

医学影像人工智能在心脏瓣膜疾病介入诊疗中的应用

谢明星¹

[摘要] 医学影像人工智能技术的研究与进展,将极大促进现代心脏瓣膜病介入诊疗的进步。超声心动图、心脏磁共振、CT与心血管造影等成像技术,在心脏瓣膜病介入治疗术前患者精准筛选、术中关键手术操作引导与监测、术后疗效评价与预后评估过程中,均发挥重要作用。不同成像技术依据其成像原理,在介入治疗围手术期各具独特优势。临床上,医学成像人工操作与解读方式,存在明显局限性。人工智能通过大数据分析,拥有智能解读医学影像的能力,在心脏瓣膜疾病的介入治疗中已显示出巨大的潜在应用前景。本文将对心脏瓣膜病介入诊疗领域中医学影像人工智能研究、进展与应用价值进行介绍。

[关键词] 心脏瓣膜疾病;人工智能;医学影像;介入治疗

DOI:10.13201/j.issn.1001-1439.2022.12.001

[中图分类号] R445 **[文献标志码]** C

Artificial intelligence in medical imaging: implications for interventional therapy of heart valve diseases

XIE Mingxing

(Department of Ultrasound, Union Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Clinical Research Center for Medical Imaging in Hubei Province, Wuhan, 430022, China)

Corresponding author: XIE Mingxing, E-mail: xiemx@hust.edu.cn

Summary The advances in artificial intelligence in medical imaging will have great potential to promote interventional therapy for heart valve disease. Imaging technologies such as echocardiography, magnetic resonance, CT and angiography all have been playing an important role in the screening of patients before therapy, the guidance and monitoring of key intraoperative procedures, and the evaluation of the therapeutic outcomes and the prognosis. Different imaging techniques have unique advantages in the perioperative period of intervention. In clinical practice, there are many limitations to imaging by manual manipulation and interpretation. The ability of artificial intelligence to intelligently interpret medical images through big data analysis, has shown great potential for the interventional treatment of heart valve disease. We present the recent progress and applications of artificial intelligence in medical imaging in the field of interventional treatment of heart valve diseases.

Key words heart valve disease; artificial intelligence; medical imaging; interventional therapy

心脏瓣膜病是常见病变,患病率随年龄增长呈显著增高。西方国家65~75岁人群中,心脏瓣膜病发病率为8.5%,75岁以上发病率高达13.2%^[1-2]。虽然外科开胸手术是心脏瓣膜病的主要治疗方法,但随着器械研发与影像技术的迅速发展,经导管心脏瓣膜病介入治疗技术,以其微创小、恢复快的特点,已广泛应用于临床。医学影像是心脏瓣膜病介入治疗的基石,贯穿于患者管理的全过程中。无论是术前患者选择与手术方案规划,还

是术中手术步骤引导与监测,以及术后疗效评估与随访,医学影像均不可或缺。但各种影像的人工获取与人工解读结果,均存在局限性,甚至在某种程度上制约现代医学的发展。特别是在复杂高难度心脏瓣膜病介入治疗中,对影像的精准获取与解读需求更为迫切。随着人工智能(artificial intelligence, AI)及数字技术的快速发展,深度学习等算法被广泛应用于医学影像领域。AI强大的自主学习与大数据分析能力,将显著提升影像技术的诊断与评估效能^[3-4]。本文将介绍医学影像AI在心脏瓣膜病诊断与危险分层、心脏瓣膜病介入治疗术前规划、术中引导、疗效评估与预后分析中的作用与价值。

¹华中科技大学同济医学院附属协和医院超声医学科 湖北省影像医学临床医学研究中心 分子影像湖北省重点实验室(武汉,430022)
通信作者:谢明星, E-mail: xiemx@hust.edu.cn

