·综 述·

人工智能在脓毒症相关急性肺损伤的应用研究进展

张祖光[1,2]，吕红旭[1]，何亚轩[3]，黄智佳[3]，斯日古楞[4a]*，王晓霞[1,4b]*

（1. 内蒙古医科大学内蒙古临床医学院，内蒙古呼和浩特 010110；2. 晋中职业技术学院，山西晋中 030600；3. 内蒙古科技大学包头医学院研究生院，内蒙古包头 014040；4. 内蒙古自治区人民医院 a. 药学处，b. 重症医学科，内蒙古呼和浩特 010017）

摘要：脓毒症相关急性肺损伤（sepsis associated-acute lung injury，SA-ALI）作为临床重症，严重威胁患者生命健康，其高发病率和病死率给医疗工作带来巨大挑战。目前，SA-ALI 早期诊断困难，难以精准把握病情进展，治疗方案也缺乏个性化，导致患者预后不佳。近年来人工智能技术为 SA-ALI 诊疗带来希望。该文就人工智能对于 SA-ALI 的早期诊断、靶向治疗及预后管理等方面进行综述，为 SA-ALI 提供多维度解决方案，推动临床诊疗向精准化革新。

关键词：人工智能；脓毒症；脓毒症相关急性肺损伤

中图分类号：R563.8　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1672-9188（2025）11-1097-009

引用：张祖光, 吕红旭, 何亚轩, 等. 人工智能在脓毒症相关急性肺损伤的应用研究进展[J]. 世界临床药物, 2025, 46（11）: 1097-1105. DOI：10.13683/j.wph.2025.11.002

Advances in the use of artificial intelligence in sepsis-associated acute lung injury

ZHANG Zhuguang[1,2], LYU Hongxu[1], HE Yaxuan[3], HUANG Zhijia[3], Siri Guleng[4a]*, WANG Xiaoxia[1,4b]*

（*1. Affiliated Inner Mongolia Clinical Medicine College of Inner Mongolia Medical University , Hohhot 010110, Inner Mongolia Autonomous Region, China; 2. Jinzhong Vocational and Technical College, Jinzhong 030600, Shanxi Province, China; 3. Graduate School of Baotou Medical College, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou 014040, Inner Mongolia Autonomous Region, China; 4. a. Department of Pharmacy, b. Critical Care Medicine, Inner Mongolia People's Hospital, Hohhot 010017, Inner Mongolia Autonomous Region, China*）

Abstract: Sepsis associated-acute lung injury（SA-ALI）, as a serious clinical condition, seriously threatens patients' lives and health, and its high morbidity and mortality rate pose a great challenge to medical work. Currently, early diagnosis of SA-ALI is difficult, and it is hard to accurately grasp the progression of the disease, and the treatment plan lacks personalization, leading to poor prognosis of patients. In recent years, artificial intelligence technology has brought hope for the diagnosis and treatment of SA-ALI. This article reviewed the early diagnosis, targeted treatment and prognosis management of SA-ALI by artificial intelligence, providing a multidimensional solution for SA-ALI and promoting the innovation of clinical diagnosis and treatment towards precision.

Key words: artificial intelligence; sepsis; sepsis-associated acute lung injury

---

收稿日期：2025-04-14

作者简介：张祖光，硕士研究生，研究方向：脓毒症基础及临床研究。

通信作者：斯日古楞，主任药师，硕士生导师，研究方向：临床药学及药事管理。

王晓霞，主任医师，硕士生导师，研究方向：脓毒症基础及临床研究。

基金项目：内蒙古自治区自然科学基金项目（2023MS08019，2018LH08002，2023LHMS08052）；内蒙古医学科学院公立医院科研联合基金科技项目（2023GLLH0012，2023GLLH0038）；内蒙古自治区人民医院博士科研启动基金（2024BS07）；内蒙古自治区卫生健康科技计划项目（2025WSJK010，2025WSJK013）；内蒙古医科大学联合项目（YKD2022LH015）

脓毒症（sepsis）是由体内细菌、病毒等病原体感染引起的全身性炎症反应综合征[1]，是危重患者主要死亡原因之一[2]。根据《脓毒症与感染性休克定义国际共识（第3版）》[3]，脓毒症是一种以感染为主的宿主炎症反应紊乱引起的多器官功能障碍。脓毒症常导致多器官功能障碍，其中肺作为高灌注器官易受累及。研究[4]表明，25%～50%的脓毒症患者会出现急性肺损伤（acute lung injury，ALI），脓毒症相关ALI（sepsis associated-ALI，SA-ALI）患者28 d病死率可达30%以上。SA-ALI会导致肺血管内皮损伤、肺泡表面张力降低、炎症因子释放及肺间质纤维化[5]，患者表现为顽固性低氧血症（氧合指数≤300 mmHg）以及进行性呼吸窘迫、咳嗽、发热、心率加快等临床表现[6—7]。早期准确诊断、采取有效治疗措施精准干预是改善患者预后的关键。然而，传统诊疗手段在应对SA-ALI时存在诸多局限，导致患者预后不佳。近年来，人工智能（artificial intelligence，AI）技术的蓬勃发展为医学领域带来了新的希望，尤其在SA-ALI的诊疗方面展现出巨大潜力。本文就AI在SA-ALI诊疗各环节的应用进展作综述，为推动相关研究与临床实践发展提供参考。

