



doi:10.7659/j.issn.1005-6947.250395

<http://dx.doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.250395>

China Journal of General Surgery, 2025, 34(11):2422-2432.

• 临床研究 •

机器学习在造口患者管理中应用的范围综述

辛慧琳¹, 戴薇薇², 张瑛³, 张其健², 田含章², 陈璇², 孙碧霞¹, 张磊²

(1. 中南大学湘雅护理学院, 湖南 长沙 410013; 2. 中南大学湘雅医院 临床护理教研室, 湖南 长沙 410008; 3. 湖南省长沙市联勤保障部队第九二一医院 急诊科, 湖南 长沙 410003)

摘要

背景与目的: 随着造口患者数量不断上升, 其长期管理需求呈现复杂化趋势。机器学习 (ML) 因擅长处理多维度临床数据, 被逐渐应用于造口患者评估与护理。本研究通过范围综述系统梳理 ML 在造口领域的应用现状, 明确研究热点、性能表现及存在的关键问题, 为后续研究和临床转化提供依据。

方法: 采用澳大利亚乔安娜布里格斯研究所范围综述指南, 系统检索中英文数据库建库至 2025 年 4 月 10 日的相关文献。由 2 名研究者独立筛选、提取及归纳研究特征、ML 类型、应用领域、模型预测因子与性能, 并使用 PROBAST+AI 工具评价方法学质量和偏倚风险。

结果: 共纳入 15 篇文献, ML 在造口领域的应用包括术后并发症预测、疾病预后评估、健康教育、护理知识库构建、卫生经济学分析及身体成分评估等。10 项研究共构建 40 个预测模型, 覆盖 6 类预测因子 (人口学、生理/身体状况、手术因素、疾病分期与治疗、造口相关情况、心理社会因素), 多数模型在训练集中表现出较高 AUC (多数 >0.80)。然而, PROBAST+AI 评价显示多数模型存在高偏倚风险, 尤其在样本量、数据完整性和外部验证不足方面。LLM 辅助健康教育显示出提高信息可获得性的潜力, 但阅读难度较高且缺乏个性化。经济学研究提示 ML 有助于优化预防性造口策略并节约成本。

结论: ML 已在造口患者管理的多环节展现应用价值, 尤其在风险预测与临床决策支持方面具有明显优势。但现阶段研究整体方法学质量有待提高, 外部验证、模型可解释性与临床可实施性不足仍限制其推广。未来需开展大样本、多中心前瞻性研究, 拓展至泌尿造口等更广泛人群, 并推动个性化健康教育与智能化护理工具的临床落地。

关键词

肠造口术; 机器学习; 预测模型; 范围综述

中图分类号: R656.7

Machine learning applications in the management of stoma patients: a scoping review

XIN Huilin¹, DAI Weiwei², ZHANG Ying³, ZHANG Qijian², TIAN Hanzhang², CHEN Xuan², SUN Bixia¹, ZHANG Lei²

(1. Xiangya Nursing School of Central South University, Changsha 410013, China; 2. Department of Clinical Nursing, Xiangya Hospital, Central South University, Changsha 410008, China; 3. Department of Emergency Medicine, the 921st Hospital of the Joint Logistic Support Force, Changsha 410003, China)

Abstract **Background and Aims:** The growing population of patients living with a stoma has led to increasingly

收稿日期: 2025-07-12; 修订日期: 2025-10-10。

作者简介: 辛慧琳, 中南大学湘雅护理学院硕士研究生, 主要从事造口、慢性伤口方面的研究。

通信作者: 张磊, Email: csicuzhanglei@163.com

complex clinical and long-term management needs. Machine learning (ML), with its strong capability for processing multidimensional data, has been progressively applied to stoma care. This scoping review aims to map current applications of ML in stoma patients, summarize research trends and model performance, and identify existing gaps to support future methodological and clinical development.

Methods: Guided by the Joanna Briggs Institute scoping review methodology, eight major Chinese and international databases were searched from inception to April 10, 2025. Two reviewers independently screened the literature, extracted data on study characteristics, ML algorithms, application domains, predictors, and model performance. Methodological quality and risk of bias were assessed using the updated PROBAST+AI tool.

Results: Fifteen studies were included. ML has been applied in multiple domains, including postoperative complication prediction, prognosis assessment, patient education, nursing knowledge-base construction, health economic analyses, and body composition assessment. Ten studies developed a total of 40 prediction models covering six categories of predictors: demographic characteristics, physiological/physical status, surgical factors, disease staging and treatment, stoma-related variables, and psychosocial factors. Most models demonstrated good discriminative ability (AUC>0.80). However, PROBAST+AI revealed generally high risk of bias, mainly due to retrospective designs, incomplete data reporting, and insufficient external validation. Large language model-based educational tools improved information accessibility but showed limited personalization and high reading difficulty. Economic studies suggested that ML-assisted decision-making may offer cost-effective support for protective stoma strategies.

Conclusion: ML shows promising value across multiple stages of stoma management, especially in risk prediction and decision support. Nevertheless, methodological limitations—particularly high bias risk, limited external validation, and inadequate clinical integration—hamper its broader application. Future research should prioritize multicenter prospective studies, expand to diverse stoma populations including urostomy, enhance model interpretability, and promote clinically deployable intelligent care tools.

Key words Enterostomy; Machine Learning; Prediction Model; Scoping Review

CLC number: R656.7

造口术是指通过手术在腹部形成一个通向外界的开口，以便于排泄粪便和尿液^[1]，是结直肠癌、溃疡性结肠炎、膀胱癌、肠梗阻等患者的常用治疗方式之一，以延长患者生存期，提高生活质量^[2-3]。造口术后管理过程复杂，专科医护人员与患者在长期临床管理中常面临诸多挑战，如造口周围皮肤并发症和造口旁疝等问题^[4]。随着智慧医疗的不断发展，机器学习（machine learning, ML）技术为造口护理提供了新的支持路径^[5]。ML是一种用于数据处理的先进人工智能技术，与传统统计方法不同，ML擅长处理与复杂疾病机制相关的复杂数据集^[6]。其已在疾病诊断、个性化治疗推荐、疾病预测与预防、医疗质量评估等方面进行广泛应用^[7-10]。已有研究者将ML用于造口患者

的管理与护理中，可以在收集造口相关数据的同时，提高数据的管理效率并且实现对数据进行自动分析，但其应用目标人群、形式、领域和临床结局等方面存在一定程度的异质性^[11-12]。因此，本研究以澳大利亚乔安娜布里格斯研究所发布的范围综述指南为框架^[13]，通过全面检索文献，分析ML在造口术后患者评估、并发症预测、护理干预推荐等环节的应用范围，总结关键研究缺口，以期为后期开展相关研究提供参考。

