

doi: 10.3969/j.issn.1674-1242.2026.01.001

腹腔镜胆囊切除术后患者胃肠道症状的机器学习模型构建及验证

万文静

(河南科技大学第一附属医院开元院区 肝胆胰外科, 河南洛阳 471000)

【摘要】目的 构建评估腹腔镜胆囊切除术 (laparoscopic cholecystectomy, LC) 后患者胃肠道症状发生风险的机器学习的预测模型, 并验证其预测效能。**方法** 回顾性纳入 2022 年 10 月至 2024 年 10 月接受 LC 治疗的 96 例患者, 并收集其临床资料。采用多重插补法处理缺失值, 基于 R 语言构建随机森林 (random forest, RF)、支持向量机 (support vector machine, SVM)、极值梯度提升树 (extreme gradient boosting, XGBoost) 和逻辑回归 (logistic regression, LR) 模型, 通过曲线下面积 (area under the curve, AUC)、敏感度、特异度选取效能最高的模型, 通过校准曲线进行验证。**结果** 术后 72 h 内出现胃肠道症状者 27 例 (28.13%), 无症状者 69 例 (71.87%)。最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 回归结果中选择了 5 个非零特征变量, 包括年龄、手术时间、麻醉时间、胆囊壁厚度和术前 C 反应蛋白 (C-reactive protein, CRP)。RF、XGBoost、LR 和 SVM 的 AUC 分别为 0.855、0.893、0.762 和 0.839, XGBoost 模型的敏感度 (85.71%) 与特异度 (82.35%) 均衡性最佳, 表现出最优的预测效能, 以此构建列线图, 其在模型预测 LC 患者术后胃肠道症状发生率方面提供了中等净获益。Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验表明, 预测模型具有较好的标定能力 ($\chi^2=2.176, P=0.693$)。**结论** 本研究构建了基于 XGBoost 的机器学习列线图模型能有效预测 LC 术后胃肠道症状风险, 结合术前影像与炎症指标可辅助优化手术策略及术后管理。

【关键词】 腹腔镜胆囊切除术; 胃肠道症状; 机器学习; 预测模型; 危险因素

【中图分类号】 R657.4; TP181

【文献标志码】 A

文章编号: 1674-1242 (2026) 01-0001-05

Construction and validation of machine learning model for gastrointestinal symptoms in patients after laparoscopic cholecystectomy

WAN Wenjing

(Department of Hepatobiliary and Pancreatic Surgery, Kaiyuan Branch, The First Affiliated Hospital of Henan University of Science and Technology, Luoyang 471000, Henan, China)

【Abstract】Objective To develop a machine learning predictive model to assess the risk of gastrointestinal symptom occurrence in patients after laparoscopic cholecystectomy (LC) and validate its predictive performance. **Methods** A retrospective cohort of 96 patients who underwent LC from October 2022 to October 2024 was included, and clinical data were collected. Missing values were handled using multiple imputation. Random forest (RF), support vector machine (SVM), extreme gradient boosting (XGBoost), and logistic regression (LR) models were constructed using R language. The model with the highest performance was selected based on area under the curve (AUC), sensitivity, and specificity, and its performance was validated using calibration curves. **Results** Within 72 h post-operation, 27 patients (28.13%) experienced gastrointestinal symptoms, while 69 patients (71.87%) were asymptomatic. In the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression analysis, five non-zero features were selected, including age, surgery duration, anesthesia duration, gallbladder wall thickness, and preoperative C-reactive protein (CRP). The AUC for the RF, XGBoost, LR, and SVM models were 0.855, 0.893, 0.762, and 0.839, respectively. The XGBoost model showed the best balance between sensitivity (85.71%) and specificity (82.35%), demonstrating the optimal predictive performance. A nomogram was constructed based on this model, providing moderate net benefit in predicting the incidence of gastrointestinal symptoms in postoperative LC patients. The Hosmer-Lemeshow goodness-of-fit test indicated that the predictive model had good calibration ability ($\chi^2=2.176, P=0.693$). **Conclusion** The XGBoost-based machine learning nomogram effectively predicts the risk of gastrointestinal symptoms after LC. Integrating preoperative imaging and inflammatory indicators can assist in optimizing surgical strategies and postoperative management.

