

论 著

CT纹理分析联合机器学习对急性脑梗死出血性转化的预测价值分析

闫春春^{1,2} 姬若诗³ 徐 鹏^{1,4,*}

1.徐州医科大学医学影像学院

(江苏 徐州 221004)

2.蚌埠医科大学第一附属医院放射科

(安徽 蚌埠 233099)

3.蚌埠医科大学第二附属医院放射科

(安徽 蚌埠 233040)

4.徐州医科大学附属医院影像科

(江苏 徐州 221006)

【摘要】目的 探究CT纹理分析联合机器学习对急性脑梗死后出血性转化的预测价值。方法 回顾性分析2021年1月至2023年9月入院治疗的急性脑梗死患者的CT图像资料,比较溶栓治疗后发生出血性转化组(n=78)和未出血组(n=122)之间CT梗死区形态参数的差异,在CT图像上提取梗死区域的纹理特征参数,分别基于纹理、形态特征构建多种机器学习模型,采用受试者工作特征(ROC)曲线及曲线下面积(AUC)评估模型的预测效能。结果 梗死部位梗死面积及是否为多发梗死灶等形态特征具有统计学意义($P<0.05$);以纹理特征构建的机器学习模型能更好的预测出血性转化,整体效能高于形态特征模型,其中XGBoost和CatBoost预测效能最高。结论 基于CT纹理分析可有效预测急性脑梗死出血性转化。

【关键词】脑梗死;纹理分析;CT成像;出血性转化;预测价值

【中图分类号】R445.3

【文献标识码】A

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.08.053

Predictive Value of CT Texture Analysis Combined with Machine Learning in Hemorrhagic Transformation of Acute Cerebral Infarction

YAN Chun-chun^{1,2}, JI Ruo-shi³, XU Peng^{1,4,*}

1.School of Medical Imaging, Xuzhou Medical University, Xuzhou 221004, Jiangsu Province, China

2.Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Bengbu Medical University, Bengbu 233004, Anhui Province, China

3.Department of Radiology, the Second Affiliated Hospital of Bengbu Medical University, engbu 2330040, Anhui Province, China

4.Department of Imaging, Affiliated Hospital of Xuzhou Medical University, Xuzhou 221006, Jiangsu Province, China

ABSTRACT

Objective To explore the predictive value of CT texture analysis combined with machine learning in hemorrhagic transformation after acute cerebral infarction. **Methods** The CT image data of patients with acute cerebral infarction admitted to hospital from January, 2021 to September, 2023 were retrospectively analyzed, and the differences of morphological parameters of CT infarcted area between hemorrhagic transformation group (n=78) and non-hemorrhagic group (n=122) after thrombolytic therapy were compared. The texture feature parameters of infarcted area were extracted from CT images, and various machine learning models were constructed based on the texture and morphological features, respectively. **Results** The morphological characteristics of the infarct area and whether it was multiple infarcts were statistically significant ($P<0.05$). The machine learning model based on texture features can better predict hemorrhagic transformation, and its overall efficiency is higher than that of morphological feature models, among which XGBoost and CatBoost have the highest prediction efficiency. **Conclusion** Texture analysis based on CT can effectively predict hemorrhagic transformation of acute cerebral infarction.

Keywords: Cerebral Infarction; Texture Analysis; CT Imaging; Hemorrhagic Transformation; Predicted Value

卒中是全球人类死亡和残疾的主要原因^[1],其中缺血性卒中的发病率要高于出血性卒中^[2],出血性转化(hemorrhagic transformation, HT)是急性脑梗死最重要的潜在并发症之一,比例约占急性脑梗死的10%~15%^[3],与脑血管的自然再通、溶栓或机械性血栓取除有关,是急性脑梗死后抗血栓治疗的主要障碍^[4-6]。然而各种研究表明对于急性脑缺血发作的病患早期溶栓仍是脑梗死的有效治疗手段,有利于挽救半暗带,减少脑组织坏死,并改善患者后期的神经功能^[7-10],但溶栓治疗又会增加发生HT的风险^[11]。因此目前针对急性脑梗死患者的治疗方案,最为关键的工作是通过一定的手段区分出溶栓治疗的受益人群和会出现并发症的风险人群,治疗前预测风险可能性可提高血管内治疗的安全性,甚至可以指导临床超时间窗干预^[12]。

