、重复时间、b 值等关键信息。在后续处理流程中, 建议采用 dem2niix 等标准工具将原始 DICOM 影像数据转换为神经影像信息学技术倡议(neuroimaging informatics technology initiative, NIFTI)格式, 配套生成 JSON 文件记录相关技术参数^[3]。所有数据均需去除能够识别个人身份的敏感信息, 严格遵循相关医学伦理和法律法规, 并设置多级访问权限, 保障数据隐私与合规性^[12,13]。病灶标注应以与原始影像空间严格对齐的二进制掩膜文件(NIFTI 格式)保存。数据目录应严格遵循脑成像数据结构(brain imaging data structure, BIDS)标准, 采用分层结构组织, 并按规范方式命名各类文件(图 2)^[14]。所有数据的获取和共享流程须经过伦理委员会审批; 若豁免知情同意, 也应在文档中明确说明依据和批准情况^[13]。数据安全与访问控制应采用严格的用户权限管

理, 通过加密传输与存储保护数据完整性。同时建立定期备份机制, 防止数据丢失, 并设置灾难恢复计划, 以确保数据的长期可用性。

2.3 标注平台及工具

颅脑 MRI 数据标注平台与工具的选择需满足高准确性、标准化、易用性及数据隐私合规等要求。理想的平台应支持多模态 MRI 序列(如 DWI、FLAIR、T₁WI、T₂WI), 能够实现原始空间与标准空间(如 MNI 空间)之间的配准, 兼容深度学习算法常用的数据格式(如 NIFTI、BIDS), 并具备专家协同标注与多轮质控功能。平台应支持手动/半自动标注、批量处理、隐私数据脱敏、元数据管理及质控回溯, 确保输出的病灶标注一致性与可追溯性。

在主流工具中, ITK-SNAP^[15]以操作友好、三维可视化与精细手动/半自动分割优势, 在 AIS 研究和公开大规模数据集(ATLAS、ISLES 等)中被广泛采用, 尤其适用于 DWI 等序列的“金标准”医学专家分割^[16,17]。3D Slicer^[18]凭借模块化设计、丰富的插件及多模态序列支持, 适合大规模数据的三维体素级分割、批量质控以及与深度学习流程无缝集成。此外, MONAI^[19]作为专为医学影像深度学习打造的开源平台, 支持 DICOM/NIFTI 数据的预处理、扩增、到模型训练及自动分割全流程, 能够与 3D Slicer 等工具高效协同^[20], 实现人工智能(AI)预标注与人工校正相结合的高效闭环流程。

2.4 标注方式

在颅脑 MRI 数据标注过程中, 常见的标注方式包括手动、半自动以及全自动三类。手动标注主要由医学专家使用专业工具(ITK-SNAP、3D Slicer 等)逐层勾画感兴趣区域(如卒中病灶), 以获得“金标准”标签。该方式强调精确性和可靠性, 但过程极为耗时、依赖专家经验, 应用于高准确性需求的数据集构建^[16,17]。半自动标注是结合自动算法预分割与专家人工修正的混合标注技术, 属于“人在环路混合智能”(human-in-the-loop hybrid intelligence)交互设计的一种实现方式。该方法通过算法检测疑似缺血区域并生成初步标注, 由医学影像专家进行必要的审核和人工校正, 形成高质量的最终标注结果, 在保持人类专家判断准确性的同时, 显著提高了标注效率^[21]。例如, 通过运用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型, 在 MRI 图像上自动标识出信号异常区域, 影像专家进行手动修正。因此, 人机交互界面设计应充分考虑专家对标注结果的直观调整需求。优秀的交互界面不仅应支持拖拽调整、多边形编辑和局部擦除等操作, 还应提供实时预览和智能纠错提示, 帮助专家快速定位并修改错误标注。全自动方法基于深度学习或传统图像分割算法, 自动完成大批量 MRI 病灶标签的生成。自动分割可显著减轻标注负担, 适合大数据集, 但模型生成的结果仍需人工进行定性及定量质控和必要的后处理修正。

在 AIS 患者的 MRI 影像诊断中, 多模态数据(如 DWI、ADC、FLAIR 序列)具有互补优势。不同 MRI 序列间的信号分布和病理表现存在一定差异, 单一序列往往难以全面反映病灶情况。因此, 多模态融合交互设计成为提高标注准确性

