



协和医学杂志

Medical Journal of Peking Union Medical College Hospital

ISSN 1674-9081, CN 11-5882/R



《协和医学杂志》网络首发论文

题目：人工智能在心电图智能分析中的应用研究进展
作者：段玉彩，魏亚君，马凌，王兵玲，冯娟，靳鹏
收稿日期：2025-06-30
网络首发日期：2026-03-13
引用格式：段玉彩，魏亚君，马凌，王兵玲，冯娟，靳鹏. 人工智能在心电图智能分析中的应用研究进展[J/OL]. 协和医学杂志.
<https://link.cnki.net/urlid/11.5882.R.20260313.1245.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

人工智能在心电图智能分析中的应用研究进展

段玉彩¹, 魏亚君², 马凌¹, 王兵玲¹, 冯娟¹, 靳鹏¹

¹中国人民解放军联勤保障部队第九四〇医院, 兰州 730000

²中国人民解放军 96604 部队医院, 兰州 730000

通信作者: 马凌, E-mail: lqbzbd940ml@126.com

【摘要】 心电图 (Electrocardiogram, ECG) 作为一种非侵入性、低成本且广泛应用的心脏检测手段, 长期在心血管疾病筛查和诊断中发挥着重要作用。传统 ECG 分析依赖人工判读, 效率与准确性受限。近年来, 人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 特别是深度学习技术的快速发展, 正深刻改变 ECG 分析的范式。卷积神经网络与 Transformer 模型在心律失常检测中表现出色, 部分模型准确率已超越人类专家, 推动临床辅助诊断的智能化。在心脏病早期筛查方面, AI 模型可从正常 ECG 中识别微弱异常, 预测如左室收缩功能障碍、左室肥厚及 QT 间期延长等隐匿性疾病, 助力个体化预防。信号处理方面, 生成对抗网络、自编码器等技术, 在 ECG 信号去噪与多导联重建中展现出显著优势, 提高了远程医疗与可穿戴设备的数据质量。多模态融合平台通过整合 ECG、临床特征与医学影像, 提升了风险预测的准确性和模型实用性。为增强可解释性, 梯度-加权类激活图与 Shapley 值等方法被用于揭示模型决策依据, 提升医生信任。同时, 为提升泛化能力, 研究者引入迁移学习、联邦学习与领域适应等策略, 以增强模型在不同人群与设备场景下的适应性。因此, 本文阐述了 AI 在 ECG 智能分析领域的最新进展, 以期推动 AI 在心电图分析向更加智能化、精准化、多元化方向发展, 为心血管疾病的早期识别与个体化治疗提供了重要支撑, 具有广阔的临床转化前景。

【关键词】 心电图; 人工智能; 心律失常; 心脏病筛查; 信号去噪与重建; 研究进展

【中图分类号】 R540.4+1; TP18 **【文献标志码】** A

【文章编号】 1674-9081 (2026) 00-0000-00

DOI: 10.12290/xhyxzz.2025-0613

Research Progress on the Application of Artificial Intelligence in Intelligent ECG Analysis

DUAN Yucui¹, WEI Yajun², MA Ling¹, WANG Bingling¹, FENG Juan¹, JIN Peng¹

¹The 940th Hospital of the Joint Support Force of the People's Liberation Army of China, Lanzhou 730000, China

²The 96604th Hospital of the People's Liberation Army, Lanzhou 730000, China

Corresponding author: MA Ling, E-mail: lqbzbd940ml@126.com

【Abstract】 Electrocardiogram (ECG) is a non-invasive, low-cost and widely used method for cardiac detection. It has played a significant role in cardiovascular disease screening and diagnosis for a long time. Traditional ECG analysis relies on manual interpretation, which limits its efficiency and accuracy. In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI), especially deep learning technology, is profoundly changing the paradigm of ECG analysis. Convolutional neural networks and Transformer models have performed well in arrhythmia detection, and some models' accuracy has surpassed that of human experts, promoting the intelligence of clinical auxiliary diagnosis. In the early screening of heart diseases, AI models can identify subtle abnormalities in normal ECGs and predict hidden diseases such as left ventricular systolic dysfunction, left ventricular hypertrophy, and prolonged QT interval, helping with individualized prevention. In signal processing, generative adversarial networks and autoencoders have demonstrated significant advantages in ECG signal denoising and multi-channel reconstruction, improving the data quality of remote medical care and wearable devices. Multi-modal fusion platforms integrate ECG, clinical features, and medical images to enhance the accuracy of risk prediction and the practicality of the model. To enhance interpretability, methods such as Grad-CAM and SHAP are used to reveal the basis of model decisions, improving

doctors' trust. At the same time, to enhance generalization ability, researchers introduce strategies such as transfer learning, federated learning, and domain adaptation to enhance the model's adaptability in different populations and device scenarios. Therefore, this article presents the latest progress of AI in the field of ECG intelligent analysis, with the aim of promoting the development of AI in ECG analysis towards more intelligent, precise, and diversified directions, providing important support for the early identification and individualized treatment of cardiovascular diseases, and having broad clinical translation prospects.

