

## · 脑卒中并发症 ·

# 急性缺血性卒中患者卒中相关性肺炎风险预测模型的系统评价

李春标<sup>1</sup>, 王婷<sup>2</sup>, 刘艺<sup>1</sup>, 袁娟<sup>1</sup>, 袁琳丽<sup>1</sup>

作者单位: 1.230012安徽省合肥市, 安徽中医药大学护理学院 2.230001安徽省合肥市, 安徽中医药大学第二附属医院护理部

通信作者: 袁娟, E-mail: 619296258@qq.com

**【摘要】** **目的** 系统评价急性缺血性卒中(AIS)患者卒中相关性肺炎(SAP)风险预测模型的质量及性能。**方法** 检索Web of Science、Cochrane Library、PubMed、Embase、中国知网、中国生物医学文献数据库、维普网、万方数据知识服务平台发表的有关AIS患者SAP风险预测模型的开发研究, 检索时限为各数据库建库至2023-08-30。由两名研究者进行文献筛选及数据提取, 并采用预测模型偏倚风险评估工具(PROBAST)评价纳入文献的质量。**结果** 最终纳入文献15篇, 共构建了24个模型。文献质量评价结果显示: 在研究对象领域, 11篇文献为高偏倚风险, 4篇文献为低偏倚风险; 在预测因子领域, 10篇文献为偏倚风险不清楚, 5篇文献为低偏倚风险; 在结果领域, 8篇文献为高偏倚风险, 4篇文献为偏倚风险不清楚, 3篇文献为低偏倚风险; 在统计分析领域, 14篇文献为高偏倚风险, 1篇文献为偏倚风险不清楚; 综上, 15篇文献均为高偏倚风险。在研究对象领域, 15篇文献均为低适用性风险; 在预测因子领域, 4篇文献为高适用性风险; 在结果领域, 3篇文献为高适用性风险; 综上, 6篇文献为高适用性风险, 9篇文献为低适用性风险。**结论** 现有AIS患者SAP风险预测模型具有良好的区分度, 但其预测的准确性尚不明确, 临床工作者应重点关注模型的外部验证, 不断更新和完善现有模型, 从而确保模型的可靠性和外推性。此外, 各文献总体偏倚风险均较高, 适用性一般, 未来研究者应参照PROBAST制定更严谨的研究方案、避免研究中潜在的各种偏倚风险。最后, 在预测因子的研究上, 将生物标志物、中医证候因素作为预测因子可在一定程度上提高模型的预测性能, 今后研究可基于病证结合模式, 从中医学和现代医学的角度进行全面探索, 对相关影响因素进行深入挖掘, 从而为预测模型在临床治疗中的应用提供更科学的决策支持。

**【关键词】** 缺血性卒中; 卒中相关性肺炎; 预测; 模型; 系统评价(主题)

**【中图分类号】** R 743.3 **【文献标识码】** A DOI: 10.12114/j.issn.1008-5971.2024.00.076

## Risk Prediction Models for Stroke-Associated Pneumonia in Patients with Acute Ischemic Stroke: a Systematic Review

LI Chunbiao<sup>1</sup>, WANG Ting<sup>2</sup>, LIU Yi<sup>1</sup>, YUAN Juan<sup>1</sup>, YUAN Linli<sup>1</sup>

1.School of Nursing, Anhui University of Chinese Medicine, Hefei 230012, China

2.Department of Nursing, the Second Affiliated Hospital of Anhui University of Chinese Medicine, Hefei 230001, China

Corresponding author: YUAN Juan, E-mail: 619296258@qq.com

**【Abstract】** **Objective** To systematically evaluate the quality and performance of risk prediction models for stroke-associated pneumonia (SAP) in patients with acute ischemic stroke (AIS). **Methods** The development of risk prediction models for SAP in AIS patients published in Web of Science, Cochrane Library, PubMed, Embase, CNKI, Chinese Biomedical Database, VIP, and Wanfang Data were searched. The search period was from the establishment of each database until August 30, 2023. Literature screening and data extraction were conducted by two researchers, and the quality of the included literature was evaluated using the prediction model risk of bias assessment tool (PROBAST). **Results** Finally, 15 articles were included and a total of 24 models were constructed. The results of literature quality evaluation showed that, in the field of study objects, 11 literature had high risk of bias and 4 literature had low risk of bias; in the field of predictors, 10 literature had unclear risk of bias and 5 literature had low risk of bias; in the outcome domain, 8 literature had high risk of bias, 4 literature had unclear risk of bias, and 3 literature had low risk of bias; in the field of statistical analysis, 14 literature had high risk of bias and 1 literature had unclear risk of bias. In summary, all 15 literature had high risk of bias. In the field of research objects, 15 literature were of low applicability risk; in the field of predictors, 4 literature were high applicability risk; in the outcome area, 3 literature were rated as high applicability risk. In summary, 6 literature had high applicability risk and 9 literature had low applicability risk. **Conclusion**

The existing SAP risk prediction models for AIS patients have good discrimination, but their accuracy in prediction is not yet clear. Clinical workers should focus on external validation of the models, continuously update and improve the existing models to ensure their reliability and extrapolation. In addition, the overall risk of bias in all literature is high, and the applicability is general. In the future, researchers should refer to PROBAST to develop more rigorous research plans and avoid potential bias risks in the study. Finally, in the study of predictive factors, using biomarkers and traditional Chinese medicine syndrome factors as predictive factors can improve the predictive performance of the model to a certain extent. In the future, based on the model of combining disease and syndrome, comprehensive exploration can be conducted from the perspective of traditional Chinese medicine and modern medicine, and relevant influencing factors can be deeply explored, so as to provide more scientific decision support for the application of prediction model in clinical treatment.

**【Key words】** Ischemic stroke; Stroke-associated pneumonia; Forecasting; Model; Systematic reviews as topic

卒中相关性肺炎(stroke-associated pneumonia, SAP)指非机械通气的卒中患者在发病7 d内新出现的肺炎,为卒中患者常见的并发症之一<sup>[1]</sup>。研究显示,急性缺血性卒中(acute ischemic stroke, AIS)为卒中最常见的类型,具有高致残率、高死亡率等特点,其发生SAP的风险高达50%<sup>[2-3]</sup>。国外学者对SAP患者开展的一项长达10年的随访研究显示,与非SAP患者相比,SAP患者1年内死亡率更高、住院时间更长、预后更差<sup>[4]</sup>。另有研究表明,AIS患者并发SAP可使急性护理费用增加约80%,严重增加患者的经济负担<sup>[5]</sup>。由此可见,挖掘SAP的影响因素并针对高危人群给予适当的预防措施尤为重要。为降低AIS患者发生SAP的风险,改善其预后,国内外学者开展了多项研究,对SAP潜在的危险因素进行了分析、预测,并构建了相应的风险预测模型,为SAP的防治工作提供了较为可靠的评估工具<sup>[6]</sup>,但各模型质量不一,模型性能与临床推广性亟待进一步验证。本研究旨在系统评价AIS患者SAP风险预测模型的质量及性能,以期为模型的更新和应用提供参考。本研究已于PROSPERO国际系统综述注册平台注册,注册号:CRD42023456037。

