

超声人工智能在介入心脏病学中的应用

张瑞泽^{1,2,3,4}, 谢雨霖^{1,2,3,4}, 方凌云^{1,2,3,4}, 谢明星^{1,2,3,4}

1. 华中科技大学同济医学院附属协和医院超声医学科, 湖北 武汉 430022; 2. 湖北省影像医学临床医学研究中心, 湖北 武汉 430022; 3. 分子影像湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430022; 4. 生物靶向治疗教育部重点实验室(华中科技大学), 湖北 武汉 430022

【摘要】 近年来,介入心脏病学尤其是结构性心脏病介入治疗随着器械与影像技术的持续更新而快速发展,心脏介入术前评估、术中实时监测与术后随访的全流程均高度依赖超声心动图。然而,传统超声检查易受图像质量、切面获取一致性与操作者经验等影响,限制了测量可重复性与实时决策效率。人工智能(artificial intelligence, AI),尤其是深度学习等技术与超声心动图的深度融合应用,在超声图像标准化采集、切面及精细结构识别、功能与血流动力学自动定量、围手术期风险分层与并发症预警方面展现显著潜力。充分发挥心血管超声 AI 的强大优势,有望进一步促进心脏介入治疗精准化、高效化发展。本文从超声 AI 基本原理与方法出发,系统综述其在心脏介入手术全过程中的关键应用进展,并对介入超声心动图 AI 的未来发展趋势进行展望,以期为临床研究与转化提供参考。

【关键词】 人工智能; 超声心动图; 介入心脏病学; 深度学习

【中图分类号】 R540.4⁺5; R540.4⁺6

【文献标志码】 A

【文章编号】 1672-6170(2026)04-0010-07

Applications of ultrasound artificial intelligence in interventional cardiology ZHANG Rui-ze^{1,2,3,4}, XIE Yu-jin^{1,2,3,4}, FANG Ling-yun^{1,2,3,4}, XIE Ming-xing^{1,2,3,4} 1. Department of Ultrasound Medicine, Union Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430022, China; 2. Hubei Provincial Clinical Medical Research Center for Medical Imaging, Wuhan 430022, China; 3. Hubei Province Key Laboratory of Molecular Imaging, Wuhan 430022, China; 4. Key Laboratory of Biological Targeted Therapy, Ministry of Education, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430022, China

【Corresponding author】 XIE Ming-xing

【Abstract】 In recent years, interventional cardiology, particularly structural heart interventions, has advanced rapidly with continual updates in both devices and imaging technologies. The entire workflow, including pre-procedural assessment, intra-procedural real-time monitoring, and post-procedural follow-up, heavily relies on echocardiography. However, traditional ultrasound examinations are susceptible to limitations such as image quality, consistency of cross-sectional acquisition and operator experience. These restrict measurement repeatability and real-time decision-making efficiency. Artificial intelligence (AI), especially deep learning and integrated with echocardiographic image analysis, has shown significant potential in standardized acquisition of ultrasound images, identification of cross-sections and fine structures, automatic quantification of function and hemodynamics, perioperative risk stratification and early warning of complications. When powerful advantages of cardiovascular ultrasound AI are fully leveraged, it is expected to further promote the development of precision and efficiency in interventional cardiac treatment. This article starts with the basic principles and methods of ultrasound AI, systematically reviews its key application progress in the entire process of cardiac interventional surgery. It looks forward to the future development trend of interventional echocardiography AI. The purpose is to provide a reference for clinical research and translation.

【Key words】 Artificial intelligence; Echocardiography; Interventional Cardiology; Deep learning

人工智能(artificial intelligence, AI)是一种基于

机器的系统,能够在一系列由人类定义的目标下,对现实或虚拟环境产生影响,并做出预测、建议或决策^[1]。AI在心脏病学领域发展迅速,涵盖从术前检查系统到心脏手术的临床决策支持系统以及长期跟踪随访^[2,3]。美国食品药品监督管理局(food and drug administration, FDA)最近批准的用于一般用途的医疗设备更新显示,支持 AI 的设备在心血管领域获得仅次于放射学以外的大量授权,且主要应用于超声心动图检查^[4]。介入心脏病学(interventional cardiology, IC)是心血管影像 AI 落地应用最有前景的方向之一。作为心脏病学的一个亚专业,IC 提供基于导管的结构心脏病治疗;随着 FDA 批准器械数量稳步增长,该领域逐步凸显出纳入常

