



[DOI]10.3969/j.issn.1001-9057.2026.04.005

<http://www.lcnkzz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2026.04.005>

· 论著 ·

# 急性胰腺炎合并急性肺损伤早期预测研究

陈尧 沈磊 季梦遥

**[摘要]** **目的** 探讨急性胰腺炎(AP)合并急性肺损伤(ALI)的危险因素并构建早期机器学习预测模型。**方法** 回顾性纳入重症监护医疗信息市场重症监护数据库中入住ICU的AP患者712例,按照比例分为训练组(640例)和测试组(72例)。收集所有患者的人口统计学、生命体征和实验室检查指标并分组进行比较。采用LASSO和多因素logistic回归分析筛选出AP-ALI的影响因素。采用机器学习方法XGBoost模型构建二分类预测模型AP-ALI,采用C-index和校准曲线评估预测模型的性能,采用临床决策曲线(DCA)分析评估模型的标准净效益。**结果** 712例AP患者中348例(48.88%)发展为AP-ALI。训练组和测试组患者人口学特征、生命体征和实验室检查指标比较差异均无统计学意义( $P > 0.05$ )。LASSO回归分析后共筛选出10个变量,多因素logistic回归分析结果显示,白蛋白、尿素氮、AST、血清淀粉酶、葡萄糖均是AP-ALI的独立影响因素( $P < 0.05$ )。基于以上因素,采用XGBoost机器学习构建早期预测AP-ALI决策树预测模型,在训练集和验证集的C-index分别为0.86和0.72。相较于不采用AP-ALI机器学习模型时,临床净获益率分别提高26%和17%。**结论** 预测模型可以较好地早期预测AP-ALI的发生,优化临床治疗,具有良好的临床实用性。

**[关键词]** 急性胰腺炎; 急性肺损伤; 早期预测; 重症监护医疗信息市场重症监护数据库

**[中图分类号]** R576

**[文献标识码]** A

**Early prediction of acute pancreatitis with acute lung injury based on medical information mart for intensive care** Chen Yao, Shen Lei, Ji Mengyao. Department of Gastroenterology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China

**[Abstract]** **Objective** To explore the risk factors of acute pancreatitis (AP) combined with acute lung injury (ALI) and construct an early machine learning prediction model. **Methods** A total of 712 AP patients admitted to ICU in the Critical Care Medical Information Mart database were retrospectively enrolled and divided into training group (640 cases) and test group (72 cases) according to the proportion. The demographic, vital signs and laboratory tests of all patients were collected and compared between groups. LASSO and multivariate logistic regression analysis were used to screen out the influencing factors of AP-ALI. The machine learning method XGBoost model was used to construct the two-classification prediction model AP-ALI. C-index and calibration curve were used to evaluate the performance of the prediction model, and the clinical decision curve (DCA) was used to analyze and evaluate the standardized net benefit of the model. **Results** Among the 712 AP patients, 348 (48.88%) developed AP-ALI. There were no significant differences in demographic characteristics, vital signs and laboratory examination indexes between the training group and the test group ( $P > 0.05$ ). A total of 10 variables were screened out after LASSO regression analysis. Multivariate logistic regression analysis showed that albumin, urea nitrogen, AST, serum amylase and glucose were independent influencing factors for AP-ALI ( $P < 0.05$ ). Based on the above factors, XGBoost machine learning was used to construct an early prediction AP-ALI decision tree prediction model. The C-index in the training set and validation set was 0.86 and 0.72, respectively. Compared with those without AP-ALI machine learning model, the net clinical benefit rates were improved by 26% and 17% respectively. **Conclusion** The prediction model can effectively predict the early onset of AP-ALI, optimize clinical treatment regimens, and exhibits favorable clinical application value.

