DOI:10.16016/j.2097-0927.202309150

基于改进的机器学习模型对重症急性胰腺炎诊断的早期预测

李 龙[1,2],尹梁宇[1],种菲菲[1],童 宁[1],黎 娜[1],刘 洁[1],余相江[2],王耀丽[3],许红霞[1] 400042 重庆,陆军特色医学中心:临床营养科[1],重症医学科[3];625000 四川 雅安,联勤保障部队第九四五医院急诊与重症医学科[2]

[摘要] **目的** 基于改进的机器学习模型建立重症急性胰腺炎诊断的早期预测模型,并分析其临床价值。**方法** 纳入2014年1月至2023年8月陆军特色医学中心消化内科、肝胆外科以及联勤保障部队第九四五医院急诊与重症医学科收治的352例急性胰腺炎患者,根据病情严重程度将其分为重症组($n=88$)和非重症组($n=264$),开展病例对照研究。利用RUSBoost模型以及改进的阿基米德优化算法,分析入院48 h内的39项常规实验室生化指标,帮助构建重症急性胰腺炎早期诊断预测模型,同步完成特征筛选和超参数优化,并利用ReliefF算法特征重要性排序和Logistic多因素分析,对筛选出的特征进行价值分析。**结果** 在训练集上,改进机器学习模型的曲线下面积(area under curve,AUC)为0.922;在测试集上,改进机器学习模型的AUC达到了0.888。基于改进机器学习模型筛选出的预测重症急性胰腺炎发生的4个关键特征分别为C反应蛋白、血氯、血镁、纤维蛋白原水平,与ReliefF算法特征重要性排序和Logistic多因素分析结果相吻合。**结论** 应用改进机器学习模型分析实验室检查结果,可帮助临床早期预测重症急性胰腺炎的发生。

[关键词] 重症急性胰腺炎;机器学习模型;阿基米德优化算法;C反应蛋白;镁
[中图法分类号] R181.32;R319;R576.04 [文献标志码] A

Early prediction of severe acute pancreatitis based on improved machine learning models

LI Long[1,2], YIN Liangyu[1], CHONG Feifei[1], TONG Ning[1], LI Na[1], LIU Jie[1], YU Xiangjiang[2], WANG Yaoli[3], XU Hongxia[1] [1]Department of Clinical Nutrition, [3]Department of Critical Care Medicine, Army Medical Center of PLA, Chongqing, 400042; [2]Department of Emergency and Critical Care Medicine, No. 945 Hospital of Joint Logistics Support Force of PLA, Ya'an, Sichuan Province, 625000, China

[**Abstract**] Objective To establish an early prediction model for the diagnosis of severe acute pancreatitis based on the improved machine learning models, and to analyze its clinical value. Methods A case-control study was conducted on 352 patients with acute pancreatitis admitted to the Gastroenterology and Hepatobiliary Surgery Departments of the Army Medical Center of PLA and Emergency and Critical Care Medicine Department of No. 945 Hospital of Joint Logistics Support Force of PLA from January 2014 to August 2023. According to the severity of the disease, the patients were divided into the severe group ($n=88$) and the non-severe group ($n=264$). The RUSBoost model and improved Archimead optimization algorithm was used to analyze 39 routine laboratory biochemical indicators within 48 h after admission to construct an early diagnosis and prediction model for severe acute pancreatitis. The task of feature screening and hyperparameter optimization was completed simultaneously. The ReliefF algorithm feature importance rank and multivariate logistic analysis were used to analyze the value of the selected features. Results In the training set, the area under curve (AUC) of the improved machine learning model was 0.922. In the testing set, the AUC of the improved machine learning model reached 0.888. The 4 key features of predicting severe acute pancreatitis

[基金项目] 陆军特色医学中心军事医学前沿创新能力培养计划(2020ljts009)
[通信作者] 许红霞,E-mail:hx_xu2015@163.com

2097-0927/Copyright © 2024, 陆军军医大学(第三军医大学)。这篇开放获取文章遵循CC BY许可协议(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

based on the improved Archimedes optimization algorithm were C-reactive protein, blood chlorine, blood magnesium and fibrinogen level, which were consistent with the results of ReliefF algorithm feature importance ranking and multivariate logistic analysis. **Conclusion** The application of improved machine learning model analyzing the laboratory examination results can help to early predict the occurrence of severe acute pancreatitis.