1 AI概述

AI是模拟人类智能的理论与技术体系，通过算法设计与数据驱动实现感知、推理、学习与决策能力。其核心技术包括机器学习（machine learning，ML）、深度学习（deep learning，DL）和自然语言处理（natural language processing，NLP）[8]。ML是AI的重要组成部分，其基于监督学习及无监督学习算法，从大量数据中挖掘规律，形成某种模型，并利用模型预测结果的方法[9]。LU等[10]基于强化学习的动态决策模型，通过模拟脓毒症患者血流动力学参数（平均动脉压、中心静脉压）与肺氧合指数的交互关系，实时优化液体复苏策略，避免容量过负荷导致的肺水肿恶化。DL是ML的一种特殊形式，其基于卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）及图神经网络（graph neural network，GNN）等架构，让机器能够像人脑神经网络一样实现对数据的深度挖掘和解释[11]，擅长处理影像及基因组等高维非结构化数据[8]。DL优势在于可深入挖掘数据内部潜在规律，并进行自我学习及纠正错误。当然，DL需对数据进行大量运算、存储，消耗更多时间。NLP通过实体识别与关系抽取技术，能够从电子病历（electronic medical record，EMR）的非结构化文本中提取关键信息，实现文本语义解析及知识图谱构建，赋能EMR分析。

2 AI在SA-ALI中的应用

2.1 AI在SA-ALI诊断中的应用

2.1.1 影像学诊断

AI在SA-ALI的影像学诊断中具有明显优势。传统影像学依赖医生经验判断肺部渗出及实变等特征。通过DL算法，AI模型能在短时间内分析大量影像数据，快速识别胸部X光或CT图像中的肺水肿、肺实变及磨玻璃影等肺部病变特征，辅助医生进行早期诊断。CHEN等[12]通过86例患者、352张CT的ALI图像构建感染病灶中提取的定量数据，采用影像组学分析，并比较其与传统影像学指标的预测效能，结果发现具有高度一致性，验证了影像组学模型在ALI早期诊断中的可靠性。MINAEE等的[13]研究表明，基于CNN的AI模型在肺部影像分析中表现出色，其准确率及敏感性均优于传统的人工诊断方法。CNN模型能够定量评估肺泡-毛细血管屏障破坏程度，精准定位肺水肿、炎症浸润区域，甚至区分不同阶段的损伤模式（如早期渗出、晚期纤维化）。AI能够将SA-ALI患者胸部影像学检查中表现的弥漫性“云状”肺泡损伤的外观捕获为数学概念，从而量化ALI，这种量化分析有助于早期识别SA-ALI的进展风险，为及时干预提供依据。近期有研究[14]显示，AI对中性粒细胞胞外陷阱（neutrophil extracellular traps，NETs）相关的弥漫

性肺泡损伤的识别具有高敏感性，此类损伤在脓毒症患者中常表现为肺部影像的“磨玻璃样”改变。在临床实践中，AI 影像分析系统还能与 EMR 及医院信息系统集成，实现从图像采集到诊断报告生成的全流程管理。这种集成不仅可提高诊断效率，还能减少人为错误，为临床医生提供决策支持[15]。

总之，AI 在肺部影像分析中的应用可为 SA-ALI 的早期诊断及精准管理提供有力支持。影像学检查能够直观呈现 SA-ALI 感染部位及程度，联合患者的症状、体征及实验室检查结果等临床数据，则可从整体反映患者的病情状态。随着技术不断进步，将影像与临床数据融合，并借助 AI 技术进行分析，有望为 SA-ALI 的诊疗带来新的突破。

2.1.2 生物标志物检测

AI 通过多源数据整合及算法优化可提升 SA-ALI 生物标志物筛选的精准度及临床应用价值。与传统依赖白介素（interleukin，IL）-6 及肿瘤坏死因子（tumor necrosis factor，TNF）-α 等单一炎症因子的检测模式相比，AI 能利用随机森林及支持向量机等算法，从血液及肺泡灌洗液等多种类型样本中挖掘标志物组合。基于监督学习的多组学分析发现，可溶性髓样细胞触发受体（triggering receptor expressed on myeloid cells-1，TREM）-1 与血管生成素 -（angiopoietin，ANG）-2 的联合比值对肺内皮屏障损伤具有高特异性，其受试者工作特征曲线下面积（area under the receiver operating characteristic curve，AUC）值达 0.91，优于降钙素原单指标检测的 0.88；同时，AI 模型通过动态监测核呼吸因子 2 通路相关蛋白血红素加氧酶 1 及腺苷酸活化蛋白激酶 / 清道夫受体 A1 通路分子的表达水平，可预测患者对臭氧疗法等新型干预方案的敏感性[16]。在凝血功能评估方面，AI 不仅可解析组织因子及纤溶酶原激活物等标志物，还能结合血小板计数及 D- 二聚体等参数，构建 ALI 的早期预警系统[14]。

