

## · 精神分裂症专题 ·

## 精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型的范围综述

田华雨 谷晓玲 贾景涵 张欣蕊 苏晓萍 董蓉娜

550004 贵阳, 贵州省第二人民医院护理部(田华雨、苏晓萍、董蓉娜); 300193 天津中医药大学第一附属医院护理部(谷晓玲); 301617 天津中医药大学研究生院(贾景涵、张欣蕊)

通信作者: 董蓉娜, Email: 1329605127@qq.com

DOI: 10.3969/j.issn.1009-6574.2026.02.005

**【摘要】目的** 对精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型的研究进行范围综述, 以为未来研究和临床决策提供依据。**方法** 聚焦精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型, 系统检索中国生物医学文献数据、中国知网、维普网、万方数据库、PubMed、Cochrane Library、CINAHL、Embase和Web of Science 9个中、英文数据库, 检索时限为2014年1月1日—2024年7月6日, 提取模型建模方法、验证及呈现形式、预测因子和预测效能等信息, 并进行规范化报告。**结果** 共纳入18篇文献, 模型构建人数为57~1 426例, 精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为发生率为24%~79.70%, 涉及Logistic回归和多种机器学习算法模型, 其中监督机器学习法在预测此类行为方面表现最佳, 暴力攻击行为史、阴性症状、抗精神病用药史、年龄、住院时间、教育水平与依从性是常见预测因子。**结论** 现有预测模型在预测精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为方面具有一定效果, 未来应在人工智能背景下利用多模态临床预测模型对此类行为进行更准确的风险评估, 优化其发生的关键影响因素, 从而为临床尽早实施干预决策提供依据。

**【关键词】** 精神分裂症谱系障碍; 精神分裂症; 暴力攻击行为; 预测模型; 机器学习; 范围综述

**Risk prediction models for violent aggressive behavior in patients with schizophrenia spectrum disorders: a scoping review** Tian Huayu, Gu Xiaoling, Jia Jinghan, Zhang Xinrui, Su Xiaoping, Dong Rongna Nursing Department, the Second People's Hospital of Guizhou Province, Guiyang 550004, China (Tian HY, Su XP, Dong RN); Nursing Department, First Teaching Hospital of Tianjin University of Traditional Chinese Medicine, Tianjin 300193, China (Gu XL); Graduate School, Tianjin University of Traditional Chinese Medicine, Tianjin 301617, China (Jia JH, Zhang XR)

Corresponding author: Dong Rongna, Email: 1329605127@qq.com

**【Abstract】Objective** To conduct a scoping review on risk prediction models for violent aggression behavior in patients with schizophrenia spectrum disorders, so as to inform future research and clinical decision-making. **Methods** Risk prediction models for violent aggression behavior in patients with schizophrenia spectrum disorders were systematically searched in 9 Chinese and English databases, including Chinese Biomedical Literature Data, China National Knowledge Infrastructure, VIP, WanFang Data, PubMed, Cochrane Library, CINAHL, Embase, and Web of Science. The search period was from January 1, 2014 to July 6, 2024. Data on modeling methods, validation and presentation formats, predictors, and predictive performance were extracted, and standardized reporting was conducted. **Results** A total of 18 articles were included, and the sample size of model construction ranged from 57 to 1 426. The incidence of violent aggression behavior in patients with schizophrenia spectrum disorders was from 24% to 79.70%. Logistic regression and various machine learning algorithm models were employed, with supervised machine learning method demonstrating the best performance in predicting such behavior. Common predictors included history of violent aggression behavior, negative symptoms, history of antipsychotic medication use, age, hospital stay, educational level and adherence. **Conclusions** Existing predictive models demonstrate some effectiveness in forecasting violent aggression behavior among individuals with schizophrenia spectrum disorders. In the context of artificial intelligence, multimodal clinical prediction models should be utilized to conduct accurate risk assessments of such behaviors and optimize the key influencing factors contributing to their occurrence, and thereby providing a basis for early clinical intervention decisions.

**【Key words】** Schizophrenia spectrum disorders; Schizophrenia; Violent aggression behavior; Prediction model; Machine learning; Scoping review

精神分裂症谱系障碍是一组最常见的病因不明、病程迁延的具有暴力攻击风险的精神障碍<sup>[1-2]</sup>,包括精神分裂症、分裂情感障碍和其他妄想障碍<sup>[3]</sup>。暴力攻击行为是指患者在精神症状影响下,使用武力攻击自己或他人、使用暴力毁坏物品、对他人表现出敌对的态度或破坏性行为;这种行为不仅严重威胁患者和他人安全、扰乱护理治疗计划、延长住院时间,还对家庭与社会产生极大的负面影响<sup>[4-6]</sup>。另有证据表明,“暴力行为、攻击行为、危险行为和冲动行为”这些行为主要表现均为语言攻击、肢体攻击、自我攻击、攻击物品以及无目的攻击5个方面,有学者通常将其视为同义词<sup>[2, 7-10]</sup>,因此下文将其统称为暴力攻击行为。精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为的发生率为33.3%~53.2%<sup>[1, 11]</sup>,发生风险仍在不断增加<sup>[4, 12-13]</sup>,因此对其进行预测和预防显得非常有必要<sup>[14-15]</sup>。近年来,关于这类暴力攻击行为风险预测模型的研究数量呈不断上升趋势,但其预测效果和文献质量差异较大。部分研究存在局限性,如仅基于单中心数据开展,缺乏外部验证或验证样本量较小,研究类型多为横断面研究,这在一定程度上影响了研究结果的可靠性和普适性。鉴于此,系统回顾与深入剖析该类研究,对于优化暴力攻击行为风险预测模型的效能以及提升相关领域文献的整体质量,具有极为重要的学术价值与实践意义。因此,本研究对国内外关于精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型的研究进行了范围综述,旨在全面了解此类暴力攻击行为发生的成因,评估现有预测模型的预测效果,并为后续研究和临床实践提供依据。

## 一、资料与方法

1. 确定研究问题:通过文献回顾确定研究问题,包括:(1)目前有哪些关于精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型的研究?(2)模型的建模方法有哪些?涉及哪些预测因子?各模型预测效果如何?(3)现有模型存在哪些不足,对后续研究有何启示?

