



电子、语音版

·论著·

## 基于机器学习的血管内治疗急性缺血性卒中患者7 d内病死 风险预测

周涛, 赵辰阳, 孙雅轩

山西医科大学附属山西省人民医院神经内科, 山西太原 030012

**摘要:**目的 基于机器学习方法构建接受血管内治疗的急性缺血性卒中患者7 d内病死率预测模型,探索关键预测因素。方法 纳入2021年1月至2023年6月在山西省人民医院神经内科接受血管内治疗的急性缺血性卒中患者293例。收集术前人口统计学、疾病史、辅助检查结果等33个变量。划分训练集与验证集,采用随机森林和极端梯度提升决策树(XGBoost)算法构建预测模型。通过准确率、灵敏度、特异度和受试者操作特征(ROC)曲线下面积(AUC)等指标评估模型的预测性能。结果 训练集中,随机森林模型在预测7 d病死率方面表现最佳,其AUC值为0.986,灵敏度为95.8%,特异度为91.1%,优于XGBoost模型和Logistic回归模型。验证集中,XGBoost模型在预测7 d病死率方面的AUC值(0.908)和特异度(98.0%)优于随机森林模型(AUC为0.860)和特异度为97.9%,但灵敏度(26.7%)低于随机森林模型(66.7%)。随机森林模型和XGBoost模型的关键预测因素包括美国国立卫生研究院卒中量表评分、格拉斯哥昏迷评分和阿尔伯特卒中项目早期CT评分。结论 基于机器学习的模型能有效预测急性缺血性卒中患者的7 d内的病死率,为临床决策提供了有价值的工具。

**关键词:**缺血性卒中;血管内治疗;病死率;机器学习;预测

中图分类号:R743.33

DOI:10.16636/j.cnki.jinn.1673-2642.2025.06.002

## Machine learning-based prediction of death within seven days in patients with acute ischemic stroke after endovascular treatment

ZHOU Tao, ZHAO Chenyang, SUN Yaxuan

Department of Neurology, Shanxi People's Hospital, Taiyuan, Shanxi 030012, China

Corresponding author: SUN Yaxuan, Email: yaxuansjr@163.com

**Abstract:** **Objective** To establish a predictive model for death within 7 days in patients with acute ischemic stroke undergoing endovascular treatment based on the machine learning method, and to explore key predictive factors. **Methods** A total of 293 patients with acute ischemic stroke who received endovascular treatment in the Department of Neurology, Shanxi People's Hospital, from January 2021 to June 2023 were enrolled. A total of 33 preoperative variables were collected, including demographics, disease history, and auxiliary examination results. The patients were divided into a training set and a validation set, and the random forest algorithm and the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm were used to establish predictive models. The performance of the models was assessed based on accuracy, sensitivity, specificity, and the area under the ROC curve (AUC). **Results** In the training set, the random forest model showed the best performance in predicting 7-day mortality, with an AUC of 0.986, a sensitivity of 95.8%, and a specificity of 91.1%, with a better performance than the XGBoost model and the Logistic regression model. In the training set, the XGBoost model had better AUC and specificity than the random forest model in predicting 7-day mortality (AUC: 0.908 vs 0.860; specificity: 98.0% vs 97.9%), but with a poorer sensitivity than the random forest model (26.7% vs 66.7%). The key

收稿日期:2025-03-31;修回日期:2025-11-25

作者简介:周涛(1999—),男,硕士在读,主要从事脑血管介入治疗的研究。

通信作者:孙雅轩(1977—),男,硕士,主任医师,硕士生导师,主要从事脑血管介入治疗的研究。Email: yaxuansjr@163.com。

predictive factors in the random forest model and XGBoost model included National Institutes of Health Stroke Scale score, Glasgow coma score, and Alberta Stroke Program Early CT Score. **Conclusions** Machine learning-based models can effectively predict death within 7 days in patients with acute ischemic stroke, which provides a valuable tool for clinical decision-making.

**Keywords:** ischemic stroke; endovascular treatment; mortality; machine learning; prediction

缺血性卒中是全球第二大死亡原因,也是导致残疾的首要病因,造成巨大的社会经济负担<sup>[1]</sup>。缺血性卒中治疗的主要目的为开通闭塞血管,尽快恢复血流,挽救患者生命。在《新英格兰医学杂志》上先后刊登的5项临床研究表明,血管内治疗大血管闭塞的急性缺血性卒中患者的血管再通率可以提高至80%左右<sup>[2-6]</sup>。我国颈内动脉支架置入术的开展数量也逐年增加<sup>[7]</sup>。然而,近期研究显示,血管内治疗后预后差异较大,预后不良率为28.6%~74.6%<sup>[8-9]</sup>。

Zhang等<sup>[10]</sup>构建了用于预测前循环大血管闭塞性缺血性卒中患者接受血管内治疗后3个月的病死风险预测模型,其预测准确性为80%左右,但其构建模型的特征包含症状性颅内出血、术后美国国立卫生研究院卒中量表(National Institute of Health Stroke Scale, NIHSS)评分等术后特征,同样其他血管内治疗预后模型的构建,均纳入了手术前后的临床、实验室及影像学特征<sup>[11-13]</sup>。然而,这些模型尚不能满足临床医师及患者家属术前预测急性脑卒中后接受血管内治疗预后的需求。