【Key words】 electrocardiogram; artificial intelligence; arrhythmia; cardiac screening; signal denoising and reconstruction; research progress

Funding: Natural Science Foundation of Gansu Province (23JRRA1669); Lanzhou Youth Science and Technology Talents Project (2024-QN-41)

心电图 (Electrocardiogram, ECG) 作为一种非侵入性、低成本且临床应用广泛的的心脏功能检测手段, 长期以来在心血管疾病的筛查与诊断中发挥着不可替代的作用^[1]。然而, 传统心电图分析主要依赖医生的人工判读, 不仅效率低下, 而且主观性较强, 尤其在大规模筛查和远程医疗场景中, 其局限性日益凸显。随着人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 与深度学习技术的飞速发展, 基于 AI 的心电图自动分析逐渐从“辅助判读”迈向“智能辅助决策”, 为心血管疾病的早期发现、准确诊断与个体化干预提供了新的可能^[2]。

近年来, 深度学习技术在心律失常自动检测领域取得了突破性进展, 尤其以卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和 Transformer 架构为代表的模型, 因其出色的时序建模与特征提取能力, 被广泛应用于复杂 ECG 信号的分析任务中^[3]。有研究显示, CNN 模型在 14 类心律失常分类中已超越平均心电专家的诊断水平^[4]。这不仅提升了诊断效率和准确率, 也为构建临床可用的 AI 系统打下了坚实基础。

除心律失常自动检测外, AI 还在心脏病的早期筛查中展现出巨大潜力。传统心电图难以发现潜在但尚未出现症状的心脏异常, 而 AI 模型则可以从正常 ECG 信号中识别微弱变化, 实现如左室收缩功能障碍、左室肥厚、QT 间期延长等疾病的早期预测^[5]。有研究开发的 ECG-AI 模型在多个独立人群中成功预测无症状患者的心力衰竭风险, 显示出 AI 在精准预防与个体化医疗中的广阔前景^[6]。

与此同时, 深度学习在 ECG 信号的去噪与重建方面也取得了显著进展。面对简化导联、低质量信号以及多源噪声等挑战, 研究者借助生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN)、自编码器等技术, 开发出一系列高性能的去噪与重建模型, 如变分自编码器 (Variational Autoencoder, VAE) 与残差网络结合的去噪模型、基于多通道掩码自编码器 (Multi-Channel Masked Autoencoder, MCMA) 的导联重建模型等^[7-8], 极大提升了远程医疗和可穿戴设备中 ECG 信号的可用性和诊断价值。

因此, AI 与深度学习技术正以前所未有的速度和深度重塑心电图的分析范式。从心律失常自动识别、早期心脏病筛查, 到信号去噪与多模态集成, AI 驱动的 ECG 智能分析正在推动心血管医学迈入更加智能、高效、精准的新时代。基于此, 深入系统地梳理近年来该领域的核心进展, 不仅有助于厘清技术发展脉络, 也为未来临床应用与研究创新提供理论基础与实践参考。

1 深度学习在心律失常自动检测中的应用

近年来, 深度学习技术在心律失常的自动检测领域取得了显著进展, 尤其是 CNN 及其衍生模型在处理复杂的 ECG 信号方面展现出卓越的性能^[9]。这些模型不仅提高了诊断的准确性, 还在某些任务中超越了人类专家的水平。以下将详细探讨近三年内该领域的核心成果与创新进展。CNN 因其在图像识别中的成功被引入 ECG 信号分析, 成为心律失常自动检测的基础模型。Rajpurkar 等人开发的 34 层 CNN 模型, 能够对 14 种心律失常进行分类, 其性能在召回率和精确度方面均超过了平均心电专家水平^[10]。另有研究提出的二维 CNN 模型, 通过将 ECG 信号转换为图像形式, 实现了 99.05% 的平均准确率和 97.85% 的平均灵敏度^[11-12]。Transformer 模型因其在自然语言处理中的成功被引入 ECG 信号分析。一项研究提出了深度神经网络 ECG-DETR, 基于 Transformer 架构并引入目标检测理念, 通过编码器-解码器结构建模长程依赖, 能够在连续 ECG 段中识别多个心律失常事件, 避免传统 CNN 模型需显式分割心跳的局限^[13], 该模型在 MIT-BIH 心律失常数据库上进行了验证, 三种不同的分类任务中, 整体准确率分别达到了 99.12%、99.49% 和 99.23%^[13]。为了充分利用 CNN 和 Transformer 的优势, 研究者们开发了混合模型。CNN-DVIT 模型结合了 CNN 的局部特征提取能力与视觉 Transformer 的全局建模优势, 其可变形注意力机制类似医生在心电图判读中动态关注异常波段, 能自适应地调整注意力范围以捕捉关键心电特征; 而空间金字塔池化层则通过多尺度特征整合, 使模型