医学影像纹理分析(texture analysis, TA)主要通过提取医学影像图像上目标范围(ROI)的特定纹理特征进行分析比较,这些特定纹理特征代表的是图像灰度值的空间分布和变化规律,是肉眼无法识别的影像学特征,它们往往与目标范围的组织病理改变有关^[12]。目前该技术较多的应用于肿瘤的诊断与鉴别诊断,对于急性脑梗死出血性转化的研究较为少见,能否基于患者发病时的头颅CT平扫图像,提取纹理特征,提供客观依据来早期预测患者溶栓治疗后发生HT的风险几率值得深入研究。虽然CT平扫并非显示急性脑梗死的最佳影像学检查方法,可能会由于发病时间的影响导致最终病灶范围的偏差,但是因为MRI检查时间长,同时存在一些禁忌症,对病患配合度要求较高,所以对于急性脑梗死的急诊患者来说CT平扫仍是首选检查。而大部分急性脑梗死患者在溶栓治疗后会复查头颅MRI(可以为MR平扫及磁敏感成像),所以本文旨在以MRI复查结果为参考标准,对CT图像进行纹理特征提取和筛选,利用机器学习建模和训练,提高预测急性脑梗死溶栓治疗后HT的准确性。

1 资料与方法

1.1 一般资料 回顾性分析2021年1月至2023年9月于徐州医科大学附属医院及蚌埠医科大学第一附属医院入院治疗的急性脑梗死患者。

纳入标准:有缺血性卒中导致的神经功能缺损症状且发病时间小于12小时;入院前未接受任何溶栓及取栓治疗;均在溶栓治疗后48小时内复查;排除标准:首次CT检查有出血者;合并脑外伤,脑肿瘤者;腔隙性梗死;伪影严重(包括但不限于运动伪影、金属异物伪影等)影响观察者;机械性取栓者。最终入组病例数为200例,其中发生HT组(n=78)男性56例女性22例,年龄32~90岁,平均(64.4±11.7)岁,未发生HT组(n=122)男性73例女性49例,年龄27~90岁,平均(65.6±12.1)岁。本研究开始前获得医院伦理委员会批准。

【第一作者】闫春春,女,主管技师。主要研究方向:中枢神经系统影像学。E-mail: chunchun_8451@qq.com

【通讯作者】徐 鹏,男,副主任医师,主要研究方向:中枢神经系统、布加综合征等。E-mail: xupeng_doc@163.com

1.2 图像采集 嘱咐患者仰卧位，头先进，所有病人入院时均采用GE Revolution256排CT进行头颅扫描，扫描参数：管电压120kVp，管电流360mA，层厚5mm，层间距5mm，螺距0.984，窗宽80HU，窗位40HU，MR扫描采用1.5T(MAGNETOM Avanto西门子公司)与3.0T(Discovery T MMR750,GE公司)两种扫描设备，采用头颅专用线圈，其中对出血敏感的T₁WI参数：TR4000ms,TE95ms，层厚5mm，层间距0.5mm，FOV220mm×220mm，矩阵256×256，磁敏感序列参数：TE20ms，TR30ms，FOV220×220mm，矩阵256×256，层厚2.0mm，激励次数为2。

1.3 影像学形态特征 由两名分别具有10年和20年中枢神经系统影像诊断经验的主治医生及主任医师进行阅片，对梗死灶形态特征记录并分析，包括梗死部位(前循环或后循环)，梗死面积(是否为大面积梗死)及梗死灶个数(是否为多发梗死灶)，[基于影像学显示脑缺血征象范围或梗死核心体积进行定义大面积脑梗死，即前循环大面积脑梗死：发病6小时内CT显示低密度影面积> 1/3大脑中动脉供血区或6小时后低密度影 > 1/2大脑中动脉供血区；核磁弥散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)显示6小时内梗死核心 >80 cm³或14小时内 > 145cm³，后循环梗死：可通过pc-ASPECTS评分来评估梗死范围，或通过BATMAN评分来评估基底动脉闭塞血栓负荷，多发梗死指在空间或扫描层面上分开的≥2个的病灶^[13]。意见不一致时则与另一名高年资放射科医师(具有20年以上诊断工作经验)讨论后达成共识。将患者CT图像以DICOM格式导出，由两名放射科医师(均具有五年以上放射工作经验)分别采用3D Slicer软件手动勾画梗死区域ROI(图1)。

