人工智能基于超声心动图对左心室舒张功能障碍评估及预后预测的研究进展

晏金红[1,2] 李赵欢[1,2]

(1. 电子科技大学医学院 四川省医学科学院·四川省人民医院心血管超声及心功能科,四川 成都 610072; 2. 超声医学与计算心脏病学四川省重点实验室 四川省心血管病临床医学研究中心 国家心血管疾病临床医学研究中心分中心,四川 成都 610072)

【摘要】左心室舒张功能障碍(LVDD)是射血分数保留的心力衰竭的主要病理生理机制,其精准评估对临床诊疗至关重要。超声心动图是评估 LVDD 的核心无创工具,但传统指南依赖的算法存在较高比例的"不确定"分类,且诊断准确性受限于图像质量及操作者间差异。近年来,人工智能(AI)技术,特别是机器学习与深度学习,为破解这一难题提供了新范式。本文根据 2016 年指南框架,系统综述了 AI 技术在基于超声心动图的 LVDD 分类、检测及预后预测中的最新应用进展;重点探讨了无监督机器学习(如聚类分析、拓扑数据分析)在发现新型病理生理表型、实现精准危险分层方面的价值,以及深度学习模型在实现全自动评估、预测疾病进展和治疗反应方面的突破。文章进一步剖析了当前研究的局限性,并基于美国超声心动图学会/欧洲心血管影像协会 2025 年舒张功能评估指南的重要更新,探讨了 AI 技术在超声心动图评估左心室舒张功能中的未来发展方向,旨在为推进 LVDD 的精准管理提供前瞻性见解。

【关键词】人工智能;机器学习;超声心动图;左心室舒张功能障碍;射血分数保留的心力衰竭;表型鉴定;危险分层

【DOI】10. 16806/j. cnki. issn. 1004-3934. 2026. 06. 004

Artificial Intelligence-Assisted Echocardiography for Evaluating Left Ventricular Diastolic Dysfunction and Predicting Prognosis

YAN Jinhong[1,2], LI Zhaohuan[1,2]

(1. *School of Medicine, University of Electronic Science and Technology of China, Department of Cardiovascular Ultrasound and Cardiac Function, Sichuan Academy of Medical Sciences & Sichuan Provincial People's Hospital, Chengdu* 610072, *Sichuan, China*; 2. *Sichuan Key Laboratory of Ultrasound Medicine and Computational Cardiology, Sichuan Clinical Medical Research Center for Cardiovascular Diseases, Sub-Center of National Clinical Medical Research Center for Cardiovascular Diseases, Chengdu* 610072, *Sichuan, China*)

【**Abstract**】Left ventricular diastolic dysfunction (LVDD) is highly prevalent in the general population and is a major cause of heart failure with preserved ejection fraction. Echocardiography is the cornerstone for its assessment, yet traditional methods have limitations. Artificial intelligence (AI) technology provides a new paradigm for in-depth mining of echocardiographic data and enables precise assessment of LVDD. This article systematically reviews recent advances in AI applications for the classification, detection, and prognostic prediction of LVDD using echocardiography, based on the 2016 guideline framework. It highlights the value of unsupervised machine learning approaches—such as cluster analysis and topological data analysis—in uncovering novel pathophysiological phenotypes and enabling precise risk stratification. Additionally, it examines breakthroughs in deep learning models for achieving fully automated assessment, predicting disease progression, and evaluating treatment response. The paper further analyzes the limitations of current research and, building on the significant updates in the 2025 American Society of Echocardiography/European Association of Cardiovascular Imaging guidelines for diastolic function assessment, explores future directions for AI in echocardiographic evaluation of left ventricular diastolic function, aiming to provide forward-looking insights for advancing the precision management of LVDD.

【**Keywords**】Artificial intelligence; Machine learning; Echocardiography; Left ventricular diastolic dysfunction; Heart failure with preserved ejection fraction; Phenotyping; Risk stratification

---

基金项目:四川省科技厅重点研发计划(2022YFS0247);留学回国人员科技活动项目择优资助;四川省干保课题(川干研 2024-220)

