

脑卒中患者 30 天内非计划再入院风险预测模型的系统评价

张琪¹, 黄海超², 吴明珠¹, 吕浩文¹, 姜惟馨², 刘姝含²

(1.天津中医药大学 研究生院,天津 301617;

2.天津中医药大学 护理学院)

【摘要】 目的 系统评价脑卒中患者 30 d 内非计划再入院风险预测模型,为临床医护人员在选择模型时提供参考依据。**方法** 检索中国知网、PubMed、Embase、CINAHL 等数据库,搜集与脑卒中患者 30 d 内非计划再入院风险预测模型的相关研究,检索时限为各数据库建库至 2024 年 4 月 15 日。由 2 名研究者根据预测模型研究的偏倚风险评估工具对纳入研究进行进行偏倚风险评价和适用性评价。**结果** 共纳入 17 项研究包含 32 个模型,样本量为 108~803 124 例,结局事件发生率为 2.01%~24.1%;其受试者工作特征曲线下面积介于 0.43~0.989 之间,5 项研究报告校准度,6 项进行内部验证、1 项进行外部验证、1 项进行内部验证和外部验证。15 项研究整体适用性评价较好,1 项低适用性,1 项不清楚,但均呈现较高偏倚风险,高频因子包括年龄、心血管共病、住院时间。**结论** 目前模型尚存在不足,未来模型构建应完善研究设计和报告流程,并对现有模型进行重新校准和外部验证以提高模型泛化性能,重点关注可干预预测因子。

【关键词】 脑卒中;非计划再入院;预测模型;系统评价

doi:10.3969/j.issn.2097-1826.2025.10.026

【中图分类号】 R473.74 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 2097-1826(2025)10-0108-05

A Risk Prediction Model for Unplanned 30-day Readmission in Patients with Stroke: A Systematic Review

ZHANG Qi¹, HUANG Haichao², WU Mingzhu¹, LV Haowen¹, JIANG Weixin², LIU Shuhan² (1. Graduate School, Tianjin University of Traditional Chinese Medicine, Tianjin 301617, China; 2. School of Nursing, Tianjin University of Traditional Chinese Medicine)

Corresponding author: HUANG Haichao, Tel: 022-59791938

【Abstract】 Objective To systematically evaluate risk prediction models for unplanned 30-day readmission in stroke patients, and to provide a reference for clinical healthcare providers in model selection. **Methods** Databases including CNKI, PubMed, Embase, and CINAHL were retrieved to collect relevant studies on the risk prediction models of unplanned 30-day readmission in stroke patients. The retrieval period was from the inception to April 15, 2024. Two researchers conducted bias risk assessment and applicability evaluation on the included studies based on the bias risk assessment tool of the predictive model study. **Results** A total of 17 studies (32 models) with 108 to 803,124 patients and an outcome incidence of 2.01% to 24.1% were included. Area under the ROC curve ranged from 0.43 to 0.989. Five studies reported calibration, six underwent internal validation, one underwent external validation, and one underwent both internal and external validation. The overall applicability evaluation of 15 studies was relatively good, with 1 having low applicability and 1 being unclear. However, all of them presented a relatively high risk of bias. The high-frequency factors included age, cardiovascular comorbidities, and length of hospital stay. **Conclusions** Current models are still with deficiencies. Future research should improve research design and reporting process, recalibrate and externally validate existing models to enhance generalization, focusing on modifiable predictors.

【Key words】 stroke; unplanned readmission; predictive model; systematic review

[Mil Nurs, 2025, 42(10): 108-112]

【收稿日期】 2024-06-24 **【修回日期】** 2024-12-17

【基金项目】 天津中医药大学第十四届大学生科技创新基金 (ZX23)

【作者简介】 张琪, 硕士在读, 护士, 电话: 022-59791938

【通信作者】 黄海超, 电话: 022-59791938

30 d 内非计划再入院是指住院患者出院后 30 d 内因相同或相关疾病非计划再次入院^[1]。有研究^[2]显示, 1.41%~27.64% 的脑卒中患者可能会在 30 d 内再入院。再入院不仅加剧患者死亡风险, 还导致医疗费用攀升, 医疗资源过度消耗。近年来, 有关脑