1 心脏瓣膜疾病诊断、危险分层与预后分析

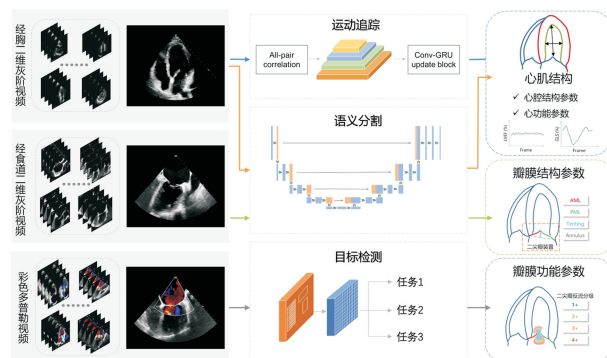
1.1 心脏瓣膜疾病诊断

心脏瓣膜疾病的精准诊断是决定临床治疗决策的关键,一旦出现漏诊误诊,将延误患者最佳治疗时机。目前,心脏瓣膜疾病常用影像学诊断方法包括超声心动图、计算机断层扫描(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)等, AI 通过自动分割和计算机建模,智能影像显示疾病进展过程及解读重要影像特征,从而精准评估心脏瓣膜病变。Kang 等^[5]基于 408 例患者 CT 图像,运用机器学习算法,挖掘主动脉瓣狭窄患者的主动脉瓣钙化特征,建立重度主动脉瓣狭窄的诊断模型。Kwak 等^[6]和 Lachmann 等^[7]通过无监督聚类算法,对主动脉狭窄患者严重程度进行分类,揭示其表型特征、病理生理学新发现,以及复杂多样的临床表现。基于拓扑原理(topological data analysis, TDA)的患者相似性网络分析,可精准识别主动脉瓣狭窄患者表型。Sengupta 等^[8]基于 TDA,对 1052 例主动脉瓣狭窄患者进行相似性分析。研究表明, TDA 可提升模型识别主动脉瓣狭窄严重程度的准确性。二尖瓣反流程度评估和反流机制分析,对选择治疗策略具有重要价值。Moghaddasi 等^[9]基于 102 例二尖瓣反流患者的超声心动图,采用纹理分析方法提取图像特征,将支持向量机、线性判别分析和模板匹配技术作为分类器,以评估二尖瓣反流的严重程度,区分轻度、中度和重度二尖瓣反流的准确率分别为 99.38%、99.31% 和 99.59%。机器学习的诸多算法与传统无创影像学相结合,提高了心脏瓣膜疾病诊断的准确性和诊断效能,在个体化和精准化诊断方面,展现出独特优势。

1.2 心脏瓣膜疾病危险分层与预后分析

传统心脏瓣膜疾病危险分层,是根据年龄、左心功能、肺功能等临床资料构建评分系统,预测人群心血管事件发生概率(图 1)。AI 通过学习影像学特征,可以更高效、更准确地实现危险分层和预后分析。Pimor 等^[10]基于 122 例二尖瓣反流患者超声心动图资料和临床信息,采用分层聚类算法,将患者分为 3 个具有不同特征和预后的表型组,以早期识别高危患者。Bartko 等^[11]基于指南推荐的 32 项临床及影像学评估指标,采用主成分分析和无监督聚类算法,将 383 例射血分数减低的二尖瓣反流患者分为 4 个主要表型,并对其预后进行分析,研究显示 AI 可对心脏瓣膜疾病进行更精准的危险分层^[12]。Casaclang-Verzosa 等^[13]基于 246 例主动脉瓣狭窄患者的超声心动图数据,采用 TDA 方法建立患者相似性网络,自动识别轻度、中度及重度主动脉瓣狭窄,重度主动脉瓣狭窄患者接受手术治疗的风险增加 3 倍以上。Playford 等^[14]

基于 241 303 例主动脉瓣狭窄的超声心动图数据,研发 AI 系统,实现重度狭窄表型识别并能评估不良预后风险。虽然传统危险分层模型提供了未来不良事件发生概率的预测工具,但 AI 有望实现并超越传统模型的预测能力,提高个体化和精准化预测能力。



通过运动追踪、语义分割和目标检测等 AI 算法,提取医学影像特征,实现心脏结构、瓣膜结构及功能参数的自动化测量。

图 1 基于 AI 自动定量心脏结构和功能参数
Figure 1 AI-based automatic quantification of cardiac structural and functional parameters

