

# 基于 5G 和人工智能构建智能化院外心脏骤停急救系统

李志强<sup>1</sup> 韩雪钰<sup>2</sup> 吕菁君<sup>1</sup> 沈波<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 武汉大学人民医院急诊科, 武汉 430060; <sup>2</sup> 武汉大学人民医院心血管内科, 武汉 430060

李志强和韩雪钰为共同第一作者

通信作者: 吕菁君, Email: lvjingjun@whu.edu.cn; 沈波, Email: shenbowhdx@126.com

基金项目: 湖北省重点研发计划 (2023BCB017); 国家重点研发计划主动健康和人口老龄化科技应对专项 (2023YFC3604700); 国家重点研发计划诊疗装备与生物医用技术专项 (2022YFC2401900)

DOI: 10.3760/cma.j.issn.1671-0282.2025.01.002

心脏骤停是一种严重威胁生命的急症, 每年造成全球数百万人直接死亡, 其中, 约有 80% 发生医院以外, 又称为院外心脏骤停 (out-of-hospital cardiac arrest, OHCA)<sup>[1]</sup>。我国医疗资源分布不均衡, 发生 OHCA 的患者抢救出院存活率不足 1%, 能够恢复良好神经功能的患者更是少之又少<sup>[2]</sup>。OHCA 高病死率与急救链的各个环节密切相关, 包括识别延迟、现场急救启动不足、心肺复苏 (cardiopulmonary resuscitation, CPR) 质量不高、自动体外除颤器 (automated external defibrillator, AED) 使用率低以及院前与院内医疗服务衔接不畅等<sup>[3]</sup>。

近年来, 随着人工智能 (artificial intelligence, AI) 和互联网技术的快速发展, 为构建更高效、更智能的院前急救系统提供了前所未有的机遇。这些新兴技术不仅能够提升 OHCA 的早期识别和预警能力, 还能优化急救流程, 提高急救人员的工作效率, 并促进院前与院内医疗信息共享与协同, 最终有望显著改善 OHCA 患者的预后<sup>[4]</sup>。5G 通信与 AI 技术在院前急救领域的融合发展与创新应用, 可以对患者做到实时监控、早期发现、提供策略应对, 为 OHCA 患者提供更及时、更精准、更高效的救治。

## 1 OHCA 的早期智能识别与预警

### 1.1 构建智能化互联网前哨急救医院

建立以互联网医院+门诊急诊大数据为基础的急性心脑血管病前哨医院, 实现重点人群监测, 一键报警系统让患者与急救车双向定位。以医院电子病历为基础, 收集患者既往病史、家族病史、平时生活习惯不良嗜好、平日来院就诊时的病情、主

诉、症状体征、实验室检验检查结果, 根据患者病情程度评分、危险分层等数据分析, 纳入急性心血管病前哨医院作为重点监测对象。

部分患者在心脏骤停前 (围心搏骤停期) 具有先兆症状和体征。随着可穿戴技术的飞速发展, 将传感器、多媒体、无线通信等技术嵌入到日常用品 (如手表、手环、眼镜等) 中, 使实时监测用户的生命体征成为现实<sup>[5-6]</sup>。可穿戴设备所获取的生物识别信号可提前数小时或数分钟警告患者即将发生危及生命的心血管事件<sup>[7]</sup>。在院外环境中, 对患者进行持续性监测, 促进对高危患者 OHCA 风险的预测, 并及时启动紧急医疗服务 (emergency medical service, EMS) 以减少院外急救启动的延误<sup>[8]</sup>。国内外多个团队已经研发出以摩擦电传感为基础的纺织品, 可以有效捕获人体不同部位的实时脉冲信号, 并通过 AI 算法模型的分析反映人类当前的健康状况<sup>[9-11]</sup>。陈锋<sup>[12]</sup>设计了一种内置心率传感器的智能监测手表以实时采集用户的心率数据, 并利用智能算法进行基础心率与心率变异性分析, 设置心脏骤停前兆预警参数, 在用户心率异常时发出预警信息。一些智能手表还可以在检测到佩戴者跌倒不动时自动呼叫 EMS<sup>[13]</sup>。这类智能设备为院外心肺脑复苏的早期预警提供了重要信息来源。