1 资料与方法

1.1 确定研究问题

通过文献查阅与讨论确定研究问题：(1) ML在

造口术后研究应用的主要形式和内容是什么？(2) 评价指标及应用效果如何？(3) 目前研究还存在哪些问题及未来的启示？

1.2 检索策略

系统检索 PubMed、Web of Science、Embase、CINAHL、Cochrane Library、中国知网、万方数据库、维普数据库和中国生物医学文献数据库，检索时限为建库至 2025 年 4 月 10 日。采用主题词、自由词以及布尔逻辑运算。

1.3 纳入和排除标准

纳入标准：(1) 研究对象为造口患者，年龄≥18岁；(2) 研究内容为 ML 算法在造口患者中的应用，研究方法涉及 ML 相关的算法和模型，如神经网络、决策树、随机森林、支持向量机等典型的 ML 技术；(3) 文献类型为原始研究，包括量性研究、质性研究和混合研究。排除标准：(1) 无法获取中英文全文；(2) 重复发表；(3) 非公开发表的会议论文、学术论文等。

1.4 文献筛选与资料提取

将检索到的文献题录导入 NoteExpress 中，去除重复文献，由 2 名接受过循证医学培训的护理研究生通过阅读文题和摘要独立初筛，阅读全文后进行再次筛选。筛选过程中如遇分歧，与第 3 名研究者进行讨论，最终确定符合纳排标准的文献。资料提取内容包括作者、发表年份、国家、研究类型、样本量（建模组/验证组）、目标人群、应用场景、观察时间、研究领域、临床结局、诊断标准、ML 类型、呈现形式。

1.5 方法学质量评价

使用 2025 年更新的预测模型偏倚风险评价工具（Prediction model Risk Of Bias Assessment Tool-Artificial Intelligence，PROBAST+AI）^[14]，由 2 名经过培训的研究者对纳入模型独立进行偏倚风险及适用性评价，在模型评价过程中有任何争议，则寻求第 3 名研究者解决。

2 结果

2.1 文献检索结果及基本特征

初始检索共获得 9 190 篇文献，经筛选，最终纳入 15 篇^[11, 15-28]，文献筛选流程见图 1。纳入文献发表时间从 2022—2025 年，包括中文 4 篇^[15, 18, 23-24]，英文 11 篇^[11, 16-17, 19-22, 26-28]。其中 10 篇为预测模型的构建与验证^[11, 15, 19, 21, 22, 24, 26-28]，3 篇为造口患者管理与健康教育^[16, 20, 23]，1 篇关于造口相关经济成本效果分析^[18]，1 篇使用 AI 算法对患者进行身体成分分析^[17]。10 项研究^[11, 15, 19, 21-22, 24-28]构建了 40 个预测模型，样本量从 43~2 240 例不等。研究对象均为肠造口患者，其中 1 项研究对象为溃疡性结肠炎患者，其余均为结直肠癌患者。单中心研究包括 6 项^[11, 15, 19, 24, 27-28]，多中心研究包括 4 项^[21-22, 25-26]。模型构建方法：监督学习：Logistic 回归（Logistic regression, LR）4 项^[11, 15, 22, 27]、支持向量分类（support vector classification, SVC）6 项^[11, 19, 22, 24-26]、随机森林（random forest, RF）6 项^[11, 22, 24-27]、决策树（decision tree, DT）2 项^[24, 27]、K 近邻算法（K-nearest neighbor, KNN）3 项^[11, 22, 25]、贝叶斯分类器（包括贝叶斯 1 项^[19]、高斯朴素贝叶斯 1 项^[27]、朴素贝叶斯 1 项^[26]）。集成学习：极端梯度提升（extreme gradient boosting, XGBoost）5 项^[11, 19, 22, 25, 27]、梯度提升（gradient boosting, GB）^[27]、轻量级梯度提升机（light gradient boosting machine, LGBM）2 项^[11, 27]。深度学习：卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）1 项^[28]。人工神经网络模型（artificial neural network, ANN）1 项^[15]。此外，随机梯度下降 1 项^[26]；混合模型^[21]是一种将多种不同模型或方法结合起来的方式，不是单一的特定算法；放射组学^[21]是一个多学科领域，利用医学图像中的特征进行分析和建模，它包含了多种 ML 和数据分析技术。预测模型临床结局包括两个方面：(1) 预测术后并发症发生：造口旁疝^[11, 24]、造口部位切口疝（stoma site incisional hernia, SSIH）^[21]、衰弱^[19]、营养不良^[15]、吻合口漏^[26]，储袋炎^[28]的发生；(2) 疾病预后预测：临时性肠造口转化为永久性肠造口^[22, 27]，临时回肠造口率^[26]（表 1）。

