·论著·

基于多参数MRI影像组学和深度学习的急性脑梗死患者缺血半暗带预测研究

陈媛慧，雷雨萌，史文文
（南昌市第一医院影像科，南昌 330008）

摘要 目的 探讨基于多参数磁共振成像（MRI）影像组学和深度学习构建的模型预测急性脑梗死患者缺血半暗带（IP）的临床可行性。**方法** 选取2020年1月至2024年1月我院收治的105例急性脑梗死患者作为研究对象，依据MRI-扩散加权成像（DWI）检查结果将患者分为无IP组（$n=36$）和IP组（$n=69$）。统计2组患者的临床资料并筛选多参数MRI影像组学特征，构建临床模型、影像组学模型和深度学习模型并评价其区分力。构建融合模型，采用受试者操作特征（ROC）曲线、校准曲线、临床决策曲线评价4种模型的预测效能。**结果** 入院美国国立卫生院卒中量表（NIHSS）评分、各向异性分数（FA）、表观扩散系数（ADC）、平均扩散系数（DCavg）、N-乙酰天门冬氨酸（NAA）增加是患者发生IP的保护因素，乳酸（Lac）增加是危险因素（$P<0.05$）；6个深度学习模型中，支持向量机模型性能最优，准确度为0.952（100/105），灵敏度为0.957（66/69），特异度为0.944（34/36）；3种模型对患者IP发生情况均有较好的区分力；4种模型的区分度较高，准确性和有效性较好，且融合模型的预测效能最高。**结论** 基于临床特征、多参数MRI影像组学和深度学习构建的融合模型能够实现对急性脑梗死患者IP的准确预测，并提供个性化预测结果。

关键词 急性脑梗死；缺血半暗带；多参数磁共振成像影像组学；深度学习；融合模型
中图分类号 R743.3 **文献标志码** A **文章编号** 0258-4646（2025）05-0455-06
网络出版地址 https://link.cnki.net/urlid/21.1227.R.20250519.1520.010
DOI：10.12007/j.issn.0258-4646.2025.05.013

Prediction of ischemic penumbra in patients with acute cerebral infarction based on multiparameter MRI radiomics and deep learning

CHEN Yuanhui，LEI Yumeng，SHI Wenwen
（Department of Imaging，Nanchang First Hospital，Nanchang 330008，China）

Abstract Objective To explore the clinical feasibility of predicting ischemic penumbra（IP）in patients with acute cerebral infarction based on multiparameter magnetic resonance imaging（MRI）radiomics and deep learning. **Methods** A total of 105 patients with acute cerebral infarction treated at our hospital between January 2020 and January 2024 were divided into non-IP（$n=36$）and IP（$n=69$）groups according to the results of MRI diffusion-weighted imaging（DWI）. The clinical data of the two groups were collected，and multiparameter MRI radiomics features were screened. Clinical，radiomics，and deep learning models were constructed，and their distinguishing powers were evaluated. A fused model was constructed，and the receiver operating characteristic（ROC），calibration，and clinical decision curves were used to evaluate the predictive efficacy of the four models. **Results** Increases in the admission National Institutes of Health Stroke Scale（NIHSS）score，anisotropy score（FA），apparent diffusion coefficient（ADC），average diffusion coefficient（DCavg），and N-acetyl aspartate（NAA）were protective factors for IP. An increase in the lactic acid（Lac）level was a risk factor for IP（$P<0.05$）. Of the six considered deep learning models，the support vector machine model performed the best，with an accuracy of 0.952（100/105），sensitivity of 0.957（66/69），and specificity of 0.944（34/36）. These three models can distinguish the patients with IP. The four models exhibited high differentiation，accuracy，and effectiveness；the prediction efficiency of the fused model was the highest. **Conclusion** The fused model based on clinical features，multiparameter MRI radiomics，and deep learning accurately predicts IP in patients with acute cerebral infarction and can be used to provide personalized prediction results.