### 1.2 利用视频监控系统、智能手机和扬声器对跌倒、异常呼吸进行非接触式、被动检测识别心脏骤停的发生

半数以上的 OHCA 发生在无人目击的公共环境或者居家环境中。由于缺乏及时识别, 导致急救生存链无法启动, 这类患者的生存概率极低<sup>[14]</sup>。

近年来, 摄像机技术的进步使闭路电视监控系统在公共场所日益普及。我国的公安治安视频监控利用高清摄像头、视频存储和传输技术, 实现对城市、交通、公共场所等重点区域的实时监控。有研究提出一种新型 AI 视频处理算法, 能够跟踪、识别包括跌倒在内的各种活动, 在快速识别公共场所无人目击的 OHCA 方面具有潜在价值<sup>[15]</sup>。以 AI 算法为基础, 可以通过监控摄像头自动监测疑似因 OHCA 而倒地的患者, 并智能激活 EMS<sup>[16-17]</sup>。

此外, 心脏骤停患者常伴有痛苦呼吸。利用智能手机和智能扬声器对异常呼吸进行非接触式、被动检测也是一种识别心脏骤停的创新方法<sup>[18]</sup>。基于呼叫者语音声学特征的机器学习模型可以有效识别 OHCA。Rafi 等<sup>[19]</sup>的研究表明声学参数的集成将有助于开发一种 AI 决策支持系统, 以促进紧急呼叫中 OHCA 患者的识别。一项观察性研究证实, AI 识别出 OHCA 的特异性与 120 急救调度员水平相似, 甚至具有更高的敏感度<sup>[20]</sup>。AI 还可以根据紧急呼叫期间 120 急救调度员可能错过的词汇与呼叫者的情绪状态来评估发生 OHCA 的可能性<sup>[21]</sup>。Linderoth 等<sup>[22]</sup>发现在目击者发出的紧急呼叫中添加实时视频可以为调度员提供更多来自现场和患者的信息, 从而提高 OHCA 识别率。另有研究表明, 基于 AI 的自动化视频处理算法可以在数秒内检测到因心脏骤停而跌倒的事件发生<sup>[15]</sup>。5G 技术的发展可以实现快速稳定的视频传输, 促进实时视频与紧急呼叫的结合, 显著提升 OHCA 识别率, 改善患者生存及预后<sup>[10]</sup>。

## 2 提高院前急救效率

### 2.1 提升第一目击者 CPR 启动率

调度员指导的 CPR (dispatcher-assisted CPR, DA-CPR) 是指急救中心调度员通过与拨打急救电话的目击者沟通, 系统地指导他们在救护车到达前对疑似 OHCA 患者进行 CPR 的过程。目前, 中国大陆地区由目击者启动的 CPR 并不常见, 由于大部分目击者不具备 CPR 能力以及个人意愿问题, OHCA 的院前急救主要依赖于 EMS 人员<sup>[2]</sup>。

国外研究表明, 增加 DA-CPR 有助于改善 OHCA 患者院前自主循环恢复 (return of spontaneous circulation, ROSC) 率和出院生存率<sup>[23-25]</sup>。智能技术可以将有意愿在 OHCA 发生时参与协助干预的公民纳入急救人员网络, 并在附近出现 OHCA 事

件时通过移动电话发出警报。Smida 研究小组开发出智能手机程序, 能够利用 GPS 定位系统和网络信息传输技术, 在 EMS 调度启动的同时通过手机提醒附近的志愿急救人员, 并显示附近 AED 位置分布信息<sup>[26]</sup>。5G 技术有助于解决手机连接卡顿、位置延迟等问题, 实现真正的实时信息传递, 提高 EMS 到达前的 CPR 启动率和 AED 使用率<sup>[27]</sup>。Region of Lifesavers 系统还可以将 AI 算法与 Google 地图结合实时计算志愿者最佳前往路线及交通方式, 当预计志愿者到达时间会晚于救护车时, 系统会自动拒绝此次响应<sup>[28]</sup>。

### 2.2 优化 AED 应用

AED 和 AI 的结合有望进一步提高 AED 的使用效能, 改善可电击心脏骤停患者的预后。过去十年间, 已开发众多移动应用程序和网站来定位 AED<sup>[29]</sup>。借助智能手机的地理定位功能, 这些程序和网站可以实时定位用户和 AED 位置, 并显示前往最近 AED 的路线, 为早期除颤提供技术基础<sup>[30]</sup>。