**[Key words]** Acute pancreatitis; Acute lung injury; Early prediction; Medical Information Mart for Intensive Care

基金项目:国家自然科学基金资助项目(81901817)

作者单位:430060 武汉,武汉大学人民医院消化内科

通信作者:季梦遥, E-mail: amy\_5840@whu.edu.cn

急性胰腺炎 (AP) 是由胰酶异常激活引发胰腺自我消化所致的急腹症<sup>[1]</sup>, 是急腹症入院的主要病因之一<sup>[2]</sup>。AP 可引起全身或局部并发症, 如脓毒症、多器官功能障碍综合征、腹腔高压及腹腔间隔室综合征等。一些 AP 患者随着病程的进展会发展成为 AP 合并急性肺损伤 (AP-ALI), 是 AP 患者最常见的死亡原因之一<sup>[3]</sup>。其中, 老年 AP-ALI 患者的死亡率高达 60% ~ 70%。因此, 早期预测和识别 AP-ALI 有助于尽早分诊并选择特定干预措施, 从而降低患者死亡风险。目前, 已有一些基于临床、实验室和影像学检查<sup>[4]</sup> 以及血清标志物<sup>[5]</sup> 等指标构建的预测模型及评分可用于预测 AP 的严重程度<sup>[6-8]</sup>, 如床旁急性胰腺炎严重程度 (BISAP) 评分<sup>[9]</sup>、急性生理与慢性健康状况评分 II (APACHE II) 评分及 Ranson 评分等<sup>[10-11]</sup>。但关于早期预测并识别出 AP-ALI 的研究较少。XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) 是一种基于梯度提升框架的集成学习算法, 在疾病诊断、预后研究和药物反应等领域展现出卓越的性能<sup>[12]</sup>。本研究旨在从重症监护医疗信息市场重症监护数据库 (MIMIC)-IV 中筛选出 AP-ALI 患者, 建立并验证一种易于使用的早期预测模型, 以帮助临床医生早期预测和及时管理患者的诊断和治疗, 从而达到精准医疗的目的。

## 对象与方法

1. 对象: 本研究数据来自于 MIMIC-IV 数据库, 收集了 40 000 多例 ICU 患者的真实临床数据<sup>[13]</sup>。用结构化查询语言工具 PostgreSQL Version 15.3 查询患者数据, 数据库构建脚本代码采用 Johnson 等提供开源代码 (<https://github.com/MIT-LCP/mimic-code/tree/main/mimic-iv>)<sup>[14]</sup>。首先用国际疾病分类 (ICD) 编码从 MIMIC-IV 中查询诊断为 AP<sup>[15]</sup> 的患者, 其中 ICD 9.0 的诊断编码为 577.0, ICD 10.0 的编码为 K85% (包含 K85 的所有匹配)。纳入标准: (1) MIMIC-IV 数据库中诊断为 AP; (2) 年龄 > 18 岁; (3) 住院时间 > 24 h。排除标准: (1) 肺部肿瘤; (2) 慢性胰腺炎; (3) 入院诊断包含 ALI。对于多次入院的 AP 患者, 数据仅提取首次入院的临床数据。最终纳入 AP 患者 712 例, 按照比例将其分为训练组 (640 例) 和测试组 (72 例)。本研究获得了以研究为目的的访问该数据库权限 (证书编号: 38226796), 并豁免知情同意书。

2. 方法: 用结构化查询工具 PostgreSQL 从 MIMIC-IV 提取 AP 的人口统计学数据 (性别、种族、年龄)、首次入院的生命体征 (呼吸、心率、体温、舒张压和收缩压)、入院实验室检查指标 [总胆红素、总蛋白、血清肌酸酐、PLT 计数、WBC 计数、RBC 计数、ALT、AST、白蛋

