

脑卒中后急性肾损伤风险预测模型的系统评价



杨莉¹, 秦琴¹, 刘菡菡^{1,2}, 李惠明¹, 魏雪梅¹, 崔丽君^{2,3}

1. 川北医学院附属医院护理部 (四川南充 637000)
2. 川北医学院附属医院眼科 (四川南充 637000)
3. 川北医学院附属医院输血科 (四川南充 637000)

【摘要】目的 系统评价脑卒中后急性肾损伤 (acute kidney injury, AKI) 的风险预测模型。**方法** 检索 PubMed、Web of Science、Cochrane Library、Embase、中国知网、万方、维普网、中国生物医学文献数据库中关于脑卒中后 AKI 风险预测模型的研究, 检索时限为建库至 2024 年 12 月 23 日。采用临床预测模型偏倚风险和适用性评估工具 (PROBAST) 评估研究偏倚风险和适用性, 采用描述性方法分析模型特征。**结果** 共纳入 15 项研究包含 33 个预测模型。11 项研究 (73.3%) 采用 Logistic 回归模型构建预测模型, 6 项研究 (40.0%) 基于单因素分析法筛选预测因子, 3 项研究 (20.0%) 未报告缺失数据处理方法, 14 项研究 (93.3%) 以列线图、风险评分量表及回归方程等方式展示预测模型。模型纳入的常见预测因子包括年龄、高血压、血清肌酐、血尿素氮、使用利尿剂等。11 项研究 (73.3%) 经过内部验证, 7 项研究 (46.7%) 经过外部验证。33 个模型中, 26 个模型报告了受试者工作特征曲线的曲线下面积, 13 个模型 (39.4%) 采用校准曲线或 Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验评价模型校准度。纳入研究均存在较高偏倚风险, 11 项研究适用性良好。**结论** 现有脑卒中后 AKI 风险预测模型建模方法学质量参差不齐, 整体偏倚风险高, 未来应遵循 PROBAST 标准和 TRIPOD 报告规范等进一步提高预测模型的开发质量。

【关键词】 脑卒中; 急性肾损伤; 预测模型; 风险; 系统评价

【中图分类号】 R 743.3 **【文献标识码】** A

A systematic review of risk prediction models for post-stroke acute kidney injury

YANG Li¹, QIN Qin¹, LIU Handan^{1,2}, LI Huiming¹, WEI Xuemei¹, CUI Lijun^{2,3}

1. Department of Nursing, Affiliated Hospital of North Sichuan Medical College, Nanchong 637000, Sichuan Province, China
2. Department of Ophthalmology, Affiliated Hospital of North Sichuan Medical College, Nanchong 637000, Sichuan Province, China
3. Department of Blood Transfusion, Affiliated Hospital of North Sichuan Medical College, Nanchong 637000, Sichuan Province, China

Corresponding author: CUI Lijun, Email: cuilijun1127@163.com

【Abstract】Objective To systematically evaluate the risk prediction model for acute kidney injury (AKI) after stroke. **Methods** Studies on post-stroke AKI risk prediction models from PubMed, Web of Science, Cochrane Library, Embase, CNKI, Wanfang, VIP, and Chinese Biomedical Literature Database were searched from inception to December 23, 2024. The Prediction Model Risk of Bias Assessment Tool (PROBAST) were used to evaluate the bias and applicability of studies, and

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202411047

基金项目: 南充市科学技术局项目基金 (23JCYJPT0046)

通信作者: 崔丽君, 主任护师, 硕士研究生导师, Email: cuilijun1127@163.com

descriptive methods were used to analyze model characteristics. **Results** A total of 15 studies were included, including 33 predictive models. 11 studies (73.3%) used Logistic regression models to construct predictive models, 6 studies (40.0%) selected predictive factors based on single factor analysis, 3 studies (20.0%) did not report methods for handling missing data, 14 studies (93.3%) presented predictive models through column charts, risk scoring scales, and regression equations. The common predictive factors included in the models included age, hypertension, serum creatinine, blood urea nitrogen, use of diuretics. 11 studies (73.3%) were internally validated, and 7 studies (46.7%) were externally validated. Among the 33 models, 26 models reported the area under the curve of the receiver operating characteristic curve, and 13 models (39.4%) were evaluated for calibration using calibration curves or Hosmer-Lemeshow goodness of fit tests. All included studies had a high risk of bias, and 11 studies had good applicability. **Conclusion** The quality of the modeling methodology for AKI risk prediction models after stroke is uneven, and the overall risk of bias is high. In the future, the development quality of prediction models should be further improved by following PROBAST standards and TRIPOD reporting standards.

【Keywords】 Stroke; Acute kidney injury; Prediction model; Risk; Systematic review

全球疾病负担研究结果显示, 1990 至 2021 年, 脑卒中患病率及病死率持续上升, 是全球非传染性疾病中第二大常见致死原因, 严重危害居民健康^[1]。由于脑卒中后血流动力学改变、炎症反应、激素水平变化以及治疗相关因素等多种原因, 可能导致患者发生急性肾损伤 (acute kidney injury, AKI)^[2-3]。AKI 是以肾功能在短时间内快速下降为特征的临床综合征, 是脑卒中患者常见并发症之一, 发病率约为 12%~43.6%, 可造成患者住院时间延长、死亡率及个体依赖性增加等^[4-6]。医护人员若能及早识别存在 AKI 风险的脑卒中患者并在肾损害加重之前给予有效个体化干预, 可改善其不良健康结局。基于此, 国内外开发了多种脑卒中后 AKI 风险预测模型, 但各项研究内容及质量参差不齐。既往研究多通过系统评价对脑卒中患者 AKI 发生率、危险因素和预后进行分析^[7-10], 针对脑卒中后 AKI 风险预测模型的基本特征、预测性能以及方法学质量等缺乏全面的比较。据此, 本研究旨在对现有的脑卒中患者 AKI 风险预测模型进行系统评价, 以期对预测模型的开发、优化及应用提供依据。

1 资料与方法

1.1 纳入与排除标准

纳入标准: ①研究对象为经影像学检查确诊为脑卒中的患者且年龄 ≥ 18 岁; ②研究内容为构建脑卒中后 AKI 发生风险的预测模型; ③研究类型为横断面研究、队列研究、病例-对照研究; ④结局指标为 AKI, 并明确指出 AKI 的诊断标准; ⑤中、英文研究。排除标准: ①无法获取全文或