AED 使用时中断 CPR 以识别心律是否需要电击, 会增加 CPR 中断时间, 加剧脑缺氧损伤风险, 开发在 CPR 过程中识别可电击心律的 AED 系统至关重要。基于深度神经网络框架可以实现持续进行 CPR 同时对可电击心律的高精度诊断并提供可靠的电击决策<sup>[31-34]</sup>, 将此类算法与 AED 设备结合, 有望改善 OHCA 患者的预后结局。目前, 用于开发 AI 模型的患者数据量有限, 未来的研究着眼于扩大数据集, 将包含各种伪影在内的心电图以及来自不同 AED 设备的数据囊括在内<sup>[35]</sup>。利用 5G 网络将全国 AED 获取的院外急救心电图数据上传至云服务器, 在云端实现数据的归档、分类及分析, 提高数据质量。使用这些数据训练现有的算法模型, 能够改进 AI 算法的效力与全面性。

现代 AED 还可采集胸阻抗、呼气末二氧化碳、血压、脉搏血氧等多种数据, 帮助院前急救人员和临床医生了解在紧急情况下无法通过其他方式记录的信息<sup>[36]</sup>。然而, 现有 AED 数据格式不统一、存储空间有限, 且每次启动都会生成新文件, 给数据分析带来了困难。AED 文件使用的工业专有存储格式增加了数据处理的难度<sup>[37]</sup>, 研发配备 5G 数据传输功能的新型 AED 可以解决上述问题。当急救结束后, 新型 AED 在联网状态下可自动上传本地新生成的文件, 构建大型云端 AED 原始数据库。利用 AI 分析 AED 收集的海量且复杂的日志文件,

提取记录的生物学信号和事件数据,有助于强化复苏策略并提供更具个性化的心脏骤停救护方案。

### 2.3 提供高质量 CPR 指标的客观反馈和评价

至今已开发了多个智能手机应用程序<sup>[38-39]</sup>,这些程序利用手机摄像头捕捉 CPR 动作,使用 AI 算法估算 CPR 频率和中断时间,向救援者提供实时客观反馈。同时,它们能在复苏期间通过 5G 网络向调度员传输实时信息,集成了音频和视频录制功能的程序还可以在 5G 技术支持下将数据同步上传到云存储,收集的数据应用于 AI 算法训练,能够为未来的评价系统提供支持<sup>[40]</sup>。

目前,CPR 质量监测的主要指标包括胸外按压质量相关参数(按压部位、频率、深度、中断时间等)以及经胸阻抗、血流动力学参数等生理指标<sup>[41-42]</sup>。在临床实践中,关于胸外按压的部位、频率、深度、中断时间等胸外按压的机械性指标可以得到精准的测量,但是冠脉灌注压、脑灌注压、脑氧等重要的血流动力学指标和生理指标的精准量化难以实现。AI 算法有望在无创持续监测方向上助一臂之力。

Liu 等<sup>[43-44]</sup>提出了一种以卷积神经网络-Transformer 混合架构为基础的 HGCTNet,通过分析可穿戴设备记录的生物信号实现隐蔽而连续的无袖带血压测量。Jiang 等<sup>[45]</sup>使用心电图和光电容积脉搏波(photoplethysmography, PPG)信号,结合机器学习算法,提出了一种新的冠脉灌注压无创估算方法。此外,Park 等<sup>[42]</sup>在大动物心脏骤停模型中开发了一种基于 AI 的 CPR 反馈新方法,使用无创的耳垂 PPG 实时监测并反馈流向大脑的血流。Kim 等<sup>[46]</sup>使用机器学习分析 CPR 期间获取的前额单通道脑电图信号,可以准确估计动物心脏骤停复苏时的脑灌注压。

## 3 建设智能化院前注册分诊系统和电子病历系统

### 3.1 开发云注册分诊系统

快速、专业的 EMS 响应对改善 OHCA 患者预后至关重要。机器学习有望提升调度系统的效率和准确性,实现基于现场信息确定医疗优先级并智能分配救护车<sup>[47-48]</sup>。例如,将 ST 段抬高的心肌梗死导致的 OHCA 患者直接转运至具备 PCI 能力的医院,进行冠脉血运重建,可明显提高生存率<sup>[49]</sup>。然而,目前的院前急救系统依