[**Key words**] severe acute pancreatitis; machine learning models; archimedes optimization algorithm; C-reactive protein; magnesium

Supported by the Training Plan for Frontier Innovation Capacity in Military Medicine of Army Medical Center of PLA (2020ljts009). Corresponding author: XU Hongxia, E-mail: hx_xu2015@163.com

急性胰腺炎是急诊接诊的主要消化道病种之一,若部分患者发生胰腺出血坏死,伴有全身及局部并发症,如继发感染、腹膜炎、休克等,则为重症急性胰腺炎(severe acute pancreatitis, SAP),其病死率可高达30%[1]。有10%~20%的急性胰腺炎会发展为SAP,及时预判对于早期正确救治、改善临床结局非常关键。现有的病情进展预测方法主要依靠临床评分系统,但Ranson评分具有延迟性,APACHE Ⅱ评分参数较多且部分指标需要特殊测定,急性胰腺炎CT严重程度指数(CT severity index, CTSI)基于局部并发症评分,急性胰腺炎严重程度床边指数(bed-side index for severity of AP, BISAP)无法有效反映全身情况,均不能很好地满足临床需要[2]。如果在入院48 h内,依据临床常规血液生化检查可以预判SAP的发生,则为SAP的早期救治争取了机会[3-4]。机器学习是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、算法复杂度理论等多门学科,致力于研究通过计算手段和数据来改善系统性能,机器学习依靠计算机的强大算力,分析既往病例特征而生成预测模型,对待预测病例产生量化结果,相较于传统方法,其不仅能明确疾病相关危险因素,还具有时间短、效率高的优势,同时还可在验证过程中展现反复校正的能力[5-7]。因此,本研究根据急性胰腺炎患者入院生化指标,基于改进的阿基米德优化算法求解RUSBoost模型超参数,构建组合的机器学习模型,进而实现早期预测SAP的发生,以期为改善SAP预后提供参考。

1 资料与方法

1.1 研究对象

纳入2014年1月至2023年8月陆军特色医学中心消化内科和肝胆外科以及联勤保障部队第九四五医院急诊与重症医学科收治的973例急性胰腺炎患者,根据排除标准,排除既往有严重肝肾功能异常病史患者376例、伴有感染性疾病患者154例、伴有代谢性疾病患者17例、合并恶性肿瘤患者49例、手术引起的患者17例、妊娠期妇女8例,最终纳入352例患者为研究对象,其中陆军特色医学中心335例,联勤保障部队第九四五医院17例。根据修订版Atlanta分级[8]将患者按照病情严重程度分为重症组($n=88$)和非重症组($n=264$),开展病例对照研究。本研究通过了陆军特色医学中心伦理委员会审核批准[医研伦审(2023)第211号],且所有患者数据进行匿名化处理后再分析。

1.2 纳入与排除标准

急性胰腺炎诊断标准:具体表现为急性、持续性中上腹痛,血淀粉酶或脂肪酶超过正常值上限的3倍,腹部超声和CT出现典型的影像学改变[8]。SAP的诊断符合《中国急性胰腺炎诊治指南(2019年,沈阳)》[9]的有关诊断标准。

纳入标准:①首次发病确诊为急性胰腺炎或SAP;②临床资料完整;③发病72 h内入院;④入院后6 h内行腹部CT、胸部CT检查;⑤伴有持续性上腹痛或中上腹痛,还可能伴有恶心、呕吐、发热等症状。

排除标准:①既往有严重肝肾功能异常病史;②伴有感染性或代谢性疾病;③合并恶性肿瘤;④手术引起的急性胰腺炎;⑤妊娠期妇女。

1.3 方法

1.3.1 算法改进 为构建针对非平衡高维特征数据的预测模型,选择RUSBoost集成算法和改进的阿基米德智能优化算法。RUSBoost通过随机欠采样实现类别均衡,并通过独立采样解决信息丢失问题。因传统的RUSBoost在高维数据处理时受到"维度灾难"的影响,具有一定陷入局部最优的风险,性能下降。本研究提出改进的阿基米德优化算法来同时进行模型构建和特征选择。具体改进如下:①Circle混沌映射,群体智能优化算法一般通过随机化产生种群,但当种群规模较小时,利用随机数组产生的种群遍历性不够,易导致寻优结果陷入局部最优。混沌序列具有强遍历性、不可预测性和初始值敏感等特点,这使得混沌映射能更好承担初始化种群的任务。Circle映射是混沌映射的典型代表,其表达式如下:$Xi+1=[Xi+0.2-(0.5/2\pi)\sin(2\pi Xi)]\bmod 1, Xi\in(0,1)$。②逐维高斯变异,高斯变异的局部搜索能力较好,但是引导个体跳出局

部较优解的能力较弱,不利于全局收敛。为提高算法的全局搜索能力,针对最优位置,每次迭代后皆采用逐维高斯变异进行变异,然后采用贪婪策略保留最优解。针对每个维度进行变异,其中 w 为惯性权重,Xbestnew(j)= w×Xbest(j)+randn×Xbest(j);采用贪婪策略进行适应度更新:

$$Xbest=\begin{cases}Xbestnew, if\ f(Xbestnew)<f(Xbest)\\ Xbest, else\end{cases}$$

