

论 著

基于语义分割法预测脑卒中梗死区域的研究

管锡琴¹ 刘 斌¹ 吴小川^{2,*}

1.哈尔滨市第二医院神经内科

(黑龙江 哈尔滨 150056)

2.哈尔滨工业大学 (黑龙江 哈尔滨 150001)

【摘要】目的 探讨利用语义分割法实现脑卒中患者病灶区域辅助性判断的有效性,为准确判别脑卒中梗死区域提供参考依据。方法 收集2020年7月至2023年6月期间在哈尔滨市第二医院神经内科收治的脑卒中患者的临床资料。选取采集的临床磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)影像进行预处理,分别利用受试者MRI影像在图像阈值分割法、局部熵信息分割法和语义分割法下的Dice系数、灵敏度、特异度以及工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)等指标评价三种图像分割算法对最终梗死区域的预测性能,验证语义分割法实现梗死区边界判别的有效性。结果 研究分析了675例脑梗死患者的MRI影像分割结果,基于三种图像分割算法构造神经网络模型进行结果预测。图像阈值分割法、局部熵信息分割法和语义分割法的Dice系数分别为0.647、0.728、0.822;灵敏度分别为0.651、0.767、0.868;特异度分别为0.883、0.921、0.974;AUC分别为0.905、0.849、0.778,基于语义分割法的梗死区判别准确性相比与其他两种方法有明显提升。结论 利用语义分割法实现MRI图像分割判断梗死区准确性优于图像阈值分割法和局部熵信息分割法,可提高对脑卒中病理类型的判别准确性,帮助临床医师采取针对性治疗措施,具有重要的临床应用价值。

【关键词】脑卒中;图像阈值分割法;
局部熵信息分割法;语义分割法

【中图分类号】R743

【文献标识码】A

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2025.05.005

Prediction of Infarct Area of Stroke Based on Semantic Segmentation Method

GUAN Xi-qin¹, LIU Bin¹, WU Xiao-chuan^{2,*}

1.Department of Neurology, Harbin Second Hospital, Harbin 150056, Heilongjiang Province, China

2.Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, Heilongjiang Province, China

ABSTRACT

Objective To explore the effectiveness of semantic segmentation in the diagnosis of focal area in patients with stroke, and to provide reference for the accurate identification of infarct area. **Methods** The clinical data of stroke patients admitted to the Department of Neurology of Harbin Second Hospital from July 2020 to June 2023 were collected. The collected clinical Magnetic Resonance Imaging (MRI) images were selected for preprocessing. The Dice coefficient, sensitivity, specificity and Receiver Operating Characteristic of MRI images of subjects under image threshold segmentation, local entropy information segmentation and semantic segmentation were respectively used. The predictive performance of the three image segmentation algorithms on the final infarct area was evaluated by ROC, and the validity of semantic segmentation method to distinguish the infarct area boundary was verified. **Results** The results of MRI image segmentation of 675 patients with cerebral infarction were analyzed. The neural network model was constructed based on three image segmentation algorithms to predict the results. The Dice coefficients of threshold segmentation, local entropy information segmentation and semantic segmentation were 0.647, 0.728 and 0.822, respectively. The sensitivity were 0.651, 0.767 and 0.868, respectively. The specificity was 0.883, 0.921, 0.974, respectively. The AUC values were 0.905, 0.849 and 0.778, respectively. Compared with the other two methods, the accuracy of infarction discrimination based on semantic segmentation was significantly improved. **Conclusion** The accuracy of MRI image segmentation based on semantic segmentation is better than that of image threshold segmentation and local entropy information segmentation, which can improve the accuracy of distinguishing pathological types of stroke and help clinicians take targeted treatment measures, and has important clinical application value.