## 1 资料与方法

### 1.1 文献纳入与排除标准

文献纳入标准:(1)研究对象:AIS患者;(2)研究内容:AIS患者SAP风险预测模型的开发;(3)研究类型:队列研究、病例对照研究;(4)预测结局:SAP;(5)语言类型:中文或英文。文献排除标准:(1)无法获取文献全文或数据严重缺失,无法提取有效信息;(2)只对预测因子进行分析,未构建模型;(3)重复发表的文献;(4)综述、会议论文、新闻报道、动物实验等;(5)基于Meta分析构建预测模型;(6)仅对已构建的模型进行外部验证,未更新模型。

### 1.2 文献检索策略

检索Web of Science、Cochrane Library、PubMed、Embase、中国知网、中国生物医学文献数据库、维普网、万方数据知识服务平台发表的有关AIS患者SAP风险预测模型的开发研究,检索时限为各数据库建库至2023-08-30。中文数据库检索的关键词包括:缺血性脑卒中、脑梗死、脑梗塞、预测模型、模型、预测、风险评分、卒中相关性肺炎、肺炎、肺部感染等;英文数据库的检索词主要包括:ischemic stroke、embolic stroke、thrombotic stroke、brain infarction、

acute ischemic stroke、prediction model、predict\*、prognostic model、score、stroke-associated pneumonia、pneumonia、pulmonary infection等。

### 1.3 文献筛选

由两名研究者分别使用EndNoteX9软件对搜索到的文献进行去重处理,随后通过阅读文献题目和摘要进行初筛,通过阅读全文进行复筛,排除不符合要求的文献并记录排除原因,对筛选结果进行交叉核对,最终纳入符合本研究主题的文献。如两名研究者对筛选结果有异议,可讨论解决或交由另一名研究者判定。

### 1.4 数据提取

参考预测模型研究关键评估和数据提取清单(checklist for critical appraisal and data extraction for systematic reviews of prediction modelling studies, CHARMS)<sup>[7]</sup>制定电子信息表格用于数据提取,提取的内容包括:(1)研究一般资料:包括第一作者、发表年份、国家、研究类型、数据来源、研究对象、SAP诊断标准;(2)模型构建的基本信息:包括候选预测因子数量及连续变量处理方法、样本量、SAP发生情况、缺失数据数量及其处理方法;(3)模型开发情况和性能:包括建模方法、变量选择方法、模型性能表现、验证方法、主要预测因子、模型呈现方式。由两名研究者分别提取相关数据,并交叉核对,最终将以上数据汇总于Microsoft Office Excel 2016软件中。

### 1.5 文献质量评价

本研究采用MOONS等<sup>[8]</sup>按照德尔非法制定的预测模型偏倚风险评估工具(prediction model risk of bias assessment tool, PROBAST)评价纳入文献的质量。PROBAST的评估内容分为两个部分:第一部分为偏倚风险评价,包括研究对象、预测因子、结果、统计分析4个评价领域,共计20个标志性问题;第二部分为适用性风险评价,评价内容包括研究对象、预测因子及结果。两名研究者根据具体的条目信息分别对纳入文献的偏倚风险和适用性风险进行判断,并交叉核对评价结果,若有意见分歧,则将结果交由另一名科研经验丰富的研究者进行判定。

## 2 结果

### 2.1 文献检索结果

初步检索获得文献3 767篇,最终纳入文献15篇<sup>[9-23]</sup>,文献筛选流程图见图1。

## 2.2 纳入文献的基本特征

15篇文献<sup>[9-23]</sup>中, 12篇文献<sup>[11-20, 22-23]</sup>开展于中国, 2篇文献<sup>[9-10]</sup>开展于德国, 1篇文献<sup>[21]</sup>开展于波兰; 11篇文献<sup>[9-10, 12, 14, 16-20, 22-23]</sup>为回顾性队列研究, 4篇文献<sup>[11, 13, 15, 21]</sup>为前瞻性队列研究; 2篇文献<sup>[9, 11]</sup>为多中心研究; 8篇文献<sup>[10, 13-14, 16-17, 20-22]</sup>制定的纳入标准中界定了AIS患者的发病至入院时间; 在SAP诊断标准方面, 5篇文献<sup>[17-18, 20, 22-23]</sup>参照美国疾病控制和预防中心2015年《卒中相关性肺炎推荐诊断标准》, 2篇文献<sup>[16, 19]</sup>参照《卒中相关性肺炎诊治中国专家共识(2019更新版)》, 1篇文献<sup>[12]</sup>参照2010年《卒中相关性肺炎诊治中国专家共识》, 3篇文献<sup>[10-11, 13]</sup>参照《CDC对医院感染的定义》, 1篇文献<sup>[21]</sup>参照《美国传染病学会和美国胸科学会2016年临床实践指南》, 3篇文献<sup>[9, 14-15]</sup>未描述SAP诊断标准。纳入文献的基本特征见表1。

## 2.3 模型构建情况

15篇文献<sup>[9-23]</sup>中, 模型的候选预测因子数量为10~48个; 在连续变量处理方法方面, 6篇文献<sup>[9-10, 12, 16-17, 19]</sup>将部分连续变量转化为分类变量; 在模型样本量方面, 建模组的样本量为205~15 335例, 发生SAP 36~1 104例, 其中1篇文献<sup>[23]</sup>未报告建模组SAP发生情况; 在缺失数据方面, 仅1篇文献<sup>[12]</sup>报告了缺失数据的数量, 为0, 另有1篇文献<sup>[15]</sup>报告了缺失数据的处理方法为直接剔除, 其余13篇文献<sup>[9-11, 13-14, 16-23]</sup>既未报告缺失数据数量, 也未报告缺失数据的处理方法, 见表2。