1.3.2 数据预处理 纳入患者入院后 48 h 内的 39 个(Q1~Q39)实验室检查指标,分别为 Q1:红细胞($\times10^{12}$/L)、Q2:血红蛋白(g/L)、Q3:红细胞压积、Q4:红细胞平均体积(fl)、Q5:红细胞分布宽度(%)、Q6:血小板($\times10^{9}$/L)、Q7:淋巴细胞总数($\times10^{9}$/L)、Q8:淋巴细胞百分数(%)、Q9:中性粒细胞总数($\times10^{9}$/L)、Q10:中性粒细胞百分数(%)、Q11:中性粒细胞/淋巴细胞、Q12:C 反应蛋白(mg/L)、Q13:总蛋白(g/L)、Q14:白蛋白(g/L)、Q15:球蛋白(g/L)、Q16:前白蛋白(mg/L)、Q17:总胆红素(μmol/L)、Q18:直接胆红素(μmol/L)、Q19:间接胆红素(μmol/L)、Q20:谷草转氨酶(U/L)、Q21:谷丙转氨酶(U/L)、Q22:总胆固醇(mmol/L)、Q23:甘油三酯(mmol/L)、Q24:高密度脂蛋白(mmol/L)、Q25:低密度脂蛋白(mmol/L)、Q26:钠(mmol/L)、Q27:钾(mmol/L)、Q28:氯(mmol/L)、Q29:钙(mmol/L)、Q30:镁(mmol/L)、Q31:磷(mmol/L)、Q32:尿素(mmol/L)、Q33:肌酐(μmol/L)、Q34:尿酸(μmol/L)、Q35:微球蛋白(mg/L)、Q36:视黄醇结合蛋白(mg/L)、Q37:尿淀粉酶(U/L)、Q38:血清脂肪酶(U/L)、Q39:纤维蛋白原(g/L)。2 家医院的相同指标采用的均为同种检验方法,且正常值标准一致。构建模型前,所有指标数据均经 Z-score 标准化处理,去除量纲差异影响。

1.3.3 模型训练和评价 选取 RUSBoost 集成算法构建组合模型,将模型构建过程中的超参数优化和特征选择都看成寻优问题,再利用研究提出的改进的阿基米德优化算法,进行全局寻优,最终确定模型参数和关键特征,其中学习器类型选择决策树,优化的超参数类型包括最大分裂数、学习器数量以及学习率。选择目前应用广泛,性能稳定的 4 种机器学习模型进行对比:支持向量机、极端梯度提升集成和随机欠抽样提升集成。

为规避过拟合风险、提升训练稳定性,在训练集中应用五折交叉验证,考虑数据集的非平衡特点,选取 AUC 作为模型寻优指标,模型训练迭代完毕输出最佳特征和超参数组合,再带入训练集和测试集数据,比较训练情况和进行性能测试。数据打乱后,随机选取总例数的 80%(282 例)作为训练集,剩余 20%(70 例)作为测试集。其中带入 39 个特征(Q1~Q39),因变量为是否为 SAP(0=非 SAP,1=SAP)。选用灵敏度和特异度指标对网络分类结果进行定量评估,并选择 AUC 作为首选性、综合性指标。各指标的取值范围均为 0~1,数值越大代表分类效果越好,错误率则相反。

1.3.4 ReliefF 算法特征重要性排序 ReliefF 算法是一种经典的特征选择方法,通过评估特征之间的重要性来帮助确定哪些特征对目标变量的预测最具有影响力。本研究使用 ReliefF 算法来评估急性胰腺炎患者发生 SAP 影响因素的重要性。该算法基于以下原理:对于每个样本,ReliefF 通过计算其最近邻样本的特征差异来衡量特征的重要性。具体而言,对于每个特征,算法会计算样本与其最近邻样本之间的差异,并将这个差异用于更新特征的重要性评分。通过重复这个过程,算法可以得到每个特征的重要性排序。

1.4 统计学分析

运用 SPSS 25.0 软件分析数据,计数资料用[例(%)]表示,采用 χ^2 检验;正态分布的计量资料用 $\bar{x}\pm s$ 表示,采用 t 检验;影响因素分析采用多因素 Logistic 回归分析,自变量采用逐步法进入回归方程;特征重要性排序采用 ReliefF 法。以 $P<0.05$ 表示双侧检验差异有统计学意义。