2. 文献纳入和排除标准:(1)纳入标准。①研究对象为符合CCMD-3<sup>[16]</sup>、ICD-9<sup>[17]</sup>和ICD-10<sup>[18]</sup>、DSM-IV<sup>[19]</sup>和DSM-V<sup>[20]</sup>等相关诊断标准定义中的精神分裂症谱系障碍患者;②研究设计为模型

的构建和(或)验证以及应用的原始研究,涉及横断面、病例对照、队列和纵向研究等;③中、英文文献。(2)排除标准。①研究对象包含非精神分裂症谱系障碍患者;②重复发表文献;③硕博论文、会议、成果、个案等;④无法获取全文的文献;⑤仅建模未进行模型性能评估或验证的研究。

3. 文献检索:采取主题词和自由词相结合的方式,通过计算机检索中国生物医学文献数据、中国知网、维普网、万方数据库、PubMed、Cochrane Library、CINAHL、Embase和Web of Science 9个中、英文数据库,检索时限为2014年1月1日—2024年7月6日。在此基础上,人工追踪纳入文献的参考文献作为补充。中文检索词为“精神分裂、精神分裂症、分裂样精神病、早发性痴呆、分裂情感障碍”AND“暴力行为、攻击行为、危险行为、冲动行为”AND“风险预测模型、危险因素、预测因子、模型”。英文检索词为“schizophrenia、schizophrenias、schizophreniform psychosis、early-onset dementia、schizoaffective disorder”AND“violent act、aggressive behavior、risk behaviour、impulsive action”AND“risk prediction model、risk factor、predictor、model”。(1)中文检索策略以中国知网为例,检索式为:(主题:精神分裂+精神分裂症+分裂样精神病+早发性痴呆+分裂情感障碍)AND(主题:暴力行为+攻击行为+危险行为+冲动行为)AND(主题:风险预测模型+危险因素+预测因子+模型)。(2)英文检索策略以PubMed为例,检索式见图1。

4. 文献筛选与资料提取:文献筛选由2名接受过专业培训的研究人员共同完成。在EndNote 20.0软件中对文献进行去重处理,首先根据纳排标准,通过阅读标题和摘要进行初筛,其次通过阅读全文复筛,筛选过程中如有异议与第3名研究者讨论决定纳入与否。根据CHARMS清单<sup>[21]</sup>中的建议,提取了作者、发表年份、样本来源、建模方法、研究对象、模型验证及呈现形式、样本量、预测因子和预测效能及结果等信息,并进行了分类、汇总分析。

5. 文献偏倚风险和适用性评价:本研究应用预测模型研究的偏倚风险评估工具(Prediction Model Risk of Bias Assessment Tool, PROBAST)<sup>[22]</sup>对纳入文献进行偏倚风险和适用性评价。

## 二、结果

(一)文献筛选结果:通过数据库检索获得文献2 834篇,导入EndNote 20.0去除重复文献后获得121篇,再经过去重、阅读全文复筛,追踪纳入文献的参考文献补充文献4篇,最终纳入18篇文章<sup>[16, 19-20, 23-37]</sup>,其中英文12篇,中文6篇。文献筛选流程见图2。

(二)文献偏倚风险和适用性评价结果:本研究中,大多数研究偏倚风险较高,主要集中在结果( $n=7$ )、分析( $n=14$ )上,但在适用性方面,9项研究适用性较好。见表1、图3。

(三)精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型的构建及验证

1.纳入文献的基本特征:纳入的18篇文章中纵向研究、队列研究、回顾性研究、病例对照研究和横断面研究分别为1项<sup>[23]</sup>、1项<sup>[16]</sup>、4项<sup>[27-28, 36-37]</sup>、5项<sup>[20, 25-26, 31, 33]</sup>和7项<sup>[19, 24, 29-30, 32, 34-35]</sup>,单、多中心

研究分别为16项和2项,样本量为57~1 426例,暴力攻击行为发生率为24%~79.70%,发表年份以2023年最多,为8篇。

2.模型的构建情况:研究对象以住院患者居多,也涉及门诊和法医环境等患者。模型构建方法包括:(1)机器学习算法11项<sup>[19-20, 24-28, 30, 35-37]</sup>,涉及梯度提升、支持向量机(support vector machine, SVM)、LASSO回归、广义线性模型、决策树算法、神经网络、k-最近邻、随机森林、朴素贝叶斯等多种算法;(2)Logistic回归模型7项<sup>[16, 23, 29, 31-34]</sup>。见表2。

3.模型预测因子、呈现形式、验证方法及性能:(1)在模型呈现形式方面。8个模型有具体呈现形式,包括列线图/赋值<sup>[16, 24, 29, 32, 35]</sup>、风险评分公式<sup>[31]</sup>、回归公式<sup>[34]</sup>和比值比(odds ratio, OR)值衡量各因子权重<sup>[33]</sup>,10项研究仅列出危险因素,未呈现具体的模型形式。(2)在模型验证方面以内部验证为主,有10个模型<sup>[19-20, 24, 26-28, 30, 34, 36-37]</sup>进行内部验证,涉

