成人住院患者用药风险预测模型的系统评价Δ

杨　洋[1*]，单雪峰[2]，李海东[3]，李垚铮[4]，周琦雯[4]，王红梅[4#]（1.重庆医科大学附属第一医院健康管理中心，重庆 400016；2.重庆医科大学附属璧山医院药学部，重庆　402760；3.重庆医科大学附属口腔医院科技教育外事科，重庆　401147；4.重庆医科大学附属第一医院药学部，重庆　400016）

中图分类号　R952　　**文献标志码**　A　　**文章编号**　1001-0408（2025）10-1254-06
DOI　10.6039/j.issn.1001-0408.2025.10.18

摘　要　目的　系统评价成人住院患者用药风险预测模型，为用药风险预测模型的开发和临床应用提供参考。**方法**　检索PubMed、Embase、Web of Science、中国知网、万方数据、维普网、中国生物医学文献数据库，收集成人住院患者用药风险预测模型的文献，检索时限为建库至2024年5月。筛选文献、提取资料、评价文献质量后，对纳入研究的结果进行描述性分析。**结果**　共纳入13项研究，涉及12个模型。9项研究采用Logistic回归算法建模，模型纳入预测因子数为3～11个；受试者工作特征曲线下面积为0.65～0.865。文献质量评价结果显示，10项研究为高偏倚风险，10项研究为高适用性风险。共得到31个预测因子，涉及患者基础信息15个、检验指标3个、用药信息5个、其他8个。**结论**　现有成人住院患者用药风险预测模型以Logistic回归算法为主，预测因子多聚焦于人口学等基础指标，模型总体预测性能有待提高，研究的整体偏倚风险较高。

关键词　住院患者；用药风险；药物相关问题；预测模型；预测因子

Systematic review on medication risk prediction models for hospitalized adult patients

YANG Yang[1], SHAN Xuefeng[2], LI Haidong[3], LI Yaozheng[4], ZHOU Qiwen[4], WANG Hongmei[4#] (1. Dept. of Health Management Center, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China; 2. Dept. of Pharmacy, Bishan Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 402760, China; 3. Dept. of Science and Technology Education and Foreign Affairs, the Affiliated Stomatological Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 401147, China; 4. Dept. of Pharmacy, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China)

ABSTRACT　OBJECTIVE To systematically evaluate medication risk prediction models for hospitalized adult patients and provide references for their development and clinical application. **METHODS** Databases including PubMed, Embase, Web of Science, CNKI, Wanfang data, VIP and CBM were searched for studies on medication risk prediction models from their inception to May 2024. After screening the literature, extracting data, and evaluating the quality of the literature, descriptive analysis was performed on the results of the included studies. **RESULTS** A total of 13 studies were included, involving 12 models. Nine studies used Logistic regression algorithm for modeling, and the number of included predictive factors ranged from 3 to 11; the area under the receiver operating characteristic curve ranged from 0.65 to 0.865. The literature quality evaluation results showed that 10 studies had high risk of bias; 10 studies had high applicability risk. A total of 31 predictive factors were extracted, including 15 items of basic patient information, 3 test indicators, and 5 items of medication information, and 8 others. **CONCLUSIONS** The existing medication risk prediction models for hospitalized adult inpatients are mainly Logistic regression algorithm, with predictive factors mainly focusing on basic indicators such as demographics. The overall prediction performance of the models needs to be improved, and the overall risk of bias is relatively high.

KEYWORDS　hospitalized patients; medication risk; drug-related problems; prediction model; predictive factor

Δ**基金项目**　重庆市中青年医学高端人才项目（No.YXGD202401）；重庆市临床药学重点专科建设项目（No.渝卫办发〔2023〕69号）；重庆市璧山区人民医院科研创新团队建设项目（No.BYKY-CX2023002）

＊**第一作者**　主管护师，硕士。研究方向：患者安全、流行病学。E-mail：382040924@qq.com

\# **通信作者**　副主任药师，硕士。研究方向：临床药学。E-mail：wanghongmei225@126.com

药物治疗是疾病治疗中最重要且广泛的方式之一，但随着治疗药物的广泛使用，药物相关问题（drug-related problems，DRPs）和药物伤害时有发生。2019年，

