

论 著 · 头颈部

CT脑血肿影像组学模型预测脑出血扩大风险

张龙龙 马宣传 陈 岩  
尹小南 朱 芸\*  
蚌埠医科大学第一附属医院放射科  
(安徽 蚌埠 233004)

【摘要】目的 研究头颅 CT平扫脑血肿及周围水肿影像组学特征的机器学习模型对自发性脑出血短期内血肿扩大的预测价值。方法 回顾性收集2022年12月至2025年01月在蚌埠医科大学第一附属医院就诊的脑出血患者共92例，根据复查后血肿容量增加大于6ml或血肿体积增大33%以上，将患者分为血肿扩大组(27例)与血肿未扩大组(65例)，对患者CT图像进行处理，构建机器学习模型；通过受试者操作特征ROC曲线分析模型性能，采用混淆矩阵、决策曲线分析来评估模型的校准度。结果 8种模型中，极端梯度增强与随机森林模型表现较优，AUC值分别为1、0.964，其中极端梯度增强AUC值为1，可能存在模型过拟合的情况，随机森林模型更适合作为核心模型；支持向量机AUC值为0.053，可能因为数据分布、参数设置或特征工程问题导致失效；临床特征中PLT显示了较明显的相关性( $P<0.05$ )。结论 使用机器学习训练的影像组学模型在预测自发性脑出血短期内血肿扩大时，具有良好的效能。

【关键词】体层摄影技术；脑出血；水肿；影像组学；机器学习  
【中图分类号】R722.15+1  
【文献标识码】A  
DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2025.10.002

Predicting the Risk of Hematoma Expansion in Intracerebral Hemorrhage Using CT Hematoma Radiomics Models

ZHANG Long-long, MA Yi-chuan, CHEN Yan, YIN Xiao-nan, ZHU Yun\*.  
Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Bengbu Medical University, Bengbu 233004, Anhui Province, China

**ABSTRACT**  
**Objective** To investigate the predictive value of machine learning models based on radiomic features from hematoma and perihematomal edema regions on non-contrast head CT scans for short-term expansion of spontaneous intracerebral hemorrhage. **Methods** We retrospectively enrolled 92 patients with intracerebral hemorrhage treated at our hospital from December 2022 to January 2025. Patients were divided into hematoma expansion ( $n=27$ ) and non-expansion groups ( $n=65$ ) based on post-follow-up criteria ( $>6$  mL absolute volume increase or  $>33\%$  relative volume growth). CT images were processed to construct machine learning models; Model performance was evaluated through Receiver Operating Characteristic (ROC) curve analysis, while calibration was assessed using confusion matrices and decision curve analysis. **Results** Among the eight models, Extreme Gradient Boosting and Random Forest demonstrated superior performance with AUC values of 1 and 0.964 respectively. The AUC value of 1 for Extreme Gradient Boosting may indicate model overfitting, making Random Forest more suitable as the core model. The Support Vector Machine yielded an AUC value of 0.053, suggesting potential failure possibly due to data distribution issues, parameter configuration, or feature engineering limitations. Among clinical features, platelet count (PLT) showed statistically significant correlation ( $P<0.05$ ). **Conclusion** The radiomics model trained with machine learning demonstrated favorable performance in predicting short-term hematoma expansion in spontaneous intracerebral hemorrhage.  
**Keywords:** Computed Tomography; Intracerebral Hemorrhage; Edema; Radiomics; Machine Learning

自发性脑出血是指无明显诱因的脑实质内小动脉破裂，引起的局部脑组织出血，是常见的脑血管疾病<sup>[1-3]</sup>，其起病迅速，病情进展快，给患者生命安全带来严重威胁。尽管临床治疗能力和护理技术已经取得了较大的进展，脑出血第一个月死亡率仍有40%，6个月后恢复自理能力的仍不足20%<sup>[1]</sup>，其中急性期内血肿扩大是导致患者死亡和功能障碍的主要原因<sup>[2-3]</sup>。迄今为止，仍然没有一种能有效改善功能的治疗方法，影响治疗和预后一个关键的挑战是在患者出现脑出血时迅速识别出血肿扩大的风险<sup>[3-4]</sup>，早期血肿扩大与患者的预后密切相关<sup>[2-3]</sup>。找到可靠的影像学及临床依据，对于预测自发性脑出血患者发生早期血肿扩大至关重要<sup>[5-6]</sup>。脑内血肿(ICH)和血肿周围水肿(PHE)分别是出血性脑卒中原发性 and 继发性脑损伤的影像学标志物<sup>[7]</sup>。目前对血肿扩大的评估主要通过影像学检查进行评估。影像学检查是脑出血诊断与评估的金标准<sup>[8-9]</sup>，CT平扫可直接测量血肿体积以及与之相对应的周围组织水肿情况，可通过血肿周围脑组织水肿来间接反映出血量多少，影像组学能从大量图像中提取图像特征并进行分析和建模来预测疾病进展，具有很高的临床应用价值。