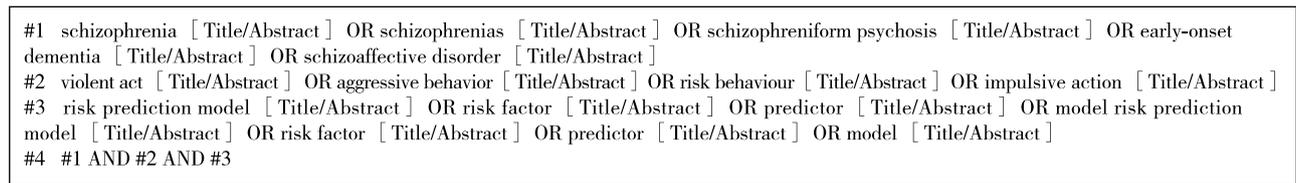


图1 PubMed文献检索流程图

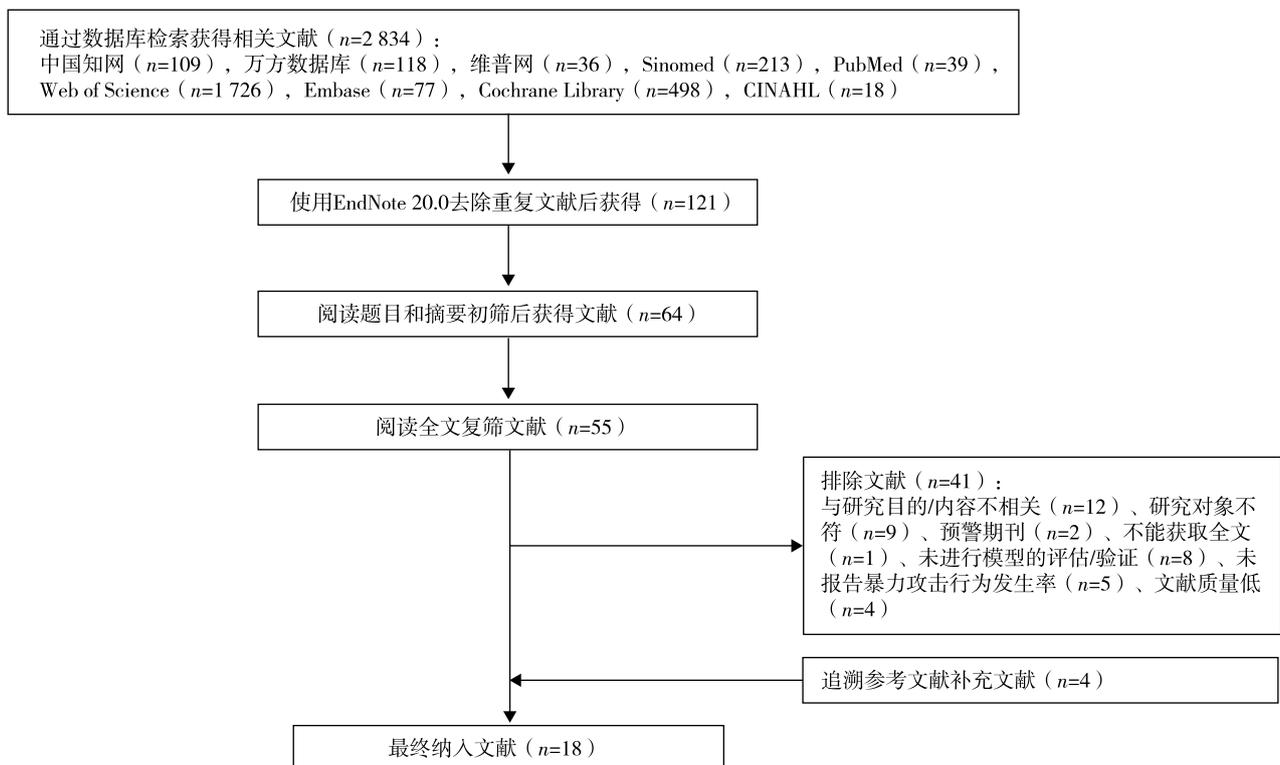


图2 文献筛选流程图

表1 18篇纳入文献偏倚风险及适用性评估

纳入文献	偏倚风险				适用性			总体	
	研究对象	预测因素	结果	分析	研究对象	预测因素	结果	偏倚性	适用性
Chen等 <sup>[23]</sup>	+	-	+	+	-	-	-	+	-
Cheng等 <sup>[24]</sup>	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Gou等 <sup>[25]</sup>	-	+	?	+	-	-	-	+	-
Kirchbner等 <sup>[26]</sup>	?	+	+	-	-	-	-	+	-
Lau等 <sup>[27]</sup>	-	-	+	+	-	-	+	+	+
Sonnweber等 <sup>[28]</sup>	-	-	+	+	-	-	+	+	+
Sun等 <sup>[29]</sup>	-	-	-	+	-	-	-	+	-
Wang等 <sup>[19]</sup>	-	-	-	+	-	-	-	+	-
Yu等 <sup>[30]</sup>	-	-	-	-	-	-	-	-	-
周思和施剑飞 <sup>[31]</sup>	-	-	-	+	-	-	-	+	-
唐红梅等 <sup>[32]</sup>	-	?	?	+	-	?	?	+	?
姚思思等 <sup>[33]</sup>	-	+	?	+	-	+	?	+	+
汪敏等 <sup>[34]</sup>	-	+	+	+	-	+	+	+	+
邢宇航 <sup>[35]</sup>	-	+	-	+	-	+	-	+	+
黄弋瑾等 <sup>[16]</sup>	-	+	?	+	-	+	?	+	+
Hofmann等 <sup>[36]</sup>	-	?	+	-	-	-	+	+	+
Yu等 <sup>[20]</sup>	-	-	-	+	-	-	-	+	-
Machetanz等 <sup>[37]</sup>	-	-	+	+	-	-	+	+	+

注: +表示偏倚风险/适用性高风险; -表示偏倚风险/适用性低风险; ?表示偏倚风险/适用性不清楚。

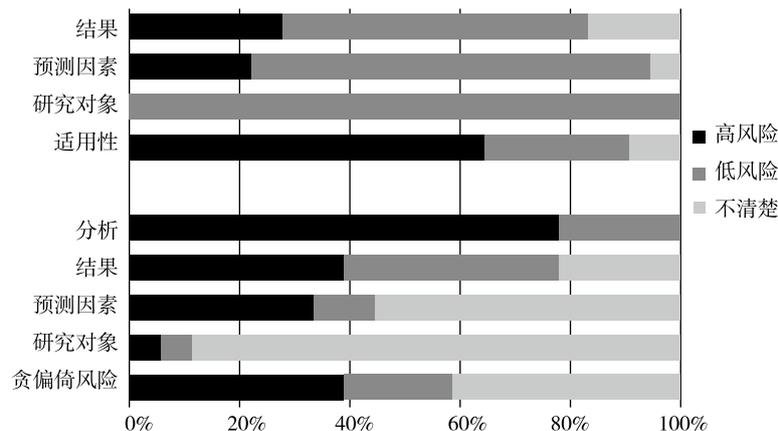


图3 18篇文献纳入模型偏倚及适用性评价图

及Bootstrap法、交叉验证法、随机拆分法/数据分割法,有2个模型<sup>[29, 32]</sup>同时进行了内外部验证,其余6个模型未报告任何验证方法。(3)在模型性能方面。有17个模型<sup>[16, 19-20, 24-37]</sup>报告曲线下面积(area under the curve, AUC)值为62.5%~95.50%,仅2个模型<sup>[19, 30]</sup>AUC值在70%以下,提示预测模型总体区分度较为理想;有14个模型<sup>[19-20, 24-31, 33-35, 37]</sup>报告了敏感度为31.02%~98.6%和特异度为44.40%~94.20%,11个模型<sup>[19-20, 23-28, 30, 36-37]</sup>报告了准确度为61.06%~90.67%,提示现有模型地预测能力参差不齐;仅有4项研究<sup>[29, 32, 34-35]</sup>报告了模型校准度(即Hosmer-

