

人工智能在瓣膜性心脏病诊断与治疗中的作用

王子楹¹, 向赧博^{2,3}, 左明良^{2,3}, 尹立雪^{2,3}, 谢盛华^{2,3}

1. 电子科技大学生命科学与技术学院, 四川 成都 610054; 2. 四川省医学科学院·四川省人民医院(电子科技大学附属医院)心血管超声及心功能科, 四川 成都 610072; 3. 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, 国家心血管病临床医学研究中心分中心, 四川 成都 610072

【摘要】 瓣膜性心脏病是导致全球心血管疾病发病和死亡的重要原因之一。随着人口老龄化进程加速, 瓣膜性心脏病患病率持续攀升。然而, 当前瓣膜性心脏病临床诊疗面临严峻挑战: 传统筛查与诊断方法耗时较长, 且高度依赖专科医生经验, 导致大量患者诊断延迟, 错失最佳治疗时机。人工智能凭借其强大的数据分析与模式识别能力, 正在推动瓣膜性心脏病诊疗模式的变革。本文围绕瓣膜性心脏病早期智能筛查、超声心动图全流程智能辅助诊断、智能化风险分层及预后预测三个方面, 对人工智能在瓣膜性心脏病领域的关键应用与研究进展进行系统综述, 并探讨其面临的挑战与未来发展方向, 以期推动人工智能技术在瓣膜性心脏病精准诊疗中的临床转化。

【关键词】 人工智能; 瓣膜性心脏病; 早期筛查; 超声心动图; 精准诊断; 风险评估

【中图分类号】 R540.4⁺5; R542.5

【文献标志码】 A

【文章编号】 1672-6170(2026)04-0016-06

The role of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of valvular heart disease

WANG Zi-ying¹, XIANG Shou-bo^{2,3}, ZUO Ming-liang^{2,3}, YIN Li-xue^{2,3}, XIE Sheng-hua^{2,3} 1. School of Life Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China; 2. Department of Cardiovascular Ultrasound & Noninvasive Cardiology, Sichuan Academy of Medical Sciences & Sichuan Provincial People's Hospital (Affiliated Hospital of University of Electronic Science and Technology of China), Chengdu 610072, China 3. Ultrasound Medicine and Computational Cardiology Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan Clinical Research Center for Cardiovascular Disease, Branch Center of the National Clinical Research Center for Cardiovascular Disease, Chengdu 610072, China

- [43] Herz C, Pace DF, Nam HH, et al. Segmentation of tricuspid valve leaflets from transthoracic 3D echocardiograms of children with hypoplastic left heart syndrome using deep learning[J]. Front Cardiovasc Med, 2021, 8: 735587.
- [44] Pieszko K, Hiczekiewicz J, Łojewska K, et al. Artificial intelligence in detecting left atrial appendage thrombus by transthoracic echocardiography and clinical features: the Left Atrial Thrombus on Transoesophageal Echocardiography (LATTEE) registry[J]. Eur Heart J, 2024, 45(1): 32-41.
- [45] Cinteza E, Vasile CM, Busnatu S, et al. Can artificial intelligence revolutionize the diagnosis and management of the atrial septal defect in children [J]. Diagnostics (Basel), 2024, 14(2): 132.
- [46] Hahn RT, Weckbach LT, Noack T, et al. Proposal for a standard echocardiographic tricuspid valve nomenclature[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2021, 14(7): 1299-1305.
- [47] Sun A, Ren S, Xiao Y, et al. Real-time 3D echocardiographic transilluminated imaging combined with artificially intelligent left atrial appendage measurement for atrial fibrillation interventional procedures[J]. Front Physiol, 2022, 13: 1043551.
- [48] Jia F, Wang S, Pham VT. A hybrid catheter localisation framework in echocardiography based on electromagnetic tracking and deep learning segmentation[J]. Comput Intell Neurosci, 2022, 2022: 2119070.
- [49] Thompson NA, Shin S, Kocheril AG, et al. Design and validation of a soft robotic simulator for transseptal puncture training[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2023, 70(10): 3003-3014.
- [50] Schewel J, Madder RD, Schewel D. Concept, design, and pre-clinical testing of a remote-control robotic system for transesophageal echocardiography[J]. Struct Heart, 2024, 8(6): 100352.
- [51] Fortmeier V, Hesse A, Trenkwalder T, et al. Employment of artificial intelligence for an unbiased evaluation regarding the recovery of right ventricular function after mitral valve transcatheter edge-to-edge repair[J]. Eur J Heart Fail, 2025, 27(11): 2452-2464.
- [52] Lachmann M, Fortmeier V, Stolz L, et al. Deep learning-enabled assessment of right ventricular function improves prognostication after transcatheter edge-to-edge repair for mitral regurgitation[J]. Circ Cardiovasc Imaging, 2025, 18(1): e017005.
- [53] Sabouri M, Rajabi AB, Hajianfar G, et al. Machine learning based readmission and mortality prediction in heart failure patients[J]. Sci Rep, 2023, 13(1): 18671.
- [54] Khoche S, Choi C, Kothari P, et al. The year in perioperative echocardiography: selected highlights from 2021[J]. J Cardiothorac Vasc Anesth, 2022, 36(9): 3459-3468.
- [55] Subhan S, Malik J, Haq AU, et al. Role of artificial intelligence and machine learning in interventional cardiology[J]. Curr Probl Cardiol, 2023, 48(7): 101698.
- [56] O'Hair DP, Gada H, Sotelo MR, et al. Enhanced detection of heart valve disease using integrated artificial intelligence at scale[J]. Ann Thorac Surg, 2022, 113(5): 1499-1504.

