

## 人工智能在肝衰竭预警及预后体系中的应用与挑战

胡美倩, 李 君

浙江大学医学院附属第一医院传染病重症诊治全国重点实验室, 杭州 310003

通信作者: 李君, lijun2009@zju.edu.cn (ORCID: 0000-0002-7236-8088)

**摘要:** 肝衰竭是由多种因素引起的严重肝损害, 导致肝脏合成、解毒、代谢和生物转化功能严重障碍或失代偿, 出现以黄疸、凝血功能障碍、肝肾综合征、肝性脑病及腹水等为主要表现的一组临床综合征, 早期精准预后预测对改善患者临床结局至关重要。近年来, 基于人工智能(AI)的预警预测模型正逐步改变传统诊疗模式。本文系统综述了利用机器学习构建的预警及预后模型在急性肝衰竭及慢加急性肝衰竭中的应用进展, 相关模型在风险分层与预后预测方面展现出良好性能。随着技术的不断发展, AI有望为肝衰竭的早期干预和精准治疗提供新机遇, 从而显著改善患者预后。

**关键词:** 肝功能衰竭; 人工智能; 机器学习; 早期诊断; 预后

**基金项目:** 浙江省尖兵领雁项目(2025C02130)

### Application and challenges of artificial intelligence in prediction and prognosis systems for liver failure

HU Meiqian, LI Jun

State Key Laboratory for Diagnosis and Treatment of Infectious Diseases, The First Affiliated Hospital, Zhejiang University School of Medicine, Hangzhou 310003, China

Corresponding author: LI Jun, lijun2009@zju.edu.cn (ORCID: 0000-0002-7236-8088)

**Abstract:** Liver failure is a severe liver injury caused by multiple factors, leading to significant impairment or decompensation of the liver's synthetic, detoxification, metabolic, and biotransformation functions, and it is a group of clinical syndromes with the main manifestations of jaundice, coagulation disorder, hepatorenal syndrome, hepatic encephalopathy, and ascites. Early and accurate prognostic prediction is crucial for improving the clinical outcome of patients. In recent years, artificial intelligence (AI)-based early warning and prediction models are gradually transforming the traditional diagnostic and therapeutic approaches. This article systematically reviews the advances in the application of machine learning-based early warning and prediction models in acute liver failure and acute-on-chronic liver failure, and related models have shown good performance in risk stratification and prognosis prediction. With the continuous development of related technologies, AI is expected to provide new opportunities for the early intervention and precise treatment of liver failure, thereby significantly improving the prognosis of patients.

**Key words:** Liver Failure; Artificial Intelligence; Machine Learning; Early Diagnosis; Prognosis

**Research funding:** Key R&D Program of Zhejiang (2025C02130)

肝衰竭是一类由多种因素导致的严重临床综合征, 基于基础肝病病史、起病特点及病情进展速度, 肝衰竭分为4类: 急性肝衰竭(acute liver failure, ALF)、亚急性肝衰竭、慢加急性(亚急性)肝衰竭[acute(subacute)-on-chronic liver failure, ACLF或SACLF]和慢性肝衰竭<sup>[1]</sup>。目前, 国内外对亚急性肝衰竭及慢性肝衰竭的定义与分

类仍存在较大争议, 因此本文将重点围绕ALF与ACLF进行阐述。二者均具有起病急骤、病情进展迅速、短期病死率高及预后极差等特点, 不仅严重威胁患者生命安全, 也给医疗体系带来沉重负担<sup>[2-6]</sup>。如何实现ALF与ACLF的早期识别与精准风险分层, 已成为肝病学领域亟待解决的重要挑战与研究热点。近年来, 人工智能

(artificial intelligence, AI)技术的快速发展为肝衰竭预警体系的构建提供了新的契机<sup>[7-9]</sup>。依托机器学习和深度学习等方法, AI能够整合临床、生化、影像及多组学等多维度数据, 实现疾病进展的动态监测与个体化风险预测。本文将系统综述基于AI的肝衰竭预警及预后研究进展, 以期优化肝衰竭的诊治模式提供参考。

## 1 肝衰竭的定义和诊断标准

肝衰竭是一类临床常见且预后极差的严重肝病综合征, 其中以ALF和ACLF最具代表性。二者均以严重的肝功能障碍为主要特征, 但在发病机制、临床表现及诊断标准等方面存在显著差异。下文将分别对ALF与ACLF的定义及诊断标准进行阐述。

**1.1 ALF的定义和诊断标准** ALF是指在无基础肝病史的情况下, 急性起病并在4周以内出现以II级及以上肝性脑病(HE)为特征的肝衰竭。其临床诊断标准主要包括: (1)乏力厌食、腹胀、恶心及呕吐等严重消化道症状; (2)凝血功能障碍, 国际标准化比值(INR) $\geq 1.5$ 或凝血酶原活动度 $\leq 40\%$ , 并排除其他原因所致; (3)TBil水平进行性升高<sup>[1-2]</sup>。

**1.2 ACLF的定义和诊断标准** ACLF是指在慢性肝病基础上出现的急性肝功能恶化, 以肝脏和/或肝外器官衰竭和短期高病死率为主要特征的复杂综合征<sup>[3-6]</sup>。近年来, 东西方学者基于不同病因和临床表型, 提出了多种ACLF的定义和诊断标准, 主要包括中国重型乙型肝炎研究小组ACLF标准(Chinese Group on the Study of Severe Hepatitis B-ACLF, COSSH-ACLF)<sup>[10]</sup>、欧洲肝病学会ACLF标准(European Association for the Study of the Liver-ACLF, EASL-ACLF)<sup>[11]</sup>、北美终末期肝病研究联盟ACLF(North American Consortium for the Study of End-Stage Liver Disease-ACLF, NACSELD-ACLF)诊断标准<sup>[12]</sup>、亚太肝病学会专家共识(Asian-Pacific Association for the Study of the Liver-ACLF, APASL-ACLF)<sup>[13]</sup>。上述四大标准均被收录至2023年欧洲发布的《慢加急性肝衰竭临床实践指南》<sup>[14]</sup>和2024年美国发布的《慢加急性肝衰竭和危重肝硬化患者管理实践指南》<sup>[15]</sup>, 2024版《中国肝衰竭诊治指南》系统采纳了COSSH-ACLF诊断标准及其预警与预后体系。

COSSH-ACLF标准最初基于HBV相关ACLF(hepatitis B virus-related ACLF, HBV-ACLF)人群建立, 通过对肝脏、凝血、脑、肾、呼吸及循环六大器官系统的功能进行综合评估。近期国际多中心研究证实, 该标准同样适用于西方酒

