



[DOI] 10.3969/j.issn.1001-9057.2026.06.025

http://www.lcnkz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2026.06.025

· 继续教育园地 ·

炎症指标联合机器学习预测急性胰腺炎严重程度的研究进展

郝源 付西峰

[摘要] 急性胰腺炎(AP)是一种以全身炎症反应为核心的危重疾病,早期预测其严重程度对临床干预至关重要。传统炎症指标及评分系统存在滞后性、复杂性或低灵敏度等局限,难以满足早期精准预测需求。而炎症相关生化指标与机器学习技术的结合,为AP严重程度的精准预测提供了新方向。本文综述了炎症指标联合机器学习在AP严重程度预测中的研究进展,系统分析了NLR、PLR等炎症指标的预测效能,并探讨了多维度机器学习模型通过整合生化指标与影像组学特征所展现的优越性。

[关键词] 急性胰腺炎; 炎症指标; 机器学习; 预测模型; 多模态数据

[中图分类号] R567

[文献标识码] A

急性胰腺炎(AP)作为全球范围内发病率逐年上升的消化系统急症,其严重程度差异显著,约20%的患者可进展为中度重症(MSAP)或重症急性胰腺炎(SAP),病死率较轻症患者高出十倍以上^[1-3]。早期准确预测AP严重程度对优化临床决策、降低死亡率至关重要,但传统评分系统如急性生理与慢性健康状况评分系统Ⅱ(APACHE Ⅱ)评分、Ranson评分和急性胰腺炎床旁严重程度指数(BISAP)等存在参数繁琐、敏感性和特异性不足的缺陷,且无法实现动态评估^[4-6]。炎症指标如C反应蛋白(CRP)、IL-6、血钙和血脂脂肪酶虽被广泛用于辅助诊断,但单一指标易受其他因素干扰,难以全面反映疾病进展。机器学习技术的引入为解决这一难题提供了新范式。该技术善于处理多变量非线性关系,能有效整合炎症指标与临床数据,从而显著提升预测效能^[7]。在此背景下,本综述系统梳理炎症指标联合

机器学习在AP严重程度预测中的研究进展,以期为推动AP精准管理提供理论参考与实践方向。

一、AP严重程度评估的现状

1. 炎症指标评估现状

中性粒细胞与淋巴细胞比值(NLR)在预测AP的严重程度上具有重要的临床价值。一项对131例AP患者的回顾性研究得出,高NLR与SAP相关,受试者工作特征曲线(ROC)曲线下面积(AUC)为0.82,表明NLR是预测SAP的良好指标^[8]。在炎症反应中,中性粒细胞是机体抵御病原体的第一道防线,而淋巴细胞则负责特异性免疫调节。AP发生时,过度的炎症反应会导致中性粒细胞急剧增多,淋巴细胞功能受抑制,使得NLR升高,这一变化可作为病情向重症发展的预警信号。PLT与淋巴细胞比值(PLR)反映了机体炎症和凝血功能的情况,有研究分析了AP患者PLR变化及其与病情严重性的关系,结果显示PLR与AP患者病情严重程度呈正相关^[9]。PLT不仅参与凝血过程,还能释放炎性介质加剧炎症;淋巴细胞数量与功能的改变影响免疫平衡。淋巴细胞与单核细胞比值(LMR)可有

基金项目:山西省卫生健康委员会科研课题(2023074)