英国重症监护审计中心通过随机森林算法整合电子健康记录中的乳酸清除率、血小板黏附率及 IL-6 水平等动态指标及影像组学特征，筛选出肺血管通透性指数、中性粒细胞 CD64 表达及 IL-34 水平等 7 个关键预后因子，构建的预测模型使 28 d 病死率预警准确率提升至 85%[17]。BAI 等[18]通过 ML 算法辅助发现骨形态发生蛋白（bone morphogenetic protein，BMP）9 可作为 SA-ALI 预后评估的标志物，其水平与巨噬细胞功能及炎症调控密切相关，补充 BMP9 可显著改善模型小鼠的细菌清除能力。ZHENG 等[14]采用弹性网络、支持向量机、随机森林和极端梯度提升 4 种机器学习方法，从脓毒症患者全血中筛选出 *ARHGDIB*、*TACR3*、醛脱氢酶 1A1、*TREM1* 及 *P13* 共 5 个核心诊断基因，以有效区分脓毒症患者是否合并 ALI。SUN 等[19]通过整合 12 种 ML 算法，对 7 个核心枢纽基因进行分析，得出了用于区分 SA-ALI 与脓毒症的 3 个优质基因特征，即核因子红系 2 相关因子 2、*FCGR2A* 及 *PDCD1*。SONG 等[20]运用 ML 算法使用 GEO 数据库开展研究，结果发现，*DUSP6* 在脓毒症患者中显著下调，在 SA-ALI 患者中显著上调。*DUSP6* 的下调可能导致胞外信号调节激酶信号的过度激活，从而加剧脓毒症引发的炎症反应及组织损伤；在 ALI 组中，*DUSP6* 的上调与组织修复及抗炎反应有关，表明该基因在不同病理状态下的双向调控作用，提示其可能作为潜在的治疗靶点，为脓毒症和 ALI 的干预提供新方向。近期研究[14]还利用 AI 解析脓毒症患者肺泡灌洗液中的 NETs 与巨噬细胞焦亡间的相互作用，揭示二者协同放大 ALI 的分子环路，为开发 NETs 抑制剂提供理论支持。

总之，AI 通过多维度数据整合及算法创新，正在重塑 SA-ALI 生物标志物研究范式。其不仅突破单一标志物的诊断局限，还能揭示标志物组合的动态关联性，并构建从早期预警到预后评估的全链条预测体系。

2.2 AI 在 SA-ALI 治疗中的应用

2.2.1 抗感染治疗

目前 SA-ALI 的治疗以抗感染及支持治疗为主[21]。早期难以明确感染病原体是抗感染治疗的难点，故经验性合理使用抗菌药物至关重要。TSOUKALAS 等[22]成功利用部分可观察的马尔可夫决策过程模型根据 1 492 例患者的血培养结果、体温、呼吸频率、收缩压、平均动脉压及白细胞计数等数据得出抗菌药物选择的最佳策略。最优的抗菌药物选择策略能明显改善脓毒症患者相关 ALI / 急性呼吸窘迫综合征（acute respiratory distress syndrome）的预后。虽然一些临床医生仍倾向于依靠标准剂量方案使用抗菌药物，但随着科技发展，ML 算法有望帮助临床医生开发更个体化的抗感染治疗方案。如 ROGGEVEEN 等[23]研发的抗菌药物剂量临床决策支持系统（又称 AutoKinetics 系统）能预测患者使用抗菌药物后血浆浓度变化情况，并以图形形式显示出来，有利于抗菌药物的合理应用。RAWSON 等[24]建立基于个案推理的 AI 模型，其制定的抗菌药物给药方案较临床医生更合适、抗菌谱更窄。

应用 AI 对抗感染治疗进行个体化管理更精准、有效。由于脓毒症患者的高度异质性，选择合适的治疗策略离不开医生的临床判断，两者结合才能改善患者预后。

2.2.2 凝血功能的检测与治疗

正常血管内皮可防止其下成分与凝血因子、血小板接触，从而避免激活凝血系统以及活化血小板。在脂多糖诱导的内毒素血症中肺内皮中性粒细胞弹性蛋白酶通过损伤内皮细胞糖萼结构，进而诱导内皮细胞功能障碍[25]。内皮细胞膜上存在血栓调节蛋白（thrombomodulin，TM）等生理性抗凝物质，其与凝血酶结合后会减弱凝血酶活性，从而进一步加强对蛋白 C 的激活作用。由于被激活的蛋白 C 具有抗凝作用，所以 TM 是将凝血酶从促凝状态转化为抗凝状态的重要血管内凝血抑制因子。目前已有研究[26]通过非监督学习算法来识别脓毒症亚型，以进一步研究 TM 在不同亚型中的作用。其中 dA 型脓毒症临床表现为多系统功能不全及凝血病（coagulopathy），而 TM 能降低 dA 型脓毒症的病死率，该研究结果在另外的队列中也获得了验证。