(收稿日期: 2026-05-10; 修回日期: 2026-05-15)

(本文编辑: 侯晓林)

【Corresponding author】 XIE Sheng-hua

【Abstract】 Valvular heart disease (VHD) is one of leading causes of cardiovascular morbidity and mortality worldwide. With the accelerated aging of the population, the prevalence of VHD continues to rise. However, current clinical diagnosis and management of VHD face substantial challenges. Traditional screening and diagnostic approaches are time-consuming and heavily reliant on specialist expertise. These result in frequent delays in diagnosis and causes many patients to miss the optimal window for treatment. With its powerful data analysis and pattern recognition capabilities, artificial intelligence (AI) is driving a revolution in the diagnosis and treatment of VHD. This review systematically summarizes the key applications and research advances of AI in VHD, focusing on three core areas: intelligent early screening, AI-assisted full-workflow echocardiographic diagnosis and intelligent risk stratification and prognostic prediction. This article further discusses the existing challenges and future directions. It is aiming to promote the clinical translation of AI technologies for the precision diagnosis and treatment of VHD.

【Key words】 Artificial intelligence; Valvular heart disease; Early screening; Echocardiography; Precision diagnosis; Risk assessment

瓣膜性心脏病 (valvular heart disease, VHD) 是一类以心脏瓣膜结构或功能异常为特征的慢性进行性疾病。流行病学研究表明, VHD 患病率随年龄增长显著升高, 在 65 岁以上人群中可达 10%^[1]。传统 VHD 诊疗流程主要包括: 基于听诊的初步筛查、超声心动图确诊、有限参数的风险分层以及治疗决策制定。然而, 该流程在各环节均面临效率与准确性的双重挑战: 听诊检查的敏感性低至 28%^[2], 受检查者经验影响显著; 超声心动图解读存在较大的观察者间变异; 传统风险评分模型 (如 EuroSCORE II) 的预测准确性已遭遇瓶颈^[3]。

近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术的快速发展为解决上述问题提供了新思路。电子健康档案的广泛应用使得临床数据存储量呈指数级增长, 心血管影像数据库 (包括超声心动图、心脏 CT 及心脏 MRI 等) 日益完善。海量数据与高性能计算资源的可及性为 AI 在 VHD 领域的研究与应用奠定了坚实基础^[4,5]。本综述将围绕 VHD 患者的主要诊疗路径, 重点介绍 AI 在 VHD 早期筛查与检测、超声心动图智能诊断、风险分层与个体化治疗等方面的研究进展, 以及面临的挑战与未来方向。

1 AI 驱动的 VHD 筛查与早期检测

在 VHD 领域中, 想要达成高效并且经济的筛查, 一直以来都是一项颇具难度的挑战, 在临床实践当中, 迫切需要一些成本比较低、易于在大众中普及的筛查工具, 以此来识别出高风险人群。近年来, 多项研究表明 AI 在 VHD 筛查及早期检测方面展现出巨大潜力, 主要集中在数字听诊器和心电图