Lemeshow拟合优度检验 $P > 0.05$ )。此外,还有用阳性预测值<sup>[26, 28]</sup>、阴性预测值<sup>[26, 28]</sup>、一致性指数<sup>[35]</sup>等评价模型的预测性能。见表3。

4. 预测因子分类: 本次纳入模型的预测因子数量为1~10个,1项研究<sup>[32]</sup>区分了危险因素和保护因素。为了更好地比较不同类型的因子对精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测的贡献,本研究将所纳入预测因子进行汇总、分类,最终分为6类:(1)社会人口学资料;(2)生物标志物;(3)基因遗传;(4)神经影像学;(5)精神病理学症状;(6)其他因素。见表4。

表2 18篇纳入文献风险预测模型的构建情况

纳入文献	国家	发表年份	样本来源	研究类型	构建方法	样本量		研究对象	发生率(%)	
						A	B		A	B
Chen等 <sup>[23]</sup>	中国	2015	①	纵向研究	Logistic回归	107	-	连续入院的SSD患者, > 16岁	62.60	-
Cheng等 <sup>[24]</sup>	中国	2023	①	横断面调查	机器学习	1 426	611	SZ住院患者, ≥ 14岁	30	-
Gou等 <sup>[25]</sup>	中国	2021	①	病例对照研究	机器学习	74	-	暴力犯罪者SZ, 18 ~ 50岁	24	-
Kirchbner等 <sup>[26]</sup>	瑞士	2022	①	病例对照研究	机器学习	370	-	SSD患者	79.50	-
Lau等 <sup>[27]</sup>	瑞士	2024	①	回顾性研究	机器学习	207	89	SSD住院患者	11.60	-
Sonnweber等 <sup>[28]</sup>	瑞士	2021	①	回顾性研究	机器学习	259	110	SZ法医罪犯患者	79.70	-
Sun等 <sup>[29]</sup>	中国	2023	②	横断面调查	Logistic回归	429	-	稳定型SZ住院患者, 18 ~ 65岁	26.34	-
Wang等 <sup>[19]</sup>	加拿大	2020	①	横断面调查	机器学习	275	-	SZ稳定住院患者, 18 ~ 75岁	37	-
Yu等 <sup>[30]</sup>	中国	2022	①	横断面调查	机器学习	278	119	男性SZ住院患者, 16 ~ 69岁	36.80	-
周思和施剑飞 <sup>[31]</sup>	中国	2021	①	病例对照研究	Logistic回归	209	-	SZ住院患者, 18 ~ 45岁	26.60	-
唐红梅等 <sup>[32]</sup>	中国	2023	①	横断面调查	Logistic回归	319	104	入院时间≤ 24 h的SZ患者, ≥ 18岁	35.74	-
姚思思等 <sup>[33]</sup>	中国	2022	①	病例对照研究	Logistic回归	128	-	围绝经期SZ患者, 45岁至绝经后1年	57.81	-
汪敏等 <sup>[34]</sup>	中国	2023	①	横断面调查	Logistic回归	334	116	SZ住院患者, 18 ~ 60岁	34.73	31.30
邢宇航 <sup>[35]</sup>	中国	2023	①	横断面调查	机器学习	150	-	SZ住院患者, 18 ~ 66岁	54	-
黄弋瑾等 <sup>[16]</sup>	中国	2023	①	队列研究	Logistic回归	97	-	男性SZ住院患者	30.93	-
Hofmann等 <sup>[36]</sup>	瑞士	2022	②	回顾性研究	机器学习	370	-	SSD患者	32.10	-
Yu等 <sup>[20]</sup>	中国	2022	①	病例对照研究	机器学习	57	57	SZ住院患者	52.26	-
Machetanz等 <sup>[37]</sup>	瑞士	2023	①	回顾性研究	机器学习	399	-	SSD患者	58.10	-

注: ①为单中心; ②为多中心; A为建模组; B为验模组; SSD 精神分裂症谱系障碍; SZ 精神分裂症; - 未报告。

**讨论** 在本研究中, 精神分裂症谱系障碍患者暴力行为的发生率为24% ~ 79.70%。但是, Lau等<sup>[27]</sup>的研究报告了一个较低的发生率(11.60%), 该研究涵盖了精神分裂症谱系障碍的性犯罪者(50例)和暴力犯罪者(246例)。鉴于其研究人群的独特性, 为了确保研究结果的可靠性, 排除了这项研究。本研究结果与一项纳入3 929例患者的荟萃分析结果(23.5% ~ 42.6%)接近<sup>[1]</sup>, 造成两者间差异的可能原因包括: (1) 该综述仅纳入使用改良显性攻击量表来评估攻击行为的模型, 而本研究还纳入了使用外显攻击行为量表<sup>[34]</sup>、冲动行为定义和分级<sup>[33]</sup>等来评估暴力攻击行为的模型; (2) 本研究检索时间延长至2024年, 而该荟萃分析的检索截止时间为2019年; (3) 纳入模型的人群基线特征存在差异, 如研究对象的阴性症状, 抗精神病用药史、年龄与住院时间也可能导致研究结果的差异。同时, 此行为的发生会导致一系列不利影响, 如伤害患者自己和其他人、严重影响其预后和康复、威胁家庭稳定及社会和谐等<sup>[29, 38]</sup>。因此, 临床医护人员在对精神分裂症谱系障碍患者进行预警管理时应重点关注暴力攻击行为。

本研究纳入的13项研究发表于2022年及之后, 占总数的72.22%(13/18), 这表明文献总体较新, 预

测精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为的模型仍在发展中。传统Logistic回归模型得出的研究结论已被证实可能存在一定偏倚<sup>[39]</sup>, 而本次纳入模型中有7项研究采用Logistic回归建模, 且纳入文献多为回顾性研究/横断面研究, 纵向研究较少, 这在一定程度上增加了选择性偏倚风险。另外, 本次纳入模型大多数在至少一个领域具有较高的偏倚风险, 且整体存在很大偏倚风险, 但1/2个模型在预测精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为领域表现出良好的适用性。造成这种结果的原因可能是: (1) 一些研究可能存在对研究结果的过度解读; (2) 一些研究样本量小和过度拟合等; (3) 大多数研究缺乏校准度指标评估, 未进行模型外部验证; (4) PROBAST工具是基于传统建模方法开发, 可能不适用评估机器学习模型研究的偏倚风险, 而本研究纳入的11项模型是机器学习<sup>[40-42]</sup>。同时, 基于人工智能开发的偏倚评估工具PROBAST+AI和报告规范TRIPOD+AI已被发现可为报告这类研究提供最佳的指导<sup>[43]</sup>。因此, 建议未来要在充分考虑现有模型的偏倚风险基础上构建理想的精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为风险预测模型, 并使用PROBAST+AI来评估模型的偏倚风险和适用性, 利用TRIPOD+AI进行规范报告。