【Key words】 Laparoscopic cholecystectomy; Gastrointestinal symptoms; Machine learning; Prediction model; Risk factors

收稿日期: 2025-04-07。

作者简介: 万文静, 护师, 研究方向: 肝胆胰脾胃肠道。Email: xingre476396@163.com。

腹腔镜胆囊切除术 (laparoscopic cholecystectomy, LC) 是症状性胆囊结石及胆囊炎的首选治疗方式, 具有创伤小、恢复快等优势, 尽管手术技术的进步降低了严重并发症的发生风险^[1], 但胃肠道功能紊乱的发生率仍然较高, 其不仅延长患者的住院时间、增加医疗成本, 还可能影响患者的长期生活质量^[2]。术后胃肠道紊乱的发生机制复杂, 涉及炎症反应、迷走神经损伤、胆汁代谢改变等多因素交互作用^[3-4]。机器学习在医学预测模型中的应用为复杂临床问题的解析提供了新思路。与传统统计模型相比, 机器学习算法能够有效处理非线性关系、特征交互作用及高维数据, 在疾病风险分层和预后预测中展现出显著优势^[5]。然而, 现有关于 LC 术后并发症的研究多聚焦于严重不良事件, 针对胃肠道症状的预测模型构建仍处于探索阶段。朱中飞^[6]等通过单因素分析识别了 LC 术后胃肠道症状的部分风险因素, 但未建立可量化的预测模型。基于此, 本研究拟整合术前可获取的临床、影像及实验室指标, 构建并验证机器学习模型, 以预测 LC 术后胃肠道症状的发生风险, 为术前优化手术方案及术后管理提供循证依据。

1 材料和方法

1.1 一般资料

本研究回顾性纳入 2022 年 10 月至 2024 年 10 月接受 LC 治疗的 96 例患者。纳入标准: ①年龄 ≥ 18 岁; ②术前影像学确诊胆囊炎、胆囊结石或胆囊息肉, 术后病理证实胆囊良性病变; ③无急诊手术指征; ④术后随访资料完整; ⑤患者签署知情同意书。排除标准: ①合并消化性溃疡、炎症性肠病等胃肠道器质性疾病; ②术中开腹手术; ③合并恶性肿瘤、妊娠或严重肝肾功能不全。本研究经本院医学伦理委员会批准, 豁免了患者知情同意。

1.2 数据收集与定义

通过电子病历系统、术前影像学报告及术后随访记录收集患者资料, 基线资料包括年龄、性别、体质指数 (body mass index, BMI)、病程、合并症 (糖尿病、高血压、冠心病、高脂血症、既往腹部手术史)。术前指标包括实验室检查: C 反应蛋白 (C-reactive protein, CRP), 丙氨酸氨基转移酶 (alanine aminotransferase, ALT), 天门冬氨酸氨基转移酶 (aspartate aminotransferase, AST), 取术前

24 h 内检测值; 胆囊超声特征: 胆囊壁厚度、结石最大直径。术中数据包括周围脏器粘连、Calot 粘连、解剖结构变异、术中血压异常、术中出血量、麻醉时间、手术时间。

收集患者术后胃肠道表现, 包括恶心、呕吐、腹胀、腹泻、早饱感, 采用标准化问卷每日 3 次评估, 持续至术后 72 h, 术后胃肠道症状的判定标准为术后 72 h 内满足以下任一条件^[7]: ① ≥ 2 种症状且视觉模拟评分 ≥ 4 分持续 6 h 以上; ② 症状需药物干预; ③ 症状持续 ≥ 24 h 并延迟经口饮食。将符合上述标准的患者纳入症状组, 其余纳入无症状组。