欧洲药学监护联盟协会发布的DRPs分类中，将DRPs定义为一个实际存在或可能存在的，可影响健康保健结果的药物治疗事件或情况[1]。这些事件不仅包括药物疗效不足、药物不良反应、药物相互作用等，还涵盖了患者依从性差、药物使用不当等问题。DRPs是用药风险的具体表现形式，早期发现和识别DRPs，并从源头上控制DRPs的风险因素，将有助于降低患者的用药风险，提高患者用药安全性。近年来，研究者们开发了多种用于预测用药风险的模型。然而，这些模型在预测因子的选择、偏倚风险的控制及临床的适用性方面存在较大差异，亟须系统梳理证据以优化模型构建策略。基于此，本研究采用循证医学的方法系统评价了成人住院患者用药风险预测模型，分析预测模型纳入的风险预测因子种类，以及不同类型预测模式的偏倚风险、临床适用性等，旨在为用药风险预测模型的开发和临床应用提供参考。

1 资料与方法

1.1 纳入与排除标准

1.1.1 研究类型

本研究纳入的文献类型不限。

1.1.2 研究对象

本研究纳入的患者为年龄≥18岁的成人住院患者。

1.1.3 排除标准

本研究的排除标准包括：(1)重复发表的文献；(2)无法获取原文或数据信息无法提取或不完整的文献；(3)致编辑信、评论、会议论文；(4)仅有影响因素分析，未构建预测模型的文献。

1.2 文献检索策略

检索中国知网、万方数据、维普网、中国生物医学文献数据库、PubMed、Embase、Web of Science中英文数据库。中文检索词为“住院患者”“药物相关问题”“药物治疗问题”“风险评估”“风险预测”“预测工具”“风险评分”“预测模型”；英文检索词为“drug related problem”“drug therapy problem”“medication related problem”“risk assessment”“risk prediction”“predictive risk model”“prediction tool”“risk score”“prediction model”。检索时限为建库至2024年5月。采用主题词与关键词相结合的方式进行检索，同时追溯纳入文献的参考文献。以PubMed为例的检索策略如下：

#1 "risk assessment" [MeSH Terms] OR "risk prediction" [Title/Abstract] OR "predictive risk model"[Title/Abstract] OR "prediction tool"[Title/Abstract] OR "risk score"[Title/Abstract] OR "prediction model"[Title/Abstract]

#2 "drug related problem*"[Title/Abstract] OR "drug therapy problem*"[Title/Abstract] OR "medication related problem*"[Title/Abstract]

#1 AND #2

1.3 文献筛选与资料提取

采用Endnote X8.0软件对重复文献进行筛选，然后由2名研究者独立筛选文献，如遇分歧，则讨论解决或由第3位研究者协调解决。

1.4 资料提取

使用预测模型的数据提取和质量评价清单[2]进行资料提取。提取资料包括：(1)基本特征，如第一作者、国家、发表年份、研究类型、研究对象、DRPs发生情况等；(2)模型构建情况，如构建模型的候选预测因子、连续性变量处理方法、建模或验证模型的样本量、数据清洗方法等；(3)模型的开发情况和性能评价，如建模方法、模型预测性能、验证方法、模型预测因子、模型呈现方式、受试者工作特征曲线下面积(area under the curve，AUC)等。

1.5 纳入文献的偏倚风险与适用性评价

采用预测模型偏倚风险评估工具(Prediction Model Risk of Bias Assessment Tool，PROBAST)[3]对纳入文献质量进行评价，包括两部分。(1)偏倚风险评估：包括研究对象、预测指标、临床结局、统计方法4个维度，共20项条目。评估者依据PROBAST标准判定为：是/可能是、不是/可能不是、没有信息。若某一维度内所有条目均为“是”或“可能是”，则判定该维度为低风险；若存在任一条目被评定为“不是”或“可能不是”，则该维度视为高风险；当任一条目出现“没有信息”且其余条目为“是”或“可能是”时，则该维度为不清楚。当所有维度均为低风险时，则研究整体评定为低风险；任一维度存在高风险时，则研究整体评定为高风险；任一维度存在不清楚，而其他维度为低风险时，则研究整体评定为不清楚。(2)临床适用性评估：包括研究对象、预测因子、结果3个领域。评估者依据PROBAST标准判定为：低适用性风险、高适用性风险、不清楚。若所有领域均被评为低适用性风险时，则研究整体评定为低适用性风险；若任一领域被评定为高适用性风险时，则研究整体评定为高适用性风险；若存在一个或以上领域被评为不清楚，其余领域为低适用性风险时，则研究整体评定为不清楚。