表3 18篇纳入文献模型的预测因子、呈现形式、验证及预测性能情况

纳入文献	预测因子	呈现形式	验证方法	预测性能		
				AUC值 (%, A/B)	校准度	其他程度 (%, A/B)
Chen等 <sup>[23]</sup>	女性、早发型、阳性症状评分较高、阴性症状评分较低和低二分TC水平	-	-	-	-	ACC=85
Cheng等 <sup>[24]</sup>	APGAR, ITAQ, 持续时间, 攻击历史, SSRS, 药物依从性, 年龄, FBS	①	内部	95.50	-	SEN=89.20 SPE=88.70 ACC=88.90
Gou等 <sup>[25]</sup>	皮质-皮质下回路的功能障碍	-	-	95	-	SEN=90.91 SPE=90.48 ACC=90.67
Kirchebner等 <sup>[26]</sup>	过去压力源的数量; 某些关键压力源(成年期的社会孤立; 过去接受过强制性精神病治疗; 失业; 儿童和(或)青年时期与主要照顾者分离的患者; 学业失败)	-	内部	83	-	SEN=80.49 SPE=71.19 ACC=77 PPV=66 NPV=84
Lau等 <sup>[27]</sup>	性行为 and 兴趣、精神病理学症状和指数犯罪的特征、再犯的一般危险因素(如非典型性兴趣和性关注)	-	内部	80	-	SEN=98.60 SPE=44.40 ACC=71.50
Sonnweber等 <sup>[28]</sup>	住院治疗所花费的时间、首次诊断为SSD的年龄、入狱时间、出院时奥氮平当量、入院和出院时的PANSS总分、先前的定罪、实际或潜在的出院、成年期的社会孤立以及童年/青春期的贫困/临床、发展和社会因素	-	内部	80.26/76.04	-	SEN=68.22/72.73 SPE=72.20/62.92 ACC=70.21/67.83 PPV=39.04/65.98 NPV=89.70/70
Sun等 <sup>[29]</sup>	年龄、疾病持续时间、阳性症状、童年创伤、自尊和复原力	①	内外部	79	0.734	SEN=70 SPE=81.40
Wang等 <sup>[19]</sup>	人口统计学, 临床和社会文化变量	-	内部	63 ± 0.05	-	SEN=32 ± 0.08 SPE=80 ± 0.04 ACC=62 ± 0.04
Yu等 <sup>[30]</sup>	较低的教育水平、吸烟、较高的阳性综合征和较高的SDSS评分	-	内部	66.73	-	SEN=44.44 SPE=83.87 ACC=64.16
周思和施剑飞 <sup>[31]</sup>	是否自愿住院、lnCK水平、兴奋敌对因子	②	-	80.40	-	SEN=76.80 SPE=94.20
唐红梅等 <sup>[32]</sup>	既往攻击行为、精神残疾、激越症状、大专及以上文化程度、入院前1周抗精神分裂药物服药情况	①	内外部	77/76.70	> 0.05	-
姚思思等 <sup>[33]</sup>	文化程度为低下、既往有暴力史、既往有自我伤害史、发作时被伤害妄想、未按医嘱规律服药	③	-	91	-	SEN=86.50 SPE=83.30
汪敏等 <sup>[34]</sup>	性别、不良生活习惯史、既往冲动行为史、易激惹	④	内部	76.90	0.379	SEN=59.50 SPE=86.70
邢宇航 <sup>[35]</sup>	PANSS阳性症状 ≥ 18.42分、有既往攻击行为、非自愿住院、DRD4基因多态性	①	-	87.50	> 0.05	SEN=89.25 SPE=92.41
黄弋瑾等 <sup>[16]</sup>	饮酒史、未遵医嘱用药、既往暴力史及PANSS评分	①	-	83.30	-	-
Hofmann等 <sup>[36]</sup>	对其他患者的消极行为、违反病房规则、入院时的PANSS评分、冲动控制不佳和敌意、对医院工作人员的抱怨、不合群/反社会的言论或态度、紧张和不合作	-	内部	87	-	ACC=77.60
Yu等 <sup>[20]</sup>	大脑区域的皮质厚度和体积	-	内部	84.10	-	SEN=80 SPE=84.62 ACC=82.31
Machetanz等 <sup>[37]</sup>	既往门诊精神疾病治疗、定期服用抗精神病药物、整体认知缺陷、在参考住院期间开具抗抑郁药处方、更高水平的焦虑、缺乏自发性 and 对话流畅性	-	内部	87/81	-	SEN=61.50B SPE=80.90B ACC=76.60/71.20

注: - 未报告; AUC 曲线下面积; A 为建模组, B 为验模组; TC 总胆固醇; APGAR 家庭关怀度量表; ITAQ 洞察和治疗态度问卷; SSRS 社会支持评定量表; FBS 家庭负担疾病量表问卷; SSD 精神分裂症谱系障碍; PANSS 阳性和阴性症状量表; lnCK 血清肌酸激酶; DRD4 基因多态性: 基因型 4/6、等位基因 6 次重复、长片段重复序列; ACC 准确度; SEN 敏感度; SPE 特异度; PPV 阳性预测值; NPV 阴性预测值; SDSS 社会残疾筛查时间表; SES 自尊量表; Connor-Davidson 弹性量表复原力; CTQ-SF 童年创伤问卷-简表; BPRS 简明精神病量表; ①列线图/赋值; ②根据各因子的回归系数得出风险评分公式:  $Y=0.739 \times \lnCK-2.414 \times \text{自愿住院}+0.078 \times \text{补充因子}-27.709$ ; ③OR 值衡量各因子权重; ④回归公式:  $\logit(P)=-1.522-0.493X1+1.057X2+1.337X3+0.921X4$ ; 原文使用多种机器学习算法时, 本文仅提取最佳预测性能的算法值。

