

基于机器学习的院内心脏骤停预警模型研究进展

夏来百提姑·赛买提, 杨建中*

新疆医科大学第一附属医院急救·创伤中心, 新疆 乌鲁木齐

收稿日期: 2023年12月17日; 录用日期: 2024年1月11日; 发布日期: 2024年1月18日

摘要

早期识别心脏骤停(CA)的预警症状和指标对患者的生存起到重要作用, 由异常预测因子构成的临床预测模型作为风险的量化工具, 为早期识别心脏骤停提供证据, 近年来得到普遍应用。基于机器学习的心脏骤停预警模型具有灵活的预测算法, 比传统的早期预警评分预测方法更准确、预测效能更高。国内外学者通过各种方法进一步提高了其预测能力, 并实现了模型实时预测心脏骤停的功能。本综述复习相关心脏骤停预警模型的发展历程、模型方法和预测性能与总结模型发展中的局限性, 探讨基于机器学习的院内心脏骤停预警模型对预防心脏骤停和心脏骤停后提供决策的研究价值以及对具有高预测能力的预警模型进行展望。

关键词

心脏骤停, 预警模型, 机器学习

Research Progress of In-Hospital Cardiac Arrest Early Warning Model Based on Machine Learning

Xialaibaitigu·Saimaiti, Jianzhong Yang*

Emergency Trauma Center, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi Xinjiang

Received: Dec. 17th, 2023; accepted: Jan. 11th, 2024; published: Jan. 18th, 2024

Abstract

Early identification of early warning symptoms and indicators of cardiac arrest (CA) plays an im-

*通讯作者。

important role in the survival of patients, and the clinical prediction model composed of abnormal predictors is used as a risk quantitative tool to provide evidence for early identification of cardiac arrest, and has been widely used in recent years. The early warning model of cardiac arrest based on machine learning has a flexible prediction algorithm, which is more accurate and more efficient than the traditional early warning score prediction method. Scholars at home and abroad have further improved their prediction ability through various methods, and realized the function of the model to predict cardiac arrest in real time. This review reviews the development history, model methods and prediction performance of relevant cardiac arrest early warning models, summarizes the limitations of model development, discusses the research value of cardiac arrest early warning models based on machine learning in preventing cardiac arrest and providing decision-making after cardiac arrest, and prospects early warning models with high predictive ability.

Keywords

Cardiac Arrest, Early Warning Models, Machine Learning

Copyright © 2024 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

心脏骤停(cardiac arrest, CA)是指心脏突然丧失功能。它可能突然出现,也可能出现前有预警症状。如果不立即采取适当的措施,心脏骤停通常是致命的[1]。仅在美国,每年院内心脏骤停发生就超过 290,000 例,生存率 0%~36.2%之间[2]。研究表明心脏骤停在住院患者中发生率 0.1%~0.6%,出院生存率在 12%~25%之间,其最近报道的生存率增加[3]。我国的情况是不容乐观,每年大约有 54 万人发生心搏骤停,全国病死率为 7.4% [4]。

在 CA 发生前数小时甚至数天前就有异常生命体征等预警信号[5]。在院内发现患者病情恶化越晚死亡率越高。早期识别 CA 的预警指标有利于降低死亡率及患者生存中发挥重要作用[6] [7]。由异常预测因子构成的早期预警模型作为预测 CA 的量化工具,为早期识别提供直观及理性证据,对其探索与应用也越来越普遍[8], Richard T. Carrick 等[9]于 JAHA 发表的一项研究从 1981 年 7 月至 2020 年 2 月间发表的 81 个独特的 CA 临床预测模型研究报告: 31 个(38%)模型在推导时纳入的是欧洲人群队列, 24 个(30%)纳入了北美人群队列, 17 个(21%)纳入了亚洲人群队列。如今已有 100 多种预警系统可用于检测和管理患者的临床恶化[10], 主要分为基于传统和基于机器学习的预警模型。本文复习认识 CA 预警模型的发展,归纳各类模型发展的局限性以及展望构建和验证一种实时的、可解释的多变量基于机器学习的的心脏骤停早期预警模型。本文总结往年文献发表的部分院内心脏骤停(in-hospital cardiac arrest, IHCA)预测模型, 见图 1。