1.3 数据处理和机器学习模型构建

缺失值处理采用 R 语言 mice 包进行多重插补 (5 次迭代), 连续变量用预测均值匹配 (prediction mean matching, PMM), 分类变量用逻辑回归插补。使用 glmnet 包进行最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 分析, 选择术后胃肠道症状特征变量, 构建随机森林 (random forest, RF)、支持向量机 (support vector machine, SVM)、极值梯度提升树 (extreme gradient boosting, XGBoost) 及逻辑回归 (logistic regression, LR) 模型, 分别使用 R 语言 caret、randomForest、xgboost 及 glm 包实现, 基于 10 倍交叉验证法对模型进行训练, 同时优化各模型的关键参数。

1.4 统计学方法

使用 SPSS 26.0 和 R3.6.1 软件进行数据分析。正态分布的计量资料以均数 \pm 标准差 ($\bar{x} \pm s$) 表示, 使用 t 检验进行比较; 计数资料采用例 (%) 描述, 采用 χ^2 或 Fisher 精确检验进行比较; 双侧 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。对不同模型进行受试者操作特征 (receiver operator characteristic, ROC) 曲线分析, 选取曲线下面积 (area under the curve, AUC) 最高的评估模型变量, 计算 95% 置信区间 (95% confidence interval, 95% CI)。使用 rms 和 rmda 包构建列线图模型, 校准曲线评估校准度, 决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 评估不同阈值概率下的净收益。

2 结果

2.1 2 组临床资料比较

96 例患者中术后 72 h 内出现胃肠道症状者 27 例 (28.13%), 无症状者 69 例 (71.87%)。单因素分

析显示, 两组患者的年龄、术前 CRP、胆囊壁厚度、既往腹部手术史、周围脏器粘连、Calot 粘连、术中血压异常、麻醉和手术时间相比差异均具有统计学意义 (均 $P < 0.05$) (表 1)。

表 1 患者基线特征比较[$\bar{x} \pm s$, 例 (%)]

变量	症状组 (n = 27)	无症状组 (n = 69)	t/ χ^2	P
人口统计学资料				
年龄 (岁)	62.34 ± 12.67	49.91 ± 10.82	12.316	<0.001
性别 (男/女)	11/16	32/37	0.213	0.644
BMI (kg/m ²)	26.45 ± 3.21	25.89 ± 2.97	0.831	0.408
病程 (月)	6.52 ± 4.38	5.91 ± 3.76	0.702	0.484
疾病类型			1.874	0.392
胆囊炎	7 (25.93)	17 (24.64)		
胆囊结石	15 (55.56)	40 (57.97)		
胆囊息肉	5 (18.52)	12 (17.39)		
合并症				
糖尿病	7 (25.93)	15 (21.74)	0.198	0.656
高血压	9 (33.33)	20 (28.99)	0.176	0.675
冠心病	3 (11.11)	5 (7.25)	-	0.693
高脂血症	8 (29.63)	18 (26.09)	0.127	0.722
既往腹部手术史	7 (25.93)	3 (4.35)	4.843	0.009
术前实验室指标				
CRP (mg/L)	15.32 ± 6.54	8.91 ± 4.27	5.672	<0.001
ALT (U/L)	42.15 ± 18.32	38.67 ± 15.89	0.954	0.342
AST (U/L)	35.24 ± 14.76	32.91 ± 12.53	0.823	0.412
胆囊特征				
胆囊壁厚度 (mm)	5.12 ± 1.23	3.12 ± 0.98	5.891	<0.001
结石数量 (单发/多发)	9/6	19/21	0.871	0.204
结石最大直径 (mm)	12.34 ± 5.67	10.89 ± 4.32	1.387	0.168
术中变量				
周围脏器粘连	16 (59.26)	20 (28.99)	6.442	0.004
Calot 粘连	14 (51.85)	22 (31.88)	4.614	0.024
解剖结构变异	5 (18.52)	7 (10.14)	-	0.324
术中血压异常	10 (37.04)	12 (17.39)	3.875	0.017
术中出血量 (ml)	45.32 ± 18.67	38.91 ± 15.24	1.823	0.071
麻醉时间 (min)	85.23 ± 22.45	68.91 ± 19.67	5.432	0.005
手术时间 (min)	68.54 ± 25.32	52.89 ± 18.76	6.125	0.002