赖于经验丰富的医护人员进行现场评估和医院分诊,会有一定的错误率。

未来,随着新一代数字通信信息技术、互联网+人工智能技术在急诊分诊系统的引入和应用,对助力急诊预检分诊关口前移和工作质量的提高有事半功倍的作用<sup>[50]</sup>。院前急救系统通过对患者身份信息读取、语音交互等技术实现呼救位置、人口学、社会行为学、主诉、既往史等信息的智能化采集。救护车急救设备与云分诊系统对接,全程采集患者的生命体征、心电监护及辅助检验检查等信息后,通过现代通讯技术,将院前急救采集的信息实时传输至云分诊系统。云分诊系统接收到患者信息后,结合实时各家医院的能力和急诊资源的拥挤情况,进行辅助决策,根据“就近就急、满足专业需要、兼顾患者意愿”的原则,实现患者高效、科学、合理分诊<sup>[51]</sup>。

确定分诊医院的同时,将患者信息提供给该医院,并实现远程信息登记、挂号、预分配相应医疗资源。分诊医院可以通过远程诊疗系统提供院前急救指导,并根据疾病准备好相应的抢救人员、设备以及医疗资源<sup>[52]</sup>。借助现代通讯技术构建云分诊系统,消除区域内院前急救-院内急诊-医院与医院之间的壁垒,实现信息互通。基于异构神经网络的 AI 模型将进一步优化云分诊系统的效率和准确性,最终实现区域内院前急救与院内医疗的无缝衔接,构建以患者为中心的连续性医疗服务体系。

### 3.2 建立智慧电子病历注册共享系统

急诊电子病历系统是医疗信息化建设的关键组成部分。急诊的复杂性和时间限制性,使得急诊电子病历的建立和完善更为紧急,要求更为复杂。区块链技术为解决急诊病历信息共享问题提供了新思路。将区块链技术应用于医疗行业底层技术架构中,通过患者授权,实现各种诊疗场景下的病历共享<sup>[53]</sup>。利用区块链的不可篡改性和可溯源性,极大提高了数据的真实性和医疗保险支付凭证的可信度。区块链中的智能合约可以固化电子病历数据共享交换及利益分配规则,保障各方应有的权力和利益,从技术上解决各机构对病历共享的顾虑<sup>[54]</sup>。

此外,急诊病历数据包含结构化数据和非结构化数据(如图片、音频、视频等)。传统系统仅能处理结构化数据,造成大量宝贵信息缺失。基于 AI 和大数据技术的智能化病例注册系统能够整合结构化和非结构化数据,为数据分析和共享奠定基

础。系统所提供的病历模板在符合通用性的同时，允许用户直接上传非结构化数据，利用智能化手段，最大程度提高病历完成效率和质量。结合 AI 开发全新交互式智能电子病历系统，可以为急救人员提供实时、专业的诊断和治疗建议，提升临床决策支持能力，提高院前及院内急救效率，最终改善 OHCA 患者的预后<sup>[55]</sup>。

#### 4 结语与展望

未来数十年，科技将有望彻底改变 OHCA 患者的急救干预策略。基于人工智能和 5G 技术的智能化院前急救系统构建（图 1），旨在通过多方面技术手段提升 OHCA 患者的救治成功率和预后。

今后，仍需更多的研究以进一步完善 AI 算法模型，提高 OHCA 预测、识别的准确性和可靠性。提高无目击者的 OHCA 患者的院前急救快速启动。针对时间限制性疾病，如急性心肌梗死、脑血管意外、呼吸道异物吸入、主动脉夹层/主动脉瘤破裂出血等可导致心脏骤停的疾病，构建移动式智慧医疗救护车，配载小型车载 CT，实现 5G/4G/ 光纤多网聚合保障弱网环境下的远程指导，实现血检、超声、心电、CT、呼吸机、脑电、可穿戴医疗设备等信息的高速传输与共享，融合 AI 辅助决策系统，建立院前急救重症监护一体化抢救模式，最终构建一个覆盖全生命周期的智能化院前急救体系，改善 OHCA 患者预后<sup>[56-57]</sup>。

