

重症肺炎短期死亡风险预测模型的构建与验证

胡海明^{1,2}, 赵立娟², 李米锬², 周鸽儿^{1,2}, 乔一珊^{1,2}, 常德¹

¹解放军总医院第七医学中心呼吸与危重症医学科, 北京 100700; ²解放军总医院研究生院, 北京 100853

摘要: **背景** 重症肺炎患者病情危重, 病死率高, 对该群体进行早期干预能显著改善其预后。 **目的** 探索重症监护室中肺炎患者的死亡预测因素, 构建短期死亡(7 d死亡)风险预测模型并进行临床应用。 **方法** 基于美国MIMIC-IV数据库, 收集2008—2022年4 247例重症肺炎患者相关临床信息, 按3:1的比例随机划分为训练集(n=3 185)和验证集(n=1 062)。在训练集中基于LASSO回归筛选特征构建5种机器学习模型并验证, 包括logistic回归、弹性网络、随机森林、极限梯度提升和轻量梯度提升, 并在验证集中进行评估。结合受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线、校准曲线、临床决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)、敏感度、特异度及阴性预测值(negative predictive value, NPV)等指标综合评估并筛选最佳模型, 并与序贯器官衰竭评分(sequential organ failure assessment, SOFA)进行比较。基于最终模型制作列线图以增强模型解释性, 并构建在线网页计算器以增加临床实用性。 **结果** LASSO回归最终纳入9个关键特征: pH、年龄、血尿素氮、血氧饱和度、乳酸、活化部分凝血活酶时间(activated partial thromboplastin time, APTT)、抗凝治疗、感染类型和抗病原体治疗。5种机器学习模型中, logistic回归模型在验证集中综合性能表现最佳($AUC=0.82$, 95% CI : 0.77~0.88; $NPV=0.99$, 95% CI : 0.97~0.99), 校准曲线和DCA曲线提示该模型有良好的稳定性和临床适用性。Logistic回归模型的Brier评分为0.042, 校准斜率为0.944, 截距为0.027, Hosmer-Lemeshow拟合优度检验提示拟合良好($P=0.768$), 且预测性能显著优于SOFA评分(DeLong检验, $P<0.05$)。 **结论** 本研究构建并验证了一个基于机器学习的重症肺炎短期死亡风险临床预测模型。该模型具有较高的预测效能与临床实用性, 可以辅助临床早期决策和风险评估。

关键词: 重症监护病房; 肺炎; MIMIC-IV数据库; 机器学习; 临床预测模型

中图分类号: R563.1

文献标志码: A

文章编号: 2095-5227(2026)05-0505-09

DOI: 10.12435/j.issn.2095-5227.26010704

引用本文: 胡海明, 赵立娟, 李米锬, 等. 重症肺炎短期死亡风险预测模型的构建与验证 [J]. 解放军医学院学报, 2026, 47 (5): 505-513.

Development and validation of a short-term mortality risk prediction model for severe pneumonia

HU Haiming^{1,2}, ZHAO Lijuan², LI Misi², ZHOU Geer^{1,2}, QIAO Yishan^{1,2}, CHANG De¹

¹Department of Pulmonary and Critical Care Medicine, the Seventh Medical Center of PLA General Hospital, Beijing 100700, China; ²Graduate School of PLA General Hospital, Beijing 100853, China

Corresponding author: CHANG De. Email: changde@301hospital.com.cn

Abstract: **Background** Patients with severe pneumonia are in critical condition and have a high mortality rate; early intervention in this population can significantly improve prognosis. **Objective** To identify risk factors for mortality in patients with pneumonia in intensive care units, develop a predictive model for short-term mortality (death within 7 days), and apply this model in clinical practice. **Methods** Clinical data on 4 247 critically ill pneumonia patients were collected from the MIMIC-IV database (2008—2022). Data were randomly divided into a training set (n=3 185) and a validation set (n=1 062) in a 3:1 ratio. Five machine learning models were constructed using features selected via LASSO regression: logistic regression, elastic net (Enet), random forest (RF), extreme gradient boosting (XGBoost), and light gradient boosting machine (LightGBM). The optimal model was comprehensively evaluated using receiver operating characteristic (ROC) curves, calibration curves, decision curve analysis (DCA), sensitivity, specificity, and negative predictive value (NPV), with comparative analysis against the SOFA score. Model interpretability was enhanced through a nomogram for individualized risk visualization, and an online web calculator was developed to improve clinical utility. **Results** The final model incorporated nine key features: pH, age, blood urea nitrogen, oxygen saturation, lactate, activated partial thromboplastin time (APTT), anticoagulant therapy, type of infection, and anti-pathogen treatment. Among the five models, the logistic regression model demonstrated the best overall performance in the validation set

收稿日期: 2026-01-07

基金项目: 国家科技重大专项(2025ZD01903600); 国家十四五重点研发计划青年科学家项目(2021YFC2302300); 省部级课题

第一作者: 胡海明, 在读硕士。Email: spong0792@163.com

通信作者: 常德, 主任医师。Email: changde@301hospital.com.cn

($AUC=0.82$, 95% CI : 0.77 - 0.88; $NPV=0.99$, 95% CI : 0.97 - 0.99), with the calibration curve and DCA confirming good stability and clinical applicability. Logistic regression model had a Brier score of 0.042, a calibration slope of 0.944, and an intercept of 0.027; the Hosmer-Lemeshow goodness-of-fit test indicated good fit ($P=0.768$), and its predictive performance was significantly superior to that of the SOFA score (DeLong test, $P<0.05$). The study further deployed the final model as an online web-based calculator for rapid assessment of short-term mortality risk in patients with severe pneumonia. **Conclusion** This study constructed and validated a machine learning-based clinical predictive model for short-term mortality risk in severe pneumonia. The model demonstrates high predictive efficacy and clinical utility, supporting early clinical decision-making and risk assessment.

Keywords: intensive care unit; pneumonia; MIMIC-IV database; machine learning; clinical prediction model

Cited as: Hu HM, Zhao LJ, Li MS, et al. Development and validation of a short-term mortality risk prediction model for severe pneumonia[J]. Acad J Chin PLA Med Sch, 2026, 47(5): 505-513.

