

认知负荷理论视角下重症感染临床决策支持系统的研究进展

陈丽红¹, 楼娟花², 严平^{3*}

¹丽水学院医学院, 浙江 丽水

²丽水学院附属第一医院老年科, 浙江 丽水

³丽水学院附属第一医院护理部, 浙江 丽水

收稿日期: 2026年4月13日; 录用日期: 2026年5月7日; 发布日期: 2026年5月15日

摘要

认知负荷理论为复杂临床决策情境中的信息加工提供了理论框架。本文从认知负荷理论视角综述重症感染相关临床决策支持系统的类型、应用现状及效果, 探讨其存在的问题与优化方向, 以为重症感染护理评估、预警响应、集束化措施落实及护理信息系统优化提供参考。

关键词

重症感染, 重症监护, 脓毒症, 认知负荷理论, 临床决策支持系统, 护理决策

Research Progress on Clinical Decision Support Systems for Severe Infection from the Perspective of Cognitive Load Theory

Lihong Chen¹, Juanhua Lou², Ping Yan^{3*}

¹School of Medicine, Lishui University, Lishui Zhejiang

²Department of Geriatrics, The First Affiliated Hospital of Lishui University, Lishui Zhejiang

³Nursing Department, The First Affiliated Hospital of Lishui University, Lishui Zhejiang

Received: April 13, 2026; accepted: May 7, 2026; published: May 15, 2026

Abstract

Cognitive load theory provides a theoretical framework for information processing in complex

*通讯作者。

文章引用: 陈丽红, 楼娟花, 严平. 认知负荷理论视角下重症感染临床决策支持系统的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(5): 1138-1145. DOI: 10.12677/acm.2026.1651913

clinical decision-making contexts. This review summarizes the types, application status, and effects of clinical decision support systems related to severe infection from the perspective of cognitive load theory, explores their existing problems and optimization directions, and aims to provide references for nursing assessment, early warning response, implementation of bundle measures, and optimization of nursing information systems in severe infection.

Keywords

Severe Infection, Intensive Care, Sepsis, Cognitive Load Theory, Clinical Decision Support System, Nursing Decision-Making

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

重症感染是临床常见且病死率较高的严重健康问题，对患者预后及医疗资源消耗产生显著影响。脓毒症及脓毒性休克是其中最具代表性的临床类型，其发生率高、病情进展迅速，是急危重症管理的核心问题。脓毒症是由感染引发的宿主反应失调所致的危及生命的器官功能障碍，可并发脓毒症休克及多器官功能衰竭等严重并发症[1][2]。全球疾病负担研究显示，2017年全球脓毒症新发病例约4890万例，相关死亡约1100万例，占全球死亡总数近20% [3]。在重症监护人群中，其患病率约为30%，病死率较高[4]。重症患者病情复杂、变化迅速，对临床评估与决策提出较高要求[5]。脓毒症病情危重，进展迅速，但及时发现和早期干预可显著改善患者预后[6]。脓毒症管理需整合多维临床信息，护理人员在时间压力下持续评估与决策，认知负荷较高。近年来，基于电子病历的脓毒症临床决策支持系统逐渐应用于急诊及重症监护等临床场景[7][8]。然而，现有研究多聚焦于系统预测性能及临床结局，对其在调节护理人员认知负担方面的作用关注不足。认知负荷理论强调有限认知资源的合理分配，为分析CDSS在重症感染管理中的应用效果提供了新的理论视角。本文从认知负荷理论视角综述重症感染相关临床决策支持系统的类型、应用现状及效果，探讨其存在的问题与优化方向，以期为护理实践与系统优化提供依据。