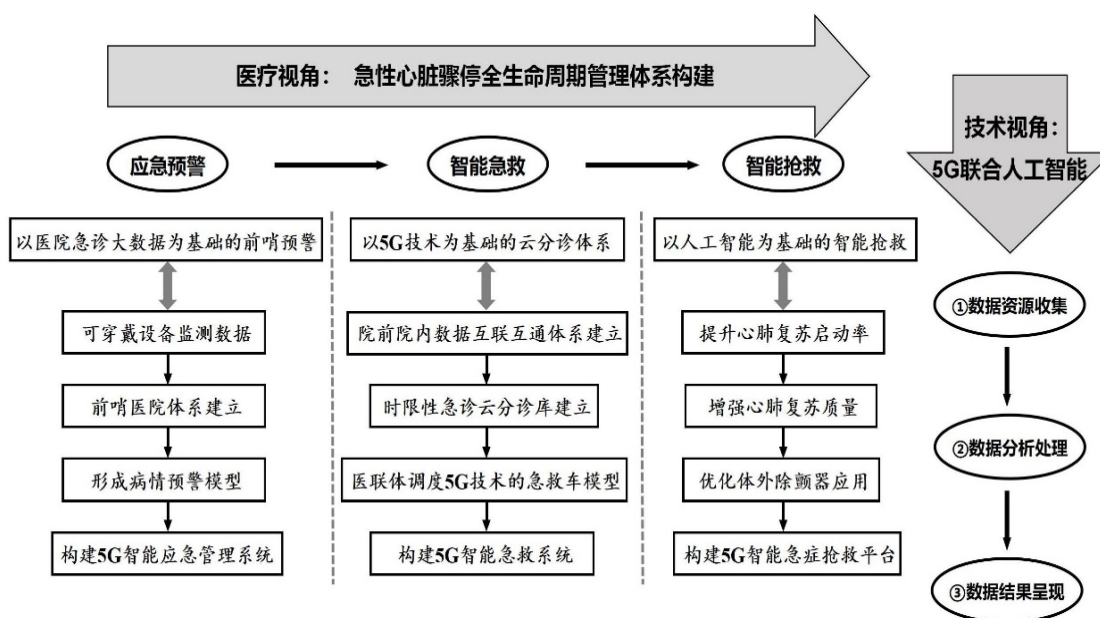


图 1 人工智能联合 5G 技术构建智能化院外心脏骤停急救系统整体框架

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

#### 参 考 文 献

[1] Myat A, Song KJ, Rea T. Out-of-hospital cardiac arrest: current concepts[J]. Lancet, 2018, 391(10124): 970-979. DOI: 10.1016/S0140-6736(18)30472-0.

[2] Xie X, Zheng JQ, Zheng W, et al. Efforts to improve survival outcomes of out-of-hospital cardiac arrest in China: basic-OHCA[J]. Circ Cardiovasc Qual Outcomes, 2023, 16(2): e008856. DOI: 10.1161/CIRCOUTCOMES.121.008856.

[3] Meaney PA, Bobrow BJ, Mancini ME, et al. Cardiopulmonary resuscitation quality: improving cardiac resuscitation outcomes both inside and outside the hospital: a consensus statement from the American heart association[J]. Circulation, 2013, 128(4): 417-435. DOI: 10.1161/CIR.0b013e31829d8654.

[4] Plodr M, Chalusova E. Current trends in the management of out of hospital cardiac arrest (OHCA)[J]. Biomed Pap Med Fac Univ Palacky Olomouc Czech Repub, 2024, 168(2): 105-116. DOI: 10.5507/bp.2024.006.

[5] Armondas AA, Ahmad FS, Bennett DA, et al. Data interoperability for ambulatory monitoring of cardiovascular disease: a scientific statement from the American heart association[J]. Circ Genom Precis Med, 2024, 17(3): e000095. DOI: 10.1161/HCG.0000000000000095.

[6] Perez MV, Mahaffey KW, Hedlin H, et al. Large-scale assessment of a smartwatch to identify atrial fibrillation[J]. N Engl J Med, 2019, 381(20): 1909-1917. DOI: 10.1056/NEJMoa1901183.

[7] Krittanawong C, Rogers AJ, Johnson KW, et al. Integration of novel monitoring devices with machine learning technology for scalable cardiovascular management[J]. Nat Rev Cardiol, 2021, 18(2): 75-91.

