

· 临床研究 ·

机器学习结合影像组学特征预测急性脑卒中机械取栓预后

陈罕奇¹, 张浩¹, 葛晓敏¹, 彭明洋², 谢光辉², 陈国中², 殷信道², 许瑜³

¹南京医科大学附属常州市第二人民医院放射科, 江苏 常州 213003; ²南京医科大学附属南京医院(南京市第一医院)医学影像科, 江苏 南京 210006; ³常州金东方医院放射科, 江苏 常州 213000

[摘要] 目的:结合机器学习与影像组学特征构建预测急性缺血性脑卒中(acute ischemic stroke, AIS)机械取栓治疗后预后的模型并进行验证。方法:回顾性分析在南京市第一医院就诊的AIS患者,按随机数字表法分为训练集($n=105$)和测试集($n=50$),另收集在南京医科大学附属常州市第二人民医院就诊的AIS患者($n=45$)作为外部验证。采用A.K.软件提取弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)和灌注加权成像(perfusion weighted imaging, PWI)病变区的影像特征,应用最低绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归模型筛选最佳影像组学特征,基于所选特征通过支持向量机(support vector machine, SVM)分类器建立预测急性脑卒中预后预测模型,使用受试者操作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线评价模型的预测效能,并应用验证集对模型进行外部验证。结果:每例患者DWI和PWI图像各提取1 316个影像组学特征,降维后筛选出40个与卒中预后高度相关的特征。ROC曲线分析显示联合DWI+PWI的模型预测训练集和测试集的曲线下面积(area under curve, AUC)(训练集:0.981;测试集:0.891)均高于单序列模型(DWI或PWI),其准确度分别达0.943、0.900。外部验证结果显示基于DWI+PWI的模型同样优于单序列(DWI或PWI)的预测模型,灵敏度和特异度分别为0.864、0.783,其准确度可达0.822。结论:结合机器学习与影像组学特征构建的模型可预测AIS机械取栓治疗预后,并具有较好的泛化能力。

[关键词] 卒中;机器学习;弥散加权成像;灌注加权成像;预后

[中图分类号] R445.2

[文献标志码] A

[文章编号] 1007-4368(2022)08-1165-06

doi:10.7655/NYDXBNS20220818

A model combined machine learning with radiomics characteristics in predicting outcome after mechanical thrombectomy in acute stroke

CHEN Hanqi¹, ZHANG Hao¹, GE Xiaomin¹, PENG Mingyang², XIE Guanghui², CHEN Guozhong², YIN Xindao², XU Yu³

¹Department of Radiology, the Second People's Hospital of Changzhou, Nanjing Medical University, Changzhou 213003; ²Department of Radiology, Nanjing First Hospital, Nanjing Medical University, Nanjing 210006; ³Department of Radiology, Changzhou Jindongfang Hospital, Changzhou 213000; China

[Abstract] **Objective:** To establish and validate a prediction model combined machine learning with radiomics features in predicting outcome after mechanical thrombectomy in acute stroke. **Methods:** Imaging data of acute stroke patients in Nanjing First Hospital were retrospectively collected. These patients were divided into a training set ($n=105$) and a test set ($n=50$) according to random number table method. Acute stroke ($n=45$) in the Second People's Hospital of Changzhou were collected as the validation set. A.K. software was used to extract radiomics features on diffusion weighted imaging (DWI) and perfusion weighted imaging (PWI). Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression model was used to screen the features, and then, the selected features were used to establish the prediction model by support vector machine (SVM) classifier. Receiver operating characteristic (ROC) curve was used to evaluate the predictive efficacy of the model, and the validation set was used to verify the generalization ability of the model. **Results:** One thousand three hundred and sixteen radiomics features of each patient were extracted from DWI and PWI, and 40 features highly related to outcome after mechanical thrombectomy in acute stroke were screened after dimension reduction. ROC analysis showed that the area under curve (AUC) of DWI+PWI model (training set: 0.981; test set: 0.891) was higher than those of DWI or PWI model, and the accuracy were 0.943 and 0.900, respectively. The results of validation of the model showed that the prediction model based on

DWI + PWI was also better than that of single sequence (DWI or PWI), the sensitivity and specificity were 0.864 and 0.783 respectively, and the accuracy was 0.822. **Conclusion:** The prediction model combined machine learning and radiomics can effectively predict outcome after mechanical thrombectomy in acute stroke, and has good generalization ability.

