

人工智能心电图的应用进展

王福军 米艳 周芳 王春婷

作者单位: 416000 湖南省吉首市, 湘西土家族苗族自治州人民医院心内科(王福军); 湖南省胸科医院电生理科(米艳、王春婷);
岳阳市中心医院健康管理中心(周芳)

通信作者: 米艳, E-mail: 819070584@qq.com

【摘要】 人工智能给医学领域带来重大变革和发展, 尤其在心电领域的作用尤为突出, 人工智能心电图(AI-ECG)应运而生。本文主要介绍了 AI-ECG 在心律失常、冠心病、心肌病、心脏瓣膜病中的应用, 并探讨 AI-ECG 未来所要面临的挑战和应用前景。

【关键词】 人工智能; 心电图; 人工智能心电图; 应用进展

doi: 10.3969/j.issn.1672-5301.2025.06.008

中图分类号 R540.4⁺1 文献标识码 A 文章编号 1672-5301(2025)06-0525-05

Application Progress of Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram

WANG Fu-jun, MI Yan, ZHOU Fang, WANG Chun-ting. Department of Cardiology, People's Hospital of Xiangxi Tujia and Miao Autonomous Prefecture, Jishou 416000, China (WANG Fu-jun); Department of Electrophysiology, Hunan Chest Hospital, Changsha 410006, China (MI Yan, WANG Chun-ting); Health Management Center of Yueyang Central Hospital, Yueyang 414000, China (ZHOU Fang)

Corresponding author: MI Yan, E-mail: 819070584@qq.com

【Abstract】 Artificial intelligence has brought significant changes and advancements to the medical field, with particular remarkable impacts in the domain of electrocardiography. This has led to the emergence of artificial intelligence-enabled electrocardiogram (AI-ECG). This paper mainly introduces the application of AI-ECG in arrhythmia, coronary heart disease, cardiomyopathy and valvular heart disease, and further explores the current challenges and future application prospects of AI-ECG.

【Keywords】 Artificial Intelligence; Electrocardiogram; Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram; Application Progress

心电图(ECG)能提供有关心脏生理及解剖状态的重要资料, 具有价廉、无创伤、操作简便、可重复等特点。但 ECG 受限于在判读过程中主观性、人为误差和人为分析所耗费的时间。传统的计算机辅助诊断技术, 由于鲁棒性、泛化性较差, 在临床上的应用有一定的局限^[1-7]。人工智能可以模拟人脑学习并储备知识、进行思考规划, 主要方法包括机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)。其中, ML 包括监督学习、无监督学习等。DL 涵盖了循环神经网络、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等^[8]。ML 一般需要人工介入来完成, DL 则是利用多层神经网络自动挖掘并学习有效特征, 其强大的数据整合和泛化能力能够高效解决图像处理、自然语言处理和语音识别等各种现实问题。人工智能心电图(arti-

ficial intelligence electrocardiogram, AI-ECG)是指将人工智能算法应用于 ECG 分析的技术, 可实现 ECG 数据的自动学习并建立分析系统, 识别与心脏结构或功能异常相关的微小变化, 主要用于疾病的诊断与预测、患病人群的分层, 及提供临床决策支持等^[9]。本文旨在综述 AI-ECG 在心血管疾病中的应用, 展望其应用前景及面临的挑战。

1 AI-ECG 在心律失常中的应用

1.1 心房颤动(房颤) 房颤是最常见的心律失常, 不仅影响患者的生活质量, 还可能发生血栓栓塞、心力衰竭等并发症。AI-ECG 对阵发性房颤和无症状房颤患者的诊断及预测发挥重要作用。Attia 等^[10]对 180922 例患者 649931 份 ECG(标准 12 导联, 持续 10 s)进行回顾性分析, 开发了一种 AI 模型, 通过构建 NN 识别窦性心律下 ECG 细微变化来发现

