

院内临床早期预警系统的研究进展:从传统模型到人工智能

吴昌德¹,袁世鑫¹,黄力维¹,杨毅¹,刘松桥^{1,2,3}

1. 江苏省重症医学重点实验室,东南大学附属中大医院重症医学科,江苏 南京 210009;2. 江苏省连云港市第一人民医院,徐州医科大学附属连云港医院,南京医科大学康达学院第一附属医院,南京医科大学连云港临床医学院,江苏 连云港 222000;
3. 南京市溧水区人民医院,东南大学附属中大医院溧水分院重症医学科,江苏 南京 211200

【摘要】 早期识别高危的患者并及时干预,可预防患者在住院期间发生心脏呼吸骤停等严重不良事件。在院内心脏呼吸骤停之前,患者多会表现出生命体征或生理指标的异常。临床早期预警系统正是基于监测这些关键指标,以实现对高危患者的早期识别和干预,从而降低不良事件的发生率。本文综述了院内临床早期预警系统的发展历程,从传统的单参数系统、多参数系统和综合加权预警系统,到基于信息化的自动化预警系统,再到基于机器学习和人工智能的新型临床预警系统。此外,本文还评估了这些系统在实际临床环境中的应用效果,以及它们在提高患者安全和改善预后方面的潜力。

【关键词】 快速反应系统;早期预警评分;临床恶化;自动化预警;机器学习

【中图分类号】 R801

【文献标志码】 A

【文章编号】 1672-6170(2024)04-0048-05

Research progress on in-hospital clinical early warning systems: from traditional models to artificial intelligence

WU Chang-de¹, YUAN Shi-xin¹, HUANG Li-wei¹, YANG Yi¹, LIU Song-qiao^{1,2,3} 1. Jiangsu Province Key Laboratory of Critical Care Medicine, Department of Critical Care Medicine, Zhongda Hospital, Southeast University, Nanjing 210009, China; 2. The First People's Hospital of Lianyungang, The Affiliated Lianyungang Hospital of Xuzhou Medical University, The First Affiliated Hospital of Kangda College of Nanjing Medical University, The Lianyungang Clinical College of Nanjing Medical University, Lianyungang 222000, China; 3. Department of Critical Care Medicine, Nanjing Lishui People's Hospital, Lishui Branch of Zhongda Hospital, Southeast University, Nanjing 211200, China

【Corresponding author】 LIU Song-qiao

【Abstract】 Early identification of high-risk patients and timely intervention can prevent serious adverse events such as cardiorespiratory arrest during hospitalization. Patients often show abnormalities in vital signs or physiological indicators before in-hospital cardiorespiratory arrest. The clinical early warning system is based on monitoring these critical indicators to achieve early identification and intervention of high-risk patients, thereby reducing the incidence of adverse events. This article reviews the development process of clinical early warning systems in hospitals, from traditional single parameter systems, multi-parameter systems and comprehensive weighted early warning systems, to automated early warning systems based on information technology, and to new clinical early warning systems based on machine learning and artificial intelligence. Additionally, this article evaluates the effectiveness of these systems in real clinical settings and their potential to improve patient safety and outcomes.

【Key words】 Rapid response system; Early warning score; Clinical deterioration; Automated warning; Machine learning

医院内心脏骤停和非计划转入重症医学科(intensive care unit, ICU)病房是与住院患者高死亡率相关的严重不良事件。在美国每年有超过 29 万成年人在医院内发生心脏骤停,发生率 9%~10%,存活率仅为 25%^[1]。在我国成人院内心脏骤停发病率为 8.4%,存活出院率为 9.4%,神经功能预后良好率为 6.7%^[2]。临床恶化与不良预后密切相关,这类患者相比其他住院患者,更需要侵入

性治疗、住院时间更长,且死亡风险更高^[3]。早期识别和干预能够显著降低患者的死亡风险,因此开发有效的临床恶化早期预警系统显得尤为重要^[4]。临床早期预警系统经历了从传统评分系统,到基于信息化及机器学习的新型临床预警系统的发展历程^[5-7]。本文综述了院内临床早期预警系统的发展历程及应用现状。

