

人工智能赋能重症感染精准诊疗

万广权^{1,2} 刘彦³ 陈广^{1,2,4}

¹华中科技大学同济医学院附属同济医院感染科,湖北武汉 430030;²人畜共患传染病重症诊治全国重点实验室,湖北武汉 430030;³深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司,广东深圳 518055;⁴国家重大公共卫生事件医学中心,湖北武汉 430030



专家简介 陈广,医学博士,副主任医师。人畜共患传染病重症诊治全国重点实验室智慧医疗组 PI。兼任中华医学会感染病学分会青年学组委员、中国医师学会感染分会重症感染学组委员、湖北省医学会感染病学分会委员兼秘书。长期从事重症感染性疾病诊治与智慧医疗研发,研究方向包括智慧感染 ICU 建设、脓毒症 AI 预警及肝衰竭并发症。主持国家传染病重大专项子课题等多个国家及省部级课题,在 JCI、BMJ 等国际权威期刊发表多篇论文,参与多项传染病临床专家共识及医学大数据相关团体标准的制定。

摘要 重症感染病情变化快、治疗窗窄,对临床救治的及时性和精准性要求极高。近年来,人工智能(AI)技术的快速发展为重症感染性疾病的早期预警、精准诊断和治疗决策提供了新的技术路径。本文系统综述 AI 技术在重症感染救治中的应用现状,涵盖早期预警模型、治疗决策支持、智慧重症平台建设等核心方向,并以同济“灵·感”重症感染智慧诊疗平台为典型案例,总结 AI 辅助重症感染的临床成效与面临的挑战,展望人工智能技术在重症感染性疾病救治中的应用前景。

关键词 人工智能;重症感染;大语言模型;多模态融合;临床决策支持系统

中图分类号 R515; R535 **文献标识码** A **DOI** 10.11768/nkjjwzzzz20260303

Artificial intelligence enabled precision diagnosis and treatment of severe infections WAN Guang-quan^{1,2}, LIU Yan³, CHEN Guang^{1,2,4}. ¹Department of Infectious Diseases, Tongji Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Hubei Wuhan 430030, China; ²National Key Laboratory of Intensive Care Diagnosis and Treatment of Zoonotic Infectious Diseases, Hubei Wuhan 430030, China; ³Shenzhen Mindray Biomedical Electronics Co., Ltd., Guangdong Shenzhen 518055, China; ⁴National Medical Center for Major Public Health Events, Hubei Wuhan 430030, China
Corresponding author: CHEN Guang, E-mail: chenguang@tjh.tjmu.edu.cn

Abstract Severe infections are characterized by rapid progression and a narrow therapeutic window, placing extremely high demands on the timeliness and precision of clinical treatment. In recent years, the rapid advancement of artificial intelligence (AI) has provided novel technical pathways for the early warning, precise diagnosis, and therapeutic decision-making of critical infectious diseases. This article systematically reviews the current applications of AI in the management of severe infections, covering core areas such as early warning models, treatment decision support, and the construction of smart intensive care platforms. Using the Tongji "Ling · Gan" Intelligent Diagnosis and Treatment Platform for Severe Infections as a typical case, we summarize the clinical efficacy of AI-assisted treatment for severe infections, discuss the challenges encountered, and prospect future directions for AI application in this field.

Key words Artificial intelligence; Severe infection; Large language model; Multimodal fusion; Clinical decision support system

脓毒症等重症感染性疾病,以及发热伴血小板减少综合征(severe fever with thrombocytopenia syndrome, SFTS)等人畜共患传染病,具有病情变化快、

