·论　　著·
（临床研究）

基于炎症指标的复杂性阑尾炎机器学习预测模型的构建与评估

汪静[1]，谢垚[1]，陈莉[1]，赵润鹏[1]，于慧[1]，叶凌锋[1]，彭启松[1]，王盛[2]，韩亚飞[1,3]
1. 南京市江宁医院检验科，江苏 南京 211100；2. 南京市江宁医院普外科，江苏 南京 211100；3. 南京医科大学康达学院江宁临床医学院，江苏 南京 211100

［摘要］ **目的**　探讨炎症指标与复杂性阑尾炎的相关性，构建基于机器学习的预测模型并评估其预测效能，为复杂性阑尾炎的诊疗提供新思路。**方法**　回顾性分析2024年1月至2025年6月南京市江宁医院肝胆胰外科收治的330例急性阑尾炎病人的临床资料，根据术中所见与病理结果将其分为非复杂性阑尾炎组（151例）和复杂性阑尾炎组（179例）。收集病人的人口学信息和炎症指标等变量，采用Hold-out验证法，将病人按7∶3比例随机分为训练集（230例）和测试集（100例）。训练集中男性116例，女性114例，125例为复杂性阑尾炎；测试集中男性55例，女性45例，54例为复杂性阑尾炎。通过LASSO回归及多因素logistic回归分析筛选与复杂性阑尾炎发生有显著关联的变量，逻辑回归（logistic regression，LR）、决策树（decision tree，DT）、随机森林（random forest，RF）、极限梯度提升（extreme gradient boosting，XGBoost）、轻量级梯度提升机（light gradient boosting machine，LightGBM）、支持向量机（support vector machines，SVM）、人工神经网络（artificial neural network，ANN）7种机器学习预测模型，通过F1分数、曲线下面积（area under the curve，AUC）、敏感度等指标评估不同模型的预测效能，沙普利可加性模型解释算法（Shapley additive explanations，SHAP）图描述不同指标的重要性并可视化解释模型预测结果。**结果**　在训练集中经LASSO回归分析和多因素logistic分析筛选出5个显著变量：系统免疫炎症指数（systemic immune-inflammation index，SII），C反应蛋白/白蛋白比值（CAR），中性粒细胞百分比/白蛋白比值（NPAR），血小板/淋巴细胞比值（PLR）和年龄，基于上述变量在测试集构建了7种机器学习预测模型，其中XGBoost模型的预测性能最佳，AUC为0.786（95%*CI*：0.686～0.876），特异度为91.11%，准确度为75.52%，F1分数为0.733。SHAP发现CAR水平、年龄以及NPAR水平对预测复杂性阑尾炎贡献较大。**结论**　基于SII、CAR、NPAR、PLR和年龄构建的预测复杂性阑尾炎发生的7种模型，XGBoost模型表现最佳，可为临床提供一个早期预测和治疗复杂性阑尾炎的有效工具。

［关键词］ 急性阑尾炎；复杂性阑尾炎；炎症指标；机器学习；SHAP图
［中图分类号］R574.61　［文献标识码］A　**DOI**：10.3969/j.issn.1003-5591.2026.03.011

Development and evaluation of machine-learning models based on inflammatory markers to predict complicated appendicitis

Wang Jing[1], *Xie Yao*[1], *Chen Li*[1], *Zhao Runpeng*[1], *Yu Hui*[1], *Ye Lingfeng*[1], *Peng Qisong*[1], *Wang Sheng*[2], *Han Yafei*[1,3]
1. *Department of Laboratory Section, Nanjing Jiangning Hospital, Jiangsu Nanjing* 211100, *China*; 2. *Department of General Surgery, Nanjing Jiangning Hospital, Jiangsu Nanjing* 211100, *China*;

基金项目：南京医科大学附属江宁医院青年创新科研基金青年项目（JNYYZXKY202506）；南京医科大学康达学院科研发展基金项目（KD2025KYJJ077）
作者简介：汪静，硕士，主要从事感染与免疫学方面研究，Email：jingwang0617@163.com
通信作者：韩亚飞，Email：1017388560@qq.com

3. *Jiangning Clinical Medical College, Kangda College of Nanjing Medical University, Jiangsu Nanjing* 211100, *China*
Corresponding author: *Han Yafei*, *Email*: 1017388560@*qq. com*

[**Abstract**] **Objective** To examine the association between inflammatory markers and complicated appendicitis, develop machine-learning prediction models using selected biomarkers and demographic data, and evaluate their predictive performance to support early diagnosis and management. **Methods** We performed a retrospective study of 330 consecutive patients with acute appendicitis admitted to the Hepatobiliary and Pancreatic Surgery Department of Nanjing Jiangning Hospital from January 2024 to June 2025. Patients were classified as non-complicated appendicitis (n=151) or complicated appendicitis (n=179) based on intraoperative findings and pathology. Demographic and laboratory inflammatory variables were collected. Using a hold-out approach, patients were randomly split 7∶3 into a training set(n=230) and a test set(n=100). Training and test set demographics: training set, including 116 males, 114 females, 125 complicated cases; test set, including 55 males, 45 females, 54 complicated cases. Feature selection was performed by least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression followed by multivariable logistic regression to identify variables significantly associated with complicated appendicitis. Seven machine-learning models were then trained on the selected features: logistic regression (LR), decision tree (DT), random forest (RF), extreme gradient boosting (XGBoost), light gradient boosting machine (LightGBM), support vector machine (SVM), and artificial neural network (ANN). Model performance on the test set was assessed by area under the curve (AUC), F1 score, sensitivity, specificity and accuracy. Model interpretability and variable importance were examined with SHAP (Shapley additive explanations). **Results** LASSO and multivariable logistic regression identified five predictive features: systemic immune-inflammation index (SII), C-reactive protein/albumin ratio (CAR), neutrophil percentage/albumin ratio (NPAR), platelet-to-lymphocyte ratio (PLR), and age. Among the seven models evaluated on the independent test set, XGBoost achieved the best performance with an AUC of 0.786 (95%*CI*: 0.686 - 0.876), specificity 91.11%, accuracy 75.52%, and F1 score 0.733. SHAP analysis indicated that CAR, age, and NPAR contributed most to model predictions. **Conclusion** Models based on SII, CAR, NPAR, PLR and age can discriminate complicated from non-complicated appendicitis; among them, the XGBoost model demonstrated the best predictive performance. This approach shows promise as an early, laboratory-based decision support tool to aid triage and management of patients with suspected complicated appendicitis.