表 1 推荐的 AIS MRI 扫描参数

序列	扫描参数推荐
T ₁ WI	SE 或 FSE 序列, TR 300~800 ms, TE< 30 ms, 层厚 ≤ 5 mm, 层间距≤层厚× 20%, FOV(200~240)mm ×(200~240) mm, 矩阵≥ 256 × 192, 扫描方位以轴面为主
T ₂ WI	SE 或 FSE 序列, TR > 2000 ms, TE 80~130 ms, 层厚 ≤ 5 mm, 层间距≤层厚× 20%, FOV(200~240) mm ×(200~240) mm, 矩阵 ≥ 256 × 192, 扫描方位以轴面为主
T ₂ -FLAIR	TR > 8000~10000 ms, TE 80~130 ms, TI 2000~2500 ms, 层厚 ≤ 5 mm, 层间距≤层厚× 20%, FOV(200~240)mm ×(200~240)mm, 矩阵≥ 256 × 192, 扫描方位以轴面为主
DWI	推荐采用双 b 值(0 s/mm ² 和 1000 s/mm ²), TR 3000~10000 ms, TE 取平台最短, 层厚 ≤ 5 mm, 层间距≤层厚× 20%, FOV(200~240)mm ×(200~240)mm, 矩阵≥ 128 × 128, 扫描方位以轴面为主
ADC/eADC	DWI 序列扫描时由 MRI 设备自动生成