2. 认知负荷理论概述及其在重症感染决策中的适用性

认知负荷理论(Cognitive Load Theory, CLT)由Sweller [9]提出，强调人类工作记忆容量有限，信息加工效率取决于认知资源分配的合理性。该理论将认知负荷划分为内在认知负荷、外在认知负荷和相关认知负荷三类。内在认知负荷由任务本身复杂性决定；外在认知负荷来源于信息呈现方式或环境设计不合理所增加的无效加工；相关认知负荷则是指用于促进图式构建或图式自动化过程的负荷，可促进任务执行[10][11]。近年来，认知负荷理论逐渐应用于医疗与护理领域[12]、医学教育[13]及临床决策支持系统[14]。重症感染临床决策具有信息密集、病情动态变化快及决策时间窗口短等特点。护理人员在ICU环境中需整合生命体征、实验室指标及器官功能评分等多维信息，在多任务并行和频繁干扰情境下持续进行判断与执行，决策复杂度高。相关研究指出，信息系统界面复杂及报警频繁可能增加医护人员的外在认知负荷，影响临床决策质量[15]。从认知负荷理论视角分析，重症感染决策属于高内在认知负荷任务，若系统设计不当，则可能进一步增加外在负荷。因此，在重症感染管理中，有必要基于认知负荷理论优化信息组织与决策提示方式，以提升临床决策效率和护理工作质量。

3. 重症感染相关临床决策支持系统的类型与应用现状

3.1. 早期识别与风险预警型 CDSS

早期识别与风险预警型 CDSS 主要用于急诊、普通病房及 ICU 入室前等重症感染前端识别环节, 通过整合生命体征与检验检查等信息触发风险提示, 促进疑似脓毒症患者的尽早识别与干预。脓毒症预警系统与管理依从性提高及部分临床结局改善相关。Kim 等[8]系统评价与 Meta 分析显示, 急诊脓毒症电子预警与死亡率下降、住院日缩短及集束化治疗依从性提高相关。Adams 等[16]在多中心真实世界研究中发现, 机器学习预警系统可提前识别高风险患者, 且医护人员对预警的及时响应与更好的过程指标及结局相关。Boussina 等[17]研究表明深度学习脓毒症预测模型用于早期识别脓毒症, 与死亡率降低及治疗依从性改善相关。研究表明, 智能预警系统与规范化流程管理结合, 可提高脓毒症休克患者集束化治疗完成率并改善预后[18]。预警型 CDSS 在前移识别窗口方面具有一定应用价值, 但其效果仍受提示方式、响应机制及与临床流程整合程度等因素影响。

3.2. 治疗与路径决策支持型 CDSS

治疗与路径决策支持型 CDSS 主要应用于 ICU 内脓毒症及脓毒性休克患者的规范化处置, 通过将循证指南转化为结构化医嘱集、流程提醒或算法支持, 协助医护人员完成早期复苏、抗感染治疗及血流动力学管理等关键决策。《Surviving Sepsis Campaign 2021》指南强调早期识别与集束化管理对改善预后的重要意义, 为路径化决策支持的构建提供了依据[19]。Munroe 等[20]指出, 在早期脓毒症复苏阶段应用血流动力学决策支持工具, 可提高液体与升压药调整的及时性。国内研究亦提示, 智能预警系统可提高脓毒症休克患者集束化治疗完成率[18]。重症感染病情复杂、监测指标多样, ICU 医护人员在多任务环境下需整合动态信息并迅速决策, 认知负荷较高。路径决策 CDSS 通过流程结构化与关键节点提示, 有助于减少信息搜索与重复确认过程。但若提示过于频繁或界面层级复杂, 亦可能增加额外认知负担, 甚至引发“警报疲劳”。系统设计中需重视信息呈现方式与优先级设置, 以促进护理决策效率的提升。

3.3. ICU 场景下的综合决策支持系统

ICU 场景下的综合决策支持系统通常整合重症感染风险识别、治疗路径管理、抗菌药物决策支持及过程监测等多模块功能, 实现从预警到处置的闭环支持。与单一预测模型相比, 综合型系统更强调多源数据整合与动态监测, 在复杂重症情境下支持团队协作与规范化管理。Hadweh 等[21]指出, 人工智能驱动的 CDSS 可实现持续、标准化筛查, 其效果依赖于与临床流程的整合。Adams 等[16]研究表明, 机器学习预警系统可提前识别高风险患者, 并与部分临床结局改善相关。Hollenbeak 等[22]研究显示, 人工智能诊断工具可在入院数分钟内生成风险分层。实施后 ICU 平均住院时间缩短, 相关检测操作减少。Munroe 等[20]指出, 早期脓毒症复苏阶段决策呈现个体化与情境依赖特征, 为血流动力学决策支持工具的开发提供依据。在重症感染复杂的决策场景中, 信息来源多样、决策节点密集。综合型 CDSS 通过模块协同与流程整合, 有助于优化信息整合过程, 支持团队协作与规范化管理。