1.6 统计学分析

对纳入研究的结果进行描述性分析。

2 结果

2.1 文献筛选结果

初检共得到相关文献256篇，经阅读题目、摘要及全文后，最终纳入13篇文献[4—16]。文献筛选流程见图1。

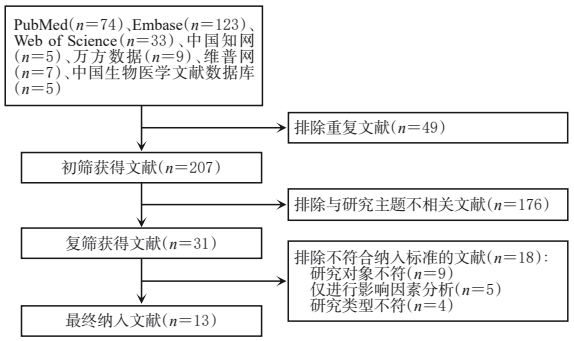


图1　文献筛选流程图

2.2　纳入文献的基本特征

13项研究中，8项研究为前瞻性队列研究[4—8,10—11,13]，4项研究为回顾性队列研究[12,14—16]，1项研究为横断面研究[9]；涉及老年人群或慢病人群的研究共7项[4,6,8—9,12,15—16]。13项研究报道的DRPs发生率为14.5%～98.2%。纳入文献的基本特征见表1。

表1　纳入文献的基本特征

第一作者及发表年份	国家	患者类型	研究类型	DRPs发生率/%
Roten 2010[4]	瑞士	内科和老年科患者	前瞻性队列研究	64.9
Urbina 2014[5]	西班牙	非急诊、非直接入ICU的住院患者	前瞻性队列研究	27.8
Urbina 2014[6]	西班牙	心内科住院患者	前瞻性队列研究	30.8
Ferrández 2018[7]	西班牙	非急诊、非直接入ICU的住院患者	前瞻性队列研究	18.2
Kaufmann 2018[8]	瑞士	内科、骨科、老年病房患者	前瞻性队列研究	－
Stämpfli 2018[9]	瑞士	老年、康复病房患者	横断面研究	98.2
Geeson 2019[10]	英国	成年人	前瞻性队列研究	59.5
Saldanha 2020[11]	巴西	肾病科、外科等多科患者	前瞻性队列研究	14.5
Høj 2021[12]	丹麦	全科患者	回顾性队列研究	52.0
Taylor 2022[13]	澳大利亚	急诊患者	前瞻性队列研究	42.1
彭杨 2023[14]	中国	肾病科患者	回顾性队列研究	33.4
杨碧香 2023[15]	中国	老年2型糖尿病患者	回顾性队列研究	40.91
朱必敏 2023[16]	中国	2型糖尿病患者	回顾性队列研究	37.3

ICU：重症监护室；－：无数据。

2.3　模型建立情况

13项研究均描述了纳入与排除标准及候选预测因子[4—16]。10项研究介绍了连续性变量的处理方法或可以从统计结果中推测其连续性变量的处理方式[5,7—8,10—16]；2项研究介绍采用了多重插补和截断法或填充法处理缺失数据[10,13]；1项研究采用了敏感性分析[12]；2项研究采用了专家评估法建模[4,8]，9项研究采用了Logistic回归算法建模[5—7,10—11,13—16]；2项研究为模型验证研究[9,12]。共纳入12种预测模型（Ferrández等[7]研究报道的模型为Urbina等[5]报道的模型的进一步应用，计为1种模型），所有纳入模型的AUC为0.65～0.865，各模型纳入的预测因子最少有3个，最多有11个预测因子。纳入模型的基本特征见表2。