白、葡萄糖、尿素氮、血清淀粉酶、Hb、淋巴细胞计数、红细胞平均容量、中性粒细胞计数、红细胞分布宽度] 和临床结局 (AP-ALI)。ALI 的诊断标准遵循美国和欧洲急性呼吸窘迫综合征评审会议于 1994 年制定的 ALI 诊断标准<sup>[16]</sup>: (1) 急性起病; (2) 胸部 X 线提示双肺浸润; (3) 肺楔压 < 2.5 kPa (19 mmHg) 或无充血性心力衰竭的临床证据; (4) PaO<sub>2</sub>/FiO<sub>2</sub> 的比值 < 40 kPa (300 mmHg)。

3. 统计学处理: 应用 R4.4.1 软件进行统计分析。符合正态分布的计量资料以  $\bar{x} \pm s$  表示, 组间比较采用非配对双尾 *t* 检验; 不符合正态分布的计量资料以 *M* (*P*<sub>25</sub>, *P*<sub>75</sub>) 表示, 组间比较采用 Mann-Whitney *U* 检验; 计数资料以例数和百分比表示, 组间比较采用  $\chi^2$  或 Kruskal-Wallis *H* 检验。采用 LASSO 和多因素 logistic 回归分析筛选出 AP-ALI 的影响因素。采用机器学习方法 XGBoost 模型构建二分类预测模型 AP-ALI (R 语言 xgboost 包), 采用 *C-index* 和校准曲线评估预测模型的性能, 采用临床决策曲线 (*DCA*) 分析评估模型的标准净效益。以 *P* < 0.05 为差异有统计学意义。

## 结 果

1. 两组患者基线资料比较: 712 例 AP 患者中发展为 AP-ALI 共 348 例 (48.88%)。训练组和测试组患者人口学特征、生命体征和实验室检查指标比较差异均无统计学意义 (*P* > 0.05), 表明训练组和测试组的数据分布平衡。见表 1。

2. 特征因素筛选: 应用 LASSO 回归分析共筛选出 10 个变量, 包括白蛋白、血清肌酸酐、AST、血清淀粉酶、葡萄糖、尿素氮、总胆红素、中性粒细胞计数、总蛋白和红细胞分布宽度, 见图 2。多因素 logistic 回归分析结果显示, 白蛋白、尿素氮、AST、血清淀粉酶、葡萄糖均是 AP-ALI 的独立影响因素 (*P* < 0.05), 见表 2。

3. 模型构建与性能评估: 采用多因素 logistic 回归分析筛选出的 5 个独立影响因素建立 XGBoost 机器学习决策树预测模型 AP-ALI (图 3), 用于在 AP 患者首次入院时预测 AP-ALI 的发生风险。计算 AP-ALI 模型 *C-index* 并绘制 ROC 曲线 (图 4), 其中训练组中 *C-index* 值为 0.86, 测试组中 *C-index* 值为 0.72, 提示该模型在 AP-ALI 方面具有较好的准确度。校准曲线的评估结果显示 AP-ALI 在预测测试集上 AP-ALI 风险与实际发生风险之间具有良好的一致性 (图 5)。

4. 临床收益: *DCA* 结果提示, 当使用 AP-ALI 预测识别 AP 发展为 AP-ALI 并采取相应的治疗措施能使患者在临床中获益 (图 6), 即当阈值为 20% ~ 80% 时并采用相应的治疗措施时, AP-ALI 患者可获得较大的

表 1 两组患者基线资料比较( $\bar{x} \pm s$ )

组别	例数	性别 (男/女)	种族[例,(%)]			年龄 [岁, $M(P_{25},P_{75})$ ]	呼吸 (次/分)	心率 (次/分)
			欧裔	非裔	其他			
训练组	640	326/314	436(68.1)	106(16.6)	98(15.3)	57.5(52.0,70.0)	21.0 ± 3.2	91.5 ± 7.5
测试组	72	24/48	36(50.0)	28(38.9)	8(11.1)	57.2(53.0,69.0)	21.2 ± 2.6	91.1 ± 6.8
$\chi^2/U/t$ 值		0.789		1.522		0.154	-0.581	0.469
P 值		0.372		0.226		0.876	0.568	0.638