治疗窗窄等特点,对临床救治的及时性和精准性提出了极高要求^[1~3]。传统重症感染诊治的临床决策主要依赖于医生的个人经验、静态的临床指标、以及

相对粗略的风险评估工具,如序贯器官衰竭评估评分(sequential organ failure assessment,SOFA)和急性生理学与健康状况评估(acute physiology and chronic health evaluation,APACHE II)评分等^[4]。这些指标和工具虽然简便易行,但其敏感度和特异度有限,难以满足重症感染“早发现、早干预”的临床需求。近年来,随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术的发展与进步,机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)已在重症患者的早期预警、死亡风险预测等方面积累了较为丰富的循证医学证据^[5];同时随着大语言模型(large language model, LLM)的不断发展与进步,进一步拓展了 AI 在临床文本生成、知识检索和诊疗推理等方面的应用^[6]。与此同时,以“智慧重症监护病房”为代表的系统集成平台,将 AI 模型与临床信息系统、物联网设备进行深度融合,正在逐步改变重症感染性疾病诊疗的工作模式^[7]。本文聚焦 AI 技术在重症感染性疾病救治中的应用,系统梳理核心技术、临床应用进展和前沿探索方向,并以同济“灵·感”智慧诊疗平台的实践经验为案例,探讨重症感染领域 AI 技术的研发应用和临床转化。

一、人工智能在重症感染中应用的技术框架

目前 AI 在重症感染领域的应用,在技术层面可分为传统机器学习、深度学习、大语言模型及检索增强生成(retrieval-augmented generation, RAG)技术,以及多模态融合架构,见表 1。

传统机器学习方法包括逻辑回归、支持向量机、随机森林、梯度提升树[极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)、轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, LightGBM)];这类方法在重症感染的预测模型中应用广泛,具有对样本量的需求相对较低、模型可解释性好,对结构化数据处理效率高等优点^[8]。传统机器学习方法有着比较强的非线性拟合能力,能有效整合临床、实验室及基因组等结构化数据,精准捕捉复杂的指标间的交互特征,同时结合 Shapley 加性解释(Shapley additive exPlanation, SHAP)能提供透明的决策依据,且计算资源消耗低,更适合在真实世界的重症监护场景中快速落地与推广^[9,10]。

深度学习技术的发展与应用,提升了 AI 模型对时序性生理数据和影像数据的建模能力^[11]。循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、长短期记

表 1 人工智能相关技术及其在重症感染中的应用

技术路线	代表算法/模型	数据类型	优势	局限性	典型应用场景
传统机器学习	逻辑回归、支持向量机、随机森林、梯度提升树(XGBoost、LightGBM)	结构化数据(实验室检查、生命体征等)	样本量需求低;可解释性好(SHAP);计算资源消耗低;适合快速落地	难以直接处理高维时序及非结构化数据;特征工程依赖人工	脓毒症死亡风险预测、器官功能障碍评估 ^[8-10]
深度学习	RNN、LSTM、CNN、Transformer	时序数据(监护仪波形)、影像数据	时序建模能力强;自动特征提取;影像分析性能优异	计算资源需求高;可解释性差;对数据量要求高	连续生命体征预警、感染影像自动分析 ^[12-17]
大语言模型	GPT-4、Claude、DeepSeek-R1 等	文本数据(电子病历、医学文献)	知识理解能力强;多轮对话推理;文本生成能力	存在“AI 幻觉”风险;需结合领域微调;推理可解释性不足	临床文档生成、知识检索、诊疗决策建议 ^[18-22]
检索增强生成(RAG)	LLM + RAG 架构	文本数据	实时检索权威文献;降低幻觉风险;输出可溯源	检索质量依赖知识库;增加系统复杂度	临床指南查询、循证决策支持 ^[24]
知识图谱	自定义/自动构建的医学知识图谱	结构化知识(实体-关系)	知识表示清晰;推理可解释;支持多跳推理	构建成本高;覆盖范围有限	疾病-药物-症状关联分析、辅助诊断 ^[25-27]
多模态融合	联合建模	多源异构数据(整合文本、影像、时序等)	信息互补;预测准确性高;临床稳健性好	技术复杂;数据对齐困难;计算资源需求高	综合预警、精准诊断、预后评估 ^[28,29]

注: GPT-4(Generative Pre-trained Transformer 4); Claude:Anthropic 公司开发的大语言模型; DeepSeek-R1:深度求索公司开发的国产大语言模型