【基金项目】国家自然科学基金项目资助(编号:82230066, 82427805)

【通讯作者简介】谢明星,男,教授,主任医师,博士生导师,博士后合作导师,华中学者。科技部国家重点研发计划首席科学家。国务院政府特殊津贴获得者。美国心脏协会专家会员,美国心脏病学会理事,美国超声心动图学会理事,国际心血管超声学会常务理事,国际妇产超声协会胎儿组理事,中华医学会超声医学分会副主委,中华医学会超声医学分会心脏超声学组组长,中国超声心动图学会副主席,中国医师协会超声分会第一、二届副会长,海峡两岸医药卫生交流协会第四届超声医学专家委员会主任委员,中国超声医学工程学会超声心动图专委会副主任委员,中国超声医学工程学会急重症超声专业委员会主任委员等。主要研究方向:心血管超声精准诊疗。

规临床治疗实践的巨大潜力。近年来,经导管主动瓣置入、经导管二尖瓣夹合、左心耳封堵等微创介入手术相继成熟应用于临床。这些介入心脏手术在显著减少围手术期创伤和住院时间的同时,也对临床医生通过影像系统实时导航与精准量化评估提出更严格的要求^[5]。

超声心动图发展至今虽不足百年,但经历了多轮演变和技术革新。从 20 世纪末二维和多普勒超声心动图的发展,到 21 世纪初的实时三维成像,心脏超声检查经历了多轮强化^[6]。正如其他技术领域一样,超声心动图的最新增强莫过于 AI 的整合。2015 年, AI 系统成功计算左心室射血分数(left ventricular ejection fraction, LVEF)是 AI 整合到超声心动图中的一个关键里程碑^[7],此后, AI 在超声心动图的图像获取和解读中的参与不断取得突破。将 AI 应用于超声心动图的目的是通过自动化过程提高效率,通过先进的图像分析算法增强诊断准确性,并实现实时评估,以支持关键决策,同时避免误诊或漏诊。

超声心动图 AI 可自动完成切面识别、结构分割、运动追踪、血流量化等任务,大幅降低人为误差与操作时间,提高医疗数据的可用性和质量^[8, 9]。经胸超声心动图(transsthoracic echocardiography, TTE)是最常用的超声心动图平台,通过胸壁外侧探头扫查获得心脏结构和功能的非侵入性成像,实时动态显示心脏的结构、功能和血流动力学,是目前 AI 赋能的主要心脏超声检查技术。经食管超声心动图(transesophageal echocardiography, TEE)和三维(three-dimensional, 3D)超声心动图因具备实时、无辐射、可重复等优势,被公认为结构性心脏病介入治疗的首选影像学检查。继 TTE 之后, AI 增强 TEE 相关研究也逐渐增多,如基于深度学习的多类别 TEE 视图分类模型以及 AI 辅助 3D-TEE 自动化分析二尖瓣环收缩平面位移等,其重点在于辅助围手术期图像采集、解读与临床决策^[10~12]。心脏介入手术通常涉及实时动态决策和持续的血流动力学监测,而超声心动图贯穿介入治疗全流程。未来, AI 将能够为介入心脏病医生提供超声心动图的自动化诊断分析以及术中实时导航,真正实现多学科融合的智能医疗。

基于此,本文围绕 AI 的基本概念与超声心动图应用的主要方面展开,并结合最新研究进展,系统讨论超声 AI 在 IC 中的具体应用及其发展前景。

1 AI 的基本概念

AI 是一个涵盖一系列模仿人类智能行为的算

法的总称,并非单一技术,而是一组模仿智能行为的算法体系。机器学习(machine learning, ML)是一种自动化系统,它能从可用的数据源中学习以完成任务或做出决策,而非执行既定编程。AI 与 ML 在研究语境中常被视为近义概念,但严格而言, ML 是实现 AI 的重要技术路径。AI 与 ML 可覆盖多个重叠领域,如自然语言处理、认知计算、计算机视觉与机器人技术。深度学习(deep learning, DL)是 ML 的子领域之一,其特点是模拟人脑工作原理开发的算法,神经网络(neural network, NN)算法就是其中的主要代表^[12, 13]。DL 是图像识别应用的基础平台,非常适用超声心动图、计算机断层扫描和心脏磁共振等心血管成像模式^[7, 14]。创建 DL 网络需要耗费大量的时间和资源,通过迁移学习将一个数据集学到的知识迁移至另一个分布差异的数据集,可有效缓解该限制^[15]。