精性肝病等非乙型肝炎人群ACLF患者(无论是否合并肝硬化), 并在短期预后预测中表现出极高可靠性<sup>[16]</sup>。该标准以28天病死率 $\geq 15\%$ 为诊断阈值, 并根据器官衰竭数量将患者分为ACLF-1、ACLF-2和ACLF-3共3个严重程度等级, 能够有效识别高危人群并指导早期干预。EASL-ACLF标准的整体框架与COSSH标准类似, 主要针对酒精性肝病相关肝硬化患者。然而研究发现, 该标准可能漏诊部分高危人群, 如非肝硬化慢性肝病合并器官衰竭的患者或肝衰竭只合并INR升高的患者, 此类漏诊患者的28天病死率 $> 15\%$ 。APASL-ACLF标准认为ACLF是在慢性肝病基础上出现黄疸(TBil $\geq 5$  mg/dL)和凝血功能障碍(INR $\geq 1.5$ ), 伴随4周内出现腹水或HE, 且没有出现既往失代偿<sup>[17]</sup>。NACSELD-ACLF标准将ACLF定义为在肝硬化急性失代偿的基础上合并感染, 并出现 $\geq 2$ 个肝外器官(肾脏、呼吸、循环和脑)功能衰竭的综合征。该标准未将肝脏及凝血功能纳入评估范围, 其研究人群主要为酒精性及HCV相关失代偿期肝硬化患者。由于符合该标准的患者往往短期病死率极高、临床救治窗口极短, 因此该标准在国内外的应用较少。

## 2 AI在疾病预测及预警中的应用

在医学实践中, 如何实现疾病的早期识别与精准风险评估始终是临床管理的核心挑战。肝衰竭作为一种进展迅速且病死率高的疾病, 其早期预警和风险评估尤为重要。然而, 传统预测方法往往依赖临床经验和既有评分体系, 预测能力存在局限。随着医学大数据和计算技术的发展, AI在医学领域的应用逐渐展现出巨大潜力。

AI的概念最早由约翰·麦卡锡于1955年提出, 用以描述通过计算机执行通常需要人类进行推理与问题解决的多种技术。现代AI的应用通常融合多种技术以实现特定目标, 其在医学领域的应用亦是如此。AI算法体系主要可分为监督学习、无监督学习以及强化学习三大类机器学习技术。其中, 深度学习是实现这些学习范式的重要技术。监督学习通过已标注的数据构建预测模型, 常见算法包括逻辑回归、支持向量机及随机森林等。无监督学习则需要在缺乏标签的数据中发现潜在结构或规律, 包括K均值聚类、潜在类别模型及主成分分析等, 用于完成数据降维、聚类和特征提取等任务。深度学习是神经网络发展的高级阶段, 通过多层结构自动提取数据特征, 包括人工神经网络、卷积神经网络及循环神经网络等。需要指出的是, 这些算法之间并非完全独立, 实践中可以根据具体任务灵活组合<sup>[7-9]</sup>(表1)。

表1 AI在疾病预测及预警中的应用

Table 1 The application of AI in disease prediction and early warning

算法类型	原理	应用场景
监督学习		
线性回归	所有数据点的最佳拟合线	连续型(数值)结果预测
逻辑回归	采用逻辑函数对分类因变量建模	临床结局预测;疾病类别划分
Cox 回归	通过特征预测个体随时间变化的事件风险	风险随时间变化的事件预测
支持向量机	通过核技巧实现高维特征的非线性分类	风险预测;疾病分类;图像识别
K近邻算法	基于特征向量间欧氏距离进行预测	连续/分类结局预测
决策树	树状模型进行是/否决策和结果预测	临床事件的预测;疾病类别划分
随机森林	多棵决策树组成的集成模型	临床事件的预测;疾病类别划分
梯度提升	较弱预测模型的分阶段集成	临床事件的预测;疾病类别划分
分类与回归树	通过递归分割数据生成规则	临床事件的预测;疾病类别划分
贝叶斯网络	用带概率的有向图描述变量关系	临床事件的预测;疾病类别划分
无监督学习		
K均值聚类	基于欧氏距离将无标签数据分组	群体内的聚类识别
潜在类别模型	识别潜在亚型,辅助分群	辅助分群与预后判断
主成分分析	基于正交变换的无监督线性降维方法	降维可视化;特征提取;消除共线性
层次聚类分析	合并最相似的数据点生成一棵展现数据层次的分类树	数据内在层次结构分析
神经网络与深度学习		
人工神经网络	模拟神经元信号传递的计算结构	多模态数据融合分析
卷积神经网络	仿生物视觉皮层连接模式	图像识别;自然语言处理
循环神经网络	沿时间序列构建有向图	手写/语音识别;临床事件的预测
长短期记忆网络	特殊的循环神经网络,通过门控机制解决长期依赖	动态预警;多参数监护
Transformer	基于自注意力机制,通过位置编码保留时序信息	多模态融合;长序列预测

AI技术凭借其强大的模式识别和预测能力,能够从高维、多模态的医疗大数据中挖掘具有潜在临床价值的信息<sup>[9,18-19]</sup>。在肝衰竭的管理中,AI可有效整合实验室指标、影像数据及电子健康记录,实现早期风险预测和个性化治疗方案推荐,从而为临床诊断、治疗优化及患者全周期管理带来范式变革。基于这些技术优势,AI技术已逐步应用于肝衰竭的早期预警模型研究,为进一步探索奠定了坚实基础。

### 3 AI在肝衰竭预警及预后预测中的应用

肝衰竭的早期预警及预后评估模型最初多基于小规模临床数据和传统统计学方法构建。近年来,随着医学大数据和计算技术的发展,AI被逐步引入肝衰竭领域,AI能够在更高维度、多模态的数据中自动提取复杂特征,突破传统统计学模型的局限,进一步提升预测的准确性和稳定性。基于AI的肝衰竭预警预测模型在临床实践中展现出良好效能,已被应用于患者风险分层、肝移植优先级决策以及优化床旁管理方案等方面。以COSSH诊断标准及评分模型为例,图1展示了ACLF从诊断、风险评估、动态监测到管理决策的整体流程。

#### 3.1 ALF预后模型

针对ALF患者的短期预后评估,研究者们已开发出

多种评分模型,包括King's College标准(KCC)、终末期肝病模型(MELD)、急性肝衰竭研究组预后指数(ALFSG-PI)及药物诱发急性肝衰竭模型(DIALF-5),为临床床旁决策提供支持。

3.1.1 KCC标准及MELD模型 Anand等<sup>[20]</sup>基于145例暴发性肝衰竭患者数据,通过逻辑回归和多变量分析验证并优化了KCC标准。研究发现,KCC标准在对乙酰氨基酚(acetaminophen, APAP)相关暴发性肝衰竭中具有较高的阳性预测值,同时进一步识别出白细胞 $>20 \times 10^9/L$ 、血钾 $>5.5 \text{ mmol/L}$ 及凝血酶原时间持续升高为死亡的独立预测因子,为床旁肝移植决策提供依据。Kamath等<sup>[21]</sup>通过分析4组不同终末期肝病患者的数据,综合利用Cox比例风险回归与逻辑回归方法,成功构建并验证了MELD评分。该评分对3个月病死率的预测性能优于Child-Turcotte-Pugh评分。MELD评分不仅可以量化死亡风险,还可用于指导肝移植器官分配,已成为终末期肝病管理的常用工具。