作者单位:030032 山西太原,山西医科大学第三医院山西白求恩医院胆胰外科

通信作者:付西峰, E-mail: fxfyisheng@163.com

- [14] Hanania NA, Müllerova H, Locantore NW, et al. Evaluation of COPD Longitudinally to Identify Predictive Surrogate Endpoints (ECLIPSE) study investigators. Determinants of depression in the ECLIPSE chronic obstructive pulmonary disease cohort[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2011, 183(5): 604-611.
- [15] Gut-Gobert C, Cavailles A, Dixmier A, et al. Women and COPD: do we need more evidence[J]? Eur Respir Rev, 2019, 28(151): 180055.
- [16] Tsai TY, Livneh H, Lu MC, et al. Increased risk and related factors of depression among patients with COPD: a population-based cohort study[J]. BMC Public Health, 2013, 13: 976.
- [17] Lou P, Chen P, Zhang P, et al. Effects of smoking, depression, and anxiety on mortality in COPD patients: a prospective study[J]. Respir Care, 2014, 59(1): 54-61.
- [18] Long J, Xu P, Chen J, et al. Inflammation and comorbidities of chronic obstructive pulmonary disease: The cytokines put on a mask! [J]. Cytokine, 2023, 172: 156404.
- [19] Du YJ, Yang CJ, Li B, et al. Association of pro-inflammatory cytokines, cortisol and depression in patients with chronic obstructive pulmonary disease[J]. Psychoneuroendocrinology, 2014, 46: 141-52.
- [20] 曾美娥, 邓小媛, 钟锦荣, 等. 心率变异性气道阻力及肺功能在慢性

- 阻塞性肺疾病患者病情预测中的价值[J]. 中国急救医学, 2015, 000(z1): 112-113.
- [21] Carpenter JK, Andrews LA, Witcraft SM, et al. Cognitive behavioral therapy for anxiety and related disorders: A meta-analysis of randomized placebo-controlled trials[J]. Depress Anxiety, 201, 35(6): 502-514.
- [22] 董宗美, 左晓伟, 陈碧, 等. 团体认知行为治疗对社区慢性阻塞性肺疾病患者焦虑抑郁及生存质量的干预效果[J]. 中华行为医学与脑科学杂志, 2022, 31(9): 852-858.
- [23] Hoge EA, Bui E, Mete M, et al. Mindfulness-Based Stress Reduction vs Escitalopram for the Treatment of Adults With Anxiety Disorders: A Randomized Clinical Trial[J]. JAMA Psychiatry, 2023, 80(1): 13-21.
- [24] Wiles L, Cafarella P, Williams MT. Exercise training combined with psychological interventions for people with chronic obstructive pulmonary disease[J]. Respirology, 2015, 20(1): 46-55.
- [25] 王佳瑞, 许朝霞, 郑贤波, 等. 肺康复联合心理干预对慢性阻塞性肺疾病患者的疗效观察[J]. 航空航天医学杂志, 2022, 33(9): 1070-1072.

(收稿日期: 2025-12-26)

(本文编辑: 余晓曼)

效反映系统性炎症反应,为外周血淋巴细胞与单核细胞的比值, Li 等^[10]筛查了 253 例 AP 患者,其中 60 例患有 SAP,结果表明低 LMR 与 SAP 显著相关。单核细胞在炎症时分化为巨噬细胞,参与清除病原体 and 释放炎症因子;淋巴细胞则调控免疫反应强度。当 AP 进展为重症,单核细胞过度活化,淋巴细胞功能受抑, LMR 降低,有助于早期识别 SAP 高危患者。

系统性免疫炎症指数(SII)反映了机体的炎症反应和免疫反应,其表达由中性粒细胞、淋巴细胞和 PLT 组成。Liu 等^[11]通过对 101 例 AP 患者(MSAP 73 例, SAP 28 例)进行回顾性研究,结果显示 $SII \geq 2207.53$ 的患者发生 SAP 的概率较高(敏感度 92.9%, 特异度 87.7%, $AUC = 0.920$)。AP 进程中,炎症介质刺激中性粒细胞增多、淋巴细胞减少并影响 PLT 功能,使 SII 改变,为病情评估提供重要依据。红细胞分布宽度(RDW)是一种简便反映外周血中红细胞大小可变性和异质性的参数。何凡等^[12]研究得出,重症组的 RDW 水平较非重症组显著升高,提示该指标与 AP 病情严重程度存在正相关关系。AP 时炎症因子干扰红细胞生成,导致红细胞大小不均, RDW 升高,可辅助评估病情严重程度。