卒中患者 30 d 再入院的预测模型逐渐增多,但针对模型性能、预测因子及验证情况尚缺乏全面比较。因此,本研究从方法学角度对模型基本特征、性能进行评价和分析,旨在为临床应用提供参考依据,早期识别再入院高危人群。本研究已在 Prospero 进行注册(CRD42024537552)。

1 资料与方法

1.1 构建循证问题 基于 Cochrane 预后方法学组推荐的 PICOTS 模式^[3]构建循证问题,目标人群(population,P)为脑卒中患者;待评价预测模型(index prediction model,I)为脑卒中患者 30 d 内非计划再入院风险的预测模型;比较(comparative model,C)无;结局指标(outcome,O)为脑卒中患者 30 d 内再入院;模型使用时间(timing,T)为脑卒中患者治疗期间;模型使用环境(setting,S)为医院。

1.2 文献纳入与排除标准 纳入标准:(1)研究对象年龄 ≥ 18 岁,经 CT 或 MRI 诊断为脑卒中;(2)研究内容为脑卒中患者 30 d 内非计划再入院风险预测模型的构建或验证研究;(3)研究类型为队列研究、病例-对照研究和横断面研究;(4)中、英文文献。排除标准:(1)模型的预测因子 ≤ 2 个;(2)仅进行危险因素研究,未构建模型;(3)无法获取全文;(4)会议、评述类文章;(5)重复发表的文献。

1.3 文献检索策略 采用主题词加自由词相结合的方式检索中国知网、中国生物医学文献数据库、维普、万方、PubMed、Embase、Web of Science、CINAHL 及 Cochrane Library 数据库,并检索百度学术与 Google 学术以补充灰色文献。检索时限均为各数据库建库至 2024 年 4 月 15 日。中文检索式以 CNKI 为例:(主题=卒中 + 中风 + 脑出血 + 脑血管病 + 脑缺血 + CVA)AND(主题=30 d 再入院 + 非计划再入院)AND(主题=风险评估 + 预测模型 + 列线图)。英文检索式以 PubMed 为例:(stroke[Mesh] OR cerebrovascular accident * [Ti/Ab] OR CVA[Ti/Ab] OR cerebrovascular apoplexy[Ti/Ab] OR brain vascular accident * [Ti/Ab] OR apoplexy [Ti/Ab] OR cerebral * stroke[Ti/Ab] OR intracerebral hemorrhag * [Ti/Ab] OR subarachnoid hemorrhagic[Ti/Ab] OR hemorrhagic stroke [Ti/Ab]) AND (patient readmission[Mesh]OR unplanned re-admission * [Ti/Ab] OR 30 Day Readmission * [Ti/Ab]) AND (risk assessment [Ti/Ab] OR risk prediction [Ti/Ab] OR predict * [Ti/Ab] OR model * [Ti/Ab])。

1.4 文献筛选与数据提取 使用 EndNoteX9 软件进行文献整理,由 2 名研究者根据纳入、排除标准独立筛选文献,并对筛选结果进行交叉核对。如遇分歧,则由第 3 名研究者参与讨论并决定。对纳入文

献根据预测模型研究系统评价的关键评估和数据提取清单^[4](critical appraisal and data extraction for systematic reviews of prediction modelling studies, CHARMS)进行资料提取,提取内容包括作者、发表年份、国家、研究类型、研究对象、发生率、建模方法、候选预测因子、因子筛选方法、样本量、缺失数据、模型性能、验证方法和最终预测因子。

1.5 纳入文献的偏倚分析和适用性评价 由 2 名研究者根据预测模型研究的偏倚风险评估工具^[5](prediction model risk of bias assessment tool, PROBAST)对纳入文献进行偏倚风险评价和适用性评价,并进行交叉核对。如有分歧,则由第 3 名研究者参与讨论直至统一。偏倚风险评价包括研究对象、预测因子、结局和分析 4 个领域,共 20 个信号问题,每个问题设有“是/可能是”“可能不是/否”和“不清楚”等选项。每个领域评价结果包括低风险、高风险和不清楚。而适用性评价包括研究对象、预测因子和结局 3 个领域,评价方式同偏倚风险评价。