表4 18篇纳入文献中预测因子分类

项目	纳入模型(个)	项目	纳入模型(个)
社会人口学资料		皮质-皮质下回路的	1
住院时间	3	功能障碍	
年龄	3	精神病理学症状	
性别	2	精神症状	1
职业	1	奥氮平当量	1
教育水平	3	压力	2
是否自愿入院	2	依从性	3
经济情况	1	暴力攻击行为史	8
抗精神病用药史	3	阳性症状	2
治疗状况	1	阴性症状	7
疾病类型	1	易激怒	1
实际或潜在的出院	1	精神残疾	1
吸烟	1	激越症状	1
不良生活史	2	指数犯罪的特征	1
饮酒史	1	临床因素	1
人口统计学	1	其他因素	
社会及文化变量	2	9种评估工具的评分	12
生物标志物		社会及家庭因素	1
血脂水平	1	入狱时间	1
lnCK水平	1	认知因素	1
基因遗传		法医环境	1
DRD4基因多态性	1	性行为和兴趣	1
神经影像学		自尊	1
大脑区域的皮质厚度和体积	1		

注:9种评估工具的评分包括PANSS评分、SSRS评分、SDSS评分、FBS评分、APGAR评分、ITAQ评分、SES评分、Connor-Davidson弹性量表评分和CTQ-SF评分;暴力攻击行为史包括攻击行为史+暴力行为史+自我伤害行为史+冲动行为史;lnCK血清肌酸激酶;DRD4多巴胺D4受体基因多态性;PANSS阳性和阴性症状量表;SSRS社会支持评定量表;SDSS社会残疾筛查时间表;FBS家庭负担疾病量表问卷;APGAR家庭关怀度量表;ITAQ洞察和治疗态度问卷;SES自尊量表;CTQ-SF童年创伤问卷-简表。

本研究纳入文献所涉及的预测因子数量及类型差异较大,在对所纳入的18项文献中的预测因子进行分析比较后发现,各种社会人口学资料、生物标志物、基因遗传、神经影像学、精神病理学症状和其他因素与精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为相关,其中出现频率较高的是暴力攻击行为史(8个),阴性症状(7个),抗精神病用药史、年龄、住院时间、教育水平与依从性(3个),这提示临床医护人员应将上述预测因子作为精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为早期预警时要重点观察的因素。另外,有研究发现外周炎症生物标志物<sup>[20]</sup>、睡眠差/自言自语<sup>[44]</sup>、氨基酸和脂质代谢失调<sup>[45]</sup>与患者的暴力行为有关。因此,基于目前的预测模型精准度稍显不足,未来研

究者可以建立多模态大模型或融合生信分析建立预测模型,使预测模型的预测力更加强大,甚至可以进一步进行预防研究。

性能理想的预测模型可为精神分裂症谱系障碍患者的暴力攻击行为发生提供高精度的评估工具,而具有理想预测性能模型必定是经过了严格的内、外部验证流程,这2种验证相互补充,共同构成一个完整的模型验证体系<sup>[46]</sup>。然而,本研究纳入的模型主要以内部验证为主,仅2项研究进行了内外部验证,以及仅4项研究展现了模型校准度,部分模型存在性能评价不全面的问题,如缺少关于模型准确度、PPV和NPV、内部一致性等的报告。另外,这些模型很少在临床推广应用,如文献28的模型<sup>[28]</sup>是在法医环境下开发的,这可能会局限研究结果推广到其他环境中。这提示未来应充分论证现有模型的内外部适应性,全面评价其预测性能,并将其应用于不同环境中,以提高现有精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为预测模型的预测效果及推广适用性。

关于预测精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为的最佳性能算法,目前尚未达成共识,有证据<sup>[36]</sup>表明监督机器学习能识别此类行为的最相关的预测因子。另外,梯度提升<sup>[28]</sup>、随机森林算法<sup>[19, 24]</sup>、SVM<sup>[20, 36]</sup>、朴素贝叶斯算法<sup>[27, 37]</sup>、神经网络<sup>[30]</sup>、分类决策树<sup>[26]</sup>和混合机器学习模型<sup>[25]</sup>均被证明是最佳性能算法。对这种矛盾结果的解释可能是:(1)纳入样本特征的差异性,如人口特征、病例组合差异。(2)研究差异性,如研究规模和设计、对预测因素及结局指标的定义、数据收集及随访时间方法、交叉验证方法、偏倚风险等方面的差异。此外,多模态临床预测模型是人工智能技术在医学领域的重要应用之一,已被证明有望实现更准确地疾病风险评估和分层,优化疾病的关键驱动因素,判断患者的病情和预后<sup>[47-48]</sup>,这为未来研究提供了研究方向。

综上所述,精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为的发生是诸多因素协同作用的结果,其确切因素尚未彻底阐明,而多模态临床预测模型可对此类行为进行更准确的风险预测,优化其发生的关键影响因素,为临床提供可靠的数据支持。因此,未来的研究应扩大研究人群范围、纳入更多的候选预测因子,并利用多模态临床预测模型构建预测性能良好的模型,以更准确地预测和预防精神分裂症谱系障碍患者暴力攻击行为的发生,从而为临床尽早实施干预决策提供依据。