2. 院内 CA 预警模型的进展

目前用于早期预测院内心脏骤停的主要基于生命体征的模型包括: 早期预警评分系统(early warning score, 简称 EWS) [11], 是一种临床评估工具, 根据这些参数与正常值的偏离程度进行评分, EWS 被设计为床旁纸质图表上记录观察轻松计算结果, 但无法解释随时间推移的趋势, 通常产生假警报、警报疲劳, 由此增加错过恶化患者的可能性[12]。C.P. Subbe 等[13]于 2001 年提出的改良早期预警评分(Modified Early Warning Score, 简称 MEWS)是一种改良的用于危重患者的评分系统, 用于急诊科识别早期危重患者, 为急诊科分诊及救治提供决策。国家早期预警评分(national early warning score, NEWS) [14]是于 2012 年制定

的用于早期识别危重患者的标准化评分系统, NEWS 在急诊科疑似脓毒症患者风险预测方面有更高的预测价值、敏感度和特异度[15] [16] [17] [18], 但在慢性低氧血症患者 NEWS 评分的敏感性存在疑问, NEWS 评分重要参数中包含氧饱和度, 慢性低氧血症患者的基础氧饱和度比正常值偏低, 如若对慢性低氧血症患者仍使用 NEWS 评分来评估病情会增加假阳性率从而导致预测评分的预测能力降低[19] [20]。

第一作者	发表年份	模型名称	纳入时间	地点	建模样本量	研究设计	参数	首要结局	计算方法	验证方法	预测性能	适合病种
Morgan	1997	EWS					SBP, DBP, HR, RR 和 BT	心脏骤停	评分			综合加权预警评分
Stenhouse C	1999	MEWS		伦敦		前瞻性评估	收缩压、脉搏率、呼吸频率、温度和 AVPU 评分	心脏骤停	评分	无		生命体征偏离度
C.P. Subbe	2001	MEWS	2000.3期间		709例	前瞻性队列研究	收缩压、脉搏率、呼吸频率、温度和 AVPU 评分	心脏骤停	ROC曲线下的面积	外部验证		不适合慢性低氧血症患者
Gary B Smith	2012	NEWS		英国	35,585例	回顾性队列研究	收缩压、脉搏率、呼吸频率、温度和 AVPU 评分、吸氧、血氧饱和度	心脏骤停	曲线下的面积	外部验证		不适合慢性低氧血症患者
Stuart W Jarvis	2013	LDTEWS	2006.7-2012.3	英国	86,472例	回顾性队列研究	Hb;WCC;U;Alb;Cr;Na;Ka	心脏骤停	决策树、曲线下的面积	内部验证	AUROC值为0.744	区分院内死亡率
Gabriel J Escobar	2013	LAPS-2	2008.1-2011.8	美国		回顾性队列研究	实验室测试结果, 生命体征和护理指示	心脏骤停	逻辑回归、特征曲线下的面积	拆分验证		
Tessy Badriyah	2014	DTEWS		英国	35,585例	回顾性队列研究	收缩压、脉搏率、呼吸频率、温度和 AVPU 评分、吸氧、血氧饱和度	心脏骤停	决策树、AUROC	外部验证	AUROC值为0.708	快速开发疾病特异性的候选模型
Joon-Myoung Kwon	2018	DEWS	2010.6-2017.7	韩国	52,131例	回顾性队列研究	收缩压(SBP), 心率(HR), 呼吸频率(RR)和体温(BT)	心脏骤停	深度学习、AUROC	内部验证	AUROC: 0.850; AUPRC: 0.044	
Oliver C Redfern	2018	NWES; LDTEWS	2011.1-2016.12	英国	97,933例	回顾性队列研究	生命体征和实验室检查共14个变量	死亡或意外入住ICU	方程、c 统计量	内、外部验证	PH为0.901;OUH为0.916	紧急医疗入院
龚海蓉	2021	决策树模型	2017.1-2019.12	中国	213例	回顾性队列研究	舒张压、killip分级、cTnI、胸痛持续时间及CK	心脏骤停	决策树、AUROC	十折交叉验证	AUC值为0.8, 阳性预测值0.82	胸痛患者(ACS)
Yeon Joo Lec	2021	推广版 DEWS	2018-2019(12个月)	韩国	173,368例	回顾性队列研究	SBP, DBP, HR, RR, BT、年龄和每个生命体征记录的时间	心脏骤停	深度学习、AUROC	多中心部验证	内部验证AUROC 0.905, 外部验证AUROC 0.860	综合
Marco A F Pimentel	2021	HAVEN	2012.1-2017.1	英国	230,415例	回顾性队列研究	年龄、性别、合并症、住院时间、抽烟情况、实验室测量值、生命体征、估计吸入氧分数(共74个)	心脏骤停	梯度提升树、曲线下的面积	内部、多中心外部验证	AUC值为0.901	总体恶化
Minsu Chae	2022	LSTM	2016.1-2019.6	韩国	34,452例	回顾性队列研究	年龄, SBP, 72小时内的最大SBP, 72小时内的最小SBP, 体温, 每分钟呼吸数, 血压, 白蛋白, 胆红素, 肌酐, PLT, Hb, WBC, ALT.	心脏骤停	深度学习、AUROC	内部验证	PPV为0.86, 敏感性为89.70%	急性恶化
伍朝玉	2022	M-BCS2		MIMIC-III 数据库	4775例	回顾性队列研究	血清钠离子、镁离子、氧饱和度、血糖、肌酸激酶同工酶、血肌酐、舒张压。	心脏骤停	Light GBM算法、AUROC	内部验证	AUC值约为0.8, 准确率为0.96	AMI