CRP 与 Alb 比值(CAR)被认为是一种新的炎症评分指标,与单独使用 CRP 或 Alb 相比, CAR 在评估各类疾病炎症状态方面更具价值。CAR 与 AP 的严重程度呈显著正相关, CAR 升高也与器官衰竭和严重 AP 的发生风险增加相关^[13-14]。CRP 在炎症时迅速升高,而 Alb 在炎症应激下合成减少, CAR 综合反映了炎症增强和机体营养及肝脏功能受损情况,为 AP 严重程度评估提供更全面视角。甘油三酯葡萄糖(TyG)指数由空腹血糖和甘油三酯所得,近年相关研究均证实, TyG 是 SAP 的独立危险因素,高 TyG 指数与 SAP 和 AP 相关并发症密切相关^[15-17]。在 AP 发病中,代谢紊乱是重要因素,高甘油三酯血症可激活胰酶原,血糖异常影响代谢与免疫,加重炎症。TyG 指数能综合反映这种代谢异常,对预测 AP 严重程度和并发症风险意义重大。然而,单一炎症指标在 AP 严重程度预测中存在局限性。不同炎症指标间存在复杂交互作用,单一指标难以全面反映病情。因此,临床常联合多个炎症指标构建预测模型^[18]。如游蕴腾等^[15]报道,相较于单独使用 NLR 或 PLR,两者联合对于 SAP 预测效能较高, AUC 可达到 0.880, 敏感度为 67.65%, 特异度为 88.24%^[17]。尽管 PLR 与 NLR 间存在共线性问题,但多指标联合仍在一定程度上提高了预测准确性。炎症指标在 AP 严重程度评估中意义重大,各指标从不同角度反映炎症、免疫、代谢及病情进展情况,以实现 AP 严重程度的精准判断。

综上所述,新型炎症指标虽从不同病理生理角度提升了 AP 严重程度的评估能力,但其普遍存在两个关键局限:一是单一指标易受干扰,特异性有限;二是静态测量难以捕捉疾病的动态演进过程。因此,对炎症指标动态变化价值的深入探讨,以及联合多指标、构建更复杂预测模型的研究方向,便成为该领域发展的必然趋势。

2. 炎症指标的动态变化与预后关联

相较于单一时间点检测,炎症指标的动态变化更能反映病情演变规律,为临床提供前瞻性指导。孙阿巧等^[19]对 406 例 AP 患者的回顾性研究显示,重度组 NLR 显著高于轻中度组,多

因素 logistic 回归分析证实 NLR 是病情严重程度的独立危险因素,其预测 SAP 的 AUC 为 0.889, 预测感染性胰腺坏死的 AUC 为 0.850,提示 NLR 动态升高可反映炎症反应恶化趋势。Zhong 等^[20]基于第四版重症监护医学信息数据库(MIMIC-IV)的研究纳入 7 443 例脓毒症患者,发现中性粒细胞-淋巴细胞-PLT 比值(N/LPR)及其变异率(N/LPRR)与 30 天及 1 年死亡率显著相关, N/LPRR 预测 30 天死亡率的 AUC 达 0.661, 优于 N/LPR (0.619) 及序贯器官衰竭评估(SOFA)评分,证实动态指标在捕捉炎症-凝血平衡失调中的独特价值。