[Key words] stroke; machine learning; diffusion weighted imaging; perfusion weighted imaging; outcome

[J Nanjing Med Univ, 2022, 42(08): 1165-1170]

急性缺血性脑卒中(acute ischemic stroke, AIS)具有发病率高、致残率高及病死率高等特点。机械取栓治疗显著改善大血管闭塞引起的卒中患者预后^[1]。然而,机械取栓治疗后的AIS患者预后差异较大,受多种因素影响^[2-3]。目前,应用弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)和灌注加权成像(perfusion weighted imaging, PWI)评估缺血半暗带选择适合接受血管内机械取栓治疗已被广泛接受^[4],但基于DWI和PWI预测卒中预后的价值仍存在争议。近年来,机器学习算法已广泛应用在医学影像诊断及预测中,它综合大数据影像资料,深度挖掘多维影像学信息,可实现精准诊断及预测^[5]。既往的研究显示,基于临床资料的组学特征可预测卒中预后^[6]。本研究基于DWI和PWI图像,采用影像组学方法获取大量特征,旨在探讨基于机器学习技术预测AIS机械取栓治疗后预后的价值。

1 对象和方法

1.1 对象

回顾性分析2017年1月—2019年12月在南京市第一医院就诊的AIS患者155例,其中男99例,女56例,平均年龄(66.97±19.36)岁。纳入标准:①发病时间为24h以内;②机械取栓治疗前接受MRI(DWI+PWI)检查;③接受机械取栓治疗;④有3个月的随访预后评分。排除标准:①颅内出血、肿瘤或创伤;②MRI有运动伪影图像无法评估。根据3个月的改良Rankin评分量表(modified Rankin scale, mRS)将患者分为预后良好组(mRS 0~2分)和预后不良(mRS 3~6分)。采用随机分层抽样的方法将患者随机分为训练集105例,测试集50例。另以同样入组标准及排除标准纳入2017年1月—2019年12月在南京医科大学附属常州市第二人民医院就诊的AIS患者45例作为外部验证集,其中男28例,女17例,平均年龄(65.38±15.82)岁。本研究经过南京医科大学伦理委员会批准[批准文号:(2019-664)],免除受试者知情同意。

1.2 方法

1.2.1 MRI扫描方法

所有患者采用3.0T MR扫描设备(Ingenia, Phil-

ips Medical Systems, Netherlands)进行检查。扫描序列包括液体衰减反转恢复(fluid attenuated inversion recovery, FLAIR)、DWI、动态磁化率对比度-灌注成像(dynamic susceptibility contrast - perfusion weight imaging, DSC-PWI)。部分扫描参数如下:DWI采用自旋回波序列,TR 2501 ms, TE 98 ms, 矩阵152×122, 3个方向,视野230 mm×230 mm, 翻转角,90°,层数18,层厚6 mm,层间距1.3 mm, b=0 和 1 000 s/mm²; DSC-PWI:采用梯度回波-回波平面序列,TR 2 000 ms, TE 30 ms, 矩阵96×93, FOV 224 mm×224 mm, FA 90°,层厚4 mm,持续时间88 s。采用Medtron公司双流高压注射器 Accutron MR经右侧肘前静脉给药轧喷酸葡胺(Gd-DTPA, 广州康辰药业有限公司)(浓度:0.05 mmol/kg;流速:4 mL/s)后扫描,每个定位扫描60次。

1.2.2 图像分析

图像分割:首先对PWI图像应用RAPID软件进行后处理获得达峰时间(time to max, Tmax)图。使用ITK-SNAP软件(版本3.4.0, <http://www.itksnap.org>)对DWI图像上高信号区及PWI图(Tmax图像)上灌注异常区进行分割(图1)。由1名具有8年神经影像诊断经验的放射科医师在横断面上对病灶边缘进行逐层勾画,然后融合成三维感兴趣区(region of interest, ROI);每一次勾画均由另1名具有10年神经影像诊断经验的放射科医师进行核对。

