·专家述评·

人工智能在超声心动图中的临床应用

刘硕，马春燕
（中国医科大学附属第一医院心血管超声科，辽宁省影像医学临床医学研究中心，沈阳 110001）

摘要　随着人工智能（AI）技术的快速发展，其在医学领域的应用深度和广度不断拓展，对临床工作产生了深远影响。超声心动图作为诊断心血管疾病的首选影像学方法，具有快速、准确、实时、无创等优势，但传统人工分析模式存在操作繁琐、耗时较长、观察者间一致性差等局限性。AI技术与超声心动图的深度融合，有望突破这些瓶颈，推动超声诊断向自动化、智能化方向迈进。本文系统总结了AI在超声心动图领域的临床应用现状，包括心腔自动分割和容积定量、心肌应变分析、心脏瓣膜病的自动分析、辅助诊断和预后预测模型、超声图像获取的智能指导等多个研究方向，详细阐述了相关技术原理、临床应用效果以及准确性验证结果，还探讨了目前AI在超声心动图中的应用局限性和未来发展方向，从而为进一步的研究和临床推广提供参考。

关键词　人工智能；超声心动图；心血管疾病；自动定量分析；辅助诊断
中图分类号　R445.1　　**文献标志码**　A　　**文章编号**　0258-4646（2026）06-0481-06
网络出版地址　https://link.cnki.net/urlid/21.1227.R.20260605.1342.030
DOI：10.12007/j.issn.0258-4646.2026.06.001

Clinical application of artificial intelligence in echocardiography

LIU Shuo，MA Chunyan
（Department of Cardiovascular Ultrasound，The First Hospital of China Medical University，Clinical Medical Research Center of Imaging in Liaoning Province，Shenyang 110001，China）

Abstract　With the rapid development of artificial intelligence（AI）technology，its application in the field of medicine has expanded in both depth and breadth，resulting in significant changes in clinical practice. As the preferred imaging modality for the diagnosis of cardiovascular diseases，echocardiography provides the advantages of rapidity，accuracy，real-time imaging，and noninvasiveness. However，the traditional manual analysis paradigm is limited by cumbersome operation，notable time consumption，and poor interobserver agreement. The deep integration of AI technology and echocardiography is expected to overcome these bottlenecks and advance echocardiographic diagnosis toward automation and intelligence. This review systematically addresses the current status of the clinical application of AI in the field of echocardiography，covering multiple research directions，including automatic chamber segmentation and volume quantification，myocardial strain analysis，automatic analysis of valvular heart disease，auxiliary diagnosis and prognosis prediction models，and image acquisition guidance. We elaborate on the relevant technical principles，clinical application efficacy，and validation results for accuracy. In addition，this review discusses the existing limitations and future directions for the development of AI applications in echocardiography，offering a reference for both research and clinical implementation.

Keywords　artificial intelligence；echocardiography；cardiovascular disease；automatic quantitative analysis；auxiliary diagnosis

在心血管疾病的诊疗中，超声心动图凭借其独特优势，已成为评估心脏结构和功能的首选手段，被广泛用于冠状动脉粥样硬化性心脏病、心肌病、心力衰竭、心脏瓣膜病等多种疾病的诊断和随访[1]。然而，传统的超声心动图分析高度依赖医师的专业经验和手动操作，心内膜描记、容积计算、应变分析等工作不仅耗时、费力，还易受主观因素影响，导致测量结果的可重复性差，尤其在基层医疗机构或急危重症情况下，难以满足高效、精准诊断的需求[2]。

近年来，随着深度学习、计算机视觉等人工智能（artificial intelligence，AI）技术的不断进步，其在超声心动图中的应用取得了显著进展。AI技术能够自动识别超声图像中的心脏结构、分割心腔区域、提取关键参数，并进行定量分析和辅助诊断，有效减少人工干预，提高诊断的效率和准确性[3]。目前，AI在超声心动图中的应用已涵盖心腔定量评价、心肌应变分析、心脏瓣膜病评估、辅助诊断和预后预