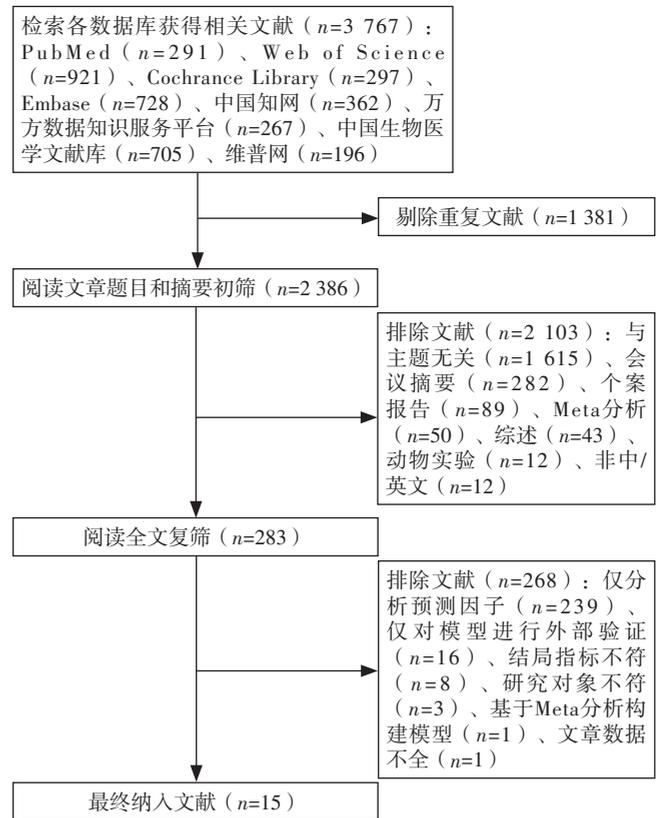


图1 文献筛选流程

Figure 1 Literature screening process

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

第一作者	发表年份	国家	研究类型	数据来源	研究对象	SAP诊断标准
HOFFMANN <sup>[9]</sup>	2012	德国	回顾性队列研究	BSR、NWSR	AIS患者	—
HARMS <sup>[10]</sup>	2013	德国	回顾性队列研究	某医院神经重症监护室	年龄≥18岁、发病至入院时间≤24 h、大脑中动脉区域闭塞的AIS患者	④
Ji <sup>[11]</sup>	2013	中国	前瞻性队列研究	中国卒中注册中心、CICAS	年龄≥18岁的AIS患者	④
GE <sup>[12]</sup>	2019	中国	回顾性队列研究	南昌大学第二附属医院	年龄≥18岁的AIS患者	③
HUANG <sup>[13]</sup>	2019	中国	前瞻性队列研究	温州医科大学第一附属医院	年龄≥18岁、发病至入院时间≤24 h的AIS患者	④
KUO <sup>[14]</sup>	2020	中国	回顾性队列研究	SRICHS	年龄≥18岁、发病至入院时间≤24 h的AIS患者	—
LI <sup>[15]</sup>	2020	中国	前瞻性队列研究	南京市第一医院	年龄≥18岁的AIS患者	—
杨冬冬 <sup>[16]</sup>	2021	中国	回顾性队列研究	徐州医科大学附属医院	年龄≥18岁、发病至入院时间≤24 h的AIS患者	②
WANG <sup>[17]</sup>	2021	中国	回顾性队列研究	福建省泉州市第一医院	年龄≥18岁、发病至入院时间≤48 h的AIS患者	①
ZHANG <sup>[18]</sup>	2021	中国	回顾性队列研究	首都医科大学宣武医院	大血管闭塞的AIS患者	①
李丽 <sup>[19]</sup>	2022	中国	回顾性队列研究	秦皇岛市第一医院	AIS患者	②
LI <sup>[20]</sup>	2022	中国	回顾性队列研究	上海市嘉定区中心医院	发病至入院时间≤72 h的AIS患者	①
SZYLIŃSKA <sup>[21]</sup>	2022	波兰	前瞻性队列研究	一家综合医院神经内科	发病至入院时间为48~72 h的AIS患者	⑤
YU <sup>[22]</sup>	2022	中国	回顾性队列研究	温州医科大学第一附属医院神经内科	发病至入院时间>6 h的AIS患者	①
曾瑞璜 <sup>[23]</sup>	2023	中国	回顾性队列研究	叙永县中医医院	AIS患者	①

注: SAP=卒中相关性肺炎, BSR=柏林卒中注册中心, NWSR=德国西北部卒中注册中心, AIS=急性缺血性卒中, CICAS=中国颅内动脉粥样硬化研究, SRICHS=长庚医疗系统卒中注册中心; ①表示美国疾病控制和预防中心2015年《卒中相关性肺炎推荐诊断标准》, ②表示《卒中相关性肺炎诊治中国专家共识(2019更新版)》, ③表示2010年《卒中相关性肺炎诊治中国专家共识》, ④表示《CDC对医院感染的定义》, ⑤表示《美国传染病学会和美国胸科学会2016年临床实践指南》; —表示未描述。

## 2.4 预测模型的评价和验证

纳入的15篇文献<sup>[9-23]</sup>共构建了24个模型。在建模方法上,1篇文献<sup>[23]</sup>使用LASSO回归,14篇文献<sup>[9-22]</sup>使用Logistic回归,3篇文献<sup>[12, 14-15]</sup>使用机器学习方法,包括支持向量机(support vector machines, SVM)<sup>[12, 15]</sup>、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)<sup>[12, 15]</sup>、多层感知机(multilayer perceptron, MLP)<sup>[12]</sup>、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)<sup>[12]</sup>、分类回归树(classification and regression tree, CART)<sup>[14]</sup>、随机森林分类器(random forest classifier, RFC)<sup>[15]</sup>、深度学习神经网络(deep-learning neural network, DNN)<sup>[15]</sup>;在变量选择方法上,1篇文献<sup>[23]</sup>使用LASSO回归法,5篇文献<sup>[9, 11, 19-20, 22]</sup>使用逐步回归法,6篇文献<sup>[10, 13, 16-18, 21]</sup>基于单因素分析结果筛选,3篇文献<sup>[12, 14-15]</sup>使用机器学习方法;在模型性能表现上,所有模型预测AIS患者发生SAP的AUC为0.739~0.966(当存在多个模型时,选择最佳表现的模型进行展示);7篇文献<sup>[9-11, 13, 18, 22-23]</sup>报道了模型的校准方法,包括校准曲线<sup>[13, 22-23]</sup>、决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)<sup>[13, 22-23]</sup>、Hosmer-Lemeshow拟合优度检验(H-L检验)<sup>[11, 18, 23]</sup>、广义决定系数(Cox-Snell R<sup>2</sup>、Nagelkerke R<sup>2</sup>、McFadden's R<sup>2</sup>)<sup>[9-10]</sup>;在模型验证方法上,5篇文献<sup>[10, 12-15]</sup>仅进行了内部验证,2篇文献<sup>[9, 18]</sup>仅进行了外部验证,2篇文献<sup>[11, 23]</sup>同时进行了内部验证和外部验证;模型的主要预测因子数量为3~11个,其中出现频率最高的前5位分别为:年龄( $n=9$ )、美国国立卫生研究院卒中量表( $n=8$ )、吞咽困难( $n=6$ )、心房颤动史( $n=5$ )、心力衰竭史( $n=4$ );12篇文献<sup>[9-11, 13, 16-23]</sup>报告了模型呈现方式,其中1篇文献<sup>[23]</sup>绘制了列线图,并以网页计算器的方式展示模型,3篇文献<sup>[19-21]</sup>以回归方程的

方式展示模型,6篇文献<sup>[9-11, 16-18]</sup>以评分系统的形式展示模型,2篇文献<sup>[13, 22]</sup>以列线图的形式展示模型,见表3。

