

人工智能心电图在心血管疾病早期筛查与风险预测中的研究进展

陈佳兴¹, 梅宵宵¹, 沈楚豪¹, 蒋铭涛¹, 谢芝琬¹, 朱蕙霞²

¹南通大学杏林学院, 江苏 南通

²南通大学医学院, 江苏 南通

收稿日期: 2026年7月13日; 录用日期: 2026年8月6日; 发布日期: 2026年8月14日

摘要

心电图(Electrocardiogram, ECG)是临床最常用的无创心电检查工具, 传统上主要用于诊断既有心律失常与心肌缺血。近年来, 随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的快速发展, 人工智能心电图不仅提升了疾病诊断的准确性, 更在心血管疾病的早期筛查与风险预测方面展现出巨大潜力。本文旨在系统综述人工智能辅助心电图诊断(Artificial Intelligence-enabled Electrocardiogram, AI-ECG)在心律失常、心力衰竭、心肌病、结构性心脏病等心血管疾病的早期识别与风险分层中的最新研究进展, 并探讨其临床转化面临的挑战与未来方向。

关键词

心血管疾病, 人工智能, 心电图, 早期筛查, 风险预测, 深度学习

Research Progress of Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiography in Early Screening and Risk Prediction of Cardiovascular Diseases

Jiaxing Chen¹, Xiaoxiao Mei¹, Chuhaoh Shen¹, Mingtao Jiang¹, Zhiwan Xie¹, Huixia Zhu²

¹Xinglin College, Nantong University, Nantong Jiangsu

²Medical School, Nantong University, Nantong Jiangsu

Received: July 13, 2026; accepted: August 6, 2026; published: August 14, 2026

文章引用: 陈佳兴, 梅宵宵, 沈楚豪, 蒋铭涛, 谢芝琬, 朱蕙霞. 人工智能心电图在心血管疾病早期筛查与风险预测中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(8): 1108-1116. DOI: 10.12677/acm.2026.1682886

Abstract

The electrocardiogram (ECG) is the most widely utilized non-invasive tool in clinical practice, traditionally employed for diagnosing established arrhythmias and myocardial ischemia. In recent years, with the rapid advancement of artificial intelligence (AI) technology, AI-enabled electrocardiography (AI-ECG) has not only improved diagnostic accuracy but also demonstrated significant potential in the early screening and risk prediction of cardiovascular diseases. This article aims to systematically review the latest research progress of AI-ECG in the early identification and risk stratification of cardiovascular conditions—including arrhythmias, heart failure, cardiomyopathy, and structural heart disease—while discussing the challenges of clinical translation and future directions in this field.

Keywords

Cardiovascular Disease, Artificial Intelligence, Electrocardiogram, Early Screening, Risk Prediction, Deep Learning

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. 研究背景与意义

自 20 世纪初荷兰生理学家 Einthoven 成功研制弦线式心电图机并记录人类首份心电图以来，这一可无创捕捉心脏电生理活动的技术，便奠定了其在心血管领域不可替代的基础地位。历经百余年发展，ECG 已从早期单一的疾病诊断工具，进一步拓展为覆盖全生命周期心血管健康管理的核心手段——无论是常规体检中无症状人群的心律异常初筛，还是疾病诊断阶段高血压性心脏病、心肌缺血等病变的电生理依据提供，亦或是术后随访与慢病管理中的心脏功能动态监测，ECG 均发挥着连接预防、诊断与康复的“桥梁性作用” [1] [2]。

然而，伴随全球心血管疾病发病率攀升，ECG 临床应用需求持续增长的背后，三大核心挑战正严重制约其价值释放：其一为数据与医疗资源失衡，我国每年 ECG 检查量超 2.5 亿人次、动态心电监测量达 3500 万人次 [3]，但全国心血管专科医师仅约 30 万人且多集中于三级医院，基层医疗机构常陷入“数据堆积如山、能解读者寥寥”的困境，部分报告积压数天，直接延误早期干预窗口 [4] [5]；其二是人工判读主观性强，ECG 解读依赖医师对 P 波形态、QRS 波群时限等细微特征的经验判断，同一份报告可能因医师年资、地域差异出现不同结论，研究显示室性早搏、轻度 ST 段压低等非典型表现的判读一致性仅 65%~78%，远低于 90% 以上的临床标准，易引发漏诊或过度诊断 [6] [7]；其三为早期病变识别敏感性不足，阵发性房颤间歇期、无症状心肌缺血等早期病变的电生理改变隐匿且持续时间短，常规人工判读易忽略，如约 20% 阵发性房颤患者因未捕捉到发作信号漏诊，而此类患者后续脑卒中风险较普通人群高 3~5 倍，凸显传统判读模式的短板 [8] [9]。