2 结果

2.1 文献筛选流程及结果 初检获得 7924 篇文献,剔除重复文献剩余 6242 篇,阅读标题和摘要剩 175 篇,阅读全文复筛剩 17 篇,最终纳入文献 17 篇^[6-22]。其中美国 9 篇^[6-8,11-14,17,19]、中国 7 篇^[9-10,15-16,18,20-21]、意大利 1 篇^[22];回顾性队列研究 14 篇^[6-7,9-15,17,19-22],横断面研究^[8]、病例对照研究^[16]、前瞻性队列研究^[18]各 1 篇,纳入文献的其他基本特征见表 1。

表 1 纳入文献的基本特征(n=17)

纳入研究	发表时间	研究对象	发生率 (%)	样本量 (n)	缺失数据处理方法
Lichtman 等 ^[6]	2013	AIS	14.4	307 887	—
Fehnel 等 ^[7]	2015	AIS	21.0	29 338	插补
Slocum 等 ^[8]	2015	CVA	10.6	803 124	—
Lee 等 ^[9]	2019	AIS	9.3	10 034	—
孙超等 ^[10]	2020	AIS	15.9	328	—
Cho 等 ^[11]	2021	CVA	12.3	74 425	—
Darabi 等 ^[12]	2021	AIS	9.4	3184	插补
Daras 等 ^[13]	2021	CVA	11.6	116 073	—
Lineback 等 ^[14]	2021	CVA	14.6	2855	—
Chen 等 ^[15]	2022	CVA	8.1	1643	—
高秀梅等 ^[16]	2022	AIS	24.1	108	—
Kumar 等 ^[17]	2022	AIS	12.1	43 241	—
苗菁 ^[18]	2022	CVA	16.8	1059	插补+剔除
Roberts 等 ^[19]	2022	CVA	8.7	138 063	—
陈志朋等 ^[20]	2023	CVA	18.6	307	—
Lv 等 ^[21]	2023	CVA	2.0	6558	—
Mercurio 等 ^[22]	2024	CVA	8.2	3699	插补+剔除

注: AIS 为缺血性卒中(ischemic stroke);CVA 为脑卒中(cerebral stroke)

2.2 风险预测模型建立情况 17 篇^[6-22]文献中共构

建了 32 个模型,其受试者工作特征曲线下面积(area under the curve,AUC)为 0.43~0.989。2 篇^[8,18]采用校准曲线进行模型校准,3 篇^[9-10,18]采用 Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验进行模型校准。5 篇^[8-9,12,21-22]采用交叉验证法进行内部验证,1 篇^[18]采用 Bootstrap 检验进行内部验证,1 篇^[14]采用交叉验证法进行外部验证,1 篇^[15]采用 Bootstrap 检验和交叉验证法进

行内部验证和外部验证。候选因子范围 5~74 个;因子筛选方法多样,其中单因素分析 14 篇^[6-13,15-17,20-22]、向后逐步选择法 2 篇^[18-19],有 1 篇^[14]同时采用 LASSO 回归和 XGBoost 提供的排列机制。多数研究采用 Logistic 回归,部分结合机器学习算法建模。最终模型纳入的预测因子数量为 2~10 个,结果见表 2。

表 2 脑卒中患者 30 d 非计划再入院风险预测模型的性能 (n=17)