Keywords acute cerebral infarction；ischemic penumbra；multiparameter magnetic resonance imaging radiomics；deep learning；fusion model

基金项目：江西省卫生健康委科技计划（202120075）
作者简介：陈媛慧（1983-），女，副主任医师，本科.
通信作者：陈媛慧，E-mail：15870601680@163.com
收稿日期：2024-09-02
网络出版时间：2025-05-20 10:49:29

急性脑梗死作为常见的血管疾病，其发病率逐年攀升，严重影响患者的生活质量和生命安全[1]。临床上主要通过再灌注治疗急性脑梗死，包括静脉溶栓和机械取栓，治疗时间窗分别为4.5 h和6 h，但多数患者就诊时已错过治疗时间窗[2]，及时识别缺血半暗带（ischemic penumbra，IP）对指导再灌注治疗有重要意义。影像组学作为新型的医学影像定量分析方法，通过提取和分析影像特征，能有效预测疾病，且不依赖医师主观判断，潜在临床应用价值较高。多参数磁共振成像（magnetic resonance imaging，MRI）技术已广泛应用于急性脑梗死的诊断，可反映脑组织的多种信息，对IP的早期界定具有重要作用[3]。既往研究[4]表明，基于多参数MRI影像组学特征构建的列线图模型能够准确识别脑白质高信号IP。同时，深度学习在图像分析中也展现出巨大潜力，可通过逻辑回归、随机森林等模型预测患者的临床指征[5]。然而，多参数MRI影像组学联合深度学习能否进一步提高对IP的诊断效能，目前鲜有研究论证。本研究旨在探讨基于多参数MRI影像组学和深度学习构建的模型预测急性脑梗死患者IP的可行性，为临床诊疗提供参考。

1　材料与方法

1.1　研究对象

选取2020年1月至2024年1月我院收治的105例急性脑梗死患者为研究对象。其中，男82例，女23例，年龄32~80岁，平均年龄（62.93 ± 10.06）岁。纳入标准：（1）符合《中国急性缺血性脑卒中诊疗指南》中急性脑梗死的诊断标准[6]；（2）首次发病；（3）发病至入院时间<24 h；（4）接受MRI检查；（5）临床资料及MRI影像资料完整。排除标准：（1）接受过抗凝或溶栓治疗；（2）缺血性脑卒中继发出血转化；（3）蛛网膜下腔出血、颅内肿瘤、脑出血、动静脉畸形等；（4）生命体征不平稳。本研究经我院伦理学委员会批准，审批号为KY2022015。患者均签署知情同意书。

1.2　方法

1.2.1　MRI图像的采集、处理、分析及影像组学的特征提取：患者入院后采用3.0T MRI成像系统（美国GE公司）进行检查。采集液体衰减反转恢复序列和T2周期性旋转重叠平行线增强重建参数，切片厚度为5 mm，间隔为1.5 mm，重复时间（repetition time，TR）/回波时间（echo time，TE）分别为9 000 ms/120 ms和3 500 ms/115 ms~5 000 ms/115 ms，视野22 cm × 22 cm，像素矩阵分别为288 × 192和448 × 448，回波链长分别为18和32，宽带分别为50和63。

将患者的MRI检查图像导入ITK-SNAP软件，在IP患者图像上的半暗带手动绘制感兴趣区域，并在无IP患者的图像上选择相同区域进行感兴趣区域划分。将分割的感兴趣区域文件导入AK软件，提取多参数MRI影像组学特征。图像采集、处理、分析及影像组学特征提取均由2名资深医师完成。

1.2.2　观察指标：收集患者一般资料，包括性别、年龄、体重指数（body mass index，BMI）、吸烟、入院美国国立卫生院卒中量表（National Institutes of Health Stroke Scale，NIHSS）评分。记录患者3.0T MRI成像系统检查指标，包括无IP患者梗死灶周围正常区、IP患者IP区的各向异性分数（fraction anisotropy，FA）、表观扩散系数（apparent diffusion coefficient，ADC）、平均扩散系数（average diffusion coefficient，DCavg）及N-乙酰天门冬氨酸（N-acetylaspartic acid，NAA）、乳酸（lactic acid，Lac）值。

1.2.3　IP诊断标准及分组：以MRI-扩散加权成像（diffusion weighted imaging，DWI）检查结果作为金标准[7]，确定IP区。将获得的三维动脉自旋标记原始图像上传至GE ADW 4.6工作站，并经Functool软件处理，自动生成标记后延迟时间（post labeling delay，PLD）分别为1.5 s和2.5 s的脑血流量伪彩图，并与DWI图像融合，将三维动脉自旋标记（PLD=1.5 s和PLD=2.5 s）低灌注区面积>DWI高信号区面积的患者纳入IP组（69例），将三维动脉自旋标记低灌注区面积≈DWI高信号区面积的患者纳入无IP组（36例）。