注：“—”应用 Fisher 确切概率检验；BMI 为体质指数；CRP 为 C 反应蛋白；ALT 为丙氨酸氨基转移酶；AST 为天门冬氨酸氨基转移酶。

2.2 术后胃肠道症状相关重要变量的 LASSO 回归结果

使用 10 倍交叉验证在所选值处绘制一条垂直线, 其中最优正则化参数 (λ) 产生了 5 个系数不为零的特征 (图 1)。LASSO 回归结果中选择了 5 个非零特征变量, 包括年龄、手术时间、麻醉时间、胆囊壁厚度和术前 CRP 水平 (表 2)。

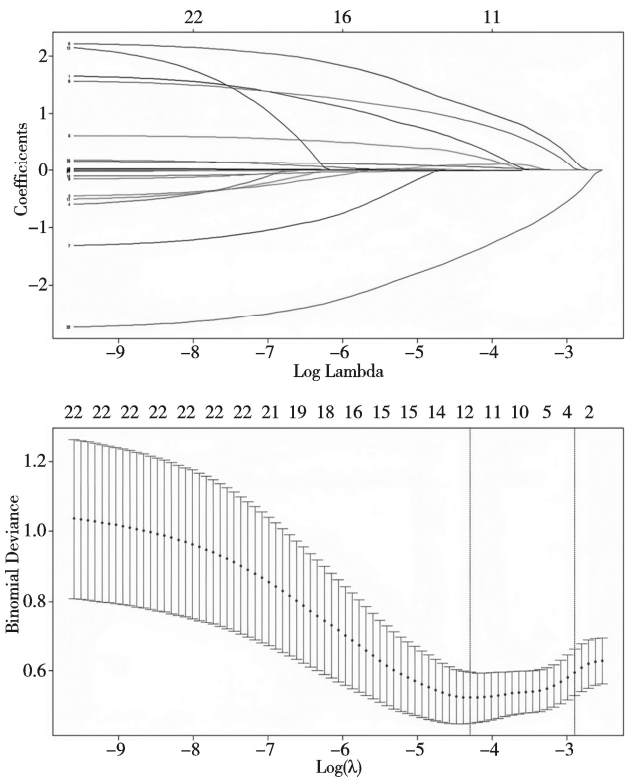


图 1 使用 LASSO 回归进行人口统计学和临床特征选择
注: LASSO 为最小绝对收缩和选择算子。

表 2 术后胃肠道症状相关重要变量的 LASSO 回归结果

变量	系数	最小 λ 值
年龄 (岁)	0.011537909	0.0050724
手术时间 (min)	0.001617740	
麻醉时间 (min)	0.003161148	
胆囊壁厚度 (mm)	0.005566759	
术前 CRP (mg/L)	0.077186153	

注: LASSO 为最小绝对收缩和选择算子; CRP 为 C 反应蛋白。

2.3 不同模型的性能比较

使用 4 种算法构建术后胃肠道症状的预测模型, RF、XGBoost、LR 和 SVM 的 AUC 分别为 0.855 (0.784 ~ 0.915)、0.893 (0.821 ~ 0.948)、0.762 (0.676 ~ 0.845) 和 0.839 (0.751 ~ 0.893), XGBoost 模型的敏感度 (85.71%) 与特异度 (82.35%) 均衡性最佳, 表现出最优的预测效能 (表 3)。

表 3 不同模型的性能比较

模型	AUC (95%CI)	灵敏度 (%)	特异度 (%)	F1-score	Brier 评分
XGBoost	0.893 (0.821~0.948)	85.71	82.35	0.83	0.12
RF	0.855 (0.784~0.915)	80.95	79.41	0.79	0.15
SVM	0.839 (0.751~0.893)	76.19	77.94	0.75	0.17
LR	0.762 (0.676~0.845)	71.43	73.53	0.69	0.21

注: AUC 为曲线下面积; 95%CI 为 95%置信区间; XGBoost 为极值梯度提升树; RF 为随机森林; SVM 为支持向量机; LR 为逻辑回归。