房颤。研究发现, AI 模型通过窦性心律识别阵发性房颤的准确性达 83%^[10]。Noseworthy 等^[11]招募了有中风危险因素但无房颤的患者, 算法将完成随访的人群分为房颤发生高风险组和低风险组。结果显示, 高风险组相较于低风险组发生房颤的危险程度更高($P=0.0002$)^[11]。Jabbour 等^[12]收集 124 例房颤报告, 496 例正常 ECG 报告组成心电模型后进行训练、验证和测试, 人工智能集成算法的曲线下面积(AUC)为 0.94(95%CI 0.75~0.94), 其敏感度、特异度、准确度、精确度和 F1 分数分别为 56.0%、98.0%、90.0%、93.0% 和 0.70。与临床风险模型和现有的房颤预测模型 HARMS2-AF 评分相比, 人工智能算法的性能更好($P<0.01$)。李盼盼等^[13]的研究也证实, 与临床风险模型和现有的房颤预测模型 HARMS2-AF 评分相比, 人工智能算法的性能更好($P<0.01$)。

1.2 室性心律失常 宽 QRS 心动过速(WCT)有多种诊断流程, 这些流程用于区分室性心动过速(VT)和室上性心动过速(SVT), 但它们的准确率仅为 68.8%~77.5%^[14]。Chow 等^[15]将包括 2906 个 SVT 的 ECG 和 424 个 VTECG, 将 ECG 转换为可缩放的矢量图形文件, 并放入 CNN。在他们的内部测试集中, 最后报告的敏感度、特异度和准确度分别为 93.0%、91.8% 和 91.9%。在 354 个选定的 WCT 的 ECG 的外部测试集中, 作者报告的敏感度、特异度和准确度分别为 80.5%、81.6% 和 81.1%。

傅国华等^[16]运用高精度 ML 算法软件, 对 38 例特发性室性心律失常(IVA)患者于术前进行起源位置预测, 发现该 ML 算法软件预测 IVA 起源的受试者工作特征 AUC、敏感度、特异度、F1 评分、准确率分别为 97%、97%、100%、96%、99%。Yang 等^[17]提出了一种结合 CNN 和计算机模拟心脏模型, 使用 12 导联 ECG 来进行室性早搏定位诊断。首先基于真人心脏核磁共振(MRI)得到的数据行计算机模拟心脏模型重建, 再按单个患者的 ECG 特定导联进行计算, 得到不同起源部位的模拟导联 ECG, 随后将其作为训练集, 输入两个 CNN 进行训练。研究使用两种分类方法对不同起源部位进行分类, 一是把整个心脏分为不同的 25 个线段(使用分段 CNN), 另一个是分为心内膜起源部位和心外膜起源部位(使用 Epi-Endo CNN)。将患者的 ECG 输入到训练好的 CNNs 中进行定位诊断。结果显示, 计算机模拟评价结果具有较高的准确率, 分段 CNN 为 78%, Epi-Endo CNN 为 90%, 9 例患者的临床实

验平均定位误差为 11 mm。

1.3 其他心律失常 Hannun 等^[18]开发了一种 DNN, 将来自 53549 例患者的 91232 张单导联 ECG 中的 10 种常见心律失常在内的 11 个节律类别(房颤和心房扑动、房室阻滞、二联律、异位房性心律、室性自主心律、交接区心律、噪声、窦性心律、SVT、三联律)进行分类。当根据一个由董事会认证的执业心脏病学专家组成的共识委员会注释的独立测试数据集进行验证时, DNN 在 ROC 下的平均 AUC 为 0.97, 调和平均数(F1)显著优于心内科医师的平均水平(0.837 比 0.780)。研究者进一步将该算法迁移至一个外部公共 ECG 数据库中进行端对端训练并验证($n=8528$), 得到相似的效能($F1=0.830$), 提示其存在较好的外推性。Ribeiro 等^[19]提出一个 DNN 模型, 在一个包含 200 多万万个标签的数据中进行训练, 发现模型在识别 12 导联 ECG 中的 6 种心律失常(一度房室阻滞、右束支阻滞、左束支阻滞、窦性心动过缓、窦性心动过速、房颤)方面优于心内科住院医师, F1 评分在 80% 以上, 特异度在 99% 以上。Zhu 等^[20]采用 180940 份数据开发的 AI 模型区分 21 种心律失常, 明显高于工作 3~19 年临床医师诊断的平均水平。这些进一步验证了 AI-ECG 心律失常分析应用的广泛性。