与此同时，人工智能技术的快速迭代为破解上述瓶颈提供了关键路径。尤其在医疗图像与信号分析领域，以深度学习 (Deep Learning, DL) 为核心的技术体系展现出显著优势——不同于传统机器学习对人工特征提取的依赖，深度学习可通过卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 等模型 [10]，自主从海量医疗数据中学习特征规律，在医学影像病灶识别、心电信号异常检测等场景中，已实现“毫秒级分

析”与“高一一致性判读”的突破。其中，人工智能辅助心电图诊断(AI-ECG)更是凭借对心电信号的精准解析能力，既能够在几秒内完成单份 ECG 的特征提取与异常识别，又可通过学习大规模标注数据提升判读一致性，还能捕捉人工难以察觉的早期电生理异常，成为弥补 ECG 临床应用短板的重要技术方向。

基于此，本综述旨在系统梳理 AI-ECG 在心血管疾病早期筛查与风险预测中的研究进展(表 1)：一方面，围绕心律失常、心力衰竭、心肌梗死等多病种，结合体检筛查、术后随访等多应用场景，整合现有技术的临床实践成果；另一方面，针对当前面临的数据质量、模型可解释性、临床转化等关键问题，探讨其未来发展路径，以期为解决临床“数据多、医师少、判读难”的痛点提供理论支撑，进而推动心血管疾病从“被动治疗”向“主动预防”的战略转型，具有重要的现实意义与学术价值[11]。

Table 1. Summary of clinical validation and multicenter studies of AI-ECG algorithms since 2021
表 1. 2021 年后人工智能心电图算法的临床验证与多中心研究总结

年份	作者	研究对象/疾病	样本量	模型架构
2024	Gilbert Jabbour 等[12]	房颤(AF)	669,782	ECG-AI 模型
2024	Shaan Khurshid 等[13]	房颤(AF)	1597	ECG-AI 模型
2025	Yeongbong Jin 等[14]	窦性心律正常(NSR)患者的心房 颤动早期征兆	552,372	PAF、LRP、 Network architecture
2022	Yu-Sheng Lou 等[15]	左心房扩大(LAE)	88411	DLM
2024	Johanna E.J. Jacobs 等[16]	左心室射血分数(EF)	989	AI-ECG 模型
2024	Chung-Chuan Chou 等[17]	左心房扩大(LAE)	382,594	CNN
2024	D.A. Adedinsewo 等[18]	妊娠期左心室舒张功能障碍 (LVSD)	1232	AI-ECG 模型
2023	Ivar R. de Vries 等[19]	先天性心脏病(CHD)	122	ANN
2024	Yoshitsugu Nogimori 等[20]	儿童心力衰竭(HF)	21,378	CNN
2023	Beatriz Valente Silva 等[21]	肺栓塞(PE)	1014	DLM
2025	Min Sung Lee 等[22]	急性心肌梗死	8493	AI-ECG 模型
2025	Laurent Fiorina 等[23]	心源性猝死(SCD)	247,254	DLM
2021	Zhaoji Fu 等[24]	心血管健康	15,437	CNN + RNN
2024	Arunashis Sau 等[25]	全因死亡率	189,539	DLM + DTSM
2025	Yixiu Liang 等[26]	反流性心脏瓣膜病	162768	AI-ECG 模型
2021	Baptiste Maille 等[27]	接受羟氯喹 - 阿奇霉素治疗方 案的患者	85	AI-QTc、SW-ECG
2024	Ryuichiro Yagi 等[28]	接受蒺环类药物治疗的患者	1011	AI-EF 模型
2025	Jennifer M. Amadio 等[29]	心脏淀粉样变性(CA)患者	2533	A2E 模型
2025	Arunashis Sau 等[30]	心血管内科	42,386	CNN
2025	L.S. Johnson 等[31]	DeepRhythmAI 与技术人员分析 门诊 ECG 数据的性能对比	14,606	DeepRhythmAI 模型