2.4 LC 术后患者胃肠道症状的列线图构建

根据 XGBoost 模型建立列线图，以 5 条横线分别代表 5 个危险因素，在这些横线上分别按比例标记分数点，注明相应的情况。使用时根据患者各危

险因素的具体数值，在对应横线上找出分值点，经各点作垂直线得到单项分值；将所有单项分值求和得到总分后，在“总分”轴作垂直线，与“风险”轴的交点即为术后胃肠道症状的发生概率（图 2）。

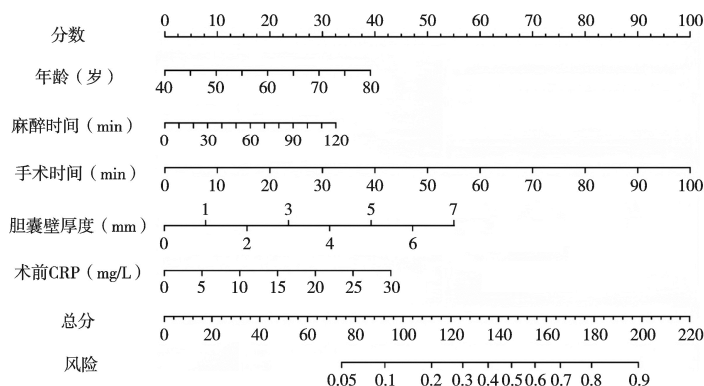


图 2 LC 术后患者胃肠道症状的列线图

注：LC 为腹腔镜胆囊切除术；CRP 为 C 反应蛋白。

2.5 LC 术后患者胃肠道症状的列线图验证

DCA 结果表明，该列线图在预测 LC 患者术后胃肠道症状发生率方面优于“全部预测”或“全无预测”策略，阈值概率在 10%~50% 区间时，模型

能提供稳定的净获益，见图 3A。采用 Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验对模型的标定进行评价，结果表明预测模型具有较好的标定能力 ($\chi^2=2.176$, $P=0.693$)，见图 3B。

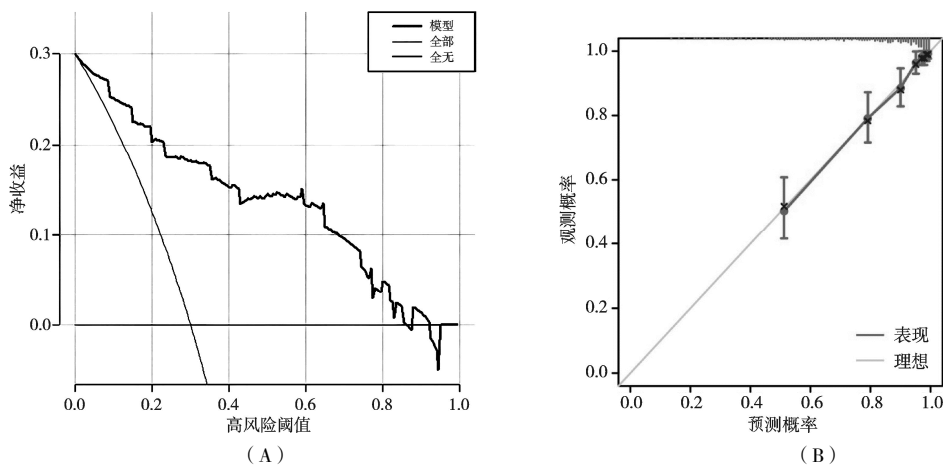


图 3 LC 术后患者胃肠道症状列线图的 DCA 曲线 (A) 和校准曲线 (B)

注：LC 为腹腔镜胆囊切除术；DCA 为决策曲线分析。

3 讨论

LC 术后胃肠道症状的发生率在不同研究中的差异较大，可能与症状判定标准不同有关^[8-9]，本研究中，96 例患者术后 72 h 内出现胃肠道症状者 27 例，占 28.13%，与朱中飞等研究的结果相似^[6]。目前很少有模型用于预测 LC 术后胃肠道症状，本研究通过整合术前临床特征与术中操作参数，成功构建并验证了基于机器学习的 LC 术后胃肠道症状预测