1.1 AI 常见技术类型

1.1.1 监督学习 监督学习需要使用带有特定标签注释的训练数据集,以此开发出一个用以预测或分类未来事件的模型,通常用于将观察结果分类为一个或多个类别或结局。监督学习包括分类和回归问题,需要大量数据且耗时,因为源数据必须经过人工标注,其适用于超声心动图的心腔分割、切面识别等任务^[13, 16]。

1.1.2 无监督学习 无监督学习旨在发现数据集中变量之间的潜在结构或关系。数据集的训练是在没有任何特定标签的情况下进行的,算法对数据进行聚类分析以揭示其潜在模式。它可能从数据集存在的隐藏模式中识别新的疾病机制、基因型或表型,可用于超声图像的聚类分析、异常检测等。一项分析经胸超声心动图的人工神经网络在内的无监督学习算法在自动区分肥厚型心肌病与运动员心肌的生理性肥厚间表现出极佳的实用价值^[17]。

1.1.3 强化学习 强化学习主要目标是通过试错法最大化算法的准确性。许多临床问题可格式化为强化学习问题,通过强化学习算法可以辅助临床决策、智能分割医学影像数据和选择个性化药物治疗方案,未来可能应用于术中超声实时探头导航与视角优化。

1.2 AI 基础算法架构

1.2.1 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN) CNN 作为一种深度学习算法,适用于图像等结构化网格数据,可用于图像分类、目标检测与识别。CNN 通过卷积层提取层次化特征,学习空间层级关系,因此在超声图像获取与分析中发挥关键

作用,例如指导获取特定心脏切面、自动分析室壁运动或识别心包积液等^[18, 19]。

1.2.2 人工神经网络 (artificial neural network, ANN) ANN 是心脏病学中的另一种 AI 解决方案,由相互连接的节点(人工神经元)构成,利用节点间权重模拟输入与输出之间的非线性映射。ANN 在介入心脏病学中主要用于超声心动图与心脏 CT 等影像任务,可实现心血管评估自动化、提高诊断效能并缩短检查时间^[20~22]。其局限性包括:模型复杂、对训练数据量依赖较强,以及存在过拟合风险(训练分布表现良好但在未知分布下性能下降)。

1.2.3 递归神经网络 (recurrent neural network, RNN) RNN 擅长处理具有时间顺序的输入,如文本或时间序列数据。其“记忆”机制能够整合序列中前序信息,因此在分析复杂且持续的医学数据(如心电图、超声心动图动态序列或纵向健康监测)中具有显著优势^[23]。在 IC 中,RNN 可用于挖掘患者数据中的模式与趋势,并辅助预测干预结局,从而帮助制定更有效的治疗策略,例如预测成人先天性心脏病与肺动脉高压患者预后^[24]。

1.2.4 大型语言模型 (large language model, LLM) LLM 旨在理解、生成和与人类进行语言互动,其中 ChatGPT 是其最具代表性的成果^[25]。LLM 通常不直接参与图像获取或分析,但能在临床工作流程优化中发挥作用,例如生成包含超声心动图解读内容的报告,并对诊断报告进行解读与质控分析^[26]。

2 AI 在超声心动图中的主要应用

AI 在超声心动图中的应用覆盖引导图像采集以获得最佳成像、切面自动识别与分割、自动量化心功能以及疾病检测和分类等。此外,AI 还能增强应变分析与 3D 超声心动图解读,优化风险分层,并改善临床工作流程,从而实现更快、更准确的评估与决策。