因此，建议使用非监督学习算法来区分脓毒症亚型。但目前 TM 类药物在国内上市并应用于临床的数量较少，导致相关证据质量较差。

2.2.3 集束化治疗

在临床上，早期集束化治疗是《拯救脓毒症运动：脓毒症与感染性休克治疗国际指南（2021 年版）》[27]推行的核心策略，脓毒症休克确诊后及时接受集束化治疗可改善患者预后。医护人员的日常工作负担较重，易发生治疗及护理不及时等状况。陈晓蕾等[28]开发脓毒症休克患者智能预警系统，该系统由信息自动提取模块及集束化治疗预警模块组成，既能帮助临床医生迅速警觉并做出相应诊断、处理，也可减少目标的延迟达成。智能预警系统实施后，人为干扰因素大幅度减少，并同时提升医护人员的工作效率。刘春霞等[29]使用临床决策系统辅助脓毒症休克的集束化治疗，发现其可提升患者的中心静脉血氧饱和度及 6 h 乳酸清除率。

早期集束化治疗是近年被提出的一种治疗策略，可用于严重感染及感染性休克等危急重症的救治。其可规范感染性休克患者的治疗流程，保证各项治疗措施的及时性和有效性，从而有效控制病情进展，预防脓毒症相关器官损伤的发生。

2.2.4 个体化治疗

AI 通过整合多维度临床数据，为 SA-ALI 患者制定个体化治疗方案提供关键支持。在体外膜肺氧合（extracorporeal membrane oxygenation，ECMO）及连续性肾脏替代治疗的时机决策中，AI 模型可通过分析血流动力学参数、氧合指标及器官功能状态，预测患者对治疗的响应性。基于时序 DL 的模

型能够动态评估 ALI 患者的心肺功能恶化趋势，识别 ECMO 介入的最佳窗口期 [30]。在液体管理方面，DL 可实时监测患者的血流动力学及 ALI 指标，自动调整液体输注策略，避免容量过负荷导致的肺水肿加重。临床研究 [31] 表明，AI 驱动的液体管理策略可使 ALI 患者的肺水肿发生率降低 20% 以上。大连医科大学附属第二医院的实践表明，基于 DeepSeek 大模型的重症诊疗系统能够实时整合患者生命体征及呼吸参数等多模态数据，构建动态病情模型，提前 4 h 预警脓毒症高风险情况，并推荐个性化液体复苏方案，其可显著缩短加强监护病房入住时间，并提升救治成功率 [32]。

AI 的应用不仅能提高诊断的准确性，还能为个性化治疗提供支持。通过整合多组学数据，AI 能够为每位患者提供精准的治疗方案，从而改善患者预后。随着技术不断进步以及更多临床数据的积累，AI 有望在 SA-ALI 的早期治疗中发挥更大作用。

2.2.5 靶向药物筛选

AI 技术在 SA-ALI 靶向药物研发中具有巨大潜力。通过 ML 算法分析基因表达谱、蛋白质互作网络及药物分子特性，AI 可快速识别潜在治疗靶点并预测药物疗效。针对 NETs 介导的 ALI，AI 模型通过分析 NETs 相关基因表达数据，可成功预测新型 NETs 降解酶的疗效，为开发抗 NETs 治疗药物提供新方向 [33]。ZHENG 等 [14] 利用 CTD 数据库、药物毒理学研究和自动分子对接来探索以 *ARHGDIB* 等诊断基因为靶点的药物，筛选出姜黄素、维甲酸（tretinoin）、对乙酰氨基酚（paracetamol）、雌二醇及地塞米松（dexamethasone）等小分子化合物作为 SA-ALI 的潜在治疗药物，为 SA-ALI 的精准诊疗提供新策略，为靶向治疗开辟新方向。YOU 等 [34] 使用 GEO 数据库下载包括 770 例脓毒症患者和 54 例健康对照数据集，并将其分为训练集及验证集，通过加权基因共表达网络分析筛选出差异表达基因，应用 ML 算法鉴定关键基因并构建功能网络，发现 *CYBB* 和 *FCAR* 是 SA-ALI 患者生存的独立预测因子，也是 SA-ALI 中与 NETs 相关的潜在治疗靶点，通过靶向 *CYBB*、*SFN* 可显著减轻 SA-ALI 的器官损伤，表明其具有治疗潜力。此研究为治疗脓毒症提供了新思路，对于改善脓毒症患者预后具有重要意义。