1.3　统计学分析

采用SPSS 22.0软件进行统计分析。计量资料以$\bar{x} \pm s$表示，组间差异比较采用独立样本t检验；计数资料以率（%）表示，组间差异比较采用χ^2检验；采用多因素logistic回归分析影响急性脑梗死患者IP发生的临床因素；采用组内相关系数（intra-group correlation coefficient，ICC）评价影像组学特征的一致性，将ICC>0.8的特征纳入LASSO回归分析降维，并获得各特征的系数α，构建影像组学模型；将筛选出的影像组学特征纳入，构建逻辑回归、随机森林、极度随

机数、邻近分类算法、多层神经网络算法、支持向量机6个深度学习模型，采用受试者操作特征（receiver operating characteristic，ROC）曲线进行性能比较，性能最优者作为本研究的深度学习模型进行后续研究；根据临床模型、影像组学模型和深度学习模型预测患者IP发生概率绘制三维散点图，评价模型的区分力，随后分别将3种模型预测患者IP发生概率作为自变量纳入logistic回归分析，构建融合模型，通过ROC曲线、校准曲线和临床决策曲线评价4种模型的预测效能。检验水准α=0.05。

2　结果

2.1　2组临床资料的比较

IP组入院NIHSS评分、FA、ADC、DCavg、NAA明显低于无IP组，Lac明显高于无IP组（$P<0.05$）。见表1。

2.2　多因素logistic回归分析影响急性脑梗死患者IP的因素

多因素logistic回归分析结果显示，入院NIHSS评分、FA、ADC、DCavg、NAA增加是急性脑梗死患者IP的保护因素（$P<0.05$），Lac增加是危险因素（$P<0.05$）。见表2。

2.3　多参数MRI影像组学特征的筛选

2名医师共提取586个影像组学特征，ICC为–0.75~0.99，将ICC>0.8的130个特征纳入LASSO回归进行降维，见图1。最终筛选出5个特征，分别为ShortRunEmphasis_ALLDirection_offset7_SD、HighGreyLevelRunEmphasis_AllDirection_offset1_SD、ClusterSharle_angle45_offset7、GLCMEntropy_ALLDirection_offset和RunLengthNonuniformity_ALLDirection_offset4_SD，特征系数依次是0.27、–0.25、–0.21、–0.19和–0.16，并将筛选出的影像组学特征纳入影像组学模型。

2.4　不同深度学习模型预测急性脑梗死患者IP性

表1　2组临床资料的比较

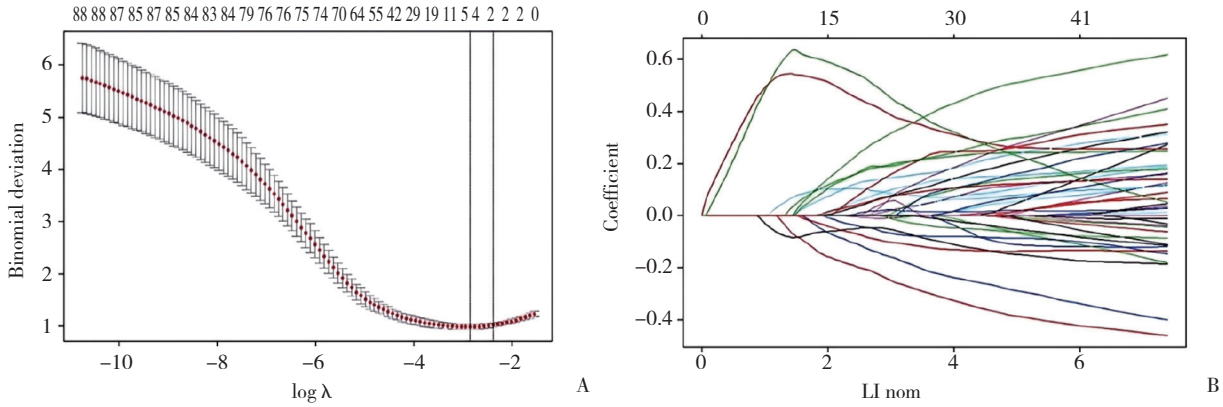
Tab.1　Comparison of clinical data between the two groups