1.4 纹理特征提取与筛选 纹理分析方法1：借助Python软件开源pyradiomics库提取，包括一阶特征、形态特征、灰度游程矩阵特征、灰度共生矩阵特征、灰度区域大小矩阵特征、相邻灰度差矩阵特征、灰度依赖矩阵特征在内的7类纹理特征参数。采用组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)将2名医师分别提取的纹理特征参数进行比较，保留一致性良好(ICC >0.75)的特征。将组间有统计学意义的纹理特征数值标准化，以K折交叉验证获得最小绝对收缩和选择算法(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)的最优λ值，筛选出最佳纹理特征用以建模，见图2-图3。

纹理分析方法2：提取直方图、灰度共生矩阵、游程矩阵、绝对梯度、自回归模型和小波变换六大类特征，用软件内置的3种特征提取方法[交互信息提取(mutual information, MI)、Fisher系数提取(fisher coefficient, Fisher)和递归特征消除(recursive feature elimination, RFE)]分别提取最有意义的特征将这些特征进行整合并去除重复项，为了保证模型的稳定性和减少多重共线性的影响，本研究进一步分析了这些特征之间的相关性。

根据先前研究的建议^[14]，剔除了相关系数绝对值大于0.6的特征，将最终保留下的特征进行后续建模，见图4。

1.5 统计学分析及构建模型 统计学分析和模型构建采用Python 3.1.1对符合正态分布的计量资料采用($\bar{x} \pm s$)表示，并利用Levene检验分析方差齐性；对于方差齐的数据组间进行独立样本t检验，方差不齐时则采用Welch t检验。计数资料的比较通过 χ^2 检验执行。将具有统计学意义的特征通过标准化处理，用筛选出来的最佳纹理特征构建支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)、逻辑回归(logistic regression, LR)、极端梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)、梯度提升(categorical boosting, CatBoost)和K近邻算法(K-nearest neighbors, KNN)分类模型。以受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线及曲线下面积(area under the curve, AUC)评估模型的预测效能。P<0.05为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 构建形态特征模型 发生HT组与未发生HT组梗死面积、梗死部位及是否为多发梗死灶有统计学意义(P值<0.05)；两组间性别及年龄无统计学意义。(见表1)以两组间有统计学意义的形态特征构建机器学习模型，见图5。

2.2 构建纹理特征模型 方法1：Python提取两组病例梗死区初始CT纹理特征各130个，采用ICC保留一致性良好的特征48个，最终以LASSO法筛选出最佳纹理特征8个，用其构建逻辑回归、RF、SVM、XGBoost、CatBoost和KNN模型，见图6。

方法2：提取初始纹理特征130个，经过交互信息(MI)、Fisher系数(Fisher)和递归特征消除(RFE)筛选最具信息量的特征，每种方法各自识别出10个最相关的特征，总计30个，去除重复项后剩余26个，再剔除了相关系数绝对值大于0.6的特征，最终保留下6个特征进行建模。首次建模SVM模型效能不够理想，经过核函数调整后效果有较大提升，见图7-图8。

2.3 评估各模型效能 以纹理特征构建模型，方法1中XGBoost模型预测HT效能最佳(AUC最大，为0.86)，其中敏感度、特异度和准确度分别为88.41%、83.28%和85.31%，方法2中CatBoost模型预测效能最佳(AUC最大，为0.90)，其中敏感度、特异度和准确度分别为改为94.10%，88.23%，88.99%。(表2、表3)以形态特征构建模型，RF模型预测效能最佳(AUC最大，为0.81)，其敏感度、特异度和准确度分别为改为88.00%，72.12%，73.98%，但是几种预测模型的准确度都不够高，除RF外其他几种模型的敏感度也较低(表4)由此可见，以纹理特征建模所得预测效能最佳，明显优于形态特征，其中方法2又优于方法1。

表1 组间一般资料与形态特征比较

组别	年龄(岁)	性别		梗死部位		梗死面积(是否为大面积梗死)		是否多发梗死灶	
		男	女	前循环	后循环	是	否	是	否
发生HT组(n=78)	64.4±11.7	56	22	48	30	40	38	56	22
未发生HT组(n=122)	65.6±12.1	73	49	84	38	52	70	67	55
T值或 χ^2 值	0.72	5.01		3.61		5.45		5.03	
P值	0.47	0.08		0.04		0.01		0.02	