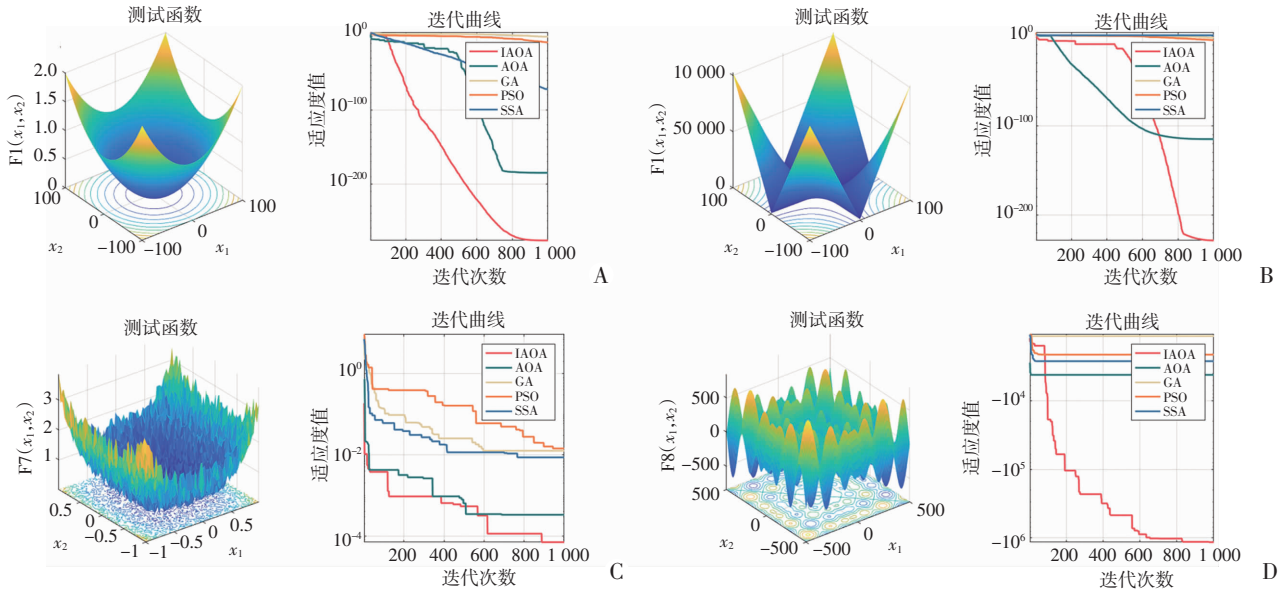
2 结果

2.1 基本资料

352 例患者中重症组共 88 例,占比为 25.00%。重症组与非重症组比较,年龄、性别、吸烟史、饮酒史差异无统计学意义,见表 1。

表 1 2 组患者基本资料比较[$\bar{x}\pm s$,例(%)]

变量	重症组(n=88)	非重症组(n=264)	t/χ^2	P
年龄/岁	52.10±15.03	49.67±14.28	1.364	0.173
性别			0.004	0.948
男性	59(67.05)	178(67.42)		
女性	29(32.95)	86(32.58)		
吸烟史			0.035	0.851
是	35(39.77)	108(40.91)		
否	53(60.23)	156(59.09)		
饮酒史			0.266	0.606
是	33(37.50)	91(34.47)		
否	55(62.50)	173(65.53)		



A:标准函数 F1[$f(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2$]测试结果;B:标准函数 F2[$f(x)=\sum_{i=1}^{n}|x_i|$]测试结果;C:标准函数 F7[$f(x)=\sum_{i=1}^{n}ix_i^4+random[0,1]$]测试结果;D:标准函数 F8[$f(x)=\sum_{i=1}^{n}-x_i sin(\sqrt{|x_i|})$]测试结果

图 1 部分基础函数搜索空间和收敛曲线

2.2 改进阿基米德优化算法模拟测试结果

利用 23 种常见的测试函数对改进机器学习模型的性能和效率进行综合评估,对比的算法包括阿基米德优化算法、遗传算法、粒子群算法、麻雀优化算法。结果表明,改进机器学习模型的整体收敛速度和全局寻优能力明显优于其他算法。图 1 中 4 个函数的三维曲面图展示每个基准函数的二维搜索空间;折线图表示收敛取消,横坐标为迭代次数,纵坐标为适应度值。

2.3 预测模型性能分析

研究纳入 3 个传统模型进行对比,3 个传统模型纳入特征为 ReliefF 算法特征重要性排序的前 10 名(Q12、Q30、Q28、Q39、Q37、Q31、Q32、Q3、Q29 和 Q38)。相较于传统模型,改进机器学习模型具有最为优异的分类性能。在训练集中,改进机器学习模型的 AUC 为 0.922;在测试集中,改进机器学习模型的 AUC 达到了 0.888。最终改进机器学习模型筛选出 6 个特征,分别为 Q12(C 反应蛋白)、Q28(氯)、Q30(镁)、Q32(尿素)、Q37(淀粉酶)、Q39(纤维蛋白原),见表 2、3,图 2。