- DOI: 10.1038/s41569-020-00445-9.
- [8] Khundaqji H, Hing W, Furness J, et al. Smart shirts for monitoring physiological parameters: scoping review[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2020, 8(5): e18092. DOI: 10.2196/18092.
- [9] Chen GR, Au C, Chen J. Textile triboelectric nanogenerators for wearable pulse wave monitoring[J]. *Trends Biotechnol*, 2021, 39(10): 1078-1092. DOI: 10.1016/j.tibtech.2020.12.011.
- [10] Fang YS, Zou YJ, Xu J, et al. Ambulatory cardiovascular monitoring via a machine-learning-assisted textile triboelectric sensor[J]. *Adv Mater*, 2021, 33(41): e2104178. DOI: 10.1002/adma.202104178.
- [11] Lou MN, Abdalla I, Zhu MM, et al. Highly wearable, breathable, and washable sensing textile for human motion and pulse monitoring[J]. *ACS Appl Mater Interfaces*, 2020, 12(17): 19965-19973. DOI: 10.1021/acsmi.0c03670.
- [12] 陈峰. 可穿戴设备心率监测预警在院前心肺复苏急救中的应用研究[D]. 汕头: 汕头大学, 2022. DOI: 10.27295/d.cnki.gstou.2022.000388.
- [13] Scquizzato T, Semeraro F. No more unwitnessed out-of-hospital cardiac arrests in the future thanks to technology[J]. *Resuscitation*, 2022, 170: 79-81. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2021.11.010.
- [14] Sarkisian L, Mickley H, Schakow H, et al. Global positioning system alerted volunteer first responders arrive before emergency medical services in more than four out of five emergency calls[J]. *Resuscitation*, 2020, 152: 170-176. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2019.12.010.
- [15] Darginavicius L, Vencloviene J, Dobožinskas P, et al. AI-enabled public surveillance cameras for rapid emergency medical service activation in out-of-hospital cardiac arrests[J]. *Curr Probl Cardiol*, 2023, 48(11): 101915. DOI: 10.1016/j.cpcardiol.2023.101915.
- [16] Douma MJ. Automated video surveillance and machine learning: leveraging existing infrastructure for cardiac arrest detection and emergency response activation[J]. *Resuscitation*, 2018, 126: e3. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2018.02.010.
- [17] Scquizzato T. Cardiac arrest detection through artificial intelligence-based surveillance camera: a working prototype[J]. *Resuscitation*, 2018, 130: e114. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2018.07.239.
- [18] Chan J, Rea T, Gollakota S, et al. Contactless cardiac arrest detection using smart devices[J]. *NPJ Digit Med*, 2019, 2: 52. DOI: 10.1038/s41746-019-0128-7.
- [19] Rafi S, Gangloff C, Paulhet E, et al. Out-of-hospital cardiac arrest detection by machine learning based on the phonetic characteristics of the caller's voice[J]. *Stud Health Technol Inform*, 2022, 294: 445-449. DOI: 10.3233/SHTI220498.
- [20] Blomberg SN, Folke F, Ersbøll AK, et al. Machine learning as a supportive tool to recognize cardiac arrest in emergency calls[J]. *Resuscitation*, 2019, 138: 322-329. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2019.01.015.
- [21] Chin KC, Hsieh TC, Chiang WC, et al. Early recognition of a caller's emotion in out-of-hospital cardiac arrest dispatching: an artificial intelligence approach[J]. *Resuscitation*, 2021, 167: 144-150. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2021.08.032.