3.1.2 ALFSG-PI及DIALF-5模型 Koch等<sup>[22]</sup>基于1974例ALF患者数据,利用多变量逻辑回归构建了ALFSG-PI模型,用于预测21天无移植生存率验证发现其预测性能优于KCC标准和MELD评分,可床旁快速识别无需肝移植即可存活的患者,从而优化器官分配。Han等<sup>[23]</sup>通过

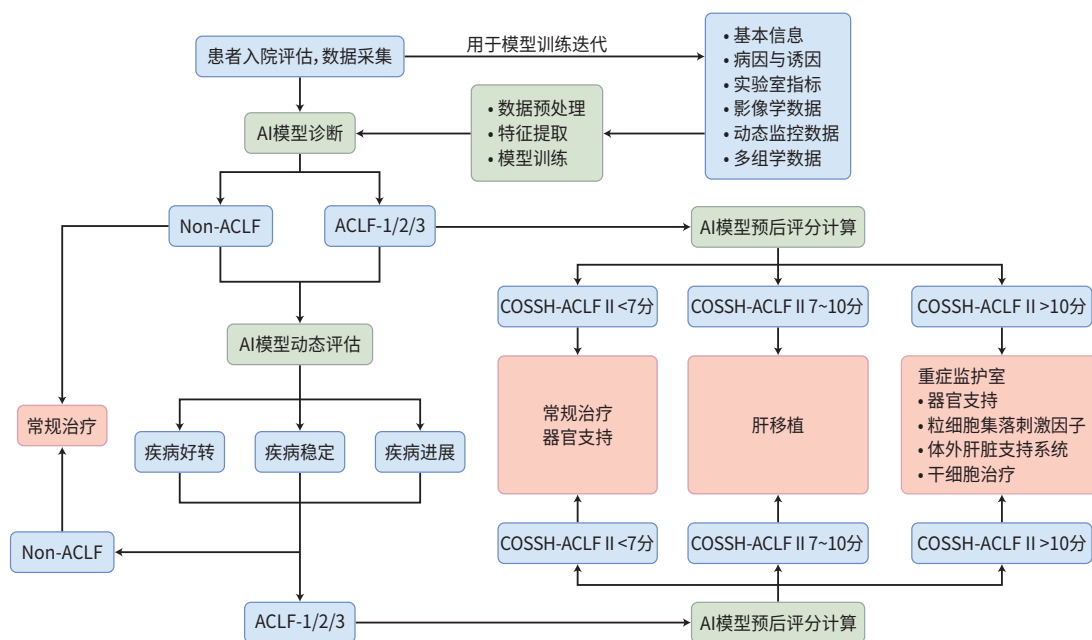


图1 ACLF临床预警及预后评估工作流程图(以COSSH诊断标准及评分模型为例)

Figure 1 Clinical early warning and prognosis assessment workflow diagram (taking the COSSH diagnostic criteria and scoring model as an example)

分析中国5个中心482例非APAP药物诱发的ALF患者数据,通过Cox比例风险回归构建了DIALF-5模型。该模型在预测21天无移植生存率方面表现优异,优于MELD评分和KCC标准,可为非APAP性ALF患者提供个体化床旁预后评估。

ALF预后模型各具特点,KCC标准适合APAP相关ALF床旁决策,MELD评分可量化死亡风险并指导肝移植,ALFSG-PI和DIALF-5模型适合非APAP性ALF患者,预测更精准。

### 3.2 ACLF预警及预后模型

由于ACLF病理机制复杂且异质性高,不同地区的诊断标准存在差异,相应的预测模型也呈现多样化。

**3.2.1 中国COSSH系列模型** 基于全国21家肝病中心的大规模前瞻性COSSH队列研究,中国学者应用机器学习方法在COSSH标准基础上构建了ACLF的预警及预后模型体系,以更精准地描述疾病特征及评估短期预后风险。

Wu等<sup>[10]</sup>共纳入1322例HBV相关慢性肝病急性失代偿患者,利用临床与随访数据,结合Cox比例风险回归与多变量建模,建立了针对短期死亡风险的COSSH-ACLF评分。Li等<sup>[24]</sup>共纳入2409例HBV相关慢性肝病急性失代偿患者,结合传统统计学分析与机器学习方法,开发并验证了COSSH-ACLF II评分。研究者采用单变量竞争风

险回归初步筛选与28天病死率相关的临床指标,随之利用LASSO回归进行变量选择,最后通过多变量竞争风险回归模型,进一步优化各变量的权重,生成最终的评分公式。进一步研究明确表明,COSSH-ACLF和COSSH-ACLF II评分在各类病因的ACLF患者中均能可靠预测短期预后,可为临床决策提供关键依据<sup>[16,25]</sup>。

Luo等<sup>[26]</sup>基于COSSH队列开发了用于预测HBV-ACLF发病风险的COSSH-onset-ACLF评分。该研究共纳入1373例HBV相关慢性肝病急性失代偿患者,采用LASSO-Cox回归结合OPLS-DA(正交偏最小二乘判别分析)筛选出TBil、INR、ALT和铁蛋白4个关键预测因子,并据此构建了疾病进展预测模型。该模型预测7、14和28天ACLF发病风险的准确性显著优于慢性肝衰竭联盟(Chronic Liver Failure Consortium, CLIF-C) ACLF评分。此外,通过设定6.3分的风险分层阈值,该模型能够有效识别高风险患者,为临床早期干预提供了有力工具。

**3.2.2 欧洲EASL系列模型** 欧洲CANONIC研究(涵盖29个中心、1343例肝硬化急性失代偿患者)基于逻辑回归开发了简化的器官功能评分(CLIF-OF),用于诊断器官衰竭及ACLF分级。随后,在此基础上通过竞争风险模型整合CLIF-OF、年龄和白细胞计数等独立预测因子,建立了CLIF-C ACLF评分,该评分在短期死亡预测方面优于MELD和Child-Turcotte-Pugh评分,为临床早期干预

和风险分层提供了参考<sup>[11,27]</sup>。

基于CANONIC和PREDICT队列的数据分析,研究者进一步将代谢组学与临床数据相结合,利用非靶向代谢组学筛选变量,并利用Cox比例风险回归和竞争风险回归建立了慢性肝衰竭联盟-代谢组学预后模型(Chronic Liver Failure Consortium-Metabolomic Prognostic Models, CLIF-C MET)。该模型在预测短期病死率方面优于MELD-Na和CLIF-C ACLF评分<sup>[28]</sup>。此外,基于全血转录组数据的研究应用LASSO回归和交叉验证筛选出28个关键免疫基因,构建了慢性肝衰竭联盟-系统性炎症基因评分模型(Chronic Liver Failure Consortium-Systemic Inflammation Gene, CLIF-SIG),用于量化系统性炎症水平,显著提升了短期病死率预测与风险分层能力<sup>[29]</sup>。