图像标准化:首先,使用 $\mu \pm 3\sigma$ 方法对ROI进行归一化;然后采用灰度量化来减少计算时间和提高纹理结构的信噪比;最后,使用三维插补技术对容积病灶进行各项同性重采样,以确保获取三维特征的比例和方向保持不变。

特征计算:应用A.K.软件(分析版本1.0.3;美国GE Healthcare)对患者DWI图像和Tmax图像特征进行提取,最终提取一阶特征(First Order)、灰度共生矩阵特征(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)、灰度相关矩阵(gray-level dependence matrix, GLDM)、灰度游程矩阵(gray-level run length matrix, GLRLM)、灰度尺寸区域矩阵(gray-level size zone matrix, GLSZM)、相邻灰度差分矩阵(Neighboring

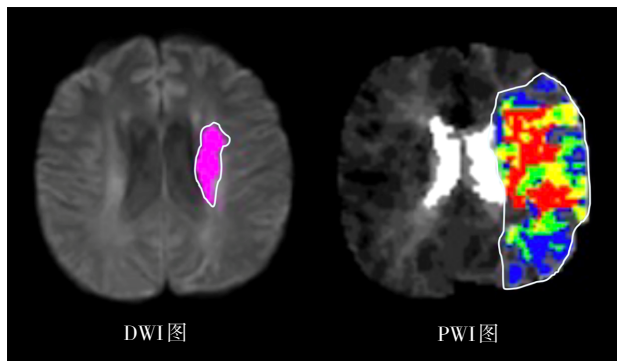


图1 DWI图和PWI图感兴趣区勾画图示

Figure 1 The graphic of region of interest on DWI and PWI image

gray tone difference matrix, NGTDM)等1 316个特征。

1.2.3 特征选择、模型构建和验证

最低绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归是变量选择中的压缩估计方法,已广泛用于高维数据的降维和回归分析^[7]。本研究应用LASSO回归模型筛选预测卒中预后的最佳影像组学特征,同时进行五折交叉验证对模型参数进行最优化。将LASSO筛选出的影像组学特征纳入支持向量机(support vector machine, SVM)机器学习算法进行建模。SVM采用线性核,应用五折交叉验证进行模型训练。分别构建基于DWI、PWI及DWI联合PWI预测卒中预后的模型。然后应用验证集数据对所建模型进行验证,评估相应模型的效能。

1.3 统计学方法

应用SPSS26.0软件进行临床资料统计学分析。正态分布的计量资料以均数±标准差($\bar{x} \pm s$)表示,并采用ANOVA方法进行统计;计数资料采用例数(百分率)表示,并采用卡方检验进行统计分析。LASSO回归模型、SVM分类器分别基于“glmnet”、“e1071”程序包完成。应用Sklearn(<http://scikit-learn.org/stable/>)机器学习模块的受试者操作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线分析评

估基于不同模型预测急性脑卒中机械取栓治疗后预后的效能。获得ROC曲线下面积(area under curve, AUC)、准确度、敏感度、特异性、阳性预测值、阴性预测值等模型评价指标。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 临床资料比较

105例训练集中,预后良好组为51例,预后不良组为54例;50例测试集中预后良好组为24例,预后不良组为26例;45例验证集中,预后良好组为23例,预后不良组为22例。训练集、测试集及验证集的3组间年龄、性别、入院NIHSS评分及发病至MRI检查时间均无明显差异($P > 0.05$,表1)。

2.2 筛选最佳影像组学特征

DWI和PWI共2 632个影像组学特征的LASSO系数分布见图2。基于LASSO回归模型,利用五折交叉验证选择系数非零的最佳影像组织特征,共筛选出40个最佳影像组学特征,热图见图3。

2.3 AIS预后预测模型构建

基于40个最佳影像组学特征通过SVM分类器建立预测AIS预后预测模型。应用ROC曲线分析基于DWI序列构建的模型预测训练集患者预后的AUC为0.786,灵敏度和特异度分别为0.833、0.843,准确度为0.838。基于PWI序列构建的模型预测训练集患者预后的AUC为0.752,灵敏度和特异度分别为0.759、0.765,准确度为0.762。基于DWI+PWI构建的模型预测训练集患者预后的AUC为0.981,灵敏度和特异度分别为0.944、0.941,准确度为0.943(表2,图4)。

