DOI:10.12138/j.issn.1671－9638.20264452

·论著·

基于人工智能的手术部位感染预测模型研究的范围综述

杨晓培[1],叶 峰[2],李 倩[1],平宝华[1],楚 萌[1],周 蕊[1],章 琦[1],张雪琴[1],任春玲[1],陈 萍[1]
(西安交通大学第一附属医院 1.医院感染控制办公室;2.感染性疾病科,陕西 西安 710061)

[摘 要] **目的** 系统梳理基于人工智能的手术部位感染预测模型的研究现状、设计特征与方法学要素,为该类模型的构建、优化及临床转化提供依据。**方法** 遵循范围综述报告规范,系统检索中英文数据库中建库至 2025 年 12 月 31 日发表的相关文献。由 2 名研究者独立筛选文献并提取数据,采用叙述性总结和描述性统计方法进行分析。**结果** 最终纳入 32 篇文献,2023 年及以后发表者占 68.75%。中国、美国各 13 篇,手术类型以脊柱手术为主(11 篇,34.38%),单中心研究占 65.63%,样本量为 208～2 885 326 例,中位数为 1 543.5 例。纳入文献累计报告 156 次机器学习算法应用,基于树的机器学习算法使用最广泛(44.87%),模型内部验证的受试者工作特征曲线下面积中位数为 0.885。14 篇报告了校准度,4 篇进行了外部验证。**结论** 2023—2025 年,基于人工智能的手术部位感染预测模型的研究明显增加,基于树的机器学习算法使用最广,模型区分度总体良好,但普遍存在校准度报告不足、外部验证缺乏、可解释性分析有限、临床应用转化不足等问题。未来研究应重视模型校准与外部验证,加强可解释性与临床转化,推动预测模型从学术研究走向临床实践。

[关 键 词] 人工智能;手术部位感染;预测模型;机器学习;范围综述
[中图分类号] R619+.3 R319

A scoping review of research on artificial intelligence-based prediction models for surgical site infection

Yang Xiaopei[1], *Ye Feng*[2], *Li Qian*[1], *Ping Baohua*[1], *Chu Meng*[1], *Zhou Rui*[1], *Zhang Qi*[1], *Zhang Xueqin*[1], *Ren Chunling*[1], *Chen Ping*[1] (1. *Hospital-Acquired Infection Control Office*; 2. *Department of Infectious Diseases*, *the First Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University*, *Xi'an* 710061, *China*)

[**Abstract**] **Objective** To systematically sort out the research status, design characteristics and methodological elements of artificial intelligence-based prediction models for surgical site infection (SSI), so as to provide evidence for the construction, optimization and clinical translation of such models. **Methods** In accordance with the reporting guidelines for scoping reviews, Chinese- and English-language databases were systematically searched for relevant literature published from database establishment to December 31, 2025. Two researchers independently screened the literature and extracted data, and narrative synthesis together with descriptive statistics were used for analysis. **Results** A total of 32 articles were finally included, of which 68.75% were published in 2023 or later. Thirteen studies were from China and another 13 from the United States. Spinal surgery was the predominant surgical procedure (11 studies, 34.38%), and single-center studies accounted for 65.63%. The sample sizes ranged from 208 to 2 885 326 cases, with a median of 1 543.5 cases. A total of 156 applications of machine learning algorithms were reported in the included literature, with tree-based machine learning algorithms being the most widely used (44.87%). The median area under the receiver operating characteristic curve (AUC) for internal model validation was 0.885. Fourteen studies reported calibration, and four conducted external validation. **Conclusion** From 2023 to 2025, research on artificial intelligence-based prediction models for surgical site infection increased markedly. Tree-based machine learning algorithms were the most widely used, and the models generally showed good discrim-

[收稿日期] 2026－04－14
[作者简介] 杨晓培(1997－),女(汉族),陕西省榆林市人,护师,主要从事医院感染管理相关研究。
[通信作者] 李倩 E-mail:liqian8646@163.com

ination. However, common problems included insufficient reporting of calibration, a lack of external validation, limited interpretability analysis and insufficient translation into clinical applications. Future research should emphasize model calibration and external validation, strengthen interpretability research and clinical translation, and promote the transition of prediction models from academic research to clinical practice.

[**Key words**] artificial intelligence; surgical site infection; prediction model; machine learning; scoping review

手术部位感染(surgical site infection, SSI)作为最常见的医院感染类型之一,全球发病率约2.5%[1]。SSI 延长患者住院时间、增加医疗成本、提高再入院率,严重影响患者预后[2]。系统综述研究[3]显示,SSI 患者住院时间额外延长 2.1～54 d,每例成本增加 10 443～25 546 美元。早期识别 SSI 高风险患者并实施针对性预防措施,对改善临床结局、保障患者安全具有重要意义。人工智能(artificial intelligence, AI)技术正深刻革新医学诊疗模式,以机器学习、自然语言处理等为代表的 AI 技术,可辅助疾病早期检测和个性化医疗方案制定,为改善患者预后提供新途径。作为 AI 临床应用的重要载体,预测模型可整合临床指征并输出量化风险,辅助识别 SSI 高危个体,为针对性预防措施的制定提供依据,从而有望降低 SSI 发生风险、改善预后并节约医疗资源。国内外已有多项应用 AI 构建 SSI 风险预测模型的研究,相较传统逻辑回归模型,部分机器学习模型在处理非线性数据、捕捉变量间复杂关系方面更具优势[4],但目前该领域仍缺乏系统的设计特征梳理与方法学质量评价。本研究采用范围综述方法系统总结相关研究的设计特征与方法学质量,以期为模型的规范化构建、优化及临床转化提供参考。

