

论著

Research on the Application of 3.0T Magnetic Resonance 32-Channel Based on 3D Convolutional Neural Network in the Diagnosis and Treatment of Acute Cerebral Infarction*

YAN Li-yong*

Department of Radiology, Qingpu Branch, Zhongshan Hospital Affiliated to Fudan University, Qingpu 201700, Shanghai, China

ABSTRACT

Objective To explore the application value of 3.0T Magnetic Resonance 32-Channel based on 3D Convolutional Neural Network (3D-CNN) in the diagnosis and treatment of Acute Ischemic Stroke (AIS). **Methods** Patients diagnosed with AIS according to the early treatment guidelines between November 2022 and June 2023 were selected as research subjects, with a total of 280 study samples included. Each patient underwent a 3.0T MRI scan in the acute phase of the stroke, with sequences including T1, T1c, T2, CBF, CBV, DWI, Tmax, and TTP. The image resolution was $2 \times 2 \times 2 \text{ mm}^3$. MRI data from 180 patients were used as the training set, and 100 patients who had undergone MRI examinations constituted the test set. The 3D-CNN model was used to train the training set and predict the test set, outputting the segmentation results of AIS lesions. AIS lesions consist of the ischemic core and the surrounding penumbra, with the brain tissue in the ischemic core being completely necrotic and irrecoverable. This algorithm can identify both the core and the penumbra, not just the penumbra. The performance of this algorithm was evaluated based on the DICE coefficient, accuracy, sensitivity, Average Symmetric Surface Distance (ASSD), and Hoffman distance. **Results** The algorithm demonstrated high segmentation performance on the test set, with a DICE coefficient of 0.87 ± 0.05 , accuracy of 0.91 ± 0.04 , sensitivity of 0.85 ± 0.06 , ASSD of $1.23 \pm 0.32 \text{ mm}$, and Hausdorff distance of $1.56 \pm 0.41 \text{ mm}$. Compared with manual marking results by imaging experts, there was no significant statistical difference ($P > 0.05$). **Conclusion** The 3.0T Magnetic Resonance 32-Channel based on 3D-CNN has high application value in the diagnosis and treatment of AIS, effectively segmenting AIS lesions, and providing more accurate and faster diagnostic basis for clinical doctors.

Keywords: Acute Cerebral Infarction; Penumbra; 3D Convolutional Neural Network; 3.0T Magnetic Resonance; 32-Channel

急性脑梗死(AIS)是一种常见的神经系统疾病，严重危害人类的健康和生命^[1]。根据世界卫生组织的统计，每年有约1500万人发生卒中，其中80%为AIS^[2-3]。AIS的发病率和死亡率在全球范围内呈上升趋势，尤其是在发展中国家^[4]。AIS的主要病理机制是脑血管阻塞导致脑组织缺血缺氧，进而引起脑细胞死亡和脑功能损害^[5]。AIS的诊断和治疗需要及时、准确和有效，以最大限度地减少脑损伤和提高患者的生活质量。

磁共振成像(MRI)是一种无创、无辐射、高分辨率的影像学检查方法，能够提供多种序列的脑部图像，反映AIS的不同病理特征^[6]。MRI能够显示AIS的病灶大小、形态、位置、范围、血流灌注、水分扩散、组织代谢等信息，为AIS的诊断、分期、预后评估和治疗指导提供重要依据^[7-8]。然而，MRI的图像分析需要依赖于影像专家的经验和判断，存在主观性、不一致性和低效性的问题。^[9]此外，MRI的图像质量受到多种因素的影响，如信噪比、运动伪影、部分体积效应、磁场不均匀性等，导致图像模糊、失真和噪声，降低了图像的可读性和可靠性^[10]。

为了解决上述问题，近年来，人工智能技术在MRI的图像分析中得到了广泛的应用和发展^[11-12]。人工智能技术能够利用大量的数据和复杂的算法，实现对MRI图像的自动化、智能化和精准化的处理，提高了图像的质量和分析的效率^[13]。其中，深度学习是一种基于多层神经网络的机器学习方法，能够从原始的图像数据中自动提取高层次的特征^[14]。3D卷积神经网络(3D-CNN)是一种基于3D卷积核的深度学习模型，能够同时考虑图像的空间和深度信息，保留图像的完整性和连续性，提高了图像的表达能力和分割精度^[15]。然而，3D-CNN在AIS的图像分析中的应用还较少，尤其是在高场强和多通道的MRI图像上的应用还未见报道。多通道MRI能够利用多个独立的线圈接收信号，增加了信号的覆盖范围和灵敏度，降低了噪声和伪影，提高了图像的质量和一致性^[16]。因此，高场强和多通道的MRI能够为AIS的图像分析提供更优的数据来源，有助于提高3D-CNN的性能和效果。