3.4. 面向护理工作流程的决策支持系统

面向护理工作流程的 CDSS 强调将风险提示与处置步骤嵌入护理评估、执行及记录环节, 通过流程驱动方式支持重症感染的连续管理。Fixler 等[23]在电子病历中整合脓毒症决策支持工具, 并构建包含护士参与的多学科协同流程, 通过清单与时间管理机制优化预警后处置, 提高了团队执行的参与度。Lazzarino 等[24]指出, 数字化预警系统的应用效果受角色定位、培训机制及工作流程匹配程度影响, 同时需关注报警频率与工作负荷变化。陈晓蕾[18]等研究表明, 可提高脓毒症休克患者 1 h 和 3 h 集束化治

疗措施完成率, 并提升医护人员的工作满意度。在重症感染护理情境中, 信息提示、执行任务与记录操作往往并行开展, 若系统设计不合理与护理路径衔接不足, 易增加信息整合与界面切换负担。现有研究提示, 护理流程型 CDSS 的关键在于将识别、执行与记录的一体化整合, 其效果有赖于系统设计与护理工作场景的匹配。

4. 认知负荷理论视角下 CDSS 的应用效果分析

4.1. 降低信息搜索与整合负担

重症感染管理需在有限时间内整合生命体征、实验室指标及器官功能评估等多维信息, 信息检索与整合负担较重。Asgari 等[15]指出, 电子病历系统的可用性与临床人员认知负担密切相关, 若界面复杂、信息呈现不符合工作流程或需频繁进行界面切换, 易增加视觉搜索和信息定位成本, 导致认知过载和倦怠。黎圣梦婷[25]等也指出, 急危重症场景下多源数据之间互联互通不足、信息共享受限, 会增加临床人员额外核对与整合信息的负担。从认知负荷理论视角看, 上述因素主要表现为外在认知负荷增加。对于重症感染 CDSS 而言, 界面布局、信息呈现方式和跨界面整合程度等设计因素, 主要通过影响信息搜索、界面切换和信息核对过程作用于外在认知负荷。若系统能够优化关键信息呈现方式、减少跨界面切换并增强多源信息整合, 可在一定程度上减少医护人员反复检索、比对和确认信息的过程, 从而降低无效信息加工负担, 提高信息获取与判断效率。

4.2. 优化重症感染决策流程

Dale 等[26]评估脓毒症医嘱集在住院患者中的应用, 结果显示医嘱集使用与院内病死率降低及直接变动成本下降相关, 提示基于电子病历的脓毒症医嘱集有助于提高照护价值。陈晓蕾等[18]将智能预警系统与集束化治疗管理相结合, 结果表明其可提高脓毒症休克患者 1 h 和 3 h 集束化治疗措施完成率, 并缩短 ICU 住院时间。该系统设置了信息自动提取模块和集束化治疗预警模块, 可按 1、3、6 h 时限对未完成项目进行逐项提示, 并通过 PDA、护士站系统及医生电子病历界面弹窗提醒相关医护人员完成相应操作。从认知负荷理论视角看, 路径型 CDSS 中的“分时段任务提示”和“未完成项目逐项提醒”等设计元素, 可通过将复杂流程分解为连续、清晰的执行步骤, 减少医护人员对流程顺序、时间节点和完成状态的反复记忆与核对, 主要作用于内在认知负荷, 具体表现为促进关键节点按时完成和提高决策流程的规范性。

4.3. 改善护理决策体验与工作负荷感受

Lazzarino 等[24]指出, 数字化脓毒症警报虽有助于支持早期识别, 但复杂界面和侵入式弹窗可能打断工作流程, 并引发警报疲劳。Fixler 等[23]通过采用直观界面设计、团队可视化清单及分层风险警报, 提高了医护人员对系统的交互水平和参与度。明玥等[27]对贵州省 3 所三级甲等医院 252 名 ICU 护士进行横断面调查, 结果显示 ICU 护士报警疲劳处于中等水平, 且与设置报警参数频率、工作倦怠等因素相关; 研究建议通过适当设置报警参数、加强设备报警培训及合理配置人力等措施降低报警疲劳水平。从认知负荷理论视角看, 警报的侵入方式、触发频率及界面呈现方式等设计因素, 主要通过影响注意分配、任务切换和警报优先级判断作用于外在认知负荷。侵入式弹窗警报易增加决策中断成本, 而团队可视化清单和分层风险警报有助于减少重复确认及警报优先级判断负担, 从而减轻外在认知负荷并改善护理决策体验。