注: TR: 重复时间; TE: 回波时间; TI: 反转时间; FOV: 视野范围; SE: 自旋回波; FSE: 快速自旋回波。

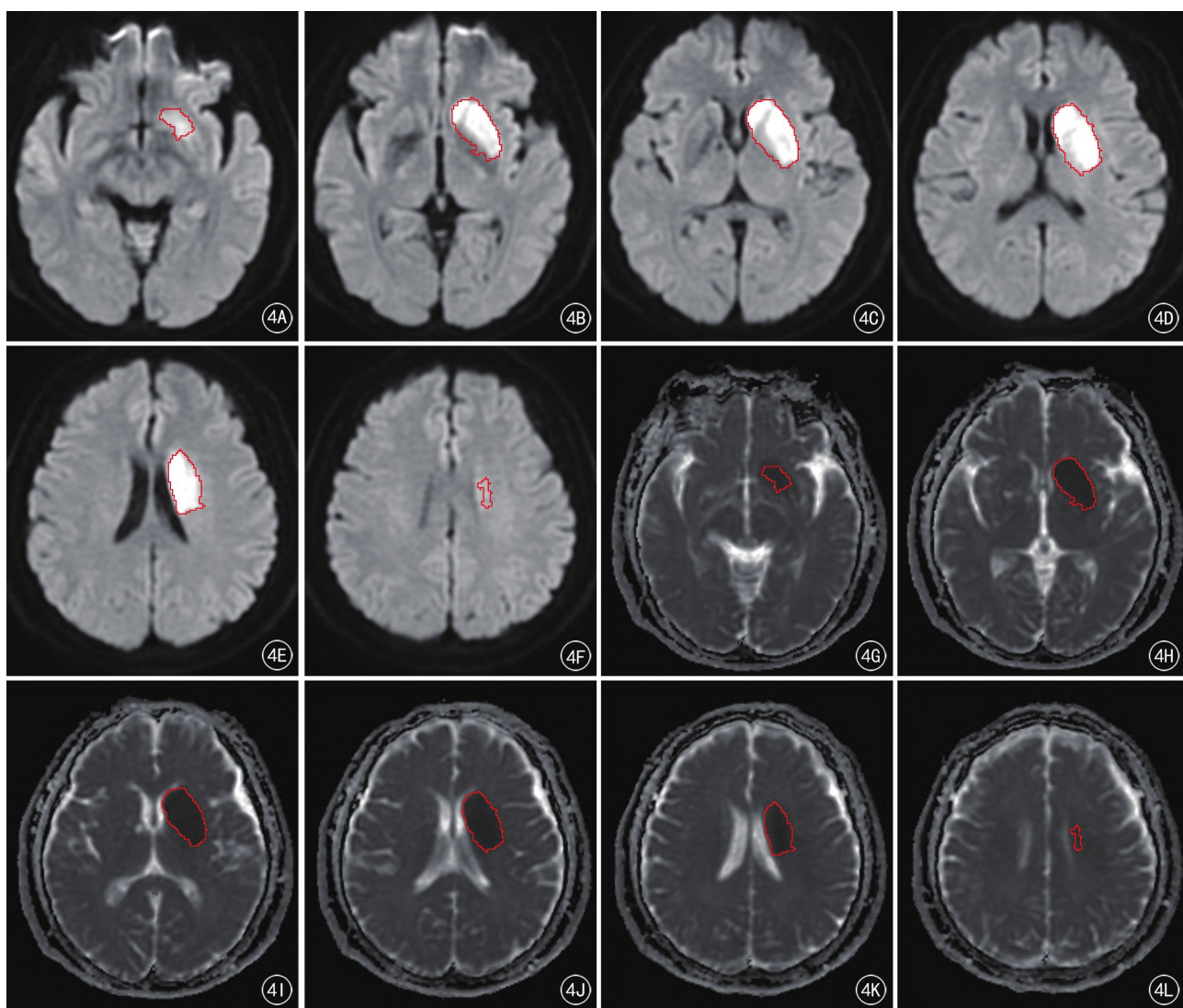


图4 AIS的MRI标注示例。A~F. DWI图像显示高信号病灶;G~L.ADC图显示相应低信号病灶;在ADC图像上采用阈值初步确定病灶范围,在DWI图像上最终修改确定边界

通过标注工具软件多平面(轴位、冠状位、矢状位)同步观察,精确确定病灶的位置和边界。DWI序列对急性缺血高度敏感,能够在发病后的数分钟至数小时内清晰显示急性缺血所致的高信号区域^[22]。然而,DWI高信号可能因 T_2 透射效应的干扰而产生假阳性结果,需结合ADC或eADC序列进行鉴别。典型的急性缺血灶表现为DWI高信号区域,且对应的ADC图像呈低信号,eADC图像呈高信号^[23,24]。

标注人员逐层手动绘制病变轮廓,注意区分病变与周围正常组织、脑脊液(CSF)、血管间隙等结构。在标注过程中,需交叉对比DWI、ADC、eADC序列,确保分割范围一致。具体标注过程可以在标注软件中(如ITK-SNAP、3D Slicer)同时加载DWI序列和ADC序列,利用阈值分割工具,将ADC值 $\leq 620 \times 10^{-6} \text{ mm}^2/\text{s}$ 的初步标记为缺血病灶,然后在DWI图像上进一步确定病灶边界(图4)。在标注过程中,同时参考 $T_1\text{WI}$ 、 $T_2\text{WI}$ 或FLAIR序列,排除出血($T_1\text{WI}$ 高信号、 $T_2\text{WI}$ 低信号)、慢性病灶(FLAIR高信号且形态稳定)等非急性缺血性病变的干扰。

针对模糊或不确定区域,应遵循谨慎原则,即在缺乏明确界限时避免盲目扩展标注范围,以减少误判和假阳性。应结合多模态MRI序列(如DWI、ADC、eADC和FLAIR)综合判断病灶边界,利用各序列的互补信息提升识别的准确度^[4]。对于信号强度不均或呈现非典型表现的区域,推荐采用多专家联合评审,结合临床资料和发病时间窗,最大限度减少主观偏差导致的判断误差^[4]。标注人员应详细记录疑似模糊区域的处理意见及异议,便于后续质量控制和数据追踪^[16]。

每处AIS病灶由标注医师完成初步标注与复核,随后按2.6节要求进行审核与仲裁。

3.3 数据验收

数据验收流程应依据事先制定的标注方案和技术规范,全面评估标注数据的规范性、一致性及完整性。验收重点包括:标注完整性(确保所有病例均已完成标注且无遗漏)、格式规范性(数据格式符合预设标准)、元数据完整性(临床信息和影像参数记录完整准确)及文件命名规范性。验收合格后生成数据集质量报告。