研究数据不完整; ②仅分析 AKI 的预测因子, 未构建模型; ③仅对既往开发的模型进行验证, 而未构建新模型; ④综述、会议论文、个案报告、动物实验等; ⑤重复发表的文献。

1.2 文献检索策略

检索 PubMed、Web of Science、Cochrane Library、Embase、中国知网、万方、维普网、中国生物医学文献数据库中关于脑卒中后 AKI 风险预测模型的研究, 检索时限为建库至 2024 年 12 月 23 日。采用主题词和自由词相结合的方式, 同时追溯纳入文献的参考文献, 以补充符合标准的文献。中文检索词为“脑卒中、脑出血、脑梗死、缺血性脑卒中、出血性脑卒中、急性肾损伤、急性肾功能不全、急性肾功能衰竭、预测、风险评分、风险因素”等; 英文检索词为 stroke、intracerebral hemorrhage、ischemic stroke、cerebrovascular accident、acute kidney injury、acute renal injury、acute renal insufficiencies、risk assessment、risk prediction、risk score、predict* 等。以 PubMed 为例, 检索策略见框 1。

1.3 文献筛选与资料提取

根据纳入与排除标准, 由 2 名研究者独立筛选文献、提取数据并核实。如双方意见出现分歧, 则交由第 3 名研究者协助判断。应用 NoteExpress 软件剔除重复文献, 并手动删除重复题录。阅读文献题目和摘要部分进行初筛, 排除明显不相关的文献。阅读全文进行复筛, 确定最终纳入的文献。基于预测模型研究系统评价的关键评估和数据提取清单 (Critical Appraisal and Data Extraction for

Systematic Reviews of Prediction Modelling Studies, CHARMS) [11], 制订电子表格用于数据收集。

#1	"stroke"[Mesh] OR "stroke"[Title/Abstract] OR "cerebrovascular accident"[Title/Abstract] OR "brain vascular accident"[Title/Abstract] OR "brain infarction"[Title/Abstract] OR "intracerebral hemorrhage"[Title/Abstract] OR "ischemic stroke"[Title/Abstract] OR "apoplexy"[Title/Abstract]
#2	"acute kidney injury"[Mesh] OR "acute kidney injury"[Title/Abstract] OR "acute renal injury"[Title/Abstract] OR "acute renal insufficiencies"[Title/Abstract] OR "acute kidney failure"[Title/Abstract]
#3	"risk assessment"[Mesh] OR "risk assessment"[Title/Abstract] OR "risk prediction"[Title/Abstract] OR "risk score"[Title/Abstract] OR "risk factor"[Title/Abstract] OR "predict*"[Title/Abstract] OR "prognostic model"[Title/Abstract]
#4	#1 AND #2 AND #3

框1 PubMed检索策略

Box 1. Search strategy in PubMed

1.4 纳入研究的偏倚风险评价

本研究采用 Wolf 等 [12-13] 开发的临床预测模型偏倚风险和适用性评估工具 (Prediction Model Risk of Bias Assessment Tool, PROBAST) 评价纳入文献的质量。第一部分偏倚风险评价包括研究对象、预测因子、结果和统计分析四个评估领域, 共计 20 个标志性问题, 对每个问题进行判断, 评价结果为“是”“可能是”“否”“可能否”“未提及”; 第二部分适用性风险评价, 包括研究对象、预测因子、结果三个评价领域, 评价标准为“低适用性风险”“高适用性风险”“不清楚”。由 2 名研究者对纳入模型进行偏倚风险和适用性评价并交叉核对, 若出现意见分歧, 则将结果提交给第 3 名研究者决定。

1.5 统计学分析

对纳入预测模型的构建情况、验证和性能、偏倚风险与适用性评价结果进行描述性分析。

2 结果

2.1 文献筛选流程及结果

初步检索数据库并追溯纳入文献的参考文献共获得文献 2 973 篇, 经逐层筛选后, 最终共纳入 15 篇 [14-28], 文献筛选流程见图 1。

2.2 纳入文献基本特征

共纳入 15 项研究 [14-28], 其中 1 项研究 [14] 来自韩国, 14 项研究 [15-28] 来自中国; 研究类型多为回顾性研究, 其中 6 项为注册数据研

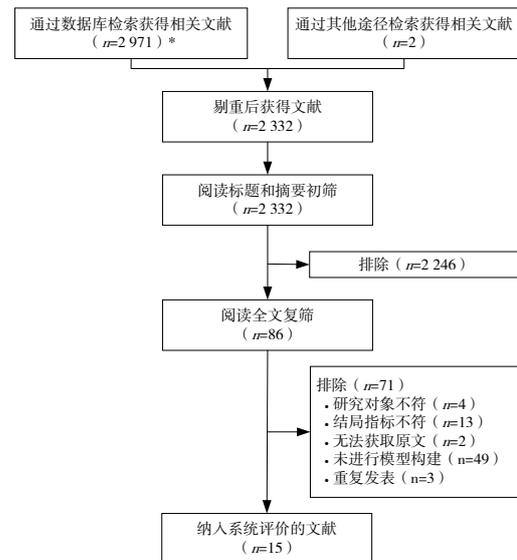


图1 文献筛选流程图

Figure 1. Literature screening flow chart

注: *检索的数据库及检出文献数具体为PubMed (n=660)、Web of Science (n=795)、Cochrane Library (n=206)、Embase (n=779)、中国知网 (n=137)、万方 (n=244)、维普 (n=90)、中国生物医学文献数据库 (n=60)。

究 [16-18, 22, 24, 25]; 开发队列样本量为 100~5 901 例, AKI 发生率为 10.5%~64.1%, 验证队列样本量为 97~3748 例, AKI 发生率为 6.8%~64.7%; AKI 诊断标准有两种, 13 项研究 [15-18, 20-28] 参照 2012 年改善全球肾脏病预后组织 (Kidney Disease: Improving Global Outcomes, KDIGO) AKI 临床实践指南, 2 项研究 [14, 19] 采用急性肾损伤网络 (Acute Kidney Injury Network, AKIN) 标准。纳入文献的基本特征见表 1。