4.4. 促进人机协同并调节认知负荷

在人机协同模式下, CDSS 主要承担数据整合、风险分层与流程提醒等支持功能, 而最终决策仍由医护团队结合具体情境作出判断。Sutton 等[28]指出, 若 CDSS 需在电子病历之外额外交互, 或与既有工作

流程不匹配,可能造成工作流程割裂并增加使用负担。Sendak 等[29]提出,机器学习产品的临床转化依赖于与实际工作流程的整合,并需在真实环境中持续评估与监测,以确保模型的有效性与安全性。Amann 等[30]指出,可解释性有助于临床人员理解模型输出的依据,并结合自身临床判断对系统建议进行评估,从而增强对人工智能决策支持系统的信任。从认知负荷理论视角看,工作流嵌入方式、结果解释方式及信息呈现方式等设计因素,主要通过影响信息理解、任务切换和提示确认过程作用于外在认知负荷。其中,系统若需跨平台切换或额外核对信息,易增加认知中断和操作负担;而将结果解释、关键提示与现有护理流程整合展示,则有助于减少重复确认和理解负担,从而提升人机协同效能与决策质量。

5. 存在的问题与优化方向

5.1. 数据整合与系统运行稳定性有待提升

重症感染相关 CDSS 依赖生命体征、实验室指标及护理记录等多源数据的实时整合。然而在实际应用中,数据标准不统一、接口整合复杂及数据质量不稳定等问题仍较为常见,可能影响模型输出的稳定性与提示的可靠性。相关研究指出,数据治理基础薄弱与系统互联互通不足,是制约人工智能决策支持工具临床落地的重要因素之一[25][31]。此外,模型在真实世界部署后可能出现数据分布变化,需通过部署后的监测与评估机制及时识别并修正,以保障系统性能与安全性[32]。若系统运行不稳定或信息整合不足,医护人员仍需在多个界面间反复检索与核对数据,可能难以降低信息处理负担,甚至增加额外操作压力。

5.2. 信息呈现方式与人机交互设计有待优化

目前脓毒症预警与路径支持多以弹窗、报警或任务提醒形式呈现。研究表明,预警系统的实施与集束化治疗依从性提升及部分临床结局改善相关,但其实际应用效果仍受预警触发机制、临床响应模式及与工作流程整合程度等因素影响[8][16]。Lazzarino 等[24]在多中心质性研究中指出,提示频率过高、侵入性较强或缺乏触发依据说明,可能引发工作中断与报警疲劳,影响临床人员对系统的接受度。国内护理研究亦显示,ICU 护士报警疲劳水平与报警频率、工作倦怠程度密切相关[27]。不合理的信息呈现方式可能增加外在认知负荷,影响临床人员对核心护理任务的专注。因此,CDSS 设计应强化风险分层与分级提醒,优化趋势信息及触发依据的可视化呈现,减少无效告警与重复提示。系统评价可结合提示相关性、误报警率及主观工作负荷等指标,综合评估其临床适配性。

5.3. 工作流程嵌入与人机协同机制尚需完善

部分重症感染 CDSS 在设计上多围绕医师诊疗节点展开,对护理端持续评估、执行追踪及交接班支持的覆盖相对有限。在实际应用中,护理人员可能仍需在系统外进行补充记录与沟通确认,一定程度上影响系统提示向临床行动的有效转化。研究指出,若 CDSS 未能充分嵌入既有临床工作流程,可能增加工作流切换与任务中断,影响临床使用效果[33]。此外,工作流执行模型若未与临床角色分工相匹配,也可能影响决策支持工具在真实情境中的实施效果[34]。国内研究亦指出,人工智能融入重症医学实践时,应明确人机协同边界,并与临床流程相结合,形成动态反馈机制[35]。若系统提示未与护理工作路径有效衔接,护理人员需在不同界面间切换与核对信息,增加额外操作负担。为促进人机协同,应进一步明确人机分工:系统侧重数据整合、风险提示与任务追踪,护理团队侧重情境判断、措施执行与效果评估,并通过反馈机制实现闭环管理。