1 临床预警系统的提出及早期预警评分

20 世纪 90 年代首次描述了医疗应急小组^[8],类似的有快速反应小组、ICU 外的重症团队。2004 年美国医疗保健改善研究所开始了其“拯救 10 万生命运动”,呼吁美国所有的医院部署快速反应小组^[9]。2008 年美国将医院建立快速反应系统作为患者安全目标的一部分。2015 年美国心脏协会心肺复苏(CPR)和紧急心血管护理指南继续推荐快

【基金项目】 国家自然科学基金资助项目(编号:81971885)

【通讯作者简介】 刘松桥,男,博士,主任医师,副教授,博士研究生导师。中国医师协会体外生命支持专委会青年委员会副主任委员,中国心胸血管麻醉学会体外生命支持委员会副主任委员,中国卫生信息与健康医疗大数据学会重症分会常务委员,江苏省医师协会体外生命支持专委会副主任委员。主要研究方向:脓毒症和急性呼吸窘迫综合征的基础临床研究,体外膜肺临床应用研究,重症临床信息化和大数据。

速反应系统,特别是在一般护理病房^[10]。2021 年欧洲复苏委员会推荐使用早期预警评分(early warning score, EWS)进行早期预警,以减少医院内心脏骤停的发生率及住院病死率^[11]。2024 年美国重症医学会(society of critical care medicine, SCCM)发布的关于识别和应对非 ICU 住院患者临床恶化的指南^[12],建议在医院范围内部署快速反应团队或医疗紧急团队,并具有明确的激活标准。临床早期预警系统的核心是监测和触发机制,被称为临床预警标准^[13]。传统的临床预警标准,即 EWS,通常分为单参数系统、多参数系统和综合加权系统。

1.1 单参数预警指标 单参数系统通过对特定生命体征进行周期性观察,预先定义预警阈值标准作为预警系统触发条件,满足任何一个标准均可作为系统触发条件。研究表明,在严重不良事件实际发生前数分钟至数小时可能监测到异常的生命体征,有助于及时发现患者的临床恶化^[8, 14]。医护人员对患者病情的担忧是快速反应系统激活的常见原因之一^[15],但仅凭主观判断进行激活往往会导致预警激活率降低,因此大多数现有系统都规定了一套客观的激活标准。最早的预警标准是 1990 年由澳大利亚利物浦医院将其作为一个医疗急救小组概念的一部分而提出^[16],包括生理指标异常、实验室危急值以及特殊情况,比如心律失常、休克、癫痫发作等。为评估单参数生理监测预警系统有效性,采用 1 万例住院患者数据库预测住院患者死亡率的敏感性和特异性,结果均不尽人意,敏感性较低且差异较大(7.3% ~ 52.8%)^[17]。一些前后对照研究表明在引入单参数的预警标准后可减少医院内心脏骤停的发生率和死亡率,但是多中心、集群随机对照研究将使用单参数预警标准的医疗应急小组与对照组相比,发现其并未能降低意外心脏骤停的发生率及非计划转 ICU 的比例^[18]。

1.2 多参数预警指标 多参数预警标准使用不同生理指标的组合,以激活快速反应系统。研究显示,与多参数预警系统组相比,单参数预警系统组的患者更有可能留在病房(88.7% vs 71.3%, $P = 0.001$),接受普通病房的干预(85.1% vs 61.7%)^[19]。多种生理参数组合的预警系统在预测临床恶化、预测重症监护干预需求优于单参数指标^[20]。鉴于多参数系统的操作性较差,它们并不像单参数预警标准那样被广泛采用。为了提高操作的便捷性,人们提出了综合加权预警评分系统。

1.3 综合加权预警指标 综合加权评分系统将异常生命体征和其他生理指标进行分级,为每一级分配相应的分值,然后综合各项分值得到最终评分,

与预定义的触发阈值进行比较。这样的系统可用于指导分级干预,如增加生命体征监测、增强护理强度或引入更有经验的专家指导。在全球医院中,综合加权评分系统已变得普遍,包括英国的国家早期预警评分(national early warning score, NEWS)和澳大利亚的 BTF 等系统^[21, 22]。