肺炎是一种由多种因素引起的终末气道、肺泡和肺间质的炎症性疾病,其起病较为急骤,临床表现的严重程度差异较大,多数情况下具有自限性。然而,在儿童、老年人以及免疫功能低下的特殊群体中,肺炎病情极易急剧恶化,发展为重症肺炎,甚至诱发呼吸衰竭和急性呼吸窘迫综合征(acute respiratory distress syndrome, ARDS)^[1]。2019年全球疾病负担数据显示,包括肺炎在内的下呼吸道感染发病人数约4.89亿,导致260万人死亡^[2]。据统计,我国社区获得性肺炎(community-acquired pneumonia, CAP)的发病率为7.13/1 000人年,死亡率达12.7/10万^[3]。CAP是重症监护病房(intensive care unit, ICU)住院的常见原因之一,大约每5例ICU患者中就有1例为肺炎患者,表明肺炎是一种常见且对社会造成较大负担的疾病^[4]。

随着医疗信息化的快速发展,ICU中积累了大量多维度临床数据,包括生命体征、实验室检查和治疗措施等。机器学习方法能够高效处理此类复杂信息,在疾病预后预测领域展现出显著潜力,其应用已从无监督聚类(例如识别院内肺炎的不同预后表型)延伸至各类有监督预测模型^[5]。一项ICU患者全因死亡率的logistic回归预测模型的 AUC 值为0.76^[6]。在肺炎相关死亡率预测方面,也有多种监督学习模型被开发并验证:一项针对重症肺炎的研究中,XGBoost模型的 AUC 达到0.85,其表现优于SOFA等传统评分系统^[7];另外一项研究基于875例患者队列构建了logistic回归模型预测全因死亡,其 AUC 高达0.88^[8]。然而,重症肺炎领域的预测模型仍存在若干局限。首先,许多高性能模型(如集成算法)具有“黑箱”特性,决策过程不透明,且需较强的专业背景才能应用,这影响了临床医师的信任与实际采纳。其次,现有研究多聚焦于住院病死率或28 d病死率,此时患者死因常与疾病进展、获得性耐药等因素相关,而针对短期死亡风险的预测研究相对不足;早期风险预测

(如7 d病死率)更能反映患者入院时的病情严重程度,从而为早期干预提供时机。此外,凝血功能紊乱是重症感染发生与发展的重要环节,但现有预测模型大多基于常规生理指标和传统评分,未能有效整合凝血相关指标,因而难以全面反映患者的病理生理动态变化,限制了其临床适用性^[9-10]。为此,本研究基于MIMIC-IV数据库,在机器学习框架下构建并验证ICU重症肺炎患者短期死亡风险预测模型,并进一步开发在线网络计算器,以期为该高危群体的早期干预提供临床依据。

1 对象与方法

1.1 数据来源

从2008—2022年MIMIC-IV数据库中,提取了4 247例经国际疾病分类(ICD-9/10)明确诊断为肺炎的ICU住院患者。按照3:1的比例将患者随机划分为训练集($n=3\ 185$)和验证集($n=1\ 062$)。纳入标准:(1)年龄 ≥ 18 岁,且通过ICD-9/10诊断为肺炎;(2)肺炎诊断ICD代码位于前五位;(3)根据美国胸科学会和美国感染病学会指南符合成人重症肺炎诊断标准^[11],即满足一项主要标准(需要机械通气的呼吸衰竭或感染性休克需要血管活性药物维持)或 ≥ 3 项次要标准(意识障碍或定向力丧失、呼吸频率 ≥ 30 次/min、氧合指数 ≤ 250 mmHg、多肺叶浸润、血尿素氮 ≥ 20 mg/dL、白细胞计数 $< 4 \times 10^9/L$ 、血小板计数 $< 100 \times 10^9/L$ 、体温 $< 36^\circ C$ 、低血压需要积极液体复苏)。排除标准:(1)缺少关键预测指标;(2)非首次入住ICU;(3)数据错误或数据缺失 $> 20\%$ 。为保持数据完整性,同一患者一次住院期间多次入住ICU仅计为一次住院。研究者已完成美国国立卫生研究院(National Institutes of Health, NIH)培训并获取相应访问权限(ID: 13485805),且该研究已获伦理豁免,符合《赫尔辛基宣言》要求。

1.2 指标收集

使用 Navicat Premium 13.3.2 提取患者入 ICU 后的首次可获取数据：(1)人口学信息，包括年龄和性别等；(2)生命体征，包括心率、收缩压、舒张压、体温等；(3)实验室数据，包括白细胞计数、血小板计数、血红蛋白、国际标准化比值(international normalized ratio, INR)和活化部分凝血活酶时间(activated partial thromboplastin time, PTT)等；(4)临床评分，包括 Charlson 合并症指数(Charlson comorbidity index, CCI)、简化急性生理学评分II(simplified acute physiology score II, SAPS II)和序贯器官衰竭评估(sequential organ failure assessment, SOFA)评分；(5)合并症，包括心房颤动、肺栓塞、高血压、哮喘、糖尿病、心力衰竭、慢性阻塞性肺疾病(chronic obstructive pulmonary disease, COPD)、肝脏疾病、肾脏疾病、肿瘤等；(6)干预措施，包括抗血小板治疗、抗病原体治疗、抗凝治疗和机械通气等。研究结局指标为患者短期病死率(7 d 全因病死率)。

1.3 特征提取与筛选

对于缺失数据，采用多重插补法处理，生成 5 个完整数据集($m=5$)并迭代 5 次($maxit=5$)以确保收敛，同时固定随机种子($seed=2\ 013$)以保证结果可重复。随后，使用最小绝对收缩与选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)进行特征筛选。LASSO 回归通过 L1 正则化将不相关变量的系数压缩至零，从而实现特征选择。为避免过拟合，采用 10 折交叉验证确定惩罚系数 λ ，并遵循“一个标准误规则”(λ_{1se})选择最简洁且性能与最优模型相当的 λ 值。

1.4 模型训练与评估

基于筛选的特征，本研究构建了 5 种机器学习模型用于预测 7 d 短期死亡风险：logistic 回归、弹性网络(elastic net, Enet)、随机森林(random forest, RF)、极限梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)和轻量梯度提升(light gradient boosting

machine, LightGBM)。各模型的超参数优化均基于训练集进行 5 折交叉验证。模型训练完成后，于内部验证集上进行性能评估，评价指标包括受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线下面积(area under the curve, AUC)、校准曲线、决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)、准确度、敏感度、特异度、阳性预测值(positive predictive value, PPV)和阴性预测值(negative predictive value, NPV)。通过 DeLong 检验将最终模型与目前最广泛使用的危重症序贯器官衰竭评分(sequential organ failure assessment, SOFA)进行预测性能比较。应用 SHAP 分析对预测变量重要性进行排序，绘制模型列线图。最后，基于 R 语言开发一款在线网络计算器，以实现重症肺炎患者短期死亡风险的快速预测与评估。

1.5 统计学分析

采用 R 软件 4.4.1 软件进行统计分析。符合正态分布的连续变量以($\bar{x} \pm s$)表示，组间比较采用 t 检验；非正态分布的连续变量以 $M(IQR)$ 表示，组间比较采用 Mann-Whitney U 检验；分类变量以频率(%)表示，组间比较采用 χ^2 检验或 Fisher 确切概率法。所有统计学检验均为双侧检验；以 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 基线特征

训练集($n=3\ 185$)与内部验证集($n=1\ 062$)间除消化道出血发生率与 RDW 差异有统计学意义($P<0.05$)外，其他基线资料均保持平衡。训练集患者年龄范围为 18.0 ~ 97.5 岁，验证集为 18.8 ~ 96.5 岁；两组中位年龄分别为 66.7 岁和 65.5 岁。研究人群中，高血压是最常见的基础疾病；绝大多数患者住院期间接受了抗病原体(抗菌或抗病毒)治疗及抗凝治疗；细菌性肺炎为最常见的肺炎类型，病毒性肺炎次之。见表 1。