5.4. 基于认知负荷理论的重症感染 CDSS 优化路径

综合上述问题分析,重症感染 CDSS 的优化可基于认知负荷理论,从外在认知负荷、内在认知负荷及相关认知负荷 3 个层面加以改进。在外在认知负荷层面,应重点优化信息呈现方式与系统交互结构,

通过分层展示高风险指标、关键评估结果及处置建议，对警报进行分级分类并说明触发依据，同时尽量将数据录入、风险识别与决策支持整合于同一界面，以减少跨界面切换、重复检索和信息核对带来的额外负担[15][23][24][32]。在内在认知负荷层面，应围绕重症感染护理任务的复杂性进行路径结构化设计，将评估、预警响应、集束化措施落实及复评等关键步骤转化为节点化任务路径，并对1 h、3 h、6 h等关键时限任务进行分时段提醒和未完成项目追踪，以帮助护理人员将复杂流程转化为连续、清晰的执行步骤，促进关键节点按时完成[16][18]-[20]。在相关认知负荷层面，应强化系统可解释性、反馈机制及人机协同支持，通过展示关键触发指标、风险变化趋势及推荐建议依据，结合任务反馈、流程追踪及交接班可视化支持，促进知识加工和经验积累，并进一步明确人机分工边界，提升人机协同效能与决策质量[14][28]-[30][35]。基于此，重症感染 CDSS 的优化应进一步落实到信息分层、警报分级、任务结构化、结果解释及反馈支持等具体设计环节，以提升系统的护理适配性、可用性与临床应用价值。

6. 小结与展望

随着医疗信息化与人工智能技术的不断发展，重症感染相关临床决策支持系统在脓毒症早期识别、路径管理及流程规范化方面发挥了积极作用，为提升集束化治疗依从性提供了技术支持。然而，现有系统在数据整合、信息呈现、人机协同及护理流程嵌入等方面仍存在一定不足，与临床实际工作情境的契合度有待提升。从认知负荷理论视角分析，若信息设计与流程整合不合理，CDSS 不仅难以降低护理人员的外在认知负荷，还可能增加额外的信息处理与操作压力。未来应围绕护理工作场景开展系统优化与效果评价，强化数据治理与交互设计，完善人机协同与反馈机制，提升系统的临床适配性与护理决策效率，促进患者安全与护理质量的持续改进。

参考文献

- [1] 王伊帆, 陈燕, 彭劲民, 等. 中国脓毒症流行病学研究进展[J]. 中华重症医学电子杂志, 2023, 9(1): 89-94.
- [2] Umberger, R.A., Cao, X., Reynolds, R.B., Kilgannon, A.R., Mayr, F.B. and Yende, S. (2025) National Analysis of Preexisting Immunosuppressive Conditions and Infection-Related Readmissions among Sepsis Survivors. *Dimensions of Critical Care Nursing*, **44**, 48-57. <https://doi.org/10.1097/dcc.0000000000000672>
- [3] Rudd, K.E., Johnson, S.C., Agesa, K.M., Shackelford, K.A., Tsoi, D., Kievlan, D.R., et al. (2020) Global, Regional, and National Sepsis Incidence and Mortality, 1990-2017: Analysis for the Global Burden of Disease Study. *The Lancet*, **395**, 200-211. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(19\)32989-7](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(19)32989-7)
- [4] La Via, L., Maniaci, A., Lentini, M., Cuttone, G., Ronsivalle, S., Tutino, S., et al. (2025) The Burden of Sepsis and Septic Shock in the Intensive Care Unit. *Journal of Clinical Medicine*, **14**, Article 6691. <https://doi.org/10.3390/jcm14196691>
- [5] Kärki, T., Plachouras, D., Cassini, A. and Suetens, C. (2019) Burden of Healthcare-Associated Infections in European Acute Care Hospitals. *Wiener Medizinische Wochenschrift*, **169**, 3-5. <https://doi.org/10.1007/s10354-018-0679-2>
- [6] 邹燕群, 廖兰凯, 魏宗海, 等. “拯救脓毒症运动”1 h Bundle 依从性调查及对患者预后的影响[J]. 中华危重病急救医学, 2021, 33(6): 671-675.
- [7] Hou, Y., Wu, M., Chen, Y., Liu, T., Cheng, R., Hsu, P., et al. (2024) Efficacy of a Sepsis Clinical Decision Support System in Identifying Patients with Sepsis in the Emergency Department. *Shock*, **62**, 480-487. <https://doi.org/10.1097/shk.0000000000002394>
- [8] Kim, H., Ko, R., Lim, S.Y., Park, S., Suh, G.Y. and Lee, Y.J. (2024) Sepsis Alert Systems, Mortality, and Adherence in Emergency Departments: A Systematic Review and Meta-Analysis. *JAMA Network Open*, **7**, e2422823. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.22823>
- [9] Sweller, J. (1988) Cognitive Load during Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, **12**, 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- [10] Wilby, K.J. and Paravattil, B. (2021) Cognitive Load Theory: Implications for Assessment in Pharmacy Education. *Research in Social and Administrative Pharmacy*, **17**, 1645-1649. <https://doi.org/10.1016/j.sapharm.2020.12.009>
- [11] Zhang, S., Wu, Y., Fu, Z., Lu, Y., Wang, Q. and Mingxuan, L. (2020) Psychometric Properties of the Chinese Version of the Instrument for Measuring Different Types of Cognitive Load (MDT-CL). *Journal of Nursing Management*, **28**,