表 2 训练集的模型性能比较

模型	灵敏度	特异度	AUC
支持向量机	0.743	0.901	0.823
极端梯度提升集成	0.771	0.887	0.827
随机欠抽样提升集成	0.800	0.976	0.884
改进机器学习模型	0.829	0.972	0.922

表 3 测试集的模型性能比较

模型	灵敏度	特异度	AUC
支持向量机	0.611	0.692	0.676
极端梯度提升集成	0.722	0.692	0.712
随机欠抽样提升集成	0.778	0.827	0.825
改进机器学习模型	0.833	0.904	0.888

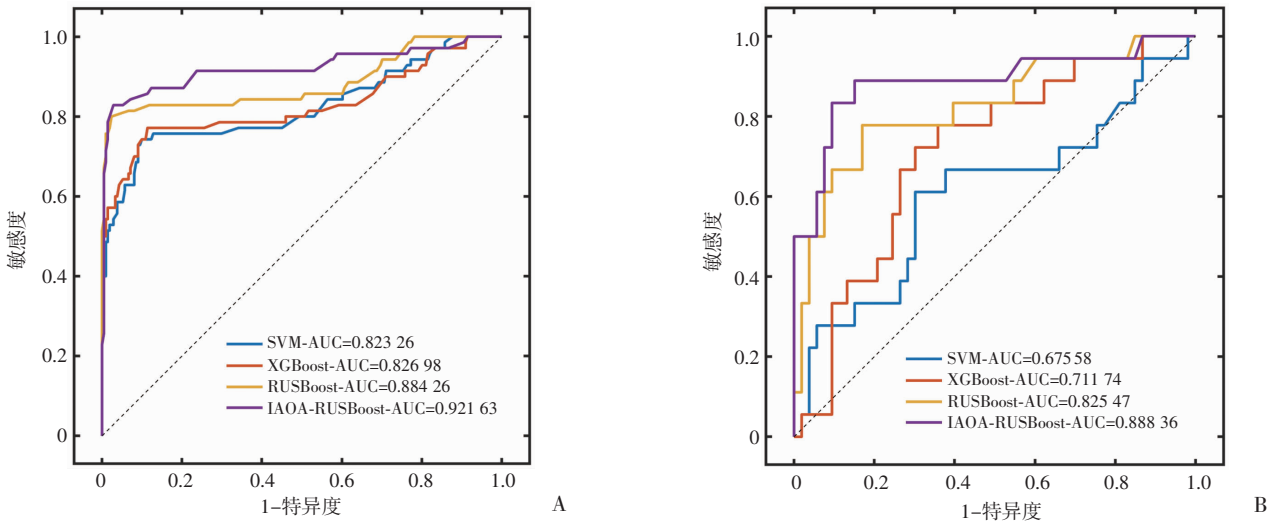
2.4 筛选特征价值分析

2.4.1 ReliefF 算法特征重要性排序 使用 ReliefF 算法进行特征重要性排序,改进机器学习模型筛选的变量皆在前 10,说明筛选出的特征确为关键特征,与 ReliefF 结果吻合,见图 3。

2.4.2 筛选特性影响因素分析 将改进机器学习模型筛选的变量带入 Logistic 回归模型,采用逐步回归法,最终保留 4 个关键影响因素,见表 4。

3 讨论

急性胰腺炎是消化系统疾病中常见的急重症之一,多种始动因素导致胰酶系统激活,进一步发生白细胞趋化、氧化应激、微循环障碍、细菌易位等情况,最终导致胰腺组织的大量破坏。SAP 属于胰腺炎的危急情形,占 20%~30%,伴有持续性器官功能障碍[10]。现代医学认为,胰腺炎是一个动态发展的过程,因此,如能早期预测 SAP 的发生,并提前给予针对性的规范化治疗,可以缩短其病程、降低病死率。



A:4 个机器学习模型在训练集中的 ROC 曲线;B:4 个机器学习模型在测试集中的 ROC 曲线

图 2　模型性能对比

表 4　Logistic 回归分析筛选特性的影响因素

变量	β	*SE*	*Wald* χ^2	*P*	*OR*	95%*CI*
Q12(C 反应蛋白)	0.009	0.003	9.000	0.003	1.009	1.003~1.015
Q28(氯)	0.113	0.042	7.239	0.007	1.120	1.037~1.202
Q30(镁)	−1.242	0.109	129.835	0.000	0.289	0.075~0.502
Q39(纤维蛋白原)	0.187	0.054	11.992	0.001	1.206	1.100~1.311
截距	−6.189	4.158	2.216	0.137	0.002	0.000~7.362