1 资料与方法

1.1 检索策略 参照范围综述报告规范,系统检索 Web of Science、PubMed、知网、万方、Embase、Cochrane Library 及 CINAHL 等中英文数据库,检索策略围绕人工智能及机器学习、手术部位感染两个主题构建,检索时限为建库至 2025 年 12 月 31 日。

1.2 纳入与排除标准 纳入标准:(1)接受任何类型手术的成年患者;(2)研究中应用机器学习算法开发 SSI 预测模型,包括但不限于决策树、随机森林、朴素贝叶斯等;(3)报告机器学习算法的相关性能评价指标,如受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线下面积(AUC)、灵敏度等。本文中定义的 AI 模型为采用机器学习算法、通过训练数据构建的 SSI 风险预测模型。排除标准:(1)重复发表或数据存在交叉的文献,以及会议论文或短篇报道;(2)非中英文文献;(3)包含动物实验的文献。

1.3 文献筛选与资料提取 2 名研究者应用 NoteExpress 软件独立完成文献筛选和资料提取,存在分歧时经讨论或由第 3 名研究者裁定。提取内容包括:第一作者、发表年份、研究国家、样本来源、样本量、研究对象、模型评价指标、模型构建方法、区分度、校准度、模型验证方法等。

1.4 统计分析方法 采用叙述性总结和描述性统计进行分析,结果以频率、百分比、中位数及范围表示。由于纳入研究在算法类型、人群、结局定义等方面存在较大异质性,未进行定量合并。采用具有连续性校正的 *Wilson* 评分法计算比例的 95%置信区间(confidence interval, *CI*)。

2 结果

2.1 文献检索结果 初步检索共获得文献 573 篇,去重后余 389 篇。经初筛排除 321 篇,全文复筛排除 36 篇,原因包括:未采用本研究定义的机器学习模型 18 篇,数据交叉或重复 2 篇,仅报告研究方案而未报告结果 2 篇,未报告性能评价指标 9 篇,研究对象为儿童 5 篇,最终纳入 32 篇。筛选流程见图 1。

2.2 纳入文献基本特征 发表年份分布:2015—2019 年 3 篇,2020—2025 年 29 篇(其中,2023—2025 年发表 22 篇,占 68.75%),表明近年来该领域研究数量明显增加。地区分布:中国与美国各 13 篇,共占 81.25%,日本和泰国各 2 篇,沙特阿拉伯和加拿大各 1 篇。手术类型分布:以脊柱手术为主的骨科相关研究合计 16 篇(50.00%),为最集中的领域,其中,脊柱手术 11 篇(34.38%),骨科创伤与关节置换术 5 篇(15.63%);腹部手术(含结直肠手术)5 篇;神经外科、头颈外科、急诊创伤各 1 篇;8 篇未限定具体手术类型。样本来源分布:单中心研究 21 篇,占 65.63%;多中心研究 5 篇;基于大型数据库研究 6 篇,其中 3 篇研究使用美国外科医师学会国家外科质量改进计划数据库(American College

of Surgeons National Surgical Quality Improvement Program，ACS NSQIP)；多中心研究的中心数量为 2～10 所。样本量：纳入研究的样本量差异显著，为 208～2 885 326 例，中位数为 1 543.5 例。样本量＜1 000 例者 11 篇(34.38%)，1 000～9 999 例者 10 篇(31.25%)，10 000～99 999 例者 8 篇(25.00%)，10 万例以上者 3 篇(9.38%)。SSI 发病率：排除未报告感染例数及病例对照的研究后[5-6]，30 篇文献中的感染发病率为 0.65%～23.53%，中位数为 4.47%，由于纳入研究在手术类型、数据来源及样本量上差异较大，本文不以单一汇总值代表总体 SSI 发病水平。见表 1。