两个领域。

1.1 基于数字听诊器的智能筛查 心脏听诊作为最基本的心脏检查方法, 已有两百余年历史。传统听诊的诊断价值在很大程度上取决于听诊者的临床经验和专业技能, 缺乏统一的客观标准, 且难以实现定量分析。数字听诊器的出现为这一问题提供了解决方案, 其通过将声学信号转换为电子信号, 实现了心音的数字化采集、存储和分析。AI 技术的融入使数字听诊从依赖主观经验的定性判断, 逐步转变为客观、可量化的自动分析, 极大地提升了其临床应用价值。

早期研究主要聚焦于验证 AI 能否有效识别心脏杂音。Jabbar 等^[6]采用一维卷积神经网络 (1D-CNN) 分析心音图信号, 在区分正常心音与病理性杂音方面取得了 94.1% 的准确率。但检测到杂音对于临床决策是不够的, 医生还需要明确杂音的来源和临床意义。Chorba 等^[7]的研究标志着这一领域的关键进展。该研究基于 ResNet 架构开发了深度学习算法, 不仅能够自动检测心脏杂音, 还能有效筛查出临床显著的主动脉瓣狭窄和二尖瓣反流 (mitral regurgitation, MR)。该研究结果显示, 对于主动脉瓣狭窄的检测, 曲线下面积 (area under the curve, AUC) 可达到 0.93, 敏感性为 87.0%, 特异性为 85.7%; 对于 MR 的检测, AUC 为 0.89, 敏感性为 82.4%, 特异性为 83.6%。值得注意的是, 该模型的诊断准确性与经验丰富的心脏病专科医生相当, 表明 AI 不仅能听到杂音, 还能分辨其临床意义。

在疾病严重程度分级方面, Zhang 等^[8]开发了一套智能听诊系统, 首次实现了对 MR 严重程度的自动分级。该系统采用多任务学习架构, 同时输出 MR 的存在与否及其严重程度等级 (轻度、中度、重度)。该系统对中重度 MR 的识别敏感性达到 89.2%, 特异性为 86.5%。这一研究代表着 AI 听诊技术在快速、无创的 VHD 严重程度分级智能筛查方面创造了可能。

【基金项目】四大慢病重大专项资助项目 (编号: 2024ZD0527200)

【通讯作者简介】谢盛华, 男, 博士, 博士后, 副研究员。美国宾夕法尼亚大学访问学者, 四川省学术和技术带头人后备人选, 四川省卫生健康委员会学术和技术带头人后备人选, 四川省生物医学工程学会常务理事, 中国生物医学工程学会医学超声工程分会委员。主要研究方向: 医学图像处理与分析、心血管生物力学可视化分析、心血管疾病智能辅助诊断等相关基础及应用技术研究。

尽管这些结果令人鼓舞,但该领域仍面临重要挑战。比如,现有多数研究基于相对理想的数据采集环境,对真实世界嘈杂环境中心音信号智能分析的鲁棒性尚需验证。另外,这些心音分析自动化方法难以提供可重复的、透明的结果,存在临床信任度不足的问题。未来研究应着重开展真实世界验证及提升可解释性以建立信任。

1.2 基于心电图 (electrocardiogram, ECG) 自动识别诊断 VHD ECG 作为另一种低成本、无创的检查手段,在临床实践中广泛普及。传统 ECG 解读主要关注心律失常和心肌缺血等电生理异常,对于 VHD 的诊断敏感性较低。然而,近年来随着深度学习技术的快速发展,AI 辅助 ECG 分析取得了突破性进展,研究发现 ECG 中隐含着丰富的心脏结构和功能信息,可用于 VHD 的筛查。