2.3 纳入模型的构建情况

15 项研究 [14-28] 共构建了 33 个预测模型, 约 73.3% 的研究 [14-15, 17-21, 23-24, 26-27] 仅采用 Logistic 回归构建, 3 项研究 [16, 22, 28] 采用机器学习方法, 1 项研究 [25] 采用 Lasso 回归构建。变量处理和选择方面, 3 项研究 [15, 19-20] 将连续变量转化为分类变量, 6 项研究 [14-15, 17-18, 23, 25] 基于单因素分析法筛选预测因子 (选择 $P < 0.05$ 的变量)。缺失数据处理方法方面, 3 项研究 [14, 18, 25] 未报告缺失数据处理方法, 5 项研究 [17, 19, 22, 26-27] 将缺失数据直接剔除。14 项研究 [14-15, 17-28] 以列线图、风险评分量表及回归方程等方式展示预测模型。最终预测因子数量为 3~12 个, 常见的预测因子包括年龄、高血压、血清肌酐、血尿素氮、使用利尿剂等, 纳入模型的构建情况见表 2。

表1 纳入文献的基本特征
Table I. Basic characteristics of included literature

纳入研究	国家	数据来源	研究对象	样本量 (例)		AKI发生率 (%)		AKI诊断标准
				开发队列	验证队列	开发队列	验证队列	
Kim 2014 ^[4]	韩国	首尔成均馆大学医学院三星医疗中心	回顾性	153	-	10.5	-	②
饶艳 2022 ^[5]	中国	浙江大学医学院附属第二医院	前瞻性	760	310	18.4	17.1	①
Zhang 2022 ^[6]	中国	注册数据, 福建医科大学附属第一医院	回顾性	2 935	499	18.3	61.7	①
Liu 2022 ^[7]	中国	注册数据	回顾性	1 994	2 375	28.4	33.2	①
Zhu 2022 ^[8]	中国	注册数据	回顾性	792	340	13.1	14.1	①
刘张波 2023 ^[9]	中国	连云港市第二人民医院	回顾性	100	-	31.0	-	②
张佳琪 2023 ^[20]	中国	青岛大学附属医院	回顾性	1 633	-	14.6	-	①
Tian 2023 ^[21]	中国	四川大学华西医院、四川大学华西医院龙泉医院、山西省人民医院、成都大学附属医院	回顾性	5 901	3 748	14.3	14.5、10.6、20.6、6.8	①
She 2023 ^[22]	中国	注册数据	回顾性	1 213	-	29.3	-	①
安贝贝 2023 ^[23]	中国	徐州医科大学附属连云港医院	回顾性	A: 584 B: 833	A: 176 B: 314	A: 25.0 B: 27.6	A: 25.6 B: 28.3	①
Ma 2024 ^[24]	中国	注册数据	回顾性	1 452	637	64.1	64.7	①
贺剑钊 2024 ^[25]	中国	注册数据	回顾性	700	297	61.9	-	①
薛景 2024 ^[26]	中国	南京医科大学附属南京医院	回顾性	708	97	15.5	-	①
肖增丽 2024 ^[27]	中国	北京大学人民医院	回顾性	207	-	16.9	-	①
Lu 2024 ^[28]	中国	丽水市中心医院	回顾性	3 098	822	43.7	51.1	①

注: -未报告; ICH.出血性脑卒中 (intracerebral hemorrhage); IS.缺血性脑卒中 (ischemic stroke); AIS.缺血性脑卒中 (acute ischemic stroke); A.青年组, B.中老年组; AKI.急性肾损伤; ①.2012年改善全球肾脏病预后组织 (KDIGO) AKI临床实践指南; ②.急性肾损伤网络 (AKIN); 改善AKI预后的倡议报告。

表2 脑卒中后AKI风险预测模型的构建情况
Table 2. Construction of post-stroke AKI risk prediction model

纳入研究	建模方法	连续预测变量处理	变量筛选	缺失数据处理	模型呈现方式	最终预测因子
Kim 2014 ^[4]	LR	保持连续性	基于单因素分析筛选	-	评分量表	年龄、高血压、甘露醇输注速率、肾小球滤过率
饶艳 2022 ^[5]	LR	转化为分类变量	基于单因素分析筛选	中位数、平均值替换	评分量表	性别、血尿素氮、利尿剂、高血压、机械取栓史、血清β2-MG、sCysC水平、NIHSS评分
Zhang 2022 ^[6]	XGBoost、AdaBoost、RF、LR、MLP	保持连续性	机器学习方法	用“0”替换	-	年龄、血清肌酐、血尿素氮、血红蛋白、白细胞计数、血小板计数、碳酸氢盐、钠、白蛋白、住院时间
Liu 2022 ^[7]	LR	保持连续性	基于单因素分析筛选	直接剔除	回归方程	WLR、WHR、NLR、白细胞与嗜碱性粒细胞比值
Zhu 2022 ^[8]	LR	保持连续性	基于单因素分析筛选	-	列线图	血清肌酐、血尿素氮、甘露醇、心力衰竭、万古霉素、RDW、心率、OASIS评分、造影剂
刘张波 2023 ^[9]	LR	转化为分类变量	多因素Logistic回归分析	直接剔除	列线图	年龄、高血压、超敏C反应蛋白
张佳琪 2023 ^[20]	LR	转化为分类变量	Lasso回归	多重插补法	列线图	中性粒细胞升高、凝血酶原时间延长、乳酸脱氢酶升高、肾小球滤过率、输血史、慢性肾脏病、抗生素、双嘧达莫、利尿剂、β受体阻滞剂
Tian 2023 ^[21]	LR	保持连续性	Lasso回归	K-最近邻插补法	网页在线计算器	性别、血清肌酐、甘露醇、GCS评分、收缩压、糖尿病、白蛋白、尿酸、NLR
She 2023 ^[2]	XGBoost、LR、LightGBM、RF、AdaBoost、SVM	保持连续性	机器学习方法	直接剔除	SHAP总结图	血清肌酐、万古霉素、血小板计数、血红蛋白和红细胞压积水平
安贝贝 2023 ^[23]	LR	保持连续性	基于单因素分析筛选	平均值替换	回归方程	A: 血尿素氮、贫血、收缩压、高半胱氨酸、饮酒、NIHSS评分 B: 血清肌酐、血尿素氮、利尿剂、高血压、心房颤动、既往卒中史、吸烟、感染、甘油三酯、降压药、NIHSS评分
Ma 2024 ^[24]	LR	保持连续性	Lasso回归	多重插补法	列线图	利尿剂、体重、心力衰竭、GCS评分、尿量、心率、血糖水平、白细胞计数、血钙浓度、血管活性药物、有创机械通气、给氧
贺剑行 2024 ^[25]	Lasso回归	保持连续性	基于单因素分析筛选	-	列线图	年龄、血清肌酐、万古霉素、GCS评分、心力衰竭、体重、心率、有创通气、血管导管、白蛋白
薛景 2024 ^[26]	LR	保持连续性	Lasso回归	直接剔除	列线图	血尿素氮、利尿剂、甘露醇、D-二聚体、单核细胞计数、抗生素、机械通气、合并急性呼吸衰竭
肖增丽 2024 ^[27]	LR	保持连续性	Lasso回归	直接剔除	列线图	术前GCS评分、ASA分级>3级、心率
Lu 2024 ^[28]	XGBoost、LR、LightGBM、RF、AdaBoost、GNB、MLP、SVM、KNN	保持连续性	机器学习方法	多重插补法	SHAP总结图	肾小球滤过率、低密度脂蛋白、总胆固醇、偏瘫、血清钾