忆网络(long short-term memory, LSTM)等深度学习技术能够捕捉床旁监护设备中连续生命体征曲线的走势规律,识别出对脓毒症早期预警有价值的异常信号,例如心率逐渐加快、血压波动变大、血氧饱和度下降等细微变化,而传统的评分系统(如快速序贯器官衰竭评估、全身炎症反应综合征评分)依赖于固定的阈值,捕捉这些指标早期变化的能力较弱。多项研究表明,基于 LSTM 等深度学习方法的脓毒症预警模型,在提前数小时预测脓毒症发生方面,判别能力[工作特征曲线下面积(area under curve, AUC)]可达 0.85~0.92,显著优于传统机器学习方法^[12,13]。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)能在感染相关医学影像的自动分析中发挥重要作用。CNN 通过层次化的卷积核自动学习影像特征,在胸部 X 线和 CT 影像的感染性病灶检测、分割及定量评估中展现出优秀的诊断性能^[14,15];基于 CNN 的肺炎自动诊断模型在多中心验证中 AUC 可达 0.95 以上,敏感度和特异度与放射科专家相当^[16,17]。

LLM 是近年来医疗人工智能领域的研究和应用热点。以 GPT-4、Claude、DeepSeek-R1 等为代表的一种基于自注意力机制的深度学习模型架构(Transformer)的预训练大语言模型,经过海量医学文本数据预训练后,具备了较强的医学知识理解、临床文本生成和多轮对话推理能力。研究显示,LLM 在临床文件撰写、医学诊断推理、和诊疗决策建议等方面已接近或达到执业医师水平^[18,19]。以 GPT-4 为代表的国际主流模型在医学知识储备和考试推理方面已超越实习生的平均水平(GPT-4 vs 实习生: 70.1% vs 55.8%)^[20],但在真实临床决策场景中表现显著逊于执业医师^[21],输出的可靠性需要结合具体任务场景进行严格评估^[22]。针对国产大语言模型 DeepSeek 进行的医学基准测试显示,其在医学知识问答及临床推理任务上的性能正逐步缩小与国际领先水平的差距,部分任务已呈现可比甚至更优的表现^[23]。

然而,LLM 普遍存在“AI 幻觉”问题,可能生成表面合理但缺乏事实依据的内容。RAG 技术通过将 LLM 与实时更新的医学知识库相连,使模型在生成回答时能够动态检索最新的权威医学文献、临床指南和循证依据,从而有效降低幻觉风险、提升输出的准确性和可信度^[24]。这种“检索-增强-生成”的范式将为重症感染临床决策支持提供更可靠的技术支撑。知识图谱作为一种结构化的语义知识表示方

法,用于描述物理世界中的实体、概念及其相互关系^[25]。在医学中可以用于展示疾病、药物、基因、症状等医学知识之间的关系,在脓毒症、肺炎等重症感染的临床决策支持系统的构建中已得到应用^[26,27]。将知识图谱与 RAG 技术相结合,可使 AI 系统在生成诊疗建议时实时检索并调用权威医学知识,降低 LLM 的幻觉风险,进一步提高输出的可靠性与可溯源性。

在临床实践中,重症感染性疾病的临床救治数据基础涵盖电子病历文本数据、床旁监护设备时序数据、医学影像数据、实验室检查数据等。这些不同设备和来源所产生的数值型、文本型、时序型、影像等多源异构数据,是重症感染 AI 系统开发中的核心^[28]。多模态融合技术通过对不同模态数据进行联合建模,显著提升了预测模型的准确性和临床稳健性^[29]。例如,将实时生命体征的时序数据与实验室检验结果相结合构建脓毒症预警模型,其性能优于单纯依赖任一数据源的单模态模型^[30,31]。

二、人工智能在重症感染精准诊断与病情评估中的应用

脓毒症的早期预警是 AI 在重症感染领域重要的研究方向之一。脓毒症机器学习预测模型的相关研究数量呈快速增长趋势,其中采用随机森林、梯度提升和深度神经网络的方法最为常见^[5]。多数研究的机器学习模型的 AUC 可达 0.80 至 0.95,显著高于基于单变量阈值的传统早期预警系统^[5]。但现有研究的质量参差不齐,多为回顾性研究,且仅有少数模型经过外部验证,这就限制了研究结论的临床推广应用。脓毒症预测模型在前瞻性研究,或者在真实世界部署使用时,普遍存在模型性能的“降级”现象^[32,33],这可能与模型训练数据与真实世界中患者人群特征不同、医生的诊疗习惯不同和模型触发预警后临床响应不足等因素所导致反馈数据偏倚,以及电子病历数据缺失和质量不稳定等因素有关^[34]。AI 脓毒症预警预测系统的临床转化,需要更多的多中心前瞻性验证和持续优化。