表2　纳入模型的基本特征

第一作者及发表年份	候选变量数量/个	连续性变量处理方法	数据清洗方法	建模方法	模型呈现方式	验证方法	样本量（建模/验证）	模型预测性能（建模）	模型预测性能（验证）	预测因子（个数及具体因子）
Roten 2010[4]	6	－	－	专家评估法	Electronic queries：筛查条目	外部验证	－/501	－	SP=60.4%，SN=85.1%	7个：接受肝药酶诱导剂或抑制剂、使用高危药物、肾功能损害、使用地高辛伴有低血钾、静脉输注抗感染药物>3 d、对乙酰氨基酚服用>3 d、老年患者接受多药治疗（≥80岁和>10种药物）
Urbina 2014[5]	5	转变为分类变量	－	Logistic回归算法	评分模型	外部验证	8 713/4 058	AUC=0.778	AUC=0.776	5个：年龄>60岁、查尔森合并症指数=2、住院期间用药数>10、主要诊断分类、治疗药物分类
Urbina 2014[6]	12	－	－	Logistic回归算法	回归方程	内部验证	842/－	AUC=0.788	－	4个：性别、首次入院、用药品种数、治疗药物分类
Ferrández 2018[7]	5	转变为分类变量	－	Logistic回归算法	评分系统	外部验证	－/34 672	－	AUC=0.751，SP=77.7%，SN=60.98%	5个：年龄>60岁、查尔森合并症指数=2、住院期间用药数>10、主要诊断分类、治疗药物分类
Kaufmann 2018[8]	19	保持连续性	－	专家评估法	评分系统（DART V2）	外部验证	164/31	SP=27%～100%，SN=21%～100%，PPV=26%～100%，NPV=20%～100%	SP=88%，SN=67%，PPV=74.0%，NPV=86.0%	11个：肝功能损害、肾功能损害、慢性心脏病、慢性呼吸系统疾病、糖尿病、认知障碍或痴呆、多重用药（>5种药物）、不良反应史、使用抗癫痫药、使用抗凝血药、使用非甾体抗炎药
Stämpfli 2018[9]	35	－	－	无（模型验证研究）	评分系统（DART）	外部验证	－/110	－	AUC=0.865	5个：糖尿病病史、多重用药（>5种药物）、剂量遗漏、对药物依赖性的担忧、心力衰竭
Geeson 2019[10]	11	保持连续性	多重插补和截断法	Logistic回归算法	评分系统（MOAT）	bootstrap重抽样内部验证	1 503	C指数=0.657；区分低和中风险患者时：SP=30.2%，SN=89.9%，PPV=46.8%；区分中和高风险患者时：SP=61.0%，SN=66.2%，PPV=53.7%	－	9个：合并症数量、估计肾小球滤过率、白细胞计数、既往过敏、神经系统和精神障碍、呼吸系统、胃肠道系统、使用氨基糖苷和糖肽类药物、使用其他全身抗菌药物
Saldanha 2020[11]	13	转变为分类变量	－	Logistic回归算法	回归方程	外部验证	1 124/562	AUC=0.71，SP=67.2%，SN=63.8%，PPV=24.8%，NPV=91.6%	AUC=0.65，SP=65.2%，SN=51.6%，PPV=21.2%，NPV=89.7%	7个：择期手术入院、主要诊断为循环系统疾病、心率>80次/min、第2天使用>7种药物、第1天使用消化系统药物、第2天使用消化系统药物、第1天使用全身抗感染药物
Høj 2021[12]	3	保持连续性	敏感性分析	无（模型验证研究）	评分系统（MERIS）	外部验证	－/489	－	AUC=0.70，SP=81%，SN=52%，PPV=75%，NPV=39%	3个：肾功能、用药数量、单个药物造成伤害/相互作用的风险