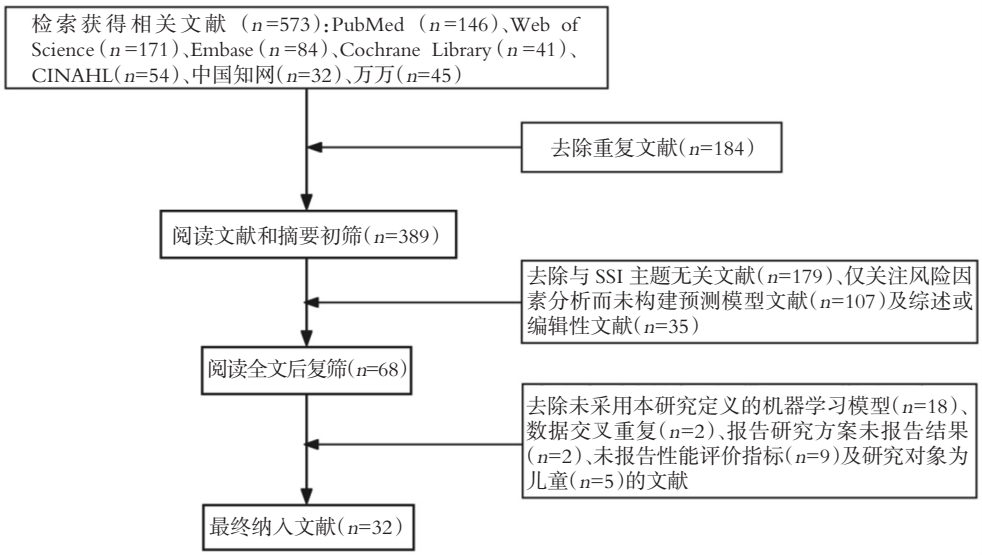


图 1 基于 AI 的 SSI 预测模型研究范围综述的文献筛选流程图

Figure 1 Flowchart of literature screening for the scoping review of research on AI-based prediction models for SSI

表 1 基于 AI 的 SSI 预测模型研究范围综述纳入文献的基本特征

Table 1 Basic characteristics of the studies included in the scoping review of research on AI-based prediction models for SSI

序号	第一作者	发表年份	国家	研究对象	研究样本量（例）	SSI 例数	SSI 发病率（%）	单中心/多中心/数据库
1	Cui Y[7]	2025 年	中国	转移性脊柱疾病	667	45	6.75	多中心(3 所)
2	Chen W[8]	2020 年	中国	外科手术	21 611	244	1.13	单中心
3	Hopkins BS[5]	2020 年	美国	后路脊柱融合术	4 046	NR	1.5*	单中心
4	Chen T[9]	2023 年	中国	腰椎内固定手术	1 327	54	4.07	单中心
5	Wang H[10]	2021 年	中国	微创经椎间孔腰椎融合术	705	33	4.68	单中心
6	Zhang Q[11]	2024 年	中国	脊柱手术	986	92	9.33	单中心
7	Ohno Y[12]	2022 年	日本	结肠癌手术	730	92	12.60	单中心
8	Chen KA[13]	2023 年	美国	结直肠手术	275 152	29 379	10.68	ACS NSQIP
9	Lu K[14]	2024 年	中国	后路颈椎手术	402	44	10.95	单中心
10	Liu W[6]	2022 年	中国	腰椎手术	288	144	-	单中心
11	Cobler-Lichter MD[15]	2025 年	美国	急诊创伤剖腹术	74 423	2 411	3.24	美国外科医师学会创伤质量改进计划数据库
12	Wang P[16]	2025 年	中国	后路腰椎融合术	1 016	36	3.54	单中心
13	Mamlook REA[17]	2023 年	美国	外科手术	2 885 326	88 202	3.06	ACS NSQIP
14	Al-Ahmari S[18]	2025 年	沙特阿拉伯	外科手术	64 793	1 632	2.52	沙特阿拉伯卫生电子监测网络
15	Piebpien P[19]	2024 年	泰国	腹部外科手术	12 596	404	3.21	单中心
16	Wu G[20]	2023 年	加拿大	全髋/膝关节置换术	22 059	235	1.07	阿尔伯塔省出院数据库
17	Zhou H[21]	2025 年	中国	头颈鳞癌皮瓣重建	442	104	23.53	单中心

续表 1 （Table 1，Continued）

序号	第一作者	发表年份	国家	研究对象	研究样本量（例）	SSI 例数	SSI 发病率（%）	单中心/多中心/数据库
18	Pang Z[22]	2025 年	中国	后路腰椎融合术	1 272	52	4.09	多中心(2 所)
19	Xiong C[23]	2022 年	中国	后路腰椎间融合术	584	33	5.65	单中心
20	Ying H[24]	2023 年	中国	胫骨骨折切开复位内固定术(ORIF)	351	51	14.53	单中心
21	Heffernan A[25]	2025 年	美国	急诊外科手术	624 625	48 320	7.74	ACS NSQIP
22	Bangash AH[26]	2025 年	日本	腰椎椎板切除术	4 027	26	0.65	多中心(10 所)
23	Tunthanathip T[27]	2019 年	泰国	神经外科	1 471	67	4.55	单中心
24	Colborn KL[28]	2018 年	美国	外科手术	6 840	230	3.36	单中心
25	Yeo I[29]	2023 年	美国	全膝关节置换术	10 021	404	4.03	单中心
26	Chakraborty A[30]	2025 年	美国	外科手术	28 864	1 191	4.13	多中心(2 所)
27	Gutierrez-Naranjo JM[31]	2024 年	美国	下肢骨折手术	1 579	89	5.64	单中心
28	Zhang Q[32]	2025 年	中国	踝关节骨折	509	51	10.02	单中心
29	Hu Z[33]	2015 年	美国	外科手术	6 258	405	6.47	单中心
30	Azimi K[34]	2020 年	美国	结直肠切除手术	208	18	8.65	单中心
31	Celik U[35]	2025 年	美国	结肠手术	1 508	66	4.38	单中心
32	Colborn KL[36]	2023 年	美国	外科手术患者	30 639	1 069	3.49	多中心(5 所)