在这项研究中，我们使用从脑血肿和周围水肿中提取的放射组学特征来开发和验证早期脑出血血肿增大的模型，我们训练、优化和验证了机器学习和特征选择模型的不同组合，用于分析脑内血肿与血肿周围水肿影像组学特征，并分析其对自发性脑出血早期血肿扩大的预测价值。

1 资料与方法

1.1 临床资料 回顾性收集蚌埠医科大学第一附属医院2022年12月至2025年1月就诊的脑出血患者。

纳入标准：经头颅CT确诊为自发性脑出血；入院后未行任何形式外科治疗，且于24小时内进行颅脑CT平扫复查；年龄 $\geq 18$ 岁。排除标准：头颅CT图像质量不佳者；近期接受过外科手术、放疗或化疗等治疗；外伤导致的脑出血；脑血管、脑肿瘤、脑梗塞等所致的继发性脑出血；首次头颅CT脑出血破入脑室者。应用多田公式<sup>[10-11]</sup>测定血肿体积，早期血肿扩大：24 h内复查CT可见血肿体积较首次CT检查增加6mL或增加 $>33\%$ 。最终共有92例患者纳入研究，根据CT扫描结果将患者分为血肿扩大组( $n=27$ )与血肿未扩大组( $n=65$ )。图1、图2显示本研究入组患者及主要流程。

1.2 CT检查方法 采用东芝 Aquilion 16排CT和东芝Aquilion 32排CT进行扫描及采集图像，患者取仰卧位，扫描范围为听 眦线至颅顶层面，扫描方向从足到头，管电压为120 kV，管电流为250 mA，层距、层厚均为5 mm，重建矩阵 $512 \times 512$ 。

1.3 影像学资料采集、处理和感兴趣区勾画 由两名10年以上工作经验的放射科医生独立阅片，以评估每个脑出血患者的以下特征：(1)脑出血的最大层面，定义为轴位图像

【第一作者】张龙龙，男，初级医师，主要研究方向：神经诊断。E-mail: zll19930708@163.com  
【通讯作者】朱 芸，女，副主任医师，主要研究方向：神经诊断。E-mail: 634713442@qq.com

上的最大直径所在层面；(2)脑出血最大层面上周围脑实质水肿范围；按上述特征选取脑出血血肿最大层面，并以医学数字成像和通信(DICOM)格式从图像存档和通信系统(PACS)中导出。将所有患者图像导入3D-Slicer软件(版本5.2.2)，沿着脑出血血肿边缘手动勾画脑血肿区域和血肿周围水肿区域。对勾画的CT图像进行超分辨率重建(super resolution, SR)，对图像进行预处理，以促进特征再现性并消除由不同采集参数引起的方差。SR重建技术利用了生成对抗网络，是一种深度学习模型，包括生成器网络和递归网络，前者从低分辨率图像产生高分辨率图像，而后者区分真实的和生成的图像<sup>[12]</sup>。