4 小结

AIS 的 MRI 标注是一项极其精细和关键的专业工作。标注过程不仅仅是简单的图像描绘,更是融合影像学、临床医学和 AI 技术的复杂系统工程。医学影像专家应遵循严格的专业标准,从标注前准备、数据获取、标注实施到最终验收,每个环节都需要高度的专业性和谨慎态度。多模态 MRI 序列的综合运用是提高标注准确性的关键。通过整合 DWI、ADC 等不同序列,专家可以更全面、精确地识别急性缺血性病灶的位置和范围。同时,建立多层级专家审核机制,通过标注医师、审核医师和仲裁医师的分级验证,可有效降低个人的主观偏差,提高标注数据的可靠性和一致性。

未来,随着 AI 技术的不断发展,AIS MRI 标注将向更加智能化、自动化的方向演进。但无论技术如何进步,专家的专业判断和临床经验仍将是保证标注质量的核心要素。持续的技术创新、标准化流程优化和跨学科协作,将推动 AIS 影像标注技术不断进步,为精准医疗和临床研究提供更高质量的数据支持。

共识专家组成员(按姓氏拼音排列):

白 岩:河南省人民医院
陈 尘:北京大学人民医院
陈唯唯:华中科技大学同济医学院附属同济医院
付 琳:首都医科大学附属北京同仁医院
龚良庚:南昌大学第二附属医院
黄世廷:山东第一医科大学附属省立医院
黄文才:中部战区总医院
黄召勤:山东省立医院医学
黄子星:四川大学华西医院,四川大学华西天府医院
韩 丹:首都医科大学附属北京友谊医院
雷军强:兰州大学第一医院
李春媚:北京医院
李华丽:郑州大学附属洛阳中心医院
李 颖:解放军总医院第一医学中心
李跃华:上海交通大学医学院附属上海第六人民医院
刘梦奇:重庆医科大学附属第一医院
马 静:新疆生产建设兵团医院
孟闫凯:徐州医科大学附属医院
师毅冰:江苏省徐州市中心医院
孙梦恬:郑州大学第一附属医院
石 喻:中国医科大学附属盛京医院
唐 伟:川北医学院附属医院
田 冰:海军军医大学长海医院
王 芳:山东大学齐鲁医院
王 鹤:北京大学第一医院
王 静:深圳前海蛇口自贸区医院
王 静:吉林大学第一医院
王明亮:上海市老年医学中心/复旦大学附属中山医院
王志伟:北京协和医院

王新江:解放军总医院第二医学中心
温志波:南方医科大学珠江医院
文娣娣:空军军医大学西京医院
谢德轩:哈尔滨医科大学附属第一医院
谢佩怡:中山大学附属第六医院
徐 黎:北京积水潭医院
许晓泉:江苏省人民医院/南京医科大学第一附属医院
许荆棘:空军军医大学西京医院
严承功:南方医院影像诊断科
杨延辉:首都医科大学宣武医院
薛华丹:北京协和医院
郁义星:苏州大学附属第一医院放射科
袁文昭:广西医科大学第一附属医院放射科
袁 璞:上海交通大学医学院附属第九人民医院
张立娜:中国医科大学附属第一医院
张瑞平:山西医科大学第一医院
张盛箭:复旦大学附属肿瘤医院
张伟国:陆军军医大学大坪医院/陆军特色医学中心
张月浪:西安交通大学第一附属医院
郑颖彦:福建医科大学附属第一医院)
郑敏文:空军军医大学西京医院
周建军:复旦大学附属中山医院
周 星:甘肃省人民医院