Elias 等^[9]开展的基于心电图信息深度学习检测左心瓣膜病的开创性研究为后续工作奠定了基础。虽然该研究并非直接针对 VHD,但首次证明了 AI 能够从 ECG 的电信号中读出心脏的结构与功能信息,为后续 VHD 筛查研究提供了重要启示。随后,多项研究直接探索了 AI-ECG 在 VHD 筛查中的应用。Poterucha 等^[10,11]的研究都证实,深度学习模型可以高精度识别左心瓣膜病变,并且呈现出良好的泛化能力。Shelly 等^[12]的研究实现了对中重度主动脉瓣狭窄的筛查,准确率达到 0.85,研究还发现模型的“假阳性”结果有望用于预测患者未来发生主动脉瓣狭窄风险的预后价值。此外,Liang 等^[13]发表的一项国际研究,利用了随访期间所有的 ECG-TTE (transthoracic echocardiogram, TTE) 对进行生存建模,通过处理“截断数据”(即随访期内未发生终点的患者),模型能够学习到与疾病演变相关的特征,使得 AI-ECG 模型具备了动态预测能力,填补了 AI-ECG 在预测反流性瓣膜病进展领域的空白,该研究成果有望推动 VHD 管理策略从早期诊断转向预测性预防。

虽然 AI 辅助 ECG 分析可以自动识别 VHD,但是此类方法同样面临 AI 模型的可解释性问题。同时,缺乏前瞻性研究评估 AI-ECG 筛查对临床实践的实际影响。因此,未来需致力于开发可解释 AI 模型,并构建多中心、多种人群的 ECG 数据库,以确保该技术能够安全、公平地应用于不同人群。

2 VHD 的超声心动图智能化诊断

超声心动图是诊断 VHD 的金标准影像学方法,通过声波实现心脏结构与功能的无创可视化评估。传统超声心动图检查和解读高度依赖专业影像医

师的经验,存在主观性强、耗时长、观察者间变异大等问题。一项研究^[14]显示,专家医师在经食管超声上测量三尖瓣反流关键参数时,部分参数变异系数高达 50% 以上。随着超声心动图数据量的爆发式增长以及深度学习技术的成熟,AI 在超声心动图自动化分析中的应用日益广泛,涵盖视图分类^[15]、质量评分^[16]、自动化测量^[17]、疾病诊断与严重程度分级^[18]等多个环节。

2.1 VHD 超声图像特征参数自动提取 瓣膜结构特征的精确分割是 VHD 定量评估的基础,也是后续严重程度分级和治疗决策的前提。传统的手动分割方法耗时费力,且存在明显的观察者间变异。医学图像分割技术经历了从依赖手工特征与启发式规则的传统方法,到基于机器学习的半自动方法,再到当前基于深度学习的全自动方法的演进历程。其中,U-Net 架构因其优秀的性能已成为医学图像分割的基准模型^[19]。Munafò 等的研究^[20]采用了具有 U-Net 架构的三维多解码器残差卷积神经网络,实现了对超声图像中二尖瓣的瓣环、前叶与后叶的突破性多类别分割,自动三维线性形态学测量(包括瓣环直径与瓣叶长度等),测量误差小于 1.45 毫米,该模型在所有评价指标上优于当前最先进的基线网络 U-Net。值得注意的是,全流程仅需极少用户交互,处理时间约 15 秒,极大地提高了工作效率。

除了瓣膜结构特征参数外,与 VHD 密切相关的左心室射血分数 (LVEF) 也是评估病情严重程度、制定治疗决策和判断预后的核心指标之一。Leclerc 等^[21]开创性地引入了规模较大的公开全标注超声心动图数据集 CAMUS,对比了多种编码器-解码器网络分割左心室心内膜、心肌和左心房三个解剖区域,这些分割轮廓是后续临床生理指标计算的基础。实验结果在所有几何指标方面都超越了非深度学习方法,甚至优于需要人工辅助的半自动方法。但是,值得注意的是,现有的大多数模型将舒张末期图像和收缩末期图像视为彼此独立的输入,未能利用完整心动周期中时间信息精确分割舒张末和收缩末左心室轮廓。为此,有研究引入长短时记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 以及融合时间和空间信息的网络结构^[22,23],通过构建心动周期内的时间连贯性,采取更接近临床医生观察连续心动过程的方式准确分割舒张末期和收缩末期轮廓。另外,多模态融合也为提升分割精度与鲁棒性提供了新思路,如 Bel-ler 等^[24]尝试融合彩色多普勒血流与 CT、MRI 等