Item	Non-IP group (n = 36)	IP group (n = 69)	t/χ^2	P
Sex [n (%)]			2.058	0.151
Male	31 (86.11)	51 (73.91)		
Female	5 (13.89)	18 (26.09)		
Age (year)	62.39 ± 10.28	63.21 ± 9.42	0.410	0.682
BMI (kg/m^2)	22.89 ± 2.48	23.06 ± 2.32	0.348	0.728
Smoking [n (%)]	18 (50.00)	33 (47.83)	0.045	0.832
Admission NIHSS score	10.36 ± 2.45	4.28 ± 1.12	17.463	<0.001
FA ($\times 10^{-3}$ mm^2/s)	0.27 ± 0.11	0.22 ± 0.08	2.663	0.009
ADC ($\times 10^{-3}$ mm^2/s)	0.40 ± 0.12	0.33 ± 0.10	3.176	0.002
DCavg ($\times 10^{-3}$ mm^2/s)	4.21 ± 1.04	3.32 ± 0.96	4.382	<0.001
NAA (mmol/L)	58.34 ± 9.28	47.37 ± 10.56	5.260	<0.001
Lac (mmol/L)	6.68 ± 2.15	21.73 ± 8.12	10.900	<0.001

表2　多因素logistic回归分析影响急性脑梗死患者IP的因素

Tab.2　Results of multivariate logistic regression analysis of factors affecting IP in patients with acute cerebral infarction

Factor	β	SE	Wald χ^2	P	OR (95%CI)
Admission NIHSS score	–1.112	0.489	5.168	<0.001	0.329 (0.215–0.447)
FA	–0.662	0.639	1.072	0.039	0.516 (0.384–0.667)
ADC	–0.814	0.569	2.047	0.025	0.443 (0.256–0.635)
DCavg	–0.849	0.617	1.892	0.012	0.428 (0.219–0.630)
NAA	–0.989	0.543	3.316	0.004	0.372 (0.182–0.571)
Lac	1.056	0.502	4.423	<0.001	2.874 (2.247–3.415)



A, four-fold cross-verification method adjusts parameter λ; B, convergence plot of characteristic coefficients.

图1　LASSO回归算法筛选多参数MRI影像组学特征

Fig.1　LASSO regression algorithm screening of multiparameter MRI radiomics features

能比较

纳入筛选出的5个多参数MRI影像组学特征，分别构建6个深度学习模型，见表3。支持向量机模型的曲线下面积、灵敏度、精确度及召回率高于其他模型，性能最优。支持向量机模型预测IP发生概率如图2所示，准确度为0.952（100/105），灵敏度为0.957（66/69），特异度为0.944（34/36），因此作为本研究的深度学习模型进行后续研究。

表3　不同深度学习模型预测急性脑梗死患者IP性能比较

Tab.3　Comparison of prediction of IP in patients with acute cerebral infarction of different deep learning models

Model	AUC (95%*CI*)	Accuracy	Sensitivity	Specificity	Precision	Recall rate
Logistic regression	0.872 (0.813–0.931)	0.921	0.885	0.964	0.949	0.885
Random forest	0.839 (0.752–0.926)	0.851	0.684	0.837	0.887	0.684
Extremely random number	0.869 (0.811–0.927)	0.882	0.843	0.876	0.921	0.843
K-nearest neighbor	0.881 (0.825–0.937)	0.943	0.936	0.842	0.965	0.936
Multilayer neural network	0.876 (0.831–0.921)	0.928	0.923	0.901	0.953	0.923
Support vector machine	0.899 (0.858–0.941)	0.952	0.957	0.944	0.971	0.957

AUC, area under the curve.