**1.4 影像组学特征提取** 在这项研究中，SR图像是从Onekey平台获得的(3.1版，中国北京)。本研究使用的SR重建技术使CT图像的空间分辨率增加二倍，同时保持原始图像尺寸。该技术已经基于各种医学成像模式进行了评估，包括CT、磁共振成像和超声检查，显著提高图像质量和空间分辨率。该技术在医学图像处理中显示出相对更好的处理结果<sup>[13-14]</sup>。由两名阅片医生再对处理后图像进行评估，必要时进行细微调整。Pyradiomics平台(<https://pyradiomics.readthedocs.io/en/latest/index.html>)用于从每个图像自动提取这些放射组学特征<sup>[15]</sup>。应用Onekey软件包对图像提取血肿、周围水肿区域放射组学特征。两组均按照随机分配原则以7:3的比例分为训练集和验证集。对显示组内相关系数(intraclass Correlation Coefficient, ICC)大于0.75的放射组学特征进行特征提取，ICC大于0.75时则认为该特征具有优异的稳定性<sup>[16]</sup>。通过z-score归一化实现特征线的标准化，并使用斯皮尔曼相关系数评估特征相关性，在相关系数超过0.9的情况下，仅保留一个相关特征。根据特征是否符合正态分布，来选择t检验或U检验进行比较，保留 $P<0.05$ 的特征。特征间相关性用皮尔逊相关系数(Pearson)衡量，对于相关系数大于0.9的特征，仅保留其

一。使用最小绝对收缩和选择算子(LASSO)回归模型，借助最大相关性-最小冗余(mRMR)方法和10折交叉验证筛选权重特征。最后采用10折交叉验证的逻辑回归(LR)算法构建影像组学模型。此外，对这些特征进行Mann-Whitney检验，并消除 $P$ 值大于0.05的任何特征。随后，将具有非零系数的保留特征的参数纳入回归模型中。

**1.5 模型的建立及验证** 采用了LASSO回归模型来构建一个预测模型，以区分训练集内的血肿扩大和未扩大结果。使用诸如灵敏度、特异性等指标评估该模型的诊断功效，这些指标均来自混淆矩阵及其各自的推导结果。此外，进行了单变量和多变量的逻辑回归分析，以识别血肿扩大和未扩大的独立预测指标。该分析包含本研究中病例的临床特征，包括年龄、性别、血小板计数、收缩压和舒张压，并通过构建受试者工作特征(ROC)曲线进行分析，并利用Hosmer-Lemeshow检验来评估其校准精度。此外，进行了决策曲线分析(DCA)，以确定预测模型的临床实用性。临床特征是通过多元逻辑分析确定的独立风险因素创建的。常用的机器学习模型，包括逻辑回归(LR)，支持向量机(SVM)，K-近邻算法(KNN)，随机森林(RandomForest)，极限随机树(ExtraTrees)，极端梯度增强(XGBoost)，轻量梯度增强机(LightGBM)和多层感知机(MLP)。使用五倍的交叉验证和GridSearch算法确定每个模型的最佳参数。

**1.6 统计学分析** 使用Python(3.10.4)、Onekey(3.1版本)软件包进行数据分析，符合正态分布的测量值以均数±标准差表示，表示为平均值( $\bar{x} \pm s$ )；组间差异的比较应用独立样本t检验，不符合正态分布的测量值以中位数(上四分位数和下四分位数)表示，两个独立的Mann-Whitney U检验用于组间差异比较；采用 $\chi^2$ 比较分类特征；多因素Logistic回归分析筛选血肿扩大的独立危险因素。 $P$ 值均为双侧分析， $P<0.05$ 被认为差异有统计学意义。