多种影像信息,以改进结构识别和定量分析的稳定性。

2.2 基于超声心动图的 VHD 严重程度自动评估
传统 VHD 严重程度评估多为多参数、半定量、依赖专家经验的复杂流程,涉及多切面、多普勒模态和

一系列血流动力学参数,操作繁琐且可重复性有限。近年来,深度学习推动了 VHD 端到端严重程度自动分级方法的发展,直接以原始超声图像或视频作为输入,输出 VHD 严重程度评估结果,中间不再依赖人工分割和手动测量。见图 1。

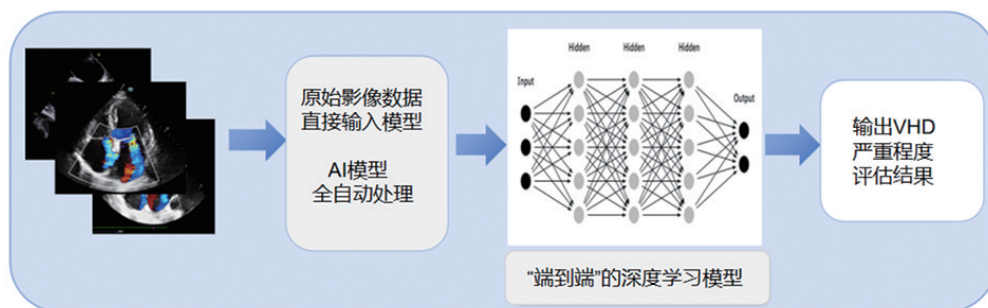


图 1 端到端的超声心动图诊断流程图

美国西达斯-西奈医学中心利用 TTE 检查视频建了一套端到端自动化流程^[25],用于识别彩色多普勒心尖四腔切面并评估 MR 严重程度。该模型识别中度 MR 的 AUC 达到 0.916~0.951,识别重度 MR 的 AUC 达到 0.934~0.969,提示 AI 在 MR 严重程度评估及大规模筛查中具有良好的应用潜力。另外,Zhang 等^[26]采用 Mask R-CNN 模型对 TTE 彩色多普勒进行分析,预测 MR 的严重程度,在不同严重程度中均表现优异的分类性能。这种端到端评估模型的最大优势是效率高、流程标准化,理论上可降低观察间变异,有望将繁重的定量分析从人工解放出来。但其主要缺点是模型内部决策过程往往呈“黑箱”状态,当输出结果与临床医生直观判断不一致时,医生难以追溯其依据,阻碍了模型在高风险决策场景中的信任与采纳。此外,这种基于图像或视频的端到端模型决策依据单一,严重程度评估的准确性和适用性均有待进一步研究。

为了克服单一参数评估的局限,Sadeghpour 等^[27]基于彩色多普勒图像和频谱多普勒图像,结合多个心动周期、多切面图像和血流动力学参数,构建了包含 9 个测量指标的多参数综合评估 MR 严重程度的机器学习模型。该模型在区分具有临床意义(中度或重度)与无临床意义 MR 方面的准确率为 0.97,灵敏度为 0.96,特异性为 0.98,性能显著优于任何单参数模型,并显示出良好的可扩展性。与端到端的深度学习模型相比,此类模型需要复杂的参数测量过程,但是在可解释性方面具有明显优势。

由此可见,该领域未来需要在超声心动图参数自动测量、多参数综合评估模型构建及模型可解释性方面开展深入研究。一方面,基于大规模超声心

动图临床数据深入探索超声心动图视频参数自动测量方法,另一方面利用超声心动图多参数测量结果构建具有可解释性的 VHD 严重程度精准评估模型。此外,还可以在超声测量数据基础上,融合临床特征数据、生物标志物数据等构建基于多模态数据的 VHD 预测模型,既能弥补单一模态数据的局限性,也能通过多源信息相互验证,提高模型决策的透明度与可置信度。

3 AI 驱动的 VHD 风险分层与个体化治疗

传统 VHD 风险分层与治疗规划主要依赖指南推荐和若干临床/影像参数,较难全面反映患者个体化差异。VHD 患者病因、解剖结构、伴随疾病及功能状态高度异质性。单靠有限指标构建的线性风险模型往往预测性能有限,AI 可综合利用多维度复杂数据,包括临床、影像、实验室检查等多源、海量、高维数据,以更贴近真实世界的方式对风险进行精细分层,并为个体化治疗提供决策支持。