生物标志物是重症感染诊断和预后评估的传统工具,但单一标志物的诊断效能有限。AI 技术通过整合多种生物标志物、表型和临床参数,构建多参数联合诊断模型,显著提升了诊断和预后评估的准确性^[35,36]。乳酸是脓毒症预后评估的经典生物标志物,其水平受多种非感染性因素影响。Perez 等^[37]基于 180 例本地病例及 4 559 例重症监护公共数据库(medical information mart for intensive care-III,

MIMIC-III) 病例进行回顾性研究, 建立随机森林分类模型, 采用血清乳酸水平、尿量和酸碱平衡等相关变量, 建立 ICU 脓毒症死亡预测模型 (AUC 0.95), 优于单独使用乳酸的传统评估方法。新型生物标志物的发现和验证也是 AI 辅助重症感染诊断的重要方向。利用机器学习对脓毒症患者血浆蛋白质组学数据进行深度挖掘, 有望发现新的生物标志物组合, 为早期诊断和精准分型提供分子依据^[38,39]。

准确评估器官功能障碍的严重程度, 是重症感染患者预后分层和诊疗决策的基础。SOFA 评分是脓毒症相关器官功能障碍的标准评估工具, 但其在 AI 辅助下可获得性能提升^[40]。Palmowski 等^[41]使用 SOFA 轨迹动态数据训练机器学习算法预测脓毒症 30 d 死亡风险, 结果显示使用支持向量机模型和人工神经网络模型分析前 7 d 每日 SOFA 评分、30 d 死亡预测准确率显著优于传统 Δ SOFA。整合 SOFA + APACHE II 评分与降钙素原、血清白蛋白等其他生物标志物构建机器学习模型^[42], AUC 达到了 0.845, 有助于实现对高危患者的早期风险分层与精准干预。

三、人工智能在重症感染治疗决策中的应用

临床决策支持系统 (clinical decision support system, CDSS) 通过将 AI 模型与临床工作流程深度集成, 可以为医生提供实时、个体化的诊疗建议。在脓毒症领域, CDSS 的核心应用场景涵盖早期液体复苏、抗菌药物启动时机、器官功能支持策略及预后评估等关键决策节点^[43]。荷兰阿姆斯特丹大学医学中心研发的 AutoKinetics 床旁实时药代动力学驱动的抗生素给药决策支持系统^[44], 通过自动提取患者生命体征、实验室检查、肾功能等数据进行实时数据整合, 对血浆药物浓度等指标进行个体化预测, 根据抗生素药代动力学模型给出精准抗生素使用剂量, 依据血药浓度监测结果自动重新计算最优剂量, 并将结果实现床旁实时推送。在其后续的多中心随机对照试验研究中^[45], 验证了 AutoKinetics 系统在临床环境中的可行性, 研究共纳入 224 例脓毒症/脓毒性休克患者, 结果显示: 与常规治疗组相比, AutoKinetics 组血药浓度达标率显著提升 (78% vs 52%, $P < 0.001$), 达到目标血药浓度的时间缩短约 40% (中位数 4.2 h vs 7.1 h), 且 28 d 病死率相当 (23% vs 26%, $P = 0.58$), 提示该系统在提高抗生素精准给药方面具有明确临床价值, 但尚需更大样本量研究验证其对客观性临床终点的改善^[45]。此外, 该研究结果显示 AutoKinetics 系统可用性评分较高