- 277-285. <https://doi.org/10.1111/jonm.12919>
- [12] 张山. 认知负荷理论在医疗护理领域中应用的研究进展[J]. 循证护理, 2022, 8(2): 185-188.
- [13] 张山, 吴瑛. 认知负荷理论在医学教育领域中的应用进展[J]. 中华护理教育, 2023, 20(2): 240-244.
- [14] Zhang, S., Ding, S., Cui, W., Li, X., Wei, J. and Wu, Y. (2023) Impact of Clinical Decision Support System Assisted Prevention and Management for Delirium on Guideline Adherence and Cognitive Load among Intensive Care Unit Nurses (CDSSD-ICU): Protocol of a Multicentre, Cluster Randomized Trial. *PLOS ONE*, **18**, e0293950. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0293950>
- [15] Asgari, E., Kaur, J., Nuredini, G., Balloch, J., Taylor, A.M., Sebire, N., *et al.* (2024) Impact of Electronic Health Record Use on Cognitive Load and Burnout among Clinicians: Narrative Review. *JMIR Medical Informatics*, **12**, e55499. <https://doi.org/10.2196/55499>
- [16] Adams, R., Henry, K.E., Sridharan, A., Soleimani, H., Zhan, A., Rawat, N., *et al.* (2022) Prospective, Multi-Site Study of Patient Outcomes after Implementation of the TREWS Machine Learning-Based Early Warning System for Sepsis. *Nature Medicine*, **28**, 1455-1460. <https://doi.org/10.1038/s41591-022-01894-0>
- [17] Boussina, A., Shashikumar, S.P., Malhotra, A., Owens, R.L., El-Kareh, R., Longhurst, C.A., *et al.* (2024) Impact of a Deep Learning Sepsis Prediction Model on Quality of Care and Survival. *npj Digital Medicine*, **7**, Article No. 14. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00986-6>
- [18] 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.
- [19] Evans, L., Rhodes, A., Alhazzani, W., Antonelli, M., Coopersmith, C.M., French, C., *et al.* (2021) Surviving Sepsis Campaign: International Guidelines for Management of Sepsis and Septic Shock 2021. *Intensive Care Medicine*, **47**, 1181-1247. <https://doi.org/10.1007/s00134-021-06506-y>
- [20] Munroe, E.S., Weinstein, J., Gershengorn, H.B., Karlic, K.J., Seelye, S., Sjoding, M.W., *et al.* (2024) Understanding How Clinicians Personalize Fluid and Vasopressor Decisions in Early Sepsis Management. *JAMA Network Open*, **7**, e247480. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.7480>
- [21] Hadweh, P., Niset, A., Salvagno, M., Al Barajraji, M., El Hadwe, S., Taccone, F.S., *et al.* (2025) Machine Learning and Artificial Intelligence in Intensive Care Medicine: Critical Recalibrations from Rule-Based Systems to Frontier Models. *Journal of Clinical Medicine*, **14**, Article 4026. <https://doi.org/10.3390/jcm14124026>
- [22] Hollenbeak, C.S., Henning, D.J., Geeting, G.K., Ledebor, N.A., Faruqi, I.A., Pierce, C.G., *et al.* (2023) Costs and Consequences of a Novel Emergency Department Sepsis Diagnostic Test: The Intellisep Index. *Critical Care Explorations*, **5**, e0942. <https://doi.org/10.1097/ccx.0000000000000942>