表 1 重症肺炎短期死亡风险预测模型构建与验证的训练集与内部验证集基线资料比较

Tab. 1 Comparison of baseline data between the training set and internal validation set for construction and validating a predictive model for short-term mortality risk in severe pneumonia

特征	训练集 ($n=3\ 185$)	内部验证集 ($n=1\ 062$)	$\chi^2/t/Z$ 值	P 值	特征	训练集 ($n=3\ 185$)	内部验证集 ($n=1\ 062$)	$\chi^2/t/Z$ 值	P 值
年龄/(岁, $\bar{x} \pm s$)	65.4 $\pm$ 16.3	65.5 $\pm$ 16.1	-0.29	0.772	临床评分/(分, $\bar{x} \pm s$)				
体质量/(kg, $\bar{x} \pm s$)	81.3 $\pm$ 25.4	81.7 $\pm$ 23.5	-0.55	0.581	Charlson 共病指数	5.9 $\pm$ 3.0	6.0 $\pm$ 3.1	-0.45	0.654
性别/(例, %)			2.21	0.138	SAPS II 评分	39.8 $\pm$ 14.7	39.8 $\pm$ 14.7	0.08	0.937

续表									
特征	训练集 (n=3 185)	内部验证集 (n=1 062)	χ^2/t Z值	P值	特征	训练集 (n=3 185)	内部验证集 (n=1 062)	χ^2/t Z值	P值
男性	1 862 (58.5)	649 (61.1)			SOFA 评分	6.8±4.2	6.7±4.1	0.62	0.536
女性	1 323 (41.5)	413 (38.9)			合并症/(例, %)				
生命体征					房颤	1 001 (31.4)	339 (31.9)	0.07	0.794
心率/(/min, $\bar{x} \pm s$)	94.5±20.9	94.2±20.9	0.34	0.733	风湿性二尖瓣病变	2 (0.1)	3 (0.3)	4.51	0.103
收缩压/(mmHg, $\bar{x} \pm s$)	124.0±24.7	125.3±25.0	-1.46	0.144	肺栓塞	259 (8.1)	79 (7.4)	0.43	0.511
舒张压/(mmHg, $\bar{x} \pm s$)	70.4±18.4	71.1±18.9	-1.07	0.284	深静脉血栓	193 (6.1)	60 (5.6)	0.17	0.679
呼吸/(/min, $\bar{x} \pm s$)	22.3±6.6	22.5±6.9	-0.52	0.604	心肌梗死	427 (13.4)	147 (13.8)	0.09	0.759
体温/[°C, $M(IQR)$]	36.9(36.6 ~ 37.3)	36.9(36.6 ~ 37.3)	0.14	0.886	高血压病	1 341 (42.1)	443 (41.7)	0.03	0.852
血氧饱和度[% , $M(IQR)$]	97.0(94.0 ~ 100)	96.0(93.0 ~ 99.0)	1.65	0.096	哮喘	356 (11.2)	104 (9.8)	1.44	0.230
PCO ₂ /[mmHg, $M(IQR)$]	43.0(36.0 ~ 50.0)	42.0(36.0 ~ 51.0)	0.92	0.356	COPD	367 (11.5)	112 (10.5)	0.66	0.415
pH值/($\bar{x} \pm s$)	7.36±0.1	7.36±0.1	-0.54	0.591	糖尿病	1 083 (34.0)	346 (32.6)	0.66	0.417
检验指标					心力衰竭	1 024 (32.2)	355 (33.4)	0.54	0.464
白细胞[×10 ⁹ /L, $M(IQR)$]	10.5(7.2 ~ 14.9)	10.8(7.3 ~ 15.5)	1.74	0.081	卒中	5 (0.2)	3 (0.3)	1.80	0.421
血小板/(×10 ⁹ /L, $\bar{x} \pm s$)	221.0±116.2	220.1±115.1	0.21	0.831	消化性溃疡	29 (0.9)	7 (0.7)	0.34	0.562
血红蛋白/(g/dL, $\bar{x} \pm s$)	10.9±2.3	11.0±2.3	-1.64	0.101	消化道出血	29 (0.9)	19 (1.8)	4.74	0.029
MCHC/(g/dL, $\bar{x} \pm s$)	32.4±1.7	32.4±1.7	-1.19	0.234	血小板减少症	676 (21.2)	224 (21.1)	0	0.962
MCV/(fL, $\bar{x} \pm s$)	91.6±8.0	91.7±7.5	-0.35	0.725	肝脏疾病	54 (1.7)	18 (1.7)	0	1.000
RDW/(%, $\bar{x} \pm s$)	15.4±2.5	15.2±2.4	2.11	0.035	急性肾损伤	1 626 (51.1)	526 (49.5)	0.68	0.410
INR/[$M(IQR)$]	1.2 (1.1 ~ 1.5)	1.3 (1.1 ~ 1.5)	1.54	0.120	肿瘤	25 (0.8)	6 (0.6)	0.27	0.602
PTT/[s, $M(IQR)$]	31.0(27.4 ~ 36.4)	30.9(27.6 ~ 36.8)	0.14	0.888	多器官功能障碍	4 (0.1)	2 (0.2)	1.50	0.644
肌酐/[mg/dL, $M(IQR)$]	1.0(0.7 ~ 1.6)	1.0(0.7 ~ 1.6)	0.48	0.632	干预措施/(例, %)				
血糖/[mg/dL, $M(IQR)$]	131.0(105.0 ~ 173.0)	129.0(104.0 ~ 166.0)	1.36	0.175	抗血小板治疗	1 262 (39.6)	449 (42.3)	2.23	0.136
乳酸[mmol/L, $M(IQR)$]	1.5(1.1 ~ 2.3)	1.5(1.1 ~ 2.2)	0.92	0.355	抗病原体治疗	3 123 (98.1)	1 042 (98.1)	0	0.999
谷丙转氨酶/[U/L, $M(IQR)$]	26.0(15.0 ~ 48.0)	26.0(16.0 ~ 50.0)	0.86	0.389	激素治疗	1 477 (46.4)	506 (47.6)	0.47	0.494
谷草转氨酶/[U/L, $M(IQR)$]	36.0(22.0 ~ 62.0)	35.0(22.0 ~ 67.0)	0.40	0.691	机械通气	2 118 (66.5)	690 (65.0)	0.76	0.382
碱性磷酸酶/[U/L, $M(IQR)$]	84.0(63.0 ~ 120.0)	82.0(63.0 ~ 118.8)	0.09	0.925	抗凝治疗	3 020 (94.8)	1 018 (95.9)	1.62	0.204
碳酸氢盐/(mmol/L, $\bar{x} \pm s$)	23.4±5.3	23.5±5.1	-0.42	0.673	血管活性药物	1 502 (47.2)	475 (44.7)	1.80	0.180
血尿素氮/[mg/dL, $M(IQR)$]	22.0(14.0 ~ 37.0)	21.0(14.0 ~ 37.0)	0.60	0.551	感染类型/(例, %)			3.99	0.136
血清钙/(mmol/L, $\bar{x} \pm s$)	4.20±0.45	4.20±0.40	-0.40	0.689	细菌性	2 409 (75.6)	771 (72.6)		
血清氯/(mmol/L, $\bar{x} \pm s$)	102.6±7.2	102.7±7.0	-0.24	0.810	病毒性	593 (18.6)	220 (20.7)		
血清钠/(mmol/L, $\bar{x} \pm s$)	138.5±6.0	138.3±5.9	0.98	0.328	混合性	183 (5.7)	71 (6.7)		
血清钾/(mmol/L, $\bar{x} \pm s$)	4.2±0.8	4.3±0.8	-0.49	0.625	短期病死率/(例, %)	173 (5.4)	52 (4.9)	0.35	0.552
总胆红素/[mg/dL, $M(IQR)$]	0.5 (0.3 ~ 0.8)	0.5 (0.3 ~ 0.9)	0.72	0.470					

pH值:酸碱度;PCO₂:二氧化碳分压;MCHC:平均红细胞血红蛋白浓度;MCV:平均红细胞体积;RDW:红细胞体积分布宽度;INR:国际标准化比值;PTT:部分凝血活酶时间;SAPS II:简明急性生理学评分II;SOFA:序贯器官衰竭评估;COPD:慢性阻塞性肺疾病。

2.2 变量筛选

在构建模型前,剔除了缺失率超过20%的6个变量:球蛋白(95.0%)、总蛋白(87.8%)、身高(37.9%)、肺泡-动脉血氧分压差(24.2%)、氧合指数(24.2%)和白蛋白(23.1%)。随后,在训练集中使用LASSO分练集59个临床特征进行筛选(采用 λ_{1se})。最终筛选出9个与预后独立相关的关键预测变量:pH、年龄、血尿素氮、血氧饱和度、乳酸、APTT、抗凝治疗、感染类型和抗病原体治疗。

2.3 模型构建与比较

基于上述9种预后相关因素,我们构建了5种机器学习模型以预测ICU重症肺炎患者的短期死亡风险,各模型所用函数及参数见表2。在验证集中,各模型的区分度均良好,其中LightGBM模型的AUC最高($AUC=0.83$, 95% CI : 0.77 ~ 0.89), logistic 回归模型次之($AUC=0.82$, 95% CI : 0.77 ~ 0.88), 其后依次为Enet模型($AUC=0.81$, 95% CI : 0.76 ~ 0.87)、XGBoost模型($AUC=0.80$, 95% CI : 0.74 ~ 0.86)和随机森林模型($AUC=0.78$, 95% CI :

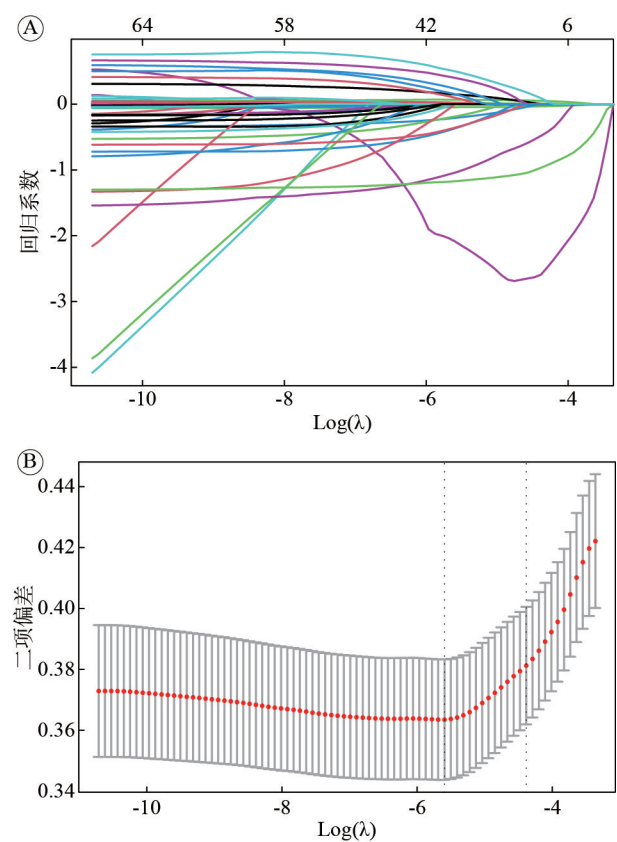


图 1 基于 LASSO 回归的预测变量筛选
Fig. 1 Predictor variable selection based on LASSO regression

0.71 ~ 0.84)(表 3, 图 2A)。结合校准曲线与临床决策曲线(图 2B、2C)评估, 确认LightGBM与logistic 回归模型的综合性能优于其他模型。尽管LightGBM的AUC略高, 但logistic 回归模型在关键临床指标上展现出更高的敏感度(0.81 vs 0.64), 且模型结构简洁、结果完全可解释, 更易于转化为临床评分工具。因此, 基于其在预测性能、临床实用性与解释性之间的最佳平衡, 本研究选定logistic 回归模型作为推荐模型。对logistic 回归模型的量化校准分析显示, 其Brier评分为0.042, 校准斜率接近 1(0.944), 截距接近 0(0.027), 且 Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验提示拟合良好($P=0.768$), 表明其预测风险与实际风险具有良好的一致性。在训练集和验证集中, 该模型预测性能均显著优于 SOFA 评分(DeLong 检验均 $P<0.05$, 图 3)。Logistic 回归模型的具体参数及各变量 OR 值见表 4。

2.4 模型的可解释性分析

为了增强模型的可解释性与临床适用性, 研究基于最终的logistic 回归模型构建了列线图与森林图。列线图将各变量依据回归系数转化为相应评分, 通过累加总分可估计患者的死亡概率。森林图则通过优势比直观展示各变量与短期死亡风

表 2 构建的机器学习模型及其对应的软件包、函数和关键超参数
Tab. 2 Machine learning models developed with corresponding R packages, functions, and key hyperparameters

模型	包及函数	参数
lLogistic 回归	stats::glm	none
弹性网络	glmnet::glmnet	mixture=0, penalty=1
随机森林	random forest:: random forest	ntree=200, min_n=20, mtry=2
极限梯度提升	XGBoost::XGBoost	tree_depth=2, min_n=5, learn_rate=0.01
轻度梯度提升	lightgbm::lgb.train	tree_depth=3, min_n=10, mtry=6, learn_rate=0.01

表 3 训练集和验证集中模型的性能指标估计值(95% CI)
Tab. 3 Model performance metrics in the training and validation sets