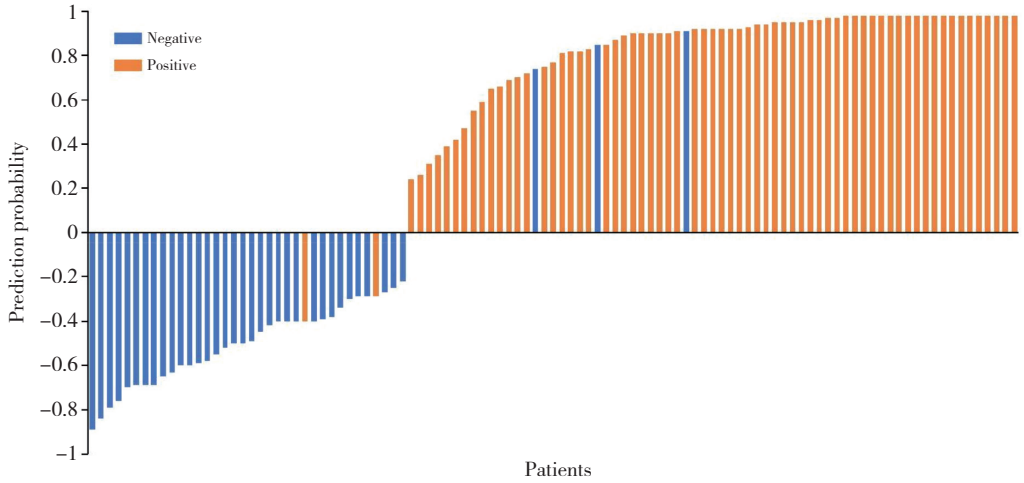
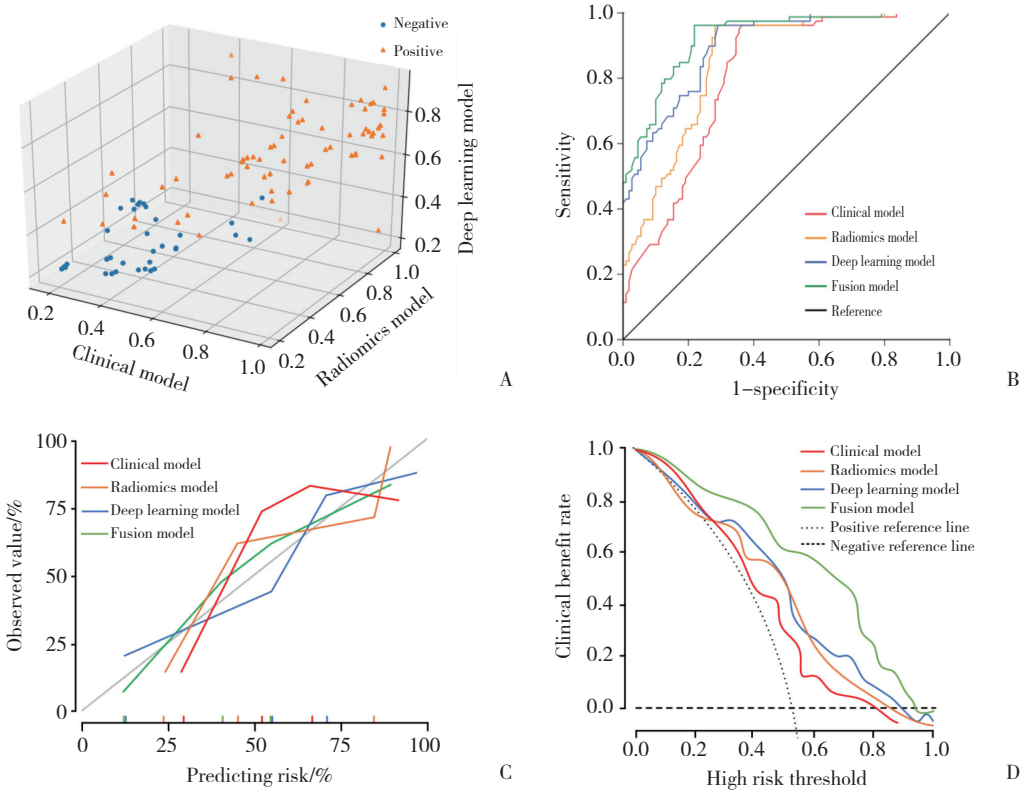


图2　支持向量机模型预测每例患者发生IP的概率

Fig.2　Support vector machine model prediction of probability of IP occurrence for each patient