2 心脏瓣膜疾病介入诊疗术前规划

高危、老龄患者心脏瓣膜疾病传统外科治疗风险高、耐受性差,介入治疗是首选方法^[15-16],但术前患者的精准筛选与治疗规划是保障疗效的关键。如何对患者人口信息、临床症状与体征、超声心动图与 CT 等影像、实验室检查等信息,进行科学、综合的循证医学分析尤为重要(图 2)。AI 辅助影像学诊断在解决这一问题上具有潜力。



构建瓣膜病患者多源异构数据库,基于 AI 算法提取关键特征,构建智能化筛选模型,辅助医生进行个体化手术决策。

图 2 心脏瓣膜疾病患者智能化术前筛选
Figure 2 Artificial Intelligence-based preoperative screening patients with heart valve disease

2.1 精准高效评估

准确定位主动脉瓣环平面,对经导管主动脉瓣置换(transcatheter aortic valve replacement, TAVR)术前选择合适人工瓣膜至关重要。冠状动脉CT血管造影(computed tomography angiography, CTA)可准确评估主动脉瓣,但由于主动脉瓣解剖结构复杂性,且CTA存在伪影,准确定位关键结构,是一项耗时且极具挑战性的任务。AI等^[17]基于40例非TAVR患者和31例TAVR患者的CTA图像,采用回归树机器学习算法,自动定位主动脉瓣的8个重要解剖标志点,能辅助医生快速获取标准主动脉瓣的特定切面,为准确定量主动脉瓣结构和功能提供技术支撑。Theriault-Lauzier等^[18]基于94例主动脉瓣重度狭窄患者的1007个心电门控CT容积数据,首次将递归卷积神经网络算法应用于主动脉瓣平面定位,其精度可达专家水平,且不依赖主动脉瓣特有的解剖特征。对于经导管二尖瓣置换(transcatheter mitral valve replacement, TMVR),左心室流出道评估是术前规划的关键,庞大的影像资料需要医师付出大量精力与时间进行判读,自动评估工具有望提高术前规划效率。Astudillo等^[19]基于71例二尖瓣反流患者的MDCT图像,开发自动检测二尖瓣环算法,实现了多个生物学参数测量。研究表明,其预测结果与手动测量值具有较好相关性。同时,相较手动分析(25 min),单个患者分析时间仅需1 s,缩短影像判读时间,有效提高TMVR术前规划效率。

2.2 模拟瓣膜植入

术前进行介入瓣膜的模拟植入,对提高经导管介入治疗成功率有重要作用。多项研究表明,基于病变解剖结构的有限元方法(finite element method, FEM)建模仿真技术可实现介入瓣膜的模拟植入,有助于选择合适的介入瓣膜并实现精准化治疗。De Jaeger等^[20]和Auricchio等^[21]基于FEM模拟TAVR手术流程。结果显示,计算机建模仿真技术可确定最佳瓣膜尺寸和植入深度,预测TAVR疗效。主动脉根部解剖学测量值是保障TAVR手术成功重要数据。临床上,部分患者主动脉根部解剖评估与数据测量存在困难。针对这一挑战,Rocatello等^[22]采用FEM预测主动脉最大接触压力和接触压力指数,并通过超声心动图、血管造影和心电图进行验证,以确定最佳瓣膜尺寸和适宜植入位置。Astudillo等^[23]基于473例TAVR患者术前CT图像,采用深度卷积神经网络和图像后处理方法,精准评估主动脉瓣环周长和面积,以预测最佳瓣膜尺寸,提高手术成功率。Mansi等^[24]应用FEM仿真技术研发的集成系统,自动评估瓣膜结构和功能,模拟经导管二尖瓣夹合,并通过120例经食管三维超声心动图验证了系统的可靠

性。此外,对多中心的25例受试者进行系统评估,测试该系统的泛化能力。应用该系统模拟1例经导管二尖瓣夹合手术,系统预测手术效果与实际手术结果一致,表明该系统有望成为瓣膜介入治疗计划的辅助工具。