3.1 AI 驱动精准风险分层与预后预测 在外科或经导管瓣膜介入治疗中,术前风险评估至关重要。长期以来,临床广泛采用美国胸外科医师学会(STS)评分和欧洲心脏手术风险评估系统 II(EuroSCORE II)等传统评分模型估算围术期或远期死亡风险。然而,这些模型建立于相对有限的变量基础之上,多假设变量与预后的线性关系,在面对复杂人群和新治疗技术时预测能力不足。

AI 模型不同于依赖预设变量的传统评分,它们能够同时处理数十甚至上百个变量,并自动学习变量之间的复杂非线性关系。Zaka 等^[28]对多项研究进行回顾性与荟萃分析发现:在预测经导管主动脉瓣植入术后(transcatheter aortic valve implantation,

TAVI)全因死亡率时,能整合众多协变量的机器学习模型,普遍优于传统风险评分系统。

此外,Rouhollahi 等^[29]将原始临床 CT 影像数据转化为可用于计算分析的三维数字孪生模型,用于预测 TAVI 术后永久起搏器植入的风险,实现 VHD 的预后风险分层。值得注意的是,这项研究将一个需要专家耗时 20 多分钟才能完成的任务实现了完全自动化,使得为大规模患者群体生成数字孪生成为可能。这类 AI 模型呈现出强大预测能力,但这并不意味着它们能直接转化为更好的临床决策。最关键的是,需通过设计良好的前瞻性随机对照试验来证实这些高级模型在真实世界中的价值,即证明使用 AI 评分做风险分层和预后预测的医生,其患者的最终结局优于使用传统评分的医生。

3.2 基于 AI 的个体化治疗与决策支持 基于 AI 的个体化治疗与决策支持,是实现 VHD 精准医疗的核心环节。与传统风险评分主要计算不良事件概率不同,AI 能够更精准地预测不良事件,并为其提供应对策略,从而为临床医生提供可靠的个性化治疗与决策支持。一方面,AI 能将传统上依靠临床医生主观评估的复杂概念客观化,为关键决策提供量化依据。有研究证实,AI 量化的衰弱指数是预测重度主动脉瓣狭窄患者应接受 TAVR 治疗还是 外科主动脉瓣置换 (SAVR) 治疗的最强独立预测因素^[30]。这为实现临床决策的客观化及精准化奠定了基础。另一方面,在介入治疗的术前规划中,AI 能显著提升效率及标准化水平。例如,Santaló-Corcoy 等^[31]研发的深度学习工具 TAVI-PREP 可全自动地从 CT 影像中提取 22 项关键解剖学测量值,将传统专家手动规划需要的 15 分钟时间缩短到约 2 分钟,极大地优化了工作流程。更重要的是,AI 的应用已经从静态的解剖学测量扩展到对治疗过程的动态仿真。Dabiri 等^[32]正在开发基于 AI 的快速仿真模型,以突破传统有限元分析耗时的瓶颈,使医生能在术前演练多种方案以挑选最优策略。此外,Bontempi 等^[33]建立了一种结合体外实验、计算机仿真和临床成像技术的综合方法评估主动脉瓣环成形术血流动力学,并利用经体外验证的数字孪生模型来预测患者手术结果并优化主动脉瓣修复策略。该研究通过模拟结果与受控的体外实验进行比对,再用先进的无创成像技术(4D-Flow MRI)测量验证,从而逐级提升了模拟结果的证据强度。这一多模态验证框架对于技术的临床转化提供了关键证据。

综合上述,AI 通过精准风险分层、高效术前规

划及手术仿真,正深度赋能 VHD 的个体化治疗。数字孪生等技术的出现,使医生能够在虚拟患者模型上模拟手术过程,帮助医生在实施昂贵或侵入性治疗前,规划出最优的个性化治疗方案。然而,精准的个性化治疗方案,必须整合临床电子病历、心电图、心脏超声、心脏 MRI 等多模态信息,通过 AI 构建更全面的患者模型,持续推动治疗决策向更精准、更高效的方向发展。