AI 可为 SA-ALI 靶向药物研发提供高效新路径，通过整合基因、蛋白数据与 ML 算法，精准识别关键靶点，筛选潜在药物。未来需结合多模态 AI 与临床验证，突破数据异质性瓶颈，推动精准治疗落地。

2.2.6 中药复方机制研究

近年来，AI 技术深度融入中医药现代化研究，为解析中药复方多靶点作用机制提供全新范式。在 SA-ALI 治疗领域，基于 AI 的网络药理学与 DL 模型，已成功揭示多味经典方剂的分子调控网络及其抗炎、抗凋亡效应，这些发现不仅能验证传统方剂的科学内涵，更可推动中西医结合治疗 SA-ALI 的精准化发展。

基于 DL 的网络药理学分析中药制剂温清饮干预 SA-ALI 的分子机制，发现温清饮通过调控晚期糖基化终产物受体（receptor for advanced glycosylation end products，RAGE）水平和磷脂酰肌醇 -3- 激酶（phosphatidylinositol 3-kinase，PI3K）/Akt/ 哺乳动物雷帕霉素靶蛋白通路，抑制巨噬细胞、中性粒细胞浸润，从而缓解 SA-ALI，同时发现黄芩苷、黄连苷和芍药苷可能是温清饮抑制 RAGE 的有效成分 [35]。提示温清饮通过多靶点效应干预 SA-ALI 的分子机制，这与温清饮抗肿瘤、抗炎、抗氧化以及在减轻脓毒症诱导的肝脏损伤方面的特性高度契合 [36]，为温清饮治疗 SA-ALI 的临床应用提供理论依据，但仍需开展多中心临床研究验证其安全性及有效性。大柴胡汤是传统中医经典方剂，目前已被广泛应用于 SA-ALI 的治疗。泛凋亡是一种融合焦亡、凋亡和坏死性凋亡的新型程序性细胞死亡方式，其与 SA-ALI 的发生密切相关 [37]。YANG

等[38]基于AI驱动的网络药理学平台（采用随机森林算法筛选成分-靶点关联），结合生物信息学与实验验证，揭示大柴胡汤通过黄芩苷等成分靶向胱天蛋白酶3、Toll样受体4及核因子（nuclear factor，NF）-κB等关键节点，协同抑制炎症反应和氧化应激，调节PI3K/AKT/NF-κB信号通路，抑制泛凋亡，从而发挥治疗SA-ALI的作用，表明大柴胡汤可作为SA-ALI的补充替代疗法，值得进一步深入研究。此外，通过网络药理学，YANG等[39]研究揭示连花清瘟可通过抑制p53介导的内在凋亡通路来缓解SA-ALI；HU等[40]发现神皇丹汤通过阻断Gasdermin D蛋白介导的脓毒症焦亡信号通路来改善SA-ALI。同时，红景天及人参皂苷也可通过调节PI3K/AKT通路来改善SA-ALI[41—42]。

综上，AI技术通过整合网络药理学、生物信息学与实验验证，系统解析温清饮及大柴胡汤等中药复方干预SA-ALI的多靶点机制。尽管当前研究初步证实中药复方对SA-ALI的治疗作用，但其临床应用仍需进一步验证。未来研究可结合AI驱动的类器官模型或虚拟临床试验，加速中药复方从机制研究向临床应用的转化。

2.3 AI在SA-ALI预测中的应用

SA-ALI发病时，TNF-α、IL-1、IL-2、IL-6及IL-8等多种促炎细胞因子被激活、释放，加之全身凝血功能异常，疾病加速进展，引起全身炎症级联反应，导致免疫功能紊乱，加重ALI，不利于患者预后。时域卷积网络（temporal convolutional network，TCN）作为一种能够处理时间序列数据的CNN结构，也常被用于构建SA-ALI预测模型[43]。LAURITSEN等[44]基于TCN架构设计可同时预测脓毒症、急性肾损伤及ALI的AI模型，其中对于提前24 h预测脓毒症发生的AUC为0.80，优于传统序贯器官衰竭评分、改良早期预警评分以及基于梯度提升树算法构传统ML模型，并且利用逐层相关性传播方法对TCN模型进行可解释分析，实现全局和个体化的可解释分析。ZHENG等[14]使用4种监督ML特征选择方法，从脓毒症患者全血中确定了SA-ALI的5个基因特征，利用这些诊断基因构建的预测模型可高效鉴别SA-ALI（AUC＝0.875）；使用ArrayExpress数据库进行外部验证，并建立构建诺模图、决策曲线分析和临床影响曲线，提示此诊断模型具有较高性能及预测价值，同时揭示了肺泡-内皮屏障损伤和线粒体代谢功能障碍可能是SA-ALI发生的重要机制。LEE等[45]通过使用589例患者的胸部X线和临床变量创建模型预测SA-ALI患者的早期恢复、严重疾病发生可能，并从外部验证此模型。结果显示，DL和影像组学在预测SA-ALI预后方面具有极大潜力，有望成为临床医生强有力的辅助工具。