另外,上述模型是使用逻辑回归算法构建的,由于数据间高度复杂性和共线性可能会阻碍这些模型的预测性能<sup>[14]</sup>。相比之下,基于机器学习算法的模型可以限制超参数正则化的共线性,同时不受线性假设的影响。且与固定的风险评分工具不同,基于机器学习的高级模型可以不断更新,提升模型预测性能<sup>[15]</sup>。最近的2项研究也表明,机器学习模型深度神经网络、极端梯度提升决策树(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)算法分别在预测前、后循环卒中患者的预后方面,比之前报道的评分方法更准确<sup>[16-17]</sup>。

基于此背景,本研究旨在基于33个术前可获得变量开发能够预测急性缺血性卒中接受血管内治疗后7 d内病死率的机器学习模型,并对几种机器学习算法的预测性能进行了评估,确定了最佳模型。此外,还确定了与预测性能相关的变量重要性。

然而,上述预测模型仍存在多方面局限性:其一,多数模型将症状性颅内出血、术后NIHSS评分或24 h影像学指标等术后变量纳入预测因子,难以在术前实现真正的“预判”;其二,部分模型仅针对3个月功能结局或长期预后,缺乏对7 d内早期病死等“硬终点”的专门预测,难以及时指导围手术期管理;其三,既往研究多为单中心、小样本,外部验证有限,在不同地区和人群中的泛化能力存疑;其四,绝大多数基于传统Logistic回归分析,假定变量与结局之间存在线性关系,难以充分刻画高维临床与

实验室指标之间的非线性和交互效应,预测性能仍有提升空间。基于此,有必要利用机器学习算法,在仅依托术前可获得变量的前提下,构建用于预测血管内治疗后7 d内病死风险的模型,为术前决策提供更精细化的量化工具。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究对象

纳入2021年1月至2023年6月在山西省人民医院神经内科高级卒中中心进行急诊机械取栓治疗的缺血性卒中患者为研究对象,共293例。将2021年1月至2022年12月纳入的230例患者作为训练集开发预测模型,将2023年1月至2023年6月纳入的63例患者作为测试集检验模型预测性能。

入组标准:(1)符合《中国急性缺血性卒中早期血管内介入诊疗指南2018》的适应证<sup>[18]</sup>;(2)临床症状符合缺血性卒中;(3)年龄 $\geq 18$ 岁;(4)颅脑计算机断层成像除外脑出血或蛛网膜下腔出血;(5)影像学检查证实为颅内大血管闭塞;(6)患者或其代理人知情同意,并签署手术同意书。

排除标准:(1)本次术前改良的Rankin量表(modified Rankin Scale, mRS)评分 $> 3$ 分;(2)颅内出血性疾病;(3)有出血倾向,包括任何活动性出血、凝血因子缺乏、接受抗凝治疗;(4)7 d内有无法压迫部位动脉的穿刺;(5)严重的心脏、肾脏、肝脏等其他疾病,恶性肿瘤预计寿命小于3年;(6)2个月内有颅脑或脊髓手术;(7)妊娠;(8)血糖 $> 22.2$  mmol/L或 $< 2.7$  mmol/L;(9)不能用药物控制的严重的高血压;(10)临床资料不全或失访患者。

本研究方案经山西省人民医院医学伦理委员会审批通过(批准号:第883号)。本研究过程遵循《赫尔辛基宣言》相关原则。由于本研究为回顾性队列研究,伦理委员会同意豁免获取患者书面知情同意。

### 1.2 临床资料收集

#### 1.2.1 一般资料

收集患者年龄、性别、吸烟史、饮酒史、高血压病史、糖尿病史、心脑血管疾病史、心房颤动史、血脂异常史等一般资料。

#### 1.2.2 临床资料

临床资料包括:术前mRS评分、NIHSS评分、格拉斯哥昏迷评分(Glasgow Coma Score, GCS)、术前收缩压(systolic blood pressure, SBP)、术前舒张压(diastolic blood pressure, DBP)、术前平均动脉压(mean arterial

pressure, MAP)、术前血糖、闭塞血管位置。

### 1.2.3 入院24 h内的实验室检查资料

实验室检查资料包括:中性粒细胞数与淋巴细胞数比值(neutrophil-to-lymphocyte ratio, NLR)、D-二聚体、活化部分凝血活酶时间(activated partial thromboplastin, APTT)、凝血酶原时间(prothrombin time, PT)、心肌肌钙蛋白I(cardiac troponin I, cTnI)、氨基末端B型脑钠肽前体(N-terminal pro-B-type natriuretic peptide, NT-Pro BNP)、天冬氨酸氨基转移酶(aspartate transferase, AST)、丙氨酸氨基转移酶(alanine amino-transferase, ALT)、血尿素氮(blood urea nitrogen, BUN)、血肌酐(serum creatinine, Scr)、高密度脂蛋白胆固醇(high-density lipoprotein cholesterol, HDL-C)、低密度脂蛋白胆固醇(low-density lipoprotein cholesterol, LDL-C)、甘油三酯(triglyceride, TG)、总胆固醇(total cholesterol, TC)。