纳入研究	建模	候选因子 (个)	模型性能				最终预测因子
			AUC	特异度	灵敏度	预测精准度	
Lichtman 等 ^[6]	A	22	A:0.67	—	—	—	年龄、心血管合并症
Fehnel 等 ^[7]	A	51	A:0.65	—	—	—	胃管、肠失禁、心血管合并症
Slocum 等 ^[8]	A	5	A:0.83	—	—	—	年龄、功能状态
Lee 等 ^[9]	A,E	39	A:0.675;E:0.43	A:0.67;E:0.54	A:0.58;E:0.67	A:0.63;E:0.61	年龄、医疗补助类型、胃管、卒中严重程度、住院时间
孙超等 ^[10]	A	13	A:0.955	A:0.848	A:0.942	—	婚姻、吸烟、心血管合并症、自理能力、住院天数、出院准备度
Cho 等 ^[11]	A	25	—	—	—	—	高龄、入院方式、合并症、卒中类型
Darabi 等 ^[12]	A,B,C, D,F	61	A:0.70;B:0.70; C:0.70;D:0.72; F:0.69	—	—	—	NIHSS 评分、胃管、医疗保险、血液透析、合并症、营养不良、溶栓和血栓形成
Daras 等 ^[13]	A	8	A:0.67	—	—	—	FIM、卒中类型
Lineback 等 ^[14]	A,B	35	A:0.52;B:0.58	—	—	—	种族、医疗保险、婚姻、合并症、吸烟、住院天数、出院目的地
Chen 等 ^[15]	C,D,G, H,J,K	23	C:0.85;D:0.74; G:0.94;H:0.76; J:0.88;I:0.73	C:0.92;D:0.96; G:0.98;H:0.86; J:0.97;I:0.96	C:0.70;D:0.49; G:0.73;H:0.59; J:0.51;I:0.48	C:0.88;D:0.89; G:0.92;H:0.83; J:0.85;I:0.81	年龄、性别、教育程度、BMI、卒中类型、医疗辅助管道、心血管合并症、住院时间和 FIM
高秀梅等 ^[16]	A	10	A:0.825	A:0.72	A:0.88	—	年龄、心血管合并症、高密度脂蛋白、住院时间
Kumar 等 ^[17]	A	10	A:0.830	—	—	—	年龄、性别、种族、医疗保险、NIHSS 评分和合并症
苗菁 ^[18]	A,C, D	32	A:0.862;C:0.989; D:0.907	A:0.91;C:0.97; D:0.92	A:0.88;C:0.95; D:0.86	A:0.91;C:0.96; D:0.90	入住重症监护室、年龄、手术、同型半胱氨酸、吸烟、卒中类型、合并症
Roberts 等 ^[19]	A	51	A:0.61	—	—	—	种族、医疗保险补助、心血管合并症、住院时间
陈志朋等 ^[20]	A	13	A:0.847	—	—	—	GNRI、性别、年龄、合并症、住院时间、手术、白蛋白水平;
Lv 等 ^[21]	B	74	B:0.80	A:0.67	A:0.75	—	颈动脉狭窄、衰弱、同型半胱氨酸、糖化血红蛋白、性别、淋巴细胞、中性粒细胞、尿葡萄糖、卒中心和红细胞计数
Mercurio 等 ^[22]	A,B, C,K	8	A:0.62;B:0.62; C:0.59;K:0.57	A:0.68;B:0.72; C:0.74;K:0.69	—	—	血红蛋白、出院类型、共病、卒中类型和住院次数

注: A 为 Logistic 回归;B 为极致梯度提升算法;C 为随机森林模型;D 为支持向量机算法;E 为分类与回归树模型;F 为梯度提升树算法;G 为人工神经网络;H 为 K-近邻算法;I 为朴素贝叶斯分类算法;J 为比例回归风险模型;K 为决策树模型;H-L: Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验;NIHSS 为美国国立卫生研究院卒中量表(National Institute of Health stroke scale, NIHSS);FIM 为功能独立性测量(Functional Independence Measurement);BMI 为体质指数(body mass index);GNRI 为老年营养风险指数(geriatric nutritional risk index)

2.3 偏倚风险及适用性评 14 项研究^[6-13,15-17,19,20,22]的偏倚风险较高,3 项研究^[14,18,21]偏倚风险评价结果为不清楚;15 项研究^[6-7,9-18,20-22]适用性较高,1 项研究^[8]适用性评价为高风险,1 项研究^[19]适用性评价结果为不清楚,详情见表 3。