2.4 AIS预后预测模型测试

应用ROC曲线分析基于DWI序列构建的模型预测测试集患者预后的AUC为0.762,灵敏度和特异度分别为0.769、0.792,准确度为0.780。基于PWI序列构建的模型预测测试集患者预后的AUC为0.652,灵敏度和特异度分别为0.692、0.750,准确度

表1 各数据集基本临床特征比较

Table 1 Comparison of basic clinical characteristics of each data set

| | 预后良好[n(%)] | 年龄(岁) | 男性[n(%)] | 入院NIHSS评分(分) | 发病至MRI检查时间(min) |
|--------------|------------|---------------|-----------|--------------|-----------------|
| 训练集(n=105) | 51(48.57) | 66.84 ± 14.07 | 68(64.76) | 13.18 ± 5.49 | 202.73 ± 87.36 |
| 测试集(n=50) | 24(48.00) | 67.19 ± 13.07 | 31(62.00) | 15.13 ± 6.15 | 218.15 ± 97.19 |
| 验证集(n=45) | 23(51.11) | 65.38 ± 15.82 | 28(62.22) | 14.76 ± 4.96 | 209.86 ± 89.25 |
| χ^2/F 值 | 0.108 | 0.209 | 0.152 | 0.793 | -1.418 |
| P值 | 0.947 | 0.735 | 0.927 | 0.117 | 0.169 |

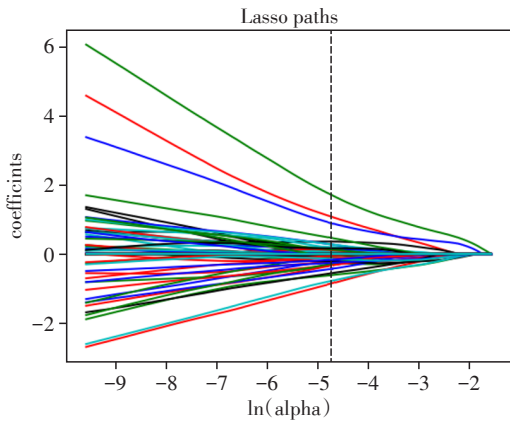
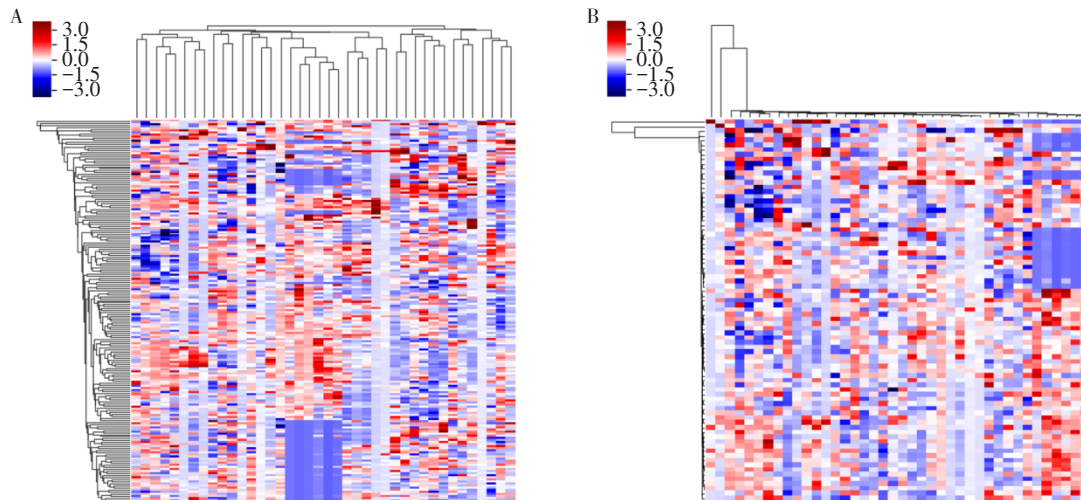