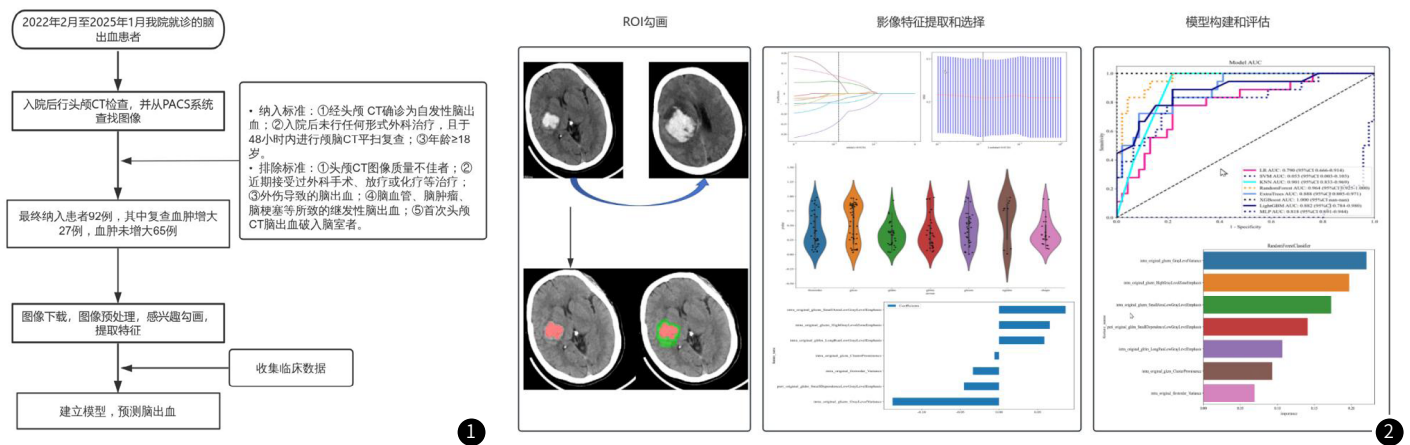


图1 患者纳入及排除基本流程图。图2 本研究使用的放射组学流程图。

## 2 结果

根据纳入和排除标准，本研究共纳入患者92例，其中血肿扩大组共27例(男20例，女7例)和血肿未扩大组65例(男50例，女15例)。两组数据按照7:3的比例随机分为测试集和验证集，表1提供了所有患者临床特征结果，结果显示，训练集和验证集中，训

练集PLT特征具有显著差异( $P<0.05$ )，验证集中这些临床特征无显著差异。多因素分析表明，PLT与脑出血血肿扩大存在相关性( $P<0.05$ )；单因素分析表明，性别、年龄、收缩压、舒张压、PLT及APTT均具有显著相关性( $P<0.05$ )，结果如表2所示。

表1 训练集和测试集中脑出血患者的临床特征

| feature_name            | 训练集          |              |              |         | 验证集          |              |              |         |
|-------------------------|--------------|--------------|--------------|---------|--------------|--------------|--------------|---------|
|                         | ALL          | 血肿未扩大组       | 血肿扩大组        | p_value | ALL          | 血肿未扩大组       | 血肿扩大组        | p_value |
| age                     | 61.44±12.80  | 59.40±13.67  | 64.83±10.61  | 0.100   | 54.32±9.12   | 55.28±8.66   | 46.33±10.79  | 0.110   |
| Systolicblood-pressure  | 163.22±26.20 | 165.43±24.79 | 159.54±28.57 | 0.389   | 160.11±18.70 | 159.40±19.65 | 166.00±5.20  | 0.573   |
| Diastolicblood-pressure | 95.28±16.83  | 96.28±16.74  | 93.62±17.20  | 0.569   | 92.14±15.05  | 92.24±15.29  | 91.33±15.89  | 0.924   |
| PLT                     | 212.14±79.20 | 235.22±84.18 | 173.67±51.88 | 0.003   | 197.36±62.15 | 194.96±62.39 | 217.33±69.01 | 0.566   |
| APTT                    | 26.99±3.86   | 26.61±3.02   | 27.61±4.96   | 0.672   | 28.25±7.83   | 26.45±3.08   | 43.30±18.24  | 0.087   |
| gender                  |              |              |              | 1       |              |              |              | 0.483   |

注: gender:性别; Systolicbloodpressure:收缩压; Diastolicbloodpressure:舒张压; PLT:血小板计数; age:年龄; APTT:活化部分凝血活酶时间。

基于头颅 CT平扫影像组学特征建立的预测模型，经过对脑出血血肿及周围水肿影像组学特征进行筛选，经过z-score标准化后，经 t 检验或MannWhitney U检验、Pearson 相关分析及mRMR和10 折交叉验证Lasso算法，最终保留了7个有价值的特征，其中6个血肿特征，1个水肿特征，如图3所示。结果显示通过 ROC曲线分析建立了预测血肿扩大风险的机器学习模型模型，

通过8种模型对比显示，XGBoost与RandomForest在模型表现最优，AUC值分别为1、0.964，但训练集中XGBoost AUC值为1，可能存在模型过拟合的情况，RandomForest模型更适合作为核心模型；SVM异常，AUC值为0.053，可能因为数据分布、参数设置或特征工程问题导致失效；见图4。