### 1.2.4 影像学资料

影像学资料包括:计算机断层成像或磁共振弥散成像的阿尔伯特卒中项目早期CT评分(Alberta Stroke Program Early CT Score, ASPECTS)。前循环ASPECTS方法:将大脑中动脉供血区分为10个区域,即M1~M6、豆状核、尾状核、内囊和岛叶;每个区域各计为1分,共计10分。后循环ASPECTS方法:与前循环不同的是赋分的区域发生改变,脑桥及中脑区域(无论单侧、双侧)均计2分,每一侧枕叶、丘脑及小脑区域计1分,共计10分。有1个存在早期缺血性改变的区域即减去1分;若ASPECT评分为10分代表无早期缺血性改变,而0分则代表脑组织存在广泛缺血灶。

由2位高年资影像学医师分别评分,不一致时由第三人再次评分。

## 1.3 构建模型

### 1.3.1 变量赋值

本研究的数据中既有定量资料也有定性资料,对于定性资料中的非数值型分类变量转换为数值型分类变量,具体变量赋值情况见表1。

表1 分类变量赋值表

变量	赋值
性别	0=女性,1=男性
吸烟史	0=无,1=有
饮酒史	0=无,1=有
高血压病史	0=无,1=有
糖尿病史	0=无,1=有
心脑血管疾病史	0=无,1=有
心房颤动史	0=无,1=有
血脂异常史	0=无,1=有
闭塞血管位置	0=椎-基底动脉系统,1=颈内动脉系统
病死情况	0=存活,1=病死

### 1.3.2 不平衡数据集处理

本研究构建模型共纳入230例于山西省人民医院神经内科高级卒中中心进行急诊机械取栓治疗的缺血性卒中患者,7 d内存活人数为192人(83.48%),病死人数为38人(16.52%),2组样本量中度不平衡,故对不同结局变量进行预后模型构建前,采取SMOTE-Tomek混合采样算法进行平衡。SMOTE-Tomek算法结合了SMOTE和Tomek Links 2种技术,SMOTE通过合成新的少数类样本增加这个类别的数量,Tomek Links通过删除邻近类别之间的样本来减少多数类的数据。SMOTE-Tomek首先使用SMOTE算法对原数据集进行过采样,得到过采样数据集,接着确定出过采样数据集中所有的Tomek link并移除,最后得到边界清晰的类均衡样本集。SMOTE-Tomek算法平衡训练数据集后,样本量由230例扩增至384例,其中病死人数由38例扩增至192例,存活人数仍为192例。

## 1.4 统计学方法

本研究采用SPSS 25.0和Python(version 3.10)2种统计软件对数据进行统计分析。分类资料以频数和百分率 $[n(\%)]$ 表示,组间比较采用 $\chi^2$ 检验或Fisher确切概率法。对于服从正态分布的定量资料以均数 $\pm$ 标准差( $\bar{x}\pm s$ )表示,组间比较采用成组 $t$ 检验;不服从正态分布的定量资料以中位数和四分位数间距 $[M(P_{25}, P_{75})]$ 表示,组间比较采用Mann-Whitney  $U$ 检验。所有统计均为双侧检验, $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

将单变量分析中 $P<0.05$ 的项目纳入多因素Logistic回归分析,以评估结局发生的危险因素,并建立传统Logistic回归模型。

通过SMOTE-Tomek算法平衡数据集,采用随机森林和XGBoost模型2种机器学习算法构建接受血管再通治疗的缺血性卒中患者预后的预测模型。通过十折交叉验证的方式调整模型参数,最终获得最优模型,并比较平衡数据集后构建的Logistic回归模型与2种机器学习模型的预测性能。利用训练好的2种机器学习模型对外部测试集数据进行预测,检验模型的泛化能力,并通过准确率、灵敏度、特异度以及受试者操作特征(receiver operator characteristic, ROC)曲线下面积(area under the curve, AUC)等指标对模型的预测效果进行对比。同时,确定2种算法的前20个重要变量;随机森林模型通过计算每个特征在所有决策树中用于分裂节点时所带来的平均不纯度减少量和平均精确度增益,说明特征在决策过程中的作用;XGBoost模型则在构建决策树时通过计算每个特征的权重贡献、对损失函数减少量的贡献以及在所有树中作为分裂节点的频率,来评估特征的重要性。

## 2 结果

### 2.1 基线资料比较

训练集最终纳入230例患者,在发病7 d内38例

(16.52%)病死。

存活组与病死组患者在年龄、性别、个人史、既往史、术前实验室检验结果等方面比较,差异无统计学意义( $P>0.05$ )。病死组患者发病时NIHSS( $P<0.001$ )和椎—基

底动脉系统血管闭塞占比( $P=0.001$ )均高于存活组患者。此外,病死组患者GCS( $P<0.001$ )和ASPECTS( $P=0.001$ )低于存活组。见表2。