表2 纹理特征方法1模型评估效能

模型	敏感度(%)	特异度(%)	准确度(%)	AUC
LR	88.33	79.28	81.88	68.37
SVM	38.41	92.34	69.98	76.21
RF	81.24	78.98	79.79	79.31
XGBoost	88.41	83.28	85.31	85.87
KNN	81.35	71.24	75.30	70.98
CatBoost	88.25	75.32	80.13	84.88

表3 纹理特征方法2模型评估效能

模型	敏感度(%)	特异度(%)	准确度(%)	AUC
LR	81.09	88.17	84.93	88.20
SVM	88.10	82.14	87.79	77.22
RF	75.03	91.00	85.12	87.99
XGBoost	74.93	83.22	80.19	89.10
KNN	50.25	62.03	57.05	76.20
CatBoost	94.10	88.23	88.99	90.15

表4 形态特征模型评估效能

模型	敏感度(%)	特异度(%)	准确度(%)	AUC
LR	63.05	80.12	54.43	70.00
SVM	69.24	72.04	71.43	80.01
RF	88.00	72.12	73.98	80.89
XGBoost	57.30	80.14	70.98	79.20
KNN	69.33	80.05	62.87	73.02
CatBoost	56.53	79.26	71.10	79.00

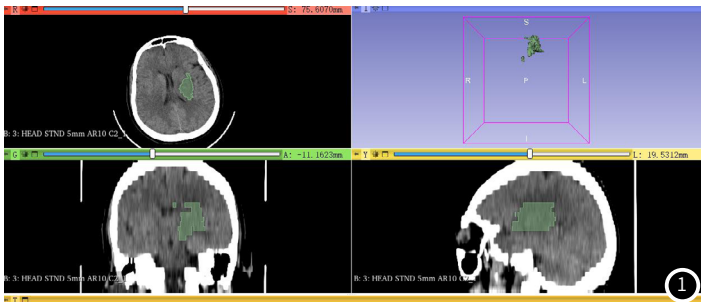


图1 3D Slicer勾画ROI示意图 患者女,55岁,诊断为脑干、两侧丘脑及左侧大脑半球多发梗死灶,治疗后复查左侧基底节区发生HT(绿色区域为梗死区)。

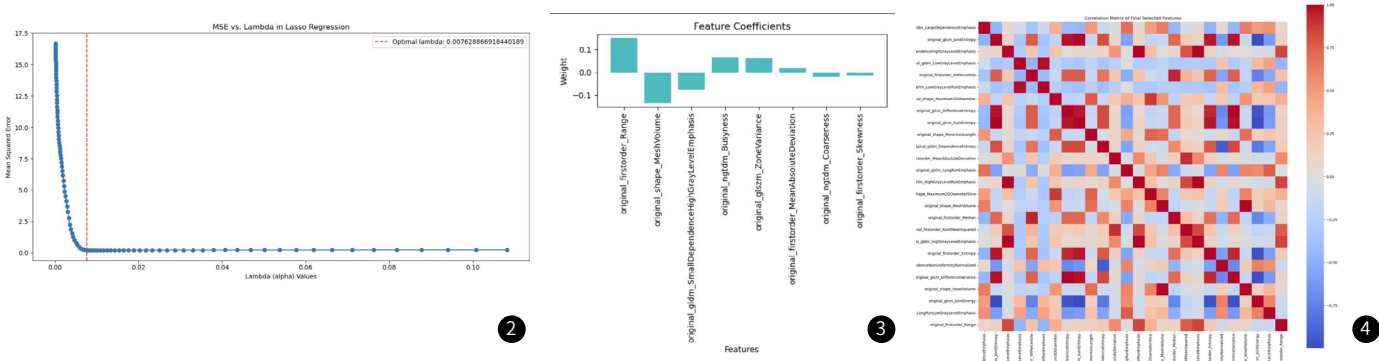


图2 LASSO法筛选出最优λ值。

图3 方法1用以建模的最佳纹理特征及其所占权重。

图4 26个纹理特征相关性图,蓝色方格表示正相关,红色方格表示负相关。颜色越深,两个变量之间的相关性就越高。相关系数绝对值>0.6表示存在高共线性。