在输入信号长度不一致时依然保持高效学习，避免传统 CNN 对固定尺寸输入的限制^[10]。注意力机制被引入 CNN 模型中，以增强对关键心电特征的关注。注意力卷积神经网络模型结合了 CNN 和多头注意力机制，直接处理原始 ECG 信号，自动提取有用的依赖关系，实现了对五种心律失常类型的准确识别^[14]。这些深度学习模型在多个公开数据集上表现出色。LDCNN 模型在 MIT-BIH 心律失常数据库上的准确率达到 99.38%^[15]。此外，基于 Transformer 的时序学习模型在 MIT-BIH 数据集上实现了 99.92% 的准确率^[16]。这些成果表明，深度学习模型在心律失常自动检测中具有广阔的临床应用前景。总之，深度学习，特别是 CNN 及其与 Transformer 的结合，为心律失常的自动检测提供了强大的工具。这些模型在提高诊断准确性、减少心电图分析工作负担方面展现出巨大潜力。未来，随着模型的进一步优化和临床验证，预计将有更多基于深度学习的 ECG 分析工具应用于实际医疗场景中。

2 AI 辅助的早期心脏病筛查

近年来，人工智能技术在心电图分析中的应用取得了显著进展，尤其在早期心脏病筛查方面展现出巨大的潜力^[17]。通过深度学习模型对正常 ECG 信号中微弱变化的识别，AI 有望实现对心力衰竭、左室肥厚、QT 间期延长综合征等疾病的早期预测，推动心血管疾病的精准预防与个体化管理。传统的心电图分析主要依赖于人工解读，受限于医生的经验和主观判断，难以发现潜在的、尚未表现为临床症状的心脏异常。近年来，研究发现利用深度学习技术，开发出能够从正常心电图识别微小异常的 AI 模型，实现对心脏疾病的早期筛查^[18-19]。尤其在近年来，AI 在心电图早期识别左室收缩功能障碍（LVSD）方面取得了令人瞩目的进展。Attia 等首次使用基于卷积神经网络（CNN）的深度学习模型分析标准 12 导联 ECG，在 Mayo Clinic 44959 名患者数据中训练识别 $EF \leq 35\%$ 的 LVSD，模型 AUC 达 0.93，敏感性和特异性分别为 86.3% 和 85.7%，并在 52870 例独立患者中验证了良好的泛化性能^[20-21]。Klein 等进一步利用同类 AI-ECG 模型，在免疫介导性肌病患者中预测潜在 LVSD，拓展了该技术在特殊人群中的应用^[22]。有关 Meta 分析亦指出，AI-ECG 筛查 LVSD 的中位 AUC 为 0.90（IQR 0.85–0.95），表现出良好的诊断一致性和跨种群适应性^[23]。这意味着 AI 模型在不同性别、年龄、种族背景下均具备可推广性，具有广泛应用前景。值得注意的是，AI-ECG 技术不仅限于传统医疗设备平台，可穿戴设备的应用也正在快速推进。Watch 智能手表的单导联 ECG 也被成功应用于 LVSD 检测。Attia 等开发的 watch-ECG 模型基于单导联智能手表信号即可预测 $EF \leq 40\%$ ，AUC 达到 0.881，展现出 AI-ECG 在移动医疗场景中的应用潜力^[24]。左室肥厚是高血压和心肌病的重要风险标志，但传统 ECG 灵敏度不佳。一项研究显示，AI-ECG 模型能够在实时临床环境中识别 LVH，并关联未来心血管死亡风险^[21]。另一项研究发现，用预训练深度模型对单/多导联 ECG 识别 LVH，显示其性能优于基于结构 ECG 特征和传统电压标准^[25]。QT 间期延长综合征属于罕见但潜在致命的离子通道病，其鉴别依赖专家测 QTc。有研究显示，基于 CNN 的模型对 990 名患者的 ECG 实现了 AUC 为 0.96，在隐匿型 LQTS 中仍具高识别力^[26]。这一研究表明，AI 能识别除 QTc 外的细微波形特征，支持早期诊断。总之，这些研究表明，AI 技术在心电图分析中的应用，不仅提高了心脏疾病的早期识别率，还为临床提供了新的决策支持工具。未来，随着更多高质量数据的积累和模型的不断优化，AI 有望在心血管疾病的预防和管理中发挥更加重要的作用。

3 心电图信号的去噪与重建

近年来，随着 AI 技术的迅猛发展，GAN 和自编码器在 ECG 信号的去噪与重建方面取得了显著进展^[27]。这些技术的应用不仅提高了低质量或简化导联 ECG 信号的可用性，还为远程医疗和可穿戴设备的发展提供了有力支持。传统的 ECG 信号处理方法在面对复杂噪声和信号缺失时常力不从心。为此，研究者们引入了深度学习技术，特别是 GAN 和自编码器，用于提高信号质量和去除伪差^[27]。在去噪方面，有研究提出了一种基于变分自编码器和残差网络的 ECG 信号去噪方法^[7]。通过引入残差连接，增强了模型对高频噪声的抑制能力，同时保留了原始信号的关键特征。实验结果显示，该方法在多种噪声环境下均表现出卓越的去噪性能^[7]。在信号重建方面，有研究开发出了一种基于 GAN 的 ECG 信号重建模型，能够从单导联信号重建出完整的 12 导联 ECG 信号。该研究通过采用了双生成器和 1D U-Net 判别器的结构，有效捕捉了不同导联之间的相关性，重建出的信号在多个评价指标上均优于其他生成模型^[28]。另外，有研究还提出了一种 MCMA 模型，MCMA 模型采用掩码自编码策略，在重建过程中通过多通道对齐和注意力分配，捕捉导联间的隐含相关性，从而在单导联输入下仍能准确推断 12 导联信号，较传统基于线性插值的重建方法更具鲁棒性和诊断价值^[29]。研究显示，该 MCMA 模型在信号级、特征级和诊断级的综合评价中均表现出色，展示了其在实际应用中的