Keywords: Stroke; Image Threshold Segmentation Method; Local Entropy Information Segmentation Method; Semantic Segmentation Method

过去几十年来,中国脑卒中的死亡率持续增长,与发达国家相比明显偏高,脑血管病已成为我国城乡居民最主要的死亡原因,是我国面临的重大健康问题,其中急性缺血性脑卒中(急性脑梗死)为最大占比。现阶段急性缺血性脑卒中诊疗过程中,医生对其病灶区域的判断主要依靠医学影像设备,包括CT及MRI检查。MRI检查因其对识别急性小脑梗死灶及后颅窝梗死方面明显优于平扫CT,而被大量应用。其中磁共振弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)对急性期脑梗死的诊断价值已经得到充分肯定,磁共振成像技术发展的几十年来,不断针对DWI图像畸变、易产生磁敏感伪影等缺陷作出改进,但始终无法兼顾^[2]。在现阶段诊疗过程中,医生通过人工阅片,观察对比大量图像找到病灶区域,这也就可能由于疲劳或缺经验导致误判,使患者额外负担费用,增加病情恶化的风险,进而给社会及家庭带来极大的负担^[1-4]。及时而准确地评估病灶范围及大小,给医生提供有价值的影像信息,进而指导相应的个体化诊疗方案达到最大的疗效,对降低死亡率及致残率十分重要。过去若干年提出了大量脑部病灶分割的方法,多数针对脑肿瘤,而对于脑卒中病灶的MRI影像分割研究相对比较少^[5-6]。本文的主要研究内容就是利用语义分割法对脑卒中患者脑血管病影像进行精准分割,从而实现病灶的准确诊断、评估和预后,为患者提供可靠的后续治疗方案。

1 资料与方法

1.1 一般资料 回顾性收集2020年7月至2023年6月期间,收治于哈尔滨市第二医院神经内科的急性脑卒中患者的临床资料,包括患者的性别、年龄、入院NIHSS评分等。共675例。

纳入标准:符合脑卒中最新诊断标准;住院期间完善头部磁共振检查3.0T(MRI+DWI+MRA),各图像扫描参数相同;MRI图像完整且显示清晰。排除标准:有假牙等异物所造成的明显磁敏感伪影或明显运动伪影;图像内除急性脑梗死外含有颅内肿瘤、出血、创伤等其他病变;图像内无新发病灶,均为陈旧性脑梗死病变图像。本研究通过了哈尔滨市第二医院伦理委员会的批准,并和所有受试者签署了知情同意书。

1.2 方法 MRI扫描采用 Philips Ingenia CX13.0T超导型磁共振成像系统。使用头部相控阵线圈扫描线圈进行扫描。常规斜轴位3D-TOF-MRA序列扫描参数:FOV 220 mm × 220 mm,重复时间 25 ms,翻转角度 20°,回波时间 2.4 ms,矩阵 448 × 288,带宽 41.67 KHz,层厚1.2 mm,激励次数1次。

从哈尔滨市第二医院电子系统中调取研究对象的头部核磁共振图像,隐蔽患者姓名、住院号等可能暴露患者隐私的信息。由4位具有8年以上中枢神经系统磁共振诊断

【第一作者】管锡琴,女,主治医师,主要研究方向:中枢神经系统疾病及影像研究。E-mail: 2443994650@qq.com

【通讯作者】吴小川,男,教授,主要研究方向:数字图像处理、深度学习理论及应用。E-mail: wxc@hit.edu.cn

经验的主治医师详细阅片,并认真勾画每张病灶图的确切病灶位置,在图像判读出现不同意见时,结果经协商确定。采用三种图像分割算法(图像阈值分割法、局部熵信息分割法、语义分割法)进行对比分析^[7-10]。针对脑卒中患者的核磁共振临床数据,每个病例均包含多种模态影像,对收集的675个病例多模态影像中的DWI序列进行实验。获取的图像大小为128×128。实验所用到的设备为NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU, AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics 3.20 GHz处理器。