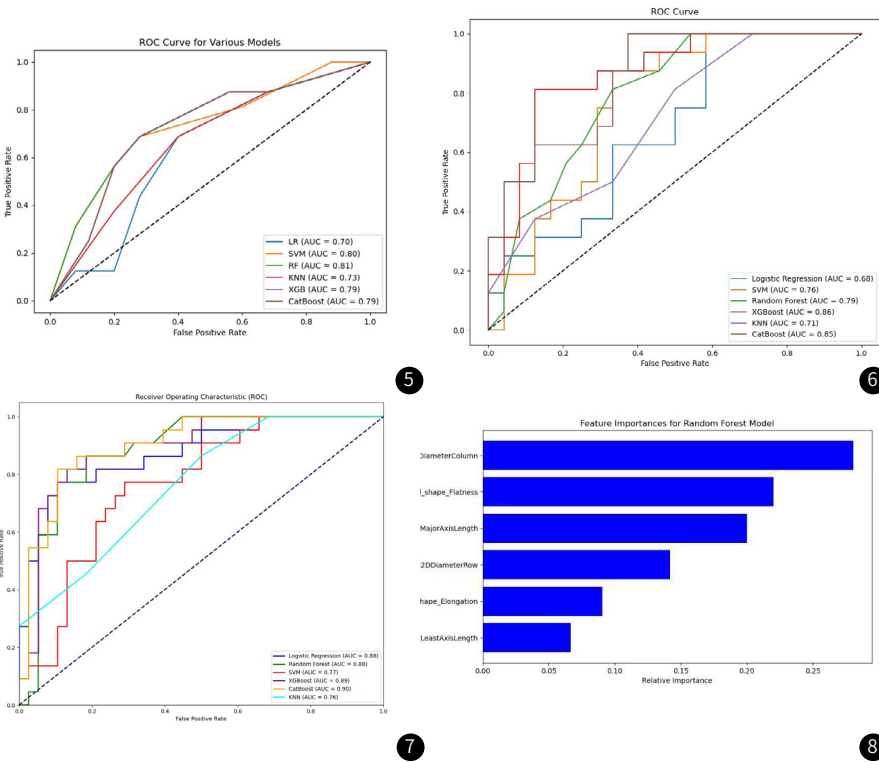


图5 形态特征构建模型效能示意图。图6 方法1构建六种机器学习模型效能比较示意图。图7 方法2调整核函数后建模各模型效能对比图。

图8 特征重要性图(显示了每个特征对模型预测结果的贡献程度,更高的条形表示更重要的特征,理想情况下一个好的模型不应过分依赖于某个单一特性,避免过拟合)。

3 讨论

急性脑梗死(ACI)是指由于供血动脉发生狭窄或者闭塞,导致供血不足而引起脑组织坏死的一类病变,HT为ACI的并发症之一,HT的发生可对神经功能的恢复产生不良影响,增加致残率与死亡率^[15]。HT的机制现在尚未完全了解,与血脑屏障(BBB)和再灌注损伤的破坏有关。缺血性损伤使Na⁺-K⁺-ATP酶的活性被破坏,细胞和代谢紊乱的级联破坏,包括自由基和蛋白酶生成,基底膜和紧密连接处的完整性最终被破坏,导致BBB破坏,血液外渗到脑实质中。BBB破坏的程度和缺血的持续时间呈正相关。因此,晚期重建血流量会增加HT再灌注损伤的风险。已有研究调查指出,约7%~29%可出现自发性HT,而在接受静脉溶栓治疗后,出现HT的风险会显著增加,可达10%~48%。重组组织型纤维酶原激活及(rt-PA)静脉溶栓会增加基质金属蛋白酶(MMP)的分泌,MMP-9的升高参与血脑屏障的破坏,与HT风险增加有关^[16]。因此,可行性和可操作性较高的,并且具有明显效果的评估模型能够为临床工作者更加准确地做出客观分析和判断提供指引和帮助,能够较大程度的降低治疗风险,有效提升临床治愈效果。

头颅CT平扫具有临床应用广泛、操作简单快捷和成像质量较高的优点,可以较为及时的评估ACI患者的病情。在ACI发病早期,在该时间段内实施静脉溶栓治疗或介入治疗是临床的常规方案。既往研究发现部分患者溶栓后出现HT、肺栓塞等并发症影响患者预后^[17-18]。因此早期最大程度的利用影像信息,通过对形态特征研究及纹理特征的提取分析,采用多种机器学习方法构建溶栓后出血性转化的预测模型,并择优优者,可以在指导临床的溶栓治疗决策方面做出一定贡献。