3 心脏瓣膜疾病介入治疗术中应用

术中精准导航是心脏瓣膜疾病介入治疗成功的关键。超声心动图和X线透视成像是术中最常用的成像方式,超声心动图可快速、准确、实时评估瓣膜结构与功能,X线成像具有丰富的空间域信息,实时显示手术器械位置。AI可融合实时超声心动图与X线图像,整合时间和空间信息,对提高瓣膜介入治疗的有效性和安全性具有重要意义。基于138例TAVR患者的经食管三维超声心动图和透视图像,Biaggi等^[25]开发新型图像融合软件,评估了其在TAVR术中的应用价值。研究发现,此AI分析软件可快速评估主动脉根部解剖结构,直观调整最佳C臂角度,准确定位主动脉根部和确定人工瓣膜尺寸,减少造影剂的使用,降低术后并发症的发生。Biaggi等^[26]通过术中三维超声融合导航(echo navigator),自动生成具有关键解剖标志的心脏三维模型,并应用于心脏瓣膜疾病介入治疗。在该技术辅助下,TAVR术前评估无需使用造影剂,即可确定最佳瓣环平面和起搏器导线位置。对于MitraClip,可将该心脏模型和自动生成的解剖标志(如左上肺静脉开口、左心耳口和二尖瓣环)叠加,准确引导房间隔穿刺;同时,实时显示手术器械在左房内的空间位置,避免损伤左心房壁或左心耳,测量导管尖端距房间隔距离,便于回撤器械输送系统^[27]。

磁导航系统和机器人等AI技术的应用,为术中导航的安全性、精准性和高效性带来了突破性发展。Luo等^[28]基于超声心动图和CT影像,研发可用于TAVR的磁导航系统,通过影像重建动态主动脉瓣三维模型,与实时心电图信号进行同步处理,确定人工主动脉瓣植入的目标位置。同时,可从术中超声图像中自动提取主动脉根部轮廓,并与动态主动脉瓣模型配准,引导介入医生准确定位并精准置入人工主动脉瓣。Mazomenos等^[29]比较常规TAVR和机器人辅助TAVR过程中导管运动模式。研究表明,机器人辅助TAVR可降低并发症,提高手术效率。

AI和图像融合技术,能有效提高瓣膜介入手术的视野清晰度和操作精确度。但目前临床上,仍面临诸多挑战。一方面,心脏瓣膜结构的异质性和运动复杂性,导致超声心动图与透视图融合出现偏差,限制其临床应用与推广;另一方面,瓣膜介入手术需实时分析图像,算法性能有待提高。因此,图像高效、实时的可视化分析来辅助临床决策,是

当前重要的研究方向。

4 疗效评价与预后评估中的应用

4.1 疗效评价

瓣周漏和左室流出道梗阻是经导管心脏瓣膜介入治疗的严重并发症,可导致严重的血流动力学紊乱和围手术期死亡。Schultz等^[30]基于主动脉根部解剖学和生物力学特性,采用FEM重建患者个体化主动脉瓣结构,通过评估TAVR术后瓣膜形态和钙化位移,可预测瓣周漏的发生。急性左室流出道梗阻是TMVR术后的严重并发症,多项基于计算机建模仿真技术的研究结果显示,植入瓣膜的尺寸和位置,是导致TMVR术后左室流出道梗阻发生的关键因素^[31]。Guerrero等^[32]基于二尖瓣环钙化患者的术前CT图像,通过FEM技术对瓣膜进行不同深度的虚拟植入,并评估左室流出道大小。结果显示,AI计算机辅助技术可评估二尖瓣人工瓣植入后其毗邻结构的形态变化,如二尖瓣环钙化形变或二尖瓣前叶位移,并能预测术后左室流出道梗阻风险。随后,研究者采用不同尺寸的瓣膜,不同二尖瓣环植入深度、不同角度和不同收缩时期,进行瓣膜植入,验证计算机建模仿真技术评估左室流出道梗阻风险的可靠性^[33-34]。Karády等^[35]基于3例合并严重二尖瓣环钙化拟行TMVR患者的CT图像,通过图像分割获取左心室三维模型,应用FEM仿真技术模拟手术过程。研究显示,仿真模拟结果与真实手术结果高度一致。影像图像结合计算机建模技术,对提高心脏瓣膜介入治疗的成功率,减少手术并发症,具有重要意义。