**3.2.3 北美NACSELD模型及亚太APASL模型** 北美NACSELD研究对507例肝硬化失代偿合并感染患者的数据进行分析,通过单变量及多变量逻辑回归构建并验证了感染相关ACLF的NACSELD-ACLF评分。研究结果表明,肝外器官衰竭数量是短期生存的核心预测指标( $\geq 2$ 个器官衰竭者30天病死率显著升高),而感染类型和部分实验室指标(如白细胞计数、白蛋白)也独立影响预后,为临床提供了便捷的风险评估工具<sup>[12]</sup>。亚太APASL-ACLF研究分析1402例患者的临床数据,采用Cox比例风险回归构建了AARC动态评分系统及分级标准。该模型在衍生和验证队列中均表现优异,可用于床旁实时监测病情并快速分层高危患者<sup>[17]</sup>。

ACLF预警及预后模型在临床应用中具有重要价值。COSSH系列模型基于大规模前瞻性队列和机器学习,可准确预测短期死亡和发病风险;欧洲EASL系列模型整合临床、代谢组学和免疫基因信息,适用于多病因ACLF的短期预后评估;北美NACSELD模型突出ACLF器官衰竭数量的预测作用;亚太APASL模型强调动态监测和床旁快速分层(表2)。总体来看,这些模型为临床早期干预和风险分层提供了可靠参考。

### 3.3 前沿AI技术在肝衰竭预警及预后评估中的新进展

近年来,一些探索性研究尝试将更先进的AI技术应用于ALF和ACLF的早期预警与预后研究中,以提升预测精度并发现潜在关键特征。在ALF研究中,机器学习方法如分类与回归树、随机森林和双线性混合模型可提升预后预测准确性<sup>[30-31]</sup>;LASSO回归结合支持向量机可筛选关键生物标志物(如COL4A2),用于构建诊断模型<sup>[32]</sup>;基于神经网络生成的肝衰竭风险指数可提前识别高风险患者<sup>[33]</sup>;极端梯度提升(extreme gradient

boosting, XGBoost)结合SHAP(沙普利加和解释)能够区分患者亚型并解析关键影响因素,为个体化干预提供依据<sup>[34]</sup>。在ACLF研究中,分类与回归树<sup>[35]</sup>、神经网络<sup>[36-38]</sup>、XGBoost<sup>[39-41]</sup>及支持向量机<sup>[42]</sup>等方法可实现高风险患者的早期识别和动态死亡风险评估;3D卷积神经网络可对CT图像病灶进行智能分割,显著提高识别效率<sup>[43]</sup>;潜在类别模型结合多算法共识聚类及XGBoost,可揭示患者不同亚型及器官衰竭模式,实现对疾病轨迹、存活率及治疗反应的精准分析<sup>[44]</sup>。总体而言,这些前沿AI技术在ALF和ACLF的早期预测、风险分层及个体化干预中显示出较大应用潜力。

**3.4 基于AI的肝衰竭预警及预后标志物挖掘** 多模态AI模型通过整合医学影像(如CT、MRI)、临床指标及多组学数据,可以实现对肝衰竭患者更全面的表征<sup>[45]</sup>。目前,AI技术已在肝衰竭多组学标志物发现与风险预测中取得显著进展(表3)。(1)在基因组学方面,基于逻辑回归和线性回归分析发现,全血DNA的rs3129859-C和HLA-DRB1\*12:02等位基因与HBV-ACLF患者凝血受损、腹水增加及28天病死率升高显著相关<sup>[46]</sup>。(2)在转录组学方面,通过层次聚类、主成分分析、LASSO回归及支持向量机分析发现,SEMA6B、THBS1、MERTK、PPARG、ETS2和VSIG4等基因在外周血单个核细胞中的高表达提示强烈的炎症反应及较高的短期死亡风险<sup>[47-51]</sup>。此外,COL4A2在肝组织中的高表达与ALF患者病情严重程度及短期预后不良相关<sup>[32]</sup>。(3)在单细胞组学中,利用UMAP、RNA速率、SCENIC、CellChat及Cox回归等方法,揭示了ACLF患者中VCAN<sup>+</sup>CD14<sup>+</sup>单核细胞在早期驱动炎症风暴,而CXCR2<sup>+</sup>中性粒细胞在后期导致免疫耗竭及恶化;此外,Annexin A1高表达提示ALF/ACLF患者机体抗炎代偿能力增强,预示相对较好的预后<sup>[52-53]</sup>。(4)在蛋白质组学方面,通过逻辑回归、Cox比例风险回归及主成分分析发现,血浆蛋白APOC3、HRG、TF和KLKB1的下调与HBV-ACLF高病死率相关,并可作为区分慢性乙型肝炎和HBV-ACLF的重要分子特征<sup>[54]</sup>。(5)在代谢组学方面,利用逻辑回归、随机森林和偏最小二乘判别分析发现,血浆中哌可酸、N-乙酰天冬酰谷氨酸、3-脲基丙酸的升高以及 $\gamma$ -羧乙基羟色胺的下降提示ACLF的发生及不良预后;同时,FGF21、C6:0-与C8:0-肉碱的高水平也与ACLF的短期高病死率密切相关<sup>[55-56]</sup>。(6)在微生物组学方面,基于逻辑回归、随机森林分析发现,基因丰富度和宏基因组物种丰富度的显著下降与疾病进展密切相关,提示ACLF患者的短期预后较差<sup>[57]</sup>。

表2 基于AI的肝衰竭预警及预后常用模型总结  
 Table 2 Summary of commonly used AI-based models for liver failure early warning and prognosis

