

急性缺血性脑卒中患者死亡风险预测模型：基于内在可解释性 机器学习方法

刘曜嘉¹, 高思齐¹, 张 硕¹, 杨 树¹, 纪家琪¹, 刘俊杰^{1,2*}, 王建军²

¹ 华北理工大学临床医学院 河北唐山

² 华北理工大学附属医院重症医学科 河北唐山

【摘要】目的 本研究基于 MIMIC-IV 数据库，旨在开发一种可解释的机器学习模型，用于预测卒中患者的 ICU 死亡风险。**方法** 本研究从 MIMIC-IV 数据库中，根据 ICD-9 和 ICD-10 编码提取急性缺血性脑卒中患者。利用 LASSO 回归算法进行特征筛选。通过七种机器学习算法，依据 AUC、准确率以及 F1 分数等指标进行评估和比较，选出最优算法。按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集，在训练集中进行五折交叉验证。超参数优化采用网格搜索方法，以提升算法性能。在测试集上评估最优算法的预测能力及其泛化性能。采用 SHAP 方法解释关键特征对 ICU 死亡风险的影响。**结果** 本研究共从 MIMIC-IV 数据库中提取急性缺血性脑卒中患者 1998 例，其中 436 例（占 21.8%）在入住 ICU 后 30 天内死亡。通过对多种机器学习算法在验证集上的评估与比较，最终选定 XGBoost 算法作为最优算法。研究中将数据按 7:3 的比例划分为训练集和测试集，并结合五折交叉验证与网格搜索优化超参数，结果表明 XGBoost 算法在测试集上展现了良好的 ICU 死亡风险预测性能和泛化能力（AUC=0.821，95%CI: 0.778~0.864；准确率=80.7%）。SHAP 解释分析显示，早期有创氧疗和高龄是卒中患者 ICU 死亡风险增加的主要危险因素。**结论** XGBoost 算法在预测急性缺血性脑卒中患者 ICU 死亡风险方面展现出较强的潜力。此外，SHAP 解释分析突显了早期有创氧疗和高龄对 ICU 死亡风险的重要性。

【关键词】 急性缺血性脑卒中；死亡风险预测模型；机器学习；内在可解释性；MIMIC-IV 数据库

【基金项目】 本研究由唐山市科技计划项目（21130224C）、河北省卫生健康委医学科学研究课题（20221533）和国家级大学生创新训练计划（202410081019）资助。

【收稿日期】 2025 年 1 月 22 日

【出刊日期】 2025 年 2 月 26 日

【DOI】 10.12208/j.ijmd.20250015

Mortality risk prediction model for patients with acute ischemic stroke: a machine learning method based on intrinsic interpretability

Yaojia Liu¹, Siqi Gao¹, Shuo Zhang¹, Shu Yang¹, Jiaqi Ji¹, Junjie Liu^{1,2*}, Jianjun Wang²

¹Clinical Medical College, North China University of Technology, Tangshan, Hebei

²Department of Critical Care Medicine, Affiliated Hospital of North China University of Technology, Tangshan, Hebei

【Abstract】Objective This study, based on the MIMIC-IV database, aims to develop an interpretable machine learning model to predict the ICU mortality risk in stroke patients. **Methods** Acute ischemic stroke patients were extracted from the MIMIC-IV database based on ICD-9 and ICD-10 codes. Feature selection was performed using the LASSO regression algorithm. Seven machine learning algorithms were evaluated and compared using metrics such as AUC, accuracy, and F1 score to identify the optimal algorithm. The dataset was split into training and testing sets in a 7:3 ratio, and five-fold cross-validation was conducted on the training set. Hyperparameter optimization was performed using grid search to enhance algorithm performance. The predictive ability and generalization performance