组别	例数	体温 ( $^{\circ}\text{C}$ )	收缩压 (mmHg)	舒张压 (mmHg)	总胆红素 (mg/dl)	总蛋白 (g/dl)	血清肌酐 [mg/dl, $M(P_{25},P_{75})$ ]	PLT 计数 ( $\times 10^9/\text{L}$ )	WBC 计数 [ $\times 10^9/\text{L}$ , $M(P_{25},P_{75})$ ]
测试组	72	36.9 ± 1.3	124.2 ± 9.6	80.3 ± 7.7	3.9 ± 2.0	59.1 ± 4.9	1.7(0.6,1.4)	194.9 ± 39.5	12.9(6.5,13.9)
$\chi^2/U/t$ 值		0.431	-1.788	-0.449	1.879	0.334	-1.117	-1.159	-0.045
P 值		0.669	0.081	0.657	0.062	0.738	0.262	0.291	0.960

组别	例数	RBC 计数 ( $\times 10^9/\text{L}$ )	ALT [IU/L, $M(P_{25},P_{75})$ ]	AST [IU/L, $M(P_{25},P_{75})$ ]	白蛋白 (g/dl)	葡萄糖 [g/dl, $M(P_{25},P_{75})$ ]	尿素氮 (mg/dl)	血清淀粉酶 [IU/L, $M(P_{25},P_{75})$ ]
测试组	72	4.7 ± 1.3	1.8(0.6,1.2)	38.7(18.0,41.0)	3.1 ± 0.8	10.4(5.4,10.0)	26.9 ± 13.2	296.6(10.0,19.0)
$\chi^2/U/t$ 值		1.329	0.382	0.612	-1.115	1.034	-0.464	-1.399
P 值		0.272	0.706	0.541	0.262	0.307	0.642	0.160

组别	例数	Hb ( $\times 10^9/\text{L}$ )	淋巴细胞计数 [ $\times 10^9/\text{L}$ , $M(P_{25},P_{75})$ ]	红细胞平均容量 (fl)	中性粒细胞计数 ( $\times 10^9/\text{L}$ )	红细胞分布宽度 (fl)	临床结局 [例,(%)]
测试组	72	11.1 ± 1.9	1.1(0.7,1.4)	92.5 ± 4.3	75.1 ± 4.9	14.6 ± 1.1	30(41.7)
$\chi^2/U/t$ 值		-0.899	1.378	-0.954	0.0126	-1.100	1.453
P 值		0.372	0.173	0.341	0.981	0.273	0.232

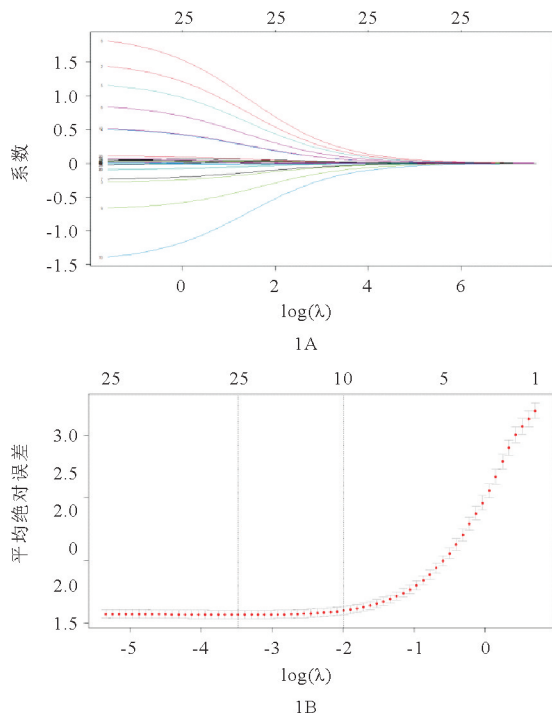


图 1 LASSO 回归分析(A:25 个潜在变量的 LASSO 系数回归路径分布图;B:LASSO 回归模型中均方误差随  $\lambda$  参数的变化趋势)