模型	应用人群	评价指标	评分公式	临床结局	机器学习算法
ALF 预后评分模型					
KCC <sup>[20]</sup>	APAP相关暴发性肝衰竭、非APAP相关暴发性肝衰竭	动脉血pH、肌酐、HE等级、PT、年龄、TBil、病因	/	住院期间病死率	逻辑回归
MELD <sup>[21]</sup>	终末期肝病	TBil、INR、肌酐、病因	$3.78 \times \ln \text{TBil}(\text{mg/dL}) + 11.2 \times \ln(\text{INR}) + 9.6 \times \ln \text{肌酐}(\text{mg/dL}) + 6.43 \times \text{病因}$	90天病死率	Cox比例风险回归、逻辑回归
ALFSG-PI <sup>[22]</sup>	APAP诱发ALF、非APAP诱发ALF	HE等级、病因、血管升压药的使用、TBil、INR	$2.67 - 0.95 \times \text{HE} + 1.56 \times \text{病因} - 1.25 \times \text{血管升压药使用} - 0.70 \times \ln \text{TBil}(\text{mg/dL}) - 1.35 \times \ln \text{INR}$	21天病死率	逻辑回归
DIALF-5 <sup>[23]</sup>	非APAP诱发ALF	INR、HE等级、血管升压药的使用、N-乙酰半胱氨酸和人工肝支持系统使用	/	21天病死率	Cox比例风险回归
ACLF 预后评分模型					
COSSH-ACLF II <sup>[24]</sup>	慢性肝病急性失代偿(不论有无肝硬化)	INR、HE等级、中性粒细胞、TBil、血尿素、年龄	$1.649 \times \ln(\text{INR}) + 0.457 \times \text{HE} + 0.425 \times \ln(\text{中性粒细胞}) + 0.396 \times \ln(\text{TBil}) + 0.576 \times \ln(\text{血尿素}) + 0.033 \times \text{年龄}$	28/90天病死率	竞争风险回归、LASSO回归
COSSH-ACLF <sup>[10]</sup>	慢性肝病急性失代偿(不论有无肝硬化)	HBV-SOFA评分、INR、TBil、年龄	$0.741 \times \text{INR} + 0.523 \times \text{HBV-SOFA} + 0.026 \times \text{年龄} + 0.003 \times \text{TBil}(\mu\text{mol/L})$	28/90天病死率	Cox比例风险回归
CLIF-C ACLF <sup>[27]</sup>	肝硬化急性失代偿性	CLIF-OF评分、年龄、白细胞	$10 \times 0.33 \times \text{CLIF-OF} + 0.04 \times \text{年龄} + 0.63 \times \ln(\text{白细胞}) - 2$	28/90天病死率	逻辑回归、竞争风险回归
CLIF-C MET <sup>[28]</sup>	肝硬化急性失代偿性	年龄、4-羟基-3-甲氧基苯乙二醇硫酸盐、己酰肉碱、D-半乳糖醛酸	$[0.02396 \times \text{年龄} + 0.32981 \times \log_2(4\text{-羟基-3-甲氧基苯乙二醇硫酸盐}) + 0.45602 \times \log_2(\text{己酰肉碱}) + 0.27226 \times \log_2(\text{D-半乳糖醛酸}) - 18.1561] / 0.0965$	7/14/28/90天病死率	Cox比例风险回归、竞争风险回归
CLIF-SIG <sup>[29]</sup>	肝硬化急性失代偿性	28个最具区分度的基因表达水平	/	系统性炎症严重程度、28天和90天病死率	LASSO回归
APASL-AARC <sup>[17]</sup>	慢性肝病急性恶化	TBil、肌酐、INR、HE等级、血乳酸	/	28天病死率	Cox比例风险回归
NACSELD-ACLF <sup>[12]</sup>	肝硬化急性失代偿性	HE等级、肾脏替代治疗、机械通气、平均动脉压	/	≥2个器官衰竭者30天病死率	逻辑回归
ACLF 预警评分模型					
COSSH-onset-ACLF <sup>[26]</sup>	慢性肝病急性失代偿(不论有无肝硬化)	ALT、TBil、INR、铁蛋白	$0.101 \times \ln(\text{ALT}) + 0.819 \times \ln(\text{TBil}) + 2.820 \times \ln(\text{INR}) + 0.016 \times \ln(\text{铁蛋白})$	ACLF发生率	LASSO-Cox回归

注:HBV-SOFA,乙型肝炎相关序贯器官衰竭评估评分;/,无具体公式,根据评价指标判断。

在整合多组学标志物的基础上,多模态AI模型联合大语言模型<sup>[58]</sup>可进一步汇总和分析多维数据,实现对肝功能状态、疾病进展及潜在治疗反应的精准刻画,为早期预警、风险分层及个体化治疗提供有力支持。

#### 4 AI在肝衰竭预警及预后预测中应用的挑战

AI技术在肝衰竭预警及预后中的临床转化仍面临多

重制约。在模型验证方面,现有研究大多依赖单中心、回顾性数据,导致模型在不同病因、地域及医疗环境下的泛化能力和稳定性存在不确定性。因此,构建多中心、高同质性的数据集至关重要:多中心数据应覆盖不同病因、地域和人群特征,以降低单中心偏倚,使预测结果在更广泛的临床场景中保持一致性;高同质性数据需通过统一肝衰竭定义、诊断标准及数据采集流程,减少不同来源数据之

表3 基于AI的肝衰竭预警及预后标志物总结

Table 3 Summary of AI-based biomarkers for liver failure early warning and prognosis

组学类型	生物标志物	来源	目标疾病	预后影响	机器学习算法
基因组学	rs3129859-C、HLA-DRB1*12:02 <sup>[46]</sup>	全血DNA	HBV-ACLF	携带rs3129859-C或HLA-DRB1*12:02风险等位基因,则凝血差、易出现腹水,且28天病死率更高	逻辑回归、线性回归
转录组学	SEMA6B、THBS1、MERTK、PPARG、ETS2、VSIG4	PBMC	HBV-ACLF	SEMA6B、THBS1、MERTK、PPARG、ETS2和VSIG4高表达标志着剧烈的炎症反应和高短期病死率	层次聚类和主成分分析
	COL4A2 <sup>[32]</sup>	肝组织	ALF	COL4A2高表达提示疾病更严重,短	LASSO回归、支持向量机
	VCAN、CXCR2 <sup>[52]</sup>	PBMC/肝组织	HBV-ACLF	早期VCAN <sup>+</sup> CD14 <sup>+</sup> 单核细胞驱动炎症风暴;后期CXCR2 <sup>+</sup> 中性粒细胞导致免疫耗竭及恶化	UMAP、RNA速率、SCENIC、CellChat、Cox比例风险回归
蛋白质组学	Annexin A1 <sup>[53]</sup>	PBMC/肝组织	ALF/ACLF	Annexin A1高表达提示机体抗炎代偿能力强,预后较好	UMAP、SCENIC、CellChat
	APOC3、HRG、TF、KLKB蛋白 <sup>[54]</sup>	血浆	HBV-ACLF	APOC3、HRG、TF和KLKB1在ACLF中显著下调,与高病死率相关,可用于慢性乙型肝炎区分	逻辑回归、Cox比例风险回归、主成分分析
代谢组学	哌可酸、N-乙酰天门冬酰谷氨酸、3-脲基丙酸、 $\gamma$ -羧乙基羟色胺 <sup>[55]</sup>	血浆	HBV-ACLF	哌可酸、N-乙酰天门冬酰谷氨酸、3-脲基丙酸的水平升高, $\gamma$ -羧乙基羟色胺的水平降低预示ACLF的发生和不良预后	随机森林、逻辑回归
	FGF21、C6:0-和C8:0-肉碱 <sup>[56]</sup>	血浆	ACLF	FGF21、C6:0-和C8:0-肉碱高表达提示高短期病死率	偏最小二乘判别分析
微生物组学	基因丰富度、宏基因组物种丰富度 <sup>[57]</sup>	粪便	ACLF	基因丰富度、MGS丰富度显著下降提示疾病更严重,短期预后差	逻辑回归、随机森林