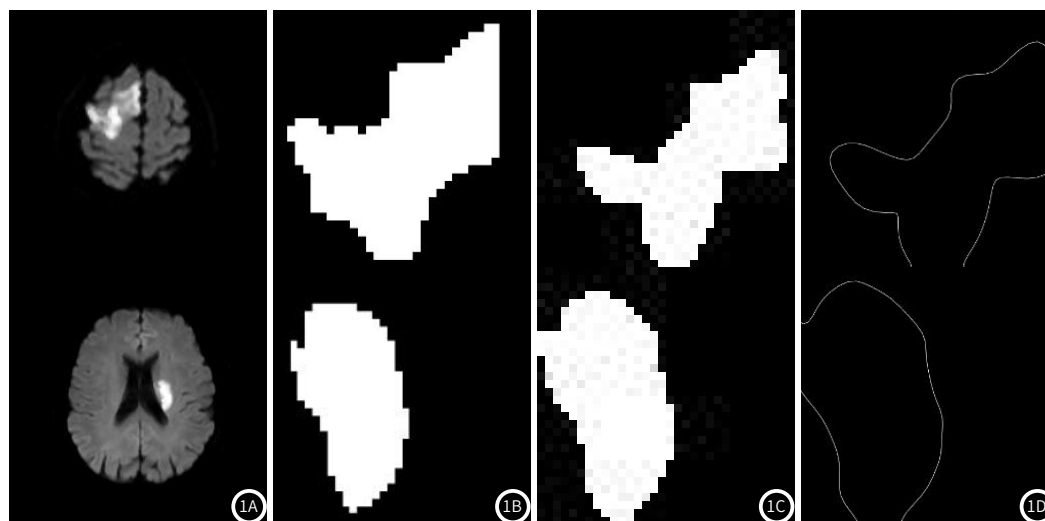


图1A-图1D 不同分割算法效果图: (1A) DWI原图; (1B) 图像阈值分割方法; (1C) 基于局部熵的分割方法; (1D) 轮廓提取。

而语义分割法与上述两种方法不同,它是将输入的原始图像数据转化为具有突出标记的感兴趣区域掩模,为图像中每个像素根据其属于的感兴趣区域对象分配类别ID。因此语义分割也可以视为分类问题,是基于像素级别的分类问题,将图像中的每个像素分类为一系列对象类中的某一类。

语义分割具体实现步骤如下:第一步是数据准备,包括图像预处理和对应的标注信息加载,如图2所示。第二步是模型构建,本文采用DeepLabV3网络结构,DeepLabV3网络采用级联和并行的空洞卷积模型^[11]。空洞卷积可以有效解决典型卷积神经网络(convolution neural network, CNN)中通过池化和卷积步长获得等深和大尺度信息的过程中使空间分辨率减小的问题,可以实

1.3 图像处理 使用ITK-SNAP软件勾画出MRI图像感兴趣区,然后分别利用图像阈值分割法、局部熵信息分割法对MRI图像进行分割提取。其中图1A是脑卒中DWI病灶图,其中灰度值较高的白色区域为病灶;图1B是图像阈值分割法的分割结果。可以观察到,在病灶区域占比背景区域比例较小时,容易出现欠分割效果,而在病灶区域内部灰度不均匀,病灶边缘不清晰时,容易出现过分割效果;图1C是局部熵分割法,当病灶内部灰度分布不均,不满足假设的灰度级正态分布时,对灰度值较低的病灶边缘会出现欠分割的效果;图1D是对基于局部熵的分割结果进行轮廓提取。

现在聚合更大尺度信息的同时保持当前分辨率的大小。第三步是模型训练,通过优化损失函数来调整模型参数,使其更好地适应数据集。第四步是模型评估,使用评估数据集对训练好的模型进行测试评估。第五步是预测和应用,利用建立的模型对新的图像进行语义分割,获取图像中每个像素所属的类别,实现图像分割的自动化和精细化。

1.4 观察指标 模型输出结果包括脑梗死病灶区域,利用最小体积包围盒算法计算病灶的三维径线^[12],确定病灶区域。同时以Dice系数、灵敏度、特异度指标评估模型预测结果与手工标准的重合度。最后,采用受试者工作特征(ROC)曲线分析诊断性能,获得训练数据与测试数据的ROC曲线下面积(AUC)以及测试数据的准确率。



图2 语义分割标注结果。

1.5 统计学方法 将本研究所得数据利用统计学软件SPSS 23.0软件进行处理,计量数据采用Kolmogorov-Smirnov检验是否符合正态分布,正态分布以均值±标准差($\bar{x} \pm s$)描述,组间比较用t检验;非正态分布以中位数及四分位间距描述,当 $P < 0.05$ 时,认为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 基线信息 本研究共纳入了675例脑梗死患病患者,均为后续能证实存在的脑梗死病变的患者,其中男性占52.1%(352/675),