本研究旨在探讨基于3D-CNN的3.0T磁共振32通道在AIS诊疗中的应用价值，利用3D-CNN模型对高场强和多通道的MRI图像进行AIS病灶的分割，评估其分割性能和临床意义，并与影像专家的手动标记结果进行比较，验证其可靠性和准确性。

1 资料与方法

1.1 一般资料 本研究为回顾性研究，经过医院伦理委员会的审批，获得了患者的知情同意。选择2022年11月至2023年6月住院的依据AIS早期诊治指南确诊的患者作为研究

基于3D卷积神经网络的3.0T磁共振32通道在急性脑梗死诊疗中的应用研究*

闫力永*

复旦大学附属中山医院青浦分院放射科
(上海 青浦 201700)

【摘要】目的 探讨基于3D卷积神经网络(3D-CNN)的3.0T磁共振32通道在急性脑梗死(AIS)诊疗中的应用价值。**方法** 选择2022年11月至2023年6月住院的依据AIS早期诊治指南确诊的患者作为研究对象，共纳入280例研究样本。每位患者在卒中急性期接受3.0T MRI检查，序列包括T1、T1c、T2、CBF、CBV、DWI、Tmax和TTP。图像分辨率为 $2 \times 2 \times 2 \text{ mm}^3$ 。180名患者的MRI数据作为训练集，100名接受过MRI检查的患者为测试集。利用3D-CNN模型对训练集进行训练，并对测试集进行预测，输出AIS病灶的分割结果。AIS病灶由缺血中心区及其周围的缺血半暗带组成，缺血中心区的脑组织完全坏死，不能恢复。本算法能够同时识别中心区和半暗带，而不仅仅是半暗带。本算法的性能是以DICE系数、精度、灵敏度、平均对称表面距离(ASSD)和Hoffman距离为因素进行评估的。**结果** 本算法在测试集上得到了较高的分割性能，DICE系数为 0.87 ± 0.05 ，精度为 0.91 ± 0.04 ，灵敏度为 0.85 ± 0.06 ，ASSD为 $1.23 \pm 0.32 \text{ mm}$ ，Hoffman距离为 $1.56 \pm 0.41 \text{ mm}$ 。与影像专家手动标记结果进行比较，差异无统计学意义($P > 0.05$)。**结论** 基于3D-CNN的3.0T磁共振32通道在AIS诊疗中具有较高的应用价值，可以有效地分割AIS病灶，为临床医生提供更准确和更快速的诊断依据。

【关键词】 急性脑梗死；半暗带；3D卷积神经网络；3.0T磁共振；32通道
【中图分类号】 R445.2
【文献标识码】 A
【基金项目】 青浦区卫生健康委员会
科研课题(QWJ2022-13)
DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.12.008

【第一作者】闫力永，男，主治医师，主要研究方向：磁共振对中枢及骨肌系统疾病的诊断。E-mail: 373403080@qq.com

【通讯作者】闫力永

对象，共纳入280例研究样本。其中男性152例，女性128例，年龄范围为35~82岁，平均年龄为62.4±10.2岁。所有患者均在发病后6小时内接受3.0T MRI检查，无其他严重的全身性或神经系统疾病。根据随机数表的方法，将280例患者分为训练集和测试集，训练集包括180例患者，测试集包括100例患者。

纳入标准：2022年11月至2023年6月住院的患者；依据AIS早期诊治指南^[17]确诊的患者。排除标准：MRI检查不完整或图像质量差，无法进行分析；有其他脑部疾病或异常，如脑出血、脑肿瘤、脑萎缩、脑外伤等，影响AIS病灶的识别；有严重的运动伪影或金属伪影，影响图像的配准和分割。