注：-，未报告；LR，Logistic回归；XGBoost，自适应提升；AdaBoost，自适应提升；RF，随机森林；MLP，多层感知机；LightGBM，轻量梯度提升机；SVM，支持向量机；GNB，高斯朴素贝叶斯；KNN，K-近邻算法；WLR，白细胞与淋巴细胞比值；WHR，白细胞与血红蛋白比值；NLR，中性粒细胞与淋巴细胞比值；RDW，红细胞分布宽度；OASIS，牛津急性缺血性卒中量表；GCS，格拉斯哥昏迷量表；NIHSS，美国国立卫生研究院卒中量表；ASA，美国麻醉医师协会；A，青年组，B，中老年组。

2.4 预测模型的验证和性能

模型验证方面, 仅 1 项研究^[14] 未进行模型验证, 11 项研究^[16, 18-22, 24-28] 经过内部验证, 7 项研究^[15-17, 21, 23, 26, 28] 经过外部验证, 4 项研究^[16, 21, 26, 28] 采用内、外部验证结合的方式评价模型性能。26 个模型报告了受试者工作特征曲线的曲线下面积 (AUC), 其范围在 0.428~1.000 之间。经验证,

25 个模型表现出良好的区分度 ($AUC \geq 0.7$)。13 个模型 (39.4%) 采用校准曲线和 (或) Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验评价模型校准度。纳入模型的验证和性能情况见表 3。

2.5 偏倚风险与适用性评价

2.5.1 偏倚风险评价

纳入的 15 项研究^[14-28] 均呈现高偏倚风险。研

表3 脑卒中后AKI风险预测模型的验证和性能
Table 3. Validation and performance of AKI risk prediction model post-stroke

纳入研究	验证方法	区分度	AUC			校准度	
			构建	IV	EV	构建	IV
Kim 2014 ^[14]	-	AUC	0.917	-	-	-	-
饶艳 2022 ^[15]	EV	AUC	0.916	-	0.906	H-L ($P=0.367$)	-
Zhang 2022 ^[16]	IV (随机拆分验证)、 EV	AUC	-	M1: 0.880 M2: 0.780 M3: 0.870 M4: 0.850 M5: 0.780	M1: 0.780 M2: 0.790 M3: 0.780 M4: 0.780 M5: 0.670	-	M1: 校准曲线
Liu 2022 ^[17]	EV	AUC	0.779	-	-	-	-
Zhu 2022 ^[18]	IV (随机拆分验证)	AUC	0.853	0.860	-	H-L ($P=0.881$)、 校准曲线	H-L ($P=0.484$)、 校准曲线
刘张波 2023 ^[19]	IV (Bootstrap抽样法)	AUC	-	0.885	-	-	H-L ($P=0.508$)、 校准曲线
张佳琪 2023 ^[20]	IV (Bootstrap抽样法)	AUC/ C-index	0.797	0.762	-	-	校准曲线
Tian 2023 ^[21]	IV (随机拆分验证)、 EV	AUC	0.815	0.816	0.776、 0.780、0.821	H-L ($P=0.304$)、 校准曲线	-
She 2023 ^[22]	IV (随机拆分验证、 5折交叉验证)	AUC	M1: 0.846 M2: 0.698 M3: 0.535 M4: 1.000 M5: 0.810 M6: 0.428	M1: 0.663 M2: 0.629 M3: 0.532 M4: 0.698 M5: 0.644 M6: 0.440	-	-	-
安贝贝 2023 ^[23]	EV	AUC	A: 0.938 B: 0.838	-	A: 0.935 B: 0.851	A: H-L ($P=0.345$) B: H-L ($P=0.188$)	-
Ma 2024 ^[24]	IV (随机拆分验证)	C-index	0.837	0.848	-	校准曲线	-
贺剑纮 2024 ^[25]	IV (随机拆分验证)	AUC	0.780	0.800	-	H-L ($P=0.473$)	H-L ($P=0.491$)
薛景 2024 ^[26]	IV (Bootstrap抽样 法)、EV	AUC	0.877	0.875	0.798	校准曲线	-
肖增丽 2024 ^[27]	IV (Bootstrap抽样法)	AUC	-	0.795	-	-	H-L ($P=0.376$)
Lu 2024 ^[28]	IV (5折交叉验证)、 EV	AUC	M1: 1.000 M2: 0.962 M3: 1.000 M4: 1.000 M5: 0.971 M6: 0.933 M7: 0.903 M8: 0.906 M9: 0.938	M1: 0.955 M2: 0.955 M3: 0.949 M4: 0.941 M5: 0.953 M6: 0.933 M7: 0.895 M8: 0.911 M9: 0.859	M1: 0.887	M1: 校准曲线	M1: 校准曲线

注: -未报告; IV.内部验证; EV.外部验证; H-L.Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验; AUC.曲线下面积; C-index.一致性指数; A.青年组, B.中老年组。

研究对象领域, 11 项研究^[14, 16, 19-24, 26-28] 被评为高偏倚风险, 主要原因是采用回顾性研究设计, 可能存在信息收集不全和选择偏差等问题; 且 3 项研究^[16, 22, 24] 未排除既往有肾衰竭或慢性肾脏病史的患者, 可能高估模型的预测性能。预测因子领域, 3 项研究^[16-17, 21] 被评为高偏倚风险, 因研究数据来源于多中心, 其采集和评估方式可能存在差异; 6 项研究^[15, 18, 23-25, 27] 偏倚风险不清楚, 因预测因子中包含量表评分但未说明评估标准及过程。结果领域, 6 项研究^[16, 18, 21-23, 25] 将血清肌酐作为预测因子, 而血清肌酐是 AKI 诊断标准的一部分, 导致预测因子和结局之间的关联可能被高估; 1 项研究^[19] 预测脑卒中后 3 个月内 AKI 发生情况, 预测因子评估和结果确定时间间隔过长, 评为高偏倚风险。统