*通讯作者：刘俊杰

of the optimal algorithm were evaluated on the test set. SHAP analysis was used to interpret the impact of key features on ICU mortality risk. **Results** A total of 1,998 acute ischemic stroke patients were extracted from the MIMIC-IV database, of which 436 (21.8%) died within 30 days of ICU admission. After evaluating and comparing the performance of multiple machine learning algorithms on the validation set, the XGBoost algorithm was selected as the optimal model. The data were divided into training and testing sets in a 7:3 ratio, and five-fold cross-validation with grid search was employed for hyperparameter optimization. The results showed that the XGBoost algorithm demonstrated excellent ICU mortality risk prediction performance and generalization ability on the test set (AUC = 0.821, 95% CI: 0.778–0.864; accuracy = 80.7%). SHAP analysis revealed that early invasive oxygen therapy and advanced age were the primary risk factors for increased ICU mortality in stroke patients. **Conclusion** The XGBoost algorithm shows strong potential for predicting ICU mortality risk in acute ischemic stroke patients. Moreover, SHAP analysis highlights the significant roles of early invasive oxygen therapy and advanced age in determining ICU mortality risk.

【 Keywords 】 Acute ischemic stroke; Mortality risk prediction model; Machine learning; Intrinsic interpretability; MIMIC-IV database

引言

卒中是全球范围内致残和致死的主要原因之一，严重威胁人类健康^[1]。尽管近年来卒中诊断和治疗方面取得了显著进展，但重症卒中患者的死亡率仍然居高不下，特别是在入住 ICU 的患者中，死亡风险更加突出^[2-3]。因此，早期准确预测急性缺血性卒中患者的 ICU 死亡风险，对于优化临床决策、合理配置医疗资源及改善患者预后具有重要意义。

传统的风险评估模型（如 APACHE II、SOFA 等）在 ICU 患者死亡预测中得到了广泛应用，但这些模型通常基于线性假设，难以充分捕捉复杂临床数据中的非线性关系^[4]。近年来，机器学习方法凭借其强大的特征学习和模式识别能力，在医疗预测领域展现了显著优势^[5-6]。然而，大多数现有研究更侧重于模型的预测性能，而对模型的可解释性关注不足，这限制了其在临床实践中的可信度和应用价值。

基于此，本研究将利用 MIMIC-IV 公开数据库，结合多种机器学习算法的融合与优化，采用五折交叉验证和网格搜索方法进行超参数调优。同时，借助 SHAP 方法解释模型的“黑箱”结构，旨在实现对 ICU 内急性缺血性脑卒中患者 30 天死亡风险的精准预测。

1 资料和方法

1.1 数据来源

本研究数据源自 MIMIC-IV 2.2 公共数据库。

1.2 研究人群

本研究基于 MIMIC-IV 公开数据库，按照 ICD-

9 和 ICD-10 编码提取急性缺血性脑卒中患者。纳入标准：首次入住 ICU 且诊断为急性缺血性脑卒中的患者。排除标准：（1）年龄≤60 岁；（2）ICU 住院时间≤24 小时；（3）入住 ICU 后一周内血糖测量次数<3 次；（4）未记录格拉斯哥昏迷评分（GCS）评分。

1.3 研究结局

本研究的主要结局是 30 天死亡率，即患者入住 ICU 后 30 天内的生存情况。

1.4 变量提取

本研究从 MIMIC-IV 数据库中提取卒中患者的基本特征、实验室检查指标、合并症、疾病严重程度评分以及治疗措施。

1.5 数据分析

将卒中患者分为两组：存活组（n=1562）和死亡组（n=436，占比 21.8%）。比较两组患者在基本特征、实验室检查、合并症、疾病严重程度评分以及治疗措施等方面的差异。分类变量以频数（n）和百分比（%）的形式呈现，组间差异通过卡方检验或 Fisher 精确检验进行比较。对于连续型变量，如果数据符合正态分布，则以均数±标准差表示，并采用独立样本 *t* 检验进行组间比较；若数据不符合正态分布，则采用中位数（Q1, Q3）表示，组间差异通过 Wilcoxon 秩和检验进行评估。在显著性水平 $\alpha=0.05$ 下，统计差异被认为具有统计学意义。结合多种机器学习算法进行模型构建。为确保模型评估的全面性与可靠性，采用五折交叉验证方法进行模型训练