4 总结与展望

利用 AI 对 VHD 相关数据进行自动分析与决策,正在深刻重塑传统的诊疗范式。然而从算法模型到广泛、可靠的临床实践,其转化之路依然任重道远。具体而言,该领域主要面临三大核心挑战:首先,深度神经网络固有的“黑箱”特性导致 AI 模型决策过程缺乏可解释性,这影响了临床医生对其决策逻辑的理解与信任,进而阻碍了 AI 工具的深度采纳与应用;其次,VHD 作为一种复杂的系统性疾病,其诊疗依赖于临床数据、生化检验数据、影像数据等多模态、高维度的异构数据,如何实现这些数据的精准融合与建模,并完成严格的临床验证,是目前面临的主要技术瓶颈;最后,VHD 诊疗数字孪生的构建尚处于初级阶段,一个理想的数字孪生模型必须攻克三维心脏结构、功能、电生理及力学等多尺度、多物理场数据的融合与计算难题。

随着 AI 技术的持续演进,未来通过促进心血管病学、医学影像学、生物医学工程及计算机科学等学科的深度融合,有望系统性攻克上述瓶颈。未来的发展将依赖于高质量标准化数据的建设、可解释 AI 方法的突破以及前瞻性临床研究的验证,最终推动 VHD 诊疗向真正智能化、个体化的新阶段稳步迈进。

【参考文献】

- [1] 国家心血管病中心. 中国心血管健康与疾病报告 2022[M]. 北京:中国协和医科大学出版社,2023 年.
- [2] Davidsen AH, Andersen S, Halvorsen PA, et al. Diagnostic accuracy of heart auscultation for detecting valve disease: a systematic review[J]. BMJ Open, 2023, 13(3): e068121.
- [3] di Bacco L, D'Alonzo M, Baudo M, et al. Reliability of EuroSCORE II on prediction of thirty-day mortality and long-term results in patients treated with sutureless valves[J]. J Clin Med, 2024, 13(13): 3986.
- [4] Aslam MU, Xu S, Hussain S, et al. Machine learning-based classification of valvular heart disease using cardiovascular risk factors[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 24396.
- [5] Kasartian DI, Tsiampalis T. Transforming cardiovascular risk pre-