本研究结果显示,大面积脑梗死溶栓后更容易发生HT。大面积梗死伴有脑水肿,压迫周围血管系统,由于血管压迫导致长时间缺血缺氧,血管壁的渗透性增强,水肿消退后侧支循环开放,血管壁发生缺血坏死及内皮损害,以出现破裂诱发HT^[19]。另外在本篇文章所研究数据中,多发梗死灶和前循环梗死也具有一定统计学意义,但此观点暂无明确文献资料支持证明,可能与具体病例及发生概率有关,有待进一步研究大量病例数据进行研究证实。仅就此次统计结果分析可能由于多部位梗死表现为多条血管受累或者供血动脉的多个支配区受累,前循环中供血动脉多数造成的梗死面积较大,二者都会引起相对较多较重的血管损害,加大出血可能。

CT纹理分析利用一定的图像处理技术来提取肉眼无法看到的像素或体素的灰度分布及关系,以往的研究可能更多地将其与传统统计学相结合,本研究旨在利用多种机器学习算法达到一个更好的预测效果。现如今机器学习(machine learning, ML)已经被广泛应用于医学影像分析^[20-21]。近年来,机器学习(ML)或深度学习(DL)算法作为一种临床决策支持系统在医学实践中得到了广泛的应用^[22-23]。本文用了两种方法提取不同的纹理特征,利用筛选出的最佳特征,构建6种不同的机器学习模型进行出血性转化的预测。基于本文研究所构建模型中分析得出XGBoost、Catboost机器学习方法优于其他方法(AUC与准确度均较高,方法2中的Catboost模型敏感度、准确度、特异度及AUC的均值高达90.4%)。这两种方法都是梯度提升树(GBDT),梯度提升是一种迭代算法,通常基于决策树,经过数千次迭代,误差被最小化。相比较于GBDT,XGBoost在精度、速度以及泛化能力三部分均有提升。CatBoost算法主要创新了两点,类别特征处理和排序提升,可以避免预测偏移,基模型使用对称二叉树,预测极快,另外CatBoost还具有高性能和稳健性的特点。XGBoost和CatBoost医学模型在利用纹理分析研究筛查出血性转化者上体现了一定优势,在一定程度上指导临床上的溶栓治疗决策。

综上,CT纹理分析联合机器学习对HT的发生具有较高的预测价值,基于梯度提升的机器学习模型预测效能相对更高。本研究的不足之处:急性脑梗死为较常见病变,发病人数基数庞大,但由于纳入标准限制,所以本研究样本量有限,仅能对溶栓前出血性转化进行初步预测;纳入病例收集于两家不同医院,虽可保证设备及参数设置相同,但不可避免图像灰度分布存在细微差异;CT图像并非显示急性脑梗死的最佳影像学手段,病灶常与正