与比较,从而选取表现最优的算法;采用 7:3 比例将数据分为训练集和测试集。在训练集上,通过五折交叉验证进行模型训练,并借助网格搜索方法对超参数进行优化,以进一步提升模型性能。最终,在测试集上评估所选最优算法的预测准确性和泛化能力,确保模型在实际应用中的可靠性和稳定性。通过绘制 SHAP 特征重要性排序图和概要图,直观展示了关键特征对卒中患者 ICU 死亡风险的影响方向及其重要性程度。

2 结果

2.1 基线资料分析

全面对比存活组 (n=1562, 78.2%) 与死亡组 (n=436, 21.8%) 在入住 ICU 后的早期基线资料差异。本研究共纳入 1998 例急性缺血性脑卒中患者,整体年龄为 69.5±15.9 岁,其中女性患者 1005 例,占 50.3%。与存活组相比,死亡组患者在多项临床特征上表现出显著差异。具体表现为:死亡组患者的 ICU 住院时间显著较长,且疾病严重程度更高。

2.2 特征选择

利用 LASSO 回归算法,初步筛选 30 天死亡风险预测模型的 31 个关键特征。针对死亡风险预测模型,为测试因子之间是否具有较高的独立性,本研究采用方差膨胀因子 (VIF) 进行共线性诊断。结果显示,方差膨胀因子的最大值为 4.702<5。这表明,筛选出的关键特征之间具有较高的独立性,未发现多重共线性问题,能够真实反映分析结果。

2.3 模型构建与评估

最优算法选择:在本研究中,模型的输出为患者入住 ICU 后 30 天内的死亡风险,输入特征为经过筛选的关键特征。对七种常见的机器学习算法进行性能比较,分别为极致梯度提升树 (XGBoost)、轻量级梯度提升机 (LightGBM)、决策树 (DecisionTree)、梯度提升决策树 (GBDT)、高斯朴素贝叶斯 (GNB)、支持向量机 (SVM) 和 K 最近邻 (KNN)。为了评估不同算法的性能,采用五折五次交叉验证方法,并使用 ROCAUC、准确率和 F1 分数作为评估指标。结果(见表 1)表明,XGBoost 算法在验证集上表现出了最佳的死亡风险预测能力。

表 1 不同算法在验证集上的死亡风险预测性能比较

算法	ROCAUC (95%CI)	准确率 (95%CI)	F1 分数 (95%CI)	敏感性	特异性
XGBoost	0.826 (0.779-0.874)	0.771 (0.750-0.792)	0.559 (0.518-0.601)	0.667	0.800
LightGBM	0.694 (0.638-0.750)	0.728 (0.686-0.770)	0.484 (0.445-0.523)	0.591	0.766
DecisionTree	0.773 (0.719-0.828)	0.682 (0.651-0.713)	0.506 (0.474-0.537)	0.743	0.665
GBDT	0.707 (0.650-0.763)	0.726 (0.698-0.754)	0.48 (0.436-0.523)	0.585	0.766
GNB	0.787 (0.736-0.838)	0.715 (0.701-0.729)	0.538 (0.519-0.557)	0.761	0.702
SVM	0.654 (0.586-0.723)	0.682 (0.633-0.731)	0.418 (0.362-0.474)	0.527	0.725
KNN	0.613 (0.549-0.676)	0.619 (0.569-0.669)	0.381 (0.357-0.404)	0.536	0.642