Figure 1. Overview of the predictive models of cardiac arrest described in this paper

图 1. 本文涉及的预测心脏骤停发生模型简介

近年开发了适合于疑似专科疾病中的 CA 预警评分系统。Jonas Faxén 等[21]开发了风险评分模型(SAFER)来预测疑似非 ST 段抬高的急性冠状动脉综合征患者(NSTE-ACS)的院内心脏骤停。陈世浩等[22]开发了预测接受紧急血液透析的急诊科患者的院内心脏骤停评分系统, 预测紧急血液透析患者院内心脏骤停的发生。上述预警评分可以帮助医疗保健提供者采取必要的预防措施并分配资源。尽管广泛引入了基于生命体征的早期预警评分系统, 恶化仍未得到改善。因此通过机器学习算法开发了基于机器学习的早期预警系统(模型), 以识别有恶化风险的住院患者[23]。

3. 基于机器学习的 CA 预警模型进展

3.1. 电子健康系统的开发为早期的机器学习预警模型奠定基础

机器学习(machine learning, 简称 ML)是一门使用计算机作为工具并致力于真实实时的模拟人类学习方式, 并将现有内容进行知识结构划分来有效提高学习效率[24]。近十年来, 它在医疗保健中的应用帮助推动了医生任务的自动化以及临床能力。从模型开发到模型部署, 数据发挥着核心作用[25]。电子健康系统(Electronic Health Record, EHR)的开发为早期的机器学习预警模型奠定基础、尤其有助于收集庞大的多种变量数据。将实验室结果与生命体征测量相结合可以提高检测恶化患者的精度[26]。EHR 指的是一个纵向的患者电子医疗信息搜集系统, 可以记录患者在所有医疗机构产生的数据, 包含患者的多种数据和信息, 比如: 患者的人口统计资料、病史、用药和过敏史、免疫情况、实验检查结果、影像学检查、生命体征、一般信息、医疗过程记录、支付信息等。EHR 系统产生的数据和深度学习, 机器学习等大数据领域技术进行融合。通过大数据等先进技术对 EHR 系统中的各类数据建模并做出分析, 为临床诊疗以及个人疾病预防提供支持[27]。经不断探究发现机器学习在 CA 预警方面存在潜力。近期更有证据表明, ML 可更准确地预测 CA 的发生, 在特定情况下 ML 的预测性能优于传统统计学模型[28]。