## 2.5 文献质量评价

### 2.5.1 偏倚风险

(1) 研究对象领域:在纳入与排除标准方面,15篇文献<sup>[9-23]</sup>均报告了研究对象的纳入与排除标准,其中4篇文献<sup>[9, 18-19, 23]</sup>未界定研究对象的年龄、发病时间等信息,其余11篇文献<sup>[10-15, 15-17, 21-22]</sup>制定的纳入与排除标准较为合理且与本研究问题基本相符。在研究设计方面,11篇文献<sup>[9-10, 12, 14, 16-20, 22-23]</sup>为回顾性队列研究,由于研究依赖于已有的历史数据,有可能导致选择偏倚;4篇文献<sup>[11, 13, 15, 21]</sup>为前瞻性队列研究,按照时间顺序收集数据,可以更好地控制潜在的混淆因素和干扰因素,偏倚风险较低。综上,11篇文献<sup>[9-10, 12, 14, 16-20, 22-23]</sup>为高偏倚风险,4篇文献<sup>[11, 13, 15, 21]</sup>为低偏倚风险。

(2) 预测因子领域:在预测因子的定义和评估方面,13篇文献<sup>[10, 12-23]</sup>为单中心研究,研究对象均来源于固定的研究中心,因此该方面的偏倚风险较低;2篇文献<sup>[9, 11]</sup>为多中心研究,不同中心存在医疗环境、医疗诊断标准的差异,这有可能导致预测因子的评估存在一定偏倚。关于问题“是否是在不清楚结果数据的情况下评估预测因子?”,1篇文献<sup>[9]</sup>报告对评估人员设盲;4篇文献<sup>[11, 13, 15, 21]</sup>为前瞻性队列研究,由于预测因子均是在结局事件发生前进行测量,评估人员在评估预测因子过程中并不清楚结果信息,因此偏倚风险较低;其余10篇文献<sup>[10, 12, 14, 16-20, 22-23]</sup>未报告是否对评估人员设盲。在“预测模型所包含的预测因子是否有效?”方面,3篇文献<sup>[10, 12, 15]</sup>未报告预测因子最终是否具有统计学意义;其余12篇文献<sup>[9, 11, 13-14, 16-23]</sup>均报告了预测因子的检

表2 AIS患者SAP风险预测模型构建情况

Table 2 Construction of the predictive models for SAP risk in patients with AIS

第一作者	候选预测因子		样本量 (建模组/验模组, 例)	SAP (建模组/验模组, 例)	缺失数据	
	数量(个)	连续变量处理方法			数量(例)	处理方法
HOFFMANN <sup>[9]</sup>	10	转化为分类变量	15 335/45 085 <sup>a</sup>	1 104/3 155 <sup>a</sup>	—	—
HARMS <sup>[10]</sup>	12	转化为分类变量	223/112	68/38	—	—
JI <sup>[11]</sup>	27	未处理	8 820/5 882 (3 037 <sup>a</sup> )	1 005/664 (222 <sup>a</sup> )	—	—
GE <sup>[12]</sup>	25	转化为分类变量	11 736/2 194	313/55	0	—
HUANG <sup>[13]</sup>	33	未处理	643/340	70/50	—	—
KUO <sup>[14]</sup>	29	未处理	10 034/—	541/—	—	—
LI <sup>[15]</sup>	18	未处理	2 667/79	566/142	—	直接剔除
杨冬冬 <sup>[16]</sup>	21	转化为分类变量	212/—	36/—	—	—
WANG <sup>[17]</sup>	13	转化为分类变量	1 016/—	138/—	—	—
ZHANG <sup>[18]</sup>	38	未处理	258/149 <sup>a</sup>	120/89 <sup>a</sup>	—	—
李丽 <sup>[19]</sup>	10	转化为分类变量	334/—	38/—	—	—
LI <sup>[20]</sup>	25	未处理	2 366/—	459/—	—	—
SZYLIŃSKA <sup>[21]</sup>	38	未处理	1 001/—	227/—	—	—
YU <sup>[22]</sup>	48	未处理	205/—	57/—	—	—
曾瑞璜 <sup>[23]</sup>	25	未处理	265/114 (157 <sup>a</sup> )	—/— (24 <sup>a</sup> )	—	—

注:<sup>a</sup>表示外部验证队列,—表示未描述。

表3 AIS患者SAP风险预测模型的评价和验证  
Table 3 Evaluation and validation of the predictive models for SAP risk in patients with AIS

第一作者	建模方法	变量选择方法	模型性能表现		验证方法	主要预测因子	模型呈现方式
			AUC (建模组/验模组)	校准方法 (建模组/验模组)			
HOFFMANN <sup>[9]</sup>	Logistic回归	逐步回归法	0.837/0.835*	Cox-Snell R <sup>2</sup> (0.106/0.112)、Nagelkerke R <sup>2</sup> (0.259/0.264)、McFadden's R <sup>2</sup> (0.213/0.215)	EV	年龄、男性、心房颤动史、NIHSS评分、吞咽困难	评分系统
HARMS <sup>[10]</sup>	Logistic回归	基于单因素分析结果筛选	0.850/0.880	Nagelkerke R <sup>2</sup> (0.460/—)	IV	GCS评分、年龄、收缩压、WBC	评分系统
JI <sup>[11]</sup>	Logistic回归	逐步回归法	0.797/0.785 (0.792*)	H-L检验 (P=0.300/—)	IV、EV	年龄、心房颤动史、充血性心力衰竭史、COPD史、吸烟史、mRS评分、吞咽困难、NIHSS评分、GCS评分、卒中亚型、血糖	评分系统
GE <sup>[12]</sup>	Logistic回归、SVM、XGBoost、MLP、GRU	机器学习方法	0.960/0.928	—	IV	PPIs、肝素钠、Rh血型、乳酸脱氢酶、铁蛋白、注射托拉塞米、压疮、NEU、高血压史、意识障碍、红细胞沉降率、侵入性手术、注射甘露醇、年龄、注射丙氨酰胺、注射奥美拉唑钠、超敏心肌肌钙蛋白、服用盐酸多奈哌齐、CRP、注射硝普钠、服用短肽肠内营养液、吞咽困难、注射呋塞米、B型脑钠肽、Morse跌倒评分	—
HUANG <sup>[13]</sup>	Logistic回归	基于单因素分析结果筛选	0.845/0.897	校准曲线、DCA (净获益率 0~0.30/—)	IV	年龄、入院时NIHSS评分、心房颤动史、鼻胃管介入、机械通气、纤维蛋白原、WBC	列线图
KUO <sup>[14]</sup>	Logistic回归、CART	机器学习方法	0.812/—	—	IV	年龄、心房颤动史、吸烟史、入院时体温、入院时脉率、NIHSS评分、WBC、尿尿素氮水平	—
LI <sup>[15]</sup>	Logistic回归、SVM、RFC、XGBoost、DNN	机器学习方法	—/0.841	—	IV	年龄、mRS评分、入院时NIHSS评分、空腹血糖、性别、心房颤动史	—
杨冬冬 <sup>[16]</sup>	Logistic回归	基于单因素分析结果筛选	0.966/—	—	—	NIHSS评分、心力衰竭史、吞咽困难、NLR	评分系统
WANG <sup>[17]</sup>	Logistic回归	基于单因素分析结果筛选	0.855/—	—	—	年龄、NIHSS评分、GCS评分、吞咽困难、心力衰竭史、肌酐、PPIs	评分系统
ZHANG <sup>[18]</sup>	Logistic回归	基于单因素分析结果筛选	0.739/0.783*	H-L检验 (P=0.389/P=0.692)	EV	脑卒中史、吞咽困难、LYM	评分系统
李丽 <sup>[19]</sup>	Logistic回归	逐步回归法	0.855/—	—	—	年龄、NIHSS评分、梗死体积	回归方程
LI <sup>[20]</sup>	Logistic回归	逐步回归法	0.851/—	—	—	年龄、同型半胱氨酸、国际标准化比值、COPD史、吞咽困难、入院48 h内的行走能力	回归方程
SZYLIŃSKA <sup>[21]</sup>	Logistic回归	基于单因素分析结果筛选	0.876/—	—	—	心力衰竭、COPD、全身性动脉粥样硬化、NIHSS评分、CRP/HGB比值	回归方程
YU <sup>[22]</sup>	Logistic回归	逐步回归法	0.840/—	校准曲线、DCA (净获益率 0~0.30/—)	—	A <sub>1</sub> DS <sub>2</sub> 评分、卒中心、意识障碍、脑萎缩、核心梗死体积	列线图
曾瑞璜 <sup>[23]</sup>	LASSO回归	LASSO回归法	0.922/0.917 (0.850*)	校准曲线、DCA (净获益率 0~0.11/净获益率0~0.11)、H-L检验 (P=0.476/P=0.319)	IV、EV	NEU、LYM、前清蛋白、纤维蛋白原、D-二聚体	列线图、网页计算器