2.5　临床模型、影像组学模型、深度学习模型、融合模型预测效能评价

3种模型对患者IP发生情况均有较好的区分力，见图3A。将3种模型作为自变量纳入多因素logistic回归分析，构建融合模型。临床模型、影像组学模型、深度学习模型、融合模型均具有较高的区分度，且融合模型优于其他模型，见表4、图3B。4种模型的预测风险与观测值拟合良好，χ^2分别为1.249、1.136、1.028、0.945，*P*分别为0.085、0.106、0.137、0.159，融合模型的准确性最好，见图3C。4种模型的净获益值均较高，融合模型的有效性更优，见图3D。



A，3D scatter plot；B，ROC curve；C，calibration curve；D，clinical decision curve.

图3　临床模型、影像组学模型、深度学习模型、融合模型评价

Fig.3　Evaluation of clinical，radiomics，deep learning，and fused models

表4　临床模型、影像组学模型、深度学习模型、融合模型预测效能评价

Tab.4　Prediction efficacy of clinical，radiomics，deep learning，and fused models

Model	AUC (95%*CI*)	Accuracy	Sensitivity	Specificity	Positive predictive value	Negative predictive value	F1 rating
Clinical model	0.803 (0.741–0.865)	0.857	0.884	0.806	0.897	0.784	0.612
Radiomics model	0.852 (0.799–0.906)	0.895	0.913	0.861	0.926	0.838	0.694
Deep learning model	0.899 (0.858–0.941)	0.952	0.957	0.944	0.971	0.919	0.705
Fusion model	0.925 (0.888–0.961)	0.971	0.971	0.972	0.985	0.946	0.773

AUC，area under the curve.

3　讨论

急性脑梗死是由动脉粥样硬化引发的局限性脑组织缺血性坏死，具有高发病率、高致残率和高致死率等特点[8]。IP是脑缺血核心区域中的低血流量脑组织，是临床上治疗脑梗死的有效靶点，其存在与否对治疗策略至关重要[9]。磁共振动态磁敏感对比灌注成像联合DWI是评估急性脑梗死患者IP的

金标准，但因其需要注射外源性对比剂，可能损害患者的肾功能。近年来，MRI检查获得的三维动脉自旋标记脑血流灌注伪彩图因无需外源性对比剂备受关注，其与DWI不匹配可提示IP的存在，但目前仍处于研究阶段，需筛选相关指标进一步研究。

既往研究[10]表明，存在IP的急性脑梗死患者FA、ADC、DCavg明显低于无IP患者。本研究发现FA、ADC、DCavg增加是急性脑梗死患者IP发生的保护因素，可能由于FA、ADC、DCavg降低代表了脑组织低血流灌注。急性脑梗死患者IP区NAA明显低于梗死灶周围正常区，Lac明显高于梗死灶周围正常区[11]。本研究发现NAA增加是急性脑梗死患者IP的保护因素，Lac增加是危险因素。Lac增加提示脑组织缺血缺氧，Lac含量与脑组织灌注有关，含量越高，血流灌注越低[12]。NAA含量减少提示神经元代谢完整性降低，功能下降。此外，本研究还证实，入院NIHSS评分增加是急性脑梗死患者IP的保护因素，可能是因为存在IP的急性脑梗死患者容易出现早期神经功能恶化，影响临床疗效及预后。

既往研究[13]表明，MRI影像组学模型对非溶栓治疗后急性脑梗死患者临床预后具有良好的预测效能。MRI影像组学联合深度学习模型进一步提升了急性脑卒中患者静脉溶栓治疗后出血转化的预测效能[14]。本研究共筛选出5个多参数MRI影像组学特征，临床模型、影像组学模型和深度学习模型对急性脑梗死患者IP发生情况均具有良好的预测效能，以上述3种模型为基础构建的融合模型预测效能最高，与既往研究[14]结果相似。

本研究存在一定局限性：样本量较小，且为回顾性研究，可能存在选择偏倚；模型未经外部验证，对不同患者群体的适用性未知；未纳入梗死核心区患者。未来将扩大样本量，进行前瞻性、多中心研究，进一步验证和完善模型，提高临床实用性。

综上所述，入院NIHSS评分、FA、ADC、DCavg、NAA增加是急性脑梗死患者IP的保护因素，Lac增加是危险因素。临床模型、影像组学模型、深度学习模型及融合模型均具有良好的预测效能，融合模型效能最高。

参考文献：

[1] GILL JH，NAM TK，JUNG HK，et al. Acute cerebral infarction combined with a thyroid storm in a patient with both Moyamoya syndrome and Graves' disease [J]. J Cerebrovasc Endovasc Neurosurg，2022，24（2）：160-165. DOI：10.7461/jcen.2021.E2021.07.003.