2 AI-ECG 与冠心病和心肌梗死

冠心病常见 ECG 表现包括 ST 段或 T 波改变等, 临床医师要及时、准确地判读冠心病 ECG ST-T 改变需丰富的经验, 且 ECG 的变化需足以被肉眼识别。AI-ECG 利用输入的 ECG 及其诊断训练算法, 并通过重复验证自动调整参数, 从而达到更高的诊断效能。研究发现, 通过提取 12 导联 ECG 波形距离特征和分导联波形振幅特征, 加入胸痛中心真实临床数据后, 基于形态特征提取 BiLSTM 神经网络的急性下壁心肌梗死辅助诊断算法准确率达到 99.72%, 精度达到 99.53%, 敏感度达到 100%, 同时 F1 值达到 99.76^[21]。Al-Zaiti 等^[22]用一组前瞻性急性胸痛患者($n=745$)的 ECG, 构建了三个预测急性冠状动脉综合征(acute coronary syndrome, ACS)的 ML 模型, 同时在外部的一个队列中($n=499$)进行验证, 结果发现, 联合三种 ML 模型对 ACS 预测的 AUC 可达 0.82(95%CI 0.77~0.86), 显著优于临床医师[AUC=0.67(95%CI 0.61~0.74)], 同时其敏感度达到 77%, 相比临床医师(40%)和商用 ECG 诊断软件(25%)均明显提高。Liu 等^[23]开发了一种 DL 模型, 对急性 ST 段抬高型心肌梗死诊断的敏感度、特异

度为 98.4% 和 96.9%，准确率高于临床医师；诊断急性非 ST 段抬高型心肌梗死的 AUC 值为 0.877，如结合心肌肌钙蛋白 I 诊断时 AUC 值可达 0.978。

3 AI-ECG 与心肌病

由于心肌病患者的 ECG 早期缺乏特异性，ECG 对心肌病缺乏早期诊断。Haq 等^[24]创建了一个 CNN，使用 12 导联 ECG 检测致心律失常右室心肌病 (ARVC)，该模型的敏感度、特异度、阳性和阴性预测值分别为 77.3%、62.9%、3.32% 和 99.4%。节律 ECG 和中位心跳 ECG 的 AUC 分别为 0.75 和 0.76。该模型在排除 ARVC 方面表现良好，并支持 AI-ECG 可以作为 ARVC 生物标志物的概念。

肥厚型心肌病 (HCM) 患者有猝死风险，具有 ≥ 1 个主要风险标志物的个体考虑使用一级预防植入式心律转复除颤器。指南建议使用心脏磁共振 (CMR) 成像来识别高风险的影像学特征。Carrick 等^[25]的 ECG-DL 模型在保持测试 (C 统计量 0.72、0.83、0.93 和 0.76) 和外部验证 (C 统计量 0.71、0.76、0.91 和 0.68) 期间可靠地识别了 HCM 高风险特征 (收缩功能障碍、大面积肥大心尖部室壁瘤和广泛的晚期钆增强)。使用超声心动图结合 ECG-DL 引导的选择性 CMR 使用的假设筛查策略表明，识别具有高风险特征的患者的敏感度为 97%，同时将推荐的 CMR 数量减少了 61%。对于没有 ECG-DL 推荐的 CMR 患者，这种筛查策略不存在高风险特征的阴性预测值为 99.5%。由此可见，在 HCM 中，新型 ECG-DL 模型可靠地识别了具有高风险影像学特征的患者，同时有可能降低资源贫乏地区的 CMR 检测要求。