注: \*表示外部验证队列; —表示未描述; EV=外部验证, NIHSS=美国国立卫生研究院卒中量表, IV=内部验证, GCS=格拉斯哥昏迷量表, WBC=白细胞计数, COPD=慢性阻塞性肺疾病, mRS=改良Rankin量表, SVM=支持向量机, XGBoost=极端梯度提升, MLP=多层感知机, GRU=门控循环单元, PPIs=质子泵抑制剂, CRP=C反应蛋白, NEU=中性粒细胞计数, DCA=决策曲线分析, CART=分类回归树, RFC=随机森林分类器, DNN=深度学习神经网络, NLR=中性粒细胞与淋巴细胞比值, LYM=淋巴细胞计数, HGB=血红蛋白。

验统计学。综上, 10篇文献<sup>[10, 12, 14, 16-20, 22-23]</sup> 偏倚风险不清楚, 5篇文献<sup>[9, 11, 13, 15, 21]</sup> 为低偏倚风险。

(3) 结果领域: 在结局指标的分类方法上, 3篇文献<sup>[9, 14-15]</sup> 报告的结局指标未参照具体的诊断标准。关于问题“结果的定义是否排除了预测因子?” 6篇文献<sup>[10, 14, 16, 18, 22-23]</sup> 使用WBC作为预测因子, 而其为SAP定义<sup>[1]</sup> 中相关因素的一部分, 这可能导致高估了其预测作用。关于问题“确定结果时是否不清楚预测因子的信息?” 4篇文献<sup>[11, 13, 15, 21]</sup> 对结局测量者实施了盲法, 因此偏倚风险较低; 6篇文献<sup>[10, 14, 16, 18, 22-23]</sup> 在确定结果时使用了预测因子的信息, 导致其偏倚风险增加, 5篇文献<sup>[9, 12, 17, 19-20]</sup> 未报告相关信息。关于问题“预测因子评估和结果确定的时间间隔是否合理?” 由于SAP的定义<sup>[1]</sup> 中存在发生时间的界定(即非机械通气脑卒中患者7 d内新出现的肺炎), 因此可认为15篇文献<sup>[9-23]</sup> 预测因子评估和

结果确定的时间间隔合理。综上, 8篇文献<sup>[9, 10, 14-16, 18, 22-23]</sup> 为高偏倚风险, 4篇文献<sup>[12, 17, 19-20]</sup> 为偏倚风险不清楚, 3篇文献<sup>[11, 13, 21]</sup> 为低偏倚风险。

(4) 统计分析领域: 在样本量方面〔预测模型的开发研究要求每个自变量的事件数 (events per variable, EPV)  $\geq 20$  例<sup>[24]</sup> 以保证模型的稳定性和可靠性〕, 5篇文献<sup>[10, 13, 19]</sup> 的EPV  $< 20$  例, 可能导致模型过拟合, 稳定性降低。对于连续变量的处理, 6篇文献<sup>[9, 10, 12, 16-17, 19]</sup> 将部分连续变量转换为二分类变量或多分类变量, 9篇文献<sup>[11, 13-15, 18, 20-23]</sup> 未对连续变量做类型转换。在缺失数据方面, 仅有1篇文献<sup>[12]</sup> 明确报告无缺失数据, 1篇文献<sup>[15]</sup> 直接剔除缺失数据, 13篇文献<sup>[9-11, 13-14, 16-23]</sup> 未报告是否存在缺失数据。在模型构建方面(基于单因素分析结果筛选预测因子可能会遗漏其他变量的影响, 导致结果产生偏差<sup>[24]</sup>), 6篇文献<sup>[10, 13, 16-18, 21]</sup> 在单因

素分析的基础上进行了多因素分析, 其余文献采用LASSO回归法<sup>[23]</sup>、逐步回归法<sup>[9, 11, 19-20, 22]</sup>、机器学习方法<sup>[12, 14, 15]</sup>筛选预测因子。15篇文献<sup>[9-23]</sup>均未对数据的复杂性作解释说明。关于预测模型性能的报告(应同时对模型的分度度和校准度进行描述, 以全面评估模型的表现), 15篇文献<sup>[9-23]</sup>采用AUC评价模型的分度度, 8篇文献<sup>[12, 14-17, 19-21]</sup>未评价模型的校准度。关于模型的拟合情况, 8篇文献<sup>[10, 16-22]</sup>未进行内部验证或仅进行了随机拆分验证, 3篇文献<sup>[12, 14-15]</sup>采用10折交叉验证, 2篇文献<sup>[9, 18]</sup>仅进行了外部验证, 2篇文献<sup>[11, 23]</sup>同时进行了内部验证和外部验证。仅5篇文献<sup>[11, 18-21]</sup>报告了预测因子的回归系数与多变量分析报告结果一致。综上, 14篇文献<sup>[9-22]</sup>为高偏倚风险, 1篇文献<sup>[23]</sup>为偏倚风险不清楚。

综上, 15篇文献<sup>[9-23]</sup>均为高偏倚风险, 见图2、表4。

### 2.5.2 适用性风险

在研究对象领域, 15篇文献<sup>[9-23]</sup>的研究对象基本符合本系统评价问题的要求, 均为低适用性风险。在预测因子领域, 4篇文献<sup>[12, 15, 19, 21]</sup>缺少对预测因子的定义或定义不明确, 为高适用性风险。在结果领域, 3篇文献<sup>[9, 14-15]</sup>对结局的评估方法不恰当, 为高适用性风险。综上, 6篇文献<sup>[9, 12, 14-15, 19, 21]</sup>为高适用性风险, 9篇文献<sup>[10, 13, 16-18, 20, 22-23]</sup>为低适用性风险, 见图3、表4。