－：无；SP：特异性；SN：敏感性；PPV：阳性预测值；NPV：阴性预测值；DART：药物相关风险工具；MOAT：药物优化评估工具；MERIS：用药风险评分。

续表2

第一作者及发表年份	候选变量数量/个	连续性变量处理方法	数据清洗方法	建模方法	模型呈现方式	验证方法	样本量（建模/验证）	模型预测性能（建模）	模型预测性能（验证）	预测因子（个数及具体因子）
Taylor 2022[13]	9	转变为分类变量	填充法	Logistic回归算法	评分系统	bootstraps内部验证	28/616	急诊部住院患者预测模型：AUC=0.84，SN=80%，SP=70%；急诊部出院患者预测模型：AUC=0.78，SN=82%，SN=57%	-	10个：年龄、性别、在家给药、用药依从性、过去6个月门诊次数、医药福利（养老金/优惠）卡持有人、近4周内有住院、急诊科或短期住院病房的用药方案改变、急诊停留时长、给药的患者/护理人员有阅读药物标签的困难
彭杨 2023[14]	6	转变为分类变量	-	Logistic回归算法	列线图	外部验证	524/223	AUC=0.707	AUC=0.660	6个：年龄、慢性肾病病程、用药数量、用药依从性、近12个月治疗方案是否调整、近12个月内是否感染
杨碧香 2023[15]	10	保持连续性	-	Logistic回归算法	回归方程	内部验证	132/-	AUC=0.786	-	5个：年龄、并发症数量、用药种类、抑郁评分、用药依从性
朱必敏 2023[16]	11	转变为分类变量	-	Logistic回归算法	列线图	外部验证	413/183	AUC=0.713	AUC=0.728	5个：年龄、病程、用药数量、用药依从性、未接受治疗药物管理

2.4 纳入文献的方法学质量评价

2.4.1 偏倚风险评估

偏倚风险评估结果显示，在研究对象方面，7项研究为低风险[5—8,10—11,13]，1项研究为不清楚[4]，5项研究为高风险[9,12,14—16]；在预测指标方面，3项研究为低风险[4,9—10]，5项研究为不清楚[8,13—16]，5项研究为高风险[5—7,11—12]；在临床结局方面，5项研究为低风险[4,8—11]，5项研究为不清楚[5—7,13,15]，3项研究为高风险[12,14,16]；在统计方法方面，2项研究为低风险[4,10]，2项研究为不清楚[8—9]，9项研究为高风险[5—7,11—16]。整体上，1项研究为低风险[10]，2项研究为不清楚[4,8]，10项研究为高风险[5—7,9,11—16]。结果见表3。

2.4.2 临床适用性评估

临床适用性评估结果显示，在研究对象方面，6项研究为低适用性风险[5—7,10—11,13]，1项研究为不清楚[4]，6项研究为高适用性风险[8—9,12,14—16]；在预测因子方面，5项研究为低适用性风险[10—13,15]，8项研究为高适用性风险[4—9,14,16]；在结果方面，9项研究为低适用性风险[4—6,8—11,13,15]，4项研究为高适用性风险[7,12,14,16]。整体上，10项研究为高适用性风险[4—9,12,14—16]，3项研究为低适用性风险[10—11,13]。结果见表3。