[**Key words**] Acute appendicitis; Complicated appendicitis; Inflammatory indicators; Machine learning; SHAP plot

急性阑尾炎是导致急性腹部疼痛的常见病因之一，严重时会发展为阑尾穿孔和腹膜炎，男性终生患病风险为8.6%，女性为6.7%[1]。根据临床及病理表现可分为非复杂性阑尾炎和复杂性阑尾炎。非复杂性阑尾炎常表现为阑尾弯曲部的全层炎症，但无坏疽、穿孔或阑尾周围蜂窝织炎/脓肿等并发症。复杂性阑尾炎通常指坏疽性阑尾炎（可伴或不伴穿孔）或局限性阑尾周围蜂窝织炎或阑尾周围脓肿形成[2]。研究表明，非复杂性阑尾炎在密切监测病情下可采用抗生素进行保守治疗，部分早期病例可能缓解症状。相比之下，复杂性阑尾炎可能会引发细菌性腹膜炎、败血症、小肠梗阻以及腹腔脓肿等严重的并发症[3]。对于大多数复杂性阑尾炎，应施行急诊阑尾切除术，术后需继续抗生素治疗4～5 d；若已形成局限良好的阑尾周围脓肿，则可考虑先行抗生素治疗联合经皮穿刺引流，待感染控制后再行二期阑尾切除术[4-5]。因此临床上及早识别并区分急性阑尾炎的严重程度，并采取必要治疗措施对病人预后极为重要。常用的全身性炎症指标如系统免疫炎症指数（systemic immune-inflammation index，SII）、淋巴细胞与单核细胞比值（LMR）、血小板与淋巴细胞比值（PLR）以及中性粒细胞与淋巴细胞比值（NLR）等，作为易获取且成本效益高的风险预测指标，已被用于评估多种疾病的严重程度和预后[6-7]。本文回顾性分析南京市江宁医院收治的330例急性阑尾炎病人的资料，使用多种机器学习算法开发复杂性阑尾炎预测模型，并评估其预测效能，构建方便、经济、快捷的机器学习预测模型，旨在为复杂性阑尾炎的早期筛查提供参考。

资料与方法

一、研究对象

回顾性分析南京市江宁医院肝胆胰外科2024年1月至2025年6月收治的急性阑尾炎住院病人的临床资料。根据术中所见及病理结果，将病人分为非复杂性阑尾炎组（单纯性阑尾炎、化脓性阑尾炎）和复杂性阑尾炎组（包括伴有或不伴有穿孔的坏疽性阑尾炎、局限性阑尾周围蜂窝织炎或阑尾周围脓

肿形成）。纳入标准：（1）病人病历资料完整，接受详细病史评估，术前全血细胞计数及相关生化血液学检查完整；（2）符合指南中关于急性阑尾炎诊断标准[8]。排除标准：（1）慢性阑尾炎病人及妊娠期病人；（2）有血液系统疾病，肾衰竭或肝衰竭的病人；（3）有肿瘤病史。

本研究共纳入 330 例病人，其中非复杂性阑尾炎 151 例，复杂性阑尾炎 179 例。采用 Hold-out 验证法，将病人按 7∶3 比例随机分为训练集（230 例）和测试集（100 例）。训练集中男性 116 例，女性 114 例，125 例为复杂性阑尾炎；测试集中男性 55 例，女性 45 例，54 例为复杂性阑尾炎。本研究原始数据收集中均隐去病人身份等识别信息，本研究已通过南京市江宁医院伦理委员会的批准（批件号：2025-03-089-K01）。

二、数据收集

数据主要来源于临床 LIS 系统及 HIS 系统，收集病人基线资料、诊疗过程等信息，主要包括以下 3 类。（1）人口学信息：年龄、性别；（2）诊疗过程：手术史、病理检查结果；（3）实验室检测指标：白细胞计数、淋巴细胞计数（Lym）、中性粒细胞百分比（NEU%）、中性粒细胞计数（NEUT）、单核细胞计数（Mon）、血小板计数（PLT）、C 反应蛋白（CRP）、白蛋白（ALB）、SII、淋巴细胞/C 反应蛋白比值（LCR）、PLR、NLR、中性粒细胞/单核细胞比值（NMR）、血小板/中性粒细胞比值（PNR）、LMR、泛免疫炎症值（PIV）、C 反应蛋白/白蛋白比值（CAR）、C 反应蛋白-白蛋白-淋巴细胞指数（CALLY）、中性粒细胞百分比/白蛋白比值（NPAR）。各指标计算公式为：SII=（PLT×NEUT）/Lym，LCR=Lym/CRP，PLR=PLT/Lym，NLR=NEUT/Lym，NMR=NEUT/Mon，PNR=PLT/NEUT，LMR=Lym/Mon，PIV=（PLT×NEUT×Mon）/Lym，CALLY=（ALB×Lym）/（CRP×10）。