综上，基于AI技术构建预测模型，或能为SA-ALI的早期预警及靶向干预提供新范式，未来通过整合多模态数据与DL算法，将进一步提升模型的临床泛化能力及转化价值。

3 前景与挑战

尽管AI在SA-ALI研究中成果显著，但也存在以下问题与挑战。第一，AI模型的建立是基于大规模数据，但临床数据在医疗机构间的封闭性及异质性限制了模型的泛化能力，今后需要呼吁进一步将临床数据集中管理并公开[46]。其次，ML模型与电子预警系统相结合，并集成到临床工作流程中，方可能对SA-ALI诊疗进行优化，实现系统化管理。然而，由于当前临床实施面临模型可解释性不足及系统误报率高等核心问题，将模型与电子预警系统结合并集成到临床工作流程中尚存争议[47]。因此，为最大程度发挥ML算法的临床应用价值，未来还需在提升ML模型工作效能的同时，对电子预警系统的安全性和有效性进行更严格的评估。最后，临床转化仍面临数据异质性及伦理合规性等挑战。未来需强化多中心临床数据标准化建设，并融合类器官模型及实时生理监测数据，提升AI的动态预测

能力。同时，跨学科协作将推动 AI 与基因编辑及纳米靶向等技术的结合，实现从机制发现到床旁干预的全链条突破。

4 结语

综上所述，AI 通过多模态数据整合与算法创新，正在重塑 SA-ALI 的研究范式。AI 在肺部影像分析中能快速处理大量数据，精准识别病变特征，辅助早期诊断并预测预后，还可与医院系统集成提升诊断效率；通过挖掘关键标志物，AI 可构建更精准的诊断模型。同时，AI 可助力个性化治疗方案的制定、靶向药物以及中药复方的筛选，并对 SA-ALI 的发生及预后进行准确评估。AI 在脓毒症抗感染治疗、凝血功能异常监测及集束化治疗策略等方面的应用保证了各项治疗的及时性和有效性，但其在 SA-ALI 相关方面的应用尚少，文献不足，需进一步研究论证。AI 在早期诊断、治疗优化及预测评估中的突破性应用，为 SA-ALI 精准医学提供了新路径，为 SA-ALI 临床难题提供多维度解决方案，有望推动该领域诊疗水平提升，改善患者预后。然而，技术落地仍需解决数据质量及临床验证的瓶颈。未来，AI 驱动的跨尺度分析工具及动态干预系统，有望成为攻克 SA-ALI 的重要引擎。

参考文献：

[1] LIU D, HUANG SY, SUN JH, *et al*. Sepsis-induced immunosuppression: mechanisms, diagnosis and current treatment options[J]. Mil Med Res, 2022, 9(1): 56.

[2] XIE JF, WANG HL, KANG Y, *et al*. The epidemiology of sepsis in Chinese ICUs: a national cross-sectional survey[J]. Crit Care Med, 2020, 48(3): e209-e218.

[3] SINGER M, DEUTSCHMAN CS, SEYMOUR CW, *et al*. The third international consensus definitions for sepsis and septic shock (Sepsis-3) [J]. J Am Med Assoc, 2016, 315(8): 801-810.

[4] 中国研究型医院学会休克与脓毒症专业委员会, 中国人民解放军重症医学专业委员会, 重症免疫研究协作组, 等. 脓毒症免疫抑制诊治专家共识[J]. 中华危重病急救医学, 2020, 32(11): 1281-1289.

[5] ACKERMANN M, VERLEDEN SE, KUEHNEL M, *et al*. Pulmonary vascular endothelialitis, thrombosis, and angiogenesis in Covid-19[J]. N Engl J Med, 2020, 383(2): 120-128.

[6] 张雪玲, 邱占军, 黄迪, 等. 从“圆运动失调-瘀毒致损”谈脓毒症肺损伤[J]. 辽宁中医杂志, 2024, 51(10): 12-14.

[7] JIN C, CHEN J, GU J, *et al*. Gut-lymph-lung pathway mediates sepsis-induced acute lung injury[J]. Chin Med J (Engl), 2020, 133(18): 2212-2218.

[8] WONG D, YIP S. Machine learning classifies cancer[J]. Nature, 2018, 555(7697): 446-447.

[9] CHEN M, HAO YX, HWANG K, *et al*. Disease prediction by machine learning over big data from healthcare communities[J]. IEEE Access, 2017, 5: 8869-8879.

[10] LU MY, SHAHN Z, SOW D, *et al*. Is deep reinforcement learning ready for practical applications in healthcare? A sensitivity analysis of duel-DDQN for hemodynamic management in sepsis patients[J]. AMIA Annu Symp Proc, 2021, 2020: 773-782.