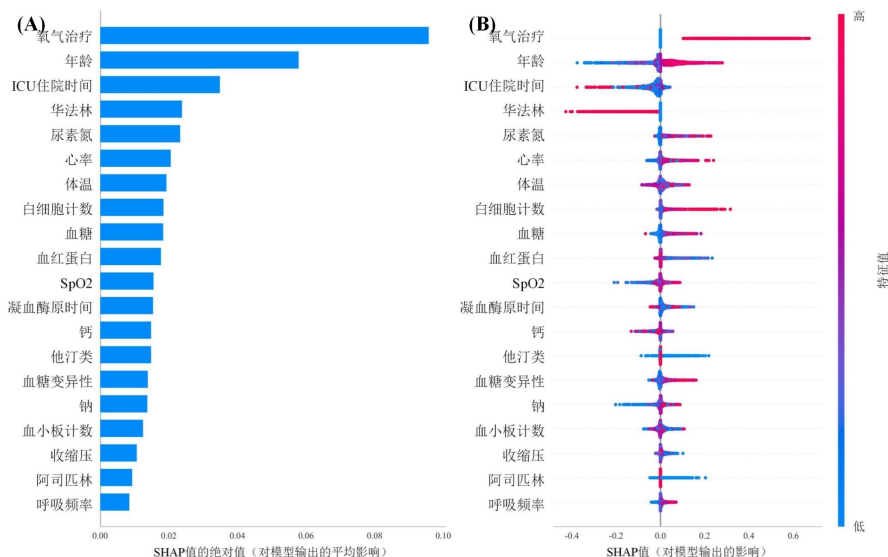


图 1 基于 SHAP 方法解读死亡风险预测模型的结果

最优算法评估：将数据集按 7:3 的比例划分为训练集和测试集，并在训练集上进行五折五次交叉验证。超参数调优采用网格搜索方法，以优化算法的性能。在测试集上对最佳算法的死亡风险预测能力进行了评估。结果显示，最优算法 XGBoost 在测试集上展现了良好的死亡风险预测性能，具体表现为：ROCAUC=0.821（95% CI: 0.778~0.864），准确率=80.7%，F1 分数=0.577。

2.4 SHAP 可解释分析

本研究采用 SHAP 方法对基于 XGBoost 算法的卒中患者死亡风险预测模型进行了解释分析，并依次绘制了 SHAP 特征重要性排序图和概要图。根据 SHAP 特征重要性排序图（图 1（A）所示），死亡风险贡献排名前三的特征依次为：氧气治疗、年龄和 ICU 住院时间。根据 SHAP 概要图（图 1（B）所示），在贡献排名靠前的特征中，氧气治疗与卒中患者死亡风险的增加可能存在相关性。ICU 住院时间与患者死亡风险的降低可能存在相关性。

3 结论

研究基于 MIMIC-IV 数据库构建的 XGBoost 可解释模型，能够有效预测急性缺血性脑卒中患者 ICU 内 30 天死亡风险。模型在测试集上表现出较高的预测效能，并通过交叉验证与超参数优化确保了模型的稳定性与泛化能力。SHAP 算法解析表明，早期有创氧疗与高龄是 ICU 死亡的核心风险因素。本研究也存在一定局限性：回顾性数据难以完全控制混杂因素；其次，单中心数据来源可能对模型泛化性构成挑战。未来需通过多中心前瞻性队列进一步

验证模型的适用性。尽管如此，本研究的可解释模型为重症 AIS 患者的风险分层与精准管理提供了兼具预测性能与临床逻辑的决策工具。

参考文献

- [1] 史雪,于乐,谷洁冰,等.LncRNA PINK1-AS 靶向调控 miR-455-3p/GAB2 轴对缺氧复氧诱导的 PC12 细胞损伤的作用及机制[J].中国老年学杂志,2025,45(06):1386-1390.
- [2] 沈骏,周仁华,徐建红.急重症脑卒中患者相关性肺炎的危险因素及外周血单核粒细胞计数对其预测价值[J].脑与神经疾病杂志,2015,23(03):211-214.
- [3] 任海蓉.老年性脑卒中合并肺炎的回顾性分析[J].中国医药指南,2012,10(24):128-129.
- [4] 陈玥,张慧,关纯,等.ICU 肠内营养患者误吸风险预测模型构建[J].医学新知,2025,35(01):22-32.
- [5] 尚媛媛,段莹,龙杰琦,等.贵州省苗岭以南地区气象因素对心脑血管疾病影响的分析与预测[J].现代预防医学,2024,51(19): 3594-3601.
- [6] 叶壮.基于机器学习方法的糖尿病预测与分析[J].数字技术与应用,2024,42(10):33-35.

版权声明：©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS