

非计划重返重症监护室风险预测工具:范围综述

龙建英¹,曾林²,陶蕾³,蒋由飞¹,张志刚¹

(1.兰州大学第一医院 重症医学科,甘肃 兰州 730000;

2.贵州中医药大学 护理学院,贵州 贵阳 550000;

3.兰州大学护理学院 循证护理中心,甘肃 兰州 730000)

【摘要】 目的 评估非计划重返重症监护室(intensive care unit,ICU)风险预测工具的构建与验证,探讨其临床应用潜力。**方法** 采用范围综述方法学框架,检索 PubMed、CINAHL、Web of Science、Cochrane Library、Embase、中国知网、维普、万方、中国生物医学文献数据库的相关文献,检索时限为建库至 2024 年 3 月 1 日。**结果** 纳入 19 项研究,含 18 个模型,非计划重返率为 2.36%~9.93%,12 个模型受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve,AUC)超 0.75。年龄、呼吸、心率、性别、疾病诊断等为非计划重返 ICU 常用的预测变量。**结论** 13 个模型以工具的形式呈现,多数模型展示了较好的区分能力。机器学习(machine learning,ML)在提高准确性方面具有优势,但模型可解释性、临床适用性及外部验证需进一步研究。未来需提升模型普适性和准确性,优化临床应用,并开发更直观、用户友好的模型。

【关键词】 范围综述;重症监护;重返;风险预测

doi:10.3969/j.issn.2097-1826.2025.05.013

【中图分类号】 R473 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 2097-1826(2025)05-0054-05

Risk Prediction Tools for Unplanned ICU Readmission: A Scoping Review

LONG Jianying¹, ZENG Lin², TAO Lei³, JIANG Youfei¹, ZHANG Zhigang¹ (1.Department of Critical Care Medicine, The First Hospital of Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu Province, China; 2. School of Nursing, Guizhou University of Traditional Chinese Medicine, Guiyang 550000, Guizhou Province, China; 3. Evidence-Based Nursing Center, School of Nursing, Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu Province, China)

Corresponding author: ZHANG Zhigang, Tel: 0931-8356904

【Abstract】 Objective To evaluate the construction and validation of risk prediction tools for unplanned re-admission to the intensive care unit(ICU), and to explore their potential for clinical application. **Methods** The scoping review methodology framework was used to retrieve relevant literature from PubMed, CINAHL, Web of Science, Cochrane Library, Embase, CNKI, VIP, Wanfang, and China Biology Medicine disc from the inception of each database to March 1, 2024. **Results** 19 studies, including 18 models, were included, with unplanned readmission rates ranging from 2.36% to 9.93%. The area under the receiver operating characteristic curve(AUC) for 12 models exceeded 0.75. Age, respiratory status, heart rate, gender, and disease diagnosis were commonly used predictive variables. **Conclusions** 13 models were presented as tools, and the majority demonstrated good discriminative ability. Machine Learning(ML) showed dominance in improving accuracy, but model interpretability, clinical applicability, and external validation need to be further investigated. It is necessary to enhance model generalizability and accuracy, optimize their clinical application, and develop more intuitive and user-friendly models in the future.

【Key words】 scoping review; critical care; readmission; risk prediction

[Mil Nurs, 2025, 42(05): 54-58]

非计划重返重症监护室(intensive care unit, ICU)是指重症患者因病情恶化再次接受 ICU 治疗

的现象^[1],与医疗成本增加、死亡率升高、住院时间延长和不良事件密切相关^[1-2]。预防非计划重返 ICU 对提高医疗质量和患者安全至关重要,2022 年我国将 ICU 出院后 48 h 内重返率纳入医疗质量控制指标^[3]。目前,针对非计划重返 ICU 已开发多种风险预测工具,但适用性和准确性不一,缺乏广泛推荐的权威工具。本研究采用范围综述方法学框架,

【收稿日期】 2023-05-22 **【修回日期】** 2025-04-26

【基金项目】 甘肃省自然科学基金(22JR5RA920);甘肃省教育厅优秀研究生“创新之星”项目(2023CXZX-153)

【作者简介】 龙建英,硕士,护师,电话:0571-87377020

【通信作者】 张志刚,电话:0931-8356904

综合分析现有预测工具的构建和验证情况,评估其性能,并探讨其在临床决策中的应用,旨在为后续研究提供参考。

1 资料与方法

1.1 确定研究问题 (1)目前国内外非计划重返ICU的风险预测工具有哪些?(2)其构建及验证情况如何?(3)在临床中的应用如何?

1.2 资料来源 系统检索 PubMed、CINAHL、Web of Science、Cochrane Library、Embase、中国知网、维普、万方、中国生物医学文献数据库,检索时限为建库至2024年3月1日,检索方式为主题词和自由词相结合。英文检索词包括:intensive care、critical care、critical illness、ICU、critically ill、readmission *、rehospitalization、post discharge *、return、re-back、risk assessment *、risk predict *、risk analyses、risk score 等;中文检索词包括:重症、ICU、重返、再入院、风险评估、风险预测、风险评分、评估工具。

1.3 文献纳入与排除标准 纳入标准:(1)年龄 ≥ 18 岁,ICU住院时间超过24 h;(2)涉及非计划重返ICU风险预测工具的开发或验证;(3)报告模型区分度。排除综述、会议论文、非中英文文献、信息不全、无模型呈现或无法获取全文的研究。

1.4 文献筛选与资料提取 2名作者独立筛选文献,阅读标题和摘要进行初步筛选,阅读全文复筛确定最终文献。分歧与第3作者讨论解决。根据系统综述预测模型研究的批判性评价和数据提取清单(checklist for critical appraisal and data extraction for systematic reviews of prediction modelling studies,CHARMS)提取模型构建及验证数据^[4]。通过定性、整合分析所提取数据资料,以图表展示。

1.5 风险偏倚评估 2名作者使用预测模型偏倚风险评估工具(prediction model risk of bias assessment tool,PROBAST)评估偏倚风险和适用性^[5],如有分歧则与第3作者讨论解决。该工具共包含20个信号问题,包括参与者、预测者、结果及分析领域。总体偏倚风险分为低、高或不清楚。

2 结果

2.1 文献筛选和质量评价 文献筛选流程见图1。从4392篇文献中精选出19篇^[6-24],涉及18个风险预测工具。工具开发过程中均应用了数学模型,根据个体预后或诊断的多变量预测模型透明报告(transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis,TRI-POD)指南^[25],研究分为模型开发和验证两类。其

中开发型研究16篇^[6-21],验证型研究3篇^[22-24],非计划重返率2.36%至9.93%(见表1)。尽管多数研究适用性良好,但样本选择和统计分析方法上存在高偏倚风险(见表2)。

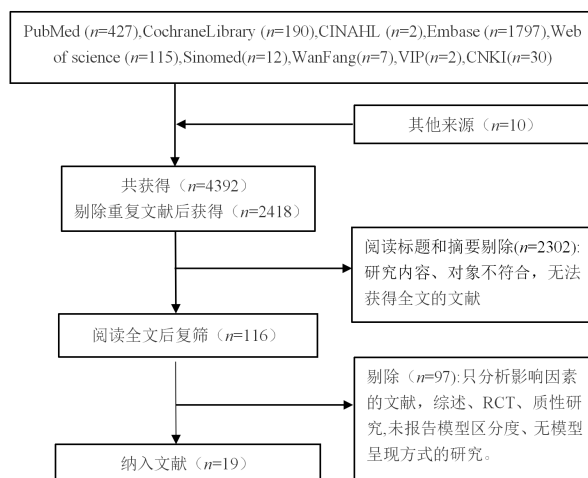


图1 文献筛选流程图

2.2 非计划重返ICU阈值 非计划重返ICU阈值定义尚未统一。多数研究界定为72 h内^[6,16,18]、48 h内^[21-23]及30 d内^[12,14,19-20]。部分研究专注于预测相同原因重返^[8]、同次住院期间返回ICU^[7,11,13,17],以及心外科ICU术后重返风险^[9-10]。

2.3 研究设计及样本量 14项^[8-16,18-21,24]为回顾性研究,4项^[7,17,22-23]为前瞻性研究。研究对象主要为综合ICU患者,总样本介于100~704 963例。

2.4 建模技术及模型验证 模型开发研究中,8项研究^[6-13]采用传统逻辑回归构建了模型,通过单变量和多变量回归分析筛选特征变量。8项研究^[14-21]采用先进算法,如卷积神经网络、长短期记忆网络和梯度提升决策树等构建ML模型。13项^[7-11,13-16,18-21]进行了内部验证,采用重采样、随机分割或比例分割产生验证样本,包括多折交叉验证和留一交叉验证。6项研究^[6,12,15-17,21]使用独立数据集进行外部验证。10项研究^[8-17]的受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve,AUC)大于0.75,8项研究^[6-7,9-13,21]模型校准表现良好。模型验证研究中,2项研究^[22-23]使用独立数据对现有的工作量及转移评分进行验证。1项研究^[24]对早期预警评分进行了ML训练以验证和更新,新模型增加了生命体征变化率、平均值及标准差及测量频率等动态指标,结果显示有较好区分度。

2.5 预测变量及模型呈现 模型包含4~85个变

量,涵盖人口统计学和入院信息、生理和生命体征、实验室检查结果、疾病诊断、国际疾病分类和病史、治疗和干预措施、评分和评估工具、其他临床变量、药物变量、护理和评估文件及诊断测试^[6-24]。预测变量使用频次词云图显示,频次最高的为年龄、心率、疾病诊断、性别等(见图 2)。部分研究将周末出院^[12]、布雷登压疮危险因素评分^[17]、莫尔斯跌倒风

险评估量表(Morse fall scale,MFS)^[17]、序贯器官衰竭评估评分^[11]、机械通气时间^[17]、液体负荷^[13]及特殊用药^[17]等作为预测变量。模型呈现方面,13 项研究以工具方式呈现,包括列线图^[6-10]、风险评分^[11-13,17-18,22,24]及预测系统^[21],其余 ML 模型以代码^[14,16,19-20]呈现或仅提供了变量系数^[14-15]。

表 1 模型构建及验证情况

研究	国家	设计	重返 阈值	人群	建模 技术	样本 [例(重返率)]	验证 类型	区分度 (AUC)	校准度	预测变量 (个)	类型	呈现
模型开发研究(<i>n</i> =16)												
Martin 等 ^[6]	美国	R&P	72 h	SICU	LR,Lasso	3726(4.53)	外	0.71	✓	7	①②③④	列线图
Frost 等 ^[7]	澳大利亚	P	同次	ICU	LR	14 952(6.60)	内	0.66	✓	8	①④⑥⑩	列线图
Jo 等 ^[8]	朝鲜	R	同原因	MICU	LR	1343(9.62)	内	0.76	NR	5	①②③④⑤	列线图
Li 等 ^[9]	中国	R	2 转	CSICU	LR	1216(7.14)	内	0.87	✓	13	①④⑤	列线图
van Diepen 等 ^[10]	加拿大	R	2 转	CVICU	LR	11 799(4.43)	内	0.80	✓	13	①④⑤	列线图
胡佳民等 ^[11]	中国	R	同次	ICU	LR	805(5.71)	内	0.81	✓	4	①②④⑥	风险评分
Haribhakti 等 ^[12]	美国	R	30 d	MICU	LR	883(9.05)	外	0.76	✓	7	①②⑤⑩	风险评分
Hammer 等 ^[13]	美国	R	同次	SICU	LR	7126(2.36)	内	0.80	✓	8	①③⑩	风险评分
Lin 等 ^[14]	美国	R	30 d	ICU	ML;CNN+LSTM*	35 334	内	0.79	NR	22	①④	代码、变量系数
林瑜等 ^[15]	中国	R	NR	ICU	ML;GBDT*	34 162	内、外	0.86	NR	67	①②③④	β 系数
Hegselmann 等 ^[16]	德国	R	3 d	ICU	ML;GBM*	15 589	内、外	0.77	NR	85	⑦	代码
Rojas 等 ^[17]	美国	P	同次	ICU	ML;GBM*	24 885	外	0.76 [#]	NR	20	①②③④⑤⑥⑦⑧⑨⑩	风险评分
Fialho 等 ^[18]	美国	R	24~72 h	ICU	ML;TS	1028	内	0.72 [#]	NR	6	②③	风险评分
Barbieri 等 ^[19]	澳大利亚	R	30 d	ICU	ML;RNN*	33 150	内	0.70	NR	58	①②③④	代码
Zhang 等 ^[20]	中国	R	30 d	ICU	ML;LSTM*	39 429	内	0.67	NR	31	①②③	代码
Badawi 等 ^[21]	美国	R	48 h	ICU	ML;LR	704 963	内外	0.71	✓	23	①②③⑥	预测系统
模型验证研究(<i>n</i> =3)												
Oakes 等 ^[22]	巴西	P	48 h	ICU	—	100(9.01)	外	0.76	NR	20	①④⑥⑩	SWIFT 评分
Rosa 等 ^[23]	巴西	P	48 h	ICU	—	1277(9.93)	外	0.66	NR	5	①④⑥⑩	SWIFT 评分
Zhu 等 ^[24]	英国	R	24 h	ICU	ML	442 461(1.02)	外	0.80	NR	20	②⑥	EWS 评分

注:外科重症监护病房(surgery intensive care unit,SICU),内科重症监护病房(medical intensive care unit,MICU),心脏外科重症监护病房(cardiac surgery intensive care unit,CSICU),心血管重症监护病房(cardiovascular intensive care unit,CVICU),逻辑回归(logistic regression,LR),受试者工作特征曲线下面积(area under the curve,AUC),回顾性(retrospective,R),前瞻性(prospective,P),转移的稳定性和工作量指数(stability and workload index for transfer,SWIFT),早期预警评分(early warning score,EWS),机器学习(machine learning,ML),卷积神经网络(convolutional neural network,CNN),长-短记忆神经网络(long short-term memory,LSTM),梯度提升决策树(gradient boosting decision tree,GBDT),梯度提升机器(gradient boosting machine,GBM),循环神经网络(recurrent neural network,RNN),树搜索(tree search,TS)。*:开发多个模型,此处仅报告最优模型。变量类型:①人口统计学和入院信息;②生理和生命体征;③实验室检查结果;④疾病诊断、国际疾病分类和病史;⑤治疗和干预措施;⑥评分和评估工具⑦药物变量;⑧护理和评估文件;⑨诊断测试;⑩其他临床变量:如择期入院、胸骨深部伤口感染等。内:内部验证,外:外部验证;✓:已报告;NR(not report):未报告;#:优于传统评分;—:不适用。

表 2 偏倚风险及适用性评价

研 究	偏倚风险				适用性			总体	
	研究对象	预测变量	结局	分析	研究对象	预测变量	结局	偏倚风险	适用性
Martin 等 ^[6]	—	+	+	—	+	+	+	—	+
Frost 等 ^[7]	?	?	+	+	+	+	+	—	+
Jo 等 ^[8]	+	—	+	—	+	+	+	—	+
Li 等 ^[9]	—	+	+	—	+	+	+	—	+
van Diepen 等 ^[10]	+	+	+	+	+	+	+	—	+
胡佳民等 ^[11]	—	+	+	—	+	+	+	—	+
Haribhakti 等 ^[12]	—	+	+	—	+	+	+	—	+
Hammer 等 ^[13]	+	+	+	+	+	+	+	—	+
Lin 等 ^[14]	—	+	+	—	+	+	+	—	+
林瑜等 ^[15]	—	+	+	—	+	+	+	—	+
Hegselmann 等 ^[16]	+	+	+	—	+	+	+	—	+
Rojas 等 ^[17]	+	+	+	—	+	+	+	—	+
Fialho 等 ^[18]	—	+	+	+	+	+	+	—	+

【参考文献】

- [1] PONZONI C R, CORREA T D, FILHO R R, et al. Readmission to the intensive care unit: incidence, risk factors, resource use, and outcomes: a retrospective cohort study[J]. *Ann Am Thorac Soc*, 2017, 14(8): 1312-1319.
- [2] GROCHLA M, SAUCHA W, BORKOWSKI J, et al. Readmission to the intensive care unit epidemiology, prediction and clinical consequences[J]. *Wiad Lek*, 2019, 72(7): 1387-1396.
- [3] 李增辉, 高嗣法, 马旭东, 等. 新重症医学医疗质量控制指标体系构建[J]. *中国卫生质量管理*, 2022, 29(3): 26-29.
- [4] MOONS K G, DE GROOT J A, BOUWMEESTER W, et al. Critical appraisal and data extraction for systematic reviews of prediction modelling studies: the CHARMS checklist[J/OL]. [2025-04-20]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4196729/pdf/pmed.1001744.pdf>. DOI: 10.1371/journal.pmed.1001744.
- [5] WOLFF R F, MOONS K G M, RILEY R D, et al. PROBAST: a tool to assess the risk of bias and applicability of prediction model studies[J]. *Ann Intern Med*, 2019, 170(1): 51-58.
- [6] MARTIN L A, KILPATRICK J A, AL-DULAIMI R, et al. Predicting ICU readmission among surgical ICU patients: development and validation of a clinical nomogram[J]. *Surgery*, 2019, 165(2): 373-380.
- [7] FROST S A, TAM V, ALEXANDROU E, et al. Readmission to intensive care: development of a nomogram for individualising risk[J]. *Crit Care Resusc*, 2010, 12(2): 83-89.
- [8] JO Y S, LEE Y J, PARK J S, et al. Readmission to medical intensive care units: risk factors and prediction[J]. *Yonsei Med J*, 2015, 56(2): 543-549.
- [9] LI S, TANG B Y, ZHANG B, et al. Analysis of risk factors and establishment of a risk prediction model for cardiothoracic surgical intensive care unit readmission after heart valve surgery in China: a single-center study[J]. *Heart Lung*, 2019, 48(1): 61-68.
- [10] VAN DIEPEN S, GRAHAM M M, NAGENDRAN J, et al. Predicting cardiovascular intensive care unit readmission after cardiac surgery: derivation and validation of the alberta provincial project for outcomes assessment in coronary heart disease (APPROACH) cardiovascular intensive care unit clinical prediction model from a registry cohort of 10,799 surgical cases[J/OL]. [2025-04-20]. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4271435/pdf/13054_2014_Article_651.pdf. DOI: 10.1186/s13054-014-0651-5.
- [11] 胡佳民, 邹圣强, 江竹月, 等. 非计划重返 ICU 风险预测模型的构建与验证[J]. *中国护理管理*, 2020, 20(4): 519-524.
- [12] HARIBHAKTI N, AGARWAL P, VIDA J, et al. A simple scoring tool to predict medical intensive care unit readmissions based on both patient and process factors[J]. *J Gen Intern Med*, 2021, 36(4): 901-907.
- [13] HAMMER M, GRABITZ S D, TEJA B, et al. A tool to predict readmission to the intensive care unit in surgical critical care patients-the RISC score[J]. *J Intensive Care Med*, 2021, 36(11): 1296-1304.
- [14] LIN Y W, ZHOU Y, FAGHRI F, et al. Analysis and prediction of unplanned intensive care unit readmission using recurrent neural networks with long short-term memory [J/OL]. [2025-04-20]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6613707/pdf/pone.0218942.pdf>. DOI: 10.1371/journal.pone.0218942.
- [15] 林瑜, 吴静依, 蔺轲, 等. 基于集成学习模型预测重症患者再入重症监护病房的风险[J]. *北京大学学报: 医学版*, 2021, 53(3): 566-572.
- [16] HEGSELMANN S, ERTMER C, VOLKERT T, et al. Development and validation of an interpretable 3 day intensive care unit readmission prediction model using explainable boosting machines[J/OL]. [2025-04-20]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9445989/pdf/fmed-09-960296.pdf>. DOI: 10.3389/fmed.2022.960296.
- [17] ROJAS J C, CAREY K A, EDELSON D P, et al. Predicting intensive care unit readmission with machine learning using electronic health record data[J]. *Ann Am Thorac Soc*, 2018, 15(7): 846-853.
- [18] FIALHO A S, CISMONDI F, VIEIRA S M, et al. Data mining using clinical physiology at discharge to predict ICU readmissions[J]. *Expert Syst Appl*, 2012, 39(18): 13158-13165.
- [19] BARBIERI S, KEMP J, PEREZ-CONCHA O, et al. Benchmarking deep learning architectures for predicting readmission to the ICU and describing patients-at-risk[J/OL]. [2025-04-20]. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6981230/pdf/41598_2020_Article_58053.pdf. DOI: 10.1038/s41598-020-58053-z.
- [20] ZHANG D, YIN C, ZENG J, et al. Combining structured and unstructured data for predictive models: a deep learning approach[J/OL]. [2025-04-20]. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7596962/pdf/12911_2020_Article_1297.pdf. DOI: 10.1186/s12911-020-01297-6.
- [21] BADAWI O, BRESLOW M J. Readmissions and death after ICU discharge: development and validation of two predictive models[J/OL]. [2025-04-20]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3492441/pdf/pone.0048758.pdf>. DOI: 10.1371/journal.pone.0048758.
- [22] OAKES D F, BORGES I N, FORGIARINI JUNIOR L A, et al. Assessment of ICU readmission risk with the stability and workload index for transfer score[J]. *J Bras Pneumol*, 2014, 40(1): 73-76.
- [23] ROSA R G, ROEHRIG C, OLIVEIRA R P, et al. Comparison of unplanned intensive care unit readmission scores: a prospective cohort study[J/OL]. [2025-04-20]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4658118/pdf/pone.0143127.pdf>. DOI: 10.1371/journal.pone.0143127.
- [24] ZHU Y, CHIU Y D, VILLAR S S, et al. Dynamic individual vital sign trajectory early warning score (DyniEWS) versus snapshot national early warning score (NEWS) for predicting postoperative deterioration[J]. *Resuscitation*, 2020, 157(12): 176-184.
- [25] MOONS K G, ALTMAN D G, REITSMA J B, et al. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): explanation and elaboration[J]. *Ann Intern Med*, 2015, 162(1): W1-W73.
- [26] CORBACIOGLU S K, AKSEL G. Receiver operating characteristic curve analysis in diagnostic accuracy studies: a guide to interpreting the area under the curve value[J]. *Turk J Emerg Med*, 2023, 23(4): 195-198.
- [27] 唐冰雪, 柏晓玲, 姜会, 等. 经皮冠状动脉介入术后患者再入院风险预测模型的研究进展[J]. *军事护理*, 2023, 40(7): 82-85.

(本文编辑: 沈园园)