基金项目：国家自然科学基金（82472007）
作者简介：刘硕（1995-），女，医师，硕士.
通信作者：马春燕，E-mail：cmu1h_mcy@126.com
收稿日期：2026-02-05
网络出版时间：2026-06-08 11:36:12

测等多个领域，相关技术已逐步用于临床实践阶段[4-7]。本文通过总结最新的研究成果和临床实践经验，全面阐述了AI在超声心动图中的应用现状、技术进展、临床价值以及未来的挑战。

1　AI在超声心动图中应用的核心领域

1.1　心腔自动分割和容积定量

准确评价心脏各腔室容积和射血分数是超声心动图诊断心血管疾病的基础，能够指导临床治疗方案的制定和预后评估。传统的二维超声心动图采用改良Simpson法测量左心室容积和左室射血分数，需手动描记心尖四腔心和两腔心切面的心内膜曲线，操作繁琐且易受图像质量、心腔形态异常等因素影响，导致测量结果准确性和重复性不佳。三维超声心动图虽能克服二维超声的部分局限性，是指南推荐的最佳定量心腔方法，但传统的三维分析仍依赖人工手动描记，分析时间长，难以在临床广泛推广[1]。

AI技术为心腔容积的自动化、精准化测量提供了可能。基于深度学习的自动分割和定量技术，能够快速识别心脏超声图像中的心腔结构，自动完成心内膜和心外膜的描记，进而计算相关容积参数和射血分数，显著提高测量的效率和可重复性[8]。

1.1.1　左心系统定量：左心室和左心房的结构和功能评估是心血管疾病诊断的重点。目前，多家超声设备公司已研发出基于AI的左心自动定量技术，并获得批准用于临床。荷兰Philips公司的AI辅助三维心脏功能定量分析工具“Dynamic Heart Model”是基于心脏模型的三维全自动左心定量技术，通过一键式操作即可完成智能分析，同时获取左心室舒张末期容积、左心室收缩末期容积、左心房最大容积、左心房最小容积和容积–时间曲线，并计算左室射血分数和左心房射血分数。该技术分析耗时短，与人工测量结果相比，具有良好的准确性和可重复性，且能自动追踪描记左心室心外膜以获得左心室质量。研究[9]表明，左心室质量增加可显著增加心血管死亡风险，AI技术能够快速、精准计算左心室质量，为心血管疾病患者的临床管理提供了重要支持。美国GE公司的四维自动左心室定量分析和四维自动左心房定量分析技术亦能够自动处理三维超声数据，实现左心室和左心房容积以及射血分数的自动化测量[10]。2025年9月发表的一项基于155 215例患者图像的研究[11]，采用深度学习模型实现了心腔和多普勒参数的自动化测量，涵盖室间隔厚度、左心室内径、左心房前后径、主动脉根部内径等多个结构参数，以及二尖瓣口血流E峰、A峰流速等功能参数，其测量结果与人工测量具有高度相关性。

1.1.2　右心系统定量：右心室形状复杂，呈不规则的三角形，二维超声心动图难以准确评估其容积和功能，而三维超声心动图虽准确性较高，但手动测量流程复杂，临床推广受限[12]。AI技术的应用为右心系统的精准评估提供了有效解决方案。荷兰Philips公司的四维右心室量化软件和美国GE公司的四维自动右心室定量分析系统，能够显著减少手动输入，通过智能算法自动分割右心室区域，测量右心室舒张末期容积、右心室收缩末期容积和右室射血分数[13]。研究[12]显示，AI三维技术测量三维右室射血分数与心脏磁共振测量结果的相关性可达0.70，在51例患者的对比研究中，其测量参数（右心室舒张末期容积、右心室收缩末期容积、右心室每搏量、右室射血分数等）与心脏磁共振结果具有良好的一致性（$P < 0.001$），且具有操作简便、可重复性好等优势。