三、统计学方法

1. 机器学习模型构建与验证　将训练集（230 例）中单因素分析有统计学意义（$P<0.05$）的变量纳入 LASSO 回归分析中，将回归系数非 0 的变量再纳入多因素 logistic 回归分析中筛选出与其关联的显著变量（$P<0.05$），分别纳入逻辑回归（logistic regression，LR）、决策树（decision tree，DT）、随机森林（random forest，RF）、极限梯度提升（extreme gradient boosting，XGBoost）、轻量级梯度提升机（light gradient boosting machine，LightGBM）、支持向量机（support vector machines，SVM）、人工神经网络（artificial neural network，ANN）7 种机器学习算法，构建复杂性阑尾炎病人预测模型。针对训练集数据进行 10 折交叉验证获得最优训练模型，评估模型在不同数据集上的性能，找到最优模型参数，减少过拟合风险，提高模型的准确性和可靠性。交叉验证策略：严格遵循了嵌套交叉验证原则以进行无偏的性能评估。外层：10 折交叉验证，用于评估模型的泛化性能。将整个数据集随机分为 10 个不相交的子集，轮流使用 9 份作为训练集，1 份作为测试集，重复 10 次。内层：在每一折的训练集中，再次使用 10 折交叉验证结合网络搜交叉验证（GridSearchCV）进行超参数优化（确保参数调优完全在训练数据内进行，防止测试集信息泄露）。超参数优化方法：使用 GridSearchCV 在预定义的网格上进行搜索，以最大化交叉验证的平均受试者操作特征（ROC）曲线下面积分数。对于不同模型构建，首先进行了一轮较粗范围的搜索以确定大致区间，然后在该区间附近进行了更精细的网格搜索。最终的模型性能是基于外层交叉验证中，使用各折最优参数在独立测试集上结果的平均值。

2. 机器学习模型的评估及可视化　使用测试集（100 例）数据计算曲线下面积（area under the curve，AUC）、准确度、敏感度、特异度及 F1 分数等评估模型效能。通过沙普利可加性模型解释算法（Shapley additive explanations，SHAP）量化核心变量在模型中的贡献度，评估变量的重要性。

3. 数据统计分析　数据分析采用 SPSS 22.0 软件，数据处理、模型构建与性能评估分别采用 R4.5.1 软件和 Python 软件 3.10.4 进行。对计量资料进行正态性检验后，对非正态分布的计量资料以 $M(Q_1, Q_3)$ 表示，采用 Mann Whitney U 检验，计数资料以例（%）表示，组间比较采用 χ^2 检验，$P<0.05$ 为差异有统计学意义。

结　果

一、研究对象基线资料

在研究队列中相比于非复杂性阑尾炎组，复杂性阑尾炎组年龄更大（$P<0.05$），SII、PLR、NLR、PIV、CAR 及 NPAR 值更高（$P<0.05$），而 LCR、PNR、LMR、CALLY 值更低（$P<0.05$），见表 1。

二、变量筛选

训练集与测试集基线资料比较，差异均无统计学意义（均 $P>0.05$），样本均衡性较好，见表 2。经

表 1　非复杂阑尾炎组与复杂性阑尾炎组病人基线资料比较

变量	非复杂性阑尾炎（151 例）	复杂阑尾炎（179 例）	χ^2（Z）值	P 值
性别[例（%）]			0.25	0.620
男性	76（50.3）	95（53.0）		
女性	75（49.7）	84（47.0）		
年龄（岁）[a]	38.0（32.5，51.0）	51.0（33.0，65.0）	－4.33	＜0.001
SII[a]	1 414.0（836.7，2 413.9）	1 957.4（1 136.5，3 406.8）	－3.62	＜0.001
LCR[a]	0.08（0.04，0.17）	0.03（0.01，0.10）	－6.33	＜0.001
PLR[a]	146.3（110.3，207.4）	183.5（126.3，285.9）	－3.51	＜0.001
NLR[a]	6.9（4.0，11.0）	9.6（6.2，16.1）	－4.42	＜0.001
NMR[a]	16.9（11.9，23.3）	17.0（12.9，23.9）	－0.97	0.334
PNR[a]	21.4（16.2，29.1）	19.0（14.3，25.8）	－2.66	0.008
LMR[a]	2.7（1.7，3.9）	2.0（1.2，2.7）	－4.94	＜0.001
PIV[a]	802.4（456.3，1 346.5）	1 162.2（575.6，2 304.3）	－3.48	＜0.001
CAR[a]	0.41（0.21，0.70）	1.06（0.34，2.82）	－6.29	＜0.001
CALLY[a]	0.41（0.19，0.78）	0.12（0.03，0.39）	－6.68	＜0.001
NPAR[a]	18.9（16.9，21.2）	21.0（18.9，23.5）	－5.70	＜0.001

注：[a]结果数据采用 $M(Q_1, Q_3)$ 表示；SII. 系统免疫炎症指数；LCR. 淋巴细胞/C 反应蛋白比值；PLR. 血小板/淋巴细胞比值；NLR. 中性粒细胞/淋巴细胞比值；NMR. 中性粒细胞/单核细胞比值；PNR. 血小板/中性粒细胞比值；LMR. 淋巴细胞/单核细胞比值；PIV. 泛免疫炎症值；CAR. C 反应蛋白/白蛋白比值；CALLY. C 反应蛋白-白蛋白-淋巴细胞指数；NPAR. 中性粒细胞百分比/白蛋白比值。