表2 患者的临床特征的单因素和多因素分析

| feature_name            | 单因素分析   |             |             |         | 多因素分析   |             |             |         |
|-------------------------|---------|-------------|-------------|---------|---------|-------------|-------------|---------|
|                         | Log(OR) | lower 95%CI | upper 95%CI | p_value | Log(OR) | lower 95%CI | upper 95%CI | p_value |
| gender                  | -0.847  | -1.355      | -0.34       | 0.006   | -0.026  | -1.252      | 1.199       | 0.972   |
| Systolicblood_pressure  | -0.029  | -0.045      | -0.013      | 0.003   | -0.012  | -0.037      | 0.013       | 0.424   |
| PLT                     | -0.014  | -0.022      | -0.007      | 0.002   | -0.012  | -0.021      | -0.003      | 0.024   |
| age                     | -0.01   | -0.015      | -0.005      | 0.001   | 0.01    | -0.028      | 0.048       | 0.667   |
| Diastolicblood_pressure | -0.006  | -0.009      | -0.003      | 0.001   | 0.01    | -0.025      | 0.046       | 0.628   |
| APTT                    | -0.005  | -0.007      | -0.003      | <0.001  | 0.068   | -0.015      | 0.152       | 0.179   |

注：gender:性别；Systolicbloodpressure:收缩压；Diastolicbloodpressure:舒张压；PLT:血小板计数；age:年龄；APTT:活化部分凝血活酶时间。