2. AI-ECG 在结构性心脏病中的应用

结构性心脏病(SHD)的早期识别是心血管疾病管理的难点。尽管超声心动图(TTE)和心脏磁共振(CMR)是目前的诊断金标准，但其受限于设备可及性、高昂成本以及对操作者经验的依赖，难以实现大规

模筛查。近年来,基于深度学习的 AI-ECG 技术通过挖掘心电信号中肉眼难以察觉的“数字化生物标志物”,为 SHD 的早期预警和精准转诊提供了全新的手段。其核心逻辑在于,心脏解剖结构的改变(如心室肥厚、腔室扩张或心肌纤维化)会微妙地改变心肌去极化与复极化的电生理路径,而 AI 能够识别这些与特定解剖特征相关的复杂模式。

2.1. 心室功能障碍与容量负荷的自动化评估

AI-ECG 在识别无症状左心室功能不全(ALVSD)方面已展现出极高的临床成熟度。多项研究表明,卷积神经网络(CNN)能够从 12 导联心电图准确预测左心室射血分数(LVEF)的下降,其曲线下面积(AUC)通常超过 0.90,表现甚至优于传统的 B 型利钠肽(BNP)检测[5] [6] [12]。这种预测能力不仅限于成人,在先天性心脏病(CHD)患者中, AI 同样能通过分析术后电信号变化,精准预测经 CMR 定义的双心室功能障碍和容量扩张,为优化手术干预时机提供了客观依据[22] [32]。此外,在围产期这一特殊生理窗口, AI-ECG 模型通过识别与心脏容量负荷增加相关的隐匿信号,能够协助产科医生在患者出现明显心衰症状前,及时发现围产期心肌病(PPCM) [16] [22]。

尽管 AI-ECG 识别 ALVSD 的 AUC 表现卓越,但目前大多数研究仍处于回顾性阶段。例如,在某些外部验证中,当模型应用于基础疾病复杂的住院患者时,其特异度会出现波动。这种由于“数据偏移(Data Shift)”导致的性能衰减,意味着在临床推广前,仍需更多针对不同族裔、不同病理背景的大规模前瞻性随机对照试验(RCT)来证实其筛查的净获益。

2.2. 心肌表型识别与鉴别诊断的突破

除功能评估外, AI-ECG 在识别特定心肌病表型方面具有显著优势,能够实现“早期发现”与“精准鉴别”的双重目标。对于肥厚型心肌病(HCM), AI 模型通过学习心肌排列紊乱引发的特征性电演变,其诊断准确性远超传统的人工心电图标准(如 Sokolow-Lyon 指数),为运动员筛查和家族性风险分层提供了可靠工具[1]。更为重要的是, AI 展示了强大的鉴别诊断潜力,能够从外观相似的心肌肥厚表现中,精准识别出极易被误诊的浸润性病变——心脏淀粉样变性(CA)。通过识别 CA 特有的传导延缓及复极异常信号, AI 显著缩短了患者从首诊到确诊的时间,并能基于电信号特征对其死亡风险进行前瞻性分层[3] [29]。

2.3. 瓣膜性心脏病的数字化前哨

瓣膜病以往被认为是心电图的“盲区”,但 AI 的介入打破了这一认知。研究发现,主动脉瓣或二尖瓣的反流会导致心脏发生代偿性重构,这种重构在电信号上留下的“指纹”可被 AI 捕捉。一项涵盖多国的国际研究证明, AI-ECG 识别中重度反流性瓣膜病具有极高的阴性预测值,这使其非常适合作为大规模人群筛查的“守门员”,从而优化医疗资源配置,引导高危患者进行针对性的超声检查[5] [26]。

综上所述, AI-ECG 在结构性心脏病领域正经历从“单一波形解读”向“深度特征分析”的范式转移。它不仅能通过无创手段实现对心室功能的量化评估,更在肥厚型心肌病、淀粉样变性、瓣膜病等复杂表型的早期筛查中展现出超人般的敏锐度。作为一种高效、廉价的数字化前哨工具, AI-ECG 极大地扩展了传统心电图的临床内涵,实现了对心脏解剖学改变的早期感知与风险预判。

3. AI-ECG 在心律失常管理中的应用

心律失常的及时识别与精准风险分层是预防卒中及心脏性猝死(SCD)的核心环节。然而,传统心电图(ECG)往往受限于“捕捉瞬间”的局限性,难以对阵发性或隐匿性的电生理异常进行持续追踪。人工智能(AI)的引入不仅极大提升了海量心电数据的判读效率,更突破了传统诊断的边界,使医生能够通过窦性心律下的“静态”心电图,洞察未来可能发生的“动态”心律风险。