**利益冲突** 文章所有作者共同认可文章无相关利益冲突

**作者贡献声明** 文献撰写为田华雨,文献调研、数据整理分析与解释为田华雨、贾景涵、张欣蕊,选题和构思与设计为田华雨、谷晓玲,论文修改为谷晓玲、苏晓萍、董蓉娜

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Li W, Yang Y, Hong L, et al. Prevalence of aggression in patients with schizophrenia: a systematic review and meta-analysis of observational studies[J]. *Asian J Psychiatr*, 2020, 47: 101846. DOI: 10.1016/j.ajp.2019.101846.
- [ 2 ] 仪玉伟,闫芳,靳玉宏,等.精神分裂症住院患者危险行为的影响因素分析[J].首都医科大学学报, 2021, 42(2): 323-327. DOI: 10.3969/j.issn.1006-7795.2021.02.027.  
Yi YW, Yan F, Jin YH, et al. Analysis of influencing factors of risk behaviors of inpatients with schizophrenia[J]. *Journal of Capital Medical University*, 2021, 42(2): 323-327.
- [ 3 ] Wright M. Schizophrenia and schizophrenia spectrum disorders [J]. *JAAPA*, 2020, 33(6): 46-47. DOI: 10.1016/B978-0-444-64123-6.00022-9.
- [ 4 ] Whiting D, Gulati G, Geddes JR, et al. Association of schizophrenia spectrum disorders and violence perpetration in adults and adolescents from 15 countries: a systematic review and Meta-analysis[J]. *JAMA Psychiatry*, 2022, 79(2): 120-132. DOI: 10.1016/j.ajp.2019.101846.
- [ 5 ] Hsu CW, Tseng PT, Tu YK. Associating violence with schizophrenia-risks and biases[J]. *JAMA Psychiatry*, 2022, 79(7): 739. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2022.0942.
- [ 6 ] 张帮峰,朱要国,张太栋,等.精神科暴力行为风险管理的研究进展[J].护理研究, 2018, 32(10): 1516-1521. DOI: 10.12102/j.issn.1009-6493.2018.10.007.  
Zhang BF, Zhu YG, Zhang TD, et al. Research progress on risk management of psychiatric Violence[J]. *Chinese Nursing Research*, 2018, 32(10): 1516-1521.
- [ 7 ] 张钦廷,李功迎,霍克钧,等.精神分裂症患者的暴力行为研究[J].中国行为医学科学, 2002, 11(1): 26-29.  
Zhang QT, Li GY, Huo KJ, et al. Study of violent behavior admitted by schizophrenia with 182 cases[J]. *Chinese Journal of Behavioral Medical Science*, 2002, 11(1): 26-29.
- [ 8 ] Heitmeyer W, Hagan J. International handbook of violence research[M]. *International Handbook of Violence Research*, 2003.
- [ 9 ] Kay SR, Wolkenfeld F, Murrill LM. Profiles of aggression among psychiatric patients. I. Nature and prevalence[J]. *J Nerv Ment Dis*, 1988, 176(9): 539-546. DOI: 10.1097/00005053-198809000-00007.
- [ 10 ] 祖凤英,张燕红,陈兆红,等.基于HFMEA模型预防住院精神分裂症患者暴力行为的效果评价[J].中国护理管理, 2020, 20(5): 780-786. DOI: 10.3969/j.issn.1672-1756.2020.05.029.  
Zu FY, Zhang YH, Chen ZH, et al. Prevention of violent behaviors in patients with schizophrenia in closed wards based on HFMEA mode[J]. *Chin Nurs Manag*, 2020, 20(5): 780-786.
- [ 11 ] Zhou JS, Zhong BL, Xiang YT, et al. Prevalence of aggression in hospitalized patients with schizophrenia in China: a meta-analysis[J]. *Asia Pac Psychiatry*, 2016, 8(1): 60-69. DOI: 10.1111/appy.12209.
- [ 12 ] Sariaslan A, Arsenault TL, Larsson H, et al. Risk of subjection to violence and perpetration of violence in persons with psychiatric disorders in Sweden[J]. *JAMA Psychiatry*, 2020, 77(4): 359-367. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2019.4275.
- [ 13 ] Eisele F, Flammer E, Steinert T. Incidents of aggression in German psychiatric hospitals: is there an increase[J]. *PLoS One*, 2021, 16(1): e0245090. DOI: 10.1371/journal.pone.0245090.
- [ 14 ] Watts D, Mamak M, Moulden H, et al. The HARM models: predicting longitudinal physical aggression in patients with schizophrenia at an individual level[J]. *J Psychiatr Res*, 2023, 161: 91-98. DOI: 10.1016/j.jpsychires.2023.02.030.
- [ 15 ] Faay M, Sommer IE. Risk and prevention of aggression in patients with psychotic disorders[J]. *Am J Psychiatry*, 2021, 178(3): 218-220. DOI: 10.1176/appi.ajp.2020.21010035.
- [ 16 ] 黄弋瑾,邹果果,李慧中,等.基于列线图构建社区男性精神分裂症患者发生暴力犯罪行为的预测模型[J].基层医学论坛, 2023, 27(25): 4-7. DOI: 10.19435/j.1672-1721.2023.25.002.  
Huang YJ, Zou GG, Li HZ, et al. Construct a prediction model of violent criminal behavior of male schizophrenics in community based on the line graph[J]. *The Medical Forum*, 2023, 27(25): 4-7.
- [ 17 ] Slee VN. The international classification of diseases: ninth revision (ICD-9) [J]. *Ann Intern Med*, 1978, 88(3): 424-426. DOI: 10.7326/0003-4819-88-3-424.
- [ 18 ] Outland B, Newman MM, William MJ. Health policy basics: implementation of the international classification of disease, 10th Revision[J]. *Ann Intern Med*, 2015, 163(7): 554-556. DOI: 10.7326/M15-1933.
- [ 19 ] Wang KZ, Bani-Fatemi A, Adanty C, et al. Prediction of physical violence in schizophrenia with machine learning algorithms[J]. *Psychiatry Res*, 2020, 289: 112960. DOI: 10.1016/j.psychres.2020.112960.
- [ 20 ] Yu T, Pei W, Xu C, et al. Prediction of violence in male schizophrenia using sMRI, based on machine learning algorithms[J]. *BMC Psychiatry*, 2022, 22(1): 676. DOI: 10.1186/s12888-022-04331-1.
- [ 21 ] 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.
- [ 22 ] Moons K, 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.
- [ 23 ] Chen SC, Chu NH, Hwu HG, et al. Trajectory classes of violent behavior and their relationship to lipid levels in schizophrenia inpatients[J]. *J Psychiatr Res*, 2015, 66-67: 105-111. DOI: 10.1016/j.jpsychires.2015.04.022.
- [ 24 ] Cheng N, Guo M, Yan F, et al. Application of machine learning in predicting aggressive behaviors from hospitalized patients with schizophrenia[J]. *Front Psychiatry*, 2023, 14: 1016586. DOI: 10.3389/fpsy.2023.1016586.
- [ 25 ] Gou N, Xiang Y, Zhou J, et al. Identification of violent patients with schizophrenia using a hybrid machine learning approach at the individual level[J]. *Psychiatry Res*, 2021, 306: 114294. DOI: 10.1016/j.psychres.2021.114294.
- [ 26 ] Kirchebner J, Sonnweber M, Nater UM, et al. Stress, schizophrenia, and violence: a machine learning approach[J]. *J Interpers Violence*, 2022, 37(1-2): 602-622. DOI: 10.1177/0886260520913641.