临床净收益。其中,训练集的临床收益为 0.26,测试集临床收益为 0.17。相较于不采用 AP-ALI 机器学习模型时,临床净获益率分别提高 26% 和 17%。

表 2 基于 LASSO 的 AP-ALI 多因素 logistic 回归分析结果

因素	回归系数	Z 值	P 值
白蛋白	-0.172	2.729	0.006
尿素氮	-0.131	2.292	0.020
AST	0.324	2.581	0.010
血清淀粉酶	0.610	3.090	0.002
葡萄糖	0.226	2.968	0.003
血清肌酐	0.172	1.549	0.124
总胆红素	1.263	1.681	0.096
中性粒细胞计数	0.632	1.256	0.201
总蛋白	-0.081	1.126	0.261
红细胞分布宽度	-0.001	0.040	0.968

### 讨 论

ALI 是 AP 患者常见的并发症之一,当这种器官功能障碍持续时间超过 48 h,则会发展为重症 AP,大大增加了 AP 患者的死亡率<sup>[1]</sup>。因此,早期预测 AP-ALI,合理分诊和提供个性化治疗方案可有效降低 AP 患者的死亡率并减少其经济负担。MIMIC-IV 数据库为临床决策支持系统开发及流行病学建模提供核心资源,推动精准医学研究不断发展<sup>[13]</sup>。本研究从 MIMIC-IV