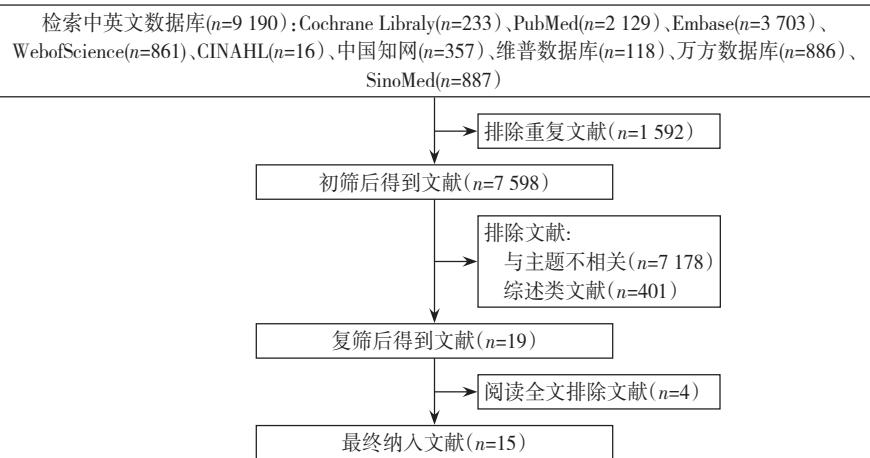


图1 文献筛选流程

Figure 1 Literature screening process

表1 纳入15项研究的基本特征

Table 1 Basic characteristics of the 15 included studies

作者	发表年份	国家	研究类型	样本量 (建模组/验证组)	目标人群	应用场景	观察时间 (月)
Dai, 等 ^[11]	2024	中国	病例对照研究	495(347/148)	结直肠癌术后结肠造口患者	医院	12
Lim, 等 ^[16]	2024	澳大利亚	横断面研究	40	造口患者	医院	—
Suthakaran, 等 ^[17]	2024	澳大利亚	回顾性队列研究	47	Hartmann 逆转手术的结肠造口患者	医院	6
Zhang, 等 ^[19]	2024	中国	前瞻性队列研究	362(253/109)	结直肠癌术后造口患者	医院	1
Yüceler Kaçmaz, 等 ^[20]	2024	土耳其	横断面研究	—	造口患者	—	—
Dong, 等 ^[21]	2024	中国	回顾性队列研究	265(220/45)	结直肠癌术后肠造口患者	医院	>12
Su, 等 ^[22]	2024	中国	回顾性队列研究	655(552/103)	直肠腺癌临时性肠造口患者	医院	24
Shao, 等 ^[26]	2024	中国	回顾性队列研究	2 240(1 145/550 和 545)	直肠腺癌临时性肠造口患者	医院	3
Liu, 等 ^[25]	2023	中国	回顾性队列研究	1 163(851/312)	直肠癌患者	医院	>36
Kuo, 等 ^[27]	2023	中国	回顾性队列研究	428(366/62)	直肠癌术后肠造口患者	医院	60
Mizuno, 等 ^[28]	2022	日本	回顾性队列研究	43	溃疡性结肠炎术后肠造口患者	医院	7
李紫梦, 等 ^[15]	2025	中国	横断面研究	432(302/130)	结直肠癌造口患者	医院	—
周璐, 等 ^[18]	2024	中国	前瞻性队列研究	200	结直肠癌术后造口患者	—	1
周茂林 ^[23]	2024	中国	横断面研究	145	肠造口患者	—	—
李云波, 等 ^[24]	2024	中国	回顾性病例对照	131(92/39)	乙状结肠癌或直肠癌术后肠造口患者	医院	24~80

表1 纳入15项研究的基本特征 (续)
Table 1 Basic characteristics of the 15 included studies (continued)

作者	研究领域	临床结局	诊断(评估)标准
Dai, 等 ^[11]	术后并发症预测	造口旁疝	2017年欧洲疝气学会指南
Lim, 等 ^[16]	患者教育和造口管理	—	可读性评分(Flesch-Kincaid、Flesch-Reading Ease 和 Coleman-Liau指数)和可靠性评估(Likert量表、DIS-CERN评分和QAMAI工具)
Suthakaran, 等 ^[17]	术后并发症预测	手术部位感染	美国疾病控制与预防中心感染标准
Zhang, 等 ^[19]	术后并发症预测	衰弱	蒂尔堡衰弱量表
Yüceler Kaçmaz, 等 ^[20]	患者教育和造口管理	造口患者教育材料开发与验证	患者教育材料评估工具;可读性指标(Flesch-Kincaid年級水平、Gunning Fog 和简单混乱度测量可读性指数)
Dong, 等 ^[21]	术后并发症预测	SSIH	体格检查和CT影像
Su, 等 ^[22]	疾病预后预测	永久性造口	造口为永久性的标准:术后24个月因临床情况无法还纳造口;肠镜
Shao, 等 ^[26]	疾病预后预测	吻合口漏的发生,临时回肠造口率	专家共识-直肠前切除术后吻合口漏的定义和分级:国际直肠癌研究小组的建议
Liu, 等 ^[25]	疾病预后预测	永久性造口	永久性造口是指患者在初次手术期间创建的永久性造口,或在患者疾病进展过程中创建的永久性造口
Kuo, 等 ^[27]	疾病预后预测	永久性肠造口	随访终点时,造口仍未关闭为永久性肠造口
Mizuno, 等 ^[28]	术后并发症预测	储袋炎	改良储袋炎疾病活动指数≥5.860
李紫梦, 等 ^[15]	术后并发症预测	营养不良	人血清白蛋白(<35 g/L)
周璐, 等 ^[18]	成本效果分析预测	—	—
周茂林 ^[23]	技能培训和评估	构建肠造口周围刺激性皮炎护理决策支持知识库核心条目	德尔菲专家咨询
李云波, 等 ^[24]	术后并发症预测	造口旁疝	CT

表1 纳入15项研究的基本特征 (续)
Table 1 Basic characteristics of the 15 included studies (continued)

作者	ML类型	呈现形式
Dai, 等 ^[11]	LR、SVC、KNN、RF、LGBM、XGBoost	预测模型
Lim, 等 ^[16]	ChatGPT-3.5、ChatGPT 4.0、Gemini、CoPilot	—
Suthakaran, 等 ^[17]	AI算法	—
Zhang, 等 ^[19]	XGBoost、LR、SVM 和贝叶斯	预测模型
Yüceler Kaçmaz, 等 ^[20]	ChatGPT 4.0; Publuu Online Flipbook Maker	造口患者教育材料
Dong, 等 ^[21]	监督学习(SVC,RF,ANN)、集成学习、深度学习、LR	预测模型
Su, 等 ^[22]	KNN、LR、SVM、XGBoost、RF	预测模型
Shao, 等 ^[26]	SVM、LR、朴素贝叶斯、随机梯度下降和RF	预测模型
Liu, 等 ^[25]	XGBoost、RF、SVM、KNN	预测模型
Kuo, 等 ^[27]	LR、RF、DT、高斯朴素贝叶斯、XGBoost、GB 和 LGBM	预测模型
Mizuno, 等 ^[28]	CNN	预测模型
李紫梦, 等 ^[15]	LR、ANN	预测模型
周璐, 等 ^[18]	DT	—
周茂林 ^[23]	隐含狄利克雷分布模型	条目
李云波, 等 ^[24]	SVM、DT 和 RF	预测模型

2.2 模型偏倚风险评价结果

依据PROBAST+AI对模型构建进行偏倚风险评价^[14]。本研究纳入模型在研究对象及数据分析领

域有较高的偏倚风险,可能存在研究设计不规范、未报告数据缺失情况及处理方法等(表2)。

表2 10项构建预测模型研究的方法学质量、偏倚风险和临床适用性评价

Table 2 Methodological quality, risk of bias, and clinical applicability assessment of the 10 prediction model studies