模型。LASSO 回归筛选出了年龄、手术时间、麻醉时间、胆囊壁厚度及术前 CRP 水平 5 个核心预测因子，不仅具有统计学差异，更具有重要的病理生理学意义。

本研究中，年龄的预测权重结果提示，老年患者术后发生胃肠道功能障碍的风险显著增加，这可能与年龄相关的胃肠动力减退、迷走神经敏感性下降及黏膜屏障功能减弱密切相关^[10]。延长的手术操作

时间可能加剧腹腔脏器的牵拉程度,并增加二氧化碳气腹的压力,导致迷走神经反射异常和胃肠血流动力学改变^[11];另一方面,麻醉时间过长可增强阿片类药物对胃肠蠕动的抑制作用,同时增加术后恶心呕吐中枢的敏感性^[12]。胆囊壁厚度作为重要的影像学指标,其预测价值可能源于胆囊慢性炎症状态的累积效应,增厚的胆囊壁往往提示局部纤维化改变和 Calot 三角区粘连形成,不仅增加了术中解剖难度和机械性刺激,更可能通过神经源性炎症途径影响术后胃肠功能恢复^[13]。而术前 CRP 升高作为全身性炎症标志物,其作用机制涉及白细胞介素-6 (interleukin-6, IL-6) 和白细胞介素-6 (interleukin-6, IL-6) 等促炎因子对胃肠神经内分泌网络的干扰,以及炎症介质直接作用于肠道平滑肌细胞导致的动力紊乱^[14-15]。

在各模型性能对比中, XGBoost 的 AUC 达到 0.893 (0.821~0.948),且敏感度 (85.71%) 与特异度 (82.35%) 的均衡性最佳,表现出最优的预测效能,这可能归因于其特有的算法优势。首先,梯度提升框架通过迭代优化可有效处理变量间的非线性关系^[16],例如手术时间与麻醉时间可能存在的交互作用。其次,正则化项的引入增强了模型对高维小样本数据的适应能力^[17],这在本研究 96 例的小样本量情况下尤为关键。最后,内置的特征重要性评估功能可自动识别关键预测因子^[18],与 LASSO 回归结果形成有效互补。相比之下,传统 LR 模型 (AUC=0.762) 的局限性在于其线性假设难以捕捉复杂的临床变量关系^[19],例如胆囊壁厚度与周围粘连可能存在的阈值效应。RF 模型 (AUC=0.855) 虽能处理非线性问题,但其等权投票机制可能弱化关键变量的贡献度^[20]。SVM 模型 (AUC=0.839) 对参数调优的高度依赖性在小样本场景下易导致过拟合,这可能是其表现稍逊于 XGBoost 的重要原因。以此构建了 LC 术后患者胃肠道症状的列线图预测模型, DCA 分析证实,当阈值概率在 10%~50% 区间时,列线图模型能提供稳定的净获益,这为临床实施风险分层管理划定了适用边界,校准曲线显示预测概率与实际观察值具有良好一致性,表明模型不仅具有区分高低风险患者的能力,还能提供准确的绝对风险估计值。

本研究存在样本量较小、单中心研究的局限性,

可能存在选择偏倚与抽样误差。后续研究应扩大样本量,并开展多中心临床验证,以进一步提高模型的临床普适性。本研究构建的基于 XGBoost 的机器学习列线图模型,可有效预测 LC 患者术后胃肠道症状的发生风险,结合术前影像与炎症指标,可辅助优化手术策略及术后管理。