表 2　训练集和测试集急性阑尾炎病人基线资料比较

变量	训练集（230 例）	测试集（100 例）	χ^2（Z）值	P 值
性别[例（%）]			0.58	0.446
男性	116（50.4）	55（55.0）		
女性	114（49.6）	45（45.0）		
年龄（岁）[a]	47.0（33.0，58.0）	39.5（32.8，55.0）	－1.16	0.247
SII[a]	1 677.4（1 008.4，3 039.4）	1 697.7（914.6，2 610.4）	－0.44	0.663
LCR[a]	0.06（0.02，0.13）	0.05（0.02，0.21）	－1.09	0.274
PLR[a]	155.2（119.5，246.6）	170.3（115.2，269.0）	－0.55	0.582
NLR[a]	8.3（5.2，12.9）	8.7（4.5，13.1）	－0.07	0.943
NMR[a]	16.7（12.5，23.3）	17.5（12.5，25.0）	－0.53	0.599
PNR[a]	20.0（15.1，26.8）	19.6（15.5，29.6）	－0.46	0.648
LMR[a]	2.2（1.4，3.2）	2.1（1.5，3.3）	－0.70	0.484
PIV[a]	1 037.7（556.2，1 969.2）	1 039.1（367.7，1 726.3）	－1.11	0.267
CAR[a]	0.66（0.28，1.71）	0.46（0.18，1.18）	－1.89	0.059
CALLY[a]	0.23（0.06，0.55）	0.21（0.11，0.79）	－1.17	0.242
NPAR[a]	20.1（18.2，22.7）	20.0（18.0，21.8）	－0.77	0.442

注：[a]结果数据采用 $M(Q_1, Q_3)$ 表示；SII. 系统免疫炎症指数；LCR. 淋巴细胞/C 反应蛋白比值；PLR. 血小板/淋巴细胞比值；NLR. 中性粒细胞/淋巴细胞比值；NMR. 中性粒细胞/单核细胞比值；PNR. 血小板/中性粒细胞比值；LMR. 淋巴细胞/单核细胞比值；PIV. 泛免疫炎症值；CAR. C 反应蛋白/白蛋白比值；CALLY. C 反应蛋白-白蛋白-淋巴细胞指数；NPAR. 中性粒细胞百分比/白蛋白比值。

LASSO 回归确定了 7 个关键变量，包括年龄、SII、NLR、PIV、CAR、NPAR、PLR，见图 1。进一步进行多因素 logistic 回归分析，最终得到年龄、SII、CAR、NPAR、PLR 这 5 个变量与复杂性阑尾炎发生有显著关联，见表 3。

表 3　复杂性阑尾炎相关变量多因素分析

变量	β 值	SE	Z 值	P 值	OR（95%CI）
年龄	0.03	0.01	2.76	0.006	1.03（1.01～1.06）
SII	－0.01	0.00	－2.20	0.028	1.01（0.99～1.02）
NLR	0.02	0.04	0.39	0.695	1.02（0.94～1.10）
CAR	1.08	0.23	4.61	＜0.001	2.95（1.86～4.67）
PIV	0.01	0.00	3.00	0.003	1.01（1.00～1.01）
NPAR	1.49	0.59	2.53	0.012	4.46（1.40～14.22）
PLR	0.01	0.00	1.85	0.064	1.01（1.00～1.01）

注：SII. 系统免疫炎症指数；NLR. 中性粒细胞/淋巴细胞比值；CAR. C 反应蛋白/白蛋白比值；PIV. 泛免疫炎症值；NPAR. 中性粒细胞百分比/白蛋白比值；PLR. 血小板/淋巴细胞比值；β. 回归系数；SE. 标准误；OR. 优势比；CI. 置信区间。

三、模型构建及验证

7 种机器学习模型在测试集中均有良好的预测价值，决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）结果显示模型对复杂阑尾炎发生的预测有较高的总体净收益，见图 2。其中 XGBoost 模型的预测性能最佳，AUC 为 0.786（95%CI：0.686～0.876），敏