3.1. 阵发性心房颤动的隐匿诊断与风险分层

心房颤动(AF)是导致缺血性卒中的主要推手,但其阵发性特征使得常规筛查的漏诊率居高不下。AI-ECG 的创新之处在于,它能识别窦性心律心电图中的潜伏的“心房电重构”信号,从而实现对房颤风险的提前预判。

对于病因不明的卒中患者, AI 模型通过分析其入院时的普通心电图,能精准锁定房颤高危个体。研究显示其曲线下面积(AUC)显著优于临床常用的风险评分量表,有效指导了植入式循环记录仪(ILR)的精准投放,避免了盲目监测带来的资源浪费[5] [13]。

为了提升临床信任度,可解释人工智能(XAI)被引入该领域。通过显著图等技术,研究者发现 AI 主要通过捕捉 P 波形态及其微小的极化特征变化来判断房颤风险,这在电生理层面证实了 AI 提取特征的科学性,使数字化诊断不再是单纯的“概率游戏”[14]。

3.2. 持续性室性心律失常的近期预警

与房颤的长期风险预测不同,对于持续性室性心律失常(SVA)等恶性事件,临床更迫切地需要“近期预警”(Near-term Prediction)。

最新的深度学习模型通过对单导联动态心电图(AECG)的连续分析,能够在 SVA 事件发生前数十分钟甚至一小时内,捕捉到心肌电稳定性恶化的细微先兆。这种近期的预警能力为植入式心律转复除颤器(ICD)患者及高危人群提供了极具价值的干预窗口,有望将“事后抢救”转化为“事前拦截”[23]。

在儿科心脏病学中,由于患儿生理参数随年龄波动大,传统自动算法误报率高。AI 通过学习发育中各阶段的电生理曲线,能够更准确地预测先心病患儿发生的严重心血管不良事件(MACE),为脆弱群体的全生命周期监测提供了技术支撑[20] [23]。

值得注意的是,近期预警模型虽然在测试集上表现优异,但在实际应用中面临“假阳性焦虑”的挑战。若预警过于灵敏,可能导致患者过度紧张或不必要的急诊就医;若追求特异性,则可能漏掉关键的干预窗口。目前的研究尚缺乏关于“预警后临床路径”的标准操作流程,这限制了其从技术指标向临床结局的转化。

3.3. 临床报告流程的数字化效率革命

随着长程动态心电图(Holter)应用的普及,海量的数据分析已成为医护人员的沉重负担。AI 在这一领域的应用不仅是算法的提升,更是工作流的重塑。

新一代 AI 系统能够实现对长达数周的心电数据进行“搏动对搏动”的精准标注,并自动生成初步诊断报告。在识别高度房室传导阻滞、室速等危急值事件中,其敏感性已达到 98%以上。这种端到端的自动化处理,将医生从繁琐的数据筛选中解放出来,使其能将精力聚焦于复杂病例的诊断决策[3] [31]。

综上所述, AI-ECG 正在重构心律失常的管理模式。它一方面通过挖掘窦性心律中的隐匿信息,实现了对阵发性房颤等疾病的“前瞻性诊断”;另一方面通过对实时信号的深度学习,实现了对恶性心律失常的“近期预警”。结合高效的可解释性技术与自动化报告系统, AI 正在将心电监测从单纯的记录工具提升为具备深度洞察力的智能预警平台。

4. AI-ECG 在特殊人群与前沿场景中的探索

随着算法模型与硬件设备的深度融合, AI-ECG 的应用范畴已从传统的辅助诊断延伸至肿瘤心脏病学、围产期监测及远程慢病管理等多个前沿领域。其不仅能识别心脏的原发性病变,更能通过电信号的细微变化,监测全身性系统疾病及药物治疗对心脏产生的次生影响。

4.1. 肿瘤心脏病学中的风险预判与监测

化疗药物(如蒽环类药物)诱导的心脏毒性是肿瘤治疗中的重大挑战,传统的监测手段往往具有滞后性。AI-ECG 正在改变这一现状,实现从“事后监测”到“事前预防”的转变。