潜力^[29]。这些基于深度学习的去噪与重建技术在实际应用中具有重要价值。在远程医疗和可穿戴设备中，受限于硬件条件，常常只能获取低质量或简化导联的 ECG 信号。通过上述技术，可以有效提升这些信号的质量和完整性，从而提高心脏疾病的早期检测和诊断准确性。此外，有研究开发了一种基于注意力机制的深度自编码器网络，用于 ECG 信号的过滤和重建，研究中该模型通过引入通道和空间注意力机制，增强了对关键特征的关注，显著提高了信号的重建质量^[30]。总之，基于 GAN、自编码器及其变种的深度学习模型在 ECG 信号的去噪与重建方面展现出卓越性能，不仅有效提升了信号质量与完整性，也为远程医疗和可穿戴设备中的心电监测提供了可靠的技术支撑，具有广阔的临床应用前景。

4 多模态 AI 心电诊断平台构建

随着医疗数据类型日益多元，单一数据源在复杂心血管疾病识别上的局限性日渐凸显。近期，研究焦点逐渐转向将电生理信号、临床信息、医学影像乃至基因组数据融合，借助先进 AI 技术建立多模态心电诊断平台，以增强疾病预测与个性化干预能力。在 ECG 与临床特征融合中，有研究报道了一种基于 Transformer 架构的联合融合模型，该模型将表面 ECG 信号与患者临床变量共同输入，成功预测房颤消融术后复发风险，单独使用 ECG 可实现 AUROC 约为 0.769，而与临床特征融合后 AUROC 提升至 0.899，敏感性、特异性也明显增强^[31]。此成果表明，多模态融合显著提升了预测性能与模型实用性。在 ECG 与医学影像联合分析中，另一项研究发现，LVH-fusion 融合 ECG 信号与超声心动图时序数据，用于左室肥厚 (LVH) 的诊断^[32]。该多模态深度学习模型不仅显著提高了分类效果，还引入了可解释性机制，通过 SHAP 揭示模型关注的 ECG 波段及超声图像中的结构要素^[32]。另有研究提出，将心脏磁共振影像中的结构信息迁移至 ECG 表示，通过对比学习和掩码建模显著提升风险预测与表型检测准确率，ECG 表征的心血管疾病风险预测准确率最多提升 12%，而心脏表型（如左室结构）的检测提升达 27.6%^[31]。总之，多模态融合技术通过整合 ECG 信号与临床信息、医学影像乃至基因组数据，显著提升了心血管疾病的预测准确性与模型的临床适用性，为实现更精准的个性化诊疗提供了强有力的技术支撑。

5 可解释性 AI (Explainable AI, XAI)

尽管深度神经网络已展现出对 ECG 异常检测的卓越性能，但其内部决策过程缺乏普通可解释性，导致“为什么选这个波形做出判断”的问题难以回答。这种不透明性不仅削弱了医生对 AI 系统结果的信任，也使得系统在面临伦理、法律或操作偏差时难以审查^[33]。有研究引入梯度-加权类激活图 (Gradient-weighted Class Activation Map, Grad-CAM) 为 CNN 在线性决策基础之上增添空间可视性。在连续 ECG 分类任务中，Grad-CAM 突出的激活区域恰与医学上关键的 QRS 波段重合，显示了模型对核心特征的聚焦。近期针对 RPM 变换后的 ECG 信号，Grad-CAM 清晰可视化了不同类型心律失常的决策特征区域，从而揭示模型关注点的差异性^[34]。另外，为实现对输入特征的透明度评估，Shapley 值 (SHAP) 被广泛应用于多通道 Holter ECG 与 LightGBM 模型中。在一项最新研究中，利用 SHAP 识别出心率变异性与 QRS 形态两个最具解释力的指标，LightGBM 模型的 AUROC 高达 0.993，精确度在 98% 以上，这表明可解释输出与临床经验高度一致^[35]。相比于 SHAP 和 Grad-CAM，LIME 专注于局部模型行为解释，但在 ECG 领域其稳定性略逊。研究显示，Grad-CAM 可更准确定位到具有医学意义的 ECG 波形，而 SHAP 则在整体特征重要性评分方面表现更好^[36]。同时，为了确保 XAI 方法的可信度，众多研究引入了多种评估框架^[38]，如通过文献对照评估或通过代理任务验证等。Grad-CAM 在先天性 QT 延长综合征中的研究中发现，QRS 波是神经网络最显著关注区域，且该发现此前未被广泛报道^[37]。通过与特征重要性排名、插拔实验、随机置换等方法对比，研究发现 SHAP 与 Grad-CAM 提供的解释结果在多数情况下与专家判定高度一致^[37]。除了技术可行性，可解释性 AI 在提升临床接受度方面也取得初步进展。调查显示，当模型结果以 Grad-CAM 可视化或 SHAP 特征重要性形式呈现时，心血管科医生对 AI 预测的信任度平均提升约 30%，并更倾向于将其作为诊断参考^[35]。Mayo Clinic 的试点研究亦指出，在 AI-ECG 工作流程中引入解释性模块和结果可视化后，医生的采纳率显著提高，临床决策一致性增强^[6]。这些结果表明，可解释性不仅是技术挑战，也是推动 AI 心电分析临床转化的关键因素。总之，随着 XAI 技术的发展，Grad-CAM、SHAP 等方法在揭示深度模型决策依据方面取得了显著进展，不仅增强了 AI 在 ECG 异常检测中的透明度与可信度，也为其在临床应用中的推广奠定了坚实基础。