综合加权系统优点是考虑到患者的病情严重程度,并进行风险分层,缺点是手工计算容易出错。一项对 171 家医院历时 6 年的调查研究发现,标准化的预警评分系统 NEWS 的引入与院内心跳呼吸骤停率下降 8.4% 相关,而预警评分系统从纸质版到电子版的转换则额外导致了院内心跳呼吸骤停率下降 7.6%^[23]。使用单一参数的阈值(例如呼吸频率 > 35 次/分)可能导致信息丢失和预测值降低,因此多种生理变化等参数的组合往往比单一指标变化预测能力更佳^[24]。NEWS 等评分系统在英国、荷兰等欧洲国家已经成为强制性的执行标准,这进一步强调了综合加权评分系统在提高患者安全性和降低不良事件发生率方面的重要性。

2 基于信息化的临床早期预警系统

近年来,信息化的普及和临床信息系统以及电子病历系统的广泛应用,为早期预警系统的部署和实时预警创造了条件。基于患者临床指标的数据库,包括人口统计学资料、临床诊断、合并症和并发症、连续生命体征、检验检查结果等数据,成为系统优化应用的基础。随着越来越多的医院开始实施信息化电子病历系统,涌现出一系列新型临床早期预警系统,例如美国的电子心脏骤停风险分诊(electronic cardiac arrest risk triage, eCART)等^[22, 25, 26]。基于信息化系统的临床早期预警系统,也经历了从回顾性的评分模型,到多模态整合预警系统,再到实时临床早期预警系统的发展。

2.1 电子自动评分模型 有证据表明,将生命体征记录在纸质图表上存在记录不准确的可能,同时大约 20% 的 NEWS 得分计算错误,此外,观察到明显异常的患者更容易被误判。与纸质版图表计算方法相比,使用电子版本可以更快更准确地计算出预警评分^[23, 27]。基于电子病历系统开发的各类早期预警评估系统的目的是早期识别呼吸、神经或心脏恶化的患者,而不是已经出现呼吸或心脏骤停的患者^[28, 29]。医院的电子病历系统不仅提供了实时数据支持,还为实现自动化早期预警工具提供了重要契机。尽管在预测患者病情恶化的算法开发方面取得了相对进展,但文献并未表明此类算法的实施与患者预后的改善具有相关性^[30]。

2.2 EMR 多参数整合预警系统 利用电子病历

信息系统中的多个参数(包括:生命体征、实验室检查结果、疾病严重程度评分、住院时间和护理等级等)产生一个综合的“风险评分”,这一评分与患者在未来一段时间内可能发生病情恶化的概率相关。通过复杂数学统计模型来计算发生临床病情恶化的概率。这种电子病历预警系统可以减少误报率高达 50%^[31]。相应的可以根据每个医院的每日的警报数量、所需的敏感性、特异性而进行调整快速反应系统激活的预警值。这些工具的局限性包括在低监测单元中数据的缺失,以及对一个既定风险的评分缺乏特定的响应机制^[32]。

2.3 实时临床早期预警系统 实时预警系统是基于集成的临床信息系统按照预先定义的评分标准对患者进行实时预警分值的评估。Kang 等研究利用回顾性数据推导并验证了一种评估心脏骤停风险或转 ICU 风险的算法,将其命名为 eCART,然后开发了一个实时分析平台,进行了前瞻性验证研究,来评估实时 eCART 计算的可行性和准确性,通过对 5751 次患者住院信息分析发现,与传统的预警系统相比,eCART 能更多更早地识别出心脏骤停,且 ICU 转诊病例明显多于标准快速反应小组激活,ROC 曲线下面积分别为 0.88(心脏骤停)和 0.80(转 ICU)^[33]。一项仅使用年龄、心率和呼吸三项指标的实时临床恶化预警系统 eCART Lite 较 NEWS 及 eCART 表现出更好的预警能力^[34]。有研究表明使用可穿戴技术持续监测住院患者的生命体征,可进行临床预警系统的实时评估^[35]。尽管目前有如此多种类的预警标准,但临床预警标准作为快速反应系统的启动环节,与其他预警或报警一样面临着预警能力不足,即不能早期有效地识别可能会发生病情恶化的高危患者,或者误报警过多而导致报警疲劳的种种问题。