1.2　自动心肌应变分析

心肌应变是指心肌在外力作用下发生形变的能力，能够敏感地反映心肌收缩功能，与传统的射血分数相比，能更早发现心肌损伤[14]。目前，心肌应变主要通过二维斑点追踪技术测量，但传统的手动测量方法操作复杂且可重复性差，限制了其在临床的广泛应用[15]。AI驱动的自动应变分析技术，通过智能识别心脏切面、自动分割心腔、追踪心肌运动，能够快速、精准测量应变参数，显著提升了其临床应用价值。

1.2.1　左心室应变分析：左心室整体纵向应变（global longitudinal strain，GLS）是成人超声心动图定量心腔指南推荐的评价左心室整体收缩功能的重要参数，已被广泛用于早期评估心肌损伤，如冠状动脉粥样硬化性心脏病、心肌病、心脏瓣膜病等[16-17]。在左心室应变的AI测量算法模型中，EchoNet-Dynamic模型是典型代表。该模型在7 465个心尖四腔心视频上进行训练，在2 565个视频上完成内部验证，其测量结

果与二维 GLS方法具有中等一致性（P = 0.002），偏差为–3.31%[15]。最新研发的自动功能成像和Auto-Strain等自动应变分析软件，能够自动识别心尖三腔心、四腔心和两腔心切面，通过深度学习算法，实现心内膜的精准追踪和心腔分割，进而自动计算GLS[18]。研究[19]表明，自动应变分析技术与手动测量结果具有良好的一致性，且观察者间变异显著降低，准确性和可重复性得到广泛认可。

1.2.2　左心房和右心室应变分析：除左心室GLS外，左心房和右心室应变的自动分析也取得了重要进展。左心房应变与左心室舒张末期压力及预后密切相关，将其纳入舒张功能障碍分级可改善预后分层[20]。有研究[20]纳入864例窦性心律的心力衰竭患者作为测试集，纳入189例心力衰竭门诊患者作为前瞻性验证集，将左心房峰值纵向应变和指南推荐的舒张变量结合聚类分析，结果显示，机器学习算法与指南推荐基本一致，且在预测全因死亡和心衰再住院方面效果更佳。目前，已经开发出左心房自动应变分析软件，如四维自动左心房定量分析，不仅能获得左心房容积参数，还能同时获得三维左心房纵向应变和左心房圆周应变；其中，左心房圆周应变有助于指导制定非瓣膜性心房颤动患者的抗凝治疗方案[10]，无需依赖心脏磁共振检查。

AI技术的发展亦推动了右心室应变分析的进展。由于右心室形状不规则，传统的应变测量准确性较低，而AI技术通过三维图像分割和运动追踪，能够更精准地计算右心室GLS，为评估右心室功能提供可靠指标[21]。在肺动脉高压、慢性阻塞性肺疾病等影响右心功能的疾病中，AI 自动应变分析技术能够早期发现右心室功能损伤，为临床干预提供及时指导[21]。

1.3　心脏瓣膜病的自动分析

随着人口老龄化加剧，心脏瓣膜病的患病率呈上升趋势，给全球卫生健康系统带来沉重负担[22]。介入治疗技术的快速发展，如经导管主动脉瓣置换术、经导管二尖瓣缘对缘修复术等，对术前瓣膜和瓣环的精准评估提出了更高要求[22]。传统的瓣膜评估主要依赖经食管超声心动图检查，通过多角度二维图像或三维图像后处理进行分析，操作复杂、耗时较长、重复性差，且医生学习曲线较长。AI技术与三维经食管超声心动图检查的结合，实现了瓣膜结构和功能的自动化分析，显著提升了评估效率和准确性[23-24]。