二、多维度机器学习模型

传统的单一指标评估存在局限,而机器学习技术通过整合多模态数据,为 AP 严重程度的早期精准预测开辟了新路径。

1. 影像组学与机器学习的跨模态融合

影像学检查是 AP 确诊的核心依据,但传统主观判读难以识别早期细微变化。影像组学与机器学习的融合技术通过将医学图像转化为高维数据,结合算法筛选特征建模,显著提升评估精准度。Bette 等^[21]对 1 012 例腹痛患者的回顾性研究,从胰腺 CT 图像中提取 104 个特征,经 Boruta 算法筛选出 28 个核心特征,其中“表面积比”和“灰度依赖非均匀性”可量化胰腺边界模糊度与灰度分布异质性,与中性粒细胞浸润程度强正相关($r = 0.72, P < 0.001$)。仅放射组学特征的逻辑回归模型诊断 AP 的 AUC 为 0.932,与脂肪酶单独检测($AUC = 0.946$)接近,二者联合后漏诊率降低约 18%,为不典型病例提供重要辅助诊断手段。Yuan 等^[22]针对 672 例 AP 患者,通过机器学习分析腹部增强 CT 图像,提取 1 936 个放射组学特征,经 LASSO 算法和逻辑回归筛选出 6 个关键特征,构建的 XGBoost 模型在外部验证集中预测 AP 合并急性肾损伤(AKI)的 AUC 达 0.82,显著优于放射科医师($AUC = 0.48 \sim 0.62$),为早期肾脏保护干预提供依据。

2. 生化指标与机器学习的跨模态融合

传统生化指标在 AP 严重程度及并发症预测中存在滞后性与低特异性,而炎症相关生化指标与机器学习的融合可显著提升评估效能。Jin 等^[23]纳入淀粉酶(AMY)、脂肪酶(LPS)、NLR 等 20 项指标,构建多层感知器人工神经网络和偏最小二乘判别分析模型,发现 NLR 是鉴别重症 AP 的最有效标志物($AUC = 0.990$, 敏感度 94.3%, 特异度 98.6%)。Yang 等^[24]针对 AP 并发 AKI 开发预测模型,通过随机森林分类器(RFC)算法整合 CRP、NLR 等炎症指标及胱抑素 C(CysC)、血肌酐(SCr)等肾损伤标志物,使 AUC 从 0.725 提升至 0.902,可有效捕捉炎症与肾损伤的非线性关联。Zhang 等^[25]比较四种机器学习算法预测 AP 合并急性呼吸窘迫综合征(ARDS)的效能,发现贝叶斯分类器(BC)通过整合高 NLR 与低动脉血氧分压的协同风险, AUC 达 0.891, 优于诺模图(0.874);集成决策树(EDTs)算法识别“高 WBC 计数 + 低血钙 + 高乳酸(LA)”风险组合,准确度和精密度均达 0.890 和 0.800,假发现率仅 0.200,适合大规模筛查。

基于炎症生化指标的机器学习模型优势显著:一是可深度挖掘炎症指标与器官损伤的非线性关联,突破传统线性分析局限,预测效能优于单一指标;二是借助算法筛选核心特征,规避

指标冗余,提升模型泛化能力;三是能提前预警疾病风险,识别高风险指标组合,为急诊分诊与早期干预提供量化支持,推动 AP 评估从“事后诊断”向“事前预警”转型。

3. 生化指标、影像学和机器学习的三联融合

生化指标、影像学与机器学习的三联融合实现了多模态数据的互补,显著提升 AP 评估的精准度与时效性。Hong 等^[26]纳入 648 例 AP 患者,通过随机森林模型整合 NLR、血尿素氮及 CT 影像组学特征(胰腺坏死范围),构建的 SAP 预测模型 AUC 达 0.96,较单一 NLR 预测(AUC=0.82)提升 17%,发病 48 h 内预测准确率较传统评分系统提升 40%。Ma 等^[27]针对胆石性胰腺炎开发的随机森林模型,融合 CT 影像特征(胆囊壁增厚、胆结石直径)与临床指标(钙离子、WBC 计数),验证集 AUC 达 0.914,显著优于 BISAP(0.767)和改良 CT 严重指数(MCTSI)评分(0.740)。Zhang 等^[28]构建的深度学习双模块模型,整合 CRP、降钙素原(PCT)等临床指标与腹部 CT 影像数据,分类器模块测试集和外部验证集 AUC 分别为 0.993 和 0.850,影像分割模块采用 U-Net 架构实现胰腺及炎症渗出的像素级分割[平均交并比(mIoU)分别为 86.02% 和 61.81%],为病情评估与治疗效果监测提供客观依据。