图2 2632个影像组学特征的LASSO系数分布

Figure 2 The distribution of LASSO coefficients of 2632 radiomics

为0.720。基于DWI+PWI构建的模型预测测试集患者预后的AUC为0.891,灵敏度和特异度分别为0.885、0.917,准确率为0.900(表2,图4)。



A: 训练集; B: 测试集。

图3 最佳影像组学特征分布热图

Figure 3 The distribution heatmap of the optimum radiomics

表2 急性缺血性脑卒中机械取栓治疗后预后预测模型的效能

Table 2 Efficacy of model for predicting outcome after mechanical thrombectomy in acute ischemic stroke

| | 模型 | 准确度 | 灵敏度 | 特异度 | 阳性预测值 | 阴性预测值 | AUC |
|-----|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 训练集 | DWI | 0.838 | 0.833 | 0.843 | 0.849 | 0.827 | 0.786 |
| | PWI | 0.762 | 0.759 | 0.765 | 0.774 | 0.750 | 0.752 |
| | DWI+PWI | 0.943 | 0.944 | 0.941 | 0.944 | 0.941 | 0.981 |
| 测试集 | DWI | 0.780 | 0.769 | 0.792 | 0.800 | 0.760 | 0.762 |
| | PWI | 0.720 | 0.692 | 0.750 | 0.750 | 0.692 | 0.652 |
| | DWI+PWI | 0.900 | 0.885 | 0.917 | 0.920 | 0.917 | 0.891 |
| 验证集 | DWI | 0.689 | 0.682 | 0.696 | 0.682 | 0.696 | — |
| | PWI | 0.644 | 0.636 | 0.652 | 0.636 | 0.652 | — |
| | DWI+PWI | 0.822 | 0.864 | 0.783 | 0.792 | 0.857 | — |

2.5 AIS预后预测模型外部验证

利用所构建的模型,对验证集进行验证以评估模型的效能。应用ROC曲线分析基于DWI序列构建的模型预测验证集患者预后的灵敏度和特异度分别为0.682、0.696,准确率为0.689。基于PWI序列构建的模型预测验证集患者预后的灵敏度和特异度分别为0.636、0.652,准确率为0.644。基于DWI+PWI构建的模型预测验证集患者预后的灵敏度和特异度分别为0.864、0.783,准确率为0.822(表2)。

3 讨论

本研究基于DWI和PWI影像上提取了一系列影像组学特征,使用LASSO回归模型筛选出与预后相关的40个最佳影像组学特征,并基于所选特征建立SVM分类器模型。本研究发现,该模型在训练后经测试集测试对AIS机械取栓治疗后预后具有较高的预测价值,同时在外院的验证集中实现了较高的

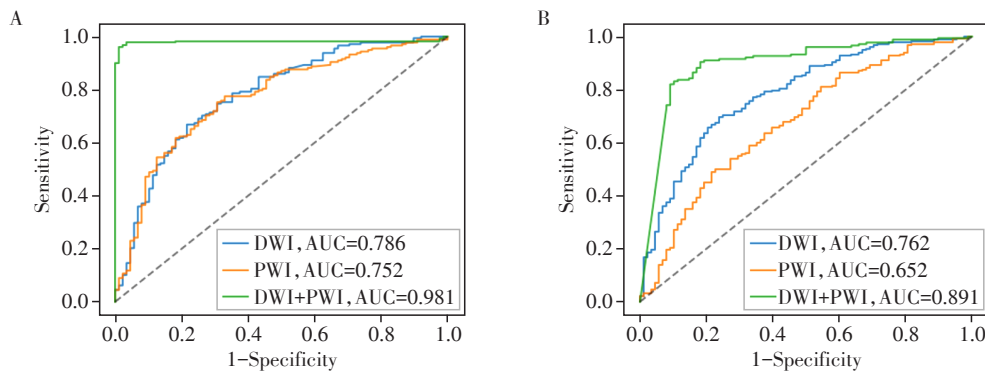


图4 模型预测训练集(A)和测试集(B)急性缺血性脑卒中患者机械取栓治疗后预后的受试者工作特征曲线

Figure 4 Receiver operating characteristic curve of training set(A) and test set(B) for predicting outcome after mechanical thrombectomy in acute ischemic stroke