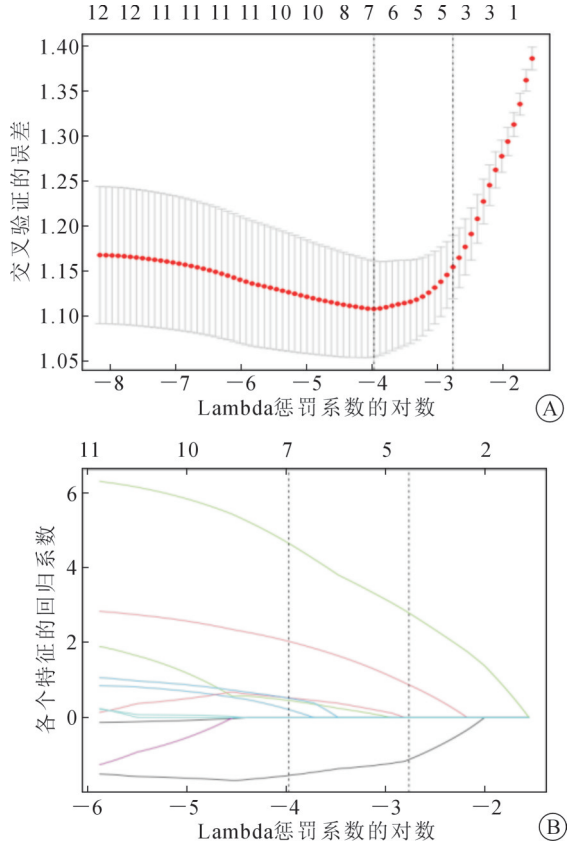
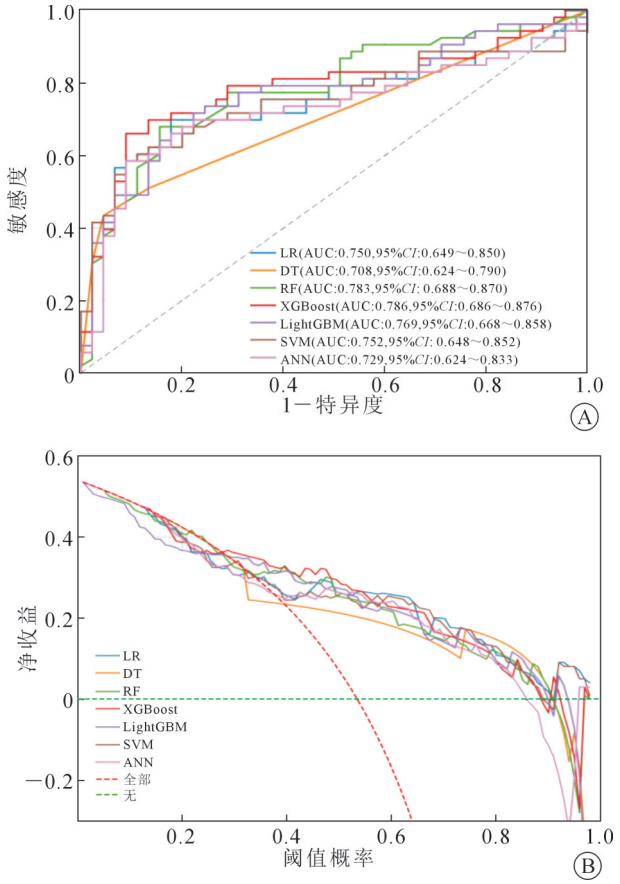


图1　LASSO回归交叉验证图(A)和回归系数路径图(B)



注:LR. 逻辑回归;DT. 决策树;RF. 随机森林;XGBoost. 极限梯度提升;LightGBM. 轻量级梯度提升机;SVM. 支持向量机;ANN. 人工神经网络。

图2　7种机器学习模型在测试集中受试者操作曲线(A)和决策曲线分析(B)

感度为62.26%,特异度为91.11%,准确度为75.52%,F1分数为0.733,见表4。

四、XGBoost模型特征重要性评分的SHAP图构建

利用SHAP,评估变量的重要性对XGBoost模型进行分析,结果显示CAR水平、年龄、NPAR水平对模型的预测影响较大,见图3。

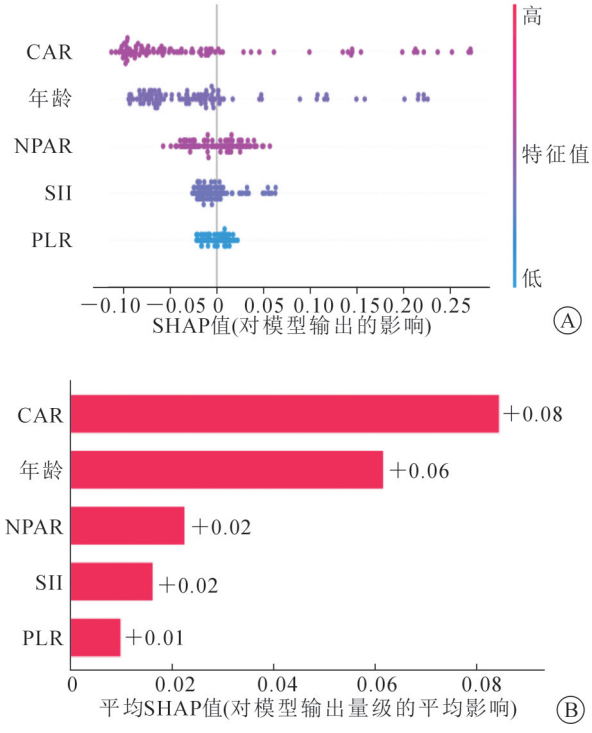
讨　论

在非复杂性阑尾炎病人中阑尾切除术后的死亡率为0.07%～0.7%,而在复杂性阑尾炎病人中则为0.5%～2.4%[9]。目前对于诊断复杂性阑尾炎病人暂无高敏感度和高特异度的检测方法,尽管CT扫描能够检出阑尾炎,但多项研究表明,CT扫描在准确区分单纯性阑尾炎和复杂性阑尾炎方面存在不足,且具有一定的辐射影响[10]。近期研究显示,及早采取干预措施能够有效降低复杂性阑尾炎的不良后果,减少死亡率,而当前临床常用的超声检查与CT扫描检测虽然特异度较高,但敏感度不高[11],因此积极探索快速准确预测急性阑尾炎严重程度的方法至关重要。

表4　7种机器学习模型的预测效能

模型	AUC(95%*CI*)	准确度(%)	敏感度(%)	特异度(%)	F1分数
LR	0.750(0.649～0.850)	72.44	64.15	82.22	0.716
DT	0.708(0.624～0.790)	67.35	50.94	86.67	0.628
RF	0.783(0.688～0.870)	75.51	67.92	84.44	0.750
XGBoost	0.786(0.686～0.876)	75.52	62.26	91.11	0.733
LightGBM	0.769(0.668～0.858)	73.47	64.15	84.44	0.723
SVM	0.752(0.648～0.852)	71.43	69.81	73.33	0.725
ANN	0.729(0.624～0.833)	72.45	69.81	75.56	0.733