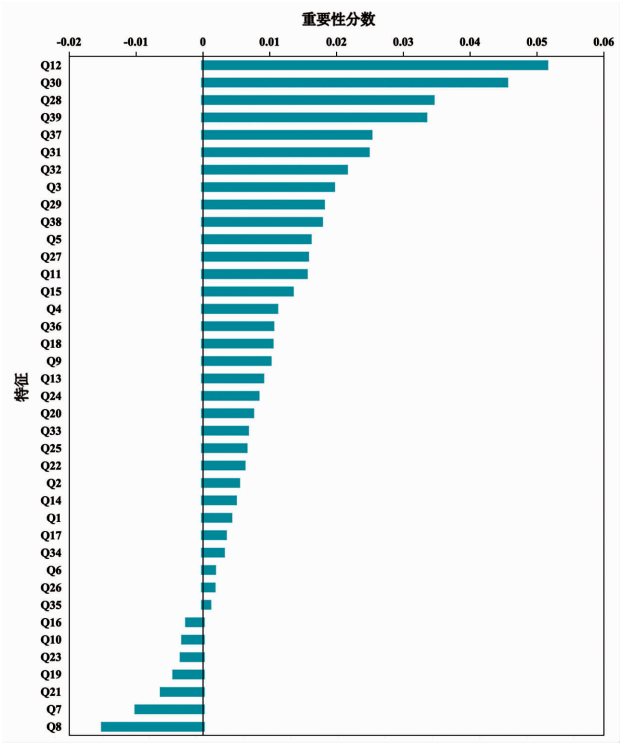


图 3　ReliefF 算法特征重要性排序

近年来,人工智能方法在医学领域发展迅速,机器学习通过数据属性定义数据,利用临床数据和特定算法来预测各种结局指标并构建模型。对不同算法进行比较,能够提高临床预测效能,该技术不仅能从多个数据模块中进行学习,有效地识别与患者结局相关的变量,准确地发现相关危险因素、从复杂的数据中探索规律并建立数学模型,而且还可以在验证的过程中具有反复校正的能力[11-12]。本研究以实验室检查结果为指标,构建改进的机器学习模型,针对不同算法调整相关参数,通过五折交叉验证降低随机性影响和防止过拟合,通过剪枝提升模型在测试集上表现。基于决策树的方法是机器学习算法中的一个大家族,其中 ReliefF 是具有代表性的 Bagging 集成算法。作为分析生存数据的随机森林方法,其是一种包含大量决策树的集成学习算法,即将若干个独立的弱分类器整合成一个强分类器来实现精确预测,对数量较少的样本给予更多的权重,以保证数据均衡,还可以额外加入不同算法,以保证在数据类型不明确情况下得到好的模型[13-14]。

本研究以改进的阿基米德优化算法为引导,利用改进的机器学习模型分析入院时的 39 项常规实验室

生化指标,帮助构建 SAP 早期诊断预测模型,同步完成特征筛选和超参数优化的任务,并利用 ReliefF 算法特征重要性排序和 Logistic 多因素分析方法,对筛选出的特征进行价值分析。共筛选出 4 个影响因素,分别为 C 反应蛋白、血氯、血镁、血浆纤维蛋白原水平,可用来早期诊断 SAP。本研究以改进的阿基米德优化算法求解得到了一组 RUSBoost 模型的超参数,比常规的寻参方法效果更好。

分析最终被纳入的 4 个影响因素,其可能机制为:①急性胰腺炎的发病原因通常与酗酒、感染等因素有关,机体在胰腺组织形成炎症反应,当机体处于 SAP 等应激情况时,多种炎症因子激发肝细胞合成 C 反应蛋白(C-reactive protein,CRP),CRP 在数小时内迅速上升,甚至达到正常值上限的数百倍[15]。STIRLING 等[16]的研究显示,CRP 水平能预测急性胰腺炎发展为何种严重程度,具体为:入院 48 h 内 CRP> 190 mg/L 或入院后 48 h 内 CRP 变化值(升高值)>90 mg/L,对疾病发展为 SAP 的预测值分别为 96.1%和 95.6%。②SAP 常合并腹腔出血、消化道出血、血小板减少等并发症,但由于全身炎症反应,使得血液处于高凝状态,纤维蛋白原呈现高表达[17]。③氯是维持人体脏器功能正常、内环境平衡中重要的电解质之一,其水平降低常见于呕吐、大量体液丢失。急性胰腺炎常伴有顽固的恶心呕吐,刺激腹膜导致剧烈腹痛,且由于炎症因子刺激,可导致腹膜大量的液体渗出,从而出现体液丢失的症状,导致包括低氯在内的电解质紊乱。崔沪宁等[18]的研究显示,血氯水平、IL-6 联合凝血指标可预测 SAP 的严重程度,AUC 为 0.89,敏感度(82.50%)及特异度(85.50%)较高,与本研究结果具有一致性。④镁作为人体第 4 大必需矿物质,广泛分布于骨骼及肌肉中,在多种疾病的发生发展以及治疗中起着重要的作用[19]。在急性坏死性胰腺炎中,胰腺周围脂肪坏死而形成脂肪酸,与镁离子、钙离子结合形成镁皂、钙皂,导致镁离子、钙离子吸收减少,引起低镁血症[20]。