泛化能力。

随着神经影像的发展,DWI和PWI技术已从基本的诊断工具扩展到更重要的作用,目前应用较多的主要为选择再灌注治疗并预测预后^[8-10]。DWI上高信号区域通常为脑梗死区。以往的研究发现治疗前DWI梗死体积较小时常具有较好的临床预后。Raoult等^[11]研究发现DWI梗死体积 >80 mL时常预后不良。PWI上灌注异常区域中包含了一部分可挽救的缺血半暗带。Mundiyanapurath等^[12]发现PWI的参数 $T_{max} \geq 8$ s和 $TTP \geq 6$ s可用于预测颈内动脉狭窄导致的AIS患者的预后。而在EPITHET试验中,绝对 T_{max} 和DWI病变体积可影响再灌注治疗反应,但不匹配体积没有影响^[13]。由此可见,尽管这些研究表明了一些影像学特征与预后相关,但单个参数的预测能力有限,目前关于DWI和PWI预测AIS机械取栓治疗后预后的结果仍存在争议。

随着精准医疗时代的到来,提供多参数形态和功能信息的影像组学成为研究热点^[14-15]。影像组学突破基于形态学和半定量分析的传统影像医学模式,采用高通量特征提取算法,对影像图像进行定量分析,充分深入挖掘和分析隐含在图像中的额外信息,最高效的利用影像学检查结果,为临床提供个性化治疗提供支持^[16]。国内外已有一些科研团队利用该技术在卒中诊断、治疗效果及预后判断等方面开展验证。Heo等^[17]基于常见的临床变量开发了预测卒中预后的机器学习模型,显示深度神经网络模型可改善卒中长期预后的预测效能。上官艺等^[18]同样基于临床变量的机器学习构建卒中预后预测模型,不同分类器模型的AUC为0.815~0.828。然而,由于样本量受限,这些研究多为基于临床资料预测卒中预后的研究。本研究通过对105例训练集及50例测试集进行LASSO回归分析构建预后预

测模型,共筛选出40个最佳影像组学特征,基于这些特征构建模型,发现基于DWI+PWI的模型效能优于单序列模型(DWI模型或PWI模型),其准确度达0.943(训练集)、0.900(测试集)。以往的研究显示,影像组学方法可提示 >6 h患者预后不良风险^[19]。Xie等^[20]基于512例AIS患者的影像、流行病学及临床资料进行Gradient Boosting机器学习预测预后,结果显示其预测不良预后的准确率为87.7%,与本研究结果相似。但该研究并未纳入PWI成像参数,而PWI的影像特征在AIS诊断、治疗及预后预测中具有重要作用,这也是本研究的创新点之一。此外,为了验证该模型的泛化能力,本研究从其他中心收集45例同样入组条件的AIS患者作为验证集,应用所建模型对验证集进行验证发现,基于DWI+PWI的模型预测卒中预后的效能同样优于单序列模型(DWI模型或PWI模型),且其准确率稍低于测试集,达0.822。由此可见,基于DWI+PWI预测急性脑卒中机械取栓治疗后预后的模型具有较好的泛化能力。通过该模型的构建,患者入院行DWI和PWI检查后,将DWI和 T_{max} 的图输入模型进行评估可获得预后良好与否的概率,对于预后不良的高危患者,可尽早行相应的干预及康复治疗,如血压血糖的控制、个体化早期抗凝药及抗血小板聚集药治疗、神经认知等康复治疗,提高其生活质量。

本研究仍存在一定的局限性。首先,本研究为回顾性研究,患者样本量有限,后期需积累更多样本进一步提高模型的准确度。其次,本研究只纳入影像数据进行分析,并未考虑临床资料(年龄、既往相关病史及血管再通程度)对卒中患者预后的影响,后续将进一步纳入临床资料,与影像资料相结合进行分析。另外,机器学习的特征选择方法较多,本研究采用LASSO回归法进行筛选,并未比较

其他特征筛选法所建模型的差异,后期需进一步选择不同的方法比较模型的效能,以选择最优效能,适合临床应用的模型。

综上所述,基于机器学习技术对DWI和PWI图像进行预测学习,能够较为准确的预测AIS机械取栓治疗后预后,为临床后续干预治疗及康复提供依据。

[参考文献]