2.5 用药风险预测因子

汇总各研究纳入的预测因子，排除重复因子后，得到DRPs预测因子共31个，包括患者基础信息15个、检验指标3个、用药信息5个、其他8个。结果见表4。

3 讨论

3.1 系统评价成人住院患者用药风险预测模型的意义

药物治疗是住院患者疾病管理的核心干预手段，其“双刃剑”效应日益凸显：药物治疗虽然能够为患者带来获益，也可能引发药物相关伤害。因此，对住院患者的

表3 纳入文献的偏倚风险、临床适用性及整体风险评价

第一作者及发表年份	偏倚风险					临床适用性			
	研究对象	预测指标	临床结局	统计方法	整体	研究对象	预测因子	结果	整体
Roten 2010[4]	不清楚	低风险	低风险	低风险	不清楚	不清楚	高适用性风险	低适用性风险	高适用性风险
Urbina 2014[5]	低风险	高风险	不清楚	高风险	高风险	低适用性风险	高适用性风险	低适用性风险	高适用性风险
Urbina 2014[6]	低风险	高风险	不清楚	高风险	高风险	低适用性风险	高适用性风险	低适用性风险	高适用性风险
Ferrández 2018[7]	低风险	高风险	不清楚	高风险	高风险	低适用性风险	高适用性风险	高适用性风险	高适用性风险
Kaufmann 2018[8]	低风险	不清楚	低风险	不清楚	不清楚	高适用性风险	高适用性风险	低适用性风险	高适用性风险
Stämpfli 2018[9]	高风险	低风险	低风险	不清楚	高风险	高适用性风险	高适用性风险	低适用性风险	高适用性风险
Geeson 2019[10]	低风险	低风险	低风险	低风险	低风险	低适用性风险	低适用性风险	低适用性风险	低适用性风险
Saldanha 2020[11]	低风险	高风险	低风险	高风险	高风险	低适用性风险	低适用性风险	低适用性风险	低适用性风险
Høj 2021[12]	高风险	高风险	高风险	高风险	高风险	高适用性风险	低适用性风险	高适用性风险	高适用性风险
Taylor 2022[13]	低风险	不清楚	不清楚	高风险	高风险	低适用性风险	低适用性风险	低适用性风险	低适用性风险
彭杨 2023[14]	高风险	不清楚	高风险	高风险	高风险	高适用性风险	高适用性风险	高适用性风险	高适用性风险
杨碧香 2023[15]	高风险	不清楚	不清楚	高风险	高风险	高适用性风险	低适用性风险	低适用性风险	高适用性风险
朱必敏 2023[16]	高风险	不清楚	高风险	高风险	高风险	高适用性风险	高适用性风险	高适用性风险	高适用性风险

表4 用药风险预测因子汇总表

类别	预测因子个数	预测因子
基础信息	15个	性别、年龄、既往过敏史、不良反应史、主要诊断（慢性心脏病、慢性呼吸系统疾病、糖尿病、心力衰竭、认知障碍或痴呆、循环系统疾病）、心率>80次/min、查尔森合并症指数、慢性肾病病程、首次入院、择期手术入院、急诊停留时长、过去6个月门诊次数、近4周内有住院、近12个月治疗方案是否调整、近12个月内是否感染
检验指标	3个	白细胞计数、肝损伤、肾功能损害
用药信息	5个	多重用药（>5种药物）、住院期间用药数量、治疗药物分类（接受肝药酶诱导剂或抑制剂、使用高危药物、使用地高辛伴有低血钾、使用感染药物、对乙酰氨基酚服用>3 d、使用癫痫药、使用凝血药、使用非甾体抗炎药等特殊药物）、药物造成伤害/相互作用的风险、剂量遗漏
其他	8个	对药物依赖性的担忧、医药福利（养老金/优惠）卡持有人、急诊科或短期住院病房的用药方案改变、给药的患者/护理人员有阅读药物标签的困难、在家给药、用药依从性、未接受治疗药物管理、抑郁评分

用药风险进行精准预测，不仅有助于识别高风险个体，减少DRPs的发生，还可以优化临床决策，提高医疗质量，保障患者用药的安全性。系统评价用药风险预测模型，不仅为临床工作者提供了基于证据的风险防控工具，帮助其更好地识别当前用药风险预测模型中存在的不足，而且还能指导改进现有模型，促进住院患者用药风险管理从传统的经验驱动模式向更加科学的数据驱动范式转变。

3.2 成人住院患者用药风险预测模型的总体情况

本研究共检索到12个预测模型，约一半的模型适用于老年人群或慢病患者，其原因可能为老年人群或慢病患者的多重用药现象较为常见，面临更高的用药风险[17]。然而，值得注意的是，本研究尚未发现专门针对ICU患者的用药风险预测模型。实际上，由于ICU患者常伴有器官功能衰竭、血流动力学不稳定等复杂病理状态以及接受多种药物的特点，导致其更容易出现DRPs。对于ICU患者而言，迫切需要开发更为精确有效的用药风险预测模型。

另外，本研究发现，Urbina等[5]的模型以评分展现，Geeson等[10]的模型开发了数据录入界面，Kaufmann等[8]的模型以患者问卷的形式呈现。与传统回归方程相比，这些模型的应用形式提高了临床使用的便捷性和实用性。但本研究仅追踪到1个模型有进一步的临床应用，即2018年Ferrández等[7]的研究结果为2014年Urbina等[5]报道的模型的大样本验证。本研究未追踪到其他模型有进一步临床应用的文献发表，其原因可能为研究者未做后续研究，或正在进行模型后续研究但尚未发表，或后续研究以其他形式传播等。