注：- 表示该研究为病例对照研究，其 SSI 发病率不代表自然发病率，故不予报告。NR 表示未报告，* 表示感染发病率依据文献报道填写。

2.3 SSI 预测模型情况

2.3.1 机器学习算法类型 纳入研究采用不同机器学习算法构建 SSI 相关模型，部分研究通过比较多种算法的预测效能筛选最优模型。纳入研究累计报告 156 次模型算法应用。其中，基于树的机器学习算法使用 70 次(44.87%)，频次最高；线性模型(主要作为基准对照，以筛选最优预测模型)使用 23 次(14.75%)；神经网络与深度学习 22 次(14.10%)；支持向量机 13 次；K 近邻算法 12 次；朴素贝叶斯 10 次；其他算法 6 次。见表 2。

表 2 纳入文献采用的模型算法类型及应用次数(n = 156)

Table 2 Types of model algorithms used in the included studies and number of applications (n = 156)

机器学习算法类型	算法应用次数(次)	构成比(%)	95%*CI*(%)	机器学习算法类型	算法应用次数(次)	构成比(%)	95%*CI*(%)
基于树的机器学习算法	70	44.87	(37.15,52.76)	增强广义线性模型	1	0.64	(0,3.79)
随机森林	23	14.75	(9.65,21.40)	广义加性模型	1	0.64	(0,3.79)
极端梯度提升	15	9.62	(5.55,15.70)	神经网络与深度学习	22	14.10	(9.30,20.88)
决策树	12	7.69	(4.18,13.23)	神经网络	17	10.90	(6.66,17.13)
梯度提升机	11	7.05	(3.71,12.40)	深度神经网络	3	1.92	(0.41,5.60)
随机梯度提升	3	1.92	(0.41,5.60)	卷积神经网络	1	0.64	(0,3.79)
CatBoost	3	1.92	(0.41,5.60)	自注意力网络	1	0.64	(0,3.79)
极端随机树	2	1.28	(0.16,4.66)	支持向量机	13	8.33	(4.56,14.00)
提升分类树	1	0.64	(0,3.79)	K 近邻算法	12	7.69	(4.18,13.23)
线性模型	23	14.75	(9.65,21.40)	朴素贝叶斯	10	6.41	(3.16,11.56)
逻辑回归	14	8.98	(5.10,14.70)	其他算法	6	3.85	(1.45,8.25)
LASSO 回归	3	1.92	(0.41,5.60)	灵活判别分析	1	0.64	(0,3.79)
广义线性模型	2	1.28	(0.16,4.66)	AdaBoost	4	2.57	(0.74,6.67)
提升逻辑回归	1	0.64	(0,3.79)	惩罚判别分析	1	0.64	(0,3.79)
弹性网络逻辑回归	1	0.64	(0,3.79)				

注：线性模型仅作为基准对照，不归纳于本研究定义的典型机器学习算法。

2.3.2 缺失值处理方式 纳入的 32 篇文献中，仅 1 篇采用 K 近邻算法处理缺失值，2 篇采用多重插补方法，4 篇采用简单统计插补方法（均值、中位数、众数），2 篇采用其他统计插补方法（预测均值匹配、多变量迭代均值），2 篇直接剔除不完整记录，1 篇将缺失值视为阴性或以固定值处理，1 篇明确报告数据无缺失，其余 19 篇未报告缺失值处理方法。

2.3.3 模型评价指标 区分度：32 篇文献中 31 篇（96.88%）以 AUC 量化模型的区分能力，1 篇采用一致性统计量（C-statistic，0.668～0.768）报告。5 篇（15.63%）在 AUC 之外同时报告精确率－召回率曲线下面积（AUPRC），以应对低 SSI 发病率所致的类别不平衡。此外，24 篇（75.00%）报告了依赖判别阈值的分类性能指标，包括由混淆矩阵派生的准确率、灵敏度、特异度及阳性/阴性预测值，其中 7 篇以混淆矩阵形式直接呈现。校准度：14 篇（43.75%，95%*CI*：27.24%～62.51%）报告校准指标，均报告了校准曲线，其中 3 篇（9.38%）联合 *Brier* 分数。临床效用：8 篇（25.00%，95% *CI*：11.85%～43.50%）进行评估，均采用决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）。8 篇（25.00%）研究完整报告了区分度、校准度和临床效用三个维度的评价指标。

2.3.4 模型预测效能 32 篇文献所涉预测模型区分度总体良好，其中内部验证的 AUC 中位数为 0.885，P_{25}～P_{75} 为 0.798～0.945，范围为 0.650～0.994，外部验证的 AUC 为 0.712～0.938，中位数为 0.848；在校准度方面，报告校准曲线的 14 篇文献均显示模型校准良好；报告 *Brier* 分数的 3 篇文献 *Brier* 分数为 0.033～0.139。