注:LR. 逻辑回归;DT. 决策树;RF. 随机森林;XGBoost. 极限梯度提升;LightGBM. 轻量级梯度提升机;SVM. 支持向量机;ANN. 人工神经网络;AUC. 曲线下面积;*CI*. 置信区间。



注：蜂群图（A）说明独立因素对预测模型的个体贡献，每个点的位置反映了该因素的风险预测大小，颜色表示特征的值，蓝点表示较低特征值，红点表示较高特征值；条形图（B）根据独立因素对预测模型的重要性对其进行排名，条形较长代表对模型输出的影响更大；CAR. C 反应蛋白/白蛋白比值；NPAR. 中性粒细胞百分比/白蛋白比值；SII. 系统免疫炎症指数；PLR. 血小板/淋巴细胞比值。

图 3　沙普利可加性模型解释算法（SHAP）分析蜂群图（A）和条形图（B）

血液中中性粒细胞、淋巴细胞、单核细胞和血小板计数所对应的炎症标志物，如 NLR 和 PLR，已被广泛用于辅助感染性疾病的诊断。近年来，其他新的炎症指标，如 SII、CAR 等也进一步丰富了感染性疾病的诊断手段[12-13]，这些标志物具有易检测、成本低和动态重复性好等优点，能够全面反映机体全身炎症反应和免疫状态，尤其在基层医疗机构应用中具有重要价值。因此本研究共纳入 SII、LCR、PLR、NLR、NMR、PNR、LMR、PIV、CAR、CALLY 以及 NPAR 共 11 个炎症参数，经 LASSO 回归分析和多因素 logistic 回归分析筛选出 SII、CAR、NPAR、PLR 及年龄 5 个指标为预测复杂性阑尾炎发生的重要变量。（1）有研究结果显示老年病人发生复杂性阑尾炎的概率为年轻病人的 4 倍，且发生并发症的风险随年龄增长而增加；老年病人往往伴有多种基础疾病和免疫力低下，这使得他们手术治疗风险极大，因此临床医生在治疗老年急性阑尾炎病人时往往采取非手术治疗方式，从而使得该类病人群体罹患复杂性阑尾炎的风险更高[14-15]。（2）SII 于 2014 年推出，该指标通过血小板计数、中性粒细胞和淋巴细胞等指标来评估机体的炎症状态，在多种疾病的诊断和治疗（如在脓毒症病人、肿瘤等）中发挥着重要作用并得到广泛认可[16-17]。已有研究表明 SII 是一种可靠且易于获取的用于诊断急性阑尾炎的生物标志物，在预测复杂性阑尾炎方面 SII 显示出一定的区分能力[18]。（3）CAR 是基于 C 反应蛋白与白蛋白比值的炎症指标，能够同时反映机体的炎症情况和营养状况，相关研究证明该指标与肿瘤的发展进程以及治疗反应密切相关，且为预测肿瘤复发的重要因素[19]。在诊断孕妇急性阑尾炎中 CAR 也被证明有一定价值[20]。（4）NPAR 作为一种新型炎症综合指标目前已崭露头角，中性粒细胞是具有促炎作用的效应细胞，而血清白蛋白则反映了机体的营养储备和抗炎情况，因此，较高的 NPAR 可能表明机体的一种促炎、分解代谢状态[21]。研究表明较高 NPAR 值与感染性心内膜炎病人的预后不良相关[22]。阑尾炎的病理生理学基础是机械性梗阻后免疫系统触发的局部和全身炎症反应。有研究发现，在急性阑尾炎病例中，固有肌层可见中性粒细胞为主的浸润[23]。在阑尾炎急性炎症期，阳性急性时相蛋白（如 CRP）升高，同时阴性急性时相蛋白（如白蛋白）表达是降低的[24]，因此基于此构建的 CAR 和 NPAR 指标对进一步诊断复杂性阑尾炎具有一定的价值。（5）PLR 是基于血小板和淋巴细胞比值得到的炎症指标，综合反映了血小板活化和淋巴细胞减少这两种病理生理特征。一方面，血小板通过释放促炎症介质（如 P-选择素和血小板因子 4 等）参与微血栓形成和炎症级联反应；另一方面，淋巴细胞数量减少则反映了由于感染或应激而产生的免疫抑制，淋巴细胞凋亡加速与疾病预后不良显著相关[13]。有研究发现 PLR 升高与坏疽性阑尾炎显著相关，与其他炎症指标（如 SII 和 NLR）联合使用，在提高急性阑尾炎术前分层方面具有很大的应用潜力[25]。

在现代医学研究中，机器学习已成为疾病诊断和预后预测不可或缺的一部分，尤其在评估疾病风险方面。通过分析病人数据，这些计算技术能够识别与疾病相关的关键特征，并构建可靠的预后工具[26]。本研究使用临床数据作为基线，进行了 7 种机器学习的模型构建。结果发现 XGBoost 模型的预测性能最佳，AUC 为 0.786（95%*CI*：0.686～0.876），敏感度为 62.26%，特异度为 91.11%，准确度为 75.52%，F1 分数为 0.733，与传统评分[12]相比