通信作者:李赵欢,E-mail:lzhhx2006@ 126. com

左心室舒张功能障碍(left ventricular diastolic dysfunction, LVDD)在普通人群中患病率高(20%~30%),是导致射血分数保留的心力衰竭(heart failure with preserved ejection fraction, HFpEF)的主要原因[1]。超声心动图是无创评估左心室舒张功能的核心临床工具,其评估流程长期遵循 2016 年美国超声心动图学会(American Society of Echocardiography, ASE)/欧洲心血管影像协会(European Association of Cardiovascular Imaging, EACVI)指南[2]。然而,该指南所依赖的复杂决策树在应用中面临显著局限,导致 40%的病例被归为"不确定"类别,且操作者间差异显著,限制了其广泛的临床效用。值得注意的是,ASE/EACVI 已于 2025 年对指南进行了重要更新,旨在通过引入左心房应变等新兴参数并简化诊断流程来应对上述挑战。这一进展也为未来研究设立了新的标准与方向[3]。

人工智能(artificial intelligence, AI)的兴起,尤其是其分支机器学习(machine learning, ML)与深度学习(deep learning, DL),为处理高维、复杂的医学影像数据提供了强大工具。AI 能够深度挖掘超声心动图中人眼难以识别的细微模式,为实现 LVDD 的客观、自动化、精准化评估与风险预测带来了革命性潜力。

本文旨在系统梳理基于 2016 年 ASE/EACVI 指南框架的 AI 技术在超声心动图 LVDD 评估领域的最新研究进展,着重分析其在解决临床不确定性、发现新表型及预测预后方面的价值,并在此基础之上,结合 2025 年新版指南探讨 AI 技术面临的挑战与发展前景。

1　AI 在 LVDD 分类与检测中的应用

研究[2]表明,ML 可显著提升基于超声心动图的 LVDD 及其共病的诊断能力,并对 2016 年指南分类中存在的模糊类别进行重新划分,提高分类准确性。在疾病鉴别诊断方面,Sengupta 等[4]于 2016 年采用关联记忆分类器和 ML 方法,成功区分了缩窄性心包炎与限制型心肌病患者。研究发现,将超声心动图舒张参数(如室间隔厚度、后壁厚度、e'和 E/e')与 ML 结合时,诊断的 AUC 从 0.89 提升至 0.96,显著增强了模型的疾病识别能力。

在新型参数分析方面,Hubert 等[5]提出一种半自动方法,利用经胸超声心动图在 75 例患者中测定应变-容积环面积以检测 LVDD。使用监督线性判别分析将应变-容积环与常规超声舒张参数(左心房容积指数、E/A 比值、平均二尖瓣 E/e'及三尖瓣反流峰值速度)结合后,AUC 从 0.76 提高到 0.91,表明应变-容积环区域分析可作为传统 LVDD 检测的有效补充手段。

在患者分型方面,Omar 等[6]采用聚类分析对反映左心室舒张功能的斑点追踪成像参数进行分型。结果显示,不同聚类群体在年龄、高血压患病率、NYHA 心功能分级以及射血分数等方面存在差异。由于这些力学形变参数直接受左心室舒张功能和充盈压影响,因此其聚类分型本质上构成了一个基于力学表型而不依赖多普勒超声的新舒张功能分类系统。该方法为在多普勒超声不可用或无法正常工作时的 LVDD 患者识别和分类提供了替代思路。

随着研究深入,AI 技术日益聚焦于解决临床评估中的核心痛点——流程自动化与不确定性管理。Tromp 等[7]探索了通过全自动化 DL 流程,验证 ML 在 LVDD 评估中的高可行性(以 E/e' ≥ 13 为判据,AUC = 0.91),表明自动化流程可实现准确诊断 LVDD,有望提高临床工作效率和诊断一致性。Chao 等[8]的研究证实,无监督 ML 仅需 9 个常规多普勒变量(包括二尖瓣 E 波和 A 波峰值速度、E/A 比值、E 波和 A 波减速时间、二尖瓣内侧瓣环与外侧瓣环 e'峰值速度、E/e'比值,以及三尖瓣反流峰值速度),即可自动识别出病理生理与预后迥异的 LVDD 表型,成功将 43.8%的传统"不确定"类别患者全部重分类,其危险分层能力显著优于 2016 年 ASE/EACVI 指南,为解决指南应用的痛点提供了纯数据驱动的方案。Chen 等[9]开发的 AI 系统则实现了从图像识别、参数测量到最终分级的全自动化流程,其与专家测量的一致性极高(如 E/e'比率误差区间为-3.04~2.67),并在多普勒超声数据缺失时,创新性地利用单视图二维应变或视频分析进行有效补充,将冗长的评估过程缩短至数秒内,展现了巨大的临床转化潜力。此外,Karužas 等[10]的观察性研究也验证了全自动 DL 方案在测量关键参数(E、A、E/A 比值、左心房容积指数)上的高可行性及与专家测量的结果高度一致性(r>0.88)。