- [22] Linderoth G, Lippert F, Østergaard D, et al. Live video from bystanders' smartphones to medical dispatchers in real emergencies[J]. *BMC Emerg Med*, 2021, 21(1): 101. DOI: 10.1186/s12873-021-00493-5.
- [23] Andelius L, Malta Hansen C, Lippert FK, et al. Smartphone activation of citizen responders to facilitate defibrillation in out-of-hospital cardiac arrest[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2020, 76(1): 43-53. DOI: 10.1016/j.jacc.2020.04.073.
- [24] Kurz MC, Bobrow BJ, Buckingham J, et al. Telecommunicator cardiopulmonary resuscitation: a policy statement from the American Heart Association[J]. *Circulation*, 2020, 141(12): e686-e700. DOI: 10.1161/CIR.0000000000000744.
- [25] Müller MP, Metelmann C, Thies KC, et al. Reporting standard for describing first responder systems, smartphone alerting systems, and AED networks[J]. *Resuscitation*, 2024, 195: 110087. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2023.110087.
- [26] Smida T, Salerno J, Weiss L, et al. PulsePoint dispatch associated patient characteristics and prehospital outcomes in a mid-sized metropolitan area[J]. *Resuscitation*, 2022, 170: 36-43. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2021.11.007.
- [27] Scquizzato T, Pallanch O, Belletti A, et al. Enhancing citizens response to out-of-hospital cardiac arrest: a systematic review of mobile-phone systems to alert citizens as first responders[J]. *Resuscitation*, 2020, 152: 16-25. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2020.05.006.
- [28] Müller MP, Jonsson M, Böttiger BW, et al. Telephone cardiopulmonary resuscitation, first responder systems, cardiac arrest centers, and global campaigns to save lives[J]. *Curr Opin Crit Care*, 2023, 29(6): 621-627. DOI: 10.1097/MCC.0000000000001112.
- [29] Scquizzato T, Gamberini L, Semeraro F. How technology can save lives in cardiac arrest[J]. *Curr Opin Crit Care*, 2022, 28(3): 250-255. DOI: 10.1097/MCC.0000000000000930.
- [30] Ringh M, Rosenqvist M, Hollenberg J, et al. Mobile-phone dispatch of laypersons for CPR in out-of-hospital cardiac arrest[J]. *N Engl J Med*, 2015, 372(24): 2316-2325. DOI: 10.1056/NEJMoa1406038.
- [31] Ahn S, Jung S, Park JH, et al. Artificial intelligence for predicting shockable rhythm during cardiopulmonary resuscitation: in-hospital setting[J]. *Resuscitation*, 2024, 202: 110325. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2024.110325.
- [32] Hajeb-M S, Cascella A, Valentine M, et al. Deep neural network approach for continuous ECG-based automated external defibrillator shock advisory system during cardiopulmonary resuscitation[J]. *J Am Heart Assoc*, 2021, 10(6): e019065. DOI: 10.1161/JAHA.120.019065.
- [33] Isasi I, Irusta U, Aramendi E, et al. Rhythm analysis during cardiopulmonary resuscitation using convolutional neural networks[J]. *Entropy*, 2020, 22(6): 595. DOI: 10.3390/e22060595.
- [34] Shen CP, Freed BC, Walter DP, et al. Convolution neural network algorithm for shockable arrhythmia classification within a digitally