2.1 图像获取与自动采集 超声心动图获取与解读面临的核心限制之一是观察者间高变异性。AI 最早且最成熟的应用之一是对图像采集的标准化与自动化^[27]。DL 算法可通过自动调整探头角度引导获得高质量图像^[28]。现有研究亦表明,AI 可降低对高素质人员的依赖,提升资源受限环境下超声心动图可及性,并支持新手培训与高危场景(ICU、急诊)的快速成像。一项前瞻性研究招募了无超声操作经验的护士,结果显示,在 AI 指导系统培训后,即使操作者经验不足,也能够采集到与经验丰富技师相近、可满足有限诊断需求的超声图像^[29]。2021 年,一项基于 DL 的算法通过超过 500 万张超声心

动图训练,形成用于 10 切面 TTE 采集的 AI 指导系统。该系统由 8 名无超声经验护士测试,每人完成 30 次扫描,在总计 240 次扫描中,98.8%的左心室与心包积液相关图像达到可诊断质量,92.5%的右心室图像达到标准诊断质量^[30]。因此,FDA 于 2020 年批准首个基于 AI 的超声心动图设备,其目标即为指导临床医生捕获高质量超声图像^[31]。自动分析与图像优化系统的出现,有望减少采集耗时与人为错误。

2.2 切面识别与结构分割 切面自动识别与精细结构分割是超声心动图 AI 中较成熟的方向之一。通过深度卷积网络、三维时空建模与注意力机制,系统可在扫描过程中实时提取每一帧的空间—时间纹理特征,并在约 20 ms 内给出切面标签;如心尖四腔心、左室长轴等依赖经验的复杂切面识别准确率可平均超过 95%^[32,33]。一项收集了两万余例 TTE 图像的研究,基于 ResNet 算法对 15 个标准切面进行分类,Top-1 准确率最高达到 97.8%^[32]。针对围手术期 TEE 成像的结构化需求,有研究构建了多类别 TEE 视图分类模型,用于预测标准化 TEE 切面视图;该模型以西达斯-西奈医疗中心标记的术中 TEE 视频集训练 CNN,并在斯坦福大学医学院外部数据集上进行了验证^[10]。关于图像分割,公开数据集 CAMUS 举办的 AI 模型开发挑战赛中,超声心动图精细结构分割模型 Dice 系数由 0.87 提升至 0.94^[34]。

2.3 图像分析与功能评估 多项研究已证实 AI 在超声心动图分析解读方面的能力,并在自动化心功能评估中表现良好。一项基于 CNN 的自动化分析流程使用超过 14000 例超声心动图训练;系统在检测肥厚型心肌病、心脏淀粉样变与肺动脉高压方面具有较高预测准确性,C 统计量分别为 0.93、0.87 与 0.85^[35]。Asch 等提出一种与体积测量无关的 LVEF 估计 DL 算法,在超过 50000 个超声心动图研究上训练,并在 99 名独立患者中测试。结果显示 AI 与超声专家参考值之间强相关($r=0.95$),偏差为 1.0%,一致性限度为 $\pm 11.8\%$;当检测 EF $\leq 35\%$ 时,敏感度与特异度分别为 0.90 与 0.92,且与临床医生表现高度相近^[36]。进一步的研究聚焦 AI 的疾病特异性应用:例如 DL 工作流程评估其测量心室尺寸与鉴别左心室壁厚增厚原因(肥厚型心肌病 vs 心脏淀粉样变)的准确性;室间隔厚度的平均误差为 1.2~1.7 mm,诊断准确性 AUC 范围为 0.79~0.98^[37]。

总体而言,AI 整合能够提升超声心动图在图像获取、诊断准确性、一致性与可扩展性方面的表现,同时增强一般功能分析与疾病特异性诊断能力,并

在临床决策与预后评估中发挥重要作用,全面服务当前临床需求。

3 AI 辅助超声心动图在介入心脏病学中的具体应用

尽管大多数关于 AI 与超声心动图整合的研究主要关注于 TTE,但随着介入心脏病学的发展,近期也涌现出几项关于 AI 辅助超声心动图尤其是 TEE 在 IC 中的应用研究。AI 辅助超声心动图在 IC 中的潜在应用涵盖诊断与治疗过程的每个步骤,包括心脏结构与功能的术前充分评估、围手术期干预策略的规划、介入术中导航和指导,以及预测围手术期风险和患者长期预后^[38]。