3.3 成人住院患者用药风险预测模型的质量评价

在模型构建及预测性能方面，纳入研究的建模方法以Logistic回归算法为主，模型的AUC为0.65～0.865，该结果可能与Logistic回归在特征数量较多的情况下，因无法捕捉到数据中的复杂关联，容易出现欠拟合有关。未来的研究可以尝试决策树、随机森林、朴素贝叶斯、神经网络等多种机器学习算法[18－19]，考虑将机器学习算法与传统临床经验相结合，构建更为准确、高效的用药风险预测模型。

本研究中，偏倚风险评估结果显示，纳入研究整体质量为高风险的比例较高，仅Geeson等[10]研究为低风险。分析发现，该研究的数据处理方法较为严谨，保持了变量的连续性，并使用多重插补和截断法进行数据清洗；同时，该模型对患者的用药风险进行了分级预测。临床适用性评估结果显示，仅3项研究为低适用性风险[10－11,13]。总体而言，目前已报道的用药风险预测模型的临床适用性欠佳，仍有待开发更精准、高效的用药风险预测模型。

3.4 成人住院患者用药风险预测模型的预测因子

本研究对各模型中的用药风险预测因子进行汇总，得到31个预测因子，数量总体偏少，尤其是检验指标仅3个，且只重点关注了肝、肾功能及白细胞计数；而血小板计数、电解质、降钙素原等其他相关指标是否能预测DRPs还有待更多的研究证实。此外，不同患者人群的用药风险特征可能存在显著差异，如有研究发现，新生儿胎龄、神经系统、心脏和肾脏疾病、奥美拉唑和多种抗感染药物的使用等与ICU新生儿的DRPs发生风险增加相关[20]；而孕妇年龄较低、胎龄较低、有药物过敏史、处方药物数量等是妊娠期高血压和妊娠期糖尿病患者发生DRPs的重要危险因素[21]。这些研究表明，DRPs的风险因子具有高度的人群特异性。然而，现有预测模型多基于单一或有限人群数据开发，其纳入的预测因子可能无法充分反映其他群体的独特风险特征。因此，本研究得到的预测因子可能并不完全适用于所有患者。为了提高用药风险预测模型的适用性和准确性，未来的研究需要结合具体患者人群的特点，进一步验证和优化预测因子及模型。

3.5 本研究的局限性

本研究存在一定的局限性：(1)由于本研究纳入了不同疾病患者的用药风险预测模型，其建模方法、模型评价等结果的异质性较大。因此，仅对纳入研究结果进行定性分析。(2)纳入研究的用药风险预测模型的适用人群可能存在局限性，用药风险预测因子可能不适用于所有患者。(3)本研究未纳入仅探讨DRPs影响因素（未构建预测模型）的研究，这些研究报道的潜在风险因子可能未被现有模型充分整合，从而影响预测变量的全面性。

4 结语

本研究系统梳理了成人住院患者用药风险预测模型的研发现状，发现现有模型虽能通过年龄、合并症、用药种类等基础指标初步预测风险，但其方法学质量与临床应用价值仍受限于高偏倚风险及缺乏外部验证。未来研究可从以下方面开展：(1)开展多中心、前瞻性队列研究，明确模型在不同医疗场景下的泛化能力；(2)探索人工智能技术的应用潜力（如深度学习对复杂非线性关系的捕捉），以构建动态、精准的用药风险预警体系，最终实现从“被动干预”到“主动防控”的转化。

参考文献

[1] Pharmaceutical Care Network Europe（PCNE）. The PCNE classification V9.0 in Chinese Translation Mandarin 2019 [EB/OL]. [2024-12-01]. https://www.pcne.org/upload/files/555_09_PCNE_classification_V9-1_final.pdf.

[2] MOONS K G M, DE GROOT J A H, 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.

[3] WOLFF R F, MOONS K G M, RILEY R D, et al. PROBAST: a tool to assess the risk of bias and applicability of prediction model studies[J]. Ann Intern Med, 2019, 170(1): 51-58.

[4] ROTEN I, MARTY S, BENEY J. Electronic screening of medical records to detect inpatients at risk of drug-related problems[J]. Pharm World Sci, 2010, 32(1): 103-107.