3 讨论

3.1 纳入的预测模型具备一定预测性能,但存在较高偏倚风险 17 篇文献中包含 32 个模型,其中 19 个模型的 AUC ≥ 0.7,大多数模型预测能较好,但

偏倚风险评价均为高风险,主要原因包括:(1)数据来源多为回顾性研究。多数研究采用回顾性研究设计,回顾性研究导致信息偏倚,增加了偏倚风险^[23];(2)缺失值处理不当。4 项研究^[7,12,18,22]报告了缺失值处理方法,有效降低了缺失数据对模型的偏倚风险,并获得最小偏差^[24]。(3)预测因子筛选方法单一。大多数研究依赖单因素分析,不仅容易遗漏重要预测因子,也易忽略了因子间的交互作用;(4)缺乏校准度报告。5 项研究^[8-10,16,18]报告校准度,缺乏校准报告难以评估预测概率的准确性和可靠性,也

无法对后续模型优化;(5)外部验证不足。仅2项研究^[14-15]进行外部验证,未进行验证或仅进行内部验证会导致模型性能产生偏差。未来研究应多开展多中心前瞻性研究,合理处理缺失数据以保持数据完整性,并在文献回顾、专家建议基础上,综合多种方法(如逐步选择法、正则化法等)筛选预测因子以提高模型性能,否则可能影响模型科学性;同时,也应注重加强校准度的评估增强模型泛化能力,大力开

展外部验证研究,以提高模型性能和适用范围^[25],降低偏倚风险,严格遵循个体预后或诊断多变量预测模型透明报告^[26](transparent reporting of a multi-variable prediction model for individual prognosis or diagnosis, TRIPOD)及 PROBAST 评价,规范模型设计及报告流程,重视模型开发过程中的细节与验证,为临床实践提供合理的预测工具。

表3 纳入研究的偏倚风险与适用性评价结果(n=17)

纳入研究	偏倚风险				适用性评价			总体	
	研究对象	预测因子	结局	分析	研究对象	预测因子	结局	偏倚风险	适用性
Lichtman 等 ^[6]	+	+	-	-	+	+	+	-	+
Fehnel 等 ^[7]	+	+	?	-	+	+	+	-	+
Slocum 等 ^[8]	+	?	-	-	-	+	+	-	-
Lee 等 ^[9]	+	?	?	-	+	+	+	-	+
孙超等 ^[10]	+	+	-	-	+	+	+	-	+
Cho 等 ^[11]	+	+	-	-	+	+	+	-	+
Darabi 等 ^[12]	+	?	?	-	+	+	+	-	+
Daras 等 ^[13]	+	-	-	-	+	+	+	-	+
Lineback 等 ^[14]	+	+	?	-	+	+	+	?	+
Chen 等 ^[15]	+	-	?	-	+	+	+	-	+
高秀梅等 ^[16]	+	+	?	-	+	+	+	-	+
Kumar 等 ^[17]	+	+	-	-	+	+	+	-	+
苗菁 ^[18]	+	+	?	?	+	+	+	?	+
Roberts 等 ^[19]	+	?	?	-	+	?	+	-	?
陈志朋等 ^[20]	+	+	-	-	+	+	+	-	+
Lv 等 ^[21]	+	+	?	?	+	+	+	?	+
Mercurio 等 ^[24]	+	?	?	-	+	+	+	-	+

注: +表示低偏倚风险/适用性高; -表示高偏倚风险/适用性低; ? 表示偏倚风险或适用性不清

3.2 模型预测因子存在共性,但可控因素少 32个模型中,年龄、心血管合并症、住院时间是脑卒中再入院的高频影响因子。年龄是最常见的预测因子。有研究^[4]表明,年龄越大,再入院风险越高。这可能与老年人的自理能力以及合并症有关,但高龄界定存争议,未来需细化研究;心血管合并症患者因血管受损及药物影响,血液高凝风险增加,易促血栓形成或脱落,加速脑卒中复发;住院时间过短导致治疗不充分导致病情反复或恶化,由于病情危重,住院时间延长导致感染几率增加,增加再入院风险^[27]。此外,大量生化指标也与再入院风险有关^[21]。另有研究将一些可控因素纳入模型,例如出院目的地(家中/康复机构)^[14,22]、出院准备度^[10]等,也被证明与脑卒中患者再入院密切相关。这提示医护人员应加强患者对可控因子的理解,并依据个体特征实施差异化的管理策略。