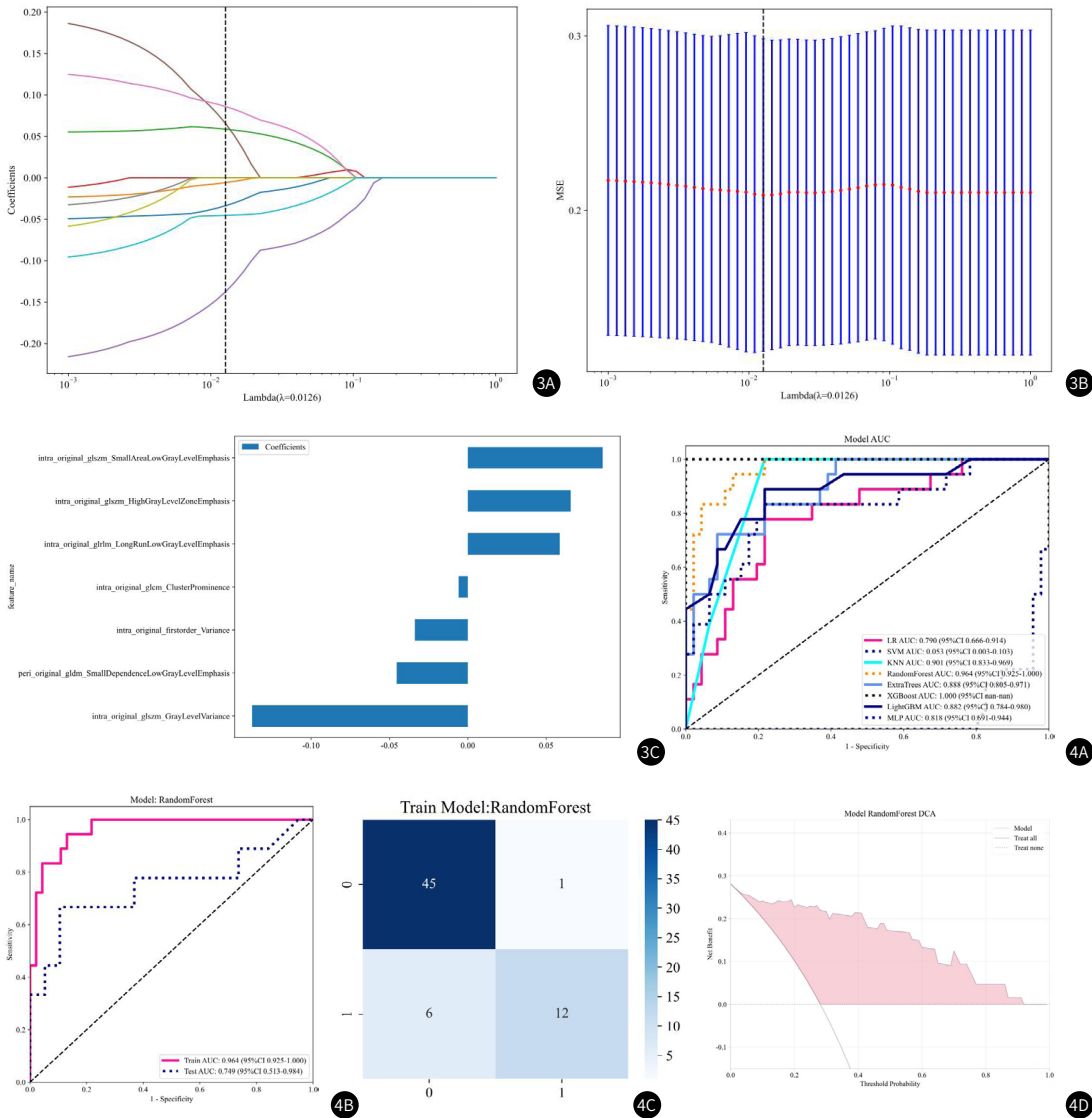


图3 影像组学模型构建。3A: 基于mRMR和10折交叉验证的LASSO回归系数图；3B: 选择最佳  $\lambda$  ( $\lambda = 0.0126$ ) 值；3C: 最终筛选的7个特征权重直方图，intra瘤内，peri瘤周。  
图4 4A机器学习模型的ROC曲线下对应的AUC面积；4B、4C、4D分别表示随机森林模型训练集及测试集的AUC面积、混淆矩阵、决策曲线。

### 3 讨论

自发性脑出血血肿扩大是影响脑出血病人预后不良的重要因素,如不能迅速、有效的治疗,很可能导致患者疾病进展或死亡<sup>[17]</sup>。已有相关研究表明,脑出血患者血肿扩张与预后不良之间存在近似线性关系<sup>[18]</sup>。能够准确的预测早期血肿扩大的可能,对临床制定适当的治疗方案以及评估预后有重要意义。本研究初步探讨了基于CT图像的影像组学特征机器学习模型在自发性脑出血血肿扩大预测中的可行性及临床价值。这种方法受益于脑出血患者,在临床诊疗中对可能出现脑血肿扩大的患者给与更多的关注,可进一步避免更坏的临床结局。

在这项研究中,我们选择了8中机器学习模型,结果显示RandomForest模型预测效果最佳(AUC=0.964),优于其余7个机器学习模型,SVM模型AUC值仅0.053,另外XGBoost模型AUC值为1,存在两种较为极端的结果,我们讨论认为,这可能与患者地区差异有关,脑出血属于急重症,患者更倾向于就近治疗,本研究病例均为周边区域的患者,可能导致模型过于拟合或者偏移。而且Wang H等<sup>[19]</sup>、Li W等<sup>[20]</sup>对1990-2021年间全球204个国家和地区脑出血患者的研究也表明了脑出血发病率和死亡率存在地域差异。

本研究采用了CT影像组学技术、机器学习技术,诸多研究<sup>[21-25]</sup>证实了其在指导临床决策和精确医学方面、疾病的诊断以及预后预测等的运用和潜力。影像组学是基于医学图像对大量数据进行分析、挖掘、提取出具有特征的影像学数据,然后通过筛选出对疾病具有诊断意义的特征构建模型。相比于传统影像学技术,影像组学不依赖诊断医师的专业能力,且能发掘出更全面的信息,诊断结果也更客观。影像组学通过对大量高质量的医学影像进行图像分割、特征提取及筛选,进行自动分类和预测。机器学习在临床应用中具有成本低、效率高等优点,因此,将二者结合起来对脑出血患者进行早期预测具有重要意义。本研究通过对CT图像中与血肿扩大相关的征象进行筛选和提取,并基于这些征象建立预测模型,从而能够有效地判断出血患者是否存在血肿扩大的可能,为临床医生提供更为准确、可靠的参考依据。