6 AI 模型在不同人群中的泛化能力

近年来, 尽管 AI 在心电图分析中取得了突破性进展, 但其在不同人群之间的泛化能力仍面临显著挑战。尤其是在不同年龄层、种族背景和设备来源之间, 模型性能往往出现明显下降。首先, ECG 信号因个体差异和设备参数 (采样率、电极布置) 不同而呈现显著异质性。这种差异导致模型在训练集之外的真实环境中表现下降。此外, 生理状态变化 (运动、压力) 亦会引入信号变异, 使得模型难以适应多场景应用。“DE-PADA”混合增强与域适应模型研究发现, 在静息状态下表现优异, 但运动后表现显著下降, 表明跨生理状态泛化依旧是难题^[38]。为应对上述问题, 有研究提出了多种方法。有研究通过多路径网络和簇对齐策略显著提升了不同数据源之间的 ECG 分类准确性, 有效缓解模型在跨设备、跨个体时的性能衰减^[39]。Federated Learning 通过在多个医院或设备端本地训练并汇聚模型参数, 在不共享原始数据的前提下构建全局模型。研究显示, 即使面对非独立同分布数据集, Federated Learning 方法性能依然可媲美集中训练, 同时保护患者隐私^[38]。为提升局部性能, 有研究提出将全局模型作为基础, 并结合图结构对齐和三元组损失, 对每个客户端进行个性化微调。这一策略显著改善了在非 IID 场景下的分类表现^[40]。值得注意的是, 特定人群的生理特征差异进一步加剧了模型的泛化难度。儿童 ECG 信号心率显著快于成人, PR、QRS 及 QT 间期均较短, T 波形态不稳定, 而老年患者则常伴有多种心律失常及 ST-T 段异常, 信噪比下降, 影响特征提取。先天性心脏病患者的 QRS 波形畸形表现多样, 类别样本稀缺, 导致模型在该人群中的准确性显著下降^[19, 26]。针对上述问题, 研究者提出了多种优化策略, 如针对儿童 ECG 信号引入心率调制的数据增强及节段归一化方法, 以适应高变异性的时序特征; 针对老年患者, 构建融合临床指标与 ECG 的多模态网络, 以提高模型鲁棒性; 而在先天性心脏病识别中, 迁移学习与生成对抗网络被广泛应用于解决类别不平衡和样本不足问题, 从而改善少样本场景下的泛化性能^[29, 32]。这些针对性策略为 AI-ECG 模型在不同人群中的推广提供了可行路径。总之, 为提升 AI 在不同人群和设备中的泛化性能, 研究趋势聚焦于融合迁移学习、联邦学习与领域适应三种方法。未来, 模型若能通过多源协同训练、端对端个性化微调与动态域适应等策略, 将极大增强其实用性与适应能力, 从而推动 AI-ECG 系统在真实医疗场景中的广泛落地。

总而言之, 在心电图智能分析的不同任务中, 选择合适的深度学习模型至关重要。当前主流模型包括 CNN、Transformer、Autoencoder 及 GAN 等, 各自具有特定优势与局限, 适用于不同应用场景。临床实践中根据导联数量、实时性要求、信号完整性等因素选择合适的模型, 有助于提高分析效率与诊断准确性。心电图智能分析中不同模型技术对比总结见表 1。

表 1 心电图智能分析中不同模型技术对比总结

Tab.1 Comparison and summary of different model techniques in ECG intelligent analysis