计分析领域, 所有研究^[14-28] 均被评为高偏倚风险, 主要原因为样本量不足、缺失数据处理不当、基于单因素分析筛选预测因子、未充分评估模型区分度和校准度、未考虑模型拟合情况等, 详见表 4。

2.5.2 适用性评价

4 项研究^[14, 17, 19, 27] 适用性一般。研究对象领域, 3 项研究^[14, 19, 27] 被评为高适用性风险, 具体为 1 项研究^[14] 仅纳入 ICH 后输注甘露醇的患者; 1 项研究^[19] 仅针对首次发生脑梗死且接受静脉溶栓的患者; 1 项研究^[27] 仅纳入脑出血行外科手术后的患者。预测因子领域, Liu 等^[17] 研究基于白细胞相关生物标志物预测 AKI 发生风险, 适用性风险较高。其余 11 项研究^[15-16, 18, 20-26, 28] 呈现较好的总体适用性, 详见表 4。

表4 纳入研究的偏倚风险和适用性评价

Table 4. Risk of bias and applicability evaluation of included literature

纳入研究	偏倚风险				适用性			整体	
	研究对象	预测因子	结果	统计分析	研究对象	预测因子	结果	偏倚风险	适用性
Kim 2014 ^[14]	-	+	+	-	-	+	+	-	-
饶艳 2022 ^[15]	+	?	+	-	+	+	+	-	+
Zhang 2022 ^[16]	-	-	-	-	+	+	+	-	+
Liu 2022 ^[17]	+	-	+	-	+	-	+	-	-
Zhu 2022 ^[18]	+	?	-	-	+	+	+	-	+
刘张波 2023 ^[19]	-	+	-	-	-	+	+	-	-
张佳琪 2023 ^[20]	-	+	+	-	+	+	+	-	+
Tian 2023 ^[21]	-	-	-	-	+	+	+	-	+
She 2023 ^[22]	-	+	-	-	+	+	+	-	+
安贝贝 2023 ^[23]	-	?	-	-	+	+	+	-	+
Ma 2024 ^[24]	-	?	+	-	+	+	+	-	+
贺剑纡 2024 ^[25]	+	?	-	-	+	+	+	-	+
薛景 2024 ^[26]	-	+	+	-	+	+	+	-	+
肖增丽 2024 ^[27]	-	?	+	-	-	+	+	-	-
Lu 2024 ^[28]	-	+	+	-	+	+	+	-	+

注: +, 低偏倚风险/适用性高; -, 高偏倚风险/适用性低; ?, 偏倚风险或适用性不清楚。

3 讨论

本研究全面整合和分析了脑卒中后 AKI 风险预测模型, 纳入 15 项研究^[14-28] 共计 33 个模型。AUC 范围在 0.428~1.000 之间, 经验证 25 个模型 AUC 值 ≥ 0.7 , 占 80.6% (25/31), 总体来说模型区分度良好。12 项研究^[15-16, 18-21, 23-28] 报告了校准度并表明模型预测结果与实际结果一致性较好。但所有研究^[14-28] 整体偏倚风险评价结果为高偏倚, 存在明显局限性。纳入的研究大部分为回顾性研究, 此设计可能由于数据缺失、实施盲法困难、无法确保采用统一 AKI 定义和评估方

法测定预测因子等原因, 产生较高偏倚风险。统计分析方面, 部分研究^[14-15, 18-19, 26-27] 自变量事件数 < 20 , 影响模型的泛化能力及预测的准确性。5 项研究^[17, 19, 22, 26-27] 将缺失数据直接剔除, 建议采用填充或多重插补法等方式规范处理缺失数据。6 项研究^[14-15, 17-18, 23, 25] 基于单因素分析筛选预测因子, 未能考虑多个变量之间的交互作用, 可通过 Meta 分析方法并结合临床实际纳入变量。4 项研究^[15, 23, 25, 27] 仅使用 H-L 检验评估校准度, 8 项研究^[16, 18-21, 24, 26, 28] 采用校准曲线或不伴 H-L 检验评估模型预测值与实际观测值之间的差异, 相比之下, 校准曲线是更为直观、全面和准确的

评估方法, 推荐使用。模型的验证方法有待完善, 仅 7 项研究^[15-17, 21, 23, 26, 28]进行了外部验证, 如 Zhang 等^[16]使用本地医院数据对模型进行外部验证, 结果显示虽然训练集和验证集数据库差异较大, 但预测模型仍表现出较好的效果, 表明该预测模型具有广泛适用性。目前大部分研究开展的地区为中国, 对我国脑卒中患者有较高的适用性, 但多为单中心研究, 缺乏外部数据对模型性能进行验证, 导致临床推广价值较低。未来应严格参照 PROBAST 和个体预后或诊断多因素预测模型透明报告规范 (Transparent Reporting of a Multivariate Prediction Model for Individual Prognosis or Diagnosis, TRIPOD)^[29]不断完善研究设计, 开发本土化、预测性能良好的模型。

预测因子方面, 纳入的预测因子越多, 在构建模型过程中越容易出现过拟合, 当预测模型中存在一些不易获得的预测因子时, 会限制模型的泛化^[30-31]。本研究纳入的 15 项研究^[14-28]的预测因子数量为 3~12 个, 大多数预测因子可以客观测量, 并且易于收集。主要包括患者人口学资料、疾病相关因素、实验室检查指标、用药史、既往疾病史五大方面, 其中年龄、高血压、血清肌酐、血尿素氮、使用利尿剂是最常见的预测因子。多项研究指出, 随着年龄的增长, 肾脏发生退行性病变, 多种血管活性物质分泌不足, 肾脏自我调节机制紊乱, 使老年患者具有更高的 AKI 发生风险^[32-33]。高血压是老年人常见的慢性疾病之一, 脑卒中发病后多会出现血压急剧升高, 导致肾小球毛细血管高灌注, 代偿能力下降, 引起进行性肾功能损害^[34]。血清肌酐和血尿素氮是目前临床上应用广泛的肾损伤标志物, 但对 AKI 的预测具有时间滞后性且易受多种因素影响^[35]。为解决上述局限, AKI 的新型生物标志物被不断报道和提出。研究发现, 肾损伤分子 1、白细胞介素 18、中性粒细胞明胶酶相关脂质运载蛋白、人肝型脂肪酸结合蛋白等新型生物标志物对 AKI 具有重要预测作用^[36-37]。本研究建议在关注上述指标的同时要考虑其易获性, 以便早期识别患者 AKI 发生风险。此外, 呋塞米等利尿剂的使用也可能导致脑卒中后肾功能障碍的发生, 在经肾脏代谢过程中可直接作用于肾脏使肾血管收缩^[38], 加重肾缺血。临床医务人员应谨慎使用利尿剂, 严密监测患者肾功能, 防止 AKI 的发生。