1.3.1　主动脉瓣自动分析：主动脉瓣病变的精准评估是经导管主动脉瓣置换术成功的关键，需准确测量主动脉瓣环直径、面积、钙化程度等参数[22]。有研究[25]通过构建双路径AI系统对主动脉瓣狭窄程度进行评估，主动脉狭窄程度的受试者操作特征曲线的曲线下面积（area under the curve，AUC）达到0.91~0.99，自动测量与手动测量结果显著相关，自动测量对于帮助临床医生进行主动脉瓣狭窄的诊断具有巨大潜力。基于AI的三维自动定量分析软件，如德国Siemens公司的eSie Valves、美国GE公司的四维自动左心室定量分析等，能够自动识别主动脉瓣环的三维超声图像，通过智能算法分割瓣环区域，测量相关解剖参数[26-27]。研究[28-29]表明，这些智能化软件的测量结果与心脏CT检查结果（金标准）具有良好的一致性，能够为判断经导管主动脉瓣置换术手术适应证和选择人工瓣膜型号提供可靠的依据。

1.3.2　二尖瓣和三尖瓣自动分析：二尖瓣疾病是最常见的心脏瓣膜病之一，二尖瓣反流严重程度的评估对于治疗方案的选择至关重要[22]。传统的二尖瓣反流评估依赖医师对彩色多普勒图像的主观判断，准确性受图像质量、操作手法等因素影响较大。有研究[30]采用DELINEATE-MR时空卷积神经网络模型对二尖瓣反流进行分级，该模型对二尖瓣反流程度（无/微量、轻、中、重度）识别准确性的AUC达0.98，且29%的人机分歧病例经证实为医师诊断错误，显示出AI技术在纠正人工诊断偏差中的潜力。AI驱动的三维二尖瓣自动分析技术，如德国Siemens公司的四维心脏瓣膜全自动定量分析软件eSie Valves、美国GE公司的4D Auto MVQ、荷兰Philips公司的Tomtec 4D MV ASSESSMENT等软件，能够自动识别二尖瓣结构，动态追踪瓣叶运动，生成二尖瓣形态和功能参数，如瓣口面积、反流束面积、跨瓣压差等。

三尖瓣疾病的自动分析也取得了重要进展。有研究[4]采用深度学习算法对三尖瓣反流程度进行评估，结果表明，AI对准确识别三尖瓣中重度反流的AUC达0.93以上，体现了AI对辅助临床医生评估三尖瓣反流程度具有巨大潜力。美国GE公司的4D Auto

TVQ是全自动四维三尖瓣定量分析软件，能够快速、准确地生成三尖瓣相关参数，如瓣环直径、反流速度、跨瓣压差等，为三尖瓣病变的诊断和介入治疗评估提供支持[31]。

1.4　辅助诊断和预后预测模型

AI技术不仅能够实现超声图像的自动化定量分析，还能通过整合多维度数据，构建辅助诊断和预后预测模型，为临床决策提供更全面的支持。这些模型基于大数据训练，能够识别人类视觉难以察觉的图像特征，挖掘疾病与预后的潜在关联，显著提高诊断和预测的准确性。

1.4.1　辅助诊断模型：AI辅助诊断模型通过学习大量标注超声图像数据，能够自动识别心脏疾病的特征性表现，实现疾病的初步诊断和分类。在心肌病诊断方面，基于卷积神经网络的模型能够分割心脏各切面的心室结构，识别心肌病的典型形态改变，区分肥厚型心肌病和淀粉样心肌病的AUC在0.80以上[32]。在室壁运动异常检测中，三维卷积神经网络模型、二维 U-net模型、DenseNet的深度神经网络模型等能够识别感兴趣区，准确检测室壁运动异常，模型在交叉验证和外部验证数据集中识别区域室壁运动异常的AUC分别为0.912和0.891。在瓣膜病的诊断中，如前所述，AI模型能够成功实现二尖瓣和三尖瓣反流程度分级、主动脉瓣狭窄程度评估以及二尖瓣脱垂程度分级[4,25,30]。