2.3.5 模型验证方法 在内部验证方面，21 篇（65.63%，95%*CI*：47.20%～80.37%）使用了交叉验证（包括 k 折交叉验证、重复交叉验证等），是最常用的模型验证方法；6 篇（18.75%，95%*CI*：8.17%～35.85%）使用简单随机拆分验证（训练/测试集拆分）；4 篇（12.50%，95%*CI*：4.25%～28.59%）使用时间序列拆分验证；1 篇（3.13%，95%*CI*：0.16%～16.91%）未明确报告内部验证方法。仅 4 篇（12.50%，95%*CI*：4.25%～28.59%）进行了外部验证，其中时段验证和空间验证各 2 篇，外部验证样本均独立于建模样本，且未参与模型训练或超参数调优过程。

3 讨论

本研究发现，2023 年及以后发表的文献占 68.75%，表明 AI 驱动的 SSI 预测模型研究近三年快速增长。中国与美国是该领域的主要研究国家，两国各发表 13 篇，共占 81.25%，美国多依托 ACS NSQIP 等大型手术质量改进数据库开展研究，数据基础较为成熟。从研究主题看，骨科手术是应用最集中的领域，占 50.00%，反映出专科手术对精准化感染防控的迫切需求。SSI 发病率在不同手术专科间差异显著，国内研究[37]显示，结直肠手术 SSI 发病率最高，胰腺、肝脏、神经外科次之。尽管肝脏外科和神经外科等专科的 AI 预测模型研究尚少，但仍存在较高的感染风险和临床需求，未来可开展针对性研究。

纳入的 32 篇文献样本量为 208～2 885 326 例，中位数为 1 543.5 例，分布极不均匀，源于大型数据库研究与单中心小样本研究并存。样本量＜1 000 例共 11 篇，存在一定过拟合风险，其中 8 篇采用交叉验证或 Bootstrap 重采样，7 篇使用合成少数类过采样技术（synthetic minority oversampling technique，SMOTE）处理类别不平衡，仅 1 篇进行外部验证，泛化能力可能被高估。5 篇样本量＜500 例，风险更为突出：文献[34]在 208 例结直肠切除患者中仅观察到 18 例阳性事件，其预测模型纳入 7 个预测因子，每变量事件数（events per variable，EPV）仅约 2.6，远低于每个预测变量 10～20 个事件的经验法则，其模型结论的稳定性有限。Lu 等[14]、Zhou 等[21]、Ying 等[24]虽采用交叉验证与类别平衡处理，但均为单中心研究且缺乏外部验证，AUC 可能被高估。Liu 等[6]采用病例对照设计，其预测性能在真实临床场景中需谨慎解读。本研究纳入的极端小样本研究即使内部验证表现良好，其泛化能力仍需外部验证确认。缺失值处理方面，19 篇（59.38%）未明确报告，高于初级保健领域的 43.3%[38]，可能引入偏倚，未来研究应常规报告缺失值处理方法，并开展敏感性分析以增强方法学严谨性。

本研究中基于树的机器学习算法占 44.87%，其中随机森林和极端梯度提升算法的使用频率最高。其可能原因在于：树模型能自动捕捉非线性关系与交互作用，无需对数据分布作出先验假设，更适应临床数据的复杂特性。研究[39]显示，机器学习模型的预测精度优于传统统计模型，但也有研究[40]报

道二者性能相近，甚至传统统计模型表现更优，这反映了模型性能对数据特性与任务的依赖性。研究者应基于数据规模、特征类型和任务需求合理选择算法：大样本、高维度、复杂非线性交互时集成树模型表现较优，具有空间或时序结构的数据更适合深度学习，样本量小、特征线性可分或可解释性要求极高时，正则化逻辑回归等传统模型仍具独特价值。3 篇文献(9.38%)采用自然语言处理技术从非结构化文本中提取特征，未来应进一步探索多模态数据融合，增强模型的临床适用性与个体化预测能力。

模型评价指标是衡量预测模型性能、指导模型选择与调优，以及评估泛化能力的量化依据。区分度、校准度和临床效用为评估预测模型的三个核心维度。本研究中，区分度报告率为 100%，校准度报告率仅 43.75%，这种“区分度报告充分、校准度报告不足”的现象在临床预测模型研究中较为普遍，与既往研究[4]结果一致。本研究中，同时完整报告区分度、校准度和临床效用三个维度评价指标的研究占 25.00%，高于国内护理领域研究 10% 的报告率[41]。评价指标报告不全，可能导致研究者难以判断预测概率与实际发生风险的一致性及模型在临床决策中的净收益，削弱模型在实际临床场景中的可信度与可用性。未来研究应重视校准度与临床效用指标的常规报告，满足临床决策需求，推动预测模型向临床实践的转化。