患者的性别、年龄、入院NIHSS评分等临床特征如表1所示,差异无统计学意义($P > 0.05$)。在测试集所包含的202例病例中,按照连通域计算共包含525个病灶,有431个病灶位于前循环供血区,占测试集数据的82.1%;94个病灶位于后循环供血区,占测试集数据的17.9%。上述病灶具体累及各脑区的分布位置如表2所示。

2.2 基于语义分割的图像分割结果 以下为利用语义分割的结果,如图3所示。相比于图像阈值分割法、局部熵信息分割法,语义分割法将图像中每个像素都分配一个语义类别,即将像素标记为属于哪个目标或背景,因此可以更加精细地描述图像,对于

分辨物体之间的空间关系，边界更清晰，轮廓更分明。

表1 训练集和测试集的临床基线资料

参数	检查数	年龄	男性	入院NIHSS评分(分)
训练集	473	52.3 ± 11.2	246	16.82 ± 5.23
测试集	202	51.5 ± 10.7	106	15.36 ± 5.15
P值		0.223	0.762	0.388

2.3 预测模型性能比较结果 本文为综合衡量分割算法的性能，将存在病灶区的分布特征采用z分数归一化处理，利用十折交叉验证法计算每种分割算法的Dice系数(几何相似度度量函数)，灵敏度，特异度评价分割算法的性能，见表3。从表中结果可以看出，语义分割法不仅对病灶区进行了完整的分割，而且分割精度更好，相比于其他分割算法，错误分割、模糊分割的情况更少。最终得到三种图像分割方法平均诊断效能ROC曲线下面积(AUC)如图4所示。

表2 测试集中病灶的分布

病灶累及的区域	病灶数量(个)
额叶	86
顶叶	55
颞叶	70
岛叶及基底节区	220
小脑	41
丘脑	20
脑干	18
枕叶	15

表3 语义分割在MRI数据集上的指标对比

网络	Dice系数	灵敏度	特异度	AUC值
图像阈值分割法	0.647	0.651	0.883	0.778
局部熵信息分割法	0.728	0.767	0.921	0.849
语义分割法	0.822	0.868	0.974	0.905