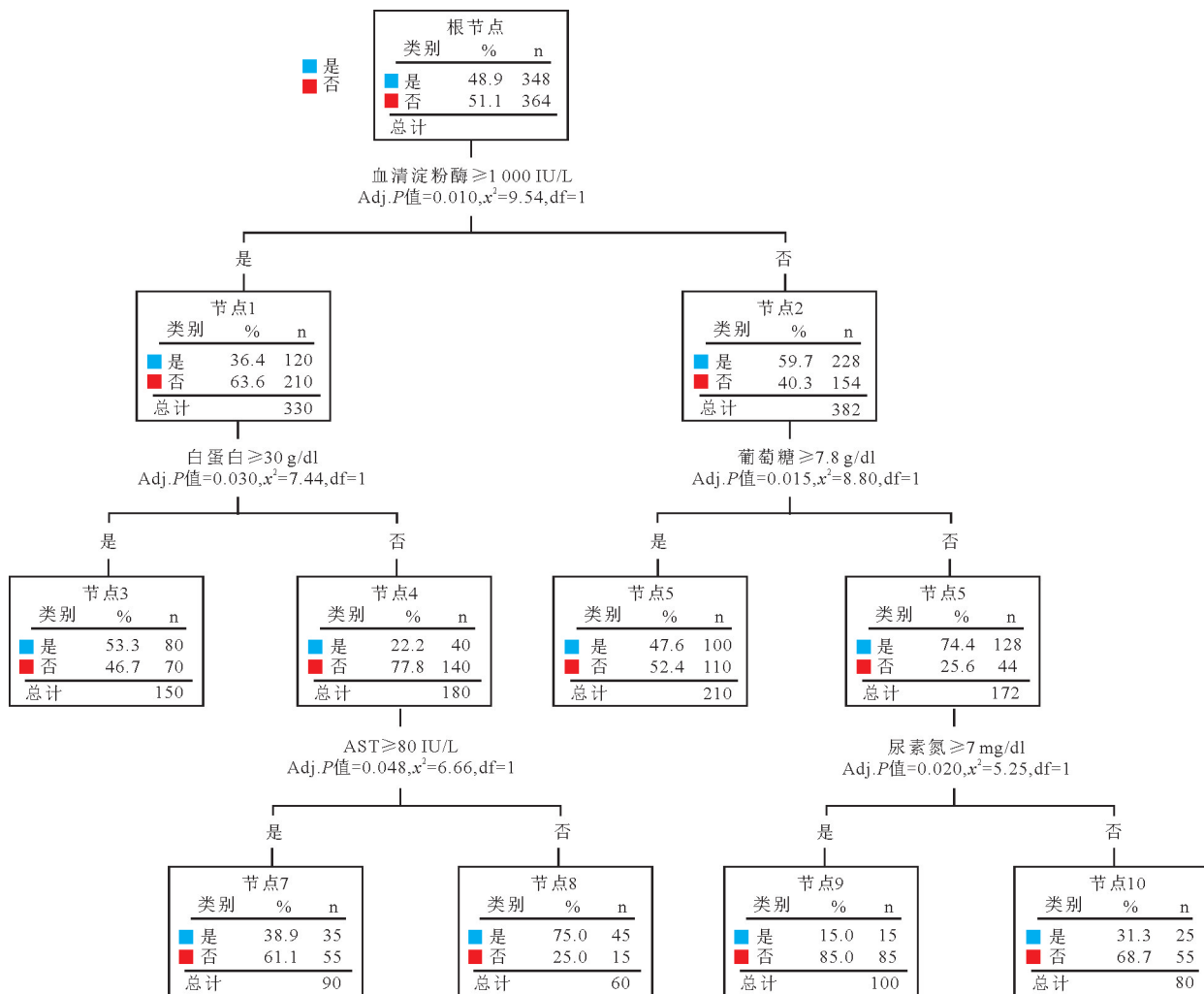


图 2 AP-ALI 决策树预测模型

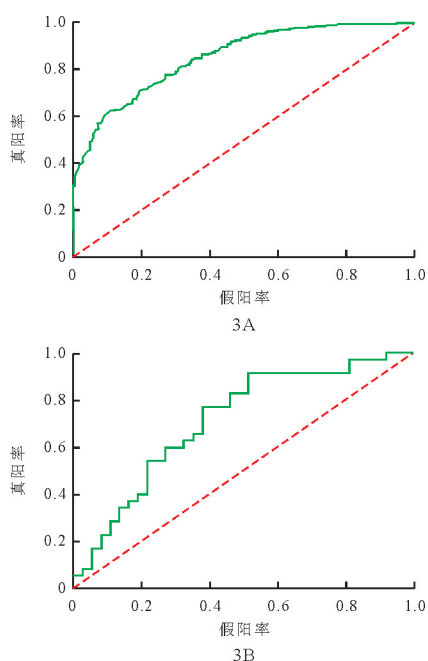


图 3 AP-ALI 预测模型的 ROC 曲线(A:训练组;B:测试组)

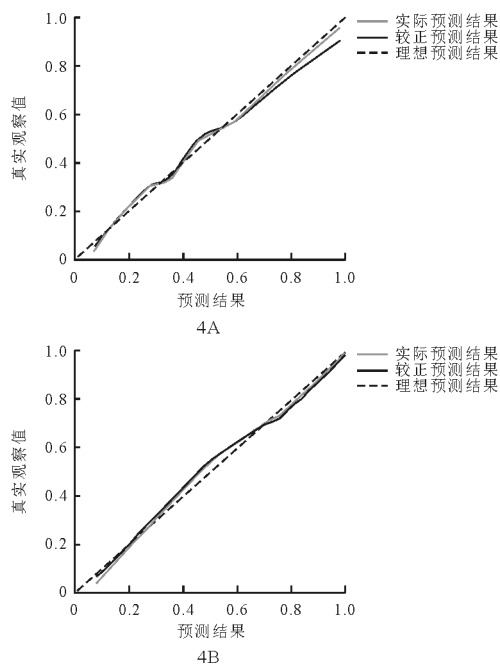


图 4 AP-ALI 模型的校准曲线(A:训练组;B:测试组)