国内外关于脑卒中后 AKI 发生风险的预测模型研究起步较晚, 近年来有快速发展趋势。未来在研究设计方面, 应采用前瞻性研究设计构建风险预测模型。前瞻性研究不仅可减少回忆偏差, 保证数据的时间序列清晰, 还能更好地控制混杂因素, 增强预测模型在实际应用中的有效性和可泛化性。在建模方式选择上, 本文纳入的研究大多采用单一方法建模, 除 4 项研究^[16, 22, 25, 28]外, 其余研究仅采用 Logistic 回归建模。目前国内外研究者已将机器学习和深度学习广泛应用于疾病风险预测模型的构建和验证。与传统的数学模型相比, 人工智能算法具有更高的灵敏度、特异度和预测性能^[39]。有研究发现, 利用深度学习模型分析患者基线和动态实时数据, 比静态模型产生了更好的预测结果^[40]。建议今后利用人工智能算法构建脑卒中后 AKI 预测模型, 提高预测能力。在模型呈现方式上, 研究者需了解医护人员的可接受度和工作量, 考虑在临床实践中模型使用的可行性和实用性, 同时应鼓励医护人员对模型应用的局限性提出意见并加以改进, 以提升模型的实际应用价值。

本研究也存在一定局限性, 包括: ①仅纳入中、英文文献, 可能存在发表偏倚; ②所有文献均为高偏倚风险, 研究结果应谨慎对待; ③由于适用对象、建模方法等方面存在一定异质性, 仅使用描述性分析方法评价模型。

综上, 本研究共纳入 15 项研究, 涉及 33 个预测模型。大部分脑卒中后 AKI 风险预测模型预测性能较好, 但建模方法学质量普遍较差, 整体偏倚风险高, 不建议将其直接应用于临床实践。未来应遵循 PROBAST 标准和 TRIPOD 报告规范进行多中心、大样本验证研究, 增强模型的临床适用性。考虑利用人工智能等新兴技术, 开发预测性能好、准确率高、易操作的模型, 为临床应用提供理论依据。

伦理声明: 不适用

作者贡献: 文献筛选: 杨莉、秦琴; 数据提取: 秦琴、刘菡菡; 偏倚风险与适用性评价: 刘菡菡、李惠明; 论文撰写: 杨莉; 论文审定、经费支持: 魏雪梅、崔丽君