队列	模型	AUC	准确度	敏感度	特异度	PPV	NPV
训练集	Logistic 回归	0.77(0.74 ~ 0.81)	0.70(0.69 ~ 0.72)	0.72(0.65 ~ 0.78)	0.70(0.69 ~ 0.72)	0.12(0.10 ~ 0.14)	0.98(0.97 ~ 0.98)
	弹性网络	0.77(0.73 ~ 0.81)	0.75(0.74 ~ 0.77)	0.66(0.59 ~ 0.73)	0.76(0.74 ~ 0.77)	0.14(0.11 ~ 0.16)	0.98(0.97 ~ 0.98)
	随机森林	0.98(0.98 ~ 0.99)	0.94(0.93 ~ 0.95)	0.97(0.93 ~ 0.99)	0.94(0.93 ~ 0.95)	0.48(0.42 ~ 0.53)	1.00(1.00 ~ 1.00)
	轻度梯度提升	0.88(0.85 ~ 0.91)	0.84(0.83 ~ 0.86)	0.73(0.66 ~ 0.79)	0.85(0.84 ~ 0.86)	0.22(0.19 ~ 0.25)	0.98(0.98 ~ 0.99)
	极限梯度提升	0.82(0.78 ~ 0.85)	0.81(0.79 ~ 0.82)	0.68(0.63 ~ 0.74)	0.81(0.80 ~ 0.83)	0.17(0.15 ~ 0.20)	0.98(0.97 ~ 0.98)
验证集	Logistic 回归	0.82(0.77 ~ 0.88)	0.70(0.67 ~ 0.73)	0.81(0.68 ~ 0.89)	0.70(0.67 ~ 0.72)	0.12(0.09 ~ 0.16)	0.99(0.97 ~ 0.99)
	弹性网络	0.81(0.76 ~ 0.87)	0.76(0.73 ~ 0.78)	0.73(0.60 ~ 0.83)	0.76(0.73 ~ 0.78)	0.14(0.10 ~ 0.18)	0.98(0.97 ~ 0.99)
	随机森林	0.78(0.71 ~ 0.84)	0.87(0.85 ~ 0.89)	0.42(0.30 ~ 0.56)	0.89(0.87 ~ 0.91)	0.17(0.12 ~ 0.25)	0.97(0.95 ~ 0.98)
	轻度梯度提升	0.83(0.77 ~ 0.89)	0.82(0.79 ~ 0.84)	0.64(0.50 ~ 0.75)	0.83(0.80 ~ 0.85)	0.16(0.12 ~ 0.22)	0.98(0.97 ~ 0.99)
	极限梯度提升	0.80(0.74 ~ 0.86)	0.78(0.75 ~ 0.80)	0.58(0.44 ~ 0.70)	0.79(0.76 ~ 0.81)	0.12(0.09 ~ 0.17)	0.97(0.96 ~ 0.98)

AUC: 曲线下面积; PPV: 阳性预测值; NPV: 阴性预测值。

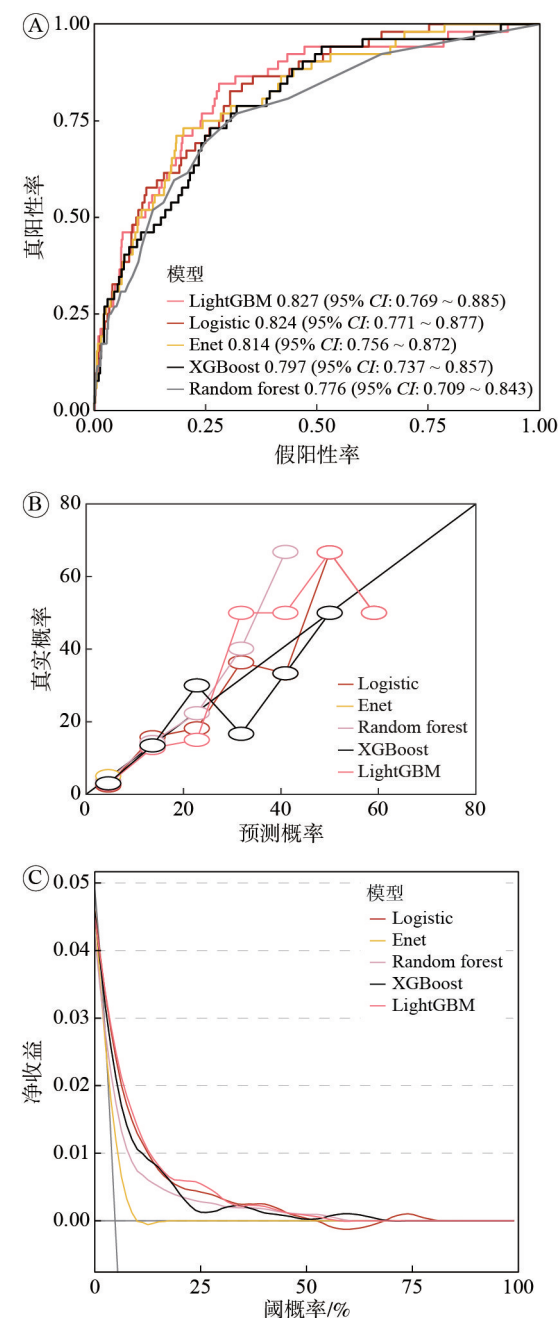


图2 不同机器学习模型的ROC曲线(A)、校准曲线(B)和临床决策曲线(C)

Fig. 2 ROC curves (A), calibration curves (B), and DCA curves (C) for different machine learning models

险之间的关联方向与强度：高龄、PTT延长、乳酸升高、血尿素氮升高与患者死亡概率升高独立相关；而血氧饱和度升高、pH升高、接受抗病原体治疗和抗凝治疗与患者死亡概率降低独立相关。基于SHAP分析的特征重要性排序提示，pH、年龄、血尿素氮、血氧饱和度和抗凝治疗对模型的预测贡献度最大。见图4。

2.5 模型的临床转化

为促进模型的临床应用，本研究进一步基于

表4 多因素logistic回归模型的回归系数及相关参数

Tab. 4 Regression coefficients and parameters of the logistic regression model

变量	回归系数(β)	标准误	Wald χ ² 值	OR	95% CI	P值
Intercept	31.126	5.664	30.200	-	-	<0.001
年龄	0.027	0.006	20.250	1.027	1.016 ~ 1.039	<0.001
血氧饱和度	-0.060	0.014	18.367	0.942	0.917 ~ 0.967	<0.001
pH	-3.926	0.772	25.862	0.020	0.004 ~ 0.090	<0.001
PTT	0.006	0.003	4.000	1.006	1.000 ~ 1.012	0.036
乳酸	0.084	0.035	5.760	1.087	1.013 ~ 1.164	0.018
血尿素氮	0.012	0.003	16.000	1.012	1.007 ~ 1.017	<0.001
抗凝治疗	-1.491	0.246	36.735	0.225	0.141 ~ 0.370	<0.001
混合性肺炎	0.527	0.308	2.928	1.694	0.893 ~ 3.004	0.086
病毒性肺炎	0.611	0.193	10.022	1.842	1.252 ~ 2.677	0.001
抗病原体治疗	-1.061	0.382	7.714	0.346	0.169 ~ 0.761	0.005

N=3 185; 零偏差 (Null deviance)=1 344.3; 残差偏差 (Residual deviance)=1 140.1; AIC=1 162.1。