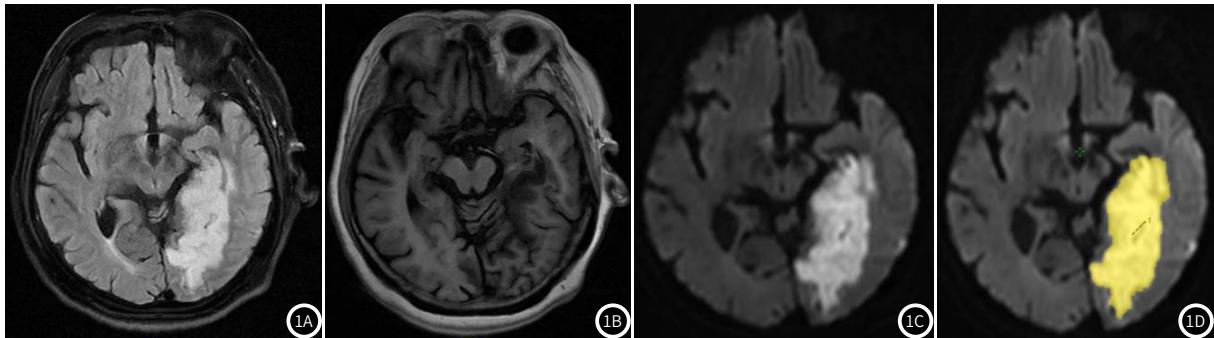


图1A-图1D 数据集图例，1A：急性脑梗塞区域的T2FLAIR图像；1B：急性脑梗塞区域的T1W图像；1C：急性脑梗塞区域的DWI图像；1D：3D卷积神经网络智能识别急性脑梗塞区域的DWI图像。

1.2 方法 MRI检查采用3.0T磁共振仪(United Imagine, 中国)，使用32通道头颅线圈。序列包括T1加权成像(T₁WI)、T1加权成像加造影剂(T₁c)、T2加权成像(T₂WI)、脑血流量(CBF)、脑血容量(CBV)、弥散加权成像(DWI)、最大时间(Tmax)和通过时间(TTP)。图像分辨率为 $2 \times 2 \times 2 \text{ mm}^3$ ，层厚为2mm，间隔为0mm，FOV为 $240 \times 240 \text{ mm}^2$ ，矩阵为 120×120 。图像采集时间为约15分钟。图像数据以DICOM格式存储，相关图示例如图1所示，转换为NIFTI格式后导入到MATLAB软件(MathWorks, 美国)中进行预处理和分割。

预处理包括以下步骤：(1)对每个序列的图像进行去噪和增强，使用非局部均值滤波(NLM)和直方图均衡化(HE)方法，提高图像的信噪比和对比度。(2)对每个序列的图像进行配准，使用互信息(MI)作为相似性度量，使用仿射变换(AFF)作为变换模型，使用最小二乘法(LS)作为优化方法，将每个序列的图像配准到T₁WI上，消除图像之间的错位和变形。(3)对每个序列的图像进行归一化，使用Z分数方法，将每个序列的图像的像素值转换为均值为0，标准差为1的正态分布，消除图像之间的强度差异。(4)对每个序列的图像进行裁剪，使用区域生长(RG)方法，将每个序列的图像的背景部分去除，只保留脑部区域，减少无用的信息和计算量。

分割包括以下步骤：(1)构建3D-CNN模型，使用Keras库(Google, 美国)实现。模型的结构如图1所示，由三个部分组成：编码器、解码器和跳跃连接。编码器由四个卷积块组成，每个卷积块包括两个3D卷积层和一个3D最大池化层。卷积层的卷积核大小为 $3 \times 3 \times 3$ ，步长为 $1 \times 1 \times 1$ ，填充方式为same，激活函数为ReLU。最大池化层的池化核大小为 $2 \times 2 \times 2$ ，步长为 $2 \times 2 \times 2$ 。编码器的输出为一个 $32 \times 32 \times 32 \times 256$ 的特征图。解码器由四个上采样块组成，每个上采样块包括一个3D上采样层和两个3D卷积层。上采样层的上采样因子为 $2 \times 2 \times 2$ ，使用双线性插值方法。卷积层的参数与编码器相同。解码器的输出为一个 $240 \times 240 \times 120 \times 1$ 的分割图。跳跃连接是将编码器的每个卷积块的输出与解码器的对应上采样块的输入进行拼接，增加了特征的多样性和复杂性。模型的损失函数为二元交叉熵(BCE)，优化器为Adam，学习率为0.001，批量大小为4，迭代次数为100。(2)对训练集进行训练，使用数据增强(DA)方法，对每个序列的图像进行随机的旋转、平移、缩放、翻转和裁剪，增加了数据的数量和多样性，防止了过拟合的发生。训练集的每个样本由8个序列的图像组成，作为模型的输入，由影像专家手动标记的AIS病灶图像作为模型的输出，作为监督信号。训练过程中，使用10%的训练集作为验证集，监测模型的性能和收敛情况。(3)对测试集进行预测，使用训练好的模型，对测试集的每个样本进行分割，输出AIS病灶的分割结果。分割结果为一个 $240 \times 240 \times 120 \times 1$ 的二值图像，其