最新的研究表明,通过分析化疗前的基线心电图,AI 模型能够识别出那些具有“脆弱心脏电表型”的高危患者。这种在治疗开始前的精准分层,有助于临床医生根据 AI 风险评分调整化疗方案或提前引入心脏保护药物[28]。

在治疗过程中,AI 能够通过分析普通心电图,灵敏地捕捉到左心室射血分数(LVEF)的亚临床下降。这种无创、低成本的监测方式,极大地缓解了肿瘤患者频繁进行超声检查的负担,确保了心脏毒性的早期发现与拦截[16]。

4.2. 围产期与儿科心脏健康的智能化守护

围产期女性与儿童作为特殊群体,其电生理指标具有独特的动态演变规律,传统算法在此类人群中往往表现不佳。

围产期心肌病(PPCM)起病隐匿,极易被漏诊。AI 模型通过学习孕产妇特有的电信号模式,能在其出现典型临床表现前识别出心室功能障碍。这种技术若集成至基层医疗或远程监测设备中,将为母婴安全提供多一层数字化保障[16] [18]。

在儿科领域,AI-ECG 能够克服发育过程中生理参数波动的干扰。通过对先心病患儿心电图数据的深度挖掘,AI 不仅能辅助诊断结构异常,更能有效预测未来可能发生的严重心脏不良事件,为儿科心脏病的精细化随访提供了决策依据[20] [32]。

4.3. 消费级设备与移动医疗的融合

智能手表与心贴等便携式设备的普及,使得 AI-ECG 能够走出医院,进入患者的日常生活场景。

在需要最大限度减少医患直接接触的公共卫生事件期间,AI 结合智能手表展示了其在远程监测药物引起的 QT 间期延长方面的巨大潜力。这种“去中心化”的监测模式,不仅保护了医护人员免受感染,也验证了消费级硬件在专业医疗级安全预警中的可行性[27]。

AI-ECG 甚至展现了预测电解质紊乱、贫血及评估“心电年龄”的能力。这种跨学科的洞察力,使得心电图正从单一的心脏检查工具,进化为一种反映全身代谢与老化状态的数字化生物标志物[4] [5]。

综上所述,AI-ECG 在特殊人群与前沿场景中的应用,打破了学科间的壁垒。无论是在肿瘤治疗的风险预判、围产期的早期筛查,还是基于可穿戴设备的远程监测,AI 均展示了其挖掘隐匿生物信号的卓越能力。这种全场景、全周期的监测模式,不仅优化了医疗资源的配置,更为构建主动预防型的智能化医疗体系奠定了技术基础。

5. 挑战、风险与未来展望

尽管 AI-ECG 在辅助诊断与风险预测中展现出卓越的性能,但要将其真正整合进常规临床实践,仍面临技术、伦理及法律等层面的多重挑战。

5.1. 数据与模型的挑战与前瞻

当前模型的性能高度依赖于训练数据的质量与代表性。挑战在于,多数顶尖模型源于梅奥诊所、大型生物样本库等回顾性数据,其在不同人群、不同心电图机设备间的泛化能力尚存疑问。此外,临床实践中存在的波形伪差、导联错位等问题,对模型的鲁棒性提出了更高要求。展望未来,通过联邦学习等

技术在隐私保护下整合多中心、多族群数据,构建更普适的模型,是突破泛化瓶颈的关键。同时,开发能自动识别并拒绝低质量信号的算法,将是确保临床可靠性的必要一环。

5.2. 临床转化路径的挑战与前瞻

“黑箱”决策是阻碍临床医生广泛接纳 AI 的核心障碍之一。虽然 Grad-CAM、SHAP 等可解释性技术能生成热力图以标识模型决策依据,但其解释常与医生熟悉的医学知识存在“语义鸿沟”。未来研究需推动可解释性向“临床可理解 AI”进化,例如,将模型关注区域自动转化为“疑似左房异常电位”等临床描述,从而建立人机互信的协作基础。此外,绝大多数证据仍来自回顾性研究,亟需开展更多前瞻性、多中心的随机对照试验,以证实 AI-ECG 的介入能否真正改善患者硬终点(如死亡率、卒中率),这是其获得临床指南推荐和医保支付的最终通行证。