4.2 预后评估

科学的生存预测对心脏瓣膜疾病患者治疗方案选择,具有重要参考价值。Hernandez-Suarez等^[36]基于10 883例TAVR患者的多参数临床数据,采用logistic回归、人工神经网络、朴素贝叶斯和随机森林多种机器学习算法,构建预测模型。研究表明,急性肾损伤是TAVR患者住院死亡率的主要预测因子。Navarese等^[37]基于5185例TAVR患者的临床信息数据库,构建并验证TAVR术后脑血管事件(cerebrovascular events, CVE)的预测模型,有助于患者筛选和个体化临床决策。当前,大多数研究采用传统机器学习算法构建预测模型,但多维度数据之间存在非线性关系,限制了传统机器学习算法的临床预测性能。深度学习能分析高维、复杂数据之间的特征关系,在心脏瓣膜疾病介入诊疗预后分析方面,具有巨大潜力。Okuno等^[38]成功构建TAVR术后CVE深度学习预测模型,曲线下面积为0.79,该模型能改进TAVR患者风险分层,早期识别CVE高风险患者,以制定个体化临床管理策略。

以机器学习和深度学习为代表的AI技术,在

主动脉瓣疾病介入手术预后分析中应用广泛,同时,亦有研究对二尖瓣反流患者预后进行分析。Hernandez-Suarez等^[39]基于849例TMVR患者的临床数据,采用随机森林、逻辑回归、支持向量机、朴素贝叶斯和人工神经网络等5种机器学习算法,预测TMVR院内死亡率。研究发现,冠心病、慢性肾病和吸烟是TMVR患者住院死亡的3个最重要预测因素,基于机器学习的自动预测算法,在预测TMVR术后患者住院死亡率及风险分层中具有重要意义。

5 展望

心脏瓣膜疾病介入诊疗AI研究,是现代医学的前沿方向。AI凭借其准确、高效的算法优势,为心脏瓣膜介入手术的术前规划、术中引导以及术后随访等提供新思路和新方法,可望取得突破性进展。然而,AI在临床实践中,仍面临诸多挑战。

AI模型开发过程中,数据和标注质量控制,是决定模型性能的关键因素。当前,数据主要依赖人工标注,存在主观差异。因此,构建高质量数据库并制定合理的标注标准,是AI未来临床推广应用的必经之路。

模型的泛化性、通用性和可解释性,是限制其临床应用的三个关键问题。目前研究多采用单中心数据集来开发AI模型,缺少高质量外部验证集,影响模型的泛化能力。为了扩大AI模型的临床应用场景,未来需建立多病种疑难病例数据库,提升AI模型在罕见病中的诊疗能力。此外,AI作为“黑匣子”算法,预测过程不透明,而在真实诊疗场景下,临床医生需要明确模型决策的内在机制。因此,未来开发具有可解释性的AI模型,或采用可解释性分析工具,提升模型决策的可解释性,对于AI模型临床转化尤为重要。

对AI模型临床转化,还存在以下问题:①医学伦理,如隐私保护和医疗责任判定,亟需明确且统一标准。②跨专业人才不足、不同学科间缺乏深入交流,算法模型难以实现临床转化。③网络、通讯、专业数据库等信息化建设基础不足,且存在区域发展不均衡问题。

未来需制定医疗隐私保护标准,在保证数据安全的前提下,充分结合临床实际诊疗流程和特点,建立高质量、标准化多模态数据库。开发针对多病种的高性能AI模型,实现心脏瓣膜疾病风险分层与预后评估、心脏瓣膜疾病介入诊疗术前规划、术中引导、术后随访等不同阶段的目标。应加强多学科间交流,从临床实际需求出发,结合先进的智能算法,统筹规划AI的研究,推进心脏瓣膜疾病介入诊疗向标准化、智能化方向发展。