(4.2/5 分), 说明临床医生对该决策支持工具的接受度良好。血流动力学管理是脓毒性休克救治的核心环节, 其中升压药物的启动时机、剂量优化及液体平衡策略是影响患者预后的关键决策因素。OVISS (Optimal Vasopressin Initiation in Septic Shock) 研究^[46]利用 MIMIC-IV 和 eICU 两个重症医学数据库, 共计纳入 > 15 000 例脓毒性休克患者, 采用强化学习 (reinforcement learning, RL) 的算法, 通过分析历史治疗数据进行机器学习, 建立最优血管加压素启动时机的推荐策略模型。结果显示, RL 策略推荐的启动时机与指南推荐的早期启动时机一致率约为 67%, 但 RL 策略能进一步识别出如基线乳酸 > 4 mmol/L、合并急性肾损伤者等特定亚组人群, 可从更早期启动血管加压素治疗中获益; 与实际临床实践相比, RL 引导策略与较低的 90 d 死亡率相关 (调整后 $RR = 0.89$, 95% $CI: 0.82 \sim 0.97$), 同时可缩短器官功能障碍持续时间。然而, 作为一项回顾性观察性研究, RL 策略对临床结局的改善作用, 仍需前瞻性随机对照试验进行验证。研究者建议, 强化学习结果应作为 CDSS 中的建议层, 临床决策仍需结合医生判断和患者个体化因素进行综合考量。

四、“灵·感”智慧诊疗平台的建设与临床实践

重症感染性疾病, 尤其是人畜共患传染病, 对临床救治提出了严峻挑战。此类疾病具有传播风险高、病情进展迅速、预后恶劣等特点。以 SFTS 为例, 该病由蜱叮咬传播的大别班达病毒感染引起, 危重型患者病死率可高达 44.7%, 脑病发生率达 62.7%, 继发性噬血细胞综合征发生率达 69.1%^[47]。传统的重症监护模式下, 床旁监护设备数据独立形成“信息孤岛”, 医护人员需每日多次进入污染区记录设备数据, 不仅效率低下, 还存在较高的医护职业暴露风险。

为了应对上述挑战, 华中科技大学同济医学院附属同济医院感染科重症监护病房于 2021 年 4 月启动“灵·感”智慧感染重症诊疗平台 (以下简称“灵·感”平台) 建设。与深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司合作研发, 构建了“多设备物联 + 智慧信息系统”重症感染智慧诊疗体系。该平台同时获国家重大公共卫生事件医学中心技术支撑, 纳入国家重点研发计划“人畜共患烈性传染病重症救治关键技术研究”的研发任务。“灵·感”平台的总体架构分为全域感知层、认知计算层和智能决策层三个层次。全域感知层以物联网技术为基础, 实现 ICU 内监护仪、输液泵、呼吸机、血气分析仪、体外膜肺氧

合 (extracorporeal membrane oxygenation, ECMO) 等床旁设备的深度互联互通,通过 BeneLink 中间件实现 HL7 协议数据交换,打破设备隔离和信息孤岛壁垒。认知计算层整合了 40 余种疾病风险评估模型,涵盖病情进展预测、死亡风险分层、器官功能障碍评估及治疗反应预测等多个维度。模型输入数据来源于电子病历系统、临床信息系统、物联网实时采集数据及实验室检验系统等多种来源,经大数据技术自动化抓取和清洗后,形成结构化的患者特征数据集。智能决策层则将认知计算层的输出转化为面向临床的应用服务,包括多参数联合预警、动态风险分层、治疗方案推荐和预后评估等功能模块,形成“感知-分析-决策-反馈”的 AI 重症诊疗闭环。该平台已获得软件著作权证书,建立了具有自主知识产权的感染重症智慧信息系统。平台的智慧内核之一,“灵·感”感染重症智能体,采用 LLM、知识图谱与 RAG 技术相结合的方案,构建覆盖感染判定、病原鉴定、精准治疗、疗效评估和预后转出五个阶段的重症感染专病知识图谱,并融合临床路径引擎、专家规则引擎与专病预测小模型,形成“多层融合架构”,为重症感染患者的诊疗提供可解释的个体化决策支持。

“灵·感”平台在同济医院感染科 ICU 的应用取得了显著的临床成效。以 SFTS 危重型患者为例,在智慧重症平台辅助下,SFTS 危重型患者病死率从平台建设前的 77.14% 显著下降至 47.37%,降幅约 30 个百分点^[47]。这一改善与平台实现的早期预警、动态风险监测和治疗方案优化密切相关。在医护工作改善方面,物联网技术使床旁设备数据实现自动采集和实时传输,显著减少医护人员每日进出污染区频次,提升了医护人员文书性工作的效率,在烈性传染病救治中对医护人员效率提升及人员保护具有重要意义。