5.3. 落地应用场景的挑战与前瞻

AI-ECG 与智能穿戴设备的结合是实现全民早期筛查的愿景所在,但挑战随之而来。如何将基于 12 导联的复杂算法,无损地压缩适配于单导联的有限数据,并有效应对运动伪差的干扰,是技术落地的核心。未来的方向不仅是算法的轻量化,更是构建“云-边-端”协同的生态系统:设备端完成初步筛查,云端进行复杂分析与模型迭代,最终形成覆盖医院、社区、家庭的立体化预警网络。最后,AI 输出的风险预测结果也引发了新的伦理与法规问题,例如,如何界定筛查阳性后的临床管理责任,以及如何防止数据滥用,都需要在技术推广的同时,建立相应的法规框架和伦理指南。

5.4. 临床决策中的人机协作模式与路径思考

AI-ECG 的临床转化并非简单的“工具替代”,而是医疗决策流程的深度重塑。在实际工作流中,必须建立明确的人机互动准则以应对决策冲突。当 AI 提示高风险评分但临床医生肉眼未见明显波形异常时,应遵循“分层审核”路径:医生不应直接否定 AI 结论,而应将其视为识别到了隐匿的电生理先兆,进而触发更高阶的诊断辅助(如超声心动图或长程动态监测)。同时,为防止医生产生“自动化偏倚(Automation Bias)”,系统设计应提倡“先判读、后解锁”的互动模式,确保医生的独立思考能力不被算法弱化。通过建立这种基于理性的信任与互补,才能有效平衡“过度信任”与“完全不信任”的极端心态。

5.5. 小结

人工智能与心电图的深度融合,正在引发一场心血管医学的范式革命。尽管在算法透明度、数据公平性和法律监管方面仍存在挑战,但其挖掘隐匿信号、预测近期风险以及提升临床效率的巨大潜力已得到充分验证。未来的研究应致力于提升模型的可解释性与泛化的稳定性,推动 AI-ECG 从单纯的辅助工具进化为全方位的心血管健康智能管家。AI-ECG 的未来不在于取代医生,而在于构建一种透明、互补的协作模式。在承认算法局限性的基础上,通过规范化的决策路径与多中心的前瞻性验证,AI-ECG 才能真正实现从“实验技术”向“临床标准”的跨越。

6. 结语

心电图作为一项拥有百年历史的传统技术,在人工智能的赋能下重焕生机。从识别结构性心脏病到预警恶性心律失常,从肿瘤心脏病学的风险分层到全人群的远程监测,AI-ECG 正在构建一个更主动、更精准的数字化医疗未来。随着技术的不断成熟与临床路径的规范,AI-ECG 必将成为心血管精准医学的重要支柱,为人类心脏健康提供更强有力的技术支撑。