这些研究共同表明,AI 驱动的 LVDD 评估正朝着更自动化、更精准,并能有效解决临床不确定性的方向发展,为将 2025 年新版指南中的先进理念落地临床实践提供了可行的技术路径。

2　AI 在 LVDD 预后预测中的应用

2.1　基于超声心动图拓扑数据分析技术的心血管事件预测

拓扑数据分析(topological data analysis, TDA)是一种结合数学、统计学与算法的先进方法,用于挖掘数据的几何与拓扑结构。在无监督 ML 中,TDA 可将具有相似超声心动图特征的患者归类至离散节点,并构建出一个复杂而逻辑清晰的病患共性网络,从而简化数据呈现形式,帮助研究者可视化内在关联,为疾病机制提供新见解[11]。

Tokodi 等[12]的一项回顾性研究对 866 例患者基于 9 个超声心动图舒张功能参数构建拓扑网络,形成

了 4 个特征鲜明的临床区域。从区域Ⅰ(伴有代谢性疾病和高龄的无症状者)到区域Ⅳ(低射血分数并伴有高左心室质量、左心房容积和肺动脉压的患者),舒张功能逐步下降,左心室质量和危险因素逐渐增加。研究进一步对 96 例新确诊患者进行预测验证,发现区域Ⅳ患者因主要不良心血管事件再住院风险增加超过两倍。若患者从高风险区域改善或维持在低风险区域,则主要不良心血管事件相关住院率显著下降。

同年,Cho 等[13]分析了 297 例患者的多元超声数据(包括二维成像、多普勒测量、斑点追踪及向量血流成像),采用无监督 TDA 构建患者相似性网络以区分不同群体。研究发现,E/A 比值和左心房容积变化与心房颤动严重程度相关,且心房颤动和主要不良心血管事件在特定聚类中发生率更高,表明患者相似网络有助于评估心脏危险因素和疾病严重程度。

Pandey 等[14]的研究则将此类分析提升至精准医学的新高度。他们开发的深度神经网络(deep neural network, DNN)集成模型,不仅可基于多维超声心动图数据预测左心室充盈压升高,模型 AUC 为 0.88,优于指南标准模型的 0.67,更能精准识别出高危 HFpEF 患者亚组——该群体发生不良事件风险显著更高(调整后 *HR* = 3.96),且对螺内酯治疗的反应也更好(*HR* = 0.65)。该模型成功对 73%~80%的传统"不确定"或低风险患者进行了重分类,并将其归为高风险表型,实现了真正的精准危险分层与治疗指导。

上述研究表明,TDA 在 LVDD 评估中的应用已从单纯的模式识别,迈进影响临床危险分层和治疗决策的新阶段。

2.2 基于混合超声心动图数据的表型聚类分析与预后关联

聚类分析通过整合超声心动图的结构、功能及血流动力学数据,基于相似性对患者进行分组,有助于识别患者的异质性[15]。HFpEF 作为一种高度异质性的疾病,是聚类分析的重要应用领域。多项研究已应用此方法于超声变量,识别出 2 种[16]、3 种[17-19]、4 种[20-21]甚至 6 种[22] HFpEF 表型,展现了该技术在解析疾病复杂性方面的潜力。

Lancaster 等[16]采用无监督层次聚类法分析超声数据以区分 LVDD 阳性与阴性/不确定组,在预测全因死亡率及心脏死亡率方面显著优于传统指南分类,且该优势在多变量调整和倾向评分匹配后依然成立,证明了数据驱动方法在识别高危患者方面的内在优越性。Segar 等[17]一项基于 61 个临床与超声混合变量的大规模聚类分析(n = 1 767),成功识别出 3 个具有独特临床特征和长期预后的 HFpEF 表型亚组。其中,"高负担型"表型(表型 1)具有最高的合并症、利尿钠肽水平及心脏结构异常负担,其全因死亡及心力衰竭住院风险显著增加,为该群体的精准危险分层与未来靶向治疗策略提供了清晰的框架。

值得注意的是,AI 模型的普适性和年龄适应性也得到了验证。Shah 等[19]的研究表明,一个在年轻队列中训练的 DNN 模型,在老年人群(66~90 岁)中依然表现出强大的预测价值,其识别的高风险表型组发生心力衰竭的风险激增(调整后 *HR* = 6.52),预测效能显著优于 2016 年 ASE/EACVI 指南。这证明了基于 AI 的表型工具具备跨越年龄层的稳定性和可靠性。