纳入文献	模型构建		模型验证	
	开发质量	开发适用性	验证偏倚风险	验证适用性
Dai, 等 ^[1]	高	良好	高	良好
Zhang, 等 ^[19]	低	良好	低	差
Dong, 等 ^[21]	高	良好	高	良好
Su, 等 ^[22]	高	良好	高	良好
Shao, 等 ^[26]	低	良好	低	良好
Liu, 等 ^[25]	高	良好	高	良好
Kuo, 等 ^[27]	高	良好	高	良好
Mizuno, 等 ^[28]	高	良好	高	良好
李紫梦, 等 ^[15]	低	差	低	良好
李云波, 等 ^[24]	高	良好	高	良好

2.3 模型展示方式、预测因子以及验证与性能

10项构建预测模型研究中,5项研究^[1, 21-22, 25-26]报告了呈现形式,预测模型呈现形式主要为列线图、SHapley可加性解释(SHapley Additive exPlanations, SHAP)图、应用程序等预测模型的可视化展示。所纳入的40个造口预测模型中预测因子最多为21项,其中有两项研究^[24, 28]使用了图片进行分析。为了更直观地比较各个预测因素在造口患者中的作用,将包含在预测模型中的预测因子进行分类。本研究共归为6个类别,分别为人口学特征(性别、年龄、教育、婚姻状况、月收入)、生理与身体状况,包括基础疾病:慢性阻塞性肺疾病(COPD)、糖尿病、急性和慢性疾病;身体测量指标:体质质量指数(BMI)、腹直肌厚度(TRAM)、造口直径;血液指标:前白蛋白、C-反应蛋白(CRP)、纤维蛋白原、血清总蛋白、癌胚抗原(CEA)、白蛋白/球蛋白比;其他生理指标:电解质紊乱情况、病变距肛缘的距离、手术相关因素(手术持续时间、造口部位、肿瘤位置、术前影像组学特征)、疾病分期与治疗(肿瘤淋巴结转移分期、临床分期、新辅助治疗、接受化疗放疗)、造口相关情况(造口并发症(如粪便皮肤皮炎、造口出血、损伤、过敏性皮炎、坏死和黏膜分离)、造口接受度、回肠造口闭合前的内镜pouch图像特征)、心理与社会因素(自我感知健康状况、社会支持、焦虑、心理社会适应、睡眠质量、术前衰弱)。10项研究^[1, 15, 19, 21-22, 24-28]均进行了内部验证,4项研究^[21-22, 25-26]进行外部验证;预测效能评价指标是用于评估预测模型性能的一系

列量化指标,包括(1)分类模型评价指标:曲线下面积(AUC)^[11, 15, 19, 21-22, 24-28]、准确率^[11, 15, 22, 24-28]、敏感度^[11, 15, 19, 21, 22, 24-27]、特异度^[11, 15, 21, 22, 24-27]、阳性预测值(positive predictive value, PPV)^[11, 22, 26]、阴性预测值(negative predictive value, NPV)^[11, 22, 26]、F1评分^[11, 19, 25]、马修斯相关系数(MCC^[19])、精确性^[21];(2)校准度评估指标:Brier^[19];(3)区分度评估指标:KS值^[21]。通过模型预测效能评价指标值,可以看出模型总体预测性能表现较好(表3)。

2.4 ML用于造口患者术后健康教育及知识库构建领域

Lim等^[16]用四种常见大语言模型(large language model, LLM)(ChatGPT 3.5和ChatGPT 4.0、Gemini和CoPilot)为造口患者全面的教育和支持,补足现存健康教育的局限,以减轻患者心理及生活负担,在临床环境中使用LLM在提高患者教育和造口管理水平方面具有潜力。Yüceler Kaçmaz等^[20]使用ChatGPT 4.0来确定造口患者信息需求并创建患者教育材料内容,并使用在线软件(Publulu Online Flipbook Maker)将教育内容转换为教材,为患者提供了准确的信息,同时能够提高医疗系统中患者在操作便利性方面的信息获取率,但阅读难度较高。周茂林^[23]使用python网络爬虫获得肠造口患者问诊信息并构成语料库,使用隐含狄利克雷分布模型对语料库进行数据挖掘并分析,判断患者的情绪状态,以了解肠造口患者延续性护理需求并构建肠造口周围刺激性皮炎护理决策支持知识库。

表3 10项构建预测模型研究模型展示方式、预测因子以及验证与性能

Table 3 Model presentation, predictors, and validation performance of the 10 prediction model studies