综上所述,应用改进机器学习模型分析实验室检查结果,可帮助临床早期诊断 SAP 的发生,辅助制定治疗方案,改善预后。但本研究也存在一定的局限性,首先本研究采用了病例对照研究,在样本选择上存在一定的偏倚,限制了结果的推广能力。其次,研究使用的观察指标可能未能覆盖所有的潜在因素,可能会对结果的解释和推断产生一定的影响。

参考文献:

[1] ZHOU Q, XIANG H, LIU H, *et al*. Emodin alleviates intestinal barrier dysfunction by inhibiting apoptosis and regulating the immune response in severe acute pancreatitis [J]. Pancreas, 2021, 50(8): 1202-1211. DOI: 10.1097/MPA.0000000000001894.

[2] MEDEROS M A, REBER H A, GIRGIS M D. Acute pancreatitis[J]. JAMA, 2021, 325(4): 382. DOI: 10.1001/jama.2020.20317.

[3] 毛恩强. 改善重症急性胰腺炎预后的“瓶颈”与思考[J]. 国际外科学杂志, 2020, 47(5): 299-301. DOI: 10.3760/cma.j.cn115396-20200426-00116.
MAO E Q. “Bottleneck” and thinking of improving the prognosis of severe acute pancreatitis[J]. Int J Surg, 2020, 47(5): 299-301. DOI: 10.3760/cma.j.cn115396-20200426-00116.

[4] GUPTA M, LITI B, BARRETT C, *et al*. Prevention and management of hypertriglyceridemia-induced acute pancreatitis during pregnancy: a systematic review[J]. Am J Med, 2022, 135(6): 709-714. DOI: 10.1016/j.amjmed.2021.12.006.

[5] GREENER J G, KANDATHIL S M, MOFFAT L, *et al*. A guide to machine learning for biologists[J]. Nat Rev Mol Cell Biol, 2022, 23(1): 40-55. DOI: 10.1038/s41580-021-00407-0.

[6] 范海云, 陈基明, 陈亮亮, 等. 基于 CT 影像组学特征的机器学习模型预测早期急性胰腺炎进展的价值[J]. 皖南医学院学报, 2022, 41(3): 256-259. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0217.2022.03.015.
FAN H Y, CHEN J M, CHEN L L, *et al*. Predicting progression of early acute pancreatitis by machine learning model based on CT radiomics[J]. Acta Acad Med Wannan, 2022, 41(3): 256-259. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0217.2022.03.015.

[7] CHOI R Y, COYNER A S, 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.

[8] 杨磊, 曹锋, 李非. 急性胰腺炎《修订版亚特兰大分类标准》的应用评价[J]. 中华肝胆外科杂志, 2015, 21(6): 365-368. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-8118.2015.06.002.
YANG L, CAO F, LI F. Validation of the revised *Atlanta Classification* and the determinant-based classification for severity of acute pancreatitis[J]. Chin J Hepatobil Surg, 2015, 21(6): 365-368. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-8118.2015.06.002.

[9] 中华医学会消化病学分会胰腺疾病学组, 中华胰腺病杂志编辑委员会, 中华消化杂志编辑委员会. 中国急性胰腺炎诊治指南(2019 年, 沈阳)[J]. 中华消化杂志, 2019, 39(11): 721-730. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0254-1432.2019.11.001.

Pancreatic Disease Group of Digestive Disease Branch of Chinese Medical Association, Editorial Committee of *Chinese Journal of Pancreatic Disease*, Editorial Committee of *Chinese Journal of Gastroenterology*. Guidelines for diagnosis and treatment of acute pancreatitis in China (Shenyang, 2019)[J]. Chin J Dig, 2019, 39(11): 721-730. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0254-1432.2019.11.001.

[10] 安宏达, 孙备. 重症急性胰腺炎救治的难点与困惑[J]. 中华胰腺病杂志, 2020, 20(5): 325-327. DOI: 10.3760/cma.j.cn115667-20200721-00115.
AN H D, SUN B. Difficulties and perplexities on the treatment of severe acute pancreatitis[J]. Chin J Pancreatol, 2020, 20(5): 325-327. DOI: 10.3760/cma.j.cn115667-20200721-00115.