3.1 术前诊断与准确评估 AI 在介入手术术前精准评估与风险分层方面具有优势。近期多项研究基于 CNN 自动分割心腔并提取形态—血流动力学特征,可实现右心室与左心室舒张功能的客观评估,从而降低传统双平面 Simpson 法测量中的操作者偏差,提高对患者介入术前心功能储备的评估准确性^[39-41]。此外,在 EuroSMR 风险模型中,AI 集成近百个超声与临床变量,能够输出二尖瓣反流患者经导管缘对缘修复术后的死亡风险等级,为术式选择与围手术期管理提供量化依据^[42]。在三维超声心动图 AI 分析方面,已有研究开发全卷积网络以从 3D-TTE 中分割三尖瓣精细结构:在 133 个数据集训练、28 个数据集测试,分割中位 DSC 为 0.86;当包含瓣膜膜交界标志时,单个瓣膜分割表现有所改善。该方法为瓣膜介入术前精确建模提供了新思路^[43]。此外,一项注册研究显示,结合超声心动图影像信息与实验室参数的 AI 增强模型可高度敏感地检出左心耳血栓,从而辅助房颤患者消融术前风险规避^[44]。在先天性心脏病介入治疗中,AI 依托三维超声重建与全息模型,可提供缺损边缘、毗邻结构关系与缺损面积等更精准几何信息,有利于优化封堵器规格选择^[45]。

3.2 术中导航与辅助决策 术中实时决策与持续血流动力学监测对影像支持要求更高。autoMAPSE 为高通量 AI 系统,可在 TEE 中自动量化二尖瓣环平面收缩位移,用于实时评估左室收缩功能,适用于重症监护或术中动态监测。其“实况诊断可行性”为 88.1%,并与专家手动测量高度一致,可能提升 ICU 实时监测与术中治疗决策的动态调整能力^[46]。

此外,实时 3D 透射成像结合超声心动图 AI 智能分割左心耳结构,通过智能多模态影像融合清晰呈现房颤消融的操作空间与动态变化;类似方法亦可用于左心室流出道、腔静脉—右房连接等复杂心

腔区域勾勒与术中监测^[47]。基于电磁跟踪与 DL 分割的混合框架可在超声画面叠加导管虚拟影像,实现所见即所得的导航,从而提升导管输送与器械定位精度,降低介入操作不稳定性^[48]。

在经房间隔穿刺方面,房间隔穿刺是心脏介入中最常规的心腔内操作之一。介入初学者往往需要多次训练才能掌握关键点;但结合软体机器人模拟器与 AI 反馈路径,可显著缩短学习曲线^[49]。未来,心脏介入亦可能借助机器人实现。已有遥控经食管超声操作系统利用 AI 图像分析与识别实现自动对焦与锁定目标平面,从而支持远程操作并减少术者与患者接触时间;机器人—AI 在 TEE 场景联动为远程介入心脏手术奠定技术基础^[50]。

3.3 术后随访与疗效评估 术后随访阶段需要对大量数据进行分析与长期管理。RNN 等 AI 算法在处理医学大数据的同时具备“记忆”能力,能够整合全程临床资料、实验室检查数据、多模态影像信息以及术后长期追踪。无偏倚的纵向追踪模型开发显示,AI 对右心室收缩—舒张恢复曲线的自动追踪与传统手动测量相比偏差<5%,可为二尖瓣缘对缘修复术后右心功能恢复提供客观证据并预测预后^[51,52]。机器学习模型可通过超声—生化—临床三模态数据整合,提前 30 天预测介入术后心衰再入院风险,从而实现不良事件预测与再入院管理^[53]。另有研究提出,AI 辅助超声心动图诊断模型可解释严重三尖瓣反流患者的异常肺动脉高压状态,辅助临床判断是否需要二次介入治疗^[54]。

3.4 教育培训与学科发展 超声心动图与 AI 的结合为介入手术的术前虚拟决策与过程仿真模拟提供了可能,有助于提升教育与培训效率。结合 3D 打印与全息投影技术,AI 驱动的超声数据可转化为动态可视化心脏模型,使介入学员在“数字孪生”环境中练习穿刺、封堵与瓣膜置换等操作^[55]。硬件层面,内嵌 AI 超声心动图评分机制的软体机器人模拟器可实时提示穿刺角度、力度与成功率,并提供反馈,为介入初学者提供个性化指导^[56]。