纳入文献	预测因子	预测模型研究类型	验证方式	模型呈现形式	方法	预测效果评价(准确率/特异度/PPV/NPV/F1评分/MCC/Brier/KS值/精确性)							
						AUC(95% CI)	准确率	敏感度	特异度	PPV	NPV	F1评分	
Dai, 等 ^[1]	BMI, 手术类型时间, COPD病史和状态, 前白蛋白、肿瘤淋巴结转移(TNM)分期, 造口部位, TRAM, CRP, 美国麻疹医师协会身体状况分类(ASA)和造口直径	内部验证	SHAP图、 列线图	RF LR KNN SVM LGBM XGBoost	0.888(0.881-0.935) 0.881(0.832-0.896) 0.832 0.771 0.785 0.691	0.819 0.851 0.745 0.489 0.553 0.894	0.804 0.873 0.729 0.901 0.703 0.703	0.851 0.745 0.697 0.892 0.582 0.598	0.667 0.873 0.729 0.697 0.703 0.703	0.921 0.881 0.575 0.793 0.813 0.813	0.813 0.737 0.575 0.619 0.646 0.646	— — — — — —	
Zhang, 等 ^[2]	性别、年龄、教育、婚姻状况、急性和慢性疾病、自我感知健康状况、月收入、造口并发症(如粪便皮肤皮炎、造口出血、损伤、过敏、疼痛、和黏膜分离)、接受化放疗、手术、造口接受度、睡眠质量、社会支持、焦虑、术前衰弱和癌症分期	内部验证	—	SVM Bayes XGBoost	0.818(0.814 0.878/0.855 0.968/0.882	— — —	0.818 0.878 0.968	— — —	— — —	— — —	0.952/0.943 0.750/0.728 0.079/0.092	— — —	
Dong, 等 ^[3]	造口大小、年龄、造口旁疝、化疗前和慢性阻塞性肺病	开发+验证	内部验证+外部验证 列线图	混合模型 放射组学 深度学习模型	0.947(0.850-0.997)/0.876 和 0.766 0.748(0.613-0.870)	— —	0.867 0.667 0.733	0.918 0.877 0.699	— — —	— — —	0.907/0.907 0.666/0.655 0.138/0.137	— — —	
Su, 等 ^[4]	临床分期、CEA、新辅助治疗、年龄、纤维蛋白原、BMI、ASA 和清蛋白/球蛋白比	开发+验证	内部验证+外部验证 应用程序	LR KNN RF XGBoost	0.863/0.828 0.947(0.854-0.954)/0.815(0.710-0.919) 0.854(0.748-0.954)/0.815(0.710-0.919)	— — — —	0.863 0.867 0.733 0.823/0.824	— 0.918 0.677 0.699	— — —	— — —	0.974/0.940 0.891/0.749 0.040/0.092	— — —	
Shao, 等 ^[5]	手术时间、肿瘤位置、术前白蛋白水平、糖尿病史、病史、辅助治疗史、肿瘤与肠状线距离 ≥ 5 cm 以及直肠狭窄	开发+验证	内部验证+外部验证 应用程序	LR NB SGD	0.850 0.850 0.830	— — —	— — —	— — —	— — —	— — —	0.961/0.943 0.802/0.727 0.063/0.092	— — —	
Liu, 等 ^[6]	年龄 ≥ 65 岁、高血压病史、糖尿病史、辅助治疗史、辅助治疗史、肿瘤与肠状线距离 ≥ 5 cm 以及直肠狭窄	开发+验证	内部验证+外部验证 SHAP图	XGBoost RF SVM KNN	0.987/0.978-0.995/ 0.963(0.922-1.000)/0.89 0.968/0.951-0.985/0.96(0.918-0.999) 0.967/0.946-0.989/0.962(0.917-1.000)	— — — —	0.934/0.916 0.925/0.889 0.911/0.897	0.957/0.926 0.925/0.889 0.923/0.909	0.927/0.923 0.890/0.961 0.906/0.951	— — —	— — —	0.799/0.743 0.714/0.678 0.740/0.697	— — —
Kuo, 等 ^[7]	病变距离边缘的距离、临床N分期、年龄、性别、开发+验证	内部验证	—	LR RF DT GNB XGBoost GB LightGBM	0.86(0.902-0.90) 0.87/0.978-0.995/ 0.976/0.793 0.782/0.844 0.999/0.947 0.996/0.952 1.000/0.980	— — — — — — —	— — — — — — —	— — — — — — —	— — — — — — —	— — — — — — —	0.883/0.838	—	
Mizuno, 等 ^[8]	回肠造口闭合前的内镜pouch图象特征	开发+验证	内部验证	—	CNN	0.843	0.750	—	—	—	—	—	—
李翠梦, 等 ^[9]	肿瘤分期、血清总蛋白、合并非糖尿病、术后并发症、心理社会适应、睡眠质量	开发+验证	内部验证	—	LR ANN	0.892(0.855-0.930) 0.896	— —	0.759 0.843/0.867	— —	— —	— —	— —	
李云波, 等 ^[10]	术前影像组学特征、临床特征(BMI、血清总蛋白)	开发+验证	内部验证	—	SVM DT RF	0.820(0.662-0.978)/0.804(0.640-0.967) 0.854(0.764-0.945)/0.762(0.587-0.937) 0.790(0.685-0.895)/0.732(0.550-0.914)	— — —	0.824/0.825 0.890/0.890 0.846/0.825	— — —	— — —	— — —	— — —	

2.5 ML用于造口患者经济学领域

周璐等^[18]用Changhai-AL-Prediction预测模型模拟决策预防性造口方案并与实际的术者决策的预防性造口方案进行比较,根据不同决策结果及治疗过程中发生不同临床结局的概率和成本分别构建DT模型进行成本效果分析。结果显示在直肠癌患者的预防性造口方案决策中,Changhai-AL-Prediction预测模型决策方案相较于术者决策方案不仅可以作出更为精准的预防性造口决策而且更具有经济学优势。可以减少医疗费用、提高社会经济效益,让有限的医疗卫生资源得到最大利用。

2.6 ML用于身体成分评估

Suthakaran等^[17]使用由墨尔本大学开发的AI算法来测量接受Hartmann逆转手术的患者的身体成分,以预测短期术后并发症。结果表明肌肉减少症和肌肉减少性肥胖与Hartmann逆转后的术后并发症有关。通过经过验证的AI算法测量的身体成分可能是预测这些患者短期手术结果的有益工具。

3 讨 论

3.1 ML构建预测模型的优势与不足

3.1.1 ML构建预测模型的深度与广度超越传统预测模型 本研究系统性地描绘了ML在造口领域的研究范围。结果显示,ML的应用已从单一的预测模型,拓展至健康教育、知识库构建及卫生经济学评估等多个环节,表明ML具有贯穿造口患者“风险评估-教育支持-决策辅助-经济评估”的全周期健康管理链条的潜力,正逐步渗透至造口患者管理的多个环节^[29]。首先,ML在医疗领域预测模型构建中展现出独特优势,其技术特性与医疗数据的复杂性、临床需求的多样性高度契合^[30]。本研究表明ML模型(如XGBoost、RF)在预测造口旁疝、衰弱、永久性造口等关键结局上,普遍优于传统LR^[11, 15, 19, 22, 26-27]。本研究还系统归纳了涵盖人口学、生理、手术、疾病、造口、心理社会等六大类别,共21项的预测因子,揭示了造口结局影响因素的复杂性,为未来构建更全面的评估模型提供了理论基础。

3.1.2 ML预测模型的不足与临床转化挑战 本研究结果表明,尽管35个预测模型均展现出良好的预测性能(AUC>0.8),但PROBAST+AI工具评价结果表明构建还存在方法学缺陷,大部分预测模型研

究存在高偏倚风险,主要表现为回顾性设计带来的选择偏倚、数据缺失处理不规范,以及外部验证的普遍缺乏。在纳入的10项预测模型研究中,仅4项进行了外部验证^[21-22, 25-26]。Collins等^[31]、Lv等^[32]强调模型外部验证重要性,缺乏严格外部验证的“高性能”指标的模型可能在新的患者群体或不同医疗中心中表现不佳,其临床推广的泛化能力存疑。本研究发现,当前研究数据源多局限于单中心、小样本的结直肠癌肠造口人群,对泌尿造口等其他类型造口关注极少,这限制了模型的普适性^[33]。因此,ML在造口预测模型中虽展现出巨大潜力,但现有证据基础尚不牢固。预测模型的构建不能仅展示模型高性能而忽略其方法学局限性^[26, 28],还需从方法学质量角度进行批判性评估^[34]。未来研究应致力于构建多中心、前瞻性、纳入多样化造口类型的大型数据库,并参考PROBAST+AI工具规范研究设计。同时,增加模型的可解释性(如使用SHAP图^[11, 22, 25])和实用性(如开发应用程序^[22, 26])以实现临床落地。护理研究者应积极参与到多学科团队中,将临床经验融入特征工程和模型设计,开发如“造口并发症风险智能预警系统”等嵌入式工具,直接助力临床决策^[35-36]。