1.4.2　预后预测模型：AI预后预测模型通过整合超声心动图参数、临床资料、实验室检查等多维度数据，能够预测心血管疾病患者的不良事件风险，如死亡、再住院、心律失常等，为临床风险分层和治疗方案优化提供依据。在肥厚型心肌病患者中，前馈神经网络模型基于超声参数和临床数据，预测室性心律失常的发生风险，内部测试集AUC为0.89，外部测试集AUC为0.81[33]。在心力衰竭患者中，无监督机器学习（K-means聚类）整合临床参数和超声心动图参数进行表型分析，能够预测心脏再同步化治疗的应答率，Kaplan-Meier曲线显示该算法可明显提高心脏再同步化治疗的应答率，为心脏再同步化治疗患者筛选提供重要支持[34]。此外，AI模型还能预测心房颤动患者的血栓栓塞风险、心肌梗死患者的预后等。研究[10]表明，基于左心房应变参数的AI模型能够准确预测非瓣膜性心房颤动患者的血栓栓塞风险，AUC达0.85以上。

1.5　超声图像获取的智能指导

超声图像的质量直接影响诊断准确性，而获取的图像质量高度依赖操作者的专业技能，尤其在基层医疗机构或紧急情况下，操作者技能不足可能导致图像质量不佳，影响诊断。AI技术通过实时指导超声探头的位置、角度和深度，帮助操作者快速获取标准切面，显著提升图像质量和获取效率。一项研究[35]报道，8名无经验的护士使用深度学习算法扫描30例患者，结果显示，98.8%的左心室大小和功能测量具有诊断意义，92.5%的右心室大小测量符合要求，与超声医师扫描结果无显著差异。另一项研究[36]将AI软件嵌入手持式成像设备，智能指导系统通过实时反馈探头位置偏差，引导操作者调整扫描角度和深度，快速获取标准长轴切面、短轴切面以及心尖四腔心、两腔心等关键切面，并指导9名初学者对100例患者进行心脏超声图像分析，测量左心室容积和射血分数，结果显示，初学者和超声医师的诊断结果一致性达83%~96%，83%的图像可进行定量分析。该技术不仅降低了超声操作的学习曲线，还能提高图像获取的一致性，为后续的自动化分析提供高质量数据支持，尤其适用于基层医疗、急诊急救等场景。

2　AI在超声心动图应用中的局限性

尽管AI在超声心动图中的应用取得了显著进展，但目前仍处于初级阶段，存在一些局限性，需要在未来的研究中逐步解决。目前存在的问题：（1）不同超声设备公司开发的AI软件采用的智能算法存在差异的异质性问题；（2）缺乏正常参考值的适配性问题；（3）AI对于图像质量的依赖性问题；（4）大部分AI分析基于某一切面或某些特定参数进行开发，尚未实现心腔结构和功能的一站式自动化测量的技术性问题；（5）临床对AI检测结果的信任和接受度问题等。

3　未来发展方向

未来AI技术应朝着整合多切面、多参数的一站式分析方向发展，实现心脏结构（左心、右心、瓣膜、大血管）和功能（收缩功能、舒张功能、应变分析）的全面自动化评估，进一步提高临床效率。探索深度

学习算法提高超声图像的空间或时间分辨率，减少肥胖、肺气干扰等因素对图像质量的影响，扩大AI技术的适用范围。优化AI模型结构，制定AI超声心动图技术的算法标准、性能验证标准、临床应用规范，确保不同公司开发的AI系统测量结果的一致性和可靠性，开发适用于便携式超声设备、急诊急救场景的轻量化模型，提高设备运行效率，满足基层医疗和急危重症诊疗的需求。整合超声心动图和其他影像学数据（如心脏CT、心脏磁共振）、临床数据、实验室检查、基因数据等多模态信息，构建更全面的诊断和预后预测模型，提升临床决策的精准性。同时，可进一步推广AI超声心动图技术在基层医疗机构的应用，通过智能指导和自动分析，提升基层医师的诊断能力，实现心血管疾病的早期筛查和干预。