3.3 对未来研究建议 (1)模型选择:近年来,基于人工智能技术构建预测模型已成为医学研究热点,未来研究人员可在深入研究人工智能技术的基础

上,促进多学科合作,构建更加全面和准确的预测模型;(2)模型设计:应多开展前瞻性、多中心研究,不仅降低研究回顾性偏倚,还增强模型的预测性能和泛化能力,使其更加符合我国国情和临床实践需求^[28]。(3)模型呈现形式:一些模型运用了复杂算法与过多预测因子限制了其在临床中的应用与推广,建议精简模型结构,筛选重要变量,提高其可操作性和适用性^[29]。将其转化为网页计算器、应用程序等融入电子病历系统,进行风险等级分级,以便医护人员精准分层管理;同时,加强医护人员对模型应用的认知教育,将临床实践与模型技术深度结合,不断优化模型,推动其在临床决策中的广泛应用。

4 小结

本研究纳入17项研究共计32个脑卒中患者30d内再入院预测模型,模型性能尚存在不足。其中大部分未进行外部验证,整体偏倚风险较高,建议未来遵循 TRIPOD/PROBAST 规范减少偏倚,结合机器学习算法,构建性能良好且广泛适用的预测模型,为临床提供高质量的临床决策依据。

【参考文献】

- [1] 李思琴,袁平乔,黄姝琦,等.脑卒中病人30 d内非计划再入院相关因素研究进展[J].护理研究,2019,33(19):3356-3360.
- [2] DENG Z, WU X, HU L, et al. Risk factors for 30-day readmission in patients with ischemic stroke: a systematic review and Meta-analysis[J]. *Ann Palliat Med*, 2021, 10(10): 11083-11105.
- [3] MOONS K G, HOOFT L, WILLIAMS K, et al. Implementing systematic reviews of prognosis studies in Cochrane [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.cochranelibrary.com/cdsr/doi/10.1002/14651858.ED000129/full>. DOI: 10.1002/14651858.ED000129.
- [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]. [2024-05-20]. <https://journals.plos.org/plosmedicine/article?id=10.1371/journal.pmed.1001744>. DOI: 10.1371/journal.pmed.1001744.
- [5] WOLFF R F, MOONS K G, RILEY R D, et al. Probst: a tool to assess the risk of bias and applicability of prediction model studies [J]. *Ann Intern Med*, 2019, 170(1): 51-58.
- [6] LICHTMAN J H, LEIFHEIT-LIMSON E C, JONES S B, et al. Preventable readmissions within 30 days of ischemic stroke among medicare beneficiaries[J]. *Stroke*, 2013, 44(12): 3429-3435.
- [7] FEHNEL C R, LEE Y, WENDELL L C, et al. Post-acute care data for predicting readmission after ischemic stroke: a nationwide cohort analysis using the minimum data set [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/JAHA.115.002145>. DOI: 10.1161/JAHA.115.002145.
- [8] SLOCUM C, GERRARD P, BLACK-SCHAFFER R, et al. Functional status predicts acute care readmissions from inpatient rehabilitation in the stroke population [J/OL]. [2024-05-20]. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0142180>. DOI: 10.1371/journal.pone.0142180.
- [9] LEE J D, LEE T H, HUANG Y C, et al. Prediction model of early return to hospital after discharge following acute ischemic stroke [J]. *Curr Neurovasc Res*, 2019, 16(4): 348-357.
- [10] 孙超,胡慧秀,邓颖,等.老年缺血性脑卒中患者非计划性再入院危险因素分析及风险预测模型构建[J].中国护理管理,2020,20(11):1601-1605.
- [11] CHO J, PLACE K, SALSTRAND R, et al. Developing a predictive tool for hospital discharge disposition of patients poststroke with 30-day readmission validation [J/OL]. [2024-05-20]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2021/5546766>. DOI: 10.1155/2021/5546766.