注:PBMC,外周血单个核细胞;SEMA6B,信号素6B;THBS1,血小板反应蛋白1;MERTK,原癌基因酪氨酸蛋白激酶MER;PPARG,过氧化物酶体增殖物激活受体 $\gamma$ ;ETS2,ETS原癌基因2型转录因子;VSIG4,含V-set和免疫球蛋白结构域蛋白4;COL4A2,IV型胶原蛋白 $\alpha$ 2链;VCAN,蛋白聚糖Versican;CXCR2,C-X-C基序趋化因子受体2;Annexin A1,膜联蛋白A1;FGF21,成纤维细胞生长因子21。

间的异质性,提高模型训练的可比性和鲁棒性,并确保跨中心验证可重复,为模型迭代提供基础。

在临床落地过程中,基于AI的肝衰竭预警及预后体系仍面临多方面挑战。在数据层面,临床多模态数据分散存储于电子病历、检验信息系统及医学影像归档与通信系统等平台,形成“数据孤岛”,跨机构共享受限;在系统集成与应用层面,现有医院信息基础设施滞后,AI工具与传统工作流程的兼容性不足,限制了模型在临床决策中的高效嵌入;在可信性与监管层面,模型普遍存在“黑箱”特征,导致其可解释性有限,而现行监管路径主要面向静态模型,不适用于需动态迭代的预警系统;在体系接受度与可持续性方面,模型的再训练、性能监测及长期运维尚未纳入常规管理框架,削弱了其持续应用的可行性。

总而言之,为推动基于AI的肝衰竭预警及预后体系在临床的应用,需要重点推进多中心、高同质性数据建设,提升模型验证与泛化能力,优化系统集成方案,完善监管标准,并建立长期运维机制,以保障模型安全、可解释及可持续应用<sup>[59]</sup>。

## 5 总结与展望

基于AI的肝衰竭预警及预后体系在ALF及ACLF的进展监测和死亡风险预测中展现出广阔应用前景。通过整合多模态临床数据,包括实验室指标、影像学信息和电子病历记录,并结合机器学习和深度学习方法,AI模型能够在疾病早期精准识别高风险患者,实现动态监测、风险分层和个性化干预,从而提升临床决策的科学性与效率。为了推动其在临床中的广泛应用,亟需建设多中心、高质量的数据平台,同时提升模型透明性与可解释性,并建立长期运维机制,确保系统的持续优化与可靠运行。随着相关平台和机制的逐步完善,基于AI的肝衰竭预警及预后体系有望成为个体化诊疗和精准医学的重要支撑,不仅为早期干预和优化治疗策略提供依据,也有助于改善患者预后并提升医疗资源利用效率<sup>[60]</sup>。