表2 病死组与存活组基线资料比较

项目	存活组(n=192)	病死组(n=38)	$\chi^2/Z/t$ 值	P值
性别				
男[n(%)]	128(66.7)	24(63.2)	0.174	0.676
女[n(%)]	64(33.3)	14(36.8)		
年龄/岁;( $\bar{x}\pm s$ )	61.18±13.59	60.21±10.92	0.415	0.679
吸烟史[n(%)]	98(51.0)	17(44.7)	0.504	0.478
饮酒史[n(%)]	77(40.1)	18(47.4)	0.690	0.406
高血压[n(%)]	104(54.2)	21(55.3)	0.015	0.901
糖尿病[n(%)]	44(22.9)	12(31.6)	1.292	0.256
血脂异常[n(%)]	42(21.9)	9(23.7)	0.107	0.744
心脑血管病[n(%)]	67(34.9)	14(36.8)	0.053	0.818
心房颤动[n(%)]	56(29.2)	7(18.4)	1.842	0.175
发病至入院时间/h;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	6.00(3.00,9.00)	7.00(3.79,9.25)	0.743	0.457
术前mRS评分				
0分[n(%)]	168(87.5)	32(84.2)		
1分[n(%)]	14(7.3)	2(5.3)	1.547	0.671
2分[n(%)]	8(4.2)	3(7.9)		
3分[n(%)]	2(1.0)	1(2.6)		
NIHSS/分;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	16.00(12.00,20.00)	21.00(16.00,30.25)	4.305	<0.001
GCS/分;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	12.00(7.25,14.00)	7.50(5.75,10.00)	4.481	<0.001
术前SBP/mmHg;( $\bar{x}\pm s$ )	140.33±21.35	138.50±20.51	0.487	0.627
术前DBP/mmHg;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	80.00(73.00,91.00)	82.50(75.75,87.50)	0.511	0.609
术前MAP/mmHg;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	101.00(92.00,111.00)	100.00(96.00,110.50)	0.019	0.985
术前血糖/(mmol/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	7.15(6.10,8.78)	7.65(6.75,9.13)	1.755	0.079
闭塞血管				
颈内动脉系统[n(%)]	159(82.8)	22(57.9)	11.748	0.001
椎—基底动脉系统[n(%)]	33(17.2)	16(42.1)		
NLR[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	6.71(4.14,11.85)	7.82(4.45,16.23)	1.171	0.241
D-二聚体/(ng/mL);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	223.00(120.25,556.00)	327.00(164.75,1149.25)	1.457	0.145
APTT/s;( $\bar{x}\pm s$ )	29.25±3.12	29.14±3.62	0.197	0.844
PT/s;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	11.90(11.40,12.80)	12.40(11.78,12.98)	1.881	0.060
cTnI/(ng/mL);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	0.24(0.01,0.71)	0.03(0.01,0.58)	1.293	0.196
NT-Pro BNP/(pg/mL);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	205.50(69.00,875.25)	144.00(75.75,717.00)	0.250	0.803
AST/(IU/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	21.79(17.30,27.40)	23.49(19.04,32.36)	1.469	0.142
ALT/(IU/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	17.66(13.23,25.08)	21.99(12.36,32.97)	1.437	0.151
BUN/(mmol/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	5.25(4.34,6.45)	5.20(4.16,5.90)	0.774	0.439
Scr/( $\mu$ mol/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	63.40(53.25,75.83)	62.78(54.36,73.94)	0.239	0.811
HDL-C/(mmol/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	1.08(0.91,1.26)	1.03(0.91,1.22)	0.314	0.754
LDL-C/(mmol/L);( $\bar{x}\pm s$ )	2.72±0.87	2.58±0.74	0.928	0.355
TG/(mmol/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	1.14(0.84,1.65)	0.85(0.76,1.80)	1.713	0.087
TC/(mmol/L);[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	4.24(3.25,5.06)	3.72(3.20,4.83)	1.449	0.147
ASPECTS/分;[M( $P_{25}$ , $P_{75}$ )]	6.00(5.00,7.75)	4.50(1.75,6.25)	3.241	0.001

注:mRS=改良的Rankin量表;NIHSS=美国国立卫生研究院卒中量表;GCS=格拉斯哥昏迷评分;SBP=收缩压;DBP=舒张压;MAP=平均动脉压;NLR=中性粒细胞数与淋巴细胞数比值;APTT=活化部分凝血活酶时间;PT=凝血酶原时间;cTnI=心肌肌钙蛋白I;NT-Pro BNP=氨基末端B型脑钠肽前体;AST=天冬氨酸氨基转移酶;ALT=丙氨酸氨基转移酶;BUN=尿素氮;Scr=血肌酐;HDL-C=高密度脂蛋白胆固醇;LDL-C=低密度脂蛋白胆固醇;TG=甘油三酯;TC=总胆固醇。