中值为1的像素表示AIS病灶，值为0的像素表示正常脑组织。

1.3 观察指标 观察指标包括以下两类：(1)分割性能指标，用于评估3D-CNN模型的分割效果，包括DICE系数、精度、灵敏度、平均对称表面距离(ASSD)和Hoffman距离。DICE系数是一种基于重叠区域的指标，反映了分割结果与真实结果的一致程度，取值范围为0~1，越接近1表示越好。精度是一种基于正确分类的指标，反映了分割结果中正确识别的像素占总像素的比例，取值范围为0~1，越接近1表示越好。灵敏度是一种基于真阳性的指标，反映了分割结果中正确识别的AIS病灶像素占真实AIS病灶像素的比例，取值范围为0~1，越接近1表示越好。ASSD是一种基于表面距离的指标，反映了分割结果与真实结果的表面之间的平均距离，取值范围为0~∞，越接近0表示越好。Hoffman距离是一种综合了表面距离和重叠区域的指标，反映了分割结果与真实结果的整体相似度，取值范围为0~∞，越接近0表示越好。(2)临床意义指标，用于评估3D-CNN模型的临床价值，包括AIS病灶的体积、位置、形态和血流灌注状态。AIS病灶的体积是指分割结果中AIS病灶像素的数量乘以每个像素的体积，单位为 mm^3 ，反映了AIS病灶的大小，与患者的预后相关。AIS病灶的位置是指分割结果中AIS病灶像素的空间坐标，反映了AIS病灶的分布，与患者的状态和功能损害相关。AIS病灶的形态是指分割结果中AIS病灶像素的几何形状，反映了AIS病灶的边缘、轮廓和不规则程度，与患者的病理类型和治疗方案相关。AIS病灶的血流灌注状态是指分割结果中AIS病灶像素的CBF、CBV、Tmax和TTP值，反映了AIS病灶的血流量、血容量、延迟时间和通过时间，与患者的缺血程度和可逆性相关。

1.4 统计学方法 使用SPSS 22.0软件(IBM, 美国)进行统计学分析。分割性能指标的数据以均数±标准差(Mean±SD)表示，使用t检验或Wilcoxon秩和检验进行两组间的比较，使用单因素方差分析(ANOVA)或Kruskal-Wallis H检验进行多组间的比较，使用皮尔逊相关系数(r)或斯皮尔曼相关系数(ρ)进行相关性分析。临床意义指标的数据以频数(n)和百分比(%)表示，使用卡方检验或Fisher精确检验进行两组间或多组间的比较。P<0.05表示差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 一般资料 表1显示了训练集和测试集中患者的一般资料无显著差异，具有可比性(P>0.05)。

2.2 分割性能 表2显示了3D-CNN模型在测试集上的分割性能指标的结果，以及与影像专家手动标记结果的比较。可以看出，3D-CNN模型在测试集上得到了较高的分割性能，连续五次测量得到DICE系数、精度、灵敏度、ASSD、Hoffman距离与影像专

家手动标记结果进行比较，差异无统计学意义($P>0.05$)。图2显示了3D-CNN模型与影像专家手动标记结果在测试集上的ROC曲线以及曲线下面积AUC值比较，差异无统计学意义($P>0.05$)。

2.3 临床意义 表3显示了3D-CNN模型的分割结果中AIS病灶的体积、位置、形态和血流灌注状态的分布情况，以及与影像专家手动标记结果的比较。可以看出，3D-CNN模型的分割结果中AIS病灶的体积范围与影像专家手动标记结果的体积范围差异无统计