**利益冲突声明:** 本文不存在任何利益冲突。

**作者贡献声明:** 胡美倩负责撰写论文,绘制图表;李君负责拟定写作思路,指导论文撰写并修改论文。

## 参考文献:

- [1] Liver Failure and Artificial Liver Group, Chinese Society of Infectious Diseases, Chinese Medical Association; Severe Liver Disease and Artificial Liver Group, Chinese Society of Hepatology, Chinese Medical Association. Guideline for diagnosis and treatment of liver failure (2024 version) [J]. *J Clin Hepatol*, 2024, 40(12): 2371-2387. DOI: 10.12449/JCH241206.  
中华医学会感染病学分会肝衰竭与人工肝学组, 中华医学会肝病学分会重型肝病与人工肝学组. 肝衰竭诊治指南(2024年版)[J]. *临床肝胆病杂志*, 2024, 40(12): 2371-2387. DOI: 10.12449/JCH241206.
- [2] MAIWALL R, KULKARNI AV, ARAB JP, et al. Acute liver failure[J]. *Lancet*, 2024, 404(10454): 789-802. DOI: 10.1016/S0140-6736(24)00693-7.
- [3] ARROYO V, MOREAU R, JALAN R. Acute-on-chronic liver failure[J]. *N Engl J Med*, 2020, 382(22): 2137-2145. DOI: 10.1056/nejmra1914900.
- [4] LUO JJ, LI JQ, LI P, et al. Acute-on-chronic liver failure: Far to go-a review[J]. *Crit Care*, 2023, 27(1): 259. DOI: 10.1186/s13054-023-04540-4.
- [5] KULKARNI AV, SARIN SK. Acute-on-chronic liver failure - steps towards harmonization of the definition! [J]. *J Hepatol*, 2024, 81(2): 360-366. DOI: 10.1016/j.jhep.2024.03.036.
- [6] ZACCHERINI G, WEISS E, MOREAU R. Acute-on-chronic liver failure: Definitions, pathophysiology and principles of treatment[J]. *JHEP Rep*, 2021, 3(1): 100176. DOI: 10.1016/j.jhepr.2020.100176.
- [7] SIDEY-GIBBONS JAM, SIDEY-GIBBONS CJ. Machine learning in medicine: A practical introduction[J]. *BMC Med Res Methodol*, 2019, 19(1): 64. DOI: 10.1186/s12874-019-0681-4.
- [8] JIANG F, JIANG Y, ZHI H, et al. Artificial intelligence in healthcare: Past, present and future[J]. *Stroke Vasc Neurol*, 2017, 2(4): 230-243. DOI: 10.1136/svn-2017-000101.
- [9] AHN JC, CONNELL A, SIMONETTO DA, et al. Application of artificial intelligence for the diagnosis and treatment of liver diseases[J]. *Hepatology*, 2021, 73(6): 2546-2563. DOI: 10.1002/hep.31603.
- [10] WU TZ, LI J, SHAO L, et al. Development of diagnostic criteria and a prognostic score for hepatitis B virus-related acute-on-chronic liver failure [J]. *Gut*, 2018, 67(12): 2181-2191. DOI: 10.1136/gutjnl-2017-314641.
- [11] MOREAU R, JALAN R, GINES P, et al. Acute-on-chronic liver failure is a distinct syndrome that develops in patients with acute decompensation of cirrhosis[J]. *Gastroenterology*, 2013, 144(7): 1426-1437. DOI: 10.1053/j.gastro.2013.02.042.
- [12] O'LEARY JG, REDDY KR, GARCIA-TSAO G, et al. NACSELD acute-on-chronic liver failure (NACSELD-ACLF) score predicts 30-day survival in hospitalized patients with cirrhosis[J]. *Hepatology*, 2018, 67(6): 2367-2374. DOI: 10.1002/hep.29773.
- [13] SARIN SK, KUMAR A, ALMEIDA JA, et al. Acute-on-chronic liver failure: Consensus recommendations of the Asian Pacific Association for the study of the liver (APASL) [J]. *Hepatol Int*, 2009, 3(1): 269-282. DOI: 10.1007/s12072-008-9106-x.
- [14] European Association for the Study of the Liver. EASL clinical practice guidelines on acute-on-chronic liver failure[J]. *J Hepatol*, 2023, 79(2): 461-491. DOI: 10.1016/j.jhep.2023.04.021.
- [15] KARVELLAS CJ, BAJAJ JS, KAMATH PS, et al. AASLD practice guidance on acute-on-chronic liver failure and the management of critically ill patients with cirrhosis[J]. *Hepatology*, 2024, 79(6): 1463-1502. DOI: 10.1097/HEP.0000000000000671.
- [16] LUO JJ, HU MQ, FENG TT, et al. Performance of the China-CLIF framework in acute-on-chronic liver failure: A multicohort study across all aetiologies[J]. *Gut*, 2025. DOI: 10.1136/gutjnl-2025-335651. [Epub ahead of print]
- [17] CHOUDHURY A, JINDAL A, MAIWALL R, et al. Liver failure determines the outcome in patients of acute-on-chronic liver failure (ACLF): Comparison of APASL ACLF research consortium (AARC) and CLIF-SOFA models[J]. *Hepatol Int*, 2017, 11(5): 461-471. DOI: 10.1007/s12072-017-9816-z.
- [18] RAJKOMAR A, DEAN J, KOHANE I. Machine learning in medicine[J]. *N Engl J Med*, 2019, 380(14): 1347-1358. DOI: 10.1056/nejmra1814259.
- [19] SILVEY S, KAMATH PS, GEORGE J, et al. Enhancement of inpatient mortality prognostication with machine learning in a prospective global cohort of patients with cirrhosis with external validation[J]. *Gastroenterology*, 2025. DOI: 10.1053/j.gastro.2025.07.015. [Online ahead of print]
- [20] ANAND AC, NIGHTINGALE P, NEUBERGER JM. Early indicators of prognosis in fulminant hepatic failure: An assessment of the King's criteria[J]. *J Hepatol*, 1997, 26(1): 62-68. DOI: 10.1016/S0168-8278(97)80010-4.
- [21] KAMATH PS, WIESNER RH, MALINCHOC M, et al. A model to predict survival in patients with end-stage liver disease[J]. *Hepatology*, 2001, 33(2): 464-470. DOI: 10.1053/jhep.2001.22172.
- [22] KOCH DG, TILLMAN H, DURKALSKI V, et al. Development of a model to predict transplant-free survival of patients with acute liver failure[J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2016, 14(8): 1199-1206. DOI: 10.1016/j.cgh.2016.03.046.
- [23] HAN L, HUANG A, CHEN JJ, et al. Clinical characteristics and prognosis of non-APAP drug-induced acute liver failure: A large multicenter cohort study[J]. *Hepatol Int*, 2024, 18(1): 225-237. DOI: 10.1007/s12072-023-10541-w.
- [24] LI JQ, LIANG X, YOU SL, et al. Development and validation of a new prognostic score for hepatitis B virus-related acute-on-chronic liver failure[J]. *J Hepatol*, 2021, 75(5): 1104-1115. DOI: 10.1016/j.jhep.2021.05.026.
- [25] HU MQ, LUO JJ, WU Y, et al. Integrating prior decompensation into ACLF definition to enhance clinical management[J]. *Hepatol Int*, 2025. DOI: 10.1007/s12072-025-10805-7. [Online ahead of print]
- [26] LUO JJ, LIANG X, XIN JJ, et al. Predicting the onset of hepatitis B virus-related acute-on-chronic liver failure[J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2023, 21(3): 681-693. DOI: 10.1016/j.cgh.2022.03.016.
- [27] JALAN R, SALIBA F, PAVESI M, et al. Development and validation of a prognostic score to predict mortality in patients with acute-on-chronic liver failure[J]. *J Hepatol*, 2014, 61(5): 1038-1047. DOI: 10.1016/j.jhep.2014.06.012.
- [28] WEISS E, DE LA PEÑA-RAMIREZ C, AGUILAR F, et al. Sympathetic nervous activation, mitochondrial dysfunction and outcome in acutely decompensated cirrhosis: The metabolomic prognostic models (CLIF-C MET) [J]. *Gut*, 2023, 72(8): 1581-1591. DOI: 10.1136/gutjnl-2022-328708.
- [29] TREBICKA J, AGUILAR F, QUEIROZ FARIAS A, et al. Gene score to quantify systemic inflammation in patients with acutely decompensated cirrhosis[J]. *Gut*, 2025, 74(8): 1293-1307. DOI: 10.1136/gutjnl-2024-333876.
- [30] SPEISER JL, LEE WM, KARVELLAS CJ. Predicting outcome on admission and post-admission for acetaminophen-induced acute liver failure using classification and regression tree models[J]. *PLoS One*, 2015, 10(4): e0122929. DOI: 10.1371/journal.pone.0122929.
- [31] SPEISER JL, KARVELLAS CJ, WOLF BJ, et al. Predicting daily outcomes in acetaminophen-induced acute liver failure patients with machine learning techniques[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2019, 175: 111-120. DOI: 10.1016/j.cmpb.2019.04.012.
- [32] YUAN MQ, YAO LC, HU X, et al. Identification of effective diagnostic biomarker and immune cell infiltration characteristics in acute liver failure by integrating bioinformatics analysis and machine-learning strategies[J]. *Front Genet*, 2022, 13: 1004912. DOI: 10.3389/fgene.2022.1004912.
- [33] PAPPADA S, SATHIELLY B, SCHMIEDER J, et al. An artificial neural network approach to diagnose and predict liver dysfunction and failure in the critical care setting[J]. *Hippokratia*, 2024, 28(1): 1-10.
- [34] DONG R, LUO ZH, XUE H, et al. Development and validation of an explainable machine learning model for warning of hepatitis E virus-related acute liver failure[J]. *Liver Int*, 2025, 45(6): e70129. DOI: 10.1111/liv.70129.