2.2 训练集模型预测性能比较

以接受血管再通治疗后7 d病死情况作为因变量,对

所建的平衡数据集前 Logistic 回归模型、平衡数据集后 Logistic 回归模型、随机森林模型以及 XGBoost 模型对于

训练集进行预测性能比较,分别绘制出不同预测模型的ROC曲线,并分别计算出不同模型的灵敏度、特异度、准确度和AUC值等指标,见图1。

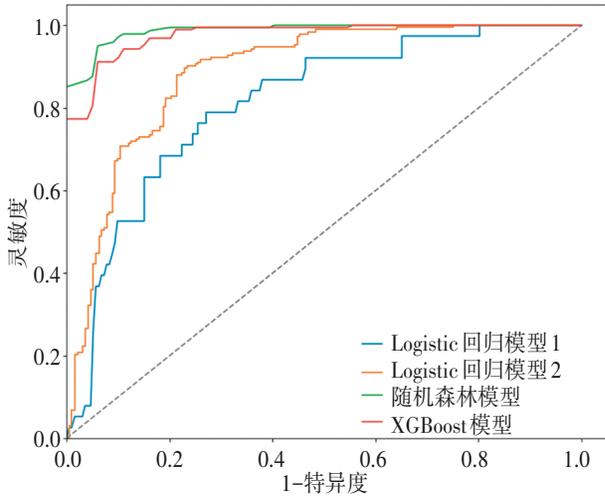


图1 血管再通治疗后7d病死情况预测模型ROC曲线

结果显示,利用SMOTE-Tomek算法平衡数据集后 Logistic 回归模型预测性能较前改善,随机森林模型和 XGBoost 模型的 AUC 值均高于所有 Logistic 回归模型,对于血管再通治疗患者7d后病死情况预测模型,随机森林模型预测性能最佳,其 AUC 为 0.986,灵敏度为 95.8%,特异度为 91.1%;XGBoost 模型的 AUC 为 0.975,灵敏度为 86.4%,特异度为 95.8%。随机森林模型在灵敏度方面优于 XGBoost 模型,而特异度略低于 XGBoost 模型,见表3。

表3 4种预测模型效果比较

模型	灵敏度/%	特异度/%	准确度	AUC
Logistic 回归模型 1	78.9	72.9	0.809	0.810
Logistic 回归模型 2	88.0	78.6	0.802	0.887
随机森林	95.8	91.1	0.935	0.986
XGBoost	86.4	95.8	0.914	0.975

2.3 验证集模型预测性能比较

验证集中共纳入 63 例患者,其中 7 d 内病死 15 例(23.8%),存活 48 例(76.2%)。在验证集中,2种机器学习的 AUC 均在 0.810 及以上,其中 XGBoost 模型预测准确性最佳(0.810),特异度最高(98.0%),然而其灵敏度(26.7%)较随机森林模型(66.7%)差。见图2、表4。