我们知道,PLT是人体血液中一种重要的血细胞,在止血与凝血过程中具有重要的作用。本研究中,收集的临床特征中,PLT表现出显著的相关性。近年来,关于血小板与脑出血血肿扩大关系的研究取得了一定进展,Mohammadzadeh I等<sup>[26]</sup>研究发现低血小板计数是脑出血血肿扩大的重要危险因素,同时,一些血小板相关指标<sup>[27]</sup>也被发现与血肿扩大有关,如凝血活酶时间(PT)、活化部分凝血活酶时间(APTT),可作为预测血肿扩大的潜在指标。Liu Q等<sup>[28]</sup>研究进一步说明,血小板计数下降与血肿大小变化存在显著相关性,且血小板功能异常也会影响止血,血小板活性降低,提示血小板功能状态可通过影响血块性质,进而在一定程度上预测后续血肿增大情况。这也说明了在临床诊疗中不仅要关注患者本身症状的变化,同时要结合PLT、APTT<sup>[29-30]</sup>等血常规指标,必要时进行止血治疗,避免血肿扩张的发生。

不足之处,由于本研究中数据收集时间较短、样本量较小等原因导致模型不够精确,导致该模型在临床中应用时存在一定局限性。本研究仅根据血肿及周围水肿影像组学特征对自发性脑出血短期内血肿扩大进行预测,未纳入更多的临床特征,考虑其他因素,对于临床中其他因素是否可以影响脑出血短期内血肿扩大风险还需要进一步探索。

综上所述,本研究中选取的是与自发性脑出血相关的平扫CT影像组学特征,结合所选择的机器学习模型具有较高的预测价值。但是随着技术的发展,新的影像组学特征不断被提出并应用于临床,因此,在本研究中我们通过对平扫CT影像组学特征与血肿扩大/未扩大的预测价值进行分析比较,在下一步工作中,我们将通过与其他影像组学技术结合建立更加准确、全面、稳定的预测模型,为临床医生提供更准确、可靠的临床参考依据。