基金项目

2026 年江苏大学生创新训练项目, 项目名称: 人工智能在心血管疾病多模态数据融合诊断中的研究, 项目编号: S202613993018。

参考文献

- [1] 王冕也, 郑涛, 刘然. 基于人工智能的心梗风险预测辅助决策系统研发[J]. 中国卫生信息管理杂志, 2021, 18(6): 819-824+842.
- [2] 周和, 徐亚伟. 评价智能心电检测仪诊断心律失常的准确性[J]. 北京生物医学工程, 2022, 41(1): 73-78.
- [3] 李方江, 张爱爱, 张鹏祥, 等. 人工智能心电监测在心律失常检测中的应用价值[J]. 河北医药, 2022, 44(2): 192-195.
- [4] 罗秋实, 朱红玲, 杨晓云. 人工智能心电图的现状和未来[J]. 临床心电学杂志, 2024, 33(2): 120-125.
- [5] Attia, Z.I., Harmon, D.M., Behr, E.R. and Friedman, P.A. (2021) Application of Artificial Intelligence to the Electrocardiogram. *European Heart Journal*, **42**, 4717-4730. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehab649>
- [6] Yasmin, F., Shah, S.M.I., Naeem, A., Shujauddin, S.M., Jabeen, A., Kazmi, S., *et al.* (2021) Artificial Intelligence in the Diagnosis and Detection of Heart Failure: The Past, Present, and Future. *Reviews in Cardiovascular Medicine*, **22**, 1095-1113. <https://doi.org/10.31083/j.rcm2204121>
- [7] Nagarajan, V.D., Lee, S., Robertus, J., Nienaber, C.A., Trayanova, N.A. and Ernst, S. (2021) Artificial Intelligence in the Diagnosis and Management of Arrhythmias. *European Heart Journal*, **42**, 3904-3916. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehab544>
- [8] Siontis, K.C., Noseworthy, P.A., Attia, Z.I. and Friedman, P.A. (2021) Artificial Intelligence-Enhanced Electrocardiography in Cardiovascular Disease Management. *Nature Reviews Cardiology*, **18**, 465-478. <https://doi.org/10.1038/s41569-020-00503-2>
- [9] Hassannataj Joloudari, J., Mojrian, S., Nodehi, I., Mashmool, A., Kiani Zadegan, Z., Khanjani Shirkharkolaie, S., *et al.* (2022) Application of Artificial Intelligence Techniques for Automated Detection of Myocardial Infarction: A Review. *Physiological Measurement*, **43**, 08TR01. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ac7fd9>
- [10] 黎明, 张宇霞, 蔡卫卫, 等. 人工智能心电算法对临床心律失常检测的有效性评估[J]. 实用心电学杂志, 2020, 29(3): 153-156.
- [11] 杨柳青青, 蔡於馨, 方婕, 等. 人工智能心电分析技术在心律失常诊断中的应用研究进展[J]. 实用心电学杂志, 2024, 33(5): 499-504.
- [12] Jabbour, G., Nolin-Lapalme, A., Tastet, O., Corbin, D., Jordà, P., Sowa, A., *et al.* (2024) Prediction of Incident Atrial Fibrillation Using Deep Learning, Clinical Models, and Polygenic Scores. *European Heart Journal*, **45**, 4920-4934. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehae595>
- [13] Khurshid, S., Friedman, S.F., Kany, S., Mahajan, R., Turner, A.C., Lubitz, S.A., *et al.* (2024) Electrocardiogram-Based Artificial Intelligence to Discriminate Cardioembolic Stroke and Stratify Risk of Atrial Fibrillation after Stroke. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*, **17**, e012959. <https://doi.org/10.1161/circep.124.012959>
- [14] Jin, Y., Ko, B., Chang, W., Choi, K. and Lee, K.H. (2025) Explainable Paroxysmal Atrial Fibrillation Diagnosis Using an Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram. *The Korean Journal of Internal Medicine*, **40**, 251-261. <https://doi.org/10.3904/kjim.2024.130>
- [15] Lou, Y., Lin, C., Fang, W., Lee, C., Ho, C., Wang, C., *et al.* (2022) Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram Estimates Left Atrium Enlargement as a Predictor of Future Cardiovascular Disease. *Journal of Personalized Medicine*, **12**, Article 315. <https://doi.org/10.3390/jpm12020315>
- [16] Jacobs, J.E.J., Greason, G., Mangold, K.E., *et al.* (2024) Artificial Intelligence Electrocardiogram as a Novel Screening Tool to Detect a Newly Abnormal Left Ventricular Ejection Fraction after Anthracycline-Based Cancer Therapy. *European Journal of Preventive Cardiology*, **31**, 560-566.
- [17] Chou, C., Liu, Z., Chang, P., Liu, H., Wo, H., Lee, W., *et al.* (2024) Comparing Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram Models in Identifying Left Atrium Enlargement and Long-Term Cardiovascular Risk. *Canadian Journal of Cardiology*, **40**, 585-594. <https://doi.org/10.1016/j.cjca.2023.12.025>
- [18] Adedinsewo, D.A., Morales-Lara, A.C., Afolabi, B.B., Kushimo, O.A., Mbakwem, A.C., Ibiyemi, K.F., *et al.* (2025) Author Correction: Artificial Intelligence Guided Screening for Cardiomyopathies in an Obstetric Population: A Pragmatic Randomized Clinical Trial. *Nature Medicine*, **31**, 1715-1715. <https://doi.org/10.1038/s41591-025-03554-5>
- [19] de Vries, I.R., van Laar, J.O.E.H., van der Hout-van der Jagt, M.B., Clur, S.B. and Vullings, R. (2023) Fetal