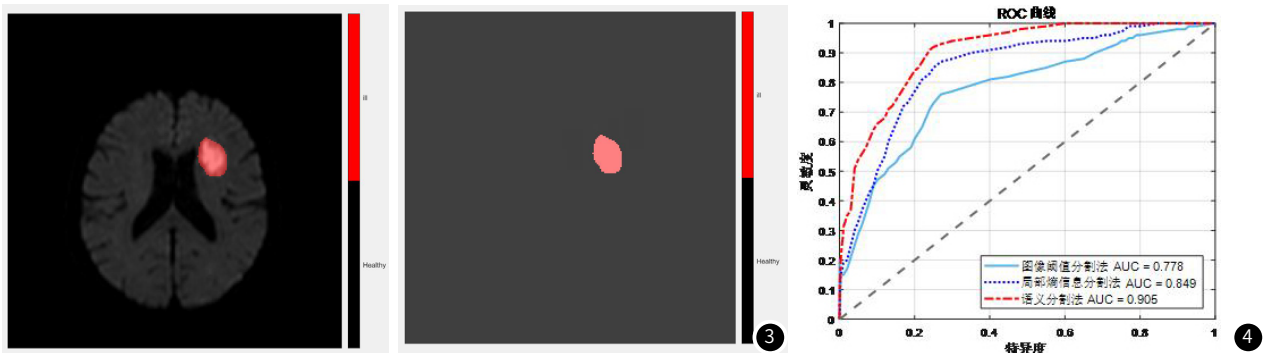


图3 语义分割结果图。图4 三种分割方法预测模型性能比较。

3 讨论

脑卒中是由于突发的局部脑血液循环障碍而导致神经功能障碍的疾病的总称，根据病因不同分为缺血性脑卒中(ischemic stroke, IS)、脑出血(intracerebral hemorrhage, ICH)、蛛网膜下腔出血(subarachnoid hemorrhage, SAH)和未分类卒中(stroke of undetermined type)^[13]。其中，缺血性脑卒中概率约占80%，通常由血栓形成或栓塞引起，具有极高的死亡率与致残率，严重影响民众的身心健康，降低生活质量，甚至威胁其生命安全。因此准确评估患者病情现状，制定合理治疗方案有着重大意义。脑卒中治疗方式主要有静脉溶栓、血管内介入治疗(血管内机械取栓、动脉溶栓、血管成形术)及常规支持治疗。治疗中医生会根据美国国立卫生研究院脑卒中量表(NIHSS)对患者进行评分，指导选择相应治疗方案^[14-15]。但NIHSS具有一定局限性：(1)NIHSS侧重于对左侧大脑半球梗死的评估，对右侧大脑半球及后循环梗死评估不足；(2)NIHSS各亚项间不是均衡分布的，过于集中于对某一亚项严重神经功能缺损的评估，一个小的基底节区梗死评分可能会大于一个大的皮质梗死评分；(3)NIHSS无法评估认知、情绪等神经功能缺损表现；(4)对于再灌注治疗来说，NIHSS的最大缺陷是无法反映颅内血管状态和脑组织灌注状态。因此，影像诊断因灵敏度高，对软组织、出血点区分能力强等特点成为脑卒中辅助诊断的有力工具。尤其对于部分发病时间在2-6h的超早期脑梗死患者，若病情得到准确评估，进而行溶栓治疗或血管内介入治疗，则能够挽救患者的“缺血半暗带”，避免脑组织缺血坏死继续扩大的同时，能够降低溶栓副作用带来的出血风险，从而大大提高患者远期预后。

因而计算机辅助诊断技术的进步显得尤为重要，将计算机视觉技术与利用核磁共振检测获得的医学影像结合，能够辅助发现病灶的具体位置，进而利用深度学习的方法提取特征，再结合分类神经网络进行辅助诊断。在提高对脑卒中神经缺损程度诊断效率的同时，也减轻了医生的工作负担。利用计算机辅助诊断技术的优势也有利于临床治疗方案的选择，很大程度上降低了医疗成本。语义分割为计算机视觉问题，包括将输入的原始图像数据转化为具有突出标记的感兴趣区域掩模，为图像中每个像素根据其属于的感兴趣区域对象分配类别。因此语义分割也可以视为分类问题，是基于像素级别的分类问题，将图像中的每个像素分类为一系列对象类中的某一类^[16-18]。它可以将医学图像中的区域或组织进行划分，帮助医生诊断疾病并进行治疗决策。

早期的图像分割方法主要是基于阈值的方法^[19]，但是这些方法存在着很大的局限性，无法适应不同的医学图像。随着数字图像处理技术的发展，出现了更加先进的图像分割方法，包括基于边缘、区域和能量函数的方法等。最初将深度学习的方法应用于图像分割的方法是把图像切分成块，再使网络对图像块进行分类，主要原因是全连接层处理的图像需要固定大小。全卷积网络(FCN)将网络的全连接层都用卷积取代，速度比在此之前存在的方法都快很多，并且能够处理任何尺寸大小的图像，对输入图像尺寸的大小要求降低了很多。然而深度卷积神经网络的多次下采样、连续的池化层或者较大步长的卷积会降低特征的分辨率，不利于提升分割的精度，可能导致边界信息丢失，以及存在不同大小目标的物体多尺度问题。采用语义分割算法实现图像分割可以

有效提升计算效率和分割精度。总体来说,随着计算机技术与医学技术的快速发展,图像分割技术在医学图像处理中的应用越来越广泛,成为医学科学中不可或缺的重要手段^[20]。

综上所述,语义分割是一种非常有效的图像分割算法,基于语义分割的影像判别可以有效提升分类准确性,相比于传统分割方法,AUC可提升5%以上。同时,在提高临床效率及检查稳定性方面也有很大的潜能,极大地缓解了临床医生的压力,将其应用在脑血管病影像的处理有望为脑血管病诊疗带来全新的变革^[21-22]。

本研究仍具有一定的局限性。样本含量尚少,下一步需要扩大样本量联合多中心研究验证结果。获取图像中会出现手动标注难以对边缘的每一个像素进行病灶和背景的分类的情况,需要寻找更精细的标注方法。

参考文献

[1]秦元林,于昊,陈月芹.多模态MRI对急性缺血性脑卒中诊断及预后评估的研究进展[J].磁共振成像,2022,13(8):112-116.