- diction: a review of machine learning and artificial intelligence innovations[J]. *Life (Basel)*, 2025, 15(1): 94.
- [6] Jabbar A, Grooby E, Crozier J, et al. Congenital heart disease classification using phonocardiograms: a scalable screening tool for diverse environments[EB/OL]. 2025; arXiv: 2503.22773. <https://arxiv.org/abs/2503.22773>
 - [7] Chorba JS, Shapiro AM, Le L, et al. Deep learning algorithm for automated cardiac murmur detection via a digital stethoscope platform[J]. *J Am Heart Assoc*, 2021, 10(9): e019905.
 - [8] Zhang L, Cheng Z, Xu D, et al. Developing an AI-assisted digital auscultation tool for automatic assessment of the severity of mitral regurgitation; protocol for a cross-sectional, non-interventional study [J]. *BMJ Open*, 2024, 14(3): e074288.
 - [9] Elias P, Poterucha TJ, Rajaram V, et al. Deep learning electrocardiographic analysis for detection of left-sided valvular heart disease [J]. *J Am Coll Cardiol*, 2022, 80(6): 613-626.
 - [10] Poterucha TJ, Jing L, Ricart RP, et al. Detecting structural heart disease from electrocardiograms using AI[J]. *Nature*, 2025, 644(8075): 221-230.
 - [11] Vaid A, Argulian E, Lerakis S, et al. Multi-center retrospective cohort study applying deep learning to electrocardiograms to identify left heart valvular dysfunction[J]. *Commun Med*, 2023, 3: 24.
 - [12] Cohen-Shelly M, Attia ZI, Friedman PA, et al. Electrocardiogram screening for aortic valve stenosis using artificial intelligence[J]. *Eur Heart J*, 2021, 42(30): 2885-2896.
 - [13] Liang Y, Sau A, Zeidaabadi B, et al. Artificial intelligence-enhanced electrocardiography to predict regurgitant valvular heart diseases; an international study[J]. *Eur Heart J*, 2025, 46(44): 4823-4837.
 - [14] Alexander B, Datta P, Dasari S, et al. Interobserver variation in echocardiographic measurements and grading of tricuspid regurgitation based on a novel web-based assessment environment [J]. *J Cardiothorac Vasc Anesth*, 2022, 36(9): 3501-3508.
 - [15] Li X, Zhang H, Yue J, et al. A multi-task deep learning approach for real-time view classification and quality assessment of echocardiographic images[J]. *Sci Rep*, 2024, 14: 20484.
 - [16] Li X, Liao L, Wu K, et al. An automatic and real-time echocardiography quality scoring system based on deep learning to improve reproducible assessment of left ventricular ejection fraction [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2025, 15(1): 770-785.
 - [17] Lovstakken L, Grenne B. The road to robust and automated strain measurements in echocardiography by deep learning [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2024, 17(7): 726-728.
 - [18] Holste G, Oikonomou EK, Mortazavi BJ, et al. Severe aortic stenosis detection by deep learning applied to echocardiography[J]. *Eur Heart J*, 2023, 44(43): 4592-4604.
 - [19] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[EB/OL]. 2015; arXiv: 1505.04597. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>
 - [20] Munafò R, Saitta S, Ingallina G, et al. A deep learning-based fully automated pipeline for regurgitant mitral valve anatomy analysis from 3D echocardiography[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 5295-5308.
 - [21] Leclerc S, Smistad E, Pedrosa J, et al. Deep learning for segmentation using an open large-scale dataset in 2D echocardiography [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2019, 38(9): 2198-2210.
 - [22] Smistad E, Salte IM, Dalen H, et al. Real-time temporal coherent left ventricle segmentation using convolutional LSTMs [C]//2021 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS). September 11-16, 2021, Xi'an, China. IEEE, 2021: 1-4.
 - [23] Cheng LH, Bosch PBJ, Hofman RFH, et al. Revealing unforeseen diagnostic image features with deep learning by detecting cardiovascular diseases from apical 4-chamber ultrasounds[J]. *J Am Heart Assoc*, 2022, 11(16): e024168.
 - [24] Beller GA. Recent advances and future trends in multimodality cardiac imaging[J]. *Heart Lung Circ*, 2010, 19(3): 193-209.
 - [25] Vruthula A, Duffy G, Vukadinovic M, et al. High-throughput deep learning detection of mitral regurgitation [J]. *Circulation*, 2024, 150(12): 923-933.
 - [26] Zhang Q, Liu Y, Mi J, et al. Automatic assessment of mitral regurgitation severity using the mask R-CNN algorithm with color Doppler echocardiography images[J]. *Comput Math Methods Med*, 2021, 2021: 2602688.
 - [27] Sadeghpour A, Jiang Z, Hummel YM, et al. An automated machine learning-based quantitative multiparametric approach for mitral regurgitation severity grading[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2025, 18(1): 1-12.
 - [28] Zaka A, Mustafiz C, Mutahar D, et al. Machine-learning versus traditional methods for prediction of all-cause mortality after transcatheter aortic valve implantation: a systematic review and meta-analysis[J]. *Open Heart*, 2025, 12(1): e002779.
 - [29] Rouhollahi A, Willi JN, Haltmeier S, et al. CardioVision: a fully automated deep learning package for medical image segmentation and reconstruction generating digital twins for patients with aortic stenosis[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2023, 109: 102289.
 - [30] Chokesuwattanaskul R, Petchlorlian A, Lertsanguansinchai P, et al. Machine learning-based predictive model of aortic valve replacement modality selection in severe aortic stenosis patients[J]. *Med Sci (Basel)*, 2023, 12(1): 3.
 - [31] Santaló-Corcoy M, Corbin D, Tastet O, et al. TAVI-PREP: A deep learning-based tool for automated measurements extraction in TAVI planning [EB/OL]. [2025-09-22]. <https://www.mdpi.com/2075-4418/13/20/3181>.
 - [32] Dabiri Y, Yao J, Mahadevan VS, et al. Mitral valve atlas for artificial intelligence predictions of MitraClip intervention outcomes[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2021, 8: 759675.
 - [33] Bontempi L, Zattoni M, Ramella A, et al. Idealized aortic annuloplasty FSI digital twin of 3D-printed phantoms with 4D-flow MRI comparison[J]. *Comput Biol Med*, 2025, 192(Pt B): 110398.

(收稿日期:2026-05-08;修回日期:2026-05-20)

(本文编辑:侯晓林)