4　总结与展望

AI技术与超声心动图的深度融合，为心血管疾病的诊断带来了革命性变革。目前，AI在超声心动图中的应用已涵盖心腔自动分割和容积定量、心肌功能评价、心脏瓣膜病的自动分析、辅助诊断和预后预测、图像获取的智能指导等多个领域，相关技术通过自动化分析显著减少了人工干预，提高了诊断效率和准确性，尤其在基层医疗、急危重症等场景中展现出巨大应用价值。多项研究证实，AI测量结果与人工手动测量结果具有良好的一致性，为其临床推广提供了可靠依据。

然而，AI在超声心动图中的应用仍存在算法一致性不足、参考值适配性、图像质量依赖性等问题，需要通过技术创新、标准化建设、多中心研究等方式逐步解决。未来，随着AI技术的不断优化和临床应用的持续拓展，有望实现心脏结构和功能的一站式全参数自动化分析，为心血管疾病的早期诊断、精准治疗和预后评估提供更强大的支持，推动心血管疾病的诊疗模式向智能化、个性化方向迈进。

参考文献：

[1] LANG RM, BADANO LP, MOR-AVI V, et al. Recommendations for cardiac chamber quantification by echocardiography in adults: an update from the American Society of Echocardiography and the European Association of Cardiovascular Imaging [J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2015, 16(3): 233-270. DOI: 10.1093/ehjci/jev014.

[2] QAYYUM SN. A comprehensive review of applications of artificial intelligence in echocardiography [J]. Curr Probl Cardiol, 2024, 49(2): 102250. DOI: 10.1016/j.cpcardiol.2023.102250.

[3] SVERIC KM, ULBRICH S, DINDANE Z, et al. Improved assessment of left ventricular ejection fraction using artificial intelligence in echocardiography: a comparative analysis with cardiac magnetic resonance imaging [J]. Int J Cardiol, 2024, 394: 131383. DOI: 10.1016/j.ijcard.2023.131383.

[4] VRUDHULA A, VUKADINOVIC M, HAEFFELE C, et al. Automated deep learning phenotyping of tricuspid regurgitation in echocardiography [J]. JAMA Cardiol, 2025, 10(6): 595-602. DOI: 10.1001/jamacardio.2025.0498.

[5] TOKODI M, SHAH R, JAMTHIKAR A, et al. Deep learning model of diastolic dysfunction risk stratifies the progression of early-stage aortic stenosis [J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2025, 18(2): 150-165. DOI: 10.1016/j.jcmg.2024.07.017.

[6] VALSARAJ A, KALMADY SV, SHARMA V, et al. Development and validation of echocardiography-based machine-learning models to predict mortality [J]. EBioMedicine, 2023, 90: 104479. DOI: 10.1016/j.ebiom.2023.104479.

[7] OIKONOMOU EK, SANGHA V, SHANKAR SV, et al. Artificial intelligence-enabled electrocardiography and echocardiography to track preclinical progression of transthyretin amyloid cardiomyopathy [J]. Eur Heart J, 2025, 46(37): 3651-3662. DOI: 10.1093/eurheartj/ehaf450.

[8] ØSTVIK A, SMISTAD E, AASE SA, et al. Real-time standard view classification in transthoracic echocardiography using convolutional neural networks [J]. Ultrasound Med Biol, 2019, 45(2): 374-384. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2018.07.024.

[9] BOMBELLI M, VANOLI J, FACCHETTI R, et al. Impact of the increase in left ventricular mass on the risk of long-term cardiovascular mortality: a prospective cohort study [J]. Hypertension, 2023, 80(6): 1321-1330. DOI: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.122.19988.