[2] LI J，HE Y，DU YH，et al. Effect of electro-acupuncture on vasomotor symptoms in rats with acute cerebral infarction based on phosphatidylinositol system [J]. Chin J Integr Med，2022，28（2）：145-152. DOI：10.1007/s11655-021-3341-6.

[3] SHANG WW，ZHANG YY，XUE L，et al. Evaluation of collateral circulation and short-term prognosis of patients with acute cerebral infarction by perfusion-weighted MRI [J]. Ann Palliat Med，2022，11（4）：1351-1359. DOI：10.21037/apm-21-3589.

[4] 舒震宇，徐玉芸，宋侨伟. 基于多参数磁共振成像的影像组学列线图在识别脑白质高信号半暗带中的应用研究 [J]. 中国医疗设备，2020，35（5）：96-100. DOI：10.3969/j.issn.1674-1633.2020.05.022.

[5] BRIDGE CP，BIZZO BC，HILLIS JM，et al. Development and clinical application of a deep learning model to identify acute infarct on magnetic resonance imaging [J]. Sci Rep，2022，12（1）：2154. DOI：10.1038/s41598-022-06021-0.

[6] 钟迪，张舒婷，吴波.《中国急性缺血性脑卒中诊治指南2018》解读 [J]. 中国现代神经疾病杂志，2019，19（11）：897-901. DOI：10.3969/j.issn.1672-6731.2019.11.015.

[7] BHURWANI MMS，BOUTELIER T，DAVIS A，et al. Identification of infarct core and ischemic penumbra using computed tomography perfusion and deep learning [J]. J Med Imaging（Bellingham），2023，10（1）：014001. DOI：10.1117/1.JMI.10.1.014001.

[8] KARGIOTIS O，OIKONOMI K，GEKA A，et al. HSV-encephalitis resembling acute cerebral infarction in a patient with atrial fibrillation：beware of stroke mimics [J]. Neurologist，2021，27（1）：30-33. DOI：10.1097/NRL.0000000000000353.

[9] YI JS，KI HJ，JEON YS，et al. The collateral map：prediction of lesion growth and penumbra after acute anterior circulation ischemic stroke [J]. Eur Radiol，2024，34（3）：1411-1421. DOI：10.1007/s00330-023-10084-6.

[10] 赵文，钱伟军. DWI联合DTI技术对早期脑梗死缺血半暗带的评估价值[J]. 现代临床医学，2022，48（1）：23-24，29. DOI：10.11851/j.issn.1673-1557.2022.01.007.

[11] 卓丽华，唐春耕，周明，等. ^{1}H-磁共振波普成像联合弥散加权成像、3D-动脉内源性标记对急性脑梗死缺血半暗带的评估价值[J]. 中华临床医师杂志（电子版），2019，13（8）：596-602. DOI：10.3877/cma.j.issn.1674-0785.2019.08.007.

[12] HELSPER S，YUAN XG，ANDREW BAGDASARIAN F，et al. Multinuclear MRI reveals early efficacy of stem cell therapy in stroke [J]. Transl Stroke Res，2023，14（4）：545-561. DOI：10.1007/s12975-022-01057-w.

[13] 彭静，黄志香，厉彦新，等. MRI影像组学评估急性脑梗死患者临床预后的价值 [J]. 分子影像学杂志，2023，46（1）：28-32. DOI：10.12122/j.issn.1674-4500.2023.01.05.

[14] MENG YC，WANG HR，WU CF，et al. Prediction model of hemorrhage transformation in patient with acute ischemic stroke based on multiparametric MRI radiomics and machine learning [J]. Brain Sci，2022，12（7）：858. DOI：10.3390/brainsci12070858.

（编辑　于　溪）