- Electrocardiography and Artificial Intelligence for Prenatal Detection of Congenital Heart Disease. *Acta Obstetrica et Gynecologica Scandinavica*, **102**, 1511-1520. <https://doi.org/10.1111/aogs.14623>
- [20] Nogimori, Y., Sato, K., Takamizawa, K., Ogawa, Y., Tanaka, Y., Shiraga, K., *et al.* (2024) Prediction of Adverse Cardiovascular Events in Children Using Artificial Intelligence-Based Electrocardiogram. *International Journal of Cardiology*, **406**, Article 132019. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2024.132019>
- [21] Valente Silva, B., Marques, J., Nobre Menezes, M., Oliveira, A.L. and Pinto, F.J. (2023) Artificial Intelligence-Based Diagnosis of Acute Pulmonary Embolism: Development of a Machine Learning Model Using 12-Lead Electrocardiogram. *Revista Portuguesa de Cardiologia*, **42**, 643-651. <https://doi.org/10.1016/j.repc.2023.03.016>
- [22] Lee, M.S., Shin, T.G., Lee, Y., Kim, D.H., Choi, S.H., Cho, H., *et al.* (2025) Artificial Intelligence Applied to Electrocardiogram to Rule Out Acute Myocardial Infarction: The ROMIAE Multicentre Study. *European Heart Journal*, **46**, 1917-1929. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaf004>
- [23] Fiorina, L., Carbonati, T., Narayanan, K., Li, J., Henry, C., Singh, J.P., *et al.* (2025) Near-Term Prediction of Sustained Ventricular Arrhythmias Applying Artificial Intelligence to Single-Lead Ambulatory Electrocardiogram. *European Heart Journal*, **46**, 1998-2008. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaf073>
- [24] Fu, Z., Hong, S., Zhang, R. and Du, S. (2021) Artificial-Intelligence-Enhanced Mobile System for Cardiovascular Health Management. *Sensors*, **21**, Article 773. <https://doi.org/10.3390/s21030773>
- [25] Sau, A., Pastika, L., Sieliwonczyk, E., *et al.* (2024) Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram for Mortality and Cardiovascular Risk Estimation: A Model Development and Validation Study. *The Lancet Digital Health*, **6**, e791-e802.
- [26] Liang, Y., Sau, A., Zeidaabadi, B., Barker, J., Patlatzoglou, K., Pastika, L., *et al.* (2025) Artificial Intelligence-Enhanced Electrocardiography to Predict Regurgitant Valvular Heart Diseases: An International Study. *European Heart Journal*, **46**, 4823-4837. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaf448>
- [27] Maille, B., Wilkin, M., Million, M., Ressayguier, N., Franceschi, F., Koutbi-Franceschi, L., *et al.* (2021) Smartwatch Electrocardiogram and Artificial Intelligence for Assessing Cardiac-Rhythm Safety of Drug Therapy in the COVID-19 Pandemic. The Qt-Logs Study. *International Journal of Cardiology*, **331**, 333-339. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2021.01.002>
- [28] Yagi, R., Goto, S., Himeno, Y., Katsumata, Y., Hashimoto, M., MacRae, C.A., *et al.* (2024) Artificial Intelligence-Enabled Prediction of Chemotherapy-Induced Cardiotoxicity from Baseline Electrocardiograms. *Nature Communications*, **15**, Article No. 2536. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-45733-x>
- [29] Amadio, J.M., Grogan, M., Muchtar, E., Lopez-Jimenez, F., Attia, Z.I., AbouEzzeddine, O., *et al.* (2024) Predictors of Mortality by an Artificial Intelligence Enhanced Electrocardiogram Model for Cardiac Amyloidosis. *ESC Heart Failure*, **12**, 677-682. <https://doi.org/10.1002/ehf2.15061>
- [30] Sau, A., Sieliwonczyk, E., Patlatzoglou, K., Pastika, L., McGurk, K.A., Ribeiro, A.H., *et al.* (2025) Artificial Intelligence-Enhanced Electrocardiography for the Identification of a Sex-Related Cardiovascular Risk Continuum: A Retrospective Cohort Study. *The Lancet Digital Health*, **7**, e184-e194. <https://doi.org/10.1016/j.landig.2024.12.003>
- [31] Johnson, L.S., Zadrozniak, P., Jasina, G., Grotek-Cupprjak, A., Andrade, J.G., Svennberg, E., *et al.* (2025) Artificial Intelligence for Direct-to-Physician Reporting of Ambulatory Electrocardiography. *Nature Medicine*, **31**, 925-931. <https://doi.org/10.1038/s41591-025-03516-x>
- [32] Mayourian, J., El-Bokl, A., Lukyanenko, P., La Cava, W.G., Geva, T., Valente, A.M., *et al.* (2024) Electrocardiogram-Based Deep Learning to Predict Mortality in Paediatric and Adult Congenital Heart Disease. *European Heart Journal*, **46**, 856-868. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehae651>