## 3 讨论

### 3.1 AIS患者SAP风险预测模型的总体表现、偏倚风险及适用性风险分析

对预测模型进行系统评价是验证其准确性及有效性的重

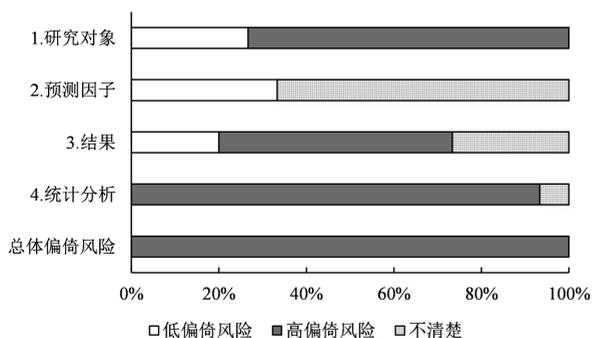


图2 AIS患者SAP风险预测模型的偏倚风险

Figure 2 Risk of bias of the predictive models for SAP risk in patients with AIS

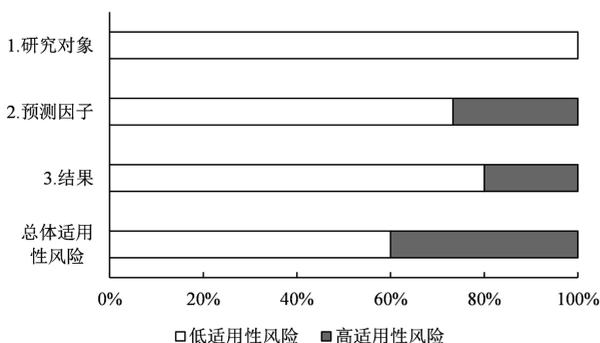


图3 AIS患者SAP风险预测模型的适用性风险

Figure 3 Risk of applicability of the predictive models for SAP risk in patients with AIS

要手段, 可为研究者们不断更新、验证模型提供参考<sup>[25-26]</sup>。本研究结果显示, 所有模型预测AIS患者发生SAP的AUC为0.739~0.966, 均>0.7, 表明各模型具有较良好的区分度。然而, 区分度仅代表模型对结局事件发生风险的鉴别能力, 为考察模型预测的准确性, 还需要对模型的校准度进行评价<sup>[27]</sup>。本研究结果显示, 3篇文献<sup>[11, 18, 23]</sup>使用H-L检验考察预测值和实际值之间的差异, 但该方法并不能量化差异大小, 因此并不推荐使用<sup>[28]</sup>。另有3篇文献<sup>[13, 22-23]</sup>采用校准曲线、DCA评估模型的校准度。校准曲线可直观展示模型预测的准确性, 仍是目前评价模型校准度的首选方法, 相较之下, DCA则采用净获益率评估模型的临床获益, 其结果对于评估模型的实际应用价值具有重要参考意义。除了评价模型的性能外, 模型的呈现方式对于临床的应用也同样重要。本研究结果显示, 大多数文献采用了评分系统或回归方程展示模型, 有利于临床工作人员量化风险的大小, 而列线图、网页计算器则将模型可视化, 可使模型的呈现更为直观, 且计算方法较为简便<sup>[29]</sup>。

本研究结果显示, 所有模型的总体偏倚风险较高。究其原因, 主要与研究设计不严谨、预测因子评估方法不恰当、未对评估者实施盲法、样本量不合理、变量的处理方法不当、模型的评估方式欠佳等因素有关。其中, 研究设计是造成偏倚风险的主要来源之一。纳入的15篇文献<sup>[9-23]</sup>中有11篇文献<sup>[9-10, 12, 14, 16-20, 22-23]</sup>使用回顾性队列数据进行分析。虽然回顾性队列研究拥有更大规模的数据集, 可降低数据收集成本, 但会增加信息偏倚的风险, 难以排除混杂因素的影响, 进而导致研究结果的偏差, 并不推荐使用<sup>[30]</sup>。此外, 回顾性队列研究利用已经存在的历史数据, 较难实现对评估者

表4 AIS患者SAP风险预测模型的偏倚风险和适用性风险评价  
Table 4 Evaluation of risk of bias and risk of applicability of the predictive models for SAP risk in patients with AIS

第一作者	偏倚风险			适用性风险			总体	
	研究对象	预测因子	结果	研究对象	预测因子	结果	偏倚风险	适用性风险
HOFFMANN <sup>[9]</sup>	-	+	-	-	+	+	-	-
HARMS <sup>[10]</sup>	-	?	-	-	+	+	-	+
Ji <sup>[11]</sup>	+	+	+	-	+	+	-	+
GE <sup>[12]</sup>	-	?	?	-	+	-	+	-
HUANG <sup>[13]</sup>	+	+	+	-	+	+	-	+
KUO <sup>[14]</sup>	-	?	-	-	+	+	-	-
LI <sup>[15]</sup>	+	+	-	-	+	-	-	-
杨冬冬 <sup>[16]</sup>	-	?	-	-	+	+	-	+
WANG <sup>[17]</sup>	-	?	?	-	+	+	-	+
ZHANG <sup>[18]</sup>	-	?	-	-	+	+	-	+
李丽 <sup>[19]</sup>	-	?	?	-	+	-	+	-
LI <sup>[20]</sup>	-	?	?	-	+	+	-	+
SZYLIŃSKA <sup>[21]</sup>	+	+	+	-	+	-	+	-
YU <sup>[22]</sup>	-	?	-	-	+	+	-	+
曾瑞璜 <sup>[23]</sup>	-	?	-	?	+	+	-	+

注: +表示低偏倚风险/低适用性风险, -表示高偏倚风险/高适用性风险, ?表示不清楚。

设盲,可能会存在样本选择偏倚,导致模型的适用性下降。今后研究应在研究时间、经济等条件充足的情况下,以前瞻性队列研究数据、注册数据或巢式病例对照研究数据等作为风险预测模型的研究设计数据来源。在统计分析领域,个别文献的样本量不足( $EPV < 20$ 例),这会导致模型的可靠性、稳定性和泛化能力下降。其次,将连续变量转化为分类变量会造成信息损失,降低数据精度,增加模型过度拟合的风险。另外,部分文献基于单因素分析结果筛选预测因子,忽略了潜在混淆变量、多因素的影响。最后,在对模型性能的评价上,大多数文献未评价模型的校准度,且对模型性能的验证方法仍有待进一步改善。今后研究应参照PROBAST<sup>[8]</sup>以及TRIPOD声明<sup>[31]</sup>完善实验设计、降低潜在偏倚风险,使模型更为可信、应用更广泛。

本研究结果显示,所有模型的总体适用性一般,其中高适用性风险的原因主要与预测因子和结果的定义不明确、评估方法不恰当等因素有关。由于各研究来自不同地区或国家,对于疾病或某些相关定义的参照标准有所差异,可能导致某些模型的性能与其他研究结果有所不同,从而降低模型的适用性。在评估预测因子、结局事件等相关定义时,研究者可参照国际上公认的定义和诊断标准,以保证模型的临床适用性。