鉴于 IC 融合外科手术、介入器械与影像信息的特点,AI 数据闭环(“学习—再学习”)具有重要价值;每例真实手术影像可回流至训练数据集,持续优化算法,使介入操作技术与影像诊断精度同步提升,促进人机协作模式形成。

4 未来展望

随着 IC 与超声心动图融合不断加深,在 AI 深度参与的趋势下,AI 赋能的超声心动图将呈现更广泛的应用前景。未来可能在一定程度上替代超声

图像的人工手动扫查过程,实现复杂信息的自动快速获取,无需依赖人类输入去完成心脏视图分类或事件时序识别。此外,AI 驱动的超声心动图培训模块可结合实时反馈与决策支持算法,潜在提升受训者能力获取效率。

AI 辅助自动图像优化与实时异常检测可能提升超声评估效率,尤其适用于心脏外科手术室与 ICU 等高危环境。将 AI 整合到沉浸式技术中,有助于处理医疗数据复杂性,尤其是多模态信息及其三维结构。AI 对复杂、多层次数据的高效处理能力将使其在数字沉浸环境中的实时计算成为关键,超声心动图、CT 与 MRI 等影像应融合呈现,实现心脏三维重建与可操作式分割。

基于 AI 的超声心动图系统模拟可用于介入培训,提供安全虚拟环境以练习复杂手术并提升技能。新方法还可能结合混合现实或虚拟现实等沉浸式技术与 AI 实现远程多学科心脏团队会诊,借助 AI 促进远程咨询与诊断,从而有效弥补地域差距。总体而言,AI 辅助超声心动图与尖端技术融合将推动介入心脏病学变革,显著改善医疗服务,并重新定义智能医疗时代超声医生的角色。

5 局限性

心脏介入治疗具有特定特征,使其在 AI 应用中呈现与其他场景不同的挑战;同时,每一挑战都对应相应伦理维度。在心脏干预中使用 AI 须经严格伦理审查,以至少满足两个层面:其一为由国际机构与国家政府在中央层面制定的机构伦理规范,以及由临床机构(医院)在地方层面落实的实施规范;其二为实施 AI 时需要考虑的更细化伦理实践与伦理风险点。

具体而言,实际伦理层面涉及数据收集与分类、数据在系统与部门间的流转,以及数据所有权与访问权限等均需被详细核查并制度化。由于心脏介入常在患者面临严重生命威胁时实施,必须就是否以及何时采取某些复苏方案作出伦理决策;同时需严肃考虑法律影响,特别是患者亲属的知情同意,医生在应用超声 AI 时应保持审慎态度。

此外,医疗 AI 应用还需配备完善的监管机制,尤其是针对 IC 等关键临床实践。当前监管环境仍处于起步阶段;所有利益相关者需理解并掌握 AI 系统的基本原理与适用边界,可解释性与可依赖性也应得到充分评估。尽管 AI 整合到超声心动图并用于介入心脏病学具有广阔前景,仍存在数据质量变异性与模型普适性不足等挑战:超声心动图图像可能因机器设置、患者特征与操作

者经验不同而显著变化,导致模型在特定数据集上训练后在外部环境性能下降,从而限制临床普适应用。总体而言,AI 目前难以完全替代超声医师与心脏病专家,但可通过增强图像获取与分析提升工作效率与质量。

6 总结

AI 技术正加速超声心动图在 IC 的角色转变:从单纯成像设备到“数据驱动、决策支持”的智能平台。通过术前精准测量与个体化模拟、术中实时导航与并发症预警以及术后纵向随访与预后模型,AI 辅助的超声心动图有望显著提高介入手术安全性与疗效。未来需在多模态融合、实时部署、可解释性及法规合规等方面持续突破,并依托高质量多中心证据推动临床转化。