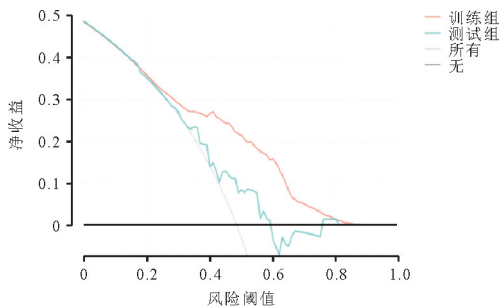


图5 AP-ALI 模型的 DCA 曲线

数据库中获得大样本量,筛选出影响 AP 患者早期合并 ALI 的影响因素,最后利用机器学习算法构建可以早期预测 AP-ALI 的预测模型。结果表明,该模型可以较好地预测 AP-ALI 的发生,并具有良好的临床实用性。

对于 AP 患者,前期已有研究指出血清淀粉酶、白蛋白可用于 AP 临床诊断并能为准确评估患者病情提供有效的依据<sup>[17]</sup>。AP 发生时,淀粉酶和脂肪酶会逸出至血液并进入全身循环,导致系统性炎症反应综合征。这种炎症反应综合征会引发肺毛细血管通透性增加和肺水肿,进而发展为急性肺损伤。文献报道,AP 发生时血糖升高幅度、维持时间与胰腺自身坏死范围程度及死亡发生率密切相关<sup>[18]</sup>,入院时高血糖水平则与胰腺假性囊肿形成、住院时间、不良预后相关<sup>[19]</sup>,特别是发生重症 AP 时胰腺受损,血糖升高明显并可出现酮症酸中毒。而血清淀粉酶、AST、血糖、白蛋白与 AP 严重程度关联也已得到了研究证实<sup>[20-21]</sup>。本文研究结果中除了表明这四项指标与 AP 严重程度密切相关外,还发现尿素氮也是 AP 病情变化的独立影响因素,这可能是由于 AP 患者常伴随着大量液体渗出,直接导致有效循环血容量减少的低灌注状态,从而引起肺泡毛细血管功能受损和 ALI 的发生,但该结论有待更多研究支持。

目前临床上常用 APACHE II、BISAP 和 Ranson 评分来预测入住 ICU AP 患者的预后。然而,尚缺乏早期预测 AP-ALI 的研究。本研究纳入 MIMIC-IV 数据库中的 AP 患者,基于常见临床特征与血液相关生物标志物构建预测模型,相较于 ALI 诊断标准更为简便。同时该模型在临床中具有广泛的应用场景。如在入院早期阶段,模型可基于常规实验室指标实现快速风险分层,协助医生精准识别高危患者,为后续治疗策略提供决策依据。该模型还具备良好的动态预测能力,可结合多时点数据进行风险趋势监测,便于临床及时调整干预措施,优化资源配置。此外,模型可集成至电子病历系统或决策支持平台中,增强诊疗智能化水平。

总体而言,该模型不仅提高了 AP 并发 ALI 的识别效率,也为临床提供了科学、可行的决策支持工具,有望促进精准医学在重症疾病管理中的广泛应用。但本研究也有一定的局限性,仍需多中心、前瞻性研究进一步完善验证以提高临床实用性和准确性。