[11] MINCHOLE A, RODRIGUEZ B. Artificial intelligence for the electrocardiogram[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 22-23.

[12] CHEN Y, WANG Y, ZHANG Y, *et al*. A quantitative and radiomics approach to monitoring ARDS in COVID-19 patients based on chest CT: a retrospective cohort study[J]. Int J Med Sci, 2020, 17(12): 1773-1782.

[13] MINAEE S, BOYKOV Y, PORIKLI F, *et al*. Image segmentation using deep learning: a survey[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2022, 44(7): 3523-3542.

[14] ZHENG Y, WANG J, LING Z, *et al*. A diagnostic model for sepsis-induced acute lung injury using a consensus machine learning approach and its therapeutic implications[J]. J Transl Med, 2023, 21(1): 620.

[15] LI R, LI L, XU Y, *et al*. Machine learning meets omics: applications and perspectives[J]. Brief Bioinform, 2022, 23(1): bbab460.

[16] 宋凯, 湛立娜, 章静, 等. 脓毒症肺损伤相关信号转导通路研究进展[J]. 中国中西医结合外科杂志, 2023, 29(6): 854-858.

[17] 王黎霖, 李可欣, 刘刚. 脓毒症相关生物标志物的研究进展[J]. 保健医学研究与实践, 2023, 20(1): 176-180.

[18] BAI H, LU Q, WU C, *et al*. Bone morphogenetic protein

9 is a candidate prognostic biomarker and host-directed therapy target for sepsis[J]. Sci Transl Med, 2024, 16(732): eadi3275.

[19] SUN K, WU F, ZHENG J, *et al*. Essential blood molecular signature for progression of sepsis-induced acute lung injury: Integrated bioinformatic, single-cell RNA Seq and machine learning analysis[J]. Int J Biol Macromol, 2024, 282(Pt 3): 136961.

[20] SONG C, WANG L, ZHANG F, *et al*. DUSP6 protein action and related hub genes prevention of sepsis-induced lung injury were screened by WGCNA and Venn[J]. Int J Biol Macromol, 2024, 279(Pt 1): 135117.

[21] 付绪哲, 王煜. 脓毒症肺损伤的机制及治疗展望[J]. 中国临床研究, 2023, 36(10): 1445-1448.

[22] TSOUKALAS A, ALBERTSON T, TAGKOPOULOS I. From data to optimal decision making: adata-driven, probabilistic machine learning approach to decision support for patients with sepsis[J]. JMIR Med Inform, 2015, 3(1): e11.

[23] ROGGEVEEN LF, FLEUREN LM, GUO T, *et al*. Right dose right now: bedside data-driven personalized antibiotic dosing in severe sepsis and septic shock-rationale and design of a multicenter randomized controlled superiority trial[J]. Trials, 2019, 20(1): 745.

[24] RAWSON TM, HERNANDEZ B, MOORE LSP, *et al*. A real-world evaluation of a case-based reasoning algorithm to support antimicrobial prescribing decisions in acute care[J]. Clin Infect Dis, 2021, 72(12): 2103-2111.

[25] SUZUKI K, OKADA H, TAKEMURA G, *et al*. Neutrophil elastase damages the pulmonary endothelial'glycocalyx in lipopolysaccharide-induced experimentalendotoxemia[J]. Am J Pathol, 2019, 189(8): 1526-1535.

[26] CROFT CA, MOORE FA, EFRON PA, *et al*. Computer versus paper system for recognition and management of sepsis in surgical intensive care[J]. J Trauma Acute Care Surg, 2014, 76(2): 311-317.

[27] EVANS L, RHODES A, ALHAZZANI W, *et al*. Surviving sepsis campaign: international guidelines for management of sepsis and sep- tic shock 2021[J]. Intensive Care Med, 2021, 47(11): 1181-1247.

[28] 陈晓蕾, 吴卉卉, 张其霞, 等. 智能预警系统在脓毒症休克患者集束化治疗中的应用效果[J]. 中华全科医学, 2025, 23(1): 140-142.

[29] 刘春霞, 张坤, 郝贵珍, 等. 临床决策系统助力提高脓毒症休克集束化治疗依从性[J]. 河北医科大学学报, 2021, 42(9): 1042-1045.

[30] TANG M, MU F, CUI C, *et al*. Research frontiers and trends in the application of artificial intelligence to sepsis: a bibliometric analysis[J]. Front Med(Lausanne), 2023, 9: 1043589.

[31] KOMOROWSKI M, CELI LA, BADAWI O, *et al*. The artificial intelligence clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care[J]. Nat Med, 2018, 24(11): 1716-1720.

[32] 大连医科大学附属第二医院. DeepSeek布局重症诊疗，大医二院开启医疗场景智能化新篇章[EB/OL]. [2025-02-27]. https://www.toutiao.com/article/7475881393998791220/?&source=m_redirect.