[10] CHEN L, ZHANG C, WANG J, et al. Left atrial strain measured by 4D Auto LAQ echocardiography is significantly correlated with high risk of thromboembolism in patients with non-valvular atrial fibrillation [J]. Quant Imaging Med Surg, 2021, 11(9): 3920-3931. DOI: 10.21037/qims-20-1381.

[11] SAHASHI Y, IEKI H, YUAN V, et al. Artificial intelligence automation of echocardiographic measurements [J]. J Am Coll Cardiol, 2025, 86(13): 964-978. DOI: 10.1016/j.jacc.2025.07.053.

[12] ZHU Y, BAO YW, ZHENG KC, et al. Quantitative assessment of right ventricular size and function with multiple parameters from artificial intelligence-based three-dimensional echocardiography: a comparative study with cardiac magnetic resonance [J]. Echocardiography, 2022, 39(2): 223-232. DOI: 10.1111/echo.15292.

[13] ZHANG Y, WANG YB, YAO GH, et al. Right ventricular volume and function by three-dimensional echocardiography: results of the echocardiographic measurements in normal Chinese adults (EMINCA) Ⅱ [J]. MedComm (2020), 2024, 5(5): e550. DOI: 10.1002/mco2.550.

[14] CHOI YJ, LEE HJ, PARK JS, et al. Left ventricular global longitudinal strain as a prognosticator in hypertrophic cardiomyopathy with a low-normal left ventricular ejection fraction [J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2023, 24(10): 1374-1383. DOI: 10.1093/ehjci/jead177.

[15] KWAN AC, CHANG EW, JAIN I, et al. Deep learning-derived myocardial strain [J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2024, 17(7): 715-725. DOI: 10.1016/j.jcmg.2024.01.011.

[16] UEYAMA H, KUNO T, TAKAGI H, et al. Prognostic value of left ventricular global longitudinal strain in mitral regurgitation: a systematic review [J]. Heart Fail Rev, 2023, 28 (2): 465-483. DOI: 10.1007/s10741-022-10265-3.

[17] TADIC M, SALA C, CARUGO S, et al. Left ventricular global longitudinal strain in secondary hypertension: a meta-analysis of echocardiographic studies [J]. Eur J Intern Med, 2022, 96: 81-89. DOI: 10.1016/j.ejim.2021.10.018.

[18] HU X, BAO Y, ZHU Y, et al. Predicting left ventricular myocardial fibrosis in patients with hypertrophic cardiomyopathy by speckle tracking automated functional imaging [J]. Ultrasound Med Biol, 2023, 49 (5): 1309-1317. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2023.01.020.

[19] KAWAKAMI H, WRIGHT L, NOLAN M, et al. Feasibility, reproducibility, and clinical implications of the novel fully automated assessment for global longitudinal strain [J]. J Am Soc Echocardiogr, 2021, 34 (2): 136-145.e2. DOI: 10.1016/j.echo.2020.09.011.

[20] CARLUCCIO E, CAMELI M, ROSSI A, et al. Left atrial strain in the assessment of diastolic function in heart failure: a machine learning approach [J]. Circ Cardiovasc Imaging, 2023, 16 (2): e014605. DOI: 10.1161/CIRCIMAGING.122.014605.

[21] LI Y, SUN C, ZHANG L, et al. Feasibility, reproducibility, and prognostic value of fully automated measurement of right ventricular longitudinal strain [J]. J Am Soc Echocardiogr, 2022, 35 (6): 609-619. DOI: 10.1016/j.echo.2022.01.016.

[22] PRAZ F, BORGER MA, LANZ J, et al. 2025 ESC/EACTS Guidelines for the management of valvular heart disease [J]. Eur Heart J, 2025, 46 (44): 4635-4736. DOI: 10.1093/eurheartj/ehaf194.

[23] ZHANG D, YU M, LIN X, et al. Artificial intelligence diagnosis and heatmap agent for mitral valve prolapse using 3D cine echocardiography [J]. iScience, 2025, 28 (8): 113033. DOI: 10.1016/j.isci.2025.113033.