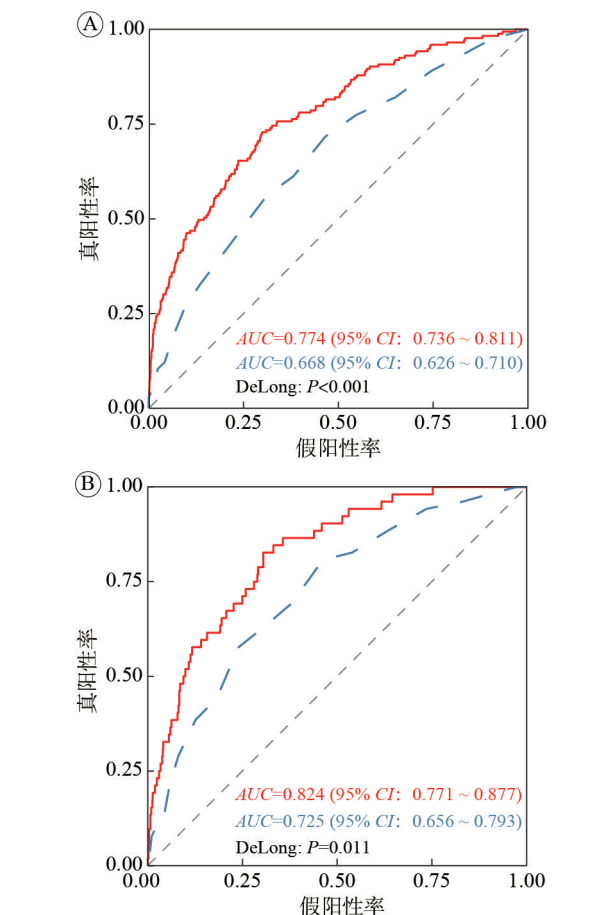


图3 训练集(A)与验证集(B)中logistic回归模型与SOFA评分的预测性能比较

Fig. 3 Predictive performance comparison of the logistic model and SOFA score in the training (A) and validation (B) cohorts

筛选的logistic模型开发在线网络预测工具(<https://pneumoniaml.shinyapps.io/pneumoniaSMPL>)。该工

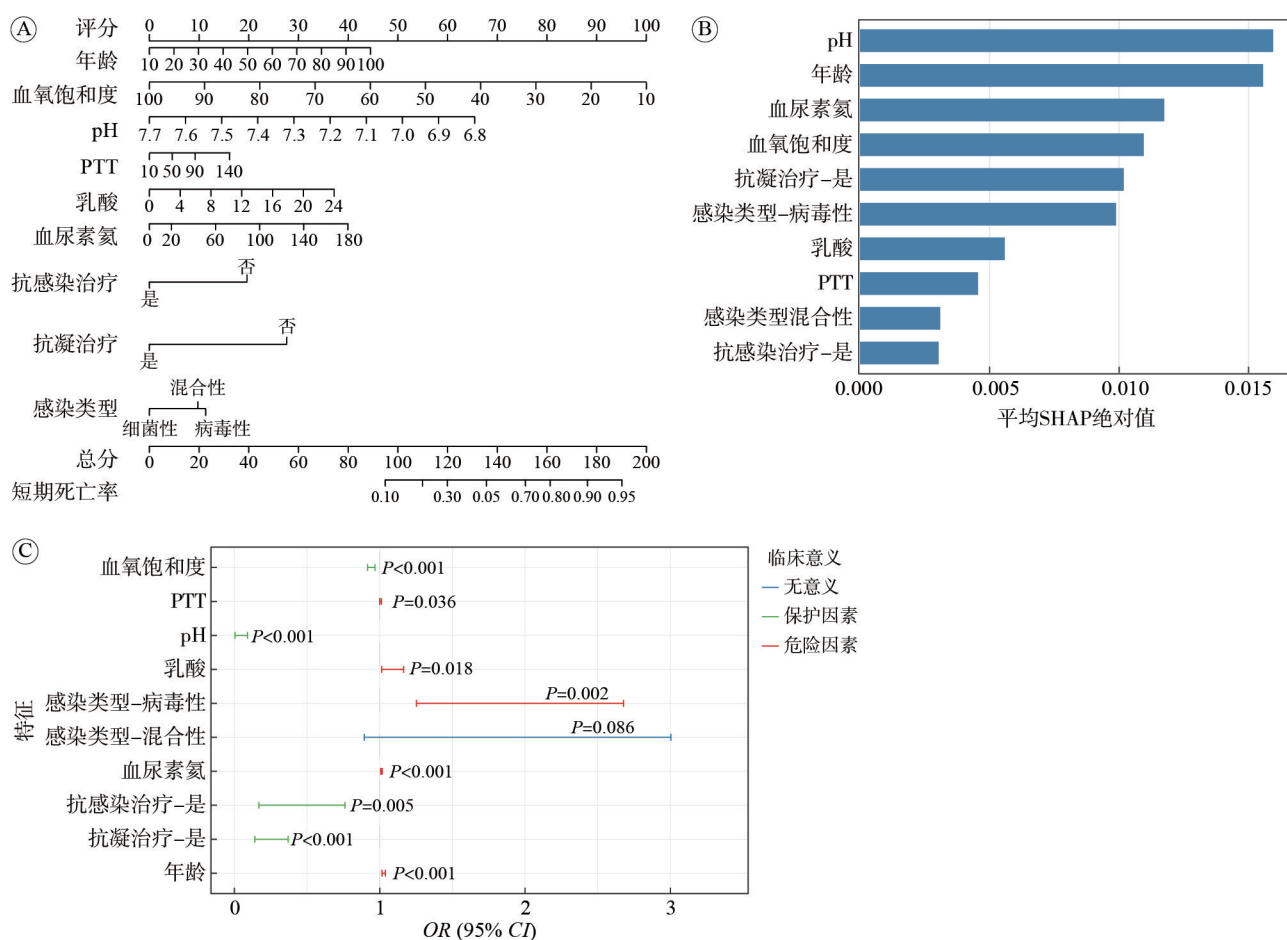


图4 基于Logistic模型的列线图(A)、SHAP特征重要性排序(B)及多因素回归森林图(C)

Fig. 4 Nomogram plot based on the logistic regression model (A), feature importance based on SHAP value (B), and multivariable logistic regression forest plot (C)