### 3.2 AIS患者SAP风险预测模型的预测因子分析

各模型最终筛选的预测因子不一致,主要包括患者一般资料、既往疾病史、卒中相关因素、实验室检查指标等。其中出现频率最高的预测因子为年龄,与ASHOUR等<sup>[32]</sup>的研究结果一致。研究显示,老年卒中患者较中青年卒中患者发生SAP的风险高<sup>[33]</sup>。分析原因,可能是随着年龄的增长,患者与衰老相关的共病增加、免疫功能下降,进而导致SAP发生风险增加。有研究指出,入院时NIHSS评分越高的患者,越容易发生不良事件,如误吸、吞咽障碍等,进而导致SAP<sup>[34]</sup>。在既往疾病史方面,YUAN等<sup>[35]</sup>研究指出,有心房颤动史的卒中患者发生SAP的概率更高,原因可能是不规则的心房颤动会减少心输出量,引起肺充血,影响肺部气体交换,从而导致肺部感染。值得注意的是,仅有少数文献运用实验室检查指标作为预测因子。然而有研究指出,卒中患者不同时间段的血液中生物标志物,如T淋巴细胞亚群、中性粒细胞与淋巴细胞比值(neutrophil-to-lymphocyte ratio, NLR)、降钙素原等,对SAP的预测具有重要指导作用<sup>[36]</sup>,未来研究应关注该类预测因子对SAP的实际预测价值。

从本研究结果不难发现,目前临床风险预测模型多以明确诊断的疾病或现代医学的理化检查指标作为预测因子,而缺少中医证候学相关因素。鉴于此,有学者提出,将中医证候学相关因素与现代医学的理化检查指标相结合,构建“病证结合”风险预测模型,从而对疾病的潜在风险实现更精确的预测<sup>[37]</sup>。高阳等<sup>[38]</sup>以内风证、内火证等中医证候要素作为主要预测因子并构建缺血性中风复发风险预测模型,结果显示,模型预测的准确率达到了95.42%。于丽等<sup>[39]</sup>将心力衰竭的常规发病因素与中医证候因素相结合,构建了具有中医特色的心力衰竭风险预测模型,结果显示,该模型预测

测试集、验证集住院患者发生心力衰竭的AUC分别为0.964、0.963。一项有关病证结合的热点分析同样指出,病证结合模式可为风险预测模型研究提供新思路,仍是今后研究的热点和重点<sup>[40]</sup>。未来研究者可基于病证结合模式,挖掘有关SAP的中医证候、中医体质等因素,构建适用于本土领域的风险预测模型。

### 3.3 本研究局限性

本研究尚存在一定局限性:(1)大部分文献对模型的校准度关注不够或使用了不严谨的校准方法,尚无法确定模型预测的准确性;(2)由于本研究专注于模型的开发研究,且大部分纳入的文献未进行外部验证,荟萃分析的方法不适用,因此仅使用了描述性分析的方法评价模型的总体表现;(3)各文献的偏倚风险均较高,应谨慎对待其研究结果。

## 4 结论

综上所述,现有AIS患者SAP风险预测模型具有良好的区分度,但其预测的准确性尚不明确,临床工作者应重点关注模型的外部验证,不断更新和完善现有模型,从而确保模型的可靠性和外推性。此外,各文献总体偏倚风险均较高,适用性一般,未来研究者应参照PROBAST制定更严谨的研究方案、避免研究中潜在的各种偏倚风险。最后,在预测因子的研究上,将生物标志物、中医证候因素作为预测因子可在一定程度上提高模型的预测性能,今后研究可基于病证结合模式,从中医学和现代医学的角度进行全面探索,对相关影响因素进行深入挖掘,从而为预测模型在临床治疗中的应用提供更科学的决策支持。

作者贡献:李春标进行文章的构思与设计、统计学处理、结果的分析与解释,撰写论文;王婷进行研究的实施与可行性分析;李春标、刘艺进行数据收集、整理;李春标、袁娟、袁琳丽进行论文的修订;袁娟负责文章的质量控制及审校,对文章整体负责、监督管理。

本文无利益冲突。

### 参考文献

- [1] SMITH C J, KISHORE A K, VAIL A, et al. Diagnosis of stroke-associated pneumonia: recommendations from the pneumonia in stroke consensus group [J]. *Stroke*, 2015, 46 (8): 2335-2340. DOI: 10.1161/STROKEAHA.115.009617.
- [2] FINLAYSON O, KAPRAL M, HALL R, et al. Risk factors, inpatient care, and outcomes of pneumonia after ischemic stroke [J]. *Neurology*, 2011, 77 (14): 1338-1345. DOI: 10.1212/WNL.0b013e31823152b1.
- [3] LI J, ZHANG P, WU S M, et al. Stroke-related complications in large hemisphere infarction: incidence and influence on unfavorable outcome [J]. *Ther Adv Neurol Disord*, 2019, 12: 1756286419873264. DOI: 10.1177/1756286419873264.
- [4] TEH W H, SMITH C J, BARLAS R S, et al. Impact of stroke-associated pneumonia on mortality, length of hospitalization, and functional outcome [J]. *Acta Neurol Scand*, 2018, 138 (4): 293-300. DOI: 10.1111/ane.12956.
- [5] ALI A N, HOWE J, MAJID A, et al. The economic cost of stroke-associated pneumonia in a UK setting [J].