常脑组织分界欠清晰,所以手动分割ROI可能存在主观偏倚;机器学习相关知识仍需进一步学习,验证并优化代码与算法。

参考文献

- [1] Rudd AG, Hoffman A, Irwin P, et al. Stroke unit care and outcome: results from the 2001 National Sentinel Audit of Stroke (England, Wales, and Northern Ireland) [J]. *Stroke*, 2005, 36 (1): 103-106.
- [2] Motina CA, Montaner J, Abilleria S, et al. Timing of spontaneous recanalization and risk of hemorrhagic transformation in acute cardioembolic stroke [J]. *Stroke*, 2001, 32 (5): 1079-1084.
- [3] Stone JA, Willey JZ, Keyrouz S, et al. Therapies for hemorrhagic transformation in acute ischemic stroke. *Curr Treat Options Neurol*, 2017, 19 (1): 1.
- [4] Silva Y, Leira R, Tejada J, et al. Molecular signatures of vascular injury are associated with early growth of intracerebral hemorrhage [J]. *Stroke*, 2005, 36 (1): 86-91.
- [5] LalTne V, van Kummer R, Miiller A, et al. Risk factors for severe hemorrhagic transformation in ischemic stroke patients treated with recombinant tissue plasminogen activator, a secondary analysis of the European-Australasian acute stroke study (ECASS II) [J]. *Stroke*, 2001, 32 (2): 438-441.
- [6] Alvarez-Sabin J, Maisterra O, Santamarina E, et al. Factors influencing haemorrhagic transformation in ischaemic stroke. *Lancet Neurol*, 2013, 12 (7): 689-705.
- [7] RuddAG, HoffmanA, Irwin P, et al. Spokeunit careandoutcome: resultsfrom the2001 National Sentinel Audit of Stroke (England, Wales, andNo. hemIreland) [J]. *Stroke*, 2005, 36 (1): 103-106.
- [8] MotinaCA, MontanerJ, Abilleria S, et al. Timingof spontaneous recanalization and risk of hemorrhagic transformation in acute cardioembolicstroke [J]. *Stroke*, 2001, 32 (5): 1079-1084.
- [9] SilvaY, LeiraR, TejadaJ, et al. Molecularsignaturesof vascular injury are associated with earlygrowth of intracerebralhemorrhage [J]. *Stroke*, 2005, 36 (1): 86-91.
- [10] LalTneV, vanKummerR, MiillerA, et al. Risk factorsforsevere hemorrhagic transformation in ischemic stroke patients treated with recombinant tissue plasminogen activator, a secondaryanalysis of the European-Australasian acutestrokestudy (ECASS II) [J]. *Stroke*, 2001, 32 (2): 438-441.
- [11] Alvarez-Sabin J, Maisterra O, Santamarina E, et al. Factors influencing haemorrhagic transformation in ischaemic stroke. *Lancet Neurol*, 2013, 12 (7): 689-705.
- [12] 宋心雨, 李跃华. 脑梗死后出血性转化多模态影像学预测分析. 磁共振成像, 2019, 10 (12): 919-923.
- [13] 王光耀, 荆京. 缺血性脑血管病梗死模式的分类及病因、发病机制研究进展. 中国卒中杂志, 2019, 14 (9): 969-986.
- [14] BAEßLER B, MANNIL M, MAINTZ D, et al. Texture analysis and machine learning of non-contrast T₁-weighted MR images in patients with hypertrophic cardiomyopathy-Preliminary results [J]. *Eur J Radiol*, 2018, 102: 61-67.
- [15] 陈海云, 何超明. 丁苯酞联合依达拉奉治疗通过降低颈动脉内膜中膜厚度改善老年急性脑梗死患者神经功能 [J]. *中国动脉硬化杂志*, 2019, 27 (1): 65-68.
- [16] 许雯樱, 田力, 李进伟, 等. 静脉溶栓后出血性转化研究进展. *中华神经科杂志*, 2019, 52 (4): 334-339.
- [17] LI X, LIU H, ZENG W B, et al. The value of whole-brain perfusion parameters combined with multiphase computed tomography angiography in predicting hemorrhagic transformation in ischemic stroke [J]. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2020, 29 (4): 104690.
- [18] 曹蒙, 李越, 黄金玉, 等. 河南省养老机构老年人慢性病及病患现状调查 [J]. *郑州大学学报 (医学版)*, 2021, 56 (6): 800-804.
- [19] 王妍, 熊小平, 李渝. 急性脑梗死后出血转化患者血清 CTRP-3、Cys-C水平变化及相关危险因素分析 [J]. *湖南师范大学学报 (医学版)*, 2021, 18 (6): 63-67.
- [20] Sun R, Limkin E J, Vakalopoulou M, et al. A radiomics approach to assess tumour-infiltrating CD8 cells and response to anti-PD-1 or anti-PD-L1 immunotherapy: an imaging biomarker, retrospective multicohort study [J]. *The Lancet Oncology*, 2018, 19 (9): 1180-1191.
- [21] Chen P H, Gadepalli K, MacDonald R, et al. An augmented reality microscope for real-time automated detection of cancer [C] // *Proc. Annu. Meeting American Association Cancer Research*. 2018.
- [22] Langel C, Popovic KS. Infarct-core CT perfusion parameters in predicting post-thrombolysis hemorrhagic transformation of acute ischemic stroke [J]. *Radiol Oncol*, 2018, 53 (1): 25-30.
- [23] Kim T, Koo J, Kim SH, et al. Blood-brain barrier permeability assessed by perfusion computed tomography predicts hemorrhagic transformation in acute reperfusion therapy [J]. *Neurol Sci*, 2018, 39 (9): 1579-1584.

(收稿日期: 2024-03-26)

(校对编辑: 姚丽娜)