- [1] VAN DEN BERG L A, DIJKGRAAF M G, BERKHEMER O A, et al. Two-year outcome after endovascular treatment for acute ischemic stroke [J]. *N Engl J Med*, 2017, 376(14):1341-1349
- [2] 龚鹏宇,周俊山,龚亚驰,等.轻度急性缺血性卒中早期神经功能恶化的风险因素及列线图预测模型的构建[J].*南京医科大学学报(自然科学版)*,2021,41(7):1039-1043
- [3] JIANG L, PENG M, CHEN H, et al. Diffusion-weighted imaging (DWI) ischemic volume is related to FLAIR hyperintensity-DWI mismatch and functional outcome after endovascular therapy[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2020, 10(2):356-367
- [4] WOLMAN D N, IV M, WINTERMARK M, et al. Can diffusion- and perfusion-weighted imaging alone accurately triage anterior circulation acute ischemic stroke patients to endovascular therapy? [J]. *J Neurointerv Surg*, 2018, 10(12):1132-1136
- [5] SIRSAT M S, FERMÉ E, CÂMARA J. Machine learning for brain stroke: a review [J]. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2020, 29(10):105162
- [6] LI X, PAN X, JIANG C, et al. Predicting 6-month unfavorable outcome of acute ischemic stroke using machine learning [J]. *Front Neurol*, 2020, 11:539509
- [7] CHENG C, HUA Z C. Lasso peptides: heterologous production and potential medical application [J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2020, 8:571165
- [8] MUNDIYANAPURATH S, DIATSCHEK S, LOEBEL S, et al. Outcome of patients with proximal vessel occlusion of the anterior circulation and DWI-PWI mismatch is time-dependent [J]. *Eur J Radiol*, 2017, 91:82-87
- [9] VUPPUTURI A, ASHWAL S, TSAO B, et al. MRI based objective ischemic core-penumbra quantification in adult clinical stroke [J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2017, 2017:3012-3015
- [10] ALBERS G W, MARKS M P, KEMP S, et al. Thrombectomy for stroke at 6 to 16 hours with selection by perfusion imaging [J]. *N Engl J Med*, 2018, 378(8):708-718
- [11] RAOULT H, LASSALLE M V, PARAT B, et al. Dwi-based algorithm to predict disability in patients treated with thrombectomy for acute stroke [J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2020, 41(2):274-279
- [12] MUNDIYANAPURATH S, RINGLEB P A, DIATSCHEK S, et al. Time-dependent parameter of perfusion imaging as independent predictor of clinical outcome in symptomatic carotid artery stenosis [J]. *BMC Neurol*, 2016, 16:50
- [13] PARSONS M W, CHRISTENSEN S, MCELDUFF P, et al. Echoplanar Imaging Thrombolytic Evaluation Trial (EPITHET) Investigators. Pretreatment diffusion- and perfusion-MR lesion volumes have a crucial influence on clinical response to stroke thrombolysis [J]. *J Cereb Blood Flow Metab*, 2010, 30(6):1214-1225
- [14] GIGER M L. Machine learning in medical imaging [J]. *J Am Coll Radiol*, 2018, 15(3 Pt B):512-520
- [15] 刘娜,隋庆兰,刘学军,等.增强MRI影像组学在高级别胶质瘤IDH1基因型预测方面的价值[J].*中华放射学杂志*,2020,54(5):445-449
- [16] 徐青青,单文莉,朱艳,等.基于CT影像组学对孤立性肺结节性质分类的预测效能[J].*南京医科大学学报(自然科学版)*,2021,41(4):617-623
- [17] HEO J, YOON J G, PARK H, et al. Machine learning-based model for prediction of outcomes in acute stroke [J]. *Stroke*, 2019, 50(5):1263-1265
- [18] 上官艺,王孟,王春娟,等.基于机器学习的缺血性卒中功能预后预测模型研究[J].*中国卒中杂志*,2021,16(9):895-900
- [19] KIM Y C, LEE J E, YU I, et al. Evaluation of diffusion lesion volume measurements in acute ischemic stroke using encoder-decoder convolutional network [J]. *Stroke*, 2019, 50(6):1444-1451
- [20] XIE Y, JIANG B, GONG E, et al. JOURNAL CLUB: Use of gradient boosting machine learning to predict patient outcome in acute ischemic stroke on the basis of imaging, demographic, and clinical information [J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2019, 212(1):44-51

[收稿日期] 2022-03-30

(本文编辑:唐震)