### 参考文献

[1]Lai S,Wang C,Lin Y,et al.Neutrophil-to-high density lipoprotein

- cholesterol ratio predicts early hematoma expansion in patients with spontaneous intracerebral hemorrhage[J].Neurosurg Rev,2025,48(1):533.
- [2]乔琳.基于平扫CT影像组学对自发性脑出血短期内血肿扩大风险的预测研究[D].中国医科大学,2023.
- [3]顾腾辉,李立,高娟娟,等.自发性脑出血CT影像学特征及其对早期血肿扩大的预测价值[J].医学临床研究,2025,42(1):20-22,26.
- [4]Morotti A,Boulouis G,Dowlatsahi D,et al.Intracerebral haemorrhage expansion: definitions, predictors, and prevention[J].Lancet Neurol,2023,22(2):159-171.
- [5]黄磊,叶飞,任思颖,等.中性粒细胞/淋巴细胞比值和血肿周围水肿体积是脑出血患者预后的独立预测因素[J].神经损伤与功能重建,2024,19(1):12-16,32.
- [6]杜欣曼,陈刚.三级高血压自发性脑出血患者早期血肿扩大的影响因素分析[J].医药前沿,2025,15(8):47-50.
- [7]Dierksen F,Sommer JK,Tran AT,et al.Machine learning models for 3-month outcome prediction using radiomics of intracerebral hemorrhage and perihematomal edema from admission head computed tomography (CT)[J].Diagnostics (Basel),2024,14(24):2827.
- [8]顾腾辉,李立,高娟娟,等.自发性脑出血CT影像学特征及其对早期血肿扩大的预测价值[J].医学临床研究,2025,42(1):20-22,26.
- [9]蒋启苗,陈平,宛华.CT平扫联合征象在自发性脑出血早期血肿扩大预测中的应用分析[J].医学影像杂志,2025,35(1):11-15.
- [10]Qin J,Wei H,Liu Y,et al.Association between leukocyte subpopulations and hematoma expansion after spontaneous intracerebral hemorrhage:a retrospective cohort study[J].Front Neurol,2022,13:992851.
- [11]刘金良,孙文静,庞红艳,等.人工智能辅助诊断技术对脑出血的评估分析[J].中国CT和MRI杂志,2025,23(06):30-32.
- [12]Hsu WY,Huang SH,Lin JW.Progressive structure preservation and detail refinement for remote sensing single-image super-resolution[J].IEEE Trans Neural Netw Learn Syst,2025 Aug 18,PP.
- [13]Zunino A,Garré G,Perego E,et al.Structured detection for simultaneous super-resolution and optical sectioning in laser scanning microscopy[J].Nat Photonics,2025;19(8):888-897.
- [14]Mukherjee T,Keshavarzian M,Fugate EM,et al.Complete spatiotemporal quantification of cardiac motion in mice through multi-view magnetic resonance imaging and super-resolution reconstruction[J].Sci Rep,2025 Aug 13;15(1):29696.
- [15]Bartolotta TV,Orlando AAM,Dimarco M,et al.Diagnostic performance of 2D-shear wave elastography in the diagnosis of breast cancer:a clinical appraisal of cutoff values[J].Radiol Med,2022 Nov;127(11):1209-1220.
- [16]Leite J,Bollache E,Nguyen V,et al.Deep learning-based segmentation and strain analysis of left heart chambers from long-axis CMR images[J].Eur Heart J Imaging Methods Pract,2025 Jun 3;2(4):qyaf070.
- [17]Lee H,Lee J,Jang J,et al.Predicting hematoma expansion in acute spontaneous intracerebral hemorrhage:integrating clinical factors with a multitask deep learning model for non-contrast head CT[J].Neuroradiology,2024 Apr;66(4):577-587.
- [18]Du C,Li Y,Yang M,et al.Prediction of hematoma expansion in intracerebral hemorrhage in 24 hours by machine learning algorithm[J].World Neurosurg,2024 May;185:e475-e483.
- [19]Wang H,Lin J,Wang L,et al.Global,regional,and national burden of intracerebral hemorrhage in young adults from 1990 to 2021:a population-based study[J].J Am Heart Assoc,2024 Nov 5;13(21):e037286.
- [20]Li W,Ruan X,Yang H,et al.Global,regional and national trends in the burden of intracranial hemorrhage,1990-2021:results from the global burden of disease study[J].Heliyon,2025 Feb 10;11(4):e42608.
- [21]Lyu T,Xu X,Li G,et al.Prediction of early hematoma enlargement in hypertensive intracerebral hemorrhage using CT and CTA imaging features[J].Neuroradiology,2025 May 23.
- [22]Zhou H,Zhou Z,Song Z,et al.Machine learning-based modified BAT score in predicting hematoma enlargement after spontaneous intracerebral hemorrhage[J].J Clin Neurosci,2021 Nov;93:206-212.
- [23]Feng C,Jiang C,Hu C,et al.Prediction of hematoma changes in spontaneous intracerebral hemorrhage using a Transformer-based generative adversarial network to generate follow-up CT images[J].Comput Med Imaging Graph,2025 Aug 10;124:102614.
- [24]Ahmadi M,Barzegar-Golmoghani E,Ghaffari Jolfayi A,et al.Radiomics early assessment of post chemotherapy cardiotoxicity in cancer patients using 2D echocardiography imaging an interpretable machine learning study[J].Sci Rep,2025,15(1):30888.
- [25]Jiang M,Miao Z,Xu R,et al.Clinical-radiomics hybrid modeling outperforms conventional models:machine learning enhances stratification of adverse prognostic features in prostate cancer[J].Front Oncol,2025,15:1625158.
- [26]Mohammadzadeh I,Niroomand B,Tajerian A,et al.Coagulopathy at admission in traumatic brain injury and its association with hematoma progression:a systematic review and meta-analysis of 2411 patients[J].Clin Neurol Neurosurg,2025,249:108699.
- [27]牛绍南,张状,刘勇,等.CT征象生化指标联合对自发性脑出血早期血肿增大预测作用的研究[J].中国CT和MRI杂志,2024,22(12):26-28.
- [28]Liu Q,Li X,Wang N,et al.A novel coagulation classification and postoperative bleeding in severe spontaneous intracerebral hemorrhage patients on antiplatelet therapy[J].Front Aging Neurosci,2022 Feb 16;14:793129.
- [29]李丹,孙振威.高血压脑出血患者外周血白细胞、中性粒细胞、血小板计数及血脂指标与患者预后的相关性分析[J].罕少疾病杂志,2024,31(08):12-13,19.
- [30]吴中华,王炬,姜平阳,等.高血压脑出血血清Nogo-A、Adropin、CysC水平与近期预后的关系分析[J].罕少疾病杂志,2025,32(05):25-26.

(收稿日期:2025-08-25)

(校对编辑:赵望淇、姚丽娜)