参考文献

- 1 中华医学会神经病学分会,中华医学会神经病学分会脑血管病学组.中国急性缺血性卒中诊治指南 2023[J].中华神经科杂志,2024,57:523-559.
- 2 中华医学会神经病学分会,中华医学会神经病学分会脑血管病学组.常用脑影像技术在脑卒中诊断中的应用指南[J].中华神经科杂志,2024,57:206-224.
- 3 Liu CF, Leigh R, Johnson B, et al. A large public dataset of annotated clinical mris and metadata of patients with acute stroke[J]. Scientific Data, 2023, 10:548.
- 4 Gómez S, Rangel E, Mantilla D, et al. APIS: a paired ct-mri dataset for ischemic stroke segmentation - methods and challenges[J]. Scientific Reports, 2024, 14:20543.
- 5 Jiang B, Pham N, Van Staaldhuizen EK, et al. Deep learning applications in imaging of acute ischemic stroke: a systematic review and narrative summary[J]. Radiology, 2025, 315:e240775.
- 6 中国卒中学会,《中国卒中学会急性缺血性卒中再灌注治疗指南 2024》编写组,王拥军,等.中国卒中学会急性缺血性卒中再灌注治疗指南 2024[J].中国卒中杂志,2024,19:1460-1478.
- 7 中华医学会影像技术分会和中华医学会放射学分会.MRI 检查技术专家共识[J].中华放射学杂志,2016,50:724-739.
- 8 中华医学会神经病学分会,中华医学会神经病学分会脑血管病学组.中国脑血管病影像应用指南 2019[J].中华神经科杂志,2020,53:250-268.
- 9 国家卫生健康委员会脑卒中防治工程委员会神经影像专业委员会和中华医学会放射学分会神经学组.脑血管病影像规范化

- 应用中国指南[J].中华放射学杂志,2019,53:916-940.
- 10 中华医学会影像技术分会,中国医师协会医学技师专业委员会.MRI临床应用安全专家共识[J].中华放射学杂志,2023,57:955-961.
- 11 王思敏,李彦,严福华,等.不同医用磁共振设备在头颅DWI序列的临床图像质量评价研究[J].磁共振成像,2019,10:89-95.
- 12 Willemink MJ, Koszek WA, Hardell C, et al. Preparing medical imaging data for machine learning[J]. Radiology, 2020, 295:4-15.
- 13 国家卫生健康委,教育部,科技部,等.涉及人的生命科学和医学研究伦理审查办法[S].国家卫生健康委、教育部、科技部、国家中医药管理局,2023.
- 14 Gorgolewski KJ, Auer T, Calhoun VD, et al. The brain imaging data structure, a format for organizing and describing outputs of neuroimaging experiments[J]. Scientific Data, 2016, 3:160044.
- 15 Yushkevich PA, Piven J, Hazlett HC, et al. User-guided 3d active contour segmentation of anatomical structures: significantly improved efficiency and reliability[J]. NeuroImage, 2006, 31:1116-1128.
- 16 Hernandez Petzsche MR, De la Rosa E, Hanning U, et al. ISLES 2022: a multi-center magnetic resonance imaging stroke lesion segmentation dataset[J]. Scientific Data, 2022, 9:762.
- 17 Liew S-L, Anglin JM, Banks NW, et al. A large, open source dataset of stroke anatomical brain images and manual lesion segmentations[J]. Scientific Data, 2018, 5:180011.
- 18 Fedorov A, Beichel R, Kalpathy-Cramer J, et al. 3D slicer as an image computing platform for the quantitative imaging network[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2012, 30:1323-1341.
- 19 Cardoso MJ, Li W, Brown R, et al. MONAI: an open-source framework for deep learning in healthcare [J]. arXiv preprint arXiv: 2211.02701, 2022.
- 20 Diaz-Pinto A, Alle S, Nath V, et al. MONAI label: a framework for ai-assisted interactive labeling of 3d medical images[J]. Medical Image Analysis, 2024, 95:103207.
- 21 Budd S, Robinson EC, Kainz B. A survey on active learning and human-in-the-loop deep learning for medical image analysis[J]. Medical Image Analysis, 2021, 71:102062.
- 22 Goyal M, Ospel JM, Menon B, et al. Challenging the ischemic core concept in acute ischemic stroke imaging [J]. Stroke, 2020, 51:3147-3155.
- 23 Wong KK, Cummock JS, Li G, et al. Automatic segmentation in acute ischemic stroke: prognostic significance of topological stroke volumes on stroke outcome[J]. Stroke, 2022, 53:2896-2905.
- 24 Purushotham A, Campbell BCV, Straka M, et al. Apparent diffusion coefficient threshold for delineation of ischemic core [J]. International Journal of Stroke, 2015, 10:348-353.

(收稿:2025-07-23 修回:2025-09-28)

(本文编辑:刘文胜)