数据获取: 本研究中使用和(或)分析的所有数据均包含在本文中

利益冲突声明：无

致谢：不适用

参考文献

- GBD 2021 Stroke Risk Factor Collaborators. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990–2021: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021[J]. *Lancet Neurol*, 2024, 23(10): 973–1003. DOI: [10.1016/S1474-4422\(24\)00369-7](https://doi.org/10.1016/S1474-4422(24)00369-7).
- Chen X, Yang DX, Zhao H, et al. Stroke-induced renal dysfunction: underlying mechanisms and challenges of the brain–kidney axis[J]. *CNS Neurosci Ther*, 2024, 30(11): e70114. DOI: [10.1111/cns.70114](https://doi.org/10.1111/cns.70114).
- Battaglini D, De Rosa S, Godoy DA. Crosstalk between the nervous system and systemic organs in acute brain injury[J]. *Neurocrit Care*, 2024, 40(1): 337–348. DOI: [10.1007/s12028-023-01725-1](https://doi.org/10.1007/s12028-023-01725-1).
- Huang Y, Wan CJ, Wu GQ. Acute kidney injury after a stroke: a PRISMA-compliant Meta-analysis[J]. *Brain Behav*, 2020, 10(9): e01722. DOI: [10.1002/brb3.1722](https://doi.org/10.1002/brb3.1722).
- Arora S, Agrawal A, Vishnu VY, et al. Navigating the nexus: acute kidney injury in acute stroke—a prospective cohort study[J]. *Ann Indian Acad Neurol*, 2024, 27(4): 384–392. DOI: [10.4103/aian.aian_177_24](https://doi.org/10.4103/aian.aian_177_24).
- 王晓雯, 肖统领, 王祎, 等. 急性缺血性脑卒中患者同型半胱氨酸水平与急性肾损伤的关系研究[J]. *中国全科医学*, 2023, 26(26): 3290–3296. [Wang XW, Xiao TL, Wang Y, et al. Relationship between homocysteine level and acute kidney injury in patients with acute ischemic stroke[J]. *Chinese General Practice*, 2023, 26(26): 3290–3296.] DOI: [10.12114/j.issn.1007-9572.2022.0899](https://doi.org/10.12114/j.issn.1007-9572.2022.0899).
- Kamran A, Paryani NS, Suri NF, et al. Incidence of acute kidney injury in patients with acute ischaemic stroke undergoing CT angiography (CTA) and CT perfusion (CTP): a systematic review and Meta-analysis[J]. *BMJ Neurol Open*, 2024, 6(1): e000558. DOI: [10.1136/bmjno-2023-000558](https://doi.org/10.1136/bmjno-2023-000558).
- Zorrilla-Vaca A, Ziai W, Connolly ES Jr, et al. Acute kidney injury following acute ischemic stroke and intracerebral hemorrhage: a Meta-analysis of prevalence rate and mortality risk[J]. *Cerebrovasc Dis*, 2018, 45(1–2): 1–9. DOI: [10.1159/000479338](https://doi.org/10.1159/000479338).
- Arnold J, Ng KP, Sims D, et al. Incidence and impact on outcomes of acute kidney injury after a stroke: a systematic review and Meta-analysis[J]. *BMC Nephrol*, 2018, 19(1): 283. DOI: [10.1186/s12882-018-1085-0](https://doi.org/10.1186/s12882-018-1085-0).
- De Rubeis G, Alessiani M, Fabiano S, et al. Impact on mortality at 90 days of acute kidney injuries in endovascularly treated stroke: a systematic review, Meta-analysis, and meta-regression[J]. *Neuroradiol J*, 2025, 38(2): 185–191. DOI: [10.1177/19714009241303134](https://doi.org/10.1177/19714009241303134).
- Moons KG, de Groot JA, Bouwmeester W, et al. Critical appraisal and data extraction for systematic reviews of prediction modelling studies: the CHARMS checklist[J]. *PLoS Med*, 2014, 11(10): e1001744. DOI: [10.1371/journal.pmed.1001744](https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001744).
- Moons KGM, Wolff RF, Riley RD, et al. PROBAST: a tool to assess the risk of bias and applicability of prediction model studies[J]. *Ann Intern Med*, 2019, 170(1): W1–W33. DOI: [10.7326/M18-1377](https://doi.org/10.7326/M18-1377).
- 陈茹, 王胜锋, 周家琛, 等. 预测模型研究的偏倚风险和适用性评估工具解读[J]. *中华流行病学杂志*, 2020, 41(5): 776–781. [Chen R, Wang SF, Zhou JC, et al. Introduction of the prediction model risk of bias assessment tool: a tool to assess risk of bias and applicability of prediction model studies[J]. *Chinese Journal of Epidemiology*, 2020, 41(5): 776–781.] DOI: [10.3760/cma.j.cn112338-20190805-00580](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112338-20190805-00580).
- Kim MY, Park JH, Kang NR, et al. Increased risk of acute kidney injury associated with higher infusion rate of mannitol in patients with intracranial hemorrhage[J]. *J Neurosurg*, 2014, 120(6): 1340–1348. DOI: [10.3171/2013.12.JNS13888](https://doi.org/10.3171/2013.12.JNS13888).
- 饶艳, 姚梅琪, 江大为, 等. 脑卒中后发生急性肾损伤风险预测模型的构建及验证[J]. *中国全科医学*, 2022, 25(23): 2885–2891. [Rao Y, Yao MQ, Jiang DW, et al. Development and validation of a risk prediction model of post-stroke acute kidney injury[J]. *Chinese General Practice*, 2022, 25(23): 2885–2891.] DOI: [10.12114/j.issn.1007-9572.2022.0246](https://doi.org/10.12114/j.issn.1007-9572.2022.0246).
- Zhang XH, Chen SY, Lai KM, et al. Machine learning for the prediction of acute kidney injury in critical care patients with acute cerebrovascular disease[J]. *Ren Fail*, 2022, 44(1): 43–53. DOI: [10.1080/0886022X.2022.2036619](https://doi.org/10.1080/0886022X.2022.2036619).
- Liu SY, Li M, Yang YX, et al. A novel risk model based on white blood cell-related biomarkers for acute kidney injury prediction in patients with ischemic stroke admitted to the intensive care unit[J]. *Front Med (Lausanne)*, 2022, 9: 1043396. DOI: [10.3389/fmed.2022.1043396](https://doi.org/10.3389/fmed.2022.1043396).
- Zhu GG, Fu ZX, Jin TA, et al. Dynamic nomogram for predicting acute kidney injury in patients with acute ischemic stroke: a retrospective study[J]. *Front Neurol*, 2022, 13: 987684. DOI: [10.3389/fneur.2022.987684](https://doi.org/10.3389/fneur.2022.987684).
- 刘张波, 葛中林, 刘珊, 等. 急性脑梗死患者并发急性肾损伤的影响因素及其风险预测列线图模型构建[J]. *实用心脑血管病杂志*, 2023, 31(11): 16–19, 24. [Liu ZB, Ge ZL, Liu S, et al. Influencing factors of acute kidney injury in patients with acute cerebral infarction and construction of nomogram model for predicting its risk[J]. *Practical Journal of Cardiac Cerebral Pneumal and Vascular Disease*, 2023, 31(11): 16–19, 24.] DOI: [10.12114/j.issn.1008-5971.2023.00.297](https://doi.org/10.12114/j.issn.1008-5971.2023.00.297).
- 张佳琪, 管陈, 李宸羽, 等. 急性缺血性脑卒中患者急性肾损伤发生的危险因素分析及 Nomogram 预测模型的构建[J]. *精准医学杂志*, 2023, 38(2): 129–134. [Zhang JQ, Guan C, Li CY, et al. Risk factors for acute kidney injury inpatients with acute ischemic stroke and construction of a nomogram predictive model[J]. *Journal of Precision Medicine*, 2023, 38(2): 129–134.] DOI: [10.13362/j.jpmed.202302008](https://doi.org/10.13362/j.jpmed.202302008).
- Tian YX, Zhang Y, He JL, et al. Predictive model of acute kidney injury after spontaneous intracerebral hemorrhage: a multicenter retrospective study[J]. *Eur Stroke J*, 2023, 8(3): 747–755. DOI: [10.1177/23969873231184667](https://doi.org/10.1177/23969873231184667).
- She SH, Shen YL, Luo K, et al. Prediction of acute kidney injury in intracerebral hemorrhage patients using machine learning[J].