### 参 考 文 献

- [1] 中华医学会外科学分会胰腺外科学组. 中国急性胰腺炎诊治指南(2021)[J]. 中华外科杂志, 2021, 59(7):578-587.
- [2] Iannuzzi JP, King JA, Leong JH, et al. Global incidence of acute pancreatitis is increasing over time: a systematic review and meta-analysis[J]. Gastroenterology, 2022, 162(1):122-134.
- [3] Wu J, Zhang J, Zhao J, et al. Treatment of severe acute pancreatitis and related lung injury by targeting gasdermin D-mediated pyroptosis[J]. Front Cell Dev Biol, 2021, 9:780142.
- [4] Lin Q, Ji YF, Chen Y, et al. Radiomics model of contrast-enhanced MRI for early prediction of acute pancreatitis severity[J]. J Magn Reson Imaging, 2020, 51(2):397-406.
- [5] Zhao Y, Xia W, Lu Y, et al. Predictive value of the C-reactive protein/albumin ratio in severity and prognosis of acute pancreatitis[J]. Front Surg, 2023, 9:1026604.
- [6] Thapa R, Iqbal Z, Garikipati A, et al. Early prediction of severe acute pancreatitis using machine learning[J]. Pancreatology, 2022, 22(1):43-50.
- [7] Yuan L, Ji M, Wang S, et al. Machine learning model identifies aggressive acute pancreatitis within 48h of admission: a large retrospective study[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2022, 22(1):312.
- [8] Yuan L, Shen L, Ji M, et al. A new risk score to predict intensive care unit admission for patients with acute pancreatitis 48 hours after admission: multicenter study[J]. Dig Dis Sci, 2023, 68(5):2069-2079.
- [9] Wu BU, Johannes RS, Sun X, et al. The early prediction of mortality in acute pancreatitis: a large population-based study[J]. Gut, 2008, 57(12):1698-1703.
- [10] Raghuvanshi S, Gupta R, Vyas MM, et al. CT evaluation of acute pancreatitis and its prognostic correlation with CT severity index[J]. J Clin Diagn Res, 2016, 10(6):TC06-TC11.
- [11] Ranson JH, Rifkind KM, Roses DF, et al. Prognostic signs and the role of operative management in acute pancreatitis[J]. Surg Gynecol Obstet, 1974, 139(1):69-81.
- [12] Chen T, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]. In: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016:785-794.
- [13] Johnson AEW, Bulgarelli L, Shen L, et al. MIMIC-IV, a freely accessible electronic health record dataset[J]. Sci Data, 2023, 10(1):1.
- [14] Johnson AE, Stone DJ, Celi LA, et al. The MIMIC Code Repository: enabling reproducibility in critical care research[J]. J Am Med Inform Assoc, 2018, 25(1):32-39.
- [15] Sarr MG, Banks PA, Bollen TL, et al. The new revised classification of acute pancreatitis 2012[J]. Surg Clin North Am, 2013, 93(3):549-562.
- [16] Bernard GR, Artigas A, Brigham KL, et al. The American-European Consensus Conference on ARDS. Definitions, mechanisms, relevant outcomes, and clinical trial coordination[J]. Am J Respir Crit Care Med, 1994, 149(3 Pt 1):818-824.
- [17] 马晨曦, 马冰新, 李群, 等. 血清淀粉酶及白蛋白联合乳酸脱氢酶检测在急性胰腺炎临床诊断及病情评估中的作用[J]. 西部医学, 2023, 35(2):247-250.
- [18] 白春洋, 赵玉峰, 张茜. 急性胰腺炎患者血清前清蛋白、葡萄糖、肌酸肌酶水平变化的临床意义[J]. 国际检验医学杂志, 2011, 32(17):2021-2022.
- [19] Liu CN, Zhou XF, Ling LQ, et al. Prediction of mortality and organ failure based on coagulation and fibrinolysis markers in patients with acute pancreatitis: a retrospective study[J]. Medicine, 2019, 98(21):e10262.
- [20] 王亚丹, 王苗苗, 郭春梅, 等. 急性胰腺炎严重程度早期预测模型的构建与验证[J]. 首都医科大学学报, 2023, 44(2):302-310.
- [21] 张圣杰, 袁磊, 沈磊, 等. n-Ranson 评分列线图预测模型的构建及其对急性胰腺炎重症化的预测价值[J]. 临床内科杂志, 2024, 41(10):674-678.

(收稿日期:2025-02-17)

(本文编辑:高婷)