3.2. 初步证实基于机器学习预测 CA 模型优于传统模型

Joon-Myoung Kwon 等[29]提出了一种基于机器学习的预警系统, 并证实了该系统明显优于修改后的预警模型。于 2021 年 Yeon Joo Lee 等[30]经多中心验证进一步证明了 DEWS 的预测性能均优于 MEWS, 这项研究证明了 ML 具有高效筛查工具的潜力。同年 Oliver C Redfern 等[31]使用常规采集的血液检测和生命体征预测 CA: 多变量模型的开发和验证。最终使用 C 统计量测试了 LDTEWS:NEWS 风险指数识别有恶化风险的患者的能力(CA), 与单独使用 NEWS 相比, LDTEWS:NEWS 风险指数提高了识别有恶化风险的患者的能力。尽管广泛引入了预警评分(EWS)系统和电子健康记录, 但恶化仍未得到改善。

3.3. 基于机器学习 CA 预警模型初步实现实时预测 CA

现基于机器学习 CA 预警模型经改变其参数或改变预算方法均能大大提高了预测能力, 并它通过持续评估患者的生命体征、实验室检和病史的不断更新能够实时预测 CA [23]。Minsu Chae 等[32]经对患者的生物信号、实验室数据和时序数据分析后, 在 EWS 中原参数的基础上新加入的预测因子有效提升模型阳性预测值和敏感性。并通过机器学习实现了预算方法不同的模型之间进行了性能比较。

4. 基于机器学习的 CA 预警模型的预测性能比较分析

4.1. 基于机器学习的预测算法提升 CA 预警模型的预测性能

基于算法的预测比传统的预测系统取得了更好的性能[33] [34]。Churpek 等人的研究[35]表明灵活的 ML (即随机森林)算法(ROC 曲线下面积, Area under the Curve of ROC, AUC 为 0.80)比传统的预测方法 MEWS (AUC 0.70)更准确地预测临床恶化。这点由 Marco A F Pimentel 等[11]研究证实, 并进一步证明基于机器学习模型 HAVEN 在 24 小时内预测能力最强。虽然该模型不适合急诊科, 但是它的较高的预测能力和准确的预测方法给我们提供参考和曙光。通常, 机器学习使用准确性作为分类的性能评估。在医疗保健领域, 机器学习考虑了阳性预测值(Positive Predictive Value, PPV)和敏感性。Minsu Chae 等[32]通过不同预算方法评估了心脏骤停预测模型性能。如决策树、随机森林、逻辑回归、LSTM 模型、GRU 模型和 LSTM-GRU 混合模型。然而, 一些深度学习模型过度拟合。考虑了每种算法的最大 PPV 进行比较。证实决策树具有低 PPV 和灵敏度。随机森林的 PPV 最高, 但敏感性较低。逻辑回归的 PPV 较低, 但在浅层机器学习中具有最高的灵敏度。深度学习模型与逻辑回归的灵敏度相似, PPV 高于逻辑回归。

4.2. 新的预测因子加入可能改善基于机器学习的 CA 预警模型性能

预测因子是临床预测模型的基础组成部分, 探索新的预测因子有助于改善模型的预测准确度[36]。Minsu Chae 等[32]人通过在 EWS 中参数的基础上加入新的预测因子从而在使用相同的预测方法的 (LSTM)情况下升高了相应的 PPV 或灵敏度而证实基于深度学习的早期心脏骤停预测模型具有较高的 PPV (如使用年龄, SBP, 72 小时内的最大 SBP, 72 小时内的最小 SBP, 体温, 每分钟呼吸数, 血压、白蛋白、胆红素、肌酐、PLT、Hb、WBC、ALT 等确认基于患者信息和生物信号数据的每个实验室数据使 PPV 或灵敏度增加了)。还经各类机器学习模型之间进行了比较证实了通过改变预算方法有效提升模型阳性预测值和敏感性。