- [27] Lau S, Habermeyer E, Hill A, et al. Differentiating between sexual offending and violent non-sexual offending in men with schizophrenia spectrum disorders using machine learning[J]. *Sex Abuse*, 2024, 36(7): 821-847. DOI: 10.1177/10790632231200838.
- [28] Sonnweber M, Lau S, Kirchebner J. Violent and non-violent offending in patients with schizophrenia: exploring influences and differences via machine learning[J]. *Compr Psychiatry*, 2021, 107: 152238. DOI: 10.1016/j.comppsy.2021.152238.
- [29] Sun Y, Jiang W, Yu H, et al. Construction and verification of aggressive behavior risk prediction model in stable patients with schizophrenia[J]. *BMC Psychiatry*, 2023, 23(1): 800. DOI: 10.1186/s12888-023-05296-5.
- [30] Yu T, Zhan XL, Liu XY, et al. The prediction and influential factors of violence in male schizophrenia patients with machine learning algorithms[J]. *Front Psychiatry*, 2022, 13: 799899. DOI: 10.3389/fpsy.2022.799899.
- [31] 周思, 施剑飞. 基于血清肌酸激酶水平构建精神分裂症患者攻击行为的联合预测模型[J]. *浙江临床医学*, 2021, 23(8): 1100-1103.
- [32] 唐红梅, 赵林, 秦榕蔚, 等. 精神分裂症急性期患者攻击行为发生情况调查及其Nomograms预测模型的建立[J]. *遵义医科大学学报*, 2023, 46(2): 182-188. DOI: 10.14169/j.cnki.zunyixuebao.2023.0027.
- Tang HM, Zhao L, Qin RW, et al. Investigation on the occurrence of aggressive behavior in patients with acute schizophrenia and establishment of Nomograms prediction model[J]. *Journal of Zunyi Medical University*, 2023, 46(2): 182-188.
- [33] 姚思思, 沈伟虹, 王小莉. 围绝经期精神分裂症患者冲动行为危险因素及风险模型构建[J]. *中国妇幼保健*, 2022, 37(23): 4522-4525. DOI: 10.19829/j.zgfybj.issn.1001-4411.2022.23.050.
- Yao SS, Shen WH, Wang XL. Risk factors for impulsive behaviour and risk model construction in perimenopausal schizophrenic patients[J]. *Matern Child Health Care China*, 2022, 37(23): 4522-4525.
- [34] 汪敏, 朱小英, 李玲丽. 住院精神分裂症患者冲动行为的风险预测模型的构建与应用[J]. *临床精神医学杂志*, 2023, 33(2): 133-136.
- Wang M, Zhu XY, Li LL. Construction and application of risk prediction model for impulsive behavior of inpatients with schizophrenia[J]. *J Clin Psychiatry*, 2023, 33(2): 133-136.
- [35] 邢宇航. 基于DRD4基因遗传多态性和临床资料构建精神分裂症患者攻击行为预测模型[J]. *精神医学杂志*, 2023, 36(1): 47-52. DOI: 10.3969/j.issn.2095-9346.2023.01.010.
- Xing ZH. A prediction model of aggressive behavior in schizophrenics based on genetic polymorphism of DRD4 gene and clinical[J]. *Journal of Psychiatry*, 2023, 36(1): 47-52.
- [36] Hofmann LA, Lau S, Kirchebner J. Advantages of machine learning in forensic psychiatric research—uncovering the complexities of aggressive behavior in schizophrenia[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(2): 819. DOI: 10.3390/app12020819.
- [37] Machetanz L, Lau S, Habermeyer E, et al. Suicidal offenders and non-offenders with schizophrenia spectrum disorders: a retrospective evaluation of distinguishing factors using machine learning[J]. *Brain Sci*, 2023, 13(1): 97. DOI: 10.3390/brainsci13010097.
- [38] Guo Y, Yang X, Wang D, et al. Prevalence of violence to others among individuals with schizophrenia in China: a systematic review and meta-analysis[J]. *Front Psychiatry*, 2022, 13: 939329. DOI: 10.3389/fpsy.2022.939329.
- [39] 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. DOI: 10.7507/1672-2531.201809094.
- Wen TC, Liu BY, Zhang YN. Risk factors for unplanned readmission in ischemic stroke patients within 31 days: a random forest algorithm research[J]. *Chin J Evid Based Med*, 2019, 19(5): 532-538.
- [40] 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. DOI: 10.7507/1672-2531.202308135.
- Mo HF, Chen YP, Han H, et al. Methods and procedures of clinical predictive model[J]. *Chin J Evid Based Med*, 2024, 24(2): 228-236.
- [41] Faes L, Liu X, Wanger SK, et al. A clinician's guide to artificial intelligence: how to critically appraise machine learning studies[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2): 7. DOI: 10.1167/tvst.9.2.7.
- [42] Liu Y, Chen PC, Krause J, et al. How to read articles that use machine learning: users' guides to the Medical Literature[J]. *JAMA*, 2019, 322(18): 1806-1816. DOI: 10.1001/jama.2019.16489.
- [43] Andaur Navarro CL, Dame JAA, Takada T, et al. Risk of bias in studies on prediction models developed using supervised machine learning techniques: systematic review[J]. *BMJ*, 2021, 375: n2281. DOI: 10.1136/bmj.n2281.
- [44] Sun L, Han X, Wang K, et al. Candidate symptomatic markers for predicting violence in schizophrenia: a cross-sectional study of 7711 patients in a Chinese population[J]. *Asian J Psychiatr*, 2021, 59: 102645. DOI: 10.1016/j.ajp.2021.102645.
- [45] Chen X, Xu J, Tang J, et al. Dysregulation of amino acids and lipids metabolism in schizophrenia with violence[J]. *BMC Psychiatry*, 2020, 20(1): 97. DOI: 10.1186/s12888-020-02499-y.
- [46] 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.
- Wang JF, Zhang ZH, Zhou ZR, et al. Clinical prediction models: model validation[J]. *Chin J Evid Based Cardiovasc Med*, 2019, 11(2): 141-144.
- [47] Muse ED, Topol EJ. Transforming the cardiometabolic disease landscape: multimodal AI-powered approaches in prevention and management[J]. *Cell Metab*, 2024, 36(4): 670-683. DOI: 10.1016/j.cmet.2024.02.002.
- [48] Mahootiha M, Tak D, Ye Z, et al. Multimodal deep learning improves recurrence risk prediction in pediatric low-grade gliomas[J]. *Neuro Oncol*, 2025, 27(1): 277-290. DOI: 10.1093/neuonc/naoe173.

(收稿日期: 2025-02-20)

(本文编辑: 王影)