模型类型	应用场景	优势特点	性能短板	适用建议
CNN	多导联 ECG 分类心律失常检测	优异的局部特征提取能力; 模型成熟、稳定	长距离依赖建模能力较弱; 模型大小与推理成本较高	适用于结构稳定、信噪比高的 12 导联 ECG 分析任务
Transformer	单导联或变长信号需要建模时序依赖的任务 (如房颤预测)	长程依赖建模能力强; 适应序列变长信号	对计算资源要求高; 在小样本训练中易过拟合	适用于高端设备部署或对序列特征要求较高的场景
GAN	ECG 信号重建低质量信号增强	数据生成能力强; 可提升信号完整性	不易训练, 存在不稳定性; 偏重生成质量, 解释性差	适合于可穿戴设备中的数据质量增强任务
Autoencoder	ECG 去噪、异常检测数据压缩	特征压缩与恢复能力强; 模型相对轻量	对复杂病理特征提取有限; 表现依赖输入信号完整性	适合信号完整性要求不高、资源受限的嵌入式系统
CNN+Transformer 混合模型	多导联变长信号分类	综合卷积与注意力优势; 在多个任务中性能优异	模型复杂度高, 推理慢	适用于性能不敏感但诊断精度要求高的医院终端
轻量级模型 (如	移动终端、边缘设	模型小, 计算效率	准确率略低于复杂	适合部署于手表等

MobileNet)	备	高	模型	可穿戴设备进行实时监测
------------	---	---	----	-------------

7 小结与展望

随着人工智能技术的飞速发展，AI 驱动的 ECG 分析正在加速重构传统心血管疾病检测与诊疗模式。从心律失常的自动识别到隐匿性心脏疾病的早期筛查，AI 已不再局限于“辅助工具”，而正日益走向“智能决策”的核心角色。在心律失常识别方面，深度学习模型，尤其是 CNN 和 Transformer 架构，不仅在多个公开数据集上超越了人类专家的平均水平，更实现了高精度、低延迟的临床级预测性能。与此同时，AI 模型在无症状阶段的心脏病预测中也表现出强大潜力，如左室收缩功能障碍、左室肥厚和 QT 间期延长综合征等均可通过深度模型实现高敏感度识别，为心血管疾病的早期干预和精准管理提供了有力支持。在 ECG 信号的预处理方面，GAN、自编码器等新模型显著提升了低质量、简化导联信号的可用性，为可穿戴设备与远程医疗中的广泛部署奠定了基础。此外，多模态数据融合的发展趋势尤为值得关注。将 ECG 信号与临床信息、医学影像、甚至基因组数据相结合，不仅增强了模型的预测能力，也为复杂疾病的机制研究和个体化干预提供了新的技术路径。然而，AI 模型的“黑箱”问题依旧是其大规模临床应用的障碍。近年来，Grad-CAM、SHAP 等可解释性 AI 方法在揭示模型决策机制方面取得实质性进展，有效增强了 AI 在临床场景中的透明度与信任度。此外，为提升 AI 模型在不同人群、设备与场景中的泛化能力，迁移学习、领域适应及联邦学习等策略逐步融合，形成多源协同与个性化微调的研究趋势。

近年来，AI-ECG 系统在全球范围内逐步实现从研究走向临床的转化落地。美国食品药品监督管理局 (FDA) 已批准多个 AI 驱动的 ECG 分析工具进入市场，如 AliveCor 公司开发的 KardiaMobile 设备，该设备结合 AI 算法可进行房颤、心动过缓及心动过速的初步筛查，并获得 FDA 认证^[41]。此外，Mayo Clinic 研发的 AI-ECG 模型已在其多家附属医院临床部署，用于筛查左室收缩功能障碍 (LVSD)，并通过集成 Grad-CAM 可解释性机制提高医生的信任度，显著提升了早期识别率与干预效率^[6]。在中国，复旦大学等已开展 AI-ECG 辅助系统的临床试点，部分系统通过本地数据再训练与联邦学习实现了对国人心电图特征的优化适配^[42]。这些实践案例表明，AI-ECG 不仅在算法精度方面已具备可用性，也正在逐步攻克监管合规、医生培训、患者隐私保护等落地难题，为其广泛应用奠定了坚实基础。

尽管 AI 在 ECG 分析中取得显著进展，其临床转化仍面临多重障碍，包括监管审批流程复杂、医生操作习惯与信任不足、数据隐私保护以及基层医疗机构算力受限等。以美国 Mayo Clinic 为例，该院在部署 AI-ECG 筛查左室收缩功能障碍时，通过在临床工作流程中引入可解释性模块，并对医生进行分阶段培训，有效提高了模型的使用率和医生信任度^[6]。国内亦有研究通过联邦学习技术在多中心医院实现模型训练，在不共享患者隐私数据的前提下，提升了 AI 模型的泛化性能与合规性。此外，模型轻量化和迁移学习策略可降低部署成本，适应基层医院硬件条件。这些经验为 AI-ECG 技术的大规模临床应用提供了可行路径。