外部验证有助于评价模型在独立人群中的预测性能，发现潜在的性能下降和校准不足，从而指导模型改进和优化，提高模型稳定性。本研究中仅 4 篇文献(12.50%)进行外部验证，故模型泛化能力及其在其他临床场景中的适用性缺乏充分证据。一项系统综述[42]发现，在推荐模型用于临床实践的研究中，摘要层面 95.2%、正文层面 86% 的研究缺乏外部验证。造成外部验证不足的原因可能与获取独立高质量数据集面临数据共享、伦理审批、跨机构协作等障碍有关。本研究中，采用空间验证和时段验证进行外部验证的研究各 2 篇，国内护理领域的外部验证以时段验证为主，空间验证仅占 22.9%，提示跨机构的外部验证仍有较大提升空间[41]。进行外部验证的 4 篇文献，其外部验证 AUC 中位数(0.848)略低于所有文献的内部验证(0.885)，提示模型在独立样本中的性能可能出现一定程度的衰减，进一步凸显了外部验证的必要性。

本研究中，7 篇(21.88%)文献提供了 Shapley 加性解释(Shapley additive explanations，SHAP)等模型可解释性分析方法，能揭示模型决策依据，帮助临床医生判断预测结果是否与经验一致，从而增强临床医生对模型的信任，为探索疾病机制提供新视角[43]；仅 3 篇(9.38%)开发了可供临床直接使用的工具，表明多数高性能预测模型仍停留于开发阶段。外部验证数据获取困难是制约转化的重要瓶颈之一，跨机构数据共享面临伦理审批、数据标准不统一等障碍，日间手术比例增加对术后随访及数据完整性提出了更高要求，而术后长期随访数据缺失可能进一步增加构建独立验证集的难度。我国 2023 年发布的《全面提升医疗质量行动计划》[44]已将“手术质量安全提升行动”列为重点任务，为 AI 预测模型的研发和转化提供了制度支持，但仍面临数据共享机制不健全[45]、专业人员认知不足[46]等现实挑战。未来研究应充分利用政策支持，着力解决数据共享与标准化问题，推动 AI 预测模型从学术研究走向临床实践。

本研究存在一定局限性：纳入文献仅限于中英文，可能存在语言偏倚；数据提取依赖原始文献的报告完整性，未报告的信息可能造成信息偏倚；未使用预测模型偏倚风险评估工具(PROBAST)对纳入研究进行系统偏倚风险评价，可能影响对方法学质量的综合判断。

作者贡献声明：杨晓培负责研究选题与设计构思、文献检索、数据提取与分析、论文撰写；章琦负责文献检索与数据提取；楚萌、周蕊负责数据库补检与参考文献回溯；平宝华、张雪琴、任春玲、陈萍负责数据核对、研究结果解读；李倩、叶峰负责研究整体框架设计、论文审阅与修订。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

[参 考 文 献]

[1] Mengistu D A, Alemu A, Abdukadir A A, et al. Global incidence of surgical site infection among patients: systematic review and meta-analysis[J]. Inquiry, 2023, 60: 469580231162549.

[2] Badia J M, Casey A L, Petrosillo N, et al. Impact of surgical site infection on healthcare costs and patient outcomes: a systematic review in six European countries[J]. J Hosp Infect, 2017, 96(1): 1-15.

[3] Monahan M, Jowett S, Pinkney T, et al. Surgical site infection and costs in low- and middle-income countries: a systematic review of the economic burden[J]. PLoS One, 2020, 15

(6): e0232960.

[4] Ndjonko L C M, Chakraborty A, Petri F, et al. Evaluating predictive performance and generalizability of traditional and artificial intelligence models in predicting surgical site infections postspinal surgery: a systematic review[J]. Spine J, 2026, 26(2): 280-291.

[5] Hopkins B S, Mazmudar A, Driscoll C, et al. Using artificial intelligence (AI) to predict postoperative surgical site infection: a retrospective cohort of 4046 posterior spinal fusions [J]. Clin Neurol Neurosurg, 2020, 192: 105718.

[6] Liu Wencai, Ying Hui, Liao Weijie, et al. Using preoperative and intraoperative factors to predict the risk of surgical site infections after lumbar spinal surgery: a machine learning-based study[J]. World Neurosurg, 2022, 162: e553-e560.

[7] Cui Yunpeng, Shi Xuedong, Wang Qiwei, et al. Artificial intelligence-based prediction model for surgical site infection in metastatic spinal disease: a multicenter development and validation study[J]. Int J Surg, 2025, 111(10): 6867-6884.

[8] Chen Weijia, Lu Zhijun, You Lijue, et al. Artificial intelligence-based multimodal risk assessment model for surgical site infection (AMRAMS): development and validation study[J]. JMIR Med Inform, 2020, 8(6): e18186.

[9] Chen Tianyou, Liu Chong, Zhang Zide, et al. Using machine learning to predict surgical site infection after lumbar spine surgery[J]. Infect Drug Resist, 2023, 16: 5197-5207.

[10] Wang Haosheng, Fan Tingting, Yang Bo, et al. Development and internal validation of supervised machine learning algorithms for predicting the risk of surgical site infection following minimally invasive transforaminal lumbar interbody fusion[J]. Front Med (Lausanne), 2021, 8: 771608.