2.4 特征重要性

将经单因素分析差异有统计学意义的变量作为自变量,进行多因素 Logistic 回归分析。结果显示,ASPECTS 差异具有统计学意义(P=0.001)。见表5。

在随机森林和 XGBoost 模型中,影响模型性能的前5个重要变量均包括 NIHSS、GCS、ASPECTS,见图3、图4。

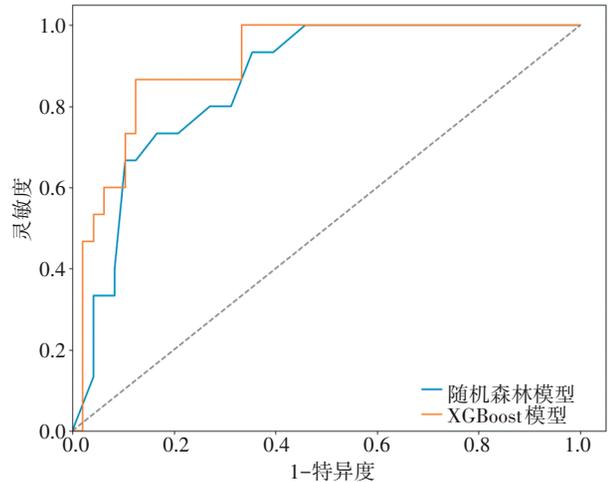


图2 血管再通治疗后7d病死情况机器学习预测模型ROC曲线

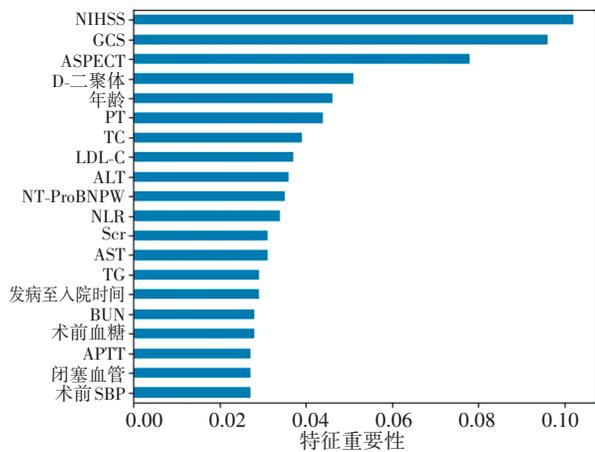
表4 2种机器学习模型预测效果比较

模型	灵敏度/%	特异度/%	准确度	AUC
随机森林	66.7	97.9	0.762	0.860
XGBoost	26.7	98.0	0.810	0.908

表5 多因素 Logistic 回归分析

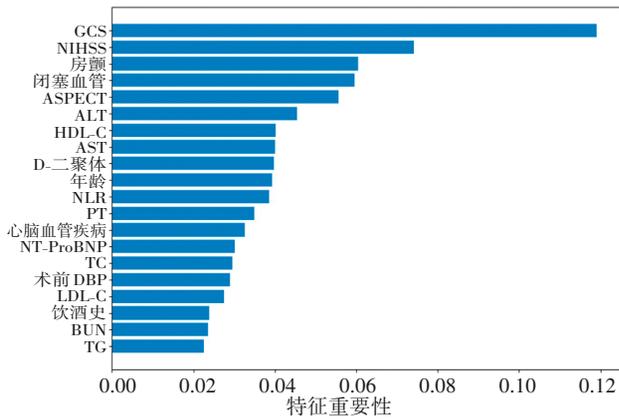
变量	B 值	SE 值	Wald $\chi^2$ 值	P 值	OR 值	95% 可信区间
NIHSS	0.042	0.032	1.761	0.185	1.043	0.980~1.111
GCS	0.119	0.079	2.277	0.131	0.888	0.761~1.036
闭塞血管	0.646	0.491	1.735	0.188	1.909	0.730~4.993
ASPECT	0.265	0.082	10.286	0.001	0.768	0.653~0.902

注:NIHSS=美国国立卫生研究院卒中量表;GCS=格拉斯哥昏迷评分;ASPECT=阿尔伯特卒中项目早期CT评分。



NIHSS=美国国立卫生研究院卒中量表;GCS=格拉斯哥昏迷评分;SBP=收缩压;DBP=舒张压;MAP=平均动脉压;NLR=中性粒细胞数与淋巴细胞数比值;APTT=活化部分凝血活酶时间;PT=凝血酶原时间;NT-Pro BNP=氨基末端B型脑钠肽前体;AST=天冬氨酸氨基转移酶;ALT=丙氨酸氨基转移酶;BUN=血尿素氮;Scr=血肌酐;LDL-C=低密度脂蛋白胆固醇;TG=甘油三酯;TC=总胆固醇;ASPECT=阿尔伯特卒中项目早期CT评分。

图3 随机森林模型影响因素重要度排序



NIHSS=美国国立卫生研究院卒中量表;GCS=格拉斯哥昏迷评分;SBP=收缩压;DBP=舒张压;MAP=平均动脉压;NLR=中性粒细胞数与淋巴细胞数比值;APTT=活化部分凝血活酶时间;PT=凝血酶原时间;cTnI=心肌钙蛋白I;NT-Pro BNP=氨基末端B型脑钠肽前体;AST=天冬氨酸氨基转移酶;ALT=丙氨酸氨基转移酶;BUN=血尿素氮;Scr=血肌酐;LDL-C=低密度脂蛋白胆固醇;TG=甘油三酯;TC=总胆固醇;ASPECT=阿尔伯特卒中项目早期CT评分。

图4 XGBoost模型影响因素重要度排序

### 3 讨论

急性卒中后血管内处理成为颅内大血管闭塞的主要治疗手段,而研究显示血管内治疗预后差异较大,7 d后病死率为1.8%~23.0%<sup>[19-20]</sup>。本研究基于机器学习算法构建急性缺血性卒中患者血管再通治疗后7 d内病死风险预测模型,并评估其预测性能。重要的是,纳入模型的特征变量是基于术前的初步评估和检查结果建立的,其优点是能够在术前预测术后7 d内病死率,这一特点能够协助临床医师及家属作出决策。

研究表明,无论随机森林算法还是XGBoost算法,或是传统Logistic回归模型均具有较好的预测准确性,机器学习算法构建的模型预测性能较Logistic回归模型有明显改善,展现了机器学习在临床预测模型中的潜力,为其他卒中预后模型的构建提供了依据,即机器学习算法在经验性临床研究中具有不错的预测准确性<sup>[21-22]</sup>。同时,与Alaka等<sup>[23]</sup>发现的机器学习算法在预测缺血性卒中患者功能性损伤方面比Logistic回归模型具有更准确性的结果相似。基于术前可获得资料预测术后7 d病死率,训练集中2种机器学习模型的AUC值都达到了97%以上,远高于Logistic回归模型,其中随机森林模型表现更优;在外部验证中,2种机器模型的AUC值均达到80%以上,其中XGBoost预测模型准确度及特异度稍高于随机森林模型,而随机森林模型灵敏度远高于XGBoost预测模型。

需要指出的是,在外部验证集中,XGBoost模型虽然具有较高的总体准确度(0.810)和特异度(98.0%),但其灵敏度仅为26.7%,提示其识别早期病死患者的能力有

限。这一现象可能与以下因素有关:其一,验证集中7 d内病死患者例数相对较少,结局分布不平衡,模型在原始分布数据上的决策阈值更偏向“存活”一类,从而在提高特异度的同时牺牲了灵敏度;其二,本研究在确定分类阈值时主要依据正确诊断指数和总体准确度进行优化,并未针对灵敏度进行单独优化;其三,训练集中采用SMOTE-Tomek混合采样纠正类别不平衡,可能在少数类(病死)边界上存在一定程度的过拟合,当模型应用于未过采样的验证集时,对病死事件的识别能力相对下降。未来可通过调整分类阈值、引入代价敏感学习、重新平衡验证集或采用集成多模型决策等方式进一步优化模型在少数类上的识别性能。这表明,在实际临床应用中,随机森林模型在区分病死和存活患者方面具有更高的适用性。随机森林模型的优势在于其能够处理高维数据集,并且对于特征之间的相互作用和非线性关系具有较好的识别能力<sup>[24]</sup>。