“灵·感”平台的研发过程同步推进了重症感染智慧诊疗领域的标准化体系建设。团队牵头制定了《智慧重症监护病房建设规范》(T/CHIA 47-2024)与《重症感染性疾病电子病历数据集》(T/CHIA 45-2023系列,12 部分),为智慧 ICU 的建设与智慧重症平台临床数据的采集存储和共享提供了标准化的基础。

五、挑战与展望

重症感染 AI 技术的临床转化面临多重挑战。在数据层面,电子病历普遍存在缺失值、录入错误及标准化程度低等问题,不同医疗机构的信息系统架构和数据字典差异显著,跨机构数据整合面临技术、

伦理及法律等多重障碍。同时,重症患者病情危重导致数据类型多样、时序特征复杂,对数据治理能力提出了更高的要求^[48]。在模型层面,深度学习的“黑箱”特性与临床医学对决策透明度的要求之间悖论,临床医生难以理解模型预测依据,进而影响采纳意愿^[49]。同时,当前大多数脓毒症 AI 模型基于单中心回顾性数据或公共数据库进行开发,这就造成了进入真实临床环境后,模型普遍面临性能降级、工作流程整合困难等问题。重症感染患者群体的高度异质性对 AI 模型的公平性提出了更高要求,需充分评估模型在不同人群中的适用性,避免算法偏见等。

尽管挑战重重,大语言模型和专病智能体的快速发展为重症感染临床决策支持提供了新的思路和路径。跨越 AI 模型与临床应用之间的鸿沟,需要 AI 研发团队与临床团队的深度协作,建立“开发-验证-迭代-部署”持续优化闭环,在大规模、多样化 ICU 人群中开展前瞻性随机对照试验,积累高质量临床证据,推动 AI 辅助重症感染的规范化临床应用。

参考文献

- 1 Singer M,Deutschman CS,Seymour CW,et al. The third international consensus definitions for sepsis and septic shock (Sepsis-3) [J]. JAMA,2016,315(8):801-810.
- 2 Collaborators GBDGS. Global regional and national sepsis incidence and mortality, 1990-2021: a systematic analysis [J]. Lancet Glob Health,2025,13(12):e2013-e2026.
- 3 陈广,陈韬,舒赛男,等. 重症发热伴血小板减少综合征诊治专家共识 [J]. 中华临床感染病杂志,2022,15(4):253-263.
- 4 Vincent JL,Moreno R,Takala J,et al. The SOFA (Sepsis-related Organ Failure Assessment) score to describe organ dysfunction/failure. On behalf of the Working Group on Sepsis-Related Problems of the European Society of Intensive Care Medicine [J]. Intensive Care Med, 1996,22(7):707-710.
- 5 Fleuren LM,Klausch TLT,Zwager CL,et al. Machine learning for the prediction of sepsis: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy [J]. Intensive Care Med,2020,46(3):383-400.
- 6 Shool S,Adimi S,Saboori Amleshi R,et al. A systematic review of large language model (LLM) evaluations in clinical medicine [J]. BMC Med Inform Decis Mak,2025,25(1):117.
- 7 Biesheuvel LA,Dongelmans DA,Elbers PWG. Artificial intelligence to advance acute and intensive care medicine [J]. Curr Opin Crit Care, 2024,30(3):246-250.
- 8 Liu F,Yao J,Liu C,et al. Construction and validation of machine learning models for sepsis prediction in patients with acute pancreatitis [J]. BMC Surg,2023,23(1):267.
- 9 Cheng Y,Cheng R,Xu T,et al. Machine Learning techniques applied to COVID-19 prediction: a systematic literature review [J]. Bioengineering (Basel),2025,12(5):514.
- 10 Zhang G,Shao F,Yuan W,et al. Predicting sepsis in-hospital mortality with machine learning: a multi-center study using clinical and inflammatory biomarkers [J]. Eur J Med Res,2024,29(1):156.
- 11 Kim DK,Kim YT,Kim H,et al. DeepCNAP: A deep learning approach for continuous noninvasive arterial blood pressure monitoring