4 AI-ECG 与心脏瓣膜病 (VHD)

VHD 的发病率随着年龄增长逐年升高。随着人工智能与医学领域的交叉融合，人工智能算法模型已成为 VHD 的有效识别工具。Lin 等^[26]开发五个 DL 模型 (DLM) 来识别主动脉瓣狭窄、主动脉瓣反流、肺动脉瓣反流、三尖瓣反流和二尖瓣反流，根据年龄和性别调整的 AI-ECG 达到 AUC 分别为 > 0.84、> 0.80、> 0.77、> 0.83 和 > 0.81。由于每个 DLM 的预测共享相似的 ECG 节律成分，因此每个 DLM 的阳性结果与其他瓣膜性心脏病高度相关。值得注意的是，共有 37.5%~51.7% 的假阳性预测至少有一个重要的超声心动图发现，这可能导致最初为轻度至轻度 VHD 的患者未来中度至重度 VHD 的风险显著增加。AI-ECG 诊断模型未来可能成为 VHD 识别的临床辅助工具。

5 AI-ECG 与心力衰竭 (HF)

HF 患者存在多种生物标志物，但它们在常规临床实践中的使用通常受到高成本和有限可用性的限制。HF 是各种心脏疾病的严重表现或晚期阶段，病死率和再住院率显著升高。Cho 等^[27]回顾性分析了在韩国两个三级中心前瞻性收集的急性 HF 患者的数据。使用定量心电图 (QCG) 的 DL 系统分析基线 ECG，该系统经过训练可检测多种紧急临床情况，包括休克、心脏骤停和左心室射血分数 (LVEF) 降低。在长期随访期间，QCG-Critical 评分较高 (> 0.5) 的患者病死率高于 QCG-Critical 评分低 (< 0.25) 的患者 (调整后风险比 2.69, 95% CI 2.14~3.38, $P < 0.001$)。

6 AI-ECG 与先天性长 QT 综合征 (LQTS)/QT 间期延长

LQTS 与晕厥、室性心律失常和猝死有关。LQTS 常通过静息 ECG 上的 QT 延长检测到，但一半的 LQTS 患者的 QT 间期正常或临界正常。Jiang 等^[28]开发一种基于 DL 的神经网络，用于使用 12 导联 ECG 识别 LQTS 和区分基因型 (LQTS1 和 LQTS2)。共分析了 990 例患者 [平均年龄 (42±18) 岁；其中女性 589 (59.5%) 例] 的 4521 例 ECG。外部验证表明，CNN 对 LQTS 检测 (AUC=0.93, 95% CI 0.89~0.96) 和基因型区分 (AUC=0.91, 95% CI 0.86~0.96) 具有很高的诊断能力。超过了专家测量的 QTc 间期检测 LQTS，包括正常或临界 QTc 间期的患者。在高危患者和基因型阴性对照的横断面队列 (406 例患者) 中进一步验证，CNN 模型检测到的 LQTS 优于基于 QTc 间期的检测，可见 DL 模型改进了静息 ECG 对先天性 LQTS 的检测，并允许区分 2 种最常见的遗传亚型。对未选择的普通人群进行更广泛的验证可能支持该模型应用于疑似 LQTS 患者。但该模型的缺陷在于只允许区分常见的先天性 LQTS 的遗传亚型。

7 AI-ECG 与肺动脉高压

肺动脉高压具有进展性、恶化性的特点。AI-ECG 能够识别出 ECG 中的微小变化，通过训练人工智能模型识别与肺动脉高压相关的 ECG 信号特征，可提高 ECG 在肺动脉高压早期诊断中的准确性。Kwon 等^[29]利用来自韩国医院的 ECG 和超声心动图数据训练 CNN，最终模型检测疑似肺动脉高压的 AUROC、敏感度和特异度分别为 0.90、80% 和 84%，但准确性不高。Ma 等^[30]使用了一种包含注意力模块的多尺度残差神经网络对 MIT-BIH 数据库

进行心电信号分类,准确率为99.2%,敏感度为97.5%,特异度为99.8%,F1评分为0.98。谢中立等^[1]开发了一个结合ECG和临床特征的智能诊断模型,该模型在检测疑似肺动脉高压患者中展现出高准确性,敏感度、特异度、准确度、F1评分、AUROC和AUPRC分别达到94.8%、97.2%、96.7%、0.924、0.996和0.985。表明AI-ECG具有提升ECG在肺动脉高压诊断中的潜力,有望成为未来肺动脉高压筛查工具的基础。