在评估急性缺血性卒中患者接受血管内治疗后的预后方面,随机森林和XGBoost模型均揭示了术前NIHSS、术前GCS以及基线ASPECTS是预测血管内治疗后7 d内病死的最关键因素。值得注意的是,本研究纳入的关键预测因子均为术前常规临床和影像学指标,无需依赖术后24 h评分或再灌注状态等信息,因此模型有望在手术决策阶段为医生和患者家属提供量化的早期病死风险评估。

Cao等<sup>[25]</sup>通过对10项前循环闭塞型急性卒中血管内治疗预后不良因素的荟萃分析,发现术前的NIHSS与不良结局显著相关。此外,GCS在所有位置的血管内治疗以及后循环血管内治疗中,都被证实是不良结局的重要影响因素。特别是对于后循环急性缺血性卒中患者,GCS低于13分与功能独立性降低的风险增加有关<sup>[26]</sup>。而在所有接受血管内治疗的患者中,GCS 8分及以下与预后不良的风险增加有关<sup>[27]</sup>。本研究也发现,GCS是血管内治疗后短期病死率的一个重要影响因素。

ASPECTS作为评估缺血性卒中临床结局的重要影像学指标,一项大型回顾性研究指出,低ASPECTS患者在接受血管内治疗后,症状性颅内出血风险增加,可能与随后病死风险的增加相关<sup>[28]</sup>。这一发现与本研究结果相吻合,即低ASPECTS是急性缺血性卒中患者在接受血管再通治疗后7 d内病死的独立危险因素。这些研究结果强调了在临床实践中,重视这些评分对于预测和改善卒中患者的治疗结果至关重要。

本研究在构建急性缺血性卒中患者接受血管内治疗后7 d内病死率的预测模型方面取得了一定的成果,但仍存在一些局限性。首先,研究为单中心研究,样本量相对较小,这可能限制了研究结果的普遍适用性和统计效力。其次,本研究未进行外部验证,这意味着模型的预测性能

尚未在其他独立数据集上得到验证,因此在不同人群和医疗环境中的适用性尚待进一步研究。此外,尽管机器学习模型在预测准确性上展现出潜力,但这些模型的可解释性可能不如传统的统计模型。因此,未来的研究需要探索如何提高机器学习模型的可解释性,以及如何在不同的临床环境中对模型进行验证和调整,以确保其在实际应用中的有效性和可靠性。

本研究表明,基于机器学习算法的模型可有效地预测急性缺血性卒中患者接受血管内治疗后的7 d内病死率。本研究发现,随机森林模型和XGBoost算法在预测性能上均优于传统的Logistic回归模型,随机森林模型在灵敏度方面(95.8%)表现出色,这表明随机森林模型在区分病死和存活患者方面具有更高的准确性。本研究还揭示了NIHSS、GCS和ASPECTS作为预测急性缺血性卒中患者血管内治疗后7 d内病死的关键因素,低ASPECTS为急性缺血性卒中患者在接受血管再通治疗后7 d内病死的独立危险因素,强调了这些临床指标和影像学评分在卒中患者预后评估中的重要性。