- using photoplethysmography [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26 (8) :3697-3707.
- 12 Dalal S, Ardabili AK, Bonavia AS. Time-series deep learning and conformal prediction for improved sepsis diagnosis in primarily Non-ICU hospitalized patients[J]. *Comput Biol Med*, 2025, 193:110497.
- 13 Abbas GH, Sen P, Giri OA, et al. Artificial intelligence-based predictive modeling for early detection of sepsis in hospitalized patients: a systematic review and meta-analysis [A]. In: *Crit Care Explor*, Vol. 7. United States, 2025: e1360.
- 14 Polat H, Ozerdem MS, Ekici F, et al. Automatic detection and localization of COVID-19 pneumonia using axial computed tomography images and deep convolutional neural networks [A]. In: *Int J Imaging Syst Technol*, Vol. 31. United States, 2021: 509-524.
- 15 Deng T, Feng J, Le X, et al. Automatic recognition and differentiation of pulmonary contusion and bacterial pneumonia based on deep learning and radiomics [A]. In: *BMC Med Imaging*, Vol. 25. England, 2025: 234.
- 16 Dubois C, Eigen D, Delmas E, et al. Deep learning in medical image analysis: introduction to underlying principles and reviewer guide using diagnostic case studies in paediatrics [J]. *BMJ*, 2024, 387: e076703.
- 17 Thakur GK, Thakur A, Kulkarni S, et al. Deep learning approaches for medical image analysis and diagnosis [J]. *Cureus*, 2024, 16 (5) : e59507.
- 18 Chung P, Fong CT, Walters AM, et al. Large language model capabilities in perioperative risk prediction and prognostication [J]. *JAMA Surg*, 2024, 159 (8) :928-937.
- 19 Williams CYK, Subramanian CR, Ali SS, et al. Physician- and large language model-generated hospital discharge summaries [A]. In: *JAMA Intern Med*, Vol. 185. United States, 2025: 818-825.
- 20 Watari T, Takagi S, Sakaguchi K, et al. Performance comparison of Chat GPT-4 and Japanese medical residents in the general medicine in-training examination: comparison study [A]. In: *JMIR Med Educ*, Vol. 9. Canada, 2023: e52202.
- 21 Hager P, Jungmann F, Holland R, et al. Evaluation and mitigation of the limitations of large language models in clinical decision-making [A]. In: *Nat Med*, Vol. 30. United States, 2024: 2613-2622.
- 22 Shool S, Adimi S, Saboori Amleshi R, et al. A systematic review of large language model (LLM) evaluations in clinical medicine [A]. In: *BMC Med Inform Decis Mak*, Vol. 25. England, 2025: 117.
- 23 Tordjman M, Liu Z, Yuce M, et al. Comparative benchmarking of the DeepSeek large language model on medical tasks and clinical reasoning [A]. In: *Nat Med*, Vol. 31. United States, 2025: 2550-2555.
- 24 Yang H, Li J, Zhang C, et al. Large language Model-Driven knowledge graph construction in sepsis care using multicenter clinical databases: development and usability study [J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e65537.
- 25 Ji S, Pan S, Cambria E, et al. A survey on knowledge graphs: representation acquisition and applications [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2022, 33 (2) :494-514.
- 26 Chen H, Gu Y, Zhang G, et al. Deep knowledge-driven multi-modal fusion for diagnosis and prognosis of SI-ARDS [J]. *Commun Med (Lond)*, 2026. Online ahead of print.
- 27 Ghanvatkar S, Rajan V. Evaluating explanations from AI algorithms for clinical decision-making: A social science-based approach [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2024, 28 (7) :4269-4280.
- 28 Boussina A, Shashikumar SP, Malhotra A, et al. Impact of a deep learning sepsis prediction model on quality of care and survival [J]. *NPJ Digit Med*, 2024, 7 (1) :14.
- 29 Tang L, Li Y, Zhang J, et al. Machine learning model to predict sepsis in ICU patients with intracerebral hemorrhage [J]. *Sci Rep*, 2025, 15 (1) :16326.