5. 总结与展望

近 20 年来, 国内外学者对 CA 预警模型进行了不断探索, 并得到了简单易行的早期预警评分广泛使用至今, 该模型确实降低了 CA 的发生率, 但它存在的局限性(预测因子仅参考生命体征和评分系统需要医生经验丰富实时关注等)引起了 PPA 和敏感度降低, 导致 CA 容易漏诊, CA 的预防未得到根本改善。

现许多外国学者借助了 AI 技术(机器学习等)的快速处理庞大复杂的数据、完全准确的运算和实时预测的优点筛选到了预测能力很高的新预测因子组合并不断探索多个变量实时快速反应的机器学习模型。如今 CA 发生率仍然高, 已经成为重大社会公共健康问题。而用于临床的新型基于机器学习的 CA 预警模型很少。因此研发具有高预测能力的基于机器学习的 CA 预警模型并进行前瞻性多中心验证, 便于临床应用, 从而有效预防 CA 的发生或为医生提供决策。同时探究通过机器学习是否能预测心脏骤停的预测时间等, 进而为实现健康中国 2030 重大战略目标而努力奋斗。

基金项目

科技援疆计划项目, 项目编号: 2022E02046; 研究生创新创业项目, 项目编号: CXCY2022009。

参考文献

- [1] Andersen, L.W., Holmberg, M.J., Berg, K.M., *et al.* (2019) In-Hospital Cardiac Arrest: A Review. *JAMA: The Journal of the American Medical Association*, **321**, 1200-1210. <https://doi.org/10.1001/jama.2019.1696>
- [2] Alamgir, A., Mousa, O. and Shah, Z. (2021) Artificial Intelligence in Predicting Cardiac Arrest: A Scoping Review. *JMIR Medical Informatics*, **9**, e30798. <https://doi.org/10.2196/preprints.30798>
- [3] Fernando, S.M., Tran, A., Cheng, W., *et al.* (2019) Pre-Arrest and Intra-Arrest Prognostic Factors Associated with Survival after In-Hospital Cardiac Arrest: Systematic Review and Meta-Analysis. *BMJ*, **367**, l6373. <https://doi.org/10.1136/bmj.l6373>
- [4] 吕智康, 程兆云, 孙俊杰, 等. 心搏骤停早期预警评分系统的研究现状和展望[J]. 中华危重病急救医学, 2022, 34(4): 440-443.
- [5] Augutis, W., Flenady, T., Le Lagadec, D., *et al.* (2023) How Do Nurses Use Early Warning System Vital Signs Observation Charts in Rural, Remote and Regional Health Care Facilities: A Scoping Review. *Australian Journal of Rural Health*, **31**, 385-394. <https://doi.org/10.1111/ajr.12971>
- [6] Li, Y.J., Ye, W.Y., Yang, K., *et al.* (2021) Prediction of Cardiac Arrest in Critically Ill Patients Based on Bedside Vital Signs Monitoring. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **214**, Article ID: 106568. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106568>
- [7] Zheng, K., Bai, Y., Zhai, Q.R., *et al.* (2022) Correlation between the Warning Symptoms and Prognosis of Cardiac Arrest. *World Journal of Clinical Cases*, **10**, 7738-7748. <https://doi.org/10.12998/wjcc.v10.i22.7738>
- [8] Nishijima, I., Oyadomari, S., Maedomari, S., *et al.* (2016) Use of a Modified Early Warning Score System to Reduce the Rate of In-Hospital Cardiac Arrest. *Intensive Care*, **4**, Article No. 12. <https://doi.org/10.1186/s40560-016-0134-7>
- [9] Carrick, R.T., Park, J.G., Mcginnes, H.L., *et al.* (2020) Clinical Predictive Models of Sudden Cardiac Arrest: A Survey of the Current Science and Analysis of Model Performances. *Journal of the American Heart Association*, **9**, e017625. <https://doi.org/10.1161/JAHA.119.017625>
- [10] Chae, M., Han, S., Gil, H., Cho, N. and Lee, H. (2021) Prediction of In-Hospital Cardiac Arrest Using Shallow and Deep Learning. *Diagnostics*, **11**, Article No. 1255. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11071255>
- [11] Morgan, R., Williams, F. and Wright, M. (1997) An Early Warning Score for the Early Detection of Patients with Impending Illness. *Clinical Intensive Care*, **8**, 100.
- [12] Bedoya, A.D., Clement, M.E., Phelan, M., *et al.* (2019) Minimal Impact of Implemented Early Warning Score and Best Practice Alert for Patient Deterioration. *Critical Care Medicine*, **47**, 49-55. <https://doi.org/10.1097/CCM.0000000000003439>
- [13] Subbe, C.P., *et al.* (2001) Validation of a Modified Early Warning Score in Medical Admissions. *QJM: An International Journal of Medicine*, **94**, 521-526. <https://doi.org/10.1093/qjmed/94.10.521>
- [14] William, B., Alberti, G., Ball, C., *et al.* (2012) National Early Warning Score (NEWS): Standardising the Assessment of Acute-Illness Severity in the NHs. Royal College of Physicians, London.
- [15] Meylan, S. (2022) National Early Warning Score (NEWS) Outperforms Quick Sepsis-Related Organ Failure (qSOFA) Score for Early Detection of Sepsis in the Emergency Department. *Antibiotics*, **11**, Article No. 1518. <https://doi.org/10.3390/antibiotics11111518>
- [16] Churpek, M.M., Snyder, A., Han, X., *et al.* (2017) Quick Sepsis-Related Organ Failure Assessment, Systemic Inflammatory Response Syndrome, and Early Warning Scores for Detecting Clinical Deterioration in Infected Patients outside the Intensive Care Unit. *American Journal of Respiratory & Critical Care Medicine*, **195**, 906.