[24] FIORETTI G, TOLOMEI A, CIARAMELLA P, et al. Study of degenerative mitral regurgitation using three-dimensional echocardiography and EchoPAC GE health care software 4D auto MVQ: comparison between transthoracic and transesophageal examination [J]. Echocardiography, 2024, 41 (12): e70040. DOI: 10.1111/echo.70040.

[25] PARK J, KIM J, JEON J, et al. Artificial intelligence-enhanced comprehensive assessment of the aortic valve stenosis continuum in echocardiography [J]. EBioMedicine, 2025, 112: 105560. DOI: 10.1016/j.ebiom.2025.105560.

[26] GARCÍA-MARTÍN A, LÁZARO-RIVERA C, FERNÁNDEZ-GOLFÍN C, et al. Accuracy and reproducibility of novel echocardiographic three-dimensional automated software for the assessment of the aortic root in candidates for thanscatheter aortic valve replacement [J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2016, 17 (7): 772-778. DOI: 10.1093/ehjci/jev204.

[27] KHAMOOSHIAN A, AMADOR Y, HAI T, et al. Dynamic three-dimensional geometry of the aortic valve apparatus-a feasibility study [J]. J Cardiothorac Vasc Anesth, 2017, 31 (4): 1290-1300. DOI: 10.1053/j.jvca.2017.03.004.

[28] GUEZ D, BOROUMAND G, RUGGIERO NJ, et al. Automated and manual measurements of the aortic annulus with ECG-gated cardiac CT angiography prior to transcatheter aortic valve replacement: comparison with 3D-transesophageal echocardiography [J]. Acad Radiol, 2017, 24 (5): 587-593. DOI: 10.1016/j.acra.2016.12.008.

[29] CALLEJA A, THAVENDIRANATHAN P, IONASEC RI, et al. Automated quantitative 3-dimensional modeling of the aortic valve and root by 3-dimensional transesophageal echocardiography in normals, aortic regurgitation, and aortic stenosis: comparison to computed tomography in normals and clinical implications [J]. Circ Cardiovasc Imaging, 2013, 6 (1): 99-108. DOI: 10.1161/CIRCIMAGING.112.976993.

[30] LONG A, HAGGERTY CM, FINER J, et al. Deep learning for echo analysis, tracking, and evaluation of mitral regurgitation (DELINEATE-MR) [J]. Circulation, 2024, 150 (12): 911-922. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.124.068996.

[31] SANTARPINO G, TAVERNA G, CALABRESE V, et al. Exploring imaging depth: a pilot study about 2D vs. 4D echocardiography for tricuspid valve evaluation [J]. Rev Cardiovasc Med, 2025, 26 (5): 41556. DOI: 10.31083/RCM41556.

[32] OIKONOMOU EK, VAID A, HOLSTE G, et al. Artificial intelligence-guided detection of under-recognised cardiomyopathies on point-of-care cardiac ultrasonography: a multicentre study [J]. Lancet Digit Health, 2025, 7 (2): e113-e123. DOI: 10.1016/S2589-7500 (24) 00249-8.

[33] LAI C, YIN M, KHOLMOVSKI EG, et al. Multimodal AI to forecast arrhythmic death in hypertrophic cardiomyopathy [J]. Nat Cardiovasc Res, 2025, 4 (7): 891-903. DOI: 10.1038/s44161-025-00679-1.

[34] CIKES M, SANCHEZ-MARTINEZ S, CLAGGETT B, et al. Machine learning-based phenogrouping in heart failure to identify responders to cardiac resynchronization therapy [J]. Eur J Heart Fail, 2019, 21 (1): 74-85. DOI: 10.1002/ejhf.1333.

[35] 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. DOI: 10.1001/jamacardio.2021.0185.

[36] 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. DOI: 10.1161/CIRCIMAGING.123.015569.

(编辑　陈　姜)