- Top Stroke Rehabil, 2018, 25 (3): 214–223.DOI: 10.1080/10749357.2017.1398482.
- [6] 李圣娟, 郑冬香.卒中相关性肺炎预测量表及风险模型的研究进展 [J].全科护理, 2021, 19 (31): 4360–4364.DOI: 10.12104/j.issn.1674–4748.2021.31.009.
- [7] 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].PLoS Med, 2014, 11 (10): e1001744.DOI: 10.1371/journal.pmed.1001744.
- [8] MOONS K G M, WOLFF R F, RILEY R D, 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): W1–33.DOI: 10.7326/M18–1377.
- [9] HOFFMANN S, MALZAHN U, HARMS H, et al.Development of a clinical score (A2DS2) to predict pneumonia in acute ischemic stroke [J].Stroke, 2012, 43 (10): 2617–2623.DOI: 10.1161/STROKEAHA.112.653055.
- [10] HARMS H, GRITNER U, DRÖGE H, et al.Predicting post-stroke pneumonia: the PANTHERIS score [J].Acta Neurol Scand, 2013, 128 (3): 178–184.DOI: 10.1111/ane.12095.
- [11] JI R J, SHEN H P, PAN Y S, et al.Novel risk score to predict pneumonia after acute ischemic stroke [J].Stroke, 2013, 44 (5): 1303–1309.DOI: 10.1161/STROKEAHA.111.000598.
- [12] GE Y Q, WANG Q H, WANG L, et al.Predicting post-stroke pneumonia using deep neural network approaches [J].Int J Med Inform, 2019, 132: 103986.DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2019.103986.
- [13] HUANG G Q, LIN Y T, WU Y M, et al.Individualized prediction of stroke-associated pneumonia for patients with acute ischemic stroke [J].Clin Interv Aging, 2019, 14: 1951–1962.DOI: 10.2147/CIA.S225039.
- [14] KUO Y W, HUANG Y C, LEE M, et al.Risk stratification model for post-stroke pneumonia in patients with acute ischemic stroke [J].Eur J Cardiovasc Nurs, 2020, 19 (6): 513–520.DOI: 10.1177/1474515119889770.
- [15] LI X, WU M, SUN C, et al.Using machine learning to predict stroke-associated pneumonia in Chinese acute ischaemic stroke patients [J].Eur J Neurol, 2020, 27 (8): 1656–1663.DOI: 10.1111/ene.14295.
- [16] 杨冬冬, 张尊胜.急性缺血性脑卒中相关性肺炎的危险因素分析及预测评分模型构建 [J].神经疾病与精神卫生, 2021, 21 (2): 121–127.DOI: 10.3969/j.issn.1009–6574.2021.02.009.
- [17] WANG Y, WU Z S.The establishment of a stroke-associated pneumonia predictive scoring system [J].NeuroAsia, 2021, 26 (3): 485–490.DOI: 10.54029/2021xdx.
- [18] ZHANG B W, ZHAO W B, WU C J, et al.SDL index predicts stroke-associated pneumonia in patients after endovascular therapy [J].Front Neurol, 2021, 12: 622272.DOI: 10.3389/fneur.2021.622272.
- [19] 李丽, 苏艳敏, 袁关利, 等.构建卒中相关性肺炎预测模型以改善预后 [J].中国临床医生杂志, 2022, 50 (1): 59–61. DOI: 10.3969/j.issn.2095–8552.2022.01.018.
- [20] LI Y M, ZHAO L, LIU Y G, et al.Novel predictors of stroke-associated pneumonia: a single center analysis [J].Front Neurol, 2022, 13: 857420.DOI: 10.3389/fneur.2022.857420.
- [21] SZYLIŃSKA A, BOTT-OLEJNIK M, WAŃKOWICZ P, et al.A novel index in the prediction of pneumonia following acute ischemic stroke [J].Int J Environ Res Public Health, 2022, 19 (22): 15306.DOI: 10.3390/ijerph192215306.
- [22] YU Y Y, XIA T Y, TAN Z L, et al.A2DS2 score combined with clinical and neuroimaging factors better predicts stroke-associated pneumonia in hyperacute cerebral infarction [J].Front Neurol, 2022, 13: 800614.DOI: 10.3389/fneur.2022.800614.
- [23] 曾瑞璜, 陈智熙, 王小林, 等.常规检验数据挖掘对急性缺血性脑卒中并发卒中相关性肺炎的预测价值 [J].中国感染控制杂志, 2023, 22 (2): 142–149.DOI: 10.12138/j.issn.1671–9638.20233331.
- [24] 陈香萍, 张奕, 庄一渝, 等.PROBAST: 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.DOI: 10.7507/1672–2531.201910087.
- [25] DEBRAY T P, DAMEN J A, SNELL K I, et al.A guide to systematic review and meta-analysis of prediction model performance [J].BMJ, 2017, 356: i6460.DOI: 10.1136/bmj.i6460.
- [26] DAMEN J A A, MOONS K G M, VAN SMEDEN M, et al.How to conduct a systematic review and meta-analysis of prognostic model studies [J].Clin Microbiol Infect, 2023, 29 (4): 434–440. DOI: 10.1016/j.cmi.2022.07.019.
- [27] 王俊峰, 章仲恒, 周支瑞, 等.临床预测模型: 模型的验证 [J].中国循证心血管医学杂志, 2019, 11 (2): 141–144. DOI: 10.3969/j.issn.1674–4055.2019.02.04.
- [28] STEYERBERG E W, VERGOUWE Y.Towards better clinical prediction models: seven steps for development and an ABCD for validation [J].Eur Heart J, 2014, 35 (29): 1925–1931. DOI: 10.1093/eurheartj/ehu207.
- [29] JALALI A, ALVAREZ-IGLESIAS A, ROSHAN D, et al. Visualising statistical models using dynamic nomograms [J].PLoS One, 2019, 14 (11): e0225253.DOI: 10.1371/journal.pone.0225253.
- [30] 谷鸿秋, 王俊峰, 章仲恒, 等.临床预测模型: 模型的建立 [J].中国循证心血管医学杂志, 2019, 11 (1): 14–16, 23.DOI: 10.3969/j.issn.1674–4055.2019.01.04.
- [31] COLLINS G S, REITSMA J B, ALTMAN D G, et al.Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): the TRIPOD Statement [J].Eur J Clin Invest, 2015, 45 (2): 204–214.DOI: 10.1111/eci.12376.
- [32] ASHOUR W, AL-ANWAR A D, KAMEL A E, et al.Predictors of early infection in cerebral ischemic stroke [J].J Med Life, 2016, 9 (2): 163–169.
- [33] TINKER R J, SMITH C J, HEAL C, et al.Predictors of mortality and disability in stroke-associated pneumonia [J].Acta Neurol Belg, 2021, 121 (2): 379–385.DOI: 10.1007/s13760–019–01148–w.
- [34] KWAH L K, HARVEY L A, DIONG J, et al.Models containing age and NIHSS predict recovery of ambulation and upper limb function six months after stroke: an observational study [J].J

- Physiother, 2013, 59 (3): 189-197.DOI: 10.1016/S1836-9553(13)70183-8.
- [35] YUAN M H, LI Q, ZHANG R R, et al.Risk factors for and impact of poststroke pneumonia in patients with acute ischemic stroke [J].Medicine, 2021, 100 (12): e25213.DOI: 10.1097/MD.00000000000025213.
- [36] 邹修梅, 段筱妍, 李沛, 等.脑卒中相关性肺炎的影响因素和风险预测研究进展 [J].护理研究, 2021, 35 (18): 3264-3269.DOI: 10.12102/j.issn.1009-6493.2021.18.012.
- [37] 魏戎, 谢雁鸣, 田峰, 等.病证结合构建慢病风险预测模型的思路与方法 [J].中国中医基础医学杂志, 2017, 23 (2): 180-183.DOI: 10.19945/j.cnki.issn.1006-3250.2017.02.014.
- [38] 高阳, 谢雁鸣, 王志飞, 等.基于中医证候的缺血性中风病复发早期预警模型的构建及验证 [J].中华中医药杂志, 2022, 37 (2): 686-692.
- [39] 于丽, 郑超楠, 贾梦楠, 等.心力衰竭中医风险评估预警模型的构建 [J].中华中医药杂志, 2023, 38 (11): 5447-5453.
- [40] 王龙, 代彦林, 韩姗姗, 等.基于CiteSpace的中医“病证结合”文献知识图谱可视化分析 [J].时珍国医国药, 2021, 32 (1): 242-244.DOI: 10.3969/j.issn.1008-0805.2021.01.75.
- (收稿日期: 2023-11-02; 修回日期: 2024-02-07)  
(本文编辑: 崔丽红)