【参考文献】

- [1] Schwartz R, Vassilev A, Greene K, et al. Towards a standard for identifying and managing bias in artificial intelligence [R]. Gaithersburg: National Institute of Standards and Technology, 2022.
- [2] Langlais ÉL, Thériault-Lauzier P, Marquis-Gravel G, et al. Novel artificial intelligence applications in cardiology: current landscape, limitations, and the road to real-world applications[J]. J Cardiovasc Transl Res, 2023, 16(3): 513-525.
- [3] Jaltotage B, Ihdayhid AR, Lan NSR, et al. Artificial intelligence in cardiology: an Australian perspective[J]. Heart Lung Circ, 2023, 32(8): 894-904.
- [4] Patel B, Makaryus AN. Artificial intelligence advances in the world of cardiovascular imaging[J]. Healthcare (Basel), 2022, 10(1): 154.
- [5] Sardar P, Abbott JD, Kundu A, et al. Impact of artificial intelligence on interventional cardiology: from decision-making aid to advanced interventional procedure assistance[J]. JACC Cardiovasc Interv, 2019, 12(14): 1293-1303.
- [6] Fraser AG, Monaghan MJ, van der Steen AFW, et al. A concise history of echocardiography: timeline, pioneers, and landmark publications[J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2022, 23(9): 1130-1143.
- [7] Alsharqi M, Woodward WJ, Mumith JA, et al. Artificial intelligence and echocardiography[J]. Echo Res Pract, 2018, 5(4): R115-R125.
- [8] Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56.
- [9] Sengupta PP, Huang YM, Bansal M, et al. Cognitive machine-learning algorithm for cardiac imaging: a pilot study for differentiating constrictive pericarditis from restrictive cardiomyopathy[J]. Circ Cardiovasc Imaging, 2016, 9(6): e004330.
- [10] Steffner KR, Christensen M, Gill G, et al. Deep learning for transesophageal echocardiography view classification[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 11.
- [11] Mathis M, Steffner KR, Subramanian H, et al. Overview and clinical applications of artificial intelligence and machine learning in