[11] Zhang Q, Chen G, Zhu Q, et al. Construct validation of machine learning for accurately predicting the risk of postoperative surgical site infection following spine surgery[J]. J Hosp Infect, 2024, 146: 232-241.

[12] Ohno Y, Mazaki J, Udo R, et al. Preliminary evaluation of a novel artificial intelligence-based prediction model for surgical site infection in colon cancer[J]. Cancer Diagn Progn, 2022, 2(6): 691-696.

[13] Chen K A, Joisa C U, Stem J M, et al. Improved prediction of surgical-site infection after colorectal surgery using machine learning[J]. Dis Colon Rectum, 2023, 66(3): 458-466.

[14] Lu Keyu, Tu Yiting, Su Shenkai, et al. Machine learning application for prediction of surgical site infection after posterior cervical surgery[J]. Int Wound J, 2024, 21(4): e14607.

[15] Cobler-Lichter M D, Delamater J M, Weiss Z M, et al. Machine learning models accurately predict surgical site infection after emergent trauma laparotomy[J]. J Surg Res, 2025, 316: 158-168.

[16] Wang Peiyang, Liu Lei, Xie Zhiyang, et al. Explainable machine learning models for prediction of surgical site infection after posterior lumbar fusion surgery based on Shapley additive explanations[J]. World Neurosurg, 2025, 197: 123942.

[17] Mamlook R E A, Wells L J, Sawyer R. Machine-learning models for predicting surgical site infections using patient preoperative risk and surgical procedure factors[J]. Am J Infect Control, 2023, 51(5): 544-550.

[18] Al-Ahmari S, Nadeem F. Improving surgical site infection prediction using machine learning: addressing challenges of highly imbalanced data[J]. Diagnostics (Basel), 2025, 15(4): 501.

[19] Piebpien P, Tansawet A, Pattanaprateep O, et al. Can machine learning models improve the prediction of surgical site infection in abdominal surgery than traditional statistical models? [J]. J Int Med Res, 2024, 52(11): 3000605241293696.

[20] Wu Guosong, Cheligeer C, Southern D A, et al. Development of machine learning models for the detection of surgical site infections following total hip and knee arthroplasty: a multicenter cohort study[J]. Antimicrob Resist Infect Control, 2023, 12(1): 88.

[21] Zhou Hanchen, Luo Chuning, Xu Qiaoshi, et al. Machine learning approach to predict surgical site infection in head and neck squamous cell carcinoma patients after free flap reconstruction[J]. J Craniomaxillofac Surg, 2025, 53(12): 2112-2117.

[22] Pang Zixiang, Liang Jiawei, Chen Jiayi, et al. Systemic immune-inflammatory biomarkers combined with the CRP-albumin-lymphocyte index predict surgical site infection following posterior lumbar spinal fusion: a retrospective study using machine learning[J]. Front Med (Lausanne), 2025, 12: 1590248.

[23] Xiong Chuang, Zhao Runhan, Xu Jingtao, et al. Construct and validate a predictive model for surgical site infection after posterior lumbar interbody fusion based on machine learning algorithm[J]. Comput Math Methods Med, 2022, 2022: 2697841.

[24] Ying Hui, Guo Bowen, Wu Haijian, et al. Using multiple indicators to predict the risk of surgical site infection after ORIF of tibia fractures: a machine learning based study[J]. Front Cell Infect Microbiol, 2023, 13: 1206393.

[25] Heffernan A, Ganguli R, Sears I, et al. Choice of machine learning models is important to predict post-operative infections in surgical patients[J]. Surg Infect (Larchmt), 2025, 26(7): 520-529.

[26] Bangash A H, Mani K, Goldman S N, et al. Predicting surgical site infection after lumbar laminectomy and discectomy: a cutting-edge algorithmic approach by incorporating ensembled stacking into the current state-of-the-art for automated machine learning[J]. Neurosurg Rev, 2025, 48(1): 653.

[27] Tunthanathip T, Sae-Heng S, Oearsakul T, et al. Machine learning applications for the prediction of surgical site infection in neurological operations[J]. Neurosurg Focus, 2019, 47(2): E7.

[28] Colborn K L, Bronsert M, Amioka E, et al. Identification of surgical site infections using electronic health record data[J].

Am J Infect Control, 2018, 46(11): 1230 - 1235.

[29] Yeo I, Klemt C, Robinson M G, et al. The use of artificial neural networks for the prediction of surgical site infection following TKA[J]. J Knee Surg, 2023, 36(6): 637 - 643.

[30] Chakraborty A, Lybarger K, Estebane J A O, et al. Development and evaluation of machine learning models for the identification of surgical site infection in electronic health records [J]. Surg Infect (Larchmt), 2025, 26(7): 474 - 481.

[31] Gutierrez-Naranjo J M, Moreira A, Valero-Moreno E, et al. A machine learning model to predict surgical site infection after surgery of lower extremity fractures[J]. Int Orthop, 2024, 48 (7): 1887 - 1896.