2.4 基于人工智能(AI)的临床早期预警系统 随着计算机算力的显著增强和存储成本的持续降低,开发和部署先进的预测模型算法变得日益可行。许多研究团队已经开始探索使用经验证的基于机器学习算法开发的模型,这些模型相较于传统评分模型展现出了更优越的性能和对患者预后的改善效果^[36]。机器学习算法的发展已经从传统的逻辑回归、决策树和支持向量机等逐步演变为深度学习算法的广泛应用,其中包括卷积神经网络和循环神经网络。卷积神经网络适用于处理具有空间结构的数据,通过卷积操作可以有效提取特征。而循环神经网络则更适用于处理序列数据,具有记忆功能,在自然语言处理和时间序列预测等任务中表现出色。目前最常用于早期预警模型开发的算法包

括:长短期记忆模型、门控循环单元、时间卷积网络以及注意力机制^[7, 37]。

AI 辅助实时临床早期预警系统的发展经历了从单模态预警模型到多模态整合预警模型的转变。首先是数值型预警模型,利用患者的人口统计学数据、实验室检查和连续生命体征等数值型数据进行早期预警。一种方法是直接对患者进行危险分层,如 eCARTv5 采用梯度增强机模型,其性能优于传统评分系统^[38]。另一种方法是根据数据对患者进行分值赋予,如 EDI 指数是 Epic 公司基于朴素贝叶斯开发的模型,已在美国上百家医院广泛应用,并降低了患者护理升级风险^[39, 40]。其次是自然语言处理模型,通过处理电子病历中的文本信息,如 Clinical BERT 模型微调和长短期记忆模型模型分析,实现对临床恶化的早期识别^[41]。最后是多模态数据模型,如 Chen 等提出的基于多模态学习的预测模型,通过综合胸部影像图形、非结构化文本和数值型数据进行临床恶化的预测^[42]。

3 预警系统的临床应用

尽管临床早期预警系统的发展经历了多个阶段,从传统评分到基于机器学习及 AI 的新型预警模型,但在医疗实践中,临床预警系统主要分为三大类:基于规则的预警模型、基于信息系统的实时预警模型,以及基于机器学习的实时预警模型。

3.1 基于规则的预警模型 自 2007 年以来,基于规则的预警模型,如 NEWS、修改的早期警报评分 MEWS 和昆士兰成人恶化检测系统(queensland adult deterioration detection system, Q-ADDS),已被广泛应用于临床。在荷兰、英国、波兰等欧洲国家,NEWS 已成为标准临床工具,而在澳大利亚的昆士兰州和新南威尔士州,Q-ADDS 则更为常见。系统性评价表明,NEWS/MEWS 及其衍生模型是当前使用最广泛的预警模型。

3.2 基于信息系统的实时预警模型 将基于规则的早期预警模型,例如改良早期预警评分,在经过调整和优化后,整合入临床信息系统,以实现自动化实时监测。这种集成化的预警方法旨在提升系统的效率和响应速度,从而促进医疗团队对患者病情变化的及时识别与干预^[33]。然而,现有文献中缺乏有力证据表明此类实时自动化早期预警系统能够显著改善患者预后^[43, 44]。一项关于自动预警评分在住院患者中应用的综述表明,尽管实时自动警报系统在医院被广泛应用,但大多数相关研究未能证明这些系统与患者预后改善之间存在显著相关性。因此,未来的研究需要更加关注实施协议、警报接收者的工作流程以及模型特征的纳入,以提高