三联融合模型通过整合全身炎症代谢信息(生化指标)与局部病理形态数据(影像学),借助机器学习挖掘数据间潜在关联,大幅提升了预测准确性与临床实用性,推动 AP 诊疗从经验驱动向数据驱动转型。

三、结论与局限性

本综述证实,新型炎症指标及动态监测机制与机器学习技术的融合,在 AP 严重程度预测中具有突破性价值。新型标志物预测效能显著优于传统指标,动态指标通过时序数据分析可提前 12~24 h 预警感染性休克或 MODS,弥补静态指标的不足。机器学习技术解决了传统统计方法难以处理高维、非稳态动态特征的难题,其与多模态数据整合构建的预测模型,显著提升了 SAP 识别能力,推动诊疗模式从“经验性干预”向“机制驱动”转型。

当前研究仍存在不足:一是动态指标的床旁即时分析缺乏轻量化模型支持;二是多组学数据整合不足,模型理论基础有待充实;三是缺乏多中心大样本临床验证,标准化数据库尚未建立,影响模型临床转化。未来研究需聚焦开发轻量化时序模型、构建多组学整合平台、推进多中心验证与标准化数据库建设。这种“动态炎症监测-影像智能解析-机器学习驱动”的协同策略,不仅为 AP 精准管理提供新路径,也为脓毒症、ARDS 等炎症性疾病的智能诊疗提供普适性框架,预示人工智能赋能转化医学新时代的到来。