[32] Zhang Qinyang, Chen Guolin, Zhou Chengqiang, et al. Construct validation of machine learning models for predicting surgical site infection risk following ankle fracture surgery[J]. Int J Surg, 2025, 111(12): 9431 - 9448.

[33] Hu Zhen, Simon G J, Arsoniadis E G, et al. Automated detection of postoperative surgical site infections using supervised methods with electronic health record data[J]. Stud Health Technol Inform, 2015, 216: 706 - 710.

[34] Azimi K, Honaker M D, Chalil Madathil S, et al. Post-operative infection prediction and risk factor analysis in colorectal surgery using data mining techniques: a pilot study[J]. Surg Infect (Larchmt), 2020, 21(9): 784 - 792.

[35] Celik U, Liu Feifan, Kobayashi K, et al. Machine learning-enhanced surveillance for surgical site infections in patients undergoing colon surgery: model development and evaluation study[J]. JMIR Form Res, 2025, 9: e75121.

[36] Colborn K L, Zhuang Yaxu, Dyas A R, et al. Development and validation of models for detection of postoperative infections using structured electronic health records data and machine learning[J]. Surgery, 2023, 173(2): 464 - 471.

[37] Lin J, Peng Y, Guo L, et al. The incidence of surgical site infections in China[J]. J Hosp Infect, 2024, 146: 206 - 223.

[38] 钟锦佳，李文涛，黄亚芳，等. 初级保健领域基于机器学习预测模型研究的设计特征与方法学质量:范围综述[J]. 中国全科医学，2024，27(10)：1271 - 1276.
Zhong Jinjia, Li Wentao, Huang Yafang, et al. Design features and methodological quality of research about prediction models based on machine learning in primary care: a scoping review[J]. Chinese General Practice, 2024, 27(10): 1271 - 1276.

[39] An Ruopeng, Shen Jing, Xiao Yunyu. Applications of artificial intelligence to obesity research: scoping review of methodologies[J]. J Med Internet Res, 2022, 24(12): e40589.

[40] Gravesteijn B Y, Nieboer D, Ercole A, et al. Machine learning algorithms performed no better than regression models for prognostication in traumatic brain injury[J]. J Clin Epidemiol, 2020, 122: 95 - 107.

[41] 周新艺，朱丽筠，徐园，等. 国内护理领域风险预测模型开展外部验证现状的范围综述[J]. 中华现代护理杂志，2025，31 (1)：100 - 105.
Zhou Xinyi, Zhu Liyun, Xu Yuan, et al. Current status of external validation of risk prediction models in the nursing field in China: a scoping review[J]. Chinese Journal of Modern Nursing, 2025, 31(1): 100 - 105.

[42] Andaur Navarro C L, Damen J A A, Takada T, et al. Systematic review finds "spin" practices and poor reporting standards in studies on machine learning-based prediction models [J]. J Clin Epidemiol, 2023, 158: 99 - 110.

[43] Zhou Nan, Qin Wei, Zhang Jiajin, et al. Epidemiological exploration of the impact of Bluetooth headset usage on thyroid nodules using Shapley additive explanations method[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 14354.

[44] 国家卫生健康委，国家中医药局. 关于开展全面提升医疗质量行动(2023—2025 年)的通知：国卫医政发〔2023〕12 号[EB/OL]. (2023 - 05 - 29)[2026 - 08 - 17]. https://www.nhc.gov.cn/yzygj/c100068/202305/68bcfaf610d94c638f64c53aff5de994.shtml.
National Health Commission, National Administration of Traditional Chinese Medicine. Notice on carrying out the comprehensive improvement of medical quality action (2023 - 2025): guowei yizheng fa[2023] No. 12[EB/OL]. (2023 - 05 - 29)[2026 - 08 - 17]. https://www.nhc.gov.cn/yzygj/c100068/202305/68bcfaf610d94c638f64c53 aff5de994.shtml.

[45] 屈佳. 健康医疗数据治理体系建构的困境及对策[J]. 医学与社会，2023，36(12)：7 - 13，32.
Qu Jia. Analysis of legal problems and governance methods of health data protection[J]. Medicine and Society, 2023, 36 (12): 7 - 13, 32.

[46] Feng W, Sae-Sia W, Kitrungrote L. Knowledge, attitude, and practice of surgical site infection prevention among operating room nurses in southwest China[J]. Belitung Nurs J, 2022, 8(2): 124 - 131.

（本文编辑：翟若南）

本文引用格式：杨晓培，叶峰，李倩，等. 基于人工智能的手术部位感染预测模型研究的范围综述[J]. 中国感染控制杂志，2026，25 (11)：1708 - 1715. DOI：10.12138/j.issn.1671 - 9638.20264452.

Cite this article as: Yang Xiaopei, Ye Feng, Li Qian, et al. A scoping review of research on artificial intelligence-based prediction models for surgical site infection[J]. Chin J Infect Control, 2026, 25(11): 1708 - 1715. DOI: 10.12138/j.issn.1671 - 9638.20264452.