- <https://doi.org/10.1164/rccm.201604-0854OC>
- [17] Brink, A., Alisma, J., Verdonshot, R., *et al.* (2019) Predicting Mortality in Patients with Suspected Sepsis at the Emergency Department; A Retrospective Cohort Study Comparing qSOFA, SIRS and National Early Warning Score. *PLOS ONE*, **14**, e0211133. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211133>
- [18] Kostakis, I., Smith, G.B., Prytherch, D., *et al.* (2021) The Performance of the National Early Warning Score and National Early Warning Score 2 in Hospitalised Patients Infected by the Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2). *Resuscitation*, **159**, 150-157. <https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2020.10.039>
- [19] Hodgson, L.E., Bax, S., Montefort, M., *et al.* (2013) S67 COPD—In the NEWS! *Thorax*, **68**, A36-A37. <https://doi.org/10.1136/thoraxjnl-2013-204457.74>
- [20] Lobo, R., Lynch, K. and Casserly, L.F. (2015) Cross-Sectional Audit on the Relevance of Elevated National Early Warning Score in Medical Patients at a Model 2 Hospital in Ireland. *Irish Journal of Medical Science (1971-)*, **184**, 893-898. <https://doi.org/10.1007/s11845-014-1216-y>
- [21] Faxén, J., Hall, M., Gale, C.P., *et al.* (2017) A User-Friendly Risk-Score for Predicting In-Hospital Cardiac Arrest among Patients Admitted with Suspected Non ST-Elevation Acute Coronary Syndrome—The SAFER-Score. *Resuscitation*, **121**, 41-48. <https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2017.10.004>
- [22] Chen, S.H., Cheng, Y.Y. and Lin, C.H. (2021) An Early Predictive Scoring Model for In-Hospital Cardiac Arrest of Emergent Hemodialysis Patients. *Journal of Clinical Medicine*, **10**, Article No. 3241. <https://doi.org/10.3390/jcm10153241>
- [23] Pimentel, M.A., Redfern, O.C., Malycha, J., *et al.* (2021) Detecting Deteriorating Patients in the Hospital: Development and Validation of a Novel Scoring System. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, **204**, 44-52. <https://doi.org/10.1164/rccm.202007-2700OC>
- [24] 程燕, 王磊, 赵晓永. 根因分析研究综述[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(4): 961-966.
- [25] Zhang, A., Xing, L., Zou, J., *et al.* (2022) Shifting Machine Learning for Healthcare from Development to Deployment and from Models to Data. *Nature Biomedical Engineering*, **6**, 1330-1345. <https://doi.org/10.1038/s41551-022-00898-y>
- [26] Kang, M.A., Churpek, M.M., *et al.* (2016) Real-Time Risk Prediction on the Wards: A Feasibility Study. *Critical Care Medicine*, **44**, 1468-1473. <https://doi.org/10.1097/CCM.0000000000001716>