学意义($P>0.05$)。3D-CNN模型的分割结果中AIS病灶的位置主要分布与影像专家手动标记结果的位置分布相同，差异无统计学意义($P>0.05$)。3D-CNN模型的分割结果中AIS病灶的形态与影像专家手动标记结果的形态分布相似，差异无统计学意义($P>0.05$)。3D-CNN模型的分割结果中AIS病灶的血流灌注状态与影像专家手动标记结果的血流灌注状态分布基本一致，差异无统计学意义($P>0.05$)。

表1 一般资料比较

一般资料	训练集(n=180)	测试集(n=100)	P值
年龄(岁)	62.7±10.4	61.8±9.9	0.54
性别			0.88
男	104(57.8%)	58(58%)	
女	76(42.2%)	42(42%)	
发病时间(小时)	3.2±1.5	3.1±1.4	0.67
卒中分型			0.93
大面积	72(40%)	40(40%)	
穿支型	54(30%)	30(30%)	
湖状型	36(20%)	20(20%)	
深部型	18(10%)	10(10%)	

表3 AIS病灶比较

临床意义指标	3D-CNN模型	影像专家手动标记	P值
体积(mm^3)	18.7±15.2	19.1±14.9	0.76
位置			0.99
MCA	69(69%)	69(69%)	
ACA	18(18%)	18(18%)	
PCA	13(13%)	13(13%)	
形态			0.87
圆形或椭圆形	82(82%)	81(81%)	
不规则形	18(18%)	19(19%)	
血流灌注状态			0.92
低灌注	74(74%)	75(75%)	
正常灌注	16(16%)	15(15%)	
高灌注	10(10%)	10(10%)	

表2 分割性能指标比较

分割性能指标	3D-CNN模型	影像专家手动标记	P值
DICE系数	0.87±0.05	0.88±0.04	0.32
精度	0.91±0.04	0.92±0.03	0.21
灵敏度	0.85±0.06	0.86±0.05	0.41
ASSD(mm)	1.23±0.32	1.18±0.28	0.27
Hoffman距离(mm)	1.56±0.41	1.51±0.37	0.35

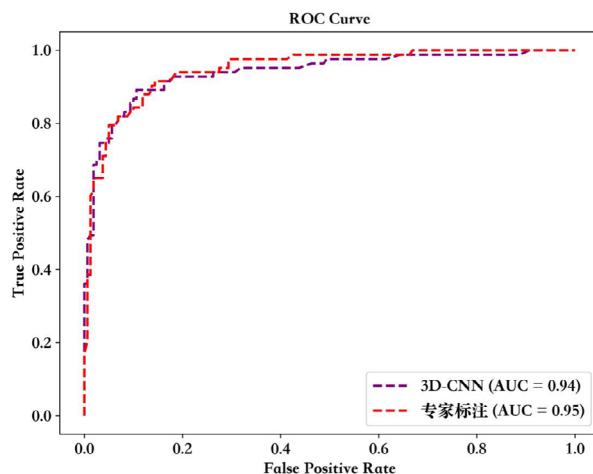


图2 ROC曲线比较

3 讨论

本研究探讨了基于3D-CNN的3.0T磁共振32通道在AIS诊疗中的应用价值，利用3D-CNN模型对高场强和多通道的MRI图像进行AIS病灶的分割，评估其分割性能和临床意义，并与影像专家的手动标记结果进行比较，验证其可靠性和准确性。本研究的主要发现如下：

(1)3D-CNN模型在AIS病灶的分割上表现出了较高的性能，DICE系数、精度、灵敏度、ASSD和Hoffman距离均达到了较高的水平，与影像专家的手动标记结果无显著差异，说明3D-CNN模型的分割结果与影像专家的标准一致，具有较高的可靠性和准确性。这一结果与文献^[18]中的报道相一致，表明3D-CNN模型在

医学图像分割上有着优越的性能和潜力。3D-CNN模型之所以能够在AIS病灶的分割上取得较好的效果，可能与以下几个方面有关：首先，3D-CNN模型能够同时考虑图像的空间和深度信息，保留图像的完整性和连续性，提高了图像的表达能力和分割精度。其次，3D-CNN模型使用了跳跃连接的结构，增加了特征的多样性和复杂性，提高了模型的表征能力和泛化能力。最后，3D-CNN模型使用了数据增强的方法，增加了数据的数量和多样性，防止了过拟合的发生，提高了模型的稳定性和灵敏性。