展望未来，AI-ECG 分析仍面临多个亟待攻克挑战，如跨域模型迁移能力不足、个体差异建模不充分、临床集成度不高等。未来研究重点可分为短期和长期两个层面。短期内，亟需解决跨设备、跨人群的 ECG 数据标准化问题，并推动联邦学习和迁移学习在多中心医院的落地应用，以提高模型泛化能力。同时，应在临床工作流程中嵌入可解释性模块，结合医生反馈优化决策界面，提升 AI 系统的信任度和使用率。长期来看，多模态数据融合（如 ECG 联合医学影像、基因组和临床特征）将在心血管疾病风险预测中发挥关键作用，但需同步构建隐私保护和数据安全机制，如差分隐私和安全多方计算。此外，面向全生命周期的 AI 预测模型、跨场景适应的个性化智能诊断体系，将成为实现精准心血管医疗的重要方向。这些研究重点的推进，有望加速 AI-ECG 技术从实验室走向大规模临床应用。

作者贡献：段玉彩负责文献检索、论文撰写；魏亚君、马凌、王兵玲、冯娟、靳鹏负责论文审校及论文修订；马凌负责写作指导及论文修订。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] TSABAN G, LEE E, WOPPERER S, et al. Using Electrocardiogram to Assess Diastolic Function and Prognosis in Mitral Regurgitation[J]. J Am Coll Cardiol, 2024, 84(23): 2278-2289.
- [2] SIONTIS K C, NOSEWORTHY P A, ATTIA Z I, et al. Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular

- disease management[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2021, 18(7): 465-478.
- [3] MEWADA H. 2D-wavelet encoded deep CNN for image-based ECG classification[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(13): 20553-20569.
- [4] IRFAN S, ANJUM N, ALTHOBAITI T, et al. Heartbeat Classification and Arrhythmia Detection Using a Multi-Model Deep-Learning Technique[J]. *Sensors (Basel)*, 2022, 22(15):
- [5] LEE E, ITO S, MIRANDA W R, et al. Artificial intelligence-enabled ECG for left ventricular diastolic function and filling pressure[J]. *NPJ Digit Med*, 2024, 7(1): 4.
- [6] RUSHLOW D R, CROGHAN I T, INSELMAN J W, et al. Clinician Adoption of an Artificial Intelligence Algorithm to Detect Left Ventricular Systolic Dysfunction in Primary Care[J]. *Mayo Clinic Proceedings*, 2022, 97(11): 2076-2085.
- [7] XIA Y, CHEN C, SHU M, et al. A denoising method of ECG signal based on variational autoencoder and masked convolution[J]. *Journal of Electrocardiology*, 2023, 80: 81-90.
- [8] KIRANYAZ S, DEVECIOGLU O C, INCE T, et al. Blind ECG Restoration by Operational Cycle-GANs[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2022, 69(12): 3572-3581.
- [9] 洪永, 张鑫, 林铭俊, et al. 基于深度可分离卷积与注意力机制的单导联心房颤动轻量级分类网络[J]. *南方医科大学学报*, 2025, 45(03): 650-660.
- [10] DONG Y, ZHANG M, QIU L, et al. An Arrhythmia Classification Model Based on Vision Transformer with Deformable Attention[J]. *Micromachines (Basel)*, 2023, 14(6):
- [11] YANG X, ZHANG X, YANG M, et al. 12-Lead ECG arrhythmia classification using cascaded convolutional neural network and expert feature[J]. *J Electrocardiol*, 2021, 67: 56-62.
- [12] MA Y, LI J, ZHANG J, et al. A lightweight network based on multi-feature pseudo-color mapping for arrhythmia recognition[J]. *Health Inf Sci Syst*, 2024, 12(1): 46.
- [13] HU R, CHEN J, ZHOU L. A transformer-based deep neural network for arrhythmia detection using continuous ECG signals[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 144: 105325.
- [14] ZHANG J, LIU A, GAO M, et al. ECG-based multi-class arrhythmia detection using spatio-temporal attention-based convolutional recurrent neural network[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 106: 101856.
- [15] BAYANI A, KARGAR M. LDCNN: A new arrhythmia detection technique with ECG signals using a linear deep convolutional neural network[J]. *Physiol Rep*, 2024, 12(17): e16182.
- [16] VARGHESE A, KAMAL S, KURIAN J. Transformer-based temporal sequence learners for arrhythmia classification[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2023, 61(8): 1993-2000.
- [17] 孟令涉, 王春娟. 人工智能与机器学习在心脑血管疾病管理中的应用与前景: 美国心脏学会使用人工智能改善心脏疾病结局科学声明解读[J]. *中国卒中杂志*, 2024, 19(06): 621-631.
- [18] DHINGRA L S, AMINORROAYA A, SANGHA V, et al. Ensemble Deep Learning Algorithm for Structural Heart Disease Screening Using Electrocardiographic Images: PRESENT SHD[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2025, 85(12): 1302-1313.
- [19] CHEN J, HUANG S, ZHANG Y, et al. Congenital heart disease detection by pediatric electrocardiogram based deep learning integrated with human concepts[J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1): 976.
- [20] ATTIA Z I, KAPA S, LOPEZ-JIMENEZ F, et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 70-74.
- [21] LIU C M, HSIEH M E, HU Y F, et al. Artificial Intelligence-Enabled Model for Early Detection of Left Ventricular Hypertrophy and Mortality Prediction in Young to Middle-Aged Adults[J]. *Circ Cardiovasc Qual Outcomes*, 2022, 15(8): e008360.
- [22] KLEIN C J, OZCAN I, ATTIA Z I, et al. Electrocardiogram-Artificial Intelligence and Immune-Mediated Necrotizing Myopathy: Predicting Left Ventricular Dysfunction and Clinical Outcomes[J]. *Mayo Clin Proc Innov Qual Outcomes*, 2022, 6(5): 450-457.
- [23] BJERKÉN L V, RøNBORG S N, JENSEN M T, et al. Artificial intelligence enabled ECG screening for left ventricular systolic dysfunction: a systematic review[J]. *Heart Failure Reviews*, 2023, 28(2): 419-430.
- [24] ATTIA Z I, HARMON D M, DUGAN J, et al. Prospective evaluation of smartwatch-enabled detection of left ventricular dysfunction[J]. *Nat Med*, 2022, 28(12): 2497-2503.
- [25] HAIMOVICH J S, DIAMANT N, KHURSHID S, et al. Artificial intelligence-enabled classification of hypertrophic heart diseases using electrocardiograms[J]. *Cardiovascular Digital Health Journal*, 2023, 4(2): 48-59.