Kaptein 等[18]证明无症状 LVDD 患者可通过超声心动图指标聚类分为多个亚组,各亚组在临床特征、生物标志物水平、HFpEF 发展比例和生存期等方面存在显著差异,并识别出糖尿病、慢性肾脏病等独立预测因子。

Mishra 等[20]基于 15 项经胸超声心动图变量以及心肺结构和功能异常,使用无监督聚类分析将稳定性冠心病患者分为 4 个表型组,这些组别可独立预测心力衰竭住院风险,为超越传统心血管危险因素(如年龄、性别、高血压、糖尿病和慢性肾脏病)理解稳定性冠心病的病理生理机制提供了新视角。Harada 等[21]则结合超声心动图和血流动力学参数将 HFpEF 分为 4 个亚组,探讨了右心室顺应性与预后的关联。

此外,Hedman 等[22]利用无监督 ML,基于临床、超声心动图和蛋白质组学特征识别出 6 个 HFpEF 亚组,并发现包括生长刺激表达基因 2 蛋白在内的 15 种血浆蛋白在表型组间表达水平存在显著差异,为了解 HFpEF 发病机制和开发新治疗策略提供了关键线索。

上述研究共同勾勒出一条清晰的 AI 技术发展路径:基于混合超声心动图数据的聚类分析,正逐步从单纯的危险分层工具,演进为能够贯通病因探索、表型鉴定、预后评估乃至治疗策略优化的系统性解决方案。

3 当前挑战与与未来展望

尽管 AI 在超声心动图评估左心室舒张功能方面展现出巨大潜力,其临床转化仍面临多重挑战。与此同时,2025 年 ASE/EACVI 指南的发布为 AI 提供了新的发展背景与应用方向。

3.1 当前面临的主要挑战

数据与泛化性:主流 AI 模型基于单中心、回顾性数据构建,模型在不同设备、采集协议及人群中的泛化能力有待大规模、多中心前瞻性研究验证。

模型可解释性:DL"黑箱"特性降低了临床医生的信任度。开发能够清晰展示决策路径、量化关键参数贡献度的可解释 AI(explainable AI, XAI)工具,是推动其融入临床实践的关键。

临床整合与伦理：将 AI 工具无缝集成到临床工作流程中，需妥善解决工作流改变、责任认定、数据隐私及算法偏见等伦理与监管问题。

技术门槛与成本：模型的开发、验证与部署维护成本较高，可能限制其在资源有限地区的推广应用，其成本效益比需要进一步评估。

3.2 未来发展方向

基于上述挑战，并结合 ASE/EACVI 于 2025 年对舒张功能评估指南的重要更新，未来 AI 技术的发展应聚焦于以下方向：(1)开展大规模、多中心、前瞻性的临床试验：构建遵循指南标准的前瞻性、多中心数据集，用于训练与验证 AI 模型，这是解决数据泛化性问题的根本途径，也是所有临床应用的前提；(2)开发面向临床的 XAI 工具：重点研发具备决策路径可视化、关键参数贡献度量化分析功能的 XAI，使其输出结果能够被临床医生理解和信任，从而有效辅助复杂决策；(3)探索联邦学习与多模态数据融合：利用联邦学习技术在保障数据隐私的前提下实现多中心协作，进一步将超声数据与心电图、生物标志物、电子健康记录等多源信息融合，构建超越单一模态的全面评估与预测模型；(4)推动与工作流的深度集成：最终目标是推动通过权威认证的 AI 系统，无缝嵌入从超声设备到医院信息平台的整个临床路径中，实现实时、精准的自动化评估，真正赋能临床实践；(5)面对诊断指南的持续更新(如 2025 年 ASE/EACVI 指南引入了左心房应变等新参数)，未来研究需探索设计更灵活、开源的模型框架，以降低模型适配新指南标准的技术门槛与更新成本，保持 AI 工具的前沿性与实用性。

4 总结

AI 正在重塑超声心动图评估 LVDD 的范式。当前基于 2016 年指南的研究框架，AI 通过其强大的模式识别与数据整合能力，在减少“不确定”分类、实现自动化评估及发现新的病理生理表型方面展现出重要潜力，为突破传统评估方法的局限提供了有力支持。展望未来，AI 技术的进一步发展需要解决模型泛化性、临床可解释性与工作流整合等核心挑战。通过开展大规模多中心验证，开发 XAI 工具，并推动与多模态数据的深度融合，AI 有望为实现更精准、高效的左心室舒张功能评估奠定坚实基础，最终成为辅助临床决策的智能化工具。

参 考 文 献

[1] Chetrit M, Cremer PC, Klein AL. Imaging of diastolic dysfunction in community-based epidemiological studies and randomized controlled trials of HFpEF[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2020, 13(1 Pt 2): 310-326.