#### 参 考 文 献

- [1] DAS D, WU YM, HONG J. Signaling pathways and promising small - molecule therapeutic agents for ischemic stroke[J]. *ChemMedChem*, 2025, 20(10): e202400975.
- [2] BERKHEMER OA, FRANSEN PSS, BEUMER D, et al. A randomized trial of intraarterial treatment for acute ischemic stroke[J]. *N Engl J Med*, 2015, 372(1): 11-20.
- [3] GOYAL M, DEMCHUK AM, MENON BK, et al. Randomized assessment of rapid endovascular treatment of ischemic stroke[J]. *N Engl J Med*, 2015, 372(11): 1019-1030.
- [4] JOVIN TG, CHAMORRO A, COBO E, et al. Thrombectomy within 8 hours after symptom onset in ischemic stroke[J]. *N Engl J Med*, 2015, 372(24): 2296-2306.
- [5] CAMPBELL BCV, MITCHELL PJ, KLEINIG TJ, et al. Endovascular therapy for ischemic stroke with perfusion - imaging selection[J]. *N Engl J Med*, 2015, 372(11): 1009-1018.
- [6] SAVER JL, GOYAL M, BONAFE A, et al. Stent - retriever thrombectomy after intravenous t-PA vs. t-PA alone in stroke[J]. *N Engl J Med*, 2015, 372(24): 2285-2295.
- [7] 《中国脑卒中防治报告2021》编写组.《中国脑卒中防治报告2021》概要[J]. *中国脑血管病杂志*, 2023, 20(11): 783-793.
- [8] POTRECK A, WEYLAND CS, SEKER F, et al. Accuracy and prognostic role of NCCT-ASPECTS depend on time from acute stroke symptom - onset for both human and machine - learning based evaluation[J]. *Clin Neuroradiol*, 2022, 32(1): 133-140.
- [9] SHI ZJ, GUO SY, ZHENG SJ, et al. Number of stent retriever passes associated with clinical outcome after mechanical thrombectomy in acute ischemic stroke[J]. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2020, 29(11): 105199.
- [10] ZHANG XH, YUAN K, WANG HM, et al. Nomogram to predict mortality of endovascular thrombectomy for ischemic stroke despite successful recanalization[J]. *J Am Heart Assoc*, 2020, 9(3): e014899.
- [11] SHEN HX, MA QF, JIAO LQ, et al. Prognosis and predictors of symptomatic intracranial hemorrhage after endovascular treatment of large vessel occlusion stroke[J]. *Front Neurol*, 2021, 12: 730940.
- [12] WEN R, WANG MR, BIAN W, et al. Nomogram to predict 6-month mortality in acute ischemic stroke patients treated with endovascular treatment[J]. *Front Neurol*, 2023, 14: 1330959.
- [13] CHEN YM, ZHOU SJ, YANG SQ, et al. Developing and predicting of early mortality after endovascular thrombectomy in patients with acute ischemic stroke[J]. *Front Neurosci*, 2022, 16: 1034472.
- [14] CHEN KZ, NIE YT, PARK S, et al. Development and validation of machine learning - based model for the prediction of malignancy in multiple pulmonary nodules: analysis from multicentric cohorts[J]. *Clin Cancer Res*, 2021, 27(8): 2255 - 2265.
- [15] LIEBESKIND DS, SCALZO F. Editorial: machine learning and decision support in stroke[J]. *Front Neurol*, 2020, 11: 486.
- [16] HAMANN J, HERZOG L, WEHRLI C, et al. Machine-learning-based outcome prediction in stroke patients with middle cerebral artery-M1 occlusions and early thrombectomy[J]. *Eur J Neurol*, 2021, 28(4): 1234-1243.
- [17] LIU C, HUANG JC, KONG WL, et al. Development and validation of machine learning - based model for mortality prediction in patients with acute basilar artery occlusion receiving endovascular treatment: multicentric cohort analysis[J]. *J Neurointerv Surg*, 2023, 16(1): 53-60.
- [18] 中华医学会神经病学分会,中华医学会神经病学分会脑血管病学组,中华医学会神经病学分会神经血管介入协作组. 中国急性缺血性脑卒中早期血管内介入诊疗指南2018[J]. *中华神经科杂志*, 2018, 51(9): 683-691.
- [19] QURESHI AI, SINGH B, HUANG W, et al. Mechanical thrombectomy in acute ischemic stroke patients performed within and outside clinical trials in the United States[J]. *Neurosurgery*, 2020, 86(1): E2-E8.
- [20] GARCÍA JURADO PB, ROLDÁN ROMERO E, PÉREZ MONTILLA ME, et al. Incidence, prognosis, and prediction of haemorrhagic transformation after revascularisation for stroke[J]. *Neurologia (Engl Ed)*, 2021, 36(8): 589-596.
- [21] LIN CH, CHEN YA, JENG JS, et al. Predicting ischemic stroke patients' prognosis changes using machine learning in a nationwide stroke registry[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2024, 62(8): 2343-2354.
- [22] BRUGNARA G, NEUBERGER U, MAHMUTOGLU MA, et al. Multimodal predictive modeling of endovascular treatment outcome for acute ischemic stroke using machine - learning[J]. *Stroke*, 2020, 51(12): 3541-3551.
- [23] ALAKA SA, MENON BK, BROBBEY A, et al. Functional

- outcome prediction in ischemic stroke: a comparison of machine learning algorithms and regression models[J]. *Front Neurol*, 2020, 11: 889.
- [24] TARKANYI G, TENYI A, HOLLOS R, et al. Optimization of large vessel occlusion detection in acute ischemic stroke using machine learning methods[J]. *Life (Basel)*, 2022, 12(2): 230.
- [25] CAO GM, HU J, DONG HL. The perioperative complications and short-term death in endovascular treatment for acute stroke induced by extracranial carotid occlusion: a systematic review and a meta-analysis[J]. *Eur Rev Med Pharmacol Sci*, 2021, 25(5): 2270-2280.
- [26] CHIU AH, HINCE DA, MCAULIFFE W. Glasgow coma scale on presentation predicts outcome in endovascular treatment for acute posterior large - vessel occlusion[J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2020, 41(4): 645-649.
- [27] 杨洁,沈芳,呼延梅华,等. 急性大血管闭塞性缺血性卒中血管内治疗无效再通的影响因素分析[J]. *中华医学杂志*, 2023, 103(29): 2218-2224.
- [28] MATSUKAWA H, UCHIDA K, ELAWADY SS, et al. The influence of prestroke disability on outcome in patients with a low Alberta Stroke Program Early CT Score who underwent endovascular thrombectomy[J]. *J Neurosurg*, 2025, 143(1): 266-273.

责任编辑:龚学民