这些系统的临床效用^[45]。

3.3 基于机器学习的实时预警模型 当前,应用机器学习技术开发的临床预警模型在实际临床应用中的研究相对有限。绝大多数模型仍处于开发和验证阶段,仅有少数研究报道了其在临床实践中的应用^[29, 37, 46, 47],其中一项研究进行了对自然语言处理模型在临床应用方面的试验性评估^[48]。这些研究通过机器学习算法对庞大的患者数据集进行深入分析,旨在预测患者临床恶化的风险。尽管初步研究结果表明,与基于规则的传统预警模型相比,基于机器学习的模型在准确性和敏感性方面展现出潜在的优越性,但这些模型的临床应用仍处于早期阶段,迫切需要进一步的研究来验证其临床效果和实用性。

此外,在医学图像识别和医学大数据分析领域,深度学习算法相较于传统机器学习模型,已经表现出更优的性能。因此,建议将更多经过验证并表现良好的深度学习早期预警模型,从理论开发阶段过渡到实际的临床环境应用中,以实现其在临床护理实践中的最大潜力。

4 展望

随着数据科学和信息学的不断进步,利用医疗大数据技术进行多模态整合,开发更有效的实时预警评分系统,提高住院患者临床恶化评估的准确性已成为当前的研究方向。尽管在患者临床恶化预测算法的开发方面已取得一定进展,但其在临床应用中对患者预后的实际效益尚未明确。基于深度机器学习和 AI 的智能化临床预警系统,能够动态反馈、实时交互,有望为提高住院患者的安全性提供新的机会。未来,通过临床回顾性和前瞻性研究构建和优化 AI 辅助决策的实时动态临床预警模型,将进一步提高住院患者的安全性。

综上所述,院内早期预警系统作为住院患者快速反应体系的重要组成部分,需要不断优化以实现病情临床恶化的自动化评估和动态风险预测。基于信息化 AI 辅助的临床预警决策系统为早期识别高危患者、早期干预和预防住院患者不良事件的发生提供了新的方向。

【参考文献】

[1] Andersen LW, Holmberg MJ, Berg KM, et al. In-hospital cardiac arrest: a review [J]. JAMA, 2019, 321(12): 1200-1210.
[2] 中国心脏骤停与心肺复苏报告编写组,徐峰,陈玉国.中国心脏骤停与心肺复苏报告(2022年版)概要[J].中国循环杂志,2023,38(10):1005-1017.
[3] Cantor N, Durr KM, McNeill K, et al. Increased mortality and costs associated with adverse events in intensive care unit patients [J]. J

Intensive Care Med, 2022, 37(8): 1075-1081.
[4] De Jong A, Jung B, Daurat A, et al. Effect of rapid response systems on hospital mortality: a systematic review and meta-analysis [J]. Intensive Care Med, 2016, 42(4): 615-617.
[5] Herasevich S, Lipatov K, Pinevich Y, et al. The impact of health information technology for early detection of patient deterioration on mortality and length of stay in the hospital acute care setting: systematic review and meta-analysis [J]. Crit Care Med, 2022, 50(8): 1198-1209.
[6] Gerry S, Bonnici T, Birks J, et al. Early warning scores for detecting deterioration in adult hospital patients: systematic review and critical appraisal of methodology [J]. BMJ, 2020, 369: m1501.
[7] Muralitharan S, Nelson W, Di S, et al. Machine learning-based early warning systems for clinical deterioration: systematic scoping review [J]. J Med Internet Res, 2021, 23(2): e25187.
[8] Franklin C, Mathew J. Developing strategies to prevent in-hospital cardiac arrest: analyzing responses of physicians and nurses in the hours before the event [J]. Crit Care Med, 1994, 22(2): 244-247.
[9] Berwick DM, Calkins DR, McCannon CJ, et al. The 100,000 lives campaign: setting a goal and a deadline for improving health care quality [J]. JAMA, 2006, 295(3): 324-327.
[10] Kronick SL, Kurz MC, Lin S, et al. Part 4: Systems of care and continuous quality improvement: 2015 American Heart Association Guidelines Update for cardiopulmonary resuscitation and emergency cardiovascular care [J]. Circulation, 2015, 132(18 Suppl 2): S397-413.
[11] Perkins G D, Graesner J T, Semeraro F, et al. European Resuscitation Council Guidelines 2021: Executive summary [J]. Resuscitation, 2021, 161: 1-60.
[12] Honarmand K, Wax RS, Penoyer D, et al. Executive summary: society of critical care medicine guidelines on recognizing and responding to clinical deterioration outside the ICU [J]. Crit Care Med, 2024, 52(2): 307-313.
[13] Tirkkonen J, Skrifvars MB, Tamminen T, et al. Afferent limb failure revisited - A retrospective, international, multicentre, cohort study of delayed rapid response team calls [J]. Resuscitation, 2020, 156: 6-14.
[14] Devita MA, Bellomo R, Hillman K, et al. Findings of the first consensus conference on medical emergency teams [J]. Crit Care Med, 2006, 34(9): 2463-2478.
[15] Wood C, Chaboyer W, Carr P. How do nurses use early warning scoring systems to detect and act on patient deterioration to ensure patient safety? A scoping review [J]. Int J Nurs Stud, 2019, 94: 166-178.
[16] Lee A, Bishop G, Hillman KM, et al. The medical emergency team [J]. Anaesth Intensive Care, 1995, 23(2): 183-186.
[17] Smith GB, Prytherch DR, Schmidt PE, et al. A review, and performance evaluation, of single-parameter "track and trigger" systems [J]. Resuscitation, 2008, 79(1): 11-21.
[18] Hillman K, Chen J, Cretikos M, et al. Introduction of the medical emergency team (MET) system: a cluster-randomised controlled trial [J]. Lancet, 2005, 365(9477): 2091-2097.
[19] Shoaib M, Chalmers L, Richards T, et al. Evaluation of calling