8 AI-ECG的挑战与应用前景

AI-ECG在心律失常、冠心病、心肌病、VHD以及其他非心血管系统疾病中的广泛应用并取得突破性的进展,但依然存在一定的局限性和挑战。第一,ECG资料标准目前没有统一标准的心电输入格式和数据预处理文档标准。也很少有研究提供具体的数据形式和详细的处理过程,所以不能在不同的模型之间进行比较,也不知道什么样的形式和预处理方式对人工智能技术潜能发挥更有利。其次,人工智能的“黑匣子”即不可解释性,黑匣子算法引起了几个问题,包括医师是否可以向患者解释该过程或确保人工智能得出的结论的准确性,黑匣子问题也会影响模型的编辑和推广。有学者建议,通过使用能够发现模型在训练过程中找到的基本规则,可以更大程度地信任可解释的人工智能。然而,许多的学者认为,依赖可解释的人工智能可能会破坏用户试图实现的目标,而可解释的人工智能可能更像是对过程的解释,而不是结果。最后,模型的稳定性和泛化性不高,现有的AI-ECG研究多为回顾性研究,缺乏前瞻性的研究,尤其是在能够证实深度学习模型实际效用在临床医学中的实践。因此,AI-ECG的应用价值还需要更多的循证医学证据来支持。

相信在不久的将来,人工智能的发展能够为我们的分析工具提供更强大的支撑。我们应该更积极的探索人工智能在医学领域的应用,与人工智能合作,共同推动人类健康事业的发展。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献 王福军:文章构思、查阅文献、起草初稿及修改;米艳:文献收集及筛选,文章修改及校对;周芳:协助查阅文献、文章内容补充及修改;王春婷:协助查阅文献、文章内容补充及修改

9 参考文献

[1] Varghese C, Harrison EM, O'Grady G, et al. Artificial intelligence in surgery[J]. *Nat Med*, 2024, 30(5): 1257-1268.

- [2] Tai K, Zhao R, Rameau A. Artificial intelligence in Otolaryngology: Topics in epistemology & ethics[J]. *Otolaryngol Clin North Am*, 2024, 57(5): 863-870.
- [3] Parmar UPS, Surico PL, Singh RB, et al. Artificial intelligence (AI) for early diagnosis of retinal diseases[J]. *Medicina (Kaunas)*, 2024, 60(4): 527.
- [4] Robert C, Meyer P, Séroussi B, et al. Artificial intelligence and radiotherapy: Evolution or revolution?[J]. *Cancer Radiother*, 2024, 28(6-7): 503-509.
- [5] Pham TD, Teh MT, Chatzopoulou D, et al. Artificial intelligence in head and neck cancer: Innovations, applications, and future directions[J]. *Curr Oncol*, 2024, 31(9): 5255-5290.
- [6] Siontis KC, Noseworthy PA, Attia ZI, et al. Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular disease management[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2021, 18(7): 465-478.
- [7] Lopez-Jimenez F, Attia Z, Arruda-Olson AM, et al. Artificial intelligence in cardiology: Present and future [J]. *Mayo Clin Proc*, 2020, 95(5): 1015-1039.
- [8] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2020: 4-42.
- [9] Parvaneh S, Rubin J, Babaeizadeh S, et al. Cardiac arrhythmia detection using deep learning: A review [J]. *J Electrocardiol*, 2019, 57S: S70-S74.
- [10] Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez -Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: A retrospective analysis of outcome prediction [J]. *Lancet*, 2019, 394(10201): 861-867.
- [11] Noseworthy PA, Attia ZI, Behnken EM, et al. Artificial intelligence-guided screening for atrial fibrillation using electrocardiogram during sinus rhythm: A prospective nonrandomised interventional trial [J]. *Lancet*, 2022, 400(10359): 1206-1212.
- [12] Jabbour G, Nolin-Lapalme A, Tastet O, et al. Prediction of incident atrial fibrillation using deep learning, clinical models, and polygenic scores[J]. *Eur Heart J*, 2024, 45(46): 4920-4934.
- [13] 李盼盼, 韩宇臣, 李峰, 等. 阵发性心房颤动发作风险的人工智能预测模型[J]. *中国心血管病研究*, 2024, 22(3): 196-202.
- [14] Jastrzebski M, Kukla P, Czarnicka D, et al. Comparison of five electrocardiographic methods for differentiation of wide QRS-complex tachycardias[J]. *Europace*, 2012, 14: 1165-1171.
- [15] Chow BJW, Fayyazifar N, Balamane S, et al. Interpreting wide-complex tachycardia with the use of artificial intelligence [J]. *Can J Cardiol*, 2024, 40: 1965-1973.