3.2 ML在造口领域的创新应用与优化方向

在预测模型之外,ML还展现出强大的创新能力,如利用LLM(ChatGPT等)生成健康教育材料^[16, 20],基于LDA模型挖掘患者需求以构建护理知识库^[23],以及进行成本效果分析^[18]。在健康教育领域,针对肠造口患者,现有Meta分析证据支持电子健康干预是一种可行且有效的健康管理策略,能够显著提升其关键健康结局^[37]。本研究发现LLM生成的资料虽内容准确,但对阅读水平要求较高(需高中至大学水平),且缺乏真正的个性化定制^[16, 20],这与现有的大多数在线造口护理材料情况一致^[38]。这提示未来的开发不能仅停留于内容生成,需结合患者画像进行个性化定制,并评估其在不同文化背景、健康素养人群中的适用性。如Duckworth等^[39]通过ML分析连续血糖监测的数据轨迹,借此实现血糖风险预警,并进而转化为对长期控制趋势的深度洞察,为真正实现个性化健康管理提供了关键路径。此外,ML在心理社会适应、长期生活质量干预、造口产品智能推荐、临时造口永久化等方面的应用尚属空白^[40-42]。肠造口

患者的康复历程漫长复杂，涵盖手术早期至出院后的多个阶段，利用ML赋能造口患者的全旅程健康管理，实现照护支持的精准化与前瞻性，是未来极具价值的研究方向^[41]。这不仅是健康管理的模式创新，更是对患者生活质量的实质性提升，以实现对患者个性化、精准化护理^[43]。

3.3 研究缺陷与展望

本研究作为范围综述，虽系统描绘了领域全景，但也存在一定局限，如未对模型性能进行Meta分析、仅关注已发表文献等。基于本综述的发现，对未来研究提出以下展望：(1) 强化方法学严谨性：优先开展前瞻性、大样本、多中心研究，并严格进行外部验证，提升模型证据等级^[44]。(2) 拓展应用广度：将研究范围从结直肠癌肠造口推广延伸至泌尿造口、小儿造口等群体，并探索心理支持、康复指导等新场景^[45]。(3) 推动临床落地：着力开发用户友好、与医院信息系统深度融合的临床决策支持工具，并开展实施性研究，评估其在实际临床环境中的有效性、成本效益和可持续性；并通过增加个性化健康支持的公平性与有效性^[46]。(4) 保障数据安全与伦理^[47]：在数据采集、模型训练与应用全过程中，必须重视患者隐私保护，可探索联邦学习等隐私计算技术的应用^[48-49]。此外，在LLM等技术的应用中，必须始终坚持其辅助性角色定位，任何输出内容都需经过临床专家的严格审核，而非直接替代专业判断^[35]，以负责任和合乎道德的方式加以实践，从而为患者护理和公共卫生创造最大价值^[50]。

ML已在造口术后并发症预测、护理、经济学评估等领域进行应用，最主要的应用方式为预测模型，还可扩大ML在造口领域的研究，如泌尿造口及其他造口并发症的预防及管理。未来还需大样本、多中心研究，关注个性化推荐、数据保护等问题，以提高应用范围及效果。

作者贡献声明：辛慧琳负责研究方案设计、初稿撰写、收集数据、评估研究质量，文章修改；戴薇薇、张瑛参与研究方案设计、文献筛选、文章修改；张其健、田含章负责评估研究质量、数据提取；陈璇、孙碧霞负责优化检索策略、评估研究质量；张磊参与研究方案设计、提供研究经费、收集数据、文章修改。所有作者都同意对工作的各个方面负责。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] Alenezi A, McGrath I, Kimpton A, et al. Quality of life among ostomy patients: a narrative literature review[J]. *J Clin Nurs*, 2021, 30(21/22):3111-3123. doi:10.1111/jocn.15840.
- [2] Parini D, Bondurri A, Ferrara F, et al. Surgical management of ostomy complications: a MISSTO-WSES mapping review[J]. *World J Emerg Surg*, 2023, 18(1): 48. doi: 10.1186/s13017-023-00516-5.
- [3] 中华医学会外科学分会结直肠外科学组, 中国医师协会结直肠肿瘤专业委员会, 中国医师协会肛肠医师分会, 等. 结直肠(癌)手术永久性肠造口专家共识(2025版)[J]. *中华胃肠外科杂志*, 2025, 28 (6): 587-598. doi: 10.3760/cma.j.cn441530-20250528-00206.
- [4] Colorectal Surgery Group, Society of Surgery, Chinese Medical Association, Professional Committee of Colorectal Oncology, Chinese Medical Doctor Association, Anorectal Branch of Chinese Medical Doctor Association, et al. Expert consensus on permanent ostomy for colorectal cancer (version 2025)[J]. *Chinese Journal of Gastrointestinal Surgery*, 2025, 28(6): 587-598. doi: 10.3760/cma.j.cn441530-20250528-00206.
- [5] Aubert M, Buscail E, Duchalais E, et al. Management of adult intestinal stomas: the 2023 French guidelines[J]. *J Visc Surg*, 2024, 161(2):106-128. doi:10.1016/j.jviscsurg.2024.02.002.
- [6] Zhang R, Ge YY, Xia L, et al. Bibliometric analysis of development trends and research hotspots in the study of data mining in nursing based on CiteSpace[J]. *J Multidiscip Healthc*, 2024, 17:1561-1575. doi:10.2147/JMDH.S459079.
- [7] Rathi K, Sharma S, Barnwal A. Detecting the undetected: machine learning in early disease diagnosis[J]. *Basic Clin Pharmacol Toxicol*, 2025, 137(4):e70104. doi:10.1111/bcpt.70104.
- [8] Shehab M, Abualigah L, Shambour Q, et al. Machine learning in medical applications: a review of state-of-the-art methods[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 145: 105458. doi: 10.1016/j.combiomed.2022.105458.
- [9] 李波, 刘冠男. MRI影像组学结合临床特征的机器学习模型对结直肠癌肝转移的预测价值[J]. *中国普通外科杂志*, 2025, 34(7): 1410-1420. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.240611.
- [10] Li B, Liu GN. The predictive value of MRI imaging omics combined with clinical features in machine learning models for colorectal cancer liver metastasis[J]. *China Journal of General Surgery*, 2025, 34(7): 1410-1420. doi: 10.7659/j. issn. 1005-6947.240611.
- [11] Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, et al. Machine learning and bias in medical imaging: opportunities and challenges[J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2024, 17(2): e015495. doi: 10.1161/CIRCIMAGING.123.015495.