- connected automated external defibrillator[J]. *J Am Heart Assoc*, 2023, 12(8): e026974. DOI: 10.1161/JAHA.122.026974.
- [35] Ristagno G, Scapigliati A, Semeraro F. Predicting shockable rhythms during chest compression with artificial intelligence: a winning bet?[J]. *Resuscitation*, 2024, 202: 110346. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2024.110346.
- [36] Homma PCM, de Graaf C, Tan HL, et al. Transfer of essential AED information to treating hospital (TREAT)[J]. *Resuscitation*, 2020, 149: 47-52. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2020.01.033.
- [37] Nordseth T, Eftestøl T, Aramendi E, et al. Extracting physiologic and clinical data from defibrillators for research purposes to improve treatment for patients in cardiac arrest[J]. *Resusc Plus*, 2024, 18: 100611. DOI: 10.1016/j.resplu.2024.100611.
- [38] Engan K, Hinna T, Ryen T, et al. Chest compression rate measurement from smartphone video[J]. *Biomed Eng Online*, 2016, 15(1): 95. DOI: 10.1186/s12938-016-0218-6.
- [39] Meinich-Bache Ø, Engan K, Birkenes TS, et al. Real-time chest compression quality measurements by smartphone camera[J]. *J Healthc Eng*, 2018, 2018: 6241856. DOI: 10.1155/2018/6241856.
- [40] Stipulante S, Delfosse AS, Donneau AF, et al. Interactive videoconferencing versus audio telephone calls for dispatcher-assisted cardiopulmonary resuscitation using the ALERT algorithm: a randomized trial[J]. *Eur J Emerg Med*, 2016, 23(6): 418-424. DOI: 10.1097/MEJ.0000000000000338.
- [41] Olasveengen TM, Mancini ME, Perkins GD, et al. Adult basic life support: international consensus on cardiopulmonary resuscitation and emergency cardiovascular care science with treatment recommendations[J]. *Resuscitation*, 2020, 156: A35-A79. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2020.09.010.
- [42] Park JU, Kang DW, Erdenebayar U, et al. Estimation of arterial blood pressure based on artificial intelligence using single earlobe photoplethysmography during cardiopulmonary resuscitation[J]. *J Med Syst*, 2019, 44(1): 18. DOI: 10.1007/s10916-019-1514-z.
- [43] Liu ZD, Li Y, Zhang YT, et al. Cuffless blood pressure measurement using smartwatches: a large-scale validation study[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2023, 27(9): 4216-4227. DOI: 10.1109/JBHI.2023.3278168.
- [44] Liu ZD, Li Y, Zhang YT, et al. HGCTNet: handcrafted feature-guided CNN and transformer network for wearable cuffless blood pressure measurement[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2024, 28(7): 3882-3894. DOI: 10.1109/JBHI.2024.3395445.
- [45] Jiang LJ, Chen SX, Pan X, et al. Estimation of invasive coronary perfusion pressure using electrocardiogram and Photoplethysmography in a porcine model of cardiac arrest[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2024, 254: 108284. DOI: 10.1016/j.cmpb.2024.108284.
- [46] Kim TH, Kim H, Hong KJ, et al. Prediction of cerebral perfusion pressure during CPR using electroencephalogram in a swine model of ventricular fibrillation[J]. *Am J Emerg Med*, 2021, 45: 137-143. DOI: 10.1016/j.ajem.2021.02.051.
- [47] Byrsell F, Jonsson M, Claesson A, et al. Swedish emergency medical dispatch centres' ability to answer emergency medical calls and dispatch an ambulance in response to out-of-hospital cardiac arrest calls in accordance with the American Heart Association performance goals: an observational study[J]. *Resuscitation*, 2023, 189: 109896. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2023.109896.
- [48] Yap J, Helmer J, Gessaroli M, et al. Performance of the medical priority dispatch system in correctly classifying out-of-hospital cardiac arrests as appropriate for resuscitation[J]. *Resuscitation*, 2022, 181: 123-131. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2022.11.001.
- [49] McKenzie N, Williams TA, Ho KM, et al. Direct transport to a PCI-capable hospital is associated with improved survival after adult out-of-hospital cardiac arrest of medical aetiology[J]. *Resuscitation*, 2018, 128: 76-82. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2018.04.039.
- [50] Rogers H, Madathil KC, Agnisarman S, et al. A systematic review of the implementation challenges of telemedicine systems in ambulances[J]. *Telemed J E Health*, 2017, 23(9): 707-717. DOI: 10.1089/tmj.2016.0248.
- [51] Cournoyer A, Notebaert É, de Montigny L, et al. Potential impact of a prehospital redirection system for refractory cardiac arrest[J]. *Resuscitation*, 2017, 119: 37-42. DOI: 10.1016/j.resuscitation.2017.08.001.
- [52] Salman OH, Taha Z, Alsbah MQ, et al. A review on utilizing machine learning technology in the fields of electronic emergency triage and patient priority systems in telemedicine: coherent taxonomy, motivations, open research challenges and recommendations for intelligent future work[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 209: 106357. DOI: 10.1016/j.cmpb.2021.106357.
- [53] Hameed K, Bajwa IS, Sarwar N, et al. Integration of 5G and blockchain technologies in smart telemedicine using IoT[J]. *J Healthc Eng*, 2021, 2021: 8814364. DOI: 10.1155/2021/8814364.
- [54] Krittanawong C, Rogers AJ, Aydar M, et al. Integrating blockchain technology with artificial intelligence for cardiovascular medicine[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2020, 17(1): 1-3. DOI: 10.1038/s41569-019-0294-y.
- [55] Miller DD. Machine intelligence in cardiovascular medicine[J]. *Cardiol Rev*, 2020, 28(2): 53-64. DOI: 10.1097/CRD.0000000000000294.
- [56] Berlet M, Vogel T, Gharba M, et al. Emergency telemedicine mobile ultrasounds using a 5G-enabled application: development and usability study[J]. *JMIR Form Res*, 2022, 6(5): e36824. DOI: 10.2196/36824.
- [57] Mammás CS, Mamma AS. Remote monitoring, AI, machine learning and mobile ultrasound integration upon 5G Internet in the prehospital care to support the golden hour principle and optimize outcomes in severe trauma and emergency surgery[J]. *Stud Health Technol Inform*, 2024, 316: 1807-1811. DOI: 10.3233/SHTI240782.

( 收稿日期 : 2024-12-14 )

( 本文编辑 : 姜宇婷 )