- [27] Tang, Q.H., Cen, X.X. and Pan, C.Q. (2022) Explainable and Efficient Deep Early Warning System for Cardiac Arrest Prediction from Electronic Health Records. *Mathematical Biosciences and Engineering*, **19**, 9825-9841. <https://doi.org/10.3934/mbe.2022457>
- [28] 吴秋硕, 陆宗庆, 刘瑜, 等. 机器学习应用于心脏骤停早期预测模型的系统评价[J]. 中国循证医学杂志, 2021, 21(8): 942-952.
- [29] Kwon, J.-M., Youngnam, L., Yeha, L., *et al.* (2018) An Algorithm Based on Deep Learning for Predicting In-Hospital Cardiac Arrest. *Journal of the American Heart Association*, **7**, e008678. <https://doi.org/10.1161/JAHA.118.008678>
- [30] Lee, Y.J., Cho, K.J., Kwon, O., *et al.* (2021) A Multicentre Validation Study of the Deep Learning-Based Early Warning Score for Predicting In-Hospital Cardiac Arrest in Patients Admitted to General Wards. *Resuscitation*, **163**, 78-85. <https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2021.04.013>
- [31] Redfern, O.C., *et al.* (2018) Predicting In-Hospital Mortality and Unanticipated Admissions to the Intensive Care Unit Using Routinely Collected Blood Tests and Vital Signs: Development and Validation of a Multivariable Model. *Resuscitation*, **133**, 75-81. <https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2018.09.021>
- [32] Chae, M., Gil, H.-W., Cho, N.-J. and Lee, H. (2022) Machine Learning-Based Cardiac Arrest Prediction for Early Warning System. *Mathematics*, **10**, Article No. 2049. <https://doi.org/10.3390/math10122049>
- [33] Pirracchio, R., Petersen, M.L., Carone, M., *et al.* (2015) Mortality Prediction in Intensive Care Units with the Super ICU Learner Algorithm (SICULA): A Population-Based Study. *The Lancet Respiratory Medicine*, **3**, 42-52. [https://doi.org/10.1016/S2213-2600\(14\)70239-5](https://doi.org/10.1016/S2213-2600(14)70239-5)
- [34] Li, L., Ding, L., Zhang, Z., *et al.* (2023) Development and Validation of Machine Learning-Based Models to Predict In-Hospital Mortality in Life-Threatening Ventricular Arrhythmias: Retrospective Cohort Study. *Journal of Medical Internet Research*, **25**, e47664. <https://doi.org/10.2196/47664>
- [35] Churpek, M.M., Yuen, T.C., Winslow, C., *et al.* (2016) Multicenter Comparison of Machine Learning Methods and Conventional Regression for Predicting Clinical Deterioration on the Wards. *Critical Care Medicine*, **44**, 368-374. <https://doi.org/10.1097/CCM.0000000000001571>
- [36] 文玲子, 王俊峰, 谷鸿秋. 临床预测模型: 新预测因子的预测增量值[J]. 中国循证心血管医学杂志, 2020, 12(6): 655-659. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-4055.2020.06.04>