- criteria for the rapid response system utilising single versus multiple physiological parameter disturbances [J]. *Intern Med J*, 2020, 51(7):1117-1125.
- [20] McNeill G, Bryden D. Do either early warning systems or emergency response teams improve hospital patient survival? A systematic review [J]. *Resuscitation*, 2013, 84(12): 1652-1667.
- [21] Smith GB, Prytherch DR, Meredith P, et al. The ability of the National Early Warning Score (NEWS) to discriminate patients at risk of early cardiac arrest, unanticipated intensive care unit admission, and death [J]. *Resuscitation*, 2013, 84(4): 465-470.
- [22] Campbell V, Conway R, Carey K, et al. Predicting clinical deterioration with Q-ADDS compared to NEWS, Between the Flags, and eCART track and trigger tools [J]. *Resuscitation*, 2020, 153: 28-34.
- [23] Hogan H, Hutchings A, Wulff J, et al. Interventions to reduce mortality from in-hospital cardiac arrest: a mixed-methods study [R]. Southampton (UK): NIHR Journals Library, 2019.
- [24] Jarvis S, Kovacs C, Briggs J, et al. Aggregate National Early Warning Score (NEWS) values are more important than high scores for a single vital signs parameter for discriminating the risk of adverse outcomes [J]. *Resuscitation*, 2015, 87: 75-80.
- [25] Bartkowiak B, Snyder AM, Benjamin A, et al. Validating the electronic cardiac arrest risk triage (eCART) score for risk stratification of surgical inpatients in the postoperative setting: retrospective cohort study [J]. *Ann Surg*, 2019, 269(6): 1059-1063.
- [26] Basch P. Electronic health records and the national health information network; affordable, adoptable, and ready for prime time? [J]. *Ann Intern Med*, 2005, 143(3): 227-228.
- [27] Schmidt PE, Meredith P, Prytherch DR, et al. Impact of introducing an electronic physiological surveillance system on hospital mortality [J]. *BMJ Qual Saf*, 2015, 24(1): 10-20.
- [28] Litvak E, Pronovost PJ. Rethinking rapid response teams [J]. *JAMA*, 2010, 304(12): 1375-1376.
- [29] Escobar GJ, Liu VX, Schuler A, et al. Automated identification of adults at risk for in-hospital clinical deterioration [J]. *N Engl J Med*, 2020, 383(20): 1951-1960.
- [30] Mann KD, Good NM, Fatehi F, et al. Predicting patient deterioration: a review of tools in the digital hospital setting [J]. *J Med Internet Res*, 2021, 23(9): e28209.
- [31] Finlay GD, Rothman MJ, Smith RA. Measuring the modified early warning score and the Rothman index: advantages of utilizing the electronic medical record in an early warning system [J]. *J Hosp Med*, 2014, 9(2): 116-119.
- [32] Kipnis P, Turk BJ, Wulf DA, et al. Development and validation of an electronic medical record-based alert score for detection of inpatient deterioration outside the ICU [J]. *J Biomed Inform*, 2016, 64: 10-19.
- [33] Kang MA, Churpek MM, Zdravetz FJ, et al. Real-Time Risk Prediction on the Wards: A Feasibility Study [J]. *Crit Care Med*, 2016, 44(8): 1468-1473.