- [23] Fixler, A., Oliaro, B., Frieden, M., Girardo, C., Winterbottom, F.A., Fort, L.B., *et al.* (2023) Alert to Action: Implementing Artificial Intelligence-Driven Clinical Decision Support Tools for Sepsis. *Ochsner Journal*, **23**, 222-231. <https://doi.org/10.31486/toj.22.0098>
- [24] Lazzarino, R., Borek, A.J., Honeyford, K., Welch, J., Brent, A.J., Kinderlerer, A., *et al.* (2024) Views and Uses of Sepsis Digital Alerts in National Health Service Trusts in England: Qualitative Study with Health Care Professionals. *JMIR Human Factors*, **11**, e56949. <https://doi.org/10.2196/56949>
- [25] 黎圣梦婷, 杨杰, 陈棚棚, 等. 医学人工智能在急危重症应用中的难点及对策[J]. 中华急诊医学杂志, 2025, 34(5): 609-616.
- [26] Dale, C.R., Chiu, S., Schoepflin Sanders, S., Stowell, C.J., Steel, T.L., Liao, J.M., *et al.* (2024) Sepsis Order Set Use Associated with Increased Care Value. *CHEST*, **166**, 1046-1055. <https://doi.org/10.1016/j.chest.2024.05.032>
- [27] 明玥, 王乾沙, 黄蓉蓉, 等. ICU 护士报警疲劳的影响因素研究[J]. 护理学杂志, 2024, 39(6): 27-31.
- [28] Sutton, R.T., Pincock, D., Baumgart, D.C., Sadowski, D.C., Fedorak, R.N. and Kroeker, K.I. (2020) An Overview of Clinical Decision Support Systems: Benefits, Risks, and Strategies for Success. *npj Digital Medicine*, **3**, Article No. 17. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y>
- [29] Sendak, M., D'Arcy, J., Kashyap, S., *et al.* (2020) A Path for Translation of Machine Learning Products into Healthcare Delivery. *European Medical Journal*, **10**, 19-172.
- [30] Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D. and Madai, V.I. (2020) Explainability for Artificial Intelligence in Healthcare: A Multidisciplinary Perspective. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, **20**, Article No. 310. <https://doi.org/10.1186/s12911-020-01332-6>
- [31] Rose, C. and Chen, J.H. (2024) Learning from the EHR to Implement AI in Healthcare. *npj Digital Medicine*, **7**, Article No. 330. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01340-0>
- [32] Subasri, V., Krishnan, A., Kore, A., Dhalla, A., Pandya, D., Wang, B., *et al.* (2025) Detecting and Remediating Harmful Data Shifts for the Responsible Deployment of Clinical AI Models. *JAMA Network Open*, **8**, e2513685. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2025.13685>

-
- [33] Fletcher, E., Burns, A., Wiering, B., Lavu, D., Shephard, E., Hamilton, W., *et al.* (2023) Workload and Workflow Implications Associated with the Use of Electronic Clinical Decision Support Tools Used by Health Professionals in General Practice: A Scoping Review. *BMC Primary Care*, **24**, Article No. 23. <https://doi.org/10.1186/s12875-023-01973-2>
- [34] Sittig, D.F., Boxwala, A., Wright, A., Zott, C., Gauthreaux, N.A., Swiger, J., *et al.* (2024) Patient-Centered Clinical Decision Support Challenges and Opportunities Identified from Workflow Execution Models. *Journal of the American Medical Informatics Association*, **31**, 1682-1692. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocae138>
- [35] 杨娇, 郭蕊. 信息生态系统视角下生成式人工智能辅助临床决策的人机协同研究进展及展望[J]. 中国卫生政策研究, 2025, 18(12): 40-48.