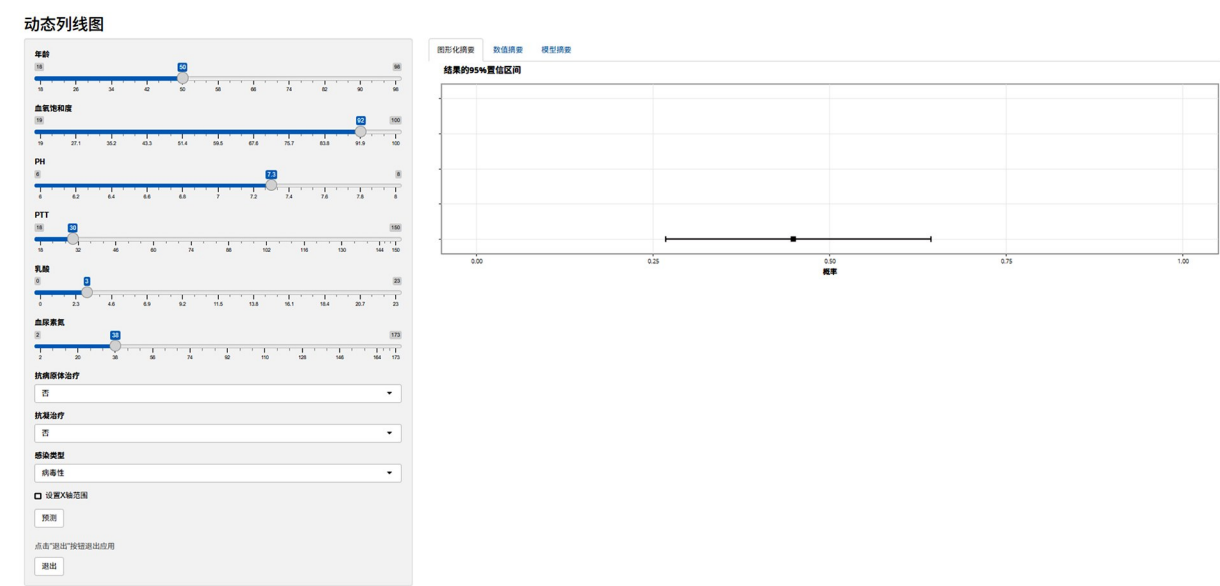
具支持用户输入患者相关指标后,实时计算个体短期死亡风险及置信区间,实现风险快速评估与可视化,见图5。

3 讨论

重症肺炎是ICU中十分常见且严重的感染性疾病,病死率可高达40%^[12-13]。快速精确地评估该群体的死亡风险,对早期干预及改善患者预后至关重要。随着信息化发展,机器学习在临床预测领域展现出强大潜力,研究者已构建出许多经外部验证性能优异的预测模型。然而,重症肺炎领域的预测模型仍存在若干局限:复杂模型的“黑箱”特性削弱了临床信任度;长期终点(如28 d病死率)预测难以指导早期决策;缺乏凝血功能等关键指标限制了其临床适用性^[14]。

本研究基于MIMIC-IV数据库,确定了9项与重症肺炎短期死亡相关的独立预测因素:pH、年龄、血尿素氮、血氧饱和度、乳酸、PTT、抗凝治

疗、感染类型和抗病原体治疗。这些指标涵盖了代谢紊乱、器官功能、凝血状态及治疗干预等多个维度,体现了重症肺炎“炎症—凝血”交互作用的核心病理特征。乳酸与pH值是反映组织灌注与细胞代谢状态的重要指标,其异常提示全身氧供障碍和酸中毒^[14-15]。高龄和低血氧饱和度往往提示患者生理储备功能和肺功能减退,更易合并高风险并发症^[16-17]。血尿素氮是反映肾脏功能及组织灌注状态的重要指标,其水平升高常提示血流灌注不足等病理状态,并与急性肾损伤的发生及肺炎患者短期病死率显著相关^[18-19]。PTT延长标志内源性凝血途径激活,是凝血功能紊乱的直接证据^[20-22]。而抗凝治疗作为保护因素被纳入模型,验证了纠正凝血紊乱的潜在干预价值,也为后续治疗策略优化提供了靶点^[10,23-25]。此外,本研究发现病毒性肺炎是重症患者预后不良的独立危险因素,其短期病死率高于细菌性肺炎,这可能与病毒的高侵袭力以及治疗手段有限相关^[26-29]。



输入或选择页面左侧9个变量的值，点击预测即可即时获得该患者的短期死亡风险概率值(0~100%)及其95% CI(如图所示：年龄=50岁，血氧饱和度=92%，pH值=7.3，PTT=30 s，乳酸=3.0 mmol/L，血尿素氮=38 mg/dL，未接受抗病原体治疗，未接受抗凝治疗的重症病毒性肺炎患者，模型预测的7d病死率为0.448，95% CI: 0.268~0.643)

图5 ICU重症肺炎患者短期死亡风险的logistic回归在线预测计算器

Fig. 5 Online logistic regression-based calculator for short-term mortality risk in ICU patients with severe pneumonia

研究最终选定 logistic 回归模型，其在验证集中表现出优异的筛查效能：高敏感度(0.81)确保有效识别高危患者，高阴性预测值(0.99)可安全排除低危人群，减少不必要的医疗资源消耗^[30]。与危重症患者最常用的SOFA评分相比，该模型性能更优(DeLong检验， $P<0.05$)，且针对肺炎的特异性更强，证实了其临床应用价值。研究开发的在线网络计算器支持实时输入临床指标并计算7 d死亡风险，实现了个体风险的快速可视化评估。

与近期发表的重症肺炎患者死亡风险预测模型相比，本模型在内部验证集中的AUC为0.82(95% CI: 0.77~0.88)。Niu等^[6]构建的ICU内死亡预测模型(XGBoost模型)，其AUC为0.76；Xie等^[7]针对住院死亡风险的XGBoost模型AUC为0.85。本模型的区分能力与现有模型处于同一水平。需要注意的是，上述研究的结局指标分别为ICU内病死率和住院病死率(未限定时间)，而本研究聚焦于7 d短期死亡(具有更贴合急性期病情)，结局定义存在差异，直接对比AUC值时应谨慎。

本研究模型的临床价值体现在3个环节：在早期风险评估环节，模型的高敏感度和高阴性预测值可有效识别需紧急干预的高危患者，同时安全排除低危人群，减少不必要的资源消耗；在治疗决策环节，模型纳入的PTT、抗凝治疗等凝血相关指标提示了纠正凝血紊乱的潜在干预窗口，pH值、

乳酸等代谢指标则有助于动态评估器官灌注状态，为个体化治疗提供依据；在预后评估环节，列线图 and 在线计算器可将复杂的多因素风险量化为直观的死亡概率，辅助医患共同决策。

本研究存在的局限性：(1)作为回顾性研究，存在时间偏倚，仅能进行推测性分析，未来需要开展前瞻性研究以进一步验证本研究结果。(2)研究对象源自单一数据库，缺乏外部数据(如不同国家、地区和种族)的验证，一定程度上限制了研究结果的外部适用性。(3)存在部分数据缺失，一些重要的实验室指标(如C反应蛋白、IL-6和D-二聚体)未被纳入分析，可能影响对患者整体状态的全面评估。(4)由于缺乏患者感染的具体病原体信息，无法根据病原学进行更为详细的分层分析。因此，未来仍需开展多中心前瞻性队列研究，补充病原学和代谢组学等数据，进一步验证并优化模型，以提升其在重症肺炎早期风险评估中的临床适用性。

综上所述，本研究构建的包含了凝血指标的重症肺炎短期死亡风险预测模型兼具科学性与实用性，可有效识别高危患者并指导早期干预。PTT延长、未接受抗凝治疗、pH降低及高龄是短期死亡的危险因素，此类患者应被视为重点关注对象，建议加强监测并及时纠正凝血紊乱，以改善预后。