[11] 陈鑫龙, 叶凯, 周文策. 人工智能在胰腺疾病新型诊疗模式中的应用及进展[J]. 中国医学物理学杂志, 2022, 39(8): 1049-1056. DOI: 10.3969/j.issn.1005-202X.2022.08.023.
CHEN X L, YE K, ZHOU W C. Application of artificial intelligence in new diagnostic and therapeutic pattern of pancreatic diseases and its advances[J]. Chin J Med Phys, 2022, 39(8): 1049-1056. DOI: 10.3969/j.issn.1005-202X.2022.08.023.

[12] 丁莺, 周道扬, 何洋, 等. 基于机器学习的急性重症胰腺炎早期预测系统[J]. 中华急诊医学杂志, 2020, 29(10): 1343-1347. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1671-0282.2020.10.013.
DING Y, ZHOU D Y, HE Y, *et al*. Early prediction system for acute severe pancreatitis based on machine learning[J]. Chin J Emerg Med, 2020, 29(10): 1343-1347. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1671-0282.2020.10.013.

[13] 季顾惟, 王科, 夏永祥, 等. 机器学习算法在早期肝细胞癌术后复发预测中的应用价值[J]. 中华外科杂志, 2021, 59(8): 679-685. DOI: 10.3760/cma.j.cn112139-20201026-00768.
JI G W, WANG K, XIA Y X, *et al*. Application value of machine learning algorithms for predicting recurrence after resection of early-stage hepatocellular carcinoma[J]. Chin J Surg, 2021, 59(8): 679-685. DOI: 10.3760/cma.j.cn112139-20201026-00768.

[14] 范可欣, 朱鹏汇, 王云, 等. 基于机器学习算法建立胎母输血综合征预测模型[J]. 临床输血与检验, 2022, 24(4): 427-432. DOI: 10.3969/j.issn.1671-2587.2022.04.004.
FAN K X, ZHU P H, WANG Y, *et al*. The prediction model of fetomaternal hemorrhage was established on machine learning algorithm[J]. J Clin Transfus Lab Med, 2022, 24(4): 427-432. DOI: 10.3969/j.issn.1671-2587.2022.04.004.

[15] 张福龙, 邱兆磊, 王振杰, 等. 肝素结合蛋白联合C反应蛋白在重症急性胰腺炎早期病情评估中的临床意义[J]. 中华全科医学, 2021, 19(3): 368-370, 374. DOI: 10.16766/j.cnki.issn.1674-4152.001812.
ZHANG F L, QIU Z L, WANG Z J, *et al*. The clinical significance of heparin-binding protein combined with CRP in the early evaluation of severe acute pancreatitis[J]. Chin J Gen Pract, 2021, 19(3): 368-370, 374. DOI: 10.16766/j.cnki.issn.1674-4152.001812.

[16] STIRLING A D, MORAN N R, KELLY M E, *et al*. The predictive value of C-reactive protein (CRP) in acute pancreatitis—is interval change in CRP an additional indicator of severity?[J]. HPB (Oxford), 2017, 19(10): 874-880. DOI: 10.1016/j.hpb.2017.06.001.

[17] 邓中波, 叶淳娟, 徐玉龙. 血清血小板平均体积CRP纤维蛋白原与急性胰腺炎患者病情程度和预后转归的关系分析[J]. 河北医学, 2022, 28(4): 670-675. DOI: 10.3969/j.issn.1006-6233.2022.04.028.
DENG Z B, YE C J, XU Y L. Analysis of the relationship of mean platelet volume C-reactive protein and fibrinogen with the severity and prognosis of acute pancreatitis[J]. Hebei Med, 2022, 28(4): 670-675. DOI: 10.3969/j.issn.1006-6233.2022.04.028.

[18] 崔沪宁, 梅超鹏, 崔梦巍, 等. 血氯和IL-6联合凝血指标对重症急性胰腺炎严重程度的预测价值[J]. 中华危重病急救医学, 2022, 34(12): 1301-1304.. DOI: 10.3760/cma.j.cn121430-20220916-00844.
CUI H N, MEI C P, CUI M W, *et al*. Predictive value of serum chlorine and interleukin-6 combined with coagulation indexes on severity of severe acute pancreatitis[J]. Chin Crit Care Med, 2022, 34(12): 1301-1304. DOI: 10.3760/cma.j.cn121430-20220916-00844.

[19] YU X Q, DENG H B, LIU Y, *et al*. Serum magnesium level as a predictor of acute kidney injury in patients with acute pancreatitis[J]. World J Clin Cases, 2021, 9(35): 10899-10908. DOI: 10.12998/wjcc.v9.i35.10899.

[20] HUANG L Y, MA B W, HE F, *et al*. Electrocardiographic, cardiac enzymes, and magnesium in patients with severe acute pancreatitis[J]. Gastroenterol Nurs, 2012, 35(4): 256-260. DOI: 10.1097/sga.0b013e31826092a6.

(**收稿**:2023-09-28;**修回**:2023-12-15)

(编辑 汪勤俭)