[5] URBINA O, FERRÁNDEZ O, GRAU S, et al. Design of a score to identify hospitalized patients at risk of drug-related problems[J]. Pharmacoepidemiol Drug Saf, 2014, 23(9): 923-932.

[6] URBINA O, FERRÁNDEZ O, LUQUE S, et al. Patient risk factors for developing a drug-related problem in a cardiology ward[J]. Ther Clin Risk Manag, 2014, 11: 9-15.

[7] FERRÁNDEZ O, GRAU S, URBINA O, et al. Validation of a score to identify inpatients at risk of a drug-related problem during a 4-year period[J]. Saudi Pharm J, 2018, 26(5): 703-708.

[8] KAUFMANN C P, STÄMPFLI D, MORY N, et al. Drug-associated risk tool: development and validation of a self-assessment questionnaire to screen for hospitalised patients at risk for drug-related problems[J]. BMJ Open, 2018, 8(3): e016610.

[9] STÄMPFLI D, BOENI F, GERBER A, et al. Assessing the ability of the Drug-Associated Risk Tool（DART）questionnaire to stratify hospitalised older patients according to their risk of drug-related problems: a cross-sectional validation study[J]. BMJ Open, 2018, 8(6): e021284.

[10] GEESON C, WEI L, FRANKLIN B D. Development and performance evaluation of the medicines optimisation assessment tool（MOAT）: a prognostic model to target hospital pharmacists' input to prevent medication-related problems[J]. BMJ Qual Saf, 2019, 28(8): 645-656.

[11] SALDANHA V, ARAÚJO I B, LIMA S I V C, et al. Risk factors for drug-related problems in a general hospital: a large prospective cohort[J]. PLoS One, 2020, 15(5): e0230215.

[12] HØJ K, PEDERSEN H S, LUNDBERG A S B, et al. External validation of the Medication Risk Score in polypharmacy patients in general practice: a tool for prioritizing patients at greatest risk of potential drug-related problems[J]. Basic Clin Pharmacol Toxicol, 2021, 129(4): 319-331.

[13] TAYLOR S E, MITRI E A, HARDING A M, et al. Development of screening tools to predict medication-related problems across the continuum of emergency department care: a prospective, multicenter study[J]. Front Pharmacol, 2022, 13: 865769.

[14] 彭杨, 朱必敏, 刘睿, 等. 终末期肾病患者用药风险预测模型的构建及评价[J]. 实用药物与临床, 2023, 26(8): 699-704.

[15] 杨碧香, 杨森宾, 杨志伟. 老年2型糖尿病药物相关问题现状以及风险预测模型的构建与验证[J]. 实用中西医结合临床, 2023, 23(14): 1-4, 71.

[16] 朱必敏, 赵平, 张露, 等. 基于风险预测模型指导2型糖尿病患者药物治疗管理模式构建及评价研究[J]. 实用药物与临床, 2023, 26(11): 1004-1009.

[17] BOBROVA V, FIALOVÁ D, DESSELLE S, et al. Identifying potential drug-related problems among geriatric patients with use of an integrated clinical decision support tool[J]. Front Pharmacol, 2022, 13: 761787.

[18] SEVERSON K A, CHAHINE L M, SMOLENSKY L A, et al. Discovery of Parkinson's disease states and disease progression modelling: a longitudinal data study using machine learning[J]. Lancet Digit Health, 2021, 3(9): e555-e564.

[19] SCHWARTZMANN B, DHAMI P, UHER R, et al. Developing an electroencephalography-based model for predicting response to antidepressant medication[J]. JAMA Netw Open, 2023, 6(9): e2336094.

[20] LEOPOLDINO R D, SANTOS M T, COSTA T X, et al. Risk assessment of patient factors and medications for drug-related problems from a prospective longitudinal study of newborns admitted to a neonatal intensive care unit in Brazil[J]. BMJ Open, 2019, 9(7): e024377.

[21] VALE BEZERRA P K, CHAVES CAVALCANTI J E, CARLETE FILHO S R, et al. Drug-related problems in hypertension and gestational diabetes mellitus: a hospital cohort[J]. PLoS One, 2023, 18(4): e0284053.

（收稿日期：2024-12-17　修回日期：2025-04-25）

（编辑：陈　宏）