- [34] Akl MA, Carey KA, Winslow CJ, et al. Less is more: Detecting clinical deterioration in the hospital with machine learning using only age, heart rate, and respiratory rate [J]. *Resuscitation*, 2021, 168: 6-10.
- [35] Youssef Ali Amer A, Wouters F, Vranken J, et al. Vital signs prediction and early warning score calculation based on continuous monitoring of hospitalised patients using wearable technology [J]. *Sensors (Basel)*, 2020, 20(22): 6593.
- [36] Haug CJ, Drazen JM. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023 [J]. *N Engl J Med*, 2023, 388(13): 1201-1208.
- [37] Chen J, Qi TD, Vu J, et al. A deep learning approach for inpatient length of stay and mortality prediction [J]. *J Biomed Inform*, 2023, 147: 104526.
- [38] Lim L, Gim U, Cho K, et al. Real-time machine learning model to predict short-term mortality in critically ill patients: development and international validation [J]. *Crit Care*, 2024, 28(1): 76.
- [39] Ghosh E, Eshelman L, Yang L, et al. Early Deterioration Indicator: Data-driven approach to detecting deterioration in general ward [J]. *Resuscitation*, 2018, 122: 99-105.
- [40] Gallo RJ, Shieh L, Smith M, et al. Effectiveness of an artificial intelligence-enabled intervention for detecting clinical deterioration [J]. *JAMA Intern Med*, 2024, 184(5): 557-562.
- [41] Steitz BD, McCoy AB, Reese TJ, et al. Development and validation of a machine learning algorithm using clinical pages to predict imminent clinical deterioration [J]. *J Gen Intern Med*, 2024, 39(1): 27-35.
- [42] Chen J, Wen Y, Pokojovy M, et al. Multi-modal learning for inpatient length of stay prediction [J]. *Comput Biol Med*, 2024, 171: 108121.
- [43] Bailey TC, Chen Y, Mao Y, et al. A trial of a real-time alert for clinical deterioration in patients hospitalized on general medical wards [J]. *J Hosp Med*, 2013, 8(5): 236-242.
- [44] Subbe CP, Duller B, Bellomo R. Effect of an automated notification system for deteriorating ward patients on clinical outcomes [J]. *Crit Care*, 2017, 21(1): 52.
- [45] Blythe R, Parsons R, White NM, et al. A scoping review of real-time automated clinical deterioration alerts and evidence of impacts on hospitalised patient outcomes [J]. *BMJ Qual Saf*, 2022, 31(10): 725-734.
- [46] Bassin L, Raubenheimer J, Bell D. The implementation of a real time early warning system using machine learning in an Australian hospital to improve patient outcomes [J]. *Resuscitation*, 2023, 188: 109821.
- [47] Winslow CJ, Edelson DP, Churpek MM, et al. The impact of a machine learning early warning score on hospital mortality: a multicenter clinical intervention trial [J]. *Crit Care Med*, 2022, 50(9): 1339-1347.
- [48] Evans RS, Benuzillo J, Horne BD, et al. Automated identification and predictive tools to help identify high-risk heart failure patients: pilot evaluation [J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2016, 23(5): 872-878.

(收稿日期:2024-05-29;修回日期:2024-06-05)

(本文编辑:侯晓林)