- [35] SHI KQ, ZHOU YY, YAN HD, et al. Classification and regression tree analysis of acute-on-chronic hepatitis B liver failure: Seeing the forest for the trees[J]. *J Viral Hepat*, 2017, 24(2): 132-140. DOI: 10.1111/jvh.12617.
- [36] ZHENG MH, SHI KQ, LIN XF, et al. A model to predict 3-month mortality risk of acute-on-chronic hepatitis B liver failure using artificial neural network[J]. *J Viral Hepat*, 2013, 20(4): 248-255. DOI: 10.1111/j.1365-2893.2012.01647.x.
- [37] HOU YX, ZHANG QQ, GAO FY, et al. Artificial neural network-based models used for predicting 28- and 90-day mortality of patients with hepatitis B-associated acute-on-chronic liver failure[J]. *BMC Gastroenterol*, 2020, 20(1): 75. DOI: 10.1186/s12876-020-01191-5.
- [38] MUSUNURI B, SHETTY S, SHETTY DK, et al. Acute-on-chronic liver failure mortality prediction using an artificial neural network[J]. *Eng Sci*, 2021, 15: 187-196. DOI: 10.30919/es8d515
- [39] GARCIA MS, AGARWAL B, MOOKERJEE RP, et al. An accurate data preparation approach for the prediction of mortality in ACLF patients using the CANONIC dataset[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2019, 2019: 1371-1377. DOI: 10.1109/EMBC.2019.8857239.
- [40] VERMA N, CHOUDHURY A, SINGH V, et al. APASL-ACLF Research Consortium-Artificial Intelligence (AARC-AI) model precisely predicts outcomes in acute-on-chronic liver failure patients[J]. *Liver Int*, 2023, 43(2): 442-451. DOI: 10.1111/liv.15361.
- [41] QIU ST, ZHAO YM, HU JX, et al. Predicting the 28-day prognosis of acute-on-chronic liver failure patients based on machine learning [J]. *Dig Liver Dis*, 2024, 56(12): 2095-2102. DOI: 10.1016/j.dld.2024.06.029.
- [42] XU YT, ZHANG YQ, YANG ZJ, et al. Imbalanced and semi-supervised classification for prognosis of ACLF[J]. *J Intell Fuzzy Syst*, 2015, 28(2): 737-745. DOI: 10.5555/2729770.2729793.
- [43] XIE ZB, DING L, LI YZ. Computed tomography image features under convolutional neural network algorithm in analysis of inflammatory factor level and prognosis of patients with hepatitis B virus-associated acute-on-chronic liver failure[J]. *J Healthc Eng*, 2021, 2021: 2110612. DOI: 10.1155/2021/2110612.
- [44] VERMA N, GARG P, VALSAN A, et al. Identification of four novel acute-on-chronic liver failure clusters with distinct clinical trajectories and mortality using machine learning methods[J]. *Aliment Pharmacol Ther*, 2024, 60(11-12): 1534-1548. DOI: 10.1111/apt.18274.
- [45] LI P, LIANG X, LUO JJ, et al. Omics in acute-on-chronic liver failure [J]. *Liver Int*, 2025, 45(3): e15634. DOI: 10.1111/liv.15634.
- [46] TAN WT, XIA J, DAN YJ, et al. Genome-wide association study identifies HLA-DR variants conferring risk of HBV-related acute-on-chronic liver failure[J]. *Gut*, 2018, 67(4): 757-766. DOI: 10.1136/gutjnl-2016-313035.
- [47] LI J, LIANG X, JIANG J, et al. PBMC transcriptomics identifies immune-metabolism disorder during the development of HBV-ACLF[J]. *Gut*, 2022, 71(1): 163-175. DOI: 10.1136/gutjnl-2020-323395.
- [48] HE LL, CAI Q, LIANG X, et al. ETS2 alleviates acute-on-chronic liver failure by suppressing excessive inflammation[J]. *J Med Virol*, 2023, 95(4): e28710. DOI: 10.1002/jmv.28710.
- [49] LIANG X, LI P, JIANG J, et al. Transcriptomics unveils immune metabolic disruption and a novel biomarker of mortality in patients with HBV-related acute-on-chronic liver failure[J]. *JHEP Rep*, 2023, 5(9): 100848. DOI: 10.1016/j.jhepr.2023.100848.
- [50] YANG H, CAI Q, XIN JJ, et al. SEMA6B induces macrophage-mediated inflammation and hepatocyte apoptosis in hepatitis B virus-related acute-on-chronic liver failure[J]. *Theranostics*, 2024, 14(13): 5200-5218. DOI: 10.7150/thno.97007.
- [51] HASSAN HM, LIANG X, XIN JJ, et al. Thrombospondin 1 enhances systemic inflammation and disease severity in acute-on-chronic liver failure[J]. *BMC Med*, 2024, 22(1): 95. DOI: 10.1186/s12916-024-03318-x.
- [52] LIANG X, LUO JJ, ZHOU Q, et al. Single-cell multimodal analysis reveals the dynamic immunopathogenesis of HBV-ACLF progression[J]. *Gut*, 2025. DOI: 10.1136/gutjnl-2024-333308. [Epub ahead of print]
- [53] YU X, TIAN W, BAO X, et al. Dissecting the liver inflammation ecosystem identifies annexin A1 as a pro-resolving target for liver failure [J]. *Hepatology*, 2025. DOI: 10.1097/HEP.0000000000001427. [Epub ahead of print]
- [54] SUN ZY, LIU XL, WU DX, et al. Circulating proteomic panels for diagnosis and risk stratification of acute-on-chronic liver failure in patients with viral hepatitis B[J]. *Theranostics*, 2019, 9(4): 1200-1214. DOI: 10.7150/thno.31991.
- [55] ZHANG Y, TAN WT, WANG XB, et al. Metabolic biomarkers significantly enhance the prediction of HBV-related ACLF occurrence and outcomes [J]. *J Hepatol*, 2023, 79(5): 1159-1171. DOI: 10.1016/j.jhep.2023.07.011.
- [56] ZHANG IW, CURTO A, LÓPEZ-VICARIO C, et al. Mitochondrial dysfunction governs immunometabolism in leukocytes of patients with acute-on-chronic liver failure[J]. *J Hepatol*, 2022, 76(1): 93-106. DOI: 10.1016/j.jhep.2021.08.009.
- [57] SOLÉ C, GUILLY S, DA SILVA K, et al. Alterations in gut microbiome in cirrhosis as assessed by quantitative metagenomics: Relationship with acute-on-chronic liver failure and prognosis[J]. *Gastroenterology*, 2021, 160(1): 206-218. e13. DOI: 10.1053/j.gastro.2020.08.054.
- [58] WIEST IC, WOLF F, LEBMANN ME, et al. LLM-Aix: An open source pipeline for Information Extraction from unstructured medical text based on privacy preserving Large Language Models[J]. *medRxiv*, 2024. DOI: 10.1101/2024.09.02.24312917.
- [59] CLUSMANN J, BALAGUER-MONTERO M, BASSEGODA O, et al. The barriers for uptake of artificial intelligence in hepatology and how to overcome them[J]. *J Hepatol*, 2025. DOI: 10.1016/j.jhep.2025.07.003. [Epub ahead of print]
- [60] BHAT M, RABINDRANATH M, CHARA BS, et al. Artificial intelligence, machine learning, and deep learning in liver transplantation[J]. *J Hepatol*, 2023, 78(6): 1216-1233. DOI: 10.1016/j.jhep.2023.01.006.

收稿日期: 2025-09-01; 录用日期: 2025-10-14

本文编辑: 刘晓红

引证本文: HU MQ, LI J. Application and challenges of artificial intelligence in prediction and prognosis systems for liver failure[J]. *J Clin Hepatol*, 2025, 41(11): 2218-2226.  
胡美倩, 李君. 人工智能在肝衰竭预警及预后体系中的应用与挑战[J]. *临床肝胆病杂志*, 2025, 41(11): 2218-2226.