- [16] 傅国华, 郑建伟, 徐茵, 等. 机器学习定位特发性室性心律失常起源的前瞻性研究[J]. 中华心律失常杂志, 2024, 28(2): 125-130
- [17] Yang T, Yu L, Jin Q, et al. Localization of origins of premature ventricular contraction by means of convolutional neural network from 12-lead ECG [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2018, 65(7): 1662
- [18] Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network [J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 65-69.
- [19] Ribeiro AH, Ribeiro MH, Paixao GMM, et al. Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep neural network [J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 1760.
- [20] Zhu H, Cheng C, Yin H, et al. Automatic multilabel electrocardiogram diagnosis of heart rhythm or conduction abnormalities with deep learning: A cohort Study [J]. *Lancet*, 2020, 2(7): e348-e357.
- [21] 徐文畅, 何文明, 游斌权, 等. 基于形态特征提取的急性下壁心肌梗死 BiLSTM 网络辅助诊断算法 [J]. 电子与信息学报, 2021, 43(9): 2561-2568.
- [22] Al-Zaiti S, Besomi L, Bouzid Z, et al. Machine learning-based prediction of acute coronary syndrome using only the pre-hospital 12-lead electrocardiogram [J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 3966.
- [23] Liu WC, Lin CS, Tsai CS, et al. A deep learning algorithm for detecting acute myocardial infarction [J]. *EuroIntervention*, 2021, 17(9): 765-773.
- [24] Haq IU, Liu K, Giudicessi JR, et al. Artificial intelligence-enhanced electrocardiogram for arrhythmogenic right ventricular cardiomyopathy detection [J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2023, 5(2): 192-194.
- [25] Carrick RT, Ahamed H, Sung E, et al. Identification of high-risk imaging features in hypertrophic cardiomyopathy using electrocardiography: A deep-learning approach [J]. *Heart Rhythm*, 2024, 21(8): 1390-1397.
- [26] Lin YT, Lin CS, Tsai CS, et al. Comprehensive clinical application analysis of artificial intelligence-enabled electrocardiograms for screening multiple valvular heart diseases [J]. *Aging (Albany NY)*, 2024, 16(10): 8717-8731.
- [27] Cho Y, Yoon M, Kim J, et al. Artificial intelligence-based electrocardiographic biomarker for outcome prediction in patients with acute heart failure: Prospective cohort study [J]. *J Med Internet Res*, 2024, 26: e52139.
- [28] Jiang R, Cheung CC, Garcia-Montero M, et al. Deep learning-augmented ECG analysis for screening and genotype prediction of congenital long QT syndrome [J]. *JAMA Cardiol*, 2024, 9(4): 377-384.
- [29] Kwon JM, Kim KH, Medina-Inojosa J, et al. Artificial intelligence for early prediction of pulmonary hypertension using electrocardiography [J]. *J Heart Lung Transpl*, 2020, 39(8): 805-814.
- [30] Ma K, Zhan CA, Yang F. Multi-classification of arrhythmias using ResNet with CBAM on CWGANGP augmented ECG Gramian angular summation field [J]. *Blomed Signal Proces*, 2022, 1: 77.
- [31] 谢中立, 牛晨光. 利用心电图检测疑似肺动脉高压患者的智能诊断模型 [D]. 河南大学, 2024: 2.

(收稿日期: 2025-02-18)