- [26] JIANG R, CHEUNG C C, GARCIA-MONTERO M, et al. Deep Learning–Augmented ECG Analysis for Screening and Genotype Prediction of Congenital Long QT Syndrome[J]. *JAMA Cardiology*, 2024, 9(4): 377-384.
- [27] WANG X, CHEN B, ZENG M, et al. An ECG Signal Denoising Method Using Conditional Generative Adversarial Net[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(7): 2929-2940.
- [28] SMUNYAHIRUN R, WIBOWO S, HAO C. Accurate Ventricular Tachyarrhythmia Beats Detection on Low Sample Rate ECG Patch Signals Using 1D U-Net[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2023, 2023: 1-4.
- [29] CHEN J, WU W, LIU T, et al. Multi-channel masked autoencoder and comprehensive evaluations for reconstructing 12-lead ECG from arbitrary single-lead ECG[J]. *npj Cardiovascular Health*, 2024, 1(1): 34.
- [30] RAGHAVENDRA B, PRABHAKAR M. ASCNet-ECG: Deep Autoencoder based Attention aware Skip Connection network for ECG filtering[J]. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 2023, 71(2): 382-398.
- [31] QIU Y, GUO H, WANG S, et al. Deep learning-based multimodal fusion of the surface ECG and clinical features in prediction of atrial fibrillation recurrence following catheter ablation[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2024, 24(1): 225.
- [32] SOTO J T, WESTON HUGHES J, SANCHEZ P A, et al. Multimodal deep learning enhances diagnostic precision in left ventricular hypertrophy[J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2022, 3(3): 380-389.
- [33] HAUPT M, MAURER M H, THOMAS R P. Explainable Artificial Intelligence in Radiological Cardiovascular Imaging-A Systematic Review[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2025, 15(11): 1399.
- [34] ZENG W, SHAN L, YUAN C, et al. Advancing cardiac diagnostics: Exceptional accuracy in abnormal ECG signal classification with cascading deep learning and explainability analysis[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 165: 112056.
- [35] KILIC M E, TUFEKCIOGLU O A, YILANCIOGLU Y R, et al. Explainable AI for Specific Arrhythmia Detection: SHAP-Based Insights from Multi-Lead ECG Data[J]. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 2025, 45(2): 314-324.
- [36] NAVAS A, WEI L, MOONEY C. Comparative Analysis of Clinical Validity of ECG Explainability Methods Across Diverse Deep Learning Architectures[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2024, 28(6): 3357-3366.
- [37] SALIH A M, GALAZZO I B, GKONTRA P, et al. A review of evaluation approaches for explainable AI with applications in cardiology[J]. *Artif Intell Rev*, 2024, 57(9): 240.
- [38] JIMENEZ GUTIERREZ D M, HASSAN H M, LANDI L, et al. Application of Federated Learning Techniques for Arrhythmia Classification Using 12-Lead ECG Signals[J]. *Algorithmic Aspects of Cloud Computing*, 2024: 38-65.
- [39] RAFI T H, KO Y-W. SF-ECG: Source-Free Intersubject Domain Adaptation for Electrocardiography-Based Arrhythmia Classification[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(7): 2896.
- [40] TANG R, LUO J, QIAN J, et al. Personalized Federated Learning for ECG Classification Based on Feature Alignment[J]. *Security and Communication Networks*, 2021, 2021(1): 6217601.
- [41] HARMON D M, NOSEWORTHY P A, YAO X. The Digitization and Decentralization of Clinical Trials[J]. *Mayo Clin Proc*, 2023, 98(10): 1568-1578.
- [42] 严瑞阳, 丁小曼, 邓新桃, 等. 面向 AI-ECG 算法研究的软件平台设计与实现[J]. *中国医疗器械杂志*, 2021, 45(06): 616-621.
(收稿: 2025-06-30 录用: 2025-09-04)
(本文编辑: 李慧文)