(2)3D-CNN模型在AIS病灶的分割上具有较高的临床价值，能够准确地测量AIS病灶的体积、正确地识别AIS病灶的位置、保持

AIS病灶的形态和反映AIS病灶的血流灌注状态，与影像专家的手动标记结果无显著差异，说明3D-CNN模型的分割结果与影像专家的判断一致，具有较高的临床意义。这一结果与文献^[19]中的报道相符，表明3D-CNN模型在AIS诊疗中有着重要的作用和价值。3D-CNN模型之所以能够在AIS病灶的分割上具有较高的临床价值，可能与以下几个方面有关：首先，3D-CNN模型能够同时识别AIS病灶的缺血中心区和半暗带，而不仅仅是半暗带，这对于AIS的诊断、分期、预后评估和治疗指导有着重要的意义。缺血中心区是指AIS病灶中的脑组织完全坏死，不能恢复的区域，半暗带是指AIS病灶中的脑组织部分缺血，有可能恢复的区域。缺血中心区和半暗带的大小、比例和位置决定了AIS的病理类型、严重程度和可逆性，影响了AIS的诊断、分期、预后评估和治疗指导。例如，缺血中心区较小，半暗带较大，且位于MCA的领域的AIS，可能为大动脉粥样硬化所致的穿支型AIS，严重程度较轻，可逆性较高，适合进行血管再通和神经保护的治疗；而缺血中心区较大，半暗带较小，且位于ACA或PCA的领域的AIS，可能为心源性栓塞所致的大面积AIS，严重程度较重，可逆性较低，适合进行抗凝和降压的治疗^[20]。因此，3D-CNN模型能够同时识别AIS病灶的缺血中心区和半暗带，为临床医生提供了更全面和更精确的诊断依据。

其次，3D-CNN模型能够利用多种序列的图像信息，提高了AIS病灶的分割的可靠性和准确性。不同的序列能够反映AIS的不同病理特征，如T1WI能够显示AIS病灶的形态和边缘，T2WI能够显示AIS病灶的范围和水分含量，DWI能够显示AIS病灶的水分扩散状态，CBF、CBV、Tmax和TTP能够显示AIS病灶的血流灌注状态。综合多种序列的图像信息，能够提高AIS病灶的分割的可靠性和准确性。例如，T1WI和T2WI能够区分AIS病灶和其他脑部疾病或异常，如脑出血、脑肿瘤、脑萎缩、脑外伤等，避免了误诊和漏诊的发生；DWI能够区分AIS病灶的缺血中心区和半暗带，提高了AIS病灶的分割的精度和完整性；CBF、CBV、Tmax和TTP能够区分AIS病灶的血流灌注状态，提高了AIS病灶的分割的敏感性和特异性。因此，3D-CNN模型能够利用多种序列的图像信息，为临床医生提供了更可靠和更准确的分割结果。

本研究的创新之处在于，首次将基于3D-CNN的3.0T磁共振32通道应用于AIS诊疗中，实现了对AIS病灶的自动化、智能化和精准化的分割，提高了AIS诊疗的效率和质量。本研究的优势在于，使用了高场强和多通道的MRI图像，提供了更优的数据来源，提高了3D-CNN模型的性能和效果。本研究的局限在于，样本量较小，分割结果未与其他方法进行比较，分割结果未与临床结果进行关联，未考虑AIS病灶的动态变化，未验证3D-CNN模型的泛化能力和实用性。今后的研究需要扩大样本量，增加对照组，进行多中心、多模态、多时相的验证，探讨3D-CNN模型在AIS诊疗中的更多应用场景和价值。