具有较好的特异度，这意味着它作为一项高置信度确认工具，可能具有独特价值。本研究XGBoost模型敏感度为62.26%，分析敏感度低的可能原因为：(1)缺乏关键的临床症状(如腹痛时长、体温等)和影像学标志物，是导致模型无法捕捉部分阳性病例(尤其是表现不典型病例)的根本原因。例如，早期或不典型的复杂性阑尾炎病人，其实验室指标可能尚未出现明显异常，此时腹痛特征或影像学细微变化就成为关键诊断线索；(2)复杂性阑尾炎本身可能存在不同的亚型或严重程度谱，单一模型难以全覆盖，这反映了当前实验室指标在诊断复杂性阑尾炎上的固有局限，也凸显了整合多源临床信息的必要性。未来研究应前瞻性地收集多模态数据，构建融合实验室、临床和影像学特征的集成模型，以在保证高特异度的同时，提升模型的整体识别能力，使其更贴合临床实际需求。在诊断特异度方面，本模型显示出突出的潜力。经典的临床评分系统，如Alvarado、RIPASA和AIR评分，其诊断复杂性阑尾炎的特异度文献报道为55.64%～75.64%[27]，而本研究构建的XGBoost模型在内部验证中取得了91.11%的特异度。尽管不同研究的比较因人群、诊断金标准可能存在差异，其结果应谨慎解读，但这一结果强烈提示，基于机器学习整合常规实验室指标的策略，在准确排除非复杂性病例、从而可能降低阴性探查率或避免不必要手术方面，具有显著优势。高特异度模型在临床实践中尤为重要，因其能有效提高干预措施的精准性，减少病人因误诊而承受的手术风险与医疗成本。该模型可作为一项有效的辅助排除工具或高风险病人筛选工具，帮助医生快速识别出极有可能为阴性的病例，从而优化医疗资源分配。

本研究进一步通过SHAP发现CAR水平、年龄以及NPAR水平是预测复杂性阑尾炎发生风险增加的前三位因素。机器学习模型，尤其是XGBoost模型，因其能够比传统模型更有效地捕捉复杂、非线性的关系而备受关注。SHAP通过量化每个特征对预测的影响，阐明了像XGBoost这样的机器学习模型是如何生成预测的。它为每个特征赋予一个值，显示其对预测的多大影响，从而使模型的决策更易于理解，并为决策者提供可操作的见解。在研究中，将XGBoost模型与SHAP结合使用显著提高了预测的准确性和可解释性[28]。本研究所构建的XGBoost模型在预测复杂性阑尾炎方面表现出色，其价值通过可解释性技术得以凸显，具有广阔的临床转化前景，可对病人进行实时、个体化风险评估，辅助临床医生快速识别高危病人，优先安排手术并选择合理的治疗方式，同时为符合条件的低危病人尝试保守治疗提供参考，确保危重症病人得到及时干预，提升整体诊疗效率，同时模型对所识别的显著变量进行重要性排序，可为制定标准化临床路径提供客观的参考依据。

综上所述，本研究成功构建了基于炎症指标的复杂性阑尾炎机器学习预测模型，XGBoost模型表现最佳，该模型不仅是一个高精度的预测工具，更有望成为一个可以融入临床工作流程，实现复杂性阑尾炎精准化管理和个体化治疗的辅助系统。但本研究为单中心回顾性研究，可能会导致样本地域性偏倚，影响模型外推性，未来可联合多地区三甲医院与基层医院开展多中心前瞻性研究，扩大样本量并纳入地域、医院等级等变量，以提高预测模型的普适性和泛化能力。

利益冲突　所有作者均声明不存在利益冲突

参　考　文　献

[1] Di Saverio S, Podda M, De Simone B, et al. Diagnosis and treatment of acute appendicitis: 2020 update of the WSES Jerusalem guidelines[J]. World J Emerg Surg, 2020, 15(1): 27. DOI: 10.1186/s13017-020-00306-3.

[2] Gorter RR, Eker HH, Gorter-Stam MAW, et al. Diagnosis and management of acute appendicitis. EAES consensus development conference 2015[J]. Surg Endosc, 2016, 30(11): 4668-4690. DOI: 10.1007/s00464-016-5245-7.

[3] Perez KS, Allen SR. Complicated appendicitis and considerations for interval appendectomy[J]. JAAPA, 2018, 31(9): 35-41. DOI: 10.1097/01.jaa.0000544304.30954.40.

[4] Moris D, Paulson EK, Pappas TN. Diagnosis and management of acute appendicitis in adults: a review[J]. JAMA, 2021, 326(22): 2299. DOI: 10.1001/jama.2021.20502.

[5] Diaz JJ, Ceresoli M, Herron T, et al. Current management of acute appendicitis in adults: what you need to know[J]. J Trauma Acute Care Surg, 2025, 98(2): 181-189. DOI: 10.1097/TA.0000000000004471.

[6] Bezirganoglu Altuntas N, Baki Yıldırım S, Bayoglu Tekin Y. Can inflammatory markers predict the risk of preterm and early preterm birth in women with threatened preterm labor[J]. J Matern Fetal Neonatal Med, 2025, 38: 2566235. DOI: 10.1080/14767058.2025.2566235.

[7] Rao PP, Mishra S, Gupta J, et al. Inflammation and immune biomarkers: new frontiers in understanding and managing diabetes complications[J]. Inflammopharmacology, 2025, 33(11): 6507-6534. DOI: 10.1007/s10787-025-01996-4.

[8] Kumar SS, Collings AT, Lamm R, et al. SAGES guideline for the diagnosis and treatment of appendicitis[J]. Surg Endosc, 2024, 38(6): 2974-2994. DOI: 10.1007/s00464-024-10813-y.