[2]刘建平,程锦泉,张仁利,等.应用分类树模型构建缺血性脑卒中发病风险的预测模型[J].中国慢性病预防与控制,2012,20(3):254-258.

[3]殷文兵,张海青,韩羽凤,等.多模态磁共振成像对乳腺腺病与非钙化型乳腺癌的断价值研究[J].医学影像学杂志,2023,33(2),253-257.

[4]Hauke D,Moller J S,Iversen H K,et al.An end-to-end deep learning approach to MI-EEG signal classification for BCIs[J].Expert Systems with Applications,2018,114:532-542.

[5]Youngchai K,Soojoo L,Jongwon C,et al.MRI-based algorithm for acute ischemic stroke subtype classification[J].Journal of Stroke,2014,16(3):161-172.

[6]Tangwiriyasakul C,Mocioiu V,Vanputten M,et al.Classification of motor imagery performance in acute stroke[J].Journal of Neural Engineering,2014,11(3):036001.

[7]高建瓴,韩毓璐,孙健,等.基于DRN和空洞卷积的图像语义分割算法改进[J].软件,2020,41(9):148-152.

[8]邓得峰,吴英,郭瑞,等.多模式MRI在急性缺血性脑卒中溶栓中的研究[J].实用放射学杂志,2020,36(1):5-8.

[9]武胜勇,何倩,郭轶斌,等.机器学习算法在脑卒中诊治中的应用现状及展望[J].中国卫生统计,2021,38(3):464-467.

[10]Shasidhar M,Raja V S,Kumar B V.MRI brain image segmentation using modified fuzzy C-means clustering algorithm[C].2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies. Katra,Jammu,2011:473-478.

[11]Mitra J,Bourgeat P,Fripp J,et al.Lesion segmentation from multimodal MRI using random forest following ischemic stroke[J].NeuroImage,2014,98:324-335.

[12]Barequet G,Harpeled S.Efficiently approximating the minimum-volume bounding box of a point set in three dimensions[J].J Algorithm,2001,38(1):91-109.

[13]Hamann J,Herzog L,Wehrli C,et al.Machine-learning based outcome prediction in stroke patients with middle cerebral artery-M1 occlusions and early thrombectomy[J].Eur J Neurol,2021,28(4):1234-1243.

[14]Rajendra Sharanya,Shahvirna M,Manayath J,et al.Multimodal imaging features of subacute methanol-induced bilateral optic neuropathy[J].J Neuroophthalmol,2024,44(3):e390-e392.

[15]Maninali S,Darsie M E,Smetana K S.Machine learning in action:stroke diagnosis and outcome prediction[J].Front Neurol,2021,12:734345.

[16]Wang X,Wang Q,Wang K,et al.Is Immune suppression involved in the ischemic stroke? A study based on computational biology[J].Front Aging Neurosci,2022,14:830494.

[17]Wen XH,Li YM,He XD,et al.Prediction of malignant acute middle cerebral artery infarction via computed tomography radiomics[J].Rev Neurol,2020,176(7-8):619-625.

[18]Sabben C,Desilles JP,Charbonneau F,et al.Early successful reperfusion after endovascular therapy reduces malignant middle cerebral artery infarction occurrence in young patients with large diffusion-weighted imaging lesions[J].Eur J Neurol,2020,27(10):1988-1995.

[19]Thomalla G,Simonsen CZ,Boutitie F,et al.MRI-guided thrombolysis for stroke with unknown time of onset[J].N Engl J Med,2018,379(7):611-622.

[20]Liu LL,Wu FX,W JX.Efficient multi-kernel DCNN with pixel dropout for stroke MRI segmentation[J].Nerocomputing,2019(350):117-127.