综上所述，基于3D-CNN的3.0T磁共振32通道在AIS诊疗中具有较高的应用价值，可以有效地分割AIS病灶，为临床医生提供更准确和更快速的诊断依据。

参考文献

- [1] 杨梅, 刘金凤, 张纯. 青年症状性急性脑梗死危险因素分析 [J]. 心肺血管病杂志, 2023, 42 (6): 605–608.
- [2] 李雪梅. NLR与急性脑梗死并发症及预后关系的研究进展 [J]. 检验医学与临床, 2023, 20 (1): 128–131.
- [3] 孙晓欣, 张志勇, 刘新秀, 等. 急性手结区梗死的临床及影像学特点分析 [J]. 北京医学, 2023, 45 (4): 307–311.
- [4] 吴佳宏, 王韬, 胡远想, 等. 轻型急性脑梗死后患者认知域功能的变化及认知功能障碍的危险因素分析 [J]. 中风与神经疾病杂志, 2022, 39 (10): 872–876.
- [5] 徐守权, 唐国文, 黄舞标, 等. BP神经网络、随机森林和决策树预测急性脑梗死患者静脉溶栓后发生早期神经功能恶化的效能比较 [J]. 实用心脑肺血管病杂志, 2023, 31 (2): 16–21.
- [6] Zhou Y, Huang W, Dong P, et al. D-UNet: a dimension-fusion U shape network for chronic stroke lesion segmentation [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2019, 18 (3): 940–950.
- [7] Grivas A, Alex B, Grover C, et al. Not a cute stroke: analysis of rule-and neural network-based information extraction systems for brain radiology reports [C]//Proceedings of the 11th International Workshop on Health Text Mining and Information Analysis, 2020: 24–37.
- [8] 马炎奇, 靳珍怡, 温喜喜, 等. 急性脑梗死3.0T MR ARMS DWI与常规MS-EPI DWI图像质量对照研究 [J]. 中国医学计算机成像杂志, 2023, 29 (3): 231–235.
- [9] 胡美云, 王月波. 头颅MRI、DWI和SWI在急性脑梗死出血性转化诊断中的应用 [J]. 郑州大学学报(医学版), 2023, 58 (4): 581–584.
- [10] 赵松, 何业举, 高国栋, 等. 全脑CT灌注成像对小体积急性梗死灶诊断准确性及影响因素分析 [J]. 中国医学计算机成像杂志, 2023, 29 (2): 125–130.
- [11] Wirasati I, Rustam Z, Aurellia J E. Cerebral infarction classification using genetic algorithm neural network and stochastic neural network [C]//International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development. Cham: Springer International Publishing, 2020: 506–515.
- [12] Cui L, Han S, Qi S, et al. Deep symmetric three-dimensional convolutional neural networks for identifying acute ischemic stroke via diffusion-weighted images [J]. Journal of X-Ray Science and Technology, 2021, 29 (4): 551–566.
- [13] Raghavendra U, Pham T H, Gudigar A, et al. Novel and accurate non-linear index for the automated detection of haemorrhagic brain stroke using CT images [J]. Complex & Intelligent Systems, 2021, 7: 929–940.
- [14] Sathish R, Rajan R, Vuppurti A, et al. Adversarially trained convolutional neural networks for semantic segmentation of ischaemic stroke lesion using multisequence magnetic resonance imaging [C]//2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2019: 1010–1013.
- [15] 汪可可, 武建辉, 周莹, 等. 基于BP神经网络的急性脑梗死患者自发性出血性转化的风险预测研究 [J]. 中国全科医学, 2018, 21 (12): 1413–1418.
- [16] 蒋锡丽, 张伟, 谢树才, 等. CT在急性脑梗死介入术后脑实质高密度灶鉴别诊断中的应用 [J]. 实用放射学杂志, 2023, 39 (1): 13–16, 25.
- [17] 中国卒中学会, 中国卒中学会神经介入分会, 中华预防医学会卒中预防与控制专业委员会介入学组. 急性缺血性卒中血管内治疗中国指南2023 [J]. 中国卒中杂志, 2023, 18 (6): 684–711.
- [18] Öman O, Mäkelä T, Salli E, et al. 3D convolutional neural networks applied to CT angiography in the detection of acute ischemic stroke [J]. European Radiology Experimental, 2019, 3: 1–11.
- [19] Zhang R, Zhao L, Lou W, et al. Automatic segmentation of acute ischemic stroke from DWI using 3-D fully convolutional DenseNets [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37 (9): 2149–2160.
- [20] 夏亮, 梁志鹏, 张俊. 基于循环生成对抗网络生成头颅磁共振DWI图像的方法研究 [J]. 磁共振成像, 2023, 14 (7): 121–126.

(收稿日期: 2024-01-25)
(校对编辑: 韩敏求)