参 考 文 献

- [1] 郭莹,谢玉瑾,宋敏,仲玉. 基于年龄-时期-队列模型的 1990~2019 年中国胰腺炎发病和死亡分析[J]. 临床内科杂志,2025,42(9):754-757.
- [2] 郭盛隆,张芬芬,万迪,等. 重症急性胰腺炎并发急性肺损伤危险因素 Meta 分析[J]. 中国全科医学,2025,28(20):2546-2554.
- [3] 苏晓芳,王庆华. 早期重症急性胰腺炎预测模型的构建[J]. 护理研究,2025,39(3):374-380.
- [4] 张圣杰,袁磊,沈磊,李梦遥. 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.
- [5] 杜文珍. 定量分析急性胰腺炎胸部损害的 CT 表现及其评估病情严重程度和预后的价值[J]. 现代诊断与治疗,2023,34(24):3711-3713.
- [6] 张校,周守凤,戴奇,等. BISAP 评分联合实验室指标对急性胰腺炎严重程度的预测价值[J]. 中华胰腺病杂志,2025,25(2):134-138.
- [7] 高欣,林嘉希,吴爱荣,等. 基于 XGBoost 算法的机器学习模型在早期预测重症急性胰腺炎中的应用[J]. 中华危重病急救医学,2023,35(4):421-426.
- [8] Vo HH,Truong-Thi NN,Ho-Thi HB,et al. The value of neutrophil-to-lymphocyteratio,platelet-to-lymphocyte ratio,red cell distribution width, and their combination in predicting acute pancreatitis severity[J]. Eur Rev Med Pharmacol Sci,2023,27(23):11464-11471.
- [9] 乔国慧,张哲静,崔雅丽,等. 急性胰腺炎患者血小板/淋巴细胞比值变化及其与病情严重性疾病转归的关系[J]. 国际检验医学杂志,2023,44(17):2112-2116.
- [10] Li X,Zhang Y,Wang W,et al. An inflammation-based model for identifying severe acute pancreatitis:a single-center retrospective study[J]. BMC Gastroenterol,2024,24(1):63.
- [11] Liu X,Guan G,Cui X,et al. Systemic Immune-Inflammation Index(SII) Can Be an Early Indicator for Predicting the Severity of Acute Pancreatitis:A Retrospective Study[J]. Int J Gen Med,2021,14:9483-9489.
- [12] 何凡. RDW、HCT 及 CRP 检测对急性胰腺炎严重程度预测的临床价值[D]. 长江大学,2024.
- [13] Kiyak M,Tanoglu A. Comparison of the Efficacy of Balthazar Score and C-Reactive Protein-Albumin Ratio for Determination of Acute Pancreatitis Severity[J]. Curr Health Sci J,2022,48(1):81-87.
- [14] Ghimire B,Shah S,Paudyal MB,et al. Serial estimations of serum albumin levels as a prognostic marker in critically ill patients admitted in ICU in tertiarycenter: An observational study[J]. Medicine (Baltimore),2023,102(45):e35979.
- [15] Park JM,Shin SP,Cho SK,et al. Triglyceride and glucose(TyG) index is an effective biomarker to identify severe acute pancreatitis[J]. Pancreatology,2020,20(8):1587-1591.
- [16] Zhu Y,Li Y,Li X,et al. Association between triglyceride glucose-body mass index and all-cause mortality in critically ill patients with acute pancreatitis[J]. Sci Rep,2024,14(1):21605.
- [17] 游盛腾,伊丽珊,林明星. NLR 联合 PLR 早期预测急性胰腺炎严重程度的价值[J]. 西藏医药,2022,43(2):17-20.
- [18] 王雪鑫,李颖霞,姜利彬,周明霞,温佳萱,温洪涛. 急性胰腺炎并发急性呼吸衰竭风险预测模型的建立与验证[J]. 临床内科杂志,2025,42(1):72-74.
- [19] 孙阿巧,李敏玲,宋晔,等. NLR、PNI 与 FND-CTSI 对急性胰腺炎患者病情严重程度的预测价值分析[J]. 北京医学,2025,47(2):91-96,101.
- [20] Zhong Y,Zhong L,Zhou Y,et al. Dynamic neutrophil-to-lymphocyte-platelet ratio trajectories predict 30-day and 1-year mortality in sepsis:a retrospective cohort study based on MIMIC-IV 2.2[J]. BMC Infect Dis,2025,25(1):594.
- [21] Bette S,Canalini L,Feitelson LM,et al. Radiomics-Based Machine Learning Model for Diagnosis of Acute Pancreatitis Using Computed Tomography[J]. Diagnostics(Basel),2024,14(7):718.
- [22] Yuan L, Ji M, Wang S, et al. Early prediction of acute pancreatitis with acute kidney injury using abdominal contrast-enhanced CT features[J]. iScience,2024,27(10):111058.
- [23] Jin X,Ding Z,Li T,et al. Comparison of MPL-ANN and PLS-DA models for predicting the severity of patients with acute pancreatitis:An exploratory study[J]. Am J Emerg Med,2021,44:85-91.
- [24] Yang Y,Xiao W,Liu X,et al. Machine Learning-Assisted Ensemble Analysis for the Prediction of Acute Pancreatitis with Acute Kidney Injury[J]. Int J Gen Med,2022,15:5061-5072.
- [25] Zhang M,Pang M. Early prediction of acute respiratory distress syndrome complicated by acute pancreatitis based on four machine learning models[J]. Clinics(Sao Paulo),2023,78:100215.
- [26] Hong W,Lu Y,Zhou X,et al. Usefulness of Random Forest Algorithm in Predicting Severe Acute Pancreatitis[J]. Front Cell Infect Microbiol,2022,12:893294.
- [27] Ma Y,Yue P,Zhang J,et al. Early prediction of acute gallstone pancreatitis severity:a novel machine learning model based on CT features and open access online prediction platform[J]. Ann Med,2024,56(1):2357354.
- [28] Zhang C,Peng J,Wang L,etal. A deep learning-powered diagnostic model for acute pancreatitis[J]. BMC Med Imaging,2024,24(1):154.

(收稿日期:2025-06-19)

(本文编辑:李丹青)