[21]毛倩,张斯佳,周佳.MRI检查中表观扩散系数在胰腺癌放疗后疗效评价中的作用观察[J].罕少疾病杂志,2023,30(11):57-58.

[22]杨成森,钱伟军,刘静.MRI联合CT和单一CT相比在脑梗死患者中的诊断效果对比研究[J].罕少疾病杂志,2023,30(6):17-19.

(收稿日期:2024-04-09)

(校对编辑:江丽华)

(上接第7页)

[9]Cui F,Zhao L,Lu M,et al.Functional and structural brain reorganization in patients with ischemic stroke:a multimodality MRI fusion study[J].Cereb Cortex,2023,33(19):10453-10462.

[10]Dragos H M,Stan A,Pintican R,et al.MRI radiomics and predictive models in assessing ischemic stroke outcome-a systematic review[J].Diagnostics (Basel),2023,13(5):857.

[11]Elameer M,Lumley H,Moore S A,et al.A prospective study of MRI biomarkers in the brain and lower limb muscles for prediction of lower limb motor recovery following stroke[J].Front Neurol,2023,14:1229681.

[12]Fukutomi H,Yamamoto T,Sibon I,et al.Location-weighted versus volume-weighted mismatch at MRI for response to mechanical thrombectomy in acute stroke[J].Radiology,2023,306(2):e220080.

[13]Gheibi Y,Shirini K,Razavi S N,et al.CNN-Res:deep learning framework for segmentation of acute ischemic stroke lesions on multimodal MRI images[J].BMC Med Inform Decis Mak,2023,23(1):192.

[14]Guanyabens N,Cabib C,Ungueti A,et al.The impact of periventricular leukoaraiosis in post-stroke oropharyngeal dysphagia:a swallowing biomechanics and MRI-based study[J].Dysphagia,2023,38(3):856-865.

[15]Gutierrez A,Tuladhar A,Wilms M,et al.Lesion-preserving unpaired image-to-image translation between MRI and CT from ischemic stroke patients[J].Int J Comput Assist Radiol Surg,2023,18(5):827-836.

[16]Helsper S,Yuan X,Bagdasarian F A,et al.Multinuclear MRI reveals early efficacy of stem cell therapy in stroke[J].Transl Stroke Res,2023,14(4):545-561.

[17]Hong W,Zhang X,Liu Z,et al.MRI assessment of the relationship between cortical morphological features and hemiparetic motor-related

outcomes in chronic subcortical stroke patients[J].J Magn Reson Imaging,2023,58(2):571-580.

[18]Hua M,Ma A J,Liu Z Q,et al.Arteriolosclerosis CSVD:a common cause of dementia and stroke and its association with cognitive function and total MRI burden[J].Front Aging Neurosci,2023,15:1163349.

[19]Iwasa K,Onoda K,Takamura M,et al.Development of a stroke risk score with MRI asymptomatic brain lesions attributes to evaluate prognostic vascular events[J].J Neurol Sci,2023,448:120642.

[20]Kolukisa M,Koyuncu B A,Bayrakoglu A,et al.Does diffusion restriction pattern on MRI predict stroke etiology in a cancer patient?[J].Curr Med Imaging,2023,19(8):931-938.

[21]Jaroenngarmsamer T,Benali F,Fladt J,et al.Cortical and subcortical brain atrophy assessment using simple measures on NCCT compared with MRI in acute stroke[J].AJNR Am J Neuroradiol,2023,44(10):1144-1149.

[22]Song G,Chen Y,Luo X,et al.Amide proton transfer-weighted MRI features of acute ischemic stroke subtypes[J].NMR Biomed,2023,36(10):e4983.

[23]Wang M,Lin Y,Gu F,et al.Diagnosis of cognitive and motor disorders levels in stroke patients through explainable machine learning based on MRI[J].Med Phys,2024,51(3):1763-1774.

[24]方阳阳,魏海林,朱莹.以时间节点为导向的院内快速急救干预模式对接受静脉溶栓治疗的卒中神经功能的影响[J].罕少疾病杂志,2025,32(3):179-181.

(收稿日期:2024-01-22)

(校对编辑:江丽华)