[33] 舒欣, 李雨捷, 张炬, 等. 人工智能算法在脓毒症早期筛选诊断、治疗及预后预测中的应用进展[J]. 国际麻醉学与复苏杂志, 2022, 43(12): 1327-1331.

[34] YOU GH, ZHAO XG, LIU JR, *et al*. Machine learning-based identification of CYBB and FCAR as potential neutrophil extracellular trap-related treatment targets in sepsis[J]. Front Immunol, 2023, 14: 1253833.

[35] XIE L, ZHANG G, WU Y, *et al*. Protective effects of Wenqingyin on sepsis-induced acute lung injury through regulation of the receptor for advanced glycation end products pathway[J]. Phytomedicine, 2024, 129: 155654.

[36] XIE L, ZHOU C, WU Y, *et al*. Wenqingyin suppresses ferroptosis in the pathogenesis of sepsis-induced liver injury by activating the Nrf2-mediated signaling pathway[J]. Phytomedicine, 2023, 114: 154748.

[37] YANG Z, KAO X, HUANG N, *et al*. Identification and analysis of PANoptosis-related genes in sepsis-induced lung injury by bioinformatics and experimental verification[J]. J Inflamm Res, 2024, 17: 1941-1956.

[38] YANG Z, KAO X, ZHANG L, *et al*. Exploring the anti-PANoptosis mechanism of Dachaihu decoction against sepsis-induced acute lung injury: network pharmacology, bioinformatics, and experimental validation[J]. Drug Des Devel Ther, 2025, 19: 349-368.

[39] YANG R, YANG H, WEI J, *et al*. Mechanisms underlying the effects of lianhua qingwen on sepsis-induced acute lung injury: a network pharmacology approach[J]. Front

Pharmacol, 2021, 12: 717652.

[40] HU Y, HE S, XU X, *et al*. Shenhuangdan decoction alleviates sepsis-induced lung injury through inhibition of gsdmd-mediated pyroptosis[J]. J Ethnopharmacol, 2024, 318(Pt B): 117047.

[41] JIANG L, YANG D, ZHANG Z, *et al*. Elucidating the role of *Rhodiola rosea* L. in sepsis-induced acute lung injury via network pharmacology: emphasis on inflammatory response, oxidative stress, and the PI3K-AKT pathway[J]. Pharm Biol, 2024, 62(1): 272-284.

[42] ZHONG K, HUANG Y, CHEN R, *et al*. The protective effect of ginsenoside Rg1 against sepsis-induced lung injury through PI3K-AKT pathway: insights from molecular dynamics simulation and experimental validation[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 16071.

[43] JARRETT D, YOON J, VAN DER SCHAAR M. Dynamic prediction in clinical survival analysis using temporal convolutional networks[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(2): 424-436.

[44] LAURITSEN SM, KRISTENSEN M, OLSEN MV, *et al*. Explainable artificial intelligence model to predict acute critical illness from electronic health records[J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 3852.

[45] LEE HW, YANG HJ, KIM H, *et al*. Deep learning with chest radiographs for making prognoses in patients With COVID-19: Retrospective Cohort Study[J]. J Med Internet Res, 2023, 25: e42717.

[46] 王孝乾, 齐文杰. 人工智能技术在脓毒症早期辅助诊断中应用的研究进展[J]. 中华危重病急救医学, 2024, 36(1): 98-101.

[47] WILSON FP, MARTIN M, YAMAMOTO Y, *et al*. Electronic health record alerts for acute kidney injury: multicenter, randomized clinical trial[J]. Br Med J, 2021, 372: m4786.

（编辑：王 佳）

（上接第1096页）

[27] MOWER J, COHEN T, SUBRAMANIAN D. Complementing observational signals with literature-derived distributed representations for postmarketing drug surveillance[J]. Drug Saf, 2020, 43(1): 67-77.

[28] WANG M, MA X, SI J, *et al*. Adverse drug reaction discovery using a tumor-biomarker knowledge graph[J]. Front Genet, 2021, 11: 625659.

[29] 吉萍, 祝丹娜, 谢杨晓虹, 等. 健康医疗数据的科研共享应用思考[J]. 医学与哲学, 2022, 43(1): 5-8.

[30] 高君伟, 程学芳, 冯婷婷, 等. 新型抗肿瘤药物不良反应分析及药学监护[J]. 上海医药, 2022, 43(z2): 140-158.

[31] JOSHI P, MASILAMANI V, MUKHERJEE A. A knowledge graph embedding based approach to predict the adverse drug reactions using a deep neural network[J]. J Biomed Inform, 2022, 132: 104122.

[32] 史可为, 吴亚飞, 方亚. 临床预测模型的可解释性及应用进展[J]. 现代预防医学, 2023, 50(6): 1122-1127.

[33] 王涛, 张琳, 王青, 等. 人工智能在我国上市后药物警戒中的应用现状分析和启示[J]. 医药导报, 2025, 44(4): 560-564.

（编辑：王 佳）