- [12] DARABI N, HOSSEINICHIMEH N, NOTO A, et al. Machine learning-enabled 30-day readmission model for stroke patients [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.frontiersin.org/journals/neurology/articles/10.3389/fneur.2021.638267/full>. DOI: 10.3389/fneur.2021.638267.
- [13] DARAS L C, DEUTSCH A, INGBER M J, et al. Inpatient rehabilitation facilities' hospital readmission rates for medicare beneficiaries treated following a stroke [J]. *Top Stroke Rehabil*, 2021, 28(1): 61-71.
- [14] LINEBACK C M, GARG R, OH E, et al. Prediction of 30-day readmission after stroke using machine learning and natural language processing [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.frontiersin.org/journals/neurology/articles/10.3389/fneur.2021.649521/full>. DOI: 10.3389/fneur.2021.649521.
- [15] CHEN Y C, CHUNG J H, YEH Y J, et al. Predicting 30-day readmission for stroke using machine learning algorithms: a prospective cohort study [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.frontiersin.org/journals/neurology/articles/10.3389/fneur.2022.875491/full>. DOI: 10.3389/fneur.2022.875491.
- [16] 高秀梅,颜虹杰,林青.老年缺血性脑卒中患者复发再入院高危因素及预测[J].中国老年学杂志,2022,42(20):5139-5141.
- [17] KUMAR A, ROY I, BOSCH P R, et al. Medicare claim-based national institutes of health stroke scale to predict 30-day mortality and hospital readmission [J]. *J Gen Intern Med*, 2022, 37(11): 2719-2726.
- [18] 苗菁.脑卒中患者30天非计划性再入院风险预测模型的建立与验证[D].石河子:石河子大学,2022.
- [19] ROBERTS P, ARONOW H, OUELLETTE D, et al. Bounce-back: predicting acute readmission from inpatient rehabilitation for patients with stroke [J]. *Am J Phys Med Rehabil*, 2022, 101(7): 634-643.
- [20] 陈志朋,刘雪梅,周晓花,等.老年脑卒中患者营养风险指数对30天非计划再入院的预测价值[J].神经疾病与精神卫生,2023,23(11):780-786.
- [21] LV J, ZHANG M M, FU Y J, et al. An interpretable machine learning approach for predicting 30-day readmission after stroke [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386505623000680?via%3Dihub>. DOI: 10.1016/j.ij-medinf.2023.105050.
- [22] MERCURIO G, GOTTARDELLI B, LENKOWICZ J, et al. A novel risk score predicting 30-day hospital re-admission of patients with acute stroke by machine learning model [J/OL]. [2024-05-20]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ene.16153>. DOI: 10.1111/ene.16153.
- [23] 陈香萍,张奕,庄一渝,等. PROBAB: 诊断或预后多因素预测模型研究偏倚风险的评估工具 [J]. 中国循证医学杂志, 2020, 20(6): 737-744.
- [24] 黎剑锋,张静怡,李立康,等.临床试验中缺失值的处理方法探讨 [J]. 2024, 15(5): 1165-1172.
- [25] 莫航洋,陈亚萍,韩慧,等.临床预测模型研究方法与步骤 [J]. 中国循证医学杂志, 2024, 24(2): 228-236.
- [26] COLLINS G S, REITSMA J B, ALTMAN D G, et al. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD) [J/OL]. [2024-05-20]. <https://www.bmj.com/content/350/bmj.g7594>. DOI: 10.1136/bmj.g7594.
- [27] 文天才,刘保延,张艳宁.缺血性脑卒中患者31天内非计划性再入院风险因素研究:随机森林模型 [J]. 中国循证医学杂志, 2019, 19(5): 532-538.
- [28] 黄光成,周良,石建伟,等.机器学习算法在疾病风险预测中的应用与比较 [J]. 中国卫生资源, 2020, 23(4): 432-436.
- [29] 毛怡君,范惠,张维,等.脑卒中患者吞咽障碍风险预测模型的系统评价 [J]. 军事护理, 2023, 40(10): 96-100, 106.

(本文编辑:郁晓路)