- 30 Rafiei A, Rezaee A, Hajati F, et al. SSP: Early prediction of sepsis using fully connected LSTM-CNN model [J]. *Comput Biol Med*, 2021, 128:104110.
- 31 Ye S, Xu W, Jiang Z, et al. Prediction of new-onset atrial fibrillation in sepsis patients by machine learning: A systematic review [A]. In: *Digit Health*, Vol. 11. United States, 2025: 20552076251384237.
- 32 Peng Z, Schouten JS, Silvertand D, et al. External validation complexities: A comparative study of late-onset sepsis prediction models across multiple clinical environments [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2026, 73 (5) :1921-1932.
- 33 Le J, Rusin W, Joosten A, et al. Machine learning for hemodynamic instability prediction and hemorrhage management in trauma and perioperative care [A]. In: *Curr Opin Anaesthesiol*, Vol. 39. United States, 2026: 136-143.
- 34 Gao T, Fan T, Leng W, et al. Artificial intelligence in acute and critical care: current challenges and strategic solutions [J]. *Front Public Health*, 2026, 14: 1818726.
- 35 Komorowski M, Green A, Tatham KC, et al. Sepsis biomarkers and diagnostic tools with a focus on machine learning [J]. *EBioMedicine*, 2022, 86: 104394.
- 36 Barichello T, Generoso JS, Singer M, et al. Biomarkers for sepsis: more than just fever and leukocytosis-a narrative review [J]. *Crit Care*, 2022, 26 (1) :14.
- 37 Perez-Tome JC, Parron-Carreno T, Castano-Fernandez AB, et al. Sepsis mortality prediction with Machine Learning Techniques [J]. *Med Intensiva (Engl Ed)*, 2024, 48 (10) :584-593.
- 38 Jin X, Shen H, Zhou P, et al. Research progress on sepsis diagnosis and monitoring based on omics technologies: A review [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2025, 15 (22) :2887.
- 39 Palmowski L, Weber M, Bayer M, et al. Mortality-associated plasma proteome dynamics in a prospective multicentre sepsis cohort [J]. *EBioMedicine*, 2025, 111: 105508.
- 40 Mou C, Yang J, Wu Q, et al. Progress in sepsis prediction models: from traditional scoring systems to multimodal intelligence and clinical translation [J]. *Front Med (Lausanne)*, 2026, 13: 1732164.
- 41 Palmowski L, Nowak H, Witowski A, et al. Assessing SOFA score trajectories in sepsis using machine learning: A pragmatic approach to improve the accuracy of mortality prediction [J]. *PLoS One*, 2024, 19 (3) :e0300739.
- 42 Zhang Y, Li C, Ji Y, et al. Machine learning-based mortality risk prediction model in patients with sepsis [A]. In: *J Inflamm Res*, Vol. 18. New Zealand, 2025: 6427-6437.
- 43 Silvestri JA, Kmiec TE, Bishop NS, et al. Desired characteristics of a clinical decision support system for early sepsis recognition: Interview study among hospital-based clinicians [J]. *JMIR Hum Factors*, 2022, 9 (4) :e36976.
- 44 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.
- 45 Roggeveen LF, Guo T, Fleuren LM, et al. Right dose right now: bedside real-time data-driven and personalised antibiotic dosing in critically ill patients with sepsis or septic shock-a two-centre randomised clinical trial [J]. *Crit Care*, 2022, 26 (1) :265.
- 46 Kalimouttou A, Kennedy JN, Feng J, et al. Optimal vasopressin initiation in septic shock: The OVISS reinforcement learning study [J]. *JAMA*, 2025, 333 (19) :1688-1698.
- 47 陈广, 马科, 陈韬, 等. 智慧感染重症平台在综合救治重症发热伴血小板减少综合征患者中的临床研究 [J]. *内科急危重症杂志*, 2025, 31 (2) :119-125.
- 48 Pinsky MR, Bedoya A, Bihorac A, et al. Use of artificial intelligence in critical care: opportunities and obstacles [A]. In: *Crit Care*, Vol. 28. England, 2024: 113.
- 49 Liu T, Krentz AJ, Huo Z, et al. Opportunities and challenges of cardiovascular disease risk prediction for primary prevention using machine learning and electronic health records: A systematic review [A]. In: *Rev Cardiovasc Med*, Vol. 26. Singapore, 2025: 37443.