- Neuropsychiatr Dis Treat, 2023, 19: 2765–2773. DOI: [10.2147/NDT.S439549](https://doi.org/10.2147/NDT.S439549).
- 23 安贝贝, 徐艳, 张健煜, 等. 年轻和中老年急性缺血性卒中患者急性肾损伤预测模型的构建和验证 [J]. 国际脑血管病杂志, 2023, 31(11): 815–823. [An BB, Xu Y, Zhang JY, et al. Development and validation of a predictive model for acute kidney injury in young, middle-aged and elderly patients with acute ischemic stroke[J]. International Journal of Cerebrovascular Diseases, 2023, 31(11): 815–823.] DOI: [10.3760/cma.j.issn.1673-4165.2023.11.003](https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4165.2023.11.003).
- 24 Ma BQ, Jin GY, Mao FK, et al. Development of a nomogram to predict the incidence of acute kidney injury among ischemic stroke individuals during ICU hospitalization[J]. Heliyon, 2024, 10(3): e25566. DOI: [10.1016/j.heliyon.2024.e25566](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25566).
- 25 贺剑紘, 李仁, 郭庚. 重症脑出血病人发生急性肾损伤的列线图模型建立与验证 [J]. 中西医结合心脑血管病杂志, 2024, 22(8): 1509–1516. [He JH, Li R, Guo G. Establishment and verification of nomogram model of acute kidney injury in patients with severe cerebral hemorrhage[J]. Chinese Journal of Integrative Medicine on Cardio/Cerebrovascular Disease, 2024, 22(8): 1509–1516.] DOI: [10.12102/j.issn.1672-1349.2024.08.032](https://doi.org/10.12102/j.issn.1672-1349.2024.08.032).
- 26 薛景, 陈大伟, 万辛. 急性缺血性脑卒中后急性肾损伤预测模型的构建 [J]. 临床肾脏病杂志, 2024, 24(6): 475–483. [Xue J, Chen DW, Wan X. Construction of a predictive model for acute kidney injury after acute ischemic stroke[J]. Journal of Clinical Nephrology, 2024, 24(6): 475–483.] DOI: [10.3969/j.issn.1671-2390.2024.06.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-2390.2024.06.006).
- 27 肖增丽, 杜安琪, 孙瑶, 等. 脑出血术后 AKI 发生的危险因素分析及预测模型建立 [J]. 中华重症医学电子杂志, 2024, 10(2): 157–163. [Xiao ZL, Du AQ, Sun Y, et al. Risk factors analysis and nomogram establishment for patients developing AKI after intracerebral hemorrhage surgery[J]. Chinese Journal of Critical Care & Intensive Care Medicine (Electronic Edition), 2024, 10(2): 157–163.] DOI: [10.3877/cma.j.issn.2096-1537.2024.02.010](https://doi.org/10.3877/cma.j.issn.2096-1537.2024.02.010).
- 28 Lu XC, Chen Y, Zhang GP, et al. Application of interpretable machine learning algorithms to predict acute kidney injury in patients with cerebral infarction in ICU[J]. J Stroke Cerebrovasc Dis, 2024, 33(7): 107729. DOI: [10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2024.107729](https://doi.org/10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2024.107729).
- 29 Collins GS, Reitsma JB, Altman DG, et al. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): the TRIPOD statement[J]. Eur Urol, 2015, 67(6): 1142–1151. DOI: [10.1016/j.eururo.2014.11.025](https://doi.org/10.1016/j.eururo.2014.11.025).
- 30 Hoesseini A, van Leeuwen N, Sewnaik A, et al. Key aspects of prognostic model development and interpretation from a clinical perspective[J]. JAMA Otolaryngol Head Neck Surg, 2022, 148(2): 180–186. DOI: [10.1001/jamaoto.2021.3505](https://doi.org/10.1001/jamaoto.2021.3505).
- 31 Moons KGM, Wolff RF, Riley RD, et al. PROBAST: a tool to assess risk of bias and applicability of prediction model studies: explanation and elaboration[J]. Ann Intern Med, 2019, 170(1): W1–W33. DOI: [10.7326/M18-1377](https://doi.org/10.7326/M18-1377).
- 32 黄晓勇, 沈婧, 杨晓丽. 急性脑梗死合并急性肾损伤患者尿液中中性粒细胞明胶酶相关脂质运载蛋白、尿蛋白/肌酐比值水平观察 [J]. 海军医学杂志, 2024, 45(10): 1067–1071. [Huang XY, Shen J, Yang XL, et al. Urinary NGAL and ACR levels in patients with acute cerebral infarction and acute renal injury[J]. Journal of Navy Medicine, 2024, 45(10): 1067–1071.] DOI: [10.3969/j.issn.1009-0754.2024.10.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-0754.2024.10.016).
- 33 Chen YY, Zhao G, Xia XH. Acute kidney injury after intracerebral hemorrhage: a mini review[J]. Front Med (Lausanne), 2024, 11: 1422081. DOI: [10.3389/fmed.2024.1422081](https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1422081).
- 34 Ohya Y, Irie F, Nakamura K, et al. Association between pulse pressure and risk of acute kidney injury after intracerebral hemorrhage[J]. Hypertens Res, 2024, 48(3): 939–949. DOI: [10.1038/s41440-024-02046-2](https://doi.org/10.1038/s41440-024-02046-2).
- 35 郭婧, 王帅, 霍鹏飞, 等. 急性肾损伤相关生物标志物的临床研究进展 [J]. 中国实验诊断学, 2022, 26(4): 620–622. [Guo Q, Wang S, Huo PF, et al. Advances in clinical research on biomarkers associated with acute kidney injury[J]. Chinese Journal of Laboratory Diagnosis, 2022, 26(4): 620–622.] DOI: [10.3969/j.issn.1007-4287.2022.04.043](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-4287.2022.04.043).
- 36 丁璐, 刘胜, 胡波. 急、慢性肾损伤患者血清中生物标志物的研究与验证 [J]. 中国病理生理杂志, 2024, 40(2): 335–342. [Ding L, Liu S, Hu B. Study and validation of biomarkers in serum of patients with acute and chronic kidney injury[J]. Chinese Journal of Pathophysiology, 2024, 40(2): 335–342.] DOI: [10.3969/j.issn.1000-4718.2024.02.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-4718.2024.02.017).
- 37 Ostermann M, Legrand M, Meersch M, et al. Biomarkers in acute kidney injury[J]. Ann Intensive Care, 2024, 14(1): 145. DOI: [10.1186/s13613-024-01360-9](https://doi.org/10.1186/s13613-024-01360-9).
- 38 马蓉蓉. 髓祥利尿剂和甘露醇联合使用导致急性肾损伤的风险预测模型建立与评价 [D]. 乌鲁木齐: 新疆医科大学, 2019. [Ma RR. Establishment and evaluation of risk prediction model for acute kidney injury caused by combination of loop diuretic and mannitol[D]. Urumqi: Xinjiang Medical University, 2019.] <https://d.wanfangdata.com.cn/thesis/ChhUaGVzaXNOZXdTmJAYyNDA5MjAxNTE3MjUSCUQwMTcyODEwMxo1bGlhdmU4NGE=>
- 39 Tran TT, Yun G, Kim S. Artificial intelligence and predictive models for early detection of acute kidney injury: transforming clinical practice[J]. BMC Nephrol, 2024, 25(1): 353. DOI: [10.1186/s12882-024-03793-7](https://doi.org/10.1186/s12882-024-03793-7).
- 40 Tomašev N, Glorot X, Rae JW, et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury[J]. Nature, 2019, 572(7767): 116–119. DOI: [10.1038/s41586-019-1390-1](https://doi.org/10.1038/s41586-019-1390-1).

收稿日期: 2024 年 11 月 07 日 修回日期: 2025 年 01 月 15 日
 本文编辑: 桂裕亮 曹越

引用本文: 杨莉, 秦琴, 刘菡菡, 等. 脑卒中后急性肾损伤风险预测模型的系统评价 [J]. 医学新知, 2025, 35(5): 562–571. DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202411047](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202411047).
 Yang L, Qin Q, Liu HD, et al. A systematic review of risk prediction models for post-stroke acute kidney injury[J]. Yixue Xinzhi Zazhi, 2025, 35(5): 562–571. DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202411047](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202411047).