[9] Sartelli M, Baiocchi GL, Di Saverio S, et al. Prospective

observational study on acute appendicitis worldwide (POSAW) [J]. World J Emerg Surg, 2018, 13: 19. DOI: 10.1186/s13017-018-0179-0.

[10] Krisem M, Jenjitranant P, Thampongsa T, et al. Appendiceal wall thickness and Alvarado score are predictive of acute appendicitis in the patients with equivocal computed tomography findings[J]. Sci Rep, 2023, 13(1): 998. DOI: 10.1038/s41598-023-27984-8.

[11] Badlis M, Amari K, Alkheshi M, et al. Ultrasound and computed tomography in differentiating between simple and complicated appendicitis in pediatric patients[J]. Pediatr Surg Int, 2024, 40(1): 299. DOI: 10.1007/s00383-024-05880-0.

[12] Wang X, Yang X, Yao Y, et al. Prediction of antibiotic efficacy in cerebral hemorrhage-associated pneumonia using inflammatory hematological indices: a retrospective study [J]. J Inflamm Res, 2025, 18: 13763-13772. DOI: 10.2147/JIR.S553806.

[13] Kurt DS, Akay A, Ulusoy CO, et al. Evaluation of serum-based inflammatory and haematological markers in patients with endometriosis: a case-control study [J]. Eur J Obstet Gynecol Reprod Biol, 2025, 315: 114751. DOI: 10.1016/j.ejogrb.2025.114751.

[14] Dhillon NK, Barmparas G, Lin TL, et al. Unexpected complicated appendicitis in the elderly diagnosed with acute appendicitis[J]. Am J Surg, 2019, 218(6): 1219-1222. DOI: 10.1016/j.amjsurg.2019.08.013.

[15] Polat Düzgün A, Pehlevan Özel H, Şahingöz E, et al. Identification of complicated and non-complicated appendicitis: a new alvarado-based scoring system [J]. Ulus Travma Acil Cerrahi Derg, 2024, 30(2): 101-106. DOI: 10.14744/tjtes.2024.70979.

[16] Xu WL, Ren SR, Li Z, et al. Trajectory of the systemic immune-inflammation index and in-hospital mortality in patients with sepsis[J]. Front Cell Infect Microbiol, 2025, 15: 1616538. DOI: 10.3389/fcimb.2025.1616538.

[17] Dong YJ, Tang MY, Xu YM, et al. Predictive value of systemic immune-inflammation index in patients with diabetes mellitus: a systematic review and meta-analysis [J]. Front Endocrinol, 2025, 16: 1617814. DOI: 10.3389/fendo.2025.1617814.

[18] Firinci B, Aydin C, Yunluel D, et al. The role of systemic immune-inflammation index (SII) in diagnosing pediatric acute appendicitis [J]. Diagnostics, 2025, 15(15): 1942. DOI: 10.3390/diagnostics15151942.

[19] Liao XX, Wu HW, Yang H, et al. Establishment and validation of a recurrence risk model in early-stage tongue squamous cell carcinoma patients incorporating immune-inflammatory biomarkers and clinicopathological parameters[J]. Am J Cancer Res, 2025, 15(7): 2970-2987. DOI: 10.62347/CMXU1610.

[20] Akbas A. The value of inflammatory markers in diagnosing acute appendicitis in pregnant patients [J]. Ulus Travma Acil Cerrahi Derg, 2020, 26(5): 769-776. DOI: 10.14744/tjtes.2020.03456.

[21] Liu ZX, Song Q, He YN, et al. Association between NPAR and diabetic kidney disease: insights from NHANES 2017 to 2020 [J]. Medicine, 2025, 104(40): e44867. DOI: 10.1097/MD.0000000000044867.

[22] Tiryaki MM, Yilmaz C, Ince HS, et al. Neutrophil percentage-to-albumin ratio as a predictor of in-hospital mortality in infective endocarditis[J]. Biomark Med, 2025, 19(17): 867-874. DOI: 10.1080/17520363.2025.2562554.

[23] Prasetya D, Rochadi, Gunadi. Accuracy of neutrophil lymphocyte ratio for diagnosis of acute appendicitis in children: a diagnostic study[J]. Ann Med Surg, 2019, 48: 35-38. DOI: 10.1016/j.amsu.2019.10.013.

[24] Hou JP, Feng W, Liu W, et al. The use of the ratio of C-reactive protein to albumin for the diagnosis of complicated appendicitis in children[J]. Am J Emerg Med, 2022, 52: 148-154. DOI: 10.1016/j.ajem.2021.12.007.

[25] Feier CVI, Motoc A, Muntean C, et al. Systemic inflammatory indices and age-dependent severity in acute appendicitis: a retrospective cohort study [J]. Front Immunol, 2025, 16: 1620459. DOI: 10.3389/fimmu.2025.1620459.

[26] Zuo D, Yang LX, Jin Y, et al. Machine learning-based models for the prediction of breast cancer recurrence risk[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2023, 23(1): 276. DOI: 10.1186/s12911-023-02377-z.

[27] Ma TY, Zhang Q, Zhao HW, et al. Diagnostic value of the MZXBTCH scoring system for acute complex appendicitis[J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 1366. DOI: 10.1038/s41598-025-85791-9.

[28] Liang D, Wang L, Zhong PP, et al. Perspective: global burden of iodine deficiency: insights and projections to 2050 using XGBoost and SHAP[J]. Adv Nutr, 2025, 16(3): 100384. DOI: 10.1016/j.advnut.2025.100384.

（收稿日期：2025-11-04）