- [10] Bomrah S, Uddin M, Upadhyay U, et al. A scoping review of machine learning for sepsis prediction- feature engineering strategies and model performance: a step towards explainability[J]. Crit Care, 2024, 28(1):180. doi:10.1186/s13054-024-04948-6.
- [11] Dai T, Bao MZ, Zhang M, et al. A risk prediction model based on machine learning algorithm for parastomal hernia after permanent colostomy[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2024, 24(1):224. doi: 10.1186/s12911-024-02627-8.
- [12] Naik K, Goyal RK, Foschini L, et al. Current status and future directions: the application of artificial intelligence/machine learning for precision medicine[J]. Clin Pharmacol Ther, 2024, 115(4):673-686. doi:10.1002/cpt.3152.
- [13] Moraca E, Zaglini F, Fiorini J, et al. Nursing leadership style and error management culture: a scoping review[J]. Leadersh Health Serv (Bradf Engl), 2024, 37(4): 526-547. doi: 10.1108/LHS-12-2023-0099.
- [14] Moons KGM, Damen JAA, Kaul T, et al. PROBAST+AI: an updated quality, risk of bias, and applicability assessment tool for prediction models using regression or artificial intelligence methods[J]. BMJ, 2025, 388: e082505. doi: 10.1136/bmj-2024-082505.
- [15] 李紫梦, 龙裕, 李洋, 等. 结直肠癌造口患者营养不良风险预测模型的构建研究[J]. 当代护士, 2025, 32(6):87-93. doi:10.19793/j.cnki.1006-6411.2025.06.020.
Li ZM, Long Y, Li Y, et al. Development of a risk prediction model for malnutrition in colorectal cancer patients with a stoma[J]. Modern Nurse, 2025, 32(6): 87-93. doi: 10.19793/j.cnki.1006-6411.2025.06.020.
- [16] Lim B, Lirios G, Sakalkale A, et al. Assessing the efficacy of artificial intelligence to provide peri-operative information for patients with a Stoma[J]. ANZ J Surg, 2025, 95(3):464-496. doi: 10.1111/ans.19337.
- [17] Suthakaran R, Cao K, Arafat Y, et al. Body composition assessment by artificial intelligence can be a predictive tool for short-term postoperative complications in Hartmann's reversals[J]. BMC Surg, 2024, 24(1):111. doi:10.1186/s12893-024-02408-0.
- [18] 周璐, 温榕博, 刘子璇, 等. Shanghai-AL-Prediction 预测模型指导预防性造口合理实施的卫生经济学研究[J]. 中华结直肠疾病电子杂志, 2024, 13(4): 280-287. doi: 10.3877/cma.j.issn.2095-3224.2024.04.003.
Zhou L, Wen RB, Liu ZX, et al. Health economics research of Shanghai-AL-Prediction model to guide rational implementation of protective ostomy[J]. Chinese Journal of Colorectal Disease: Electronic Edition, 2024, 13(4): 280-287. doi: 10.3877/cma.j.issn.2095-3224.2024.04.003.
- [19] Zhang YJ, Dong FH, Xue YW, et al. Comparative study of the risk prediction model of early postoperative frailty in elderly enterostomy patients based on machine learning methods[J]. Front Med (Lausanne), 2024, 11: 1404557. doi: 10.3389/fmed.2024.1404557.
- [20] Yüceler Kaçmaz H, Kahraman H, Akutay S, et al. Development and validation of an artificial intelligence-assisted patient education material for ostomy patients: a methodological study[J]. J Adv Nurs, 2025, 81(7):3859-3867. doi:10.1111/jan.16542.
- [21] Dong ZY, Cai JH, Geng HG, et al. Image-based deep learning model to predict Stoma-site incisional hernia in patients with temporary ileostomy: a retrospective study[J]. iScience, 2024, 27 (11):111235. doi:10.1016/j.isci.2024.111235.
- [22] Su Y, Li YQ, Zhang H, et al. Machine learning model for prediction of permanent Stoma after anterior resection of rectal cancer: a multicenter study[J]. Eur J Surg Oncol, 2024, 50(7):108386. doi: 10.1016/j.ejso.2024.108386.
- [23] 周茂林. 肠造口周围刺激性皮炎护理决策知识库的构建研究[D]. 成都:电子科技大学, 2024.
Zhou ML. Construction of Knowledge Base for Nursing Decision Decision of Perienterostomy Irritis Irritis[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.
- [24] 李云波, 陈浪, 陶倩, 等. 基于CT影像组学及临床指标的造口旁疝发生风险预测模型构建[J]. 中国实用外科杂志, 2024, 44(10): 1174-1178. doi:10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2024.10.19.
Li YB, Chen L, Tao Q, et al. The predictive model of risk of parastomal hernia based on CT radiomics and clinical indicators[J]. Chinese Journal of Practical Surgery, 2024, 44(10):1174-1178. doi: 10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2024.10.19.
- [25] Liu Y, Zhao S, Du W, et al. Applying interpretable machine learning algorithms to predict risk factors for permanent Stoma in patients after TME[J]. Front Surg, 2023, 10:1125875. doi:10.3389/fsurg.2023.1125875.
- [26] Shao S, Zhao Y, Lu Q, et al. Artificial intelligence assists surgeons' decision-making of temporary ileostomy in patients with rectal cancer who have received anterior resection[J]. Eur J Surg Oncol, 2023, 49(2):433-439. doi:10.1016/j.ejso.2022.09.020.
- [27] Kuo CY, Kuo LJ, Lin YK. Artificial intelligence based system for predicting permanent Stoma after sphincter saving operations[J]. Sci Rep, 2023, 13(1):16039. doi:10.1038/s41598-023-43211-w.
- [28] Mizuno S, Okabayashi K, Ikebata A, et al. Prediction of pouchitis after ileal pouch-anal anastomosis in patients with ulcerative colitis using artificial intelligence and deep learning[J]. Tech Coloproctol, 2022, 26(6):471-478. doi:10.1007/s10151-022-02602-3.
- [29] Nizum N, Jacob G. Systematic review of ostomy care pathways[J]. Adv Skin Wound Care, 2022, 35(5): 290-295. doi: 10.1097/01.ASW.0000823976.96962.b6.
- [30] Choi RY, Coyner AS, Kalpathy-Cramer J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. Transl Vis