作者贡献 胡海明：论文撰写、数据分析、

图形绘制;赵立娟、周鸽儿、乔一珊:论文修订;
李米锶:数据核对;常德:监督指导。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突。

数据共享声明 本论文相关数据可依据合理
理由从作者处获取, Email: spong0792@163.com。

参考文献

- 1 Vaughn VM, Dickson RP, Horowitz JK, et al. Community-acquired pneumonia: a review [J]. JAMA, 2024, 332 (15): 1282.
- 2 GBD 2019 Diseases and Injuries Collaborators. Global burden of 369 diseases and injuries in 204 countries and territories, 1990-2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019 [J]. Lancet, 2020, 396 (10258): 1204-1222.
- 3 Sun YX, Li H, Pei ZC, et al. Incidence of community-acquired pneumonia in urban China: A national population-based study [J]. Vaccine, 2020, 38 (52): 8362-8370.
- 4 Jain S, Self WH, Wunderink RG, et al. Community-acquired pneumonia requiring hospitalization among U. S. adults [J]. N Engl J Med, 2015, 373 (5): 415-427.
- 5 Martin FP, Poulain C, Mulier JH, et al. Identification and validation of robust hospital-acquired pneumonia subphenotypes associated with all-cause mortality: a multi-cohort derivation and validation [J]. Intensive Care Med, 2025, 51 (4): 692-707.
- 6 Niu JY, Lv XJ, Gao L, et al. Development and validation of a machine learning-based prediction model for in-ICU mortality in severe pneumonia: A dual-center retrospective study [J]. Int J Med Inform, 2025, 204: 106075.
- 7 Xie K, Huang XJ, Li Z, et al. Development and validation of a clinical prediction model for in-hospital mortality of severe pneumonia based on machine learning [J]. Front Pharmacol, 2025, 16: 1660893.
- 8 Zhao WC, Li XY, Gao LJ, et al. Machine learning-based model for predicting all-cause mortality in severe pneumonia [J]. BMJ Open Respir Res, 2025, 12 (1): e001983.
- 9 Bradbury CA, McQuilten Z. Anticoagulation in COVID-19 [J]. Lancet, 2022, 399 (10319): 5-7.
- 10 Yong J, Toh CH. The convergent model of coagulation [J]. J Thromb Haemost, 2024, 22 (8): 2140-2146.
- 11 Metlay JP, Waterer GW, Long AC, et al. Diagnosis and treatment of adults with community-acquired pneumonia. an official clinical practice guideline of the American thoracic society and infectious diseases society of America [J]. Am J Respir Crit Care Med, 2019, 200 (7): e45-e67.
- 12 Global Burden of Disease Study 2013 Collaborators. Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 301 acute and chronic diseases and injuries in 188 countries, 1990-2013: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2013 [J]. Lancet, 2015, 386 (9995): 743-800.
- 13 Cavallazzi R, Furmanek S, Arnold FW, et al. The burden of community-acquired pneumonia requiring admission to ICU in the United States [J]. Chest, 2020, 158 (3): 1008-1016.
- 14 Nguyen HB, Rivers EP, Knoblich BP, et al. Early lactate clearance is associated with improved outcome in severe sepsis and septic shock [J]. Crit Care Med, 2004, 32 (8): 1637-1642.
- 15 Vale CL, Godolphin PJ, Fisher DJ, et al. Anticoagulation among patients hospitalized for COVID-19: a systematic review and prospective meta-analysis [J]. Ann Intern Med, 2025, 178 (1): 59-69.
- 16 Li DK, Liu SJ, Zhang JH, et al. Exploring dynamic change in arterial base excess with patient outcome and lactate clearance in the intensive care unit by hierarchical time-series clustering [J]. Front Med, 2022, 9: 1020806.
- 17 Zhou X, Xie JF, Yang Y. Mechanism and treatment progress for sepsis-induced coagulopathy [J]. Zhonghua Nei Ke Za Zhi, 2022, 61 (2): 224-228.
- 18 Almirall J, Boixeda R, de la Torre MC, et al. Factors driving outcome variability in aspiration and community-acquired pneumonia: a meta-analysis [J]. Eur Respir Rev, 2025, 34 (178): 250037.
- 19 Kulkarni V, Bahulika A, Phalgune D, et al. Validity of blood urea nitrogen to serum albumin ratio as an independent biomarker to predict severity and mortality of community-acquired pneumonia [J]. Indian J Crit Care Med, 2025, 29 (4): 333-337.
- 20 Xiao Q, Zhou Q, Shen W, et al. Blood urea nitrogen-to-albumin ratio independently predicts 30-day mortality in acute respiratory failure patients: a retrospective cohort study [J]. J Thorac Dis, 2024, 16 (8): 4892-4903.
- 21 Schlömm C, Brandtner A, Bachler M. Antithrombin and its role in host defense and inflammation [J]. Int J Mol Sci, 2021, 22 (8): 4283.
- 22 Costantini TW, Kornblith LZ, Pritts T, et al. The intersection of coagulation activation and inflammation after injury: What you need to know [J]. J Trauma Acute Care Surg, 2024, 96 (3): 347-356.
- 23 Hu HM, Zhu YX, Hu RK, et al. Prophylactic anticoagulant therapy is associated with improved survival in ICU patients with non-COVID-19 pneumonia: a retrospective cohort study [J]. Front Pharmacol, 2025, 16: 1597885.
- 24 Wiedermann CJ. Antithrombin as therapeutic intervention against sepsis-induced coagulopathy and disseminated intravascular coagulation: lessons learned from COVID-19-associated coagulopathy [J]. Int J Mol Sci, 2022, 23 (20): 12474.
- 25 Kovács EH, Rottler M, Ruzskai Z, et al. Exploratory analysis of coagulation and fibrinolysis trajectories after IL-6 antagonist therapy in COVID-19: a case series [J]. Biomedicines, 2026, 14 (1): 254.
- 26 Coupland LA, Rabbolini DJ, Schoenecker JG, et al. Point-of-care diagnosis and monitoring of fibrinolysis resistance in the critically ill: results from a feasibility study [J]. Crit Care, 2023, 27 (1): 55.
- 27 Ruuskanen O, Lahti E, Jennings LC, et al. Viral pneumonia [J]. Lancet, 2011, 377 (9773): 1264-1275.
- 28 Cavallazzi R, Ramirez JA. Influenza and viral pneumonia [J]. Infect Dis Clin North Am, 2024, 38 (1): 183-212.
- 29 Zhou F, Wang YM, Liu YM, et al. Disease severity and clinical outcomes of community-acquired pneumonia caused by non-influenza respiratory viruses in adults: a multicentre prospective registry study from the CAP-China Network [J]. Eur Respir J, 2019, 54 (2): 1802406.
- 30 Park JH, Hong SB, Huh JW, et al. Severe human parainfluenza virus community- and healthcare-acquired pneumonia in adults at tertiary hospital, Seoul, south Korea, 2010 - 2019 [J]. Emerg Infect Dis, 2024, 30 (6): 1088-1095.

(责任编辑:武建虎,潘越)