[2] Nagueh SF, Smiseth OA, Appleton CP, et al. Recommendations for the evaluation of left ventricular diastolic function by echocardiography: an update from the American Society of Echocardiography and the European Association of Cardiovascular Imaging[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2016, 29(4): 277-314.

[3] Nagueh SF, Sanborn DY, Oh JK, et al. Recommendations for the evaluation of left ventricular diastolic function by echocardiography and for heart failure with preserved ejection fraction diagnosis: an update from the American Society of Echocardiography [J]. J Am Soc Echocardiogr, 2025, 38(7): 537-569.

[4] 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.

[5] Hubert A, le Rolle V, Galli E, et al. New expectations for diastolic function assessment in transthoracic echocardiography based on a semi-automated computing of strain-volume loops[J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2020, 21(12): 1366-1371.

[6] Omar AMS, Narula S, Abdel Rahman MA, et al. Precision phenotyping in heart failure and pattern clustering of ultrasound data for the assessment of diastolic dysfunction[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2017, 10(11): 1291-1303.

[7] Tromp J, Seekings PJ, Hung CL, et al. Automated interpretation of systolic and diastolic function on the echocardiogram: a multicohort study[J]. Lancet Digit Health, 2022, 4(1): e46-e54.

[8] Chao CJ, Kato N, Scott CG, et al. Unsupervised machine learning for assessment of left ventricular diastolic function and risk stratification [J]. J Am Soc Echocardiogr, 2022, 35(12): 1214-1225. e8.

[9] Chen X, Yang F, Zhang P, et al. Artificial intelligence-assisted left ventricular diastolic function assessment and grading: multiview versus single view[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2023, 36(10): 1064-1078.

[10] Karužas A, Miščikas L, Kiziela A, et al. Deep learning-driven automated assessment of left ventricular diastolic function in echocardiography [J]. Echocardiography, 2025, 42(9): e70290.

[11] Chazal F, Michel B. An introduction to topological data analysis: fundamental and practical aspects for data scientists[J]. Front Artif Intell, 2021, 4: 667963.

[12] Tokodi M, Shrestha S, Bianco C, et al. Interpatient similarities in cardiac function: a platform for personalized cardiovascular medicine [J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2020, 13(5): 1119-1132.

[13] Cho JS, Shrestha S, Kagiyama N, et al. A network-based “phenomics” approach for discovering patient subtypes from high-throughput cardiac imaging data[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2020, 13(8): 1655-1670.

[14] Pandey A, Kagiyama N, Yanamala N, et al. Deep-learning models for the echocardiographic assessment of diastolic dysfunction [J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2021, 14(10): 1887-1900.

[15] Loftus TJ, Shickel B, Balch JA, et al. Phenotype clustering in health care: a narrative review for clinicians[J]. Front Artif Intell, 2022, 5: 842306.

[16] Lancaster MC, Salem Omar AM, Narula S, et al. Phenotypic clustering of left ventricular diastolic function parameters: patterns and prognostic relevance[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2019, 12(7 Pt 1): 1149-1161.

[17] Segar MW, Patel KV, Ayers C, et al. Phenomapping of patients with heart failure with preserved ejection fraction using machine learning-based unsupervised cluster analysis[J]. Eur J Heart Fail, 2020, 22(1): 148-158.

[18] Kaptein YE, Karagodin I, Zuo H, et al. Identifying phenogroups in patients with subclinical diastolic dysfunction using unsupervised statistical learning[J]. BMC Cardiovasc Disord, 2020, 20(1): 367.

[19] Shah SJ, Katz DH, Selvaraj S, et al. Phenomapping for novel classification of heart failure with preserved ejection fraction [J]. Circulation, 2015, 131(3): 269-279.

[20] Mishra RK, Tison GH, Fang Q, et al. Association of machine learning-derived phenogroupings of echocardiographic variables with heart failure in stable coronary artery disease: the heart and soul study[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2020, 33(3): 322-331. e1.

[21] Harada D, Asanoi H, Noto T, et al. Different pathophysiology and outcomes of heart failure with preserved ejection fraction stratified by K-means clustering [J]. Front Cardiovasc Med, 2020, 7: 607760.

[22] Hedman ÅK, Hage C, Sharma A, et al. Identification of novel pheno-groups in heart failure with preserved ejection fraction using machine learning[J]. Heart, 2020, 106(5): 342-349.

收稿日期：2025-10-29