- Sci Technol, 2020, 9(2):14. doi:10.1167/tvst.9.2.14.
- [31] Collins GS, Dhiman P, Ma J, et al. Evaluation of clinical prediction models (part 1): from development to external validation[J]. BMJ, 2024, 384:e074819. doi:10.1136/bmj-2023-074819.
- [32] Lv QQ, Liu YH, Sun YN, et al. Insight into deep learning for glioma IDH medical image analysis: a systematic review[J]. Medicine (Baltimore), 2024, 103(7): e37150. doi: 10.1097/MD.00000000000037150.
- [33] Indrayan A, Mishra S. Assessing the adequacy of a prediction model[J]. Indian J Community Med, 2025, 50(5): 739-744. doi: 10.4103/ijcm.ijcm_567_24.
- [34] de Jong Y, Ramspeck CL, Zoccali C, et al. Appraising prediction research: a guide and meta-review on bias and applicability assessment using the Prediction model Risk of Bias ASsessment Tool (PROBAST) [J]. Nephrology (Carlton), 2021, 26(12): 939-947. doi:10.1111/nep.13913.
- [35] O'Connor S, Vercell A, Wong D, et al. The application and use of artificial intelligence in cancer nursing: a systematic review[J]. Eur J Oncol Nurs, 2024, 68:102510. doi:10.1016/j.ejon.2024.102510.
- [36] Panattoni N, Mariani R, Spano A, et al. Nurse specialist and ostomy patient: competence and skills in the care pathway. A scoping review[J]. J Clin Nurs, 2023, 32(17/18):5959-5973. doi: 10.1111/jocn.16722.
- [37] Qiao J, Zhao Y, Lu Y, et al. Assessing the impact of educational eHealth and mHealth interventions on health outcomes in continuity of care for enterostomy patients: a meta-analysis[J]. Eur J Oncol Nurs, 2024, 72:102676. doi:10.1016/j.ejon.2024.102676.
- [38] Ficarino H, Moses C, Wood L, et al. The readability, understandability, and suitability of online resources for ostomy care[J]. J Wound Ostomy Continence Nurs, 2024, 51(6):471-477. doi:10.1097/WON.0000000000001125.
- [39] Duckworth C, Guy MJ, Kumaran A, et al. Explainable machine learning for real-time hypoglycemia and hyperglycemia prediction and personalized control recommendations[J]. J Diabetes Sci Technol, 2024, 18(1):113-123. doi:10.1177/19322968221103561.
- [40] 张洁,雷小康,王新静,等.保留肛门的直肠癌手术后预防性临时造口永久化情况及危险因素分析[J].中国普通外科杂志,2024,33(10):1613-1622. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.10.008.
- Zhang J, Lei XK, Wang XJ, et al. Permanence of prophylactic temporary stoma after anus-preserving rectal cancer surgery and its risk factors[J]. China Journal of General Surgery, 2024, 33(10): 1613-1622. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.10.008.
- [41] 翁亚娟,蔡婷婷,牛妞,等.中青年结直肠癌造口患者健康管理旅程地图的研究[J].中国护理管理,2024,24(6):806-813. doi:10.3969/j.issn.1672-1756.2024.06.002.
- Weng YJ, Cai TT, Niu N, et al. Study on the health management journey map of young and middle-aged colorectal cancer patients with colostomy[J]. Chinese Nursing Management, 2024, 24(6): 806-813. doi:10.3969/j.issn.1672-1756.2024.06.002.
- [42] Maeng D, Hoffman RL, Sun V, et al. Post-surgical acute care utilization and cost of care among cancer survivors with an ostomy: Findings from three large hospital systems in the United States[J]. J Cancer Policy, 2025, 43:100534. doi:10.1016/j.jcpo.2024.100534.
- [43] Wound, Ostomy and Continence Nurses Society, Guideline Development Task Force. WOCN society clinical guideline: management of the adult patient with a fecal or urinary ostomy—an executive summary[J]. J Wound Ostomy Continence Nurs, 2018, 45 (1):50-58. doi:10.1097/WON.0000000000000396.
- [44] 吴勤祥,丁恒一,李宇飞.基于入院临床资料的保乳术后乳腺癌复发风险预测模型构建与验证[J].中国普通外科杂志,2025,34 (5):988-995. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.240460.
- Wu QX, Ding HY, Li YF. Development and validation of a risk prediction model for tumor recurrence after breast-conserving surgery based on admission clinical data[J]. China Journal of General Surgery, 2025, 34(5):988-995. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.240460.
- [45] Kang Y, Zhu Y, Zhong G, et al. Life experience of patients living with urostomy: a meta-synthesis of qualitative research[J]. Psychooncology, 2025, 34(3):e70096. doi:10.1002/pon.70096.
- [46] Feuerriegel S, Frauen D, Melnychuk V, et al. Causal machine learning for predicting treatment outcomes[J]. Nat Med, 2024, 30 (4):958-968. doi:10.1038/s41591-024-02902-1.
- [47] Hofweber T, Walker RL. Machine learning in health care: ethical considerations tied to privacy, interpretability, and bias[J]. N C Med J, 2024, 85(4):240-245. doi:10.18043/001c.120562.
- [48] Brauneck A, Schmalhorst L, Kazemi Majdabadi MM, et al. Federated machine learning, privacy-enhancing technologies, and data protection laws in medical research: scoping review[J]. J Med Internet Res, 2023, 25:e41588. doi:10.2196/41588.
- [49] Handelman GS, Kok HK, Chandra RV, et al. eDoctor: machine learning and the future of medicine[J]. J Intern Med, 2018, 284(6): 603-619. doi:10.1111/joim.12822.
- [50] Polevikov S. Advancing AI in healthcare: a comprehensive review of best practices[J]. Clin Chim Acta, 2023, 548: 117519. doi: 10.1016/j.cca.2023.117519.

(本文编辑 姜晖)

本文引用格式:辛慧琳,戴薇薇,张瑛,等.机器学习在造口患者管理中应用的范围综述[J].中国普通外科杂志,2025,34(11):2422-2432. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.250395

Cite this article as: Xin HL, Dai WW, Zhang Y, et al. Machine learning applications in the management of stoma patients: a scoping review[J]. Chin J Gen Surg, 2025, 34(11):2422-2432. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.250395