参考文献

- [1] 黎强,李辉,刘锦,等. 术前超声对腹腔镜胆囊切除术手术难度的预测价值[J]. 生物医学工程学进展, 2017, 38 (2): 100-102.
- [2] 何飞,周明,管思强. 急性胆囊炎腹腔镜胆囊切除术后并发症危险因素与风险预测模型的构建[J]. 中国现代普通外科进展, 2024, 27 (9): 709-713.
- [3] 李玉才,王群,张维亮,等. 针刺改善术后胃肠功能紊乱研究进展[J]. 辽宁中医药大学学报, 2023, 25 (5): 107-112.
- [4] HARA T, KOGURE E, IJIMA S, *et al.* Minimal clinically important difference in postoperative recovery among patients with gastrointestinal cancer[J]. Support Care Cancer, 2022, 30(3):2197-2205.
- [5] THEODORE ARMAND T P, NFOR K A, KIM J I, *et al.* Applications of Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Nutrition: A Systematic Review[J]. Nutrients, 2024, 16(7):1073.
- [6] 朱中飞,胡昊,何天霖. 腹腔镜胆囊切除术后胃肠道症状改善及影响因素分析[J]. 海军军医大学学报, 2022, 43 (12): 1471-1474.
- [7] XU R, GU Q, XIAO S, *et al.* Patient-reported gastrointestinal symptoms following surgery for gastric cancer and the relative risk factors[J]. Front Oncol, 2022, 12:951485.
- [8] ALMULHIM S A, ALNAIM M M, MEMON A Q, *et al.* Severe gastrointestinal symptoms during first year after laparoscopic cholecystectomy[J]. Pak J Med Sci, 2025, 41(1):107-112.
- [9] CHANG J Y, JUNG H K, MOON C M, *et al.* Development of functional gastrointestinal disorder symptoms following laparoscopic cholecystectomy: a prospective cohort study[J]. Front Med (Lausanne), 2023, 10:1248465.
- [10] 石丽,夏茂玲,严嵩,等. 老年结直肠癌术后胃肠功能障碍的影响因素及预测模型[J]. 局解手术学杂志, 2023, 32 (10): 906-910.
- [11] 张梦,张华倩,马晓雯,等. 胃肠道肿瘤术后胃肠功能障碍影响因素的 Meta 分析[J]. 中国肿瘤外科杂志, 2023, 15 (4): 396-403.
- [12] 王贝贝,伍静,姚尚龙. 麻醉与术后胃肠功能恢复的研究进展[J]. 临床麻醉学杂志, 2023, 39 (4): 426-429.
- [13] 杨针,林一鹏,卢鹏. 腹腔镜超声对于胆囊切除术中同期治疗胆结石决策的价值[J]. 中国介入影像与治疗学, 2022, 19 (12): 744-747.
- [14] 叶赛,赵杰,李威威,等. 加速康复外科对胆囊结石并胆总管结石患者免疫功能的影响及其机制[J]. 中华实验外科杂志, 2024, 41 (8): 1820-1823.
- [15] 杨刚,张雄,李涛,等. 腹腔镜下胃癌根治术对患者胃肠功能恢复、炎症反应及营养状态的影响[J]. 癌症进展, 2022, 20 (22): 2330-2333.
- [16] OUYANG Y, LI X, ZHOU W, *et al.* Integration of machine learning XGBoost and SHAP models for NBA game outcome prediction and quantitative analysis methodology[J]. PLoS One, 2024, 19(7): e0307478.
- [17] SILVA G F S, FAGUNDES T P, TEIXEIRA B C, *et al.* Machine Learning for Hypertension Prediction: a Systematic Review[J]. Curr Hypertens Rep, 2022, 24(11):523-533.
- [18] KARBASSIYAZDI E, FATAHI F, YOUSEFI N, *et al.* XGBoost model as an efficient machine learning approach for PFAS removal: Effects of material characteristics and operation conditions[J]. Environ Res, 2022, 215(Pt 1):114286.
- [19] MICHELSEN C, JØRGENSEN C C, HELTBERG M, *et al.* Machine-learning vs. logistic regression for preoperative prediction of medical morbidity after fast-track hip and knee arthroplasty-a comparative study[J]. BMC Anesthesiol, 2023, 23(1):391.
- [20] HU J, SZYMCAK S. A review on longitudinal data analysis with random forest[J]. Brief Bioinform, 2023, 24(2):bbad002.