- cardiac anesthesia[J]. *J Cardiothorac Vasc Anesth*, 2024, 38(5): 1211-1220.
- [12] Shameer K, Johnson KW, Glicksberg BS, et al. Machine learning in cardiovascular medicine: are we there yet [J]. *Heart*, 2018, 104(14): 1156-1164.
- [13] Itchhaporia D. Artificial intelligence in cardiology[J]. *Trends Cardiovasc Med*, 2022, 32(1): 34-41.
- [14] Al'Aref SJ, Anchouche K, Singh G, et al. Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging[J]. *Eur Heart J*, 2019, 40(24): 1975-1986.
- [15] Henglin M, Stein G, Hushcha PV, et al. Machine learning approaches in cardiovascular imaging[J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2017, 10(10): e005614.
- [16] Jiang F, Jiang Y, Zhi H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future[J]. *Stroke Vasc Neurol*, 2017, 2(4): 230-243.
- [17] Narula S, Shameer K, Salem Omar AM, et al. Machine-learning algorithms to automate morphological and functional assessments in 2D echocardiography [J]. *J Am Coll Cardiol*, 2016, 68(21): 2287-2295.
- [18] MacKay EJ, Bharat S, Mukaddim RA, et al. Pragmatic evaluation of a deep-learning algorithm to automate ejection fraction on handheld, point-of-care echocardiography in a cardiac surgical operating room[J]. *J Cardiothorac Vasc Anesth*, 2024, 38(4): 895-904.
- [19] Biondi-Zoccai G, D'Ascenzo F, Giordano S, et al. Artificial intelligence in cardiology: general perspectives and focus on interventional cardiology[J]. *Anatol J Cardiol*, 2025, 29(4): 152-163.
- [20] Yoneyama H, Nakajima K, Taki J, et al. Ability of artificial intelligence to diagnose coronary artery stenosis using hybrid images of coronary computed tomography angiography and myocardial perfusion SPECT[J]. *Eur J Hybrid Imaging*, 2019, 3(1): 4.
- [21] Zamanian H, Shalhaf A, Zali MR, et al. Application of artificial intelligence techniques for non-alcoholic fatty liver disease diagnosis: a systematic review (2005-2023)[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2024, 244: 107932.
- [22] Koulaouzidis G, Jadczyk T, Iakovidis DK, et al. Artificial intelligence in cardiology-a narrative review of current status[J]. *J Clin Med*, 2022, 11(13): 3910.
- [23] Nakamura T, Sasano T. Artificial intelligence and cardiology: current status and perspective[J]. *J Cardiol*, 2022, 79(3): 326-333.
- [24] Diller GP, Kempny A, Babu-Narayan SV, et al. Machine learning algorithms estimating prognosis and guiding therapy in adult congenital heart disease: data from a single tertiary centre including 10,019 patients[J]. *Eur Heart J*, 2019, 40(13): 1069-1077.
- [25] Yang F, Chen X, Lin X, et al. Automated analysis of doppler echocardiographic videos as a screening tool for valvular heart diseases [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2022, 15(4): 551-563.
- [26] Krittanawong C, Omar AMS, Narula S, et al. Deep learning for echocardiography: introduction for clinicians and future vision; state-of-the-art review[J]. *Life (Basel)*, 2023, 13(4): 1029.
- [27] Mor-Avi V, Khandheria B, Klempfner R, et al. Real-time artificial intelligence-based guidance of echocardiographic imaging by novices: image quality and suitability for diagnostic interpretation and quantitative analysis [J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2023, 16(11): e015569.
- [28] Schneider M, Bartko P, Geller W, et al. A machine learning algorithm supports ultrasound-naïve novices in the acquisition of diagnostic echocardiography loops and provides accurate estimation of LVEF[J]. *Int J Cardiovasc Imaging*, 2021, 37(2): 577-586.
- [29] Narang A, Bae R, Hong H, et al. Utility of a deep-learning algorithm to guide novices to acquire echocardiograms for limited diagnostic use[J]. *JAMA Cardiol*, 2021, 6(6): 624-632.
- [30] Asch FM, Mor-Avi V, Rubenson D, et al. Deep learning-based automated echocardiographic quantification of left ventricular ejection fraction: a point-of-care solution[J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2021, 14(6): e012293.
- [31] Meng L, Lian K, Zhang J, et al. Evolution of research on artificial intelligence for heart failure: a bibliometric and visual analysis [J]. *J Multidiscip Healthc*, 2025, 18: 2941-2956.
- [32] Madani A, Arnaout R, Mofrad M, et al. Fast and accurate view classification of echocardiograms using deep learning [J]. *NPJ Digit Med*, 2018, 1: 6.
- [33] Ouyang D, He B, Ghorbani A, et al. Video-based AI for beat-to-beat assessment of cardiac function [J]. *Nature*, 2020, 580(7802): 252-256.
- [34] Leclerc S, Smistad E, Pedrosa J, et al. Deep learning for segmentation using an open large-scale dataset in 2D echocardiography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(9): 2198-2210.
- [35] Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully automated echocardiogram interpretation in clinical practice [J]. *Circulation*, 2018, 138(16): 1623-1635.
- [36] Asch FM, Poilvert N, Abraham T, et al. Automated echocardiographic quantification of left ventricular ejection fraction without volume measurements using a machine learning algorithm mimicking a human expert [J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2019, 12(9): e009303.
- [37] Duffy G, Cheng PP, Yuan N, et al. High-throughput precision phenotyping of left ventricular hypertrophy with cardiovascular deep learning[J]. *JAMA Cardiol*, 2022, 7(4): 386-395.
- [38] He B, Kwan AC, Cho JH, et al. Blinded, randomized trial of sonographer versus AI cardiac function assessment [J]. *Nature*, 2023, 616(7957): 520-524.
- [39] Yuan V, Sahashi Y, Ieki H, et al. Automated deep learning pipeline for characterizing left ventricular diastolic function[J]. *medRxiv*, 2025: 2025.04.29.25326683.
- [40] von Bardeleben RS, Lurz P, Sorajja P, et al. Two-year outcomes for tricuspid repair with a transcatheter edge-to-edge valve repair from the transatlantic TRILUMINATE trial [J]. *Circ Cardiovasc Interv*, 2023, 16(8): e012888.
- [41] Sugiura A, Tanaka T, Kavsar R, et al. Leaflet configuration and residual tricuspid regurgitation after transcatheter edge-to-edge tricuspid repair[J]. *JACC Cardiovasc Interv*, 2021, 14(20): 2260-2270.
- [42] Hausleiter J, Lachmann M, Stolz L, et al. Artificial intelligence-derived risk score for mortality in secondary mitral regurgitation treated by transcatheter edge-to-edge repair: the EuroSMR risk score[J]. *Eur Heart J*, 2024, 45(11): 922-936.