利益冲突 作者声明不存在利益冲突

参考文献

[1] Nkomo VT, Gardin JM, Skelton TN, et al. Burden of

- valvular heart diseases; a population-based study[J]. *Lancet*, 2006, 368(9540):1005-1011.
- [2] Coffey S, Roberts-Thomson R, Brown A, et al. Global epidemiology of valvular heart disease[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2021, 18(12):853-864.
- [3] Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice[J]. *Circulation*, 2018, 138(16):1623-1635.
- [4] 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.
- [5] Kang NG, Suh YJ, Han K, et al. Performance of Prediction Models for Diagnosing Severe Aortic Stenosis Based on Aortic Valve Calcium on Cardiac Computed Tomography: Incorporation of Radiomics and Machine Learning[J]. *Korean J Radiol*, 2021, 22(3):334-343.
- [6] Kwak S, Lee Y, Ko T, et al. Unsupervised Cluster Analysis of Patients With Aortic Stenosis Reveals Distinct Population With Different Phenotypes and Outcomes[J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2020, 13(5):e009707.
- [7] Lachmann M, Rippen E, Schuster T, et al. Subphenotyping of Patients With Aortic Stenosis by Unsupervised Agglomerative Clustering of Echocardiographic and Hemodynamic Data[J]. *JACC Cardiovasc Interv*, 2021, 14(19):2127-2140.
- [8] Sengupta PP, Shrestha S, Kagiya N, et al. A Machine-Learning Framework to Identify Distinct Phenotypes of Aortic Stenosis Severity[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2021, 14(9):1707-1720.
- [9] Moghaddasi H, Nourian S. Automatic assessment of mitral regurgitation severity based on extensive textural features on 2D echocardiography videos[J]. *Comput Biol Med*, 2016, 73:47-55.
- [10] Pimor A, Galli E, Vitel E, et al. Predictors of post-operative cardiovascular events, focused on atrial fibrillation, after valve surgery for primary mitral regurgitation[J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2019, 20(2):177-184.
- [11] Bartko PE, Heitzinger G, Spinka G, et al. Principal Morphomic and Functional Components of Secondary Mitral Regurgitation[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2021, 14(12):2288-2300.
- [12] Ouyang D, Thomas JD. Characterizing Mitral Regurgitation With Precision Phenotyping and Unsupervised Learning[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2021, 14(12):2301-2302.
- [13] Casaclang-Verzosa G, Shrestha S, Khalil MJ, et al. Network Tomography for Understanding Phenotypic Presentations in Aortic Stenosis[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2019, 12(2):236-248.
- [14] Playford D, Bordin E, Mohamad R, et al. Enhanced Diagnosis of Severe Aortic Stenosis Using Artificial Intelligence: A Proof-of-Concept Study of 530,871 Echocardiograms[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2020, 13(4):1087-1090.
- [15] Thyregod HG, Steinbrüchel DA, Ihlemann N, et al. Transcatheter Versus Surgical Aortic Valve Replacement in Patients With Severe Aortic Valve Stenosis: 1-Year Results From the All-Comers NOTION Randomized Clinical Trial[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2015, 65(20):2184-2194.
- [16] Leon MB, Smith CR, Mack MJ, et al. Transcatheter or Surgical Aortic-Valve Replacement in Intermediate-Risk Patients[J]. *N Engl J Med*, 2016, 374(17):1609-1620.
- [17] Al WA, Jung HY, Yun ID, et al. Automatic aortic valve landmark localization in coronary CT angiography using colonial walk[J]. *PLoS One*, 2018, 13(7):e0200317.
- [18] Theriault-Lauzier P, Alsosaimi H, Mousavi N, et al. Recursive multiresolution convolutional neural networks for 3D aortic valve annulus planimetry[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2020, 15(4):577-588.
- [19] Astudillo P, De Beule M, Dambre J, et al. Towards safe and efficient preoperative planning of transcatheter mitral valve interventions[J]. *Morphologie*, 2019, 103(343):139-147.
- [20] de Jaegere P, De Santis G, Rodriguez-Olivares R, et al. Patient-Specific Computer Modeling to Predict Aortic Regurgitation After Transcatheter Aortic Valve Replacement[J]. *JACC Cardiovasc Interv*, 2016, 9(5):508-512.
- [21] Auricchio F, Conti M, Morganti S, et al. Simulation of transcatheter aortic valve implantation: a patient-specific finite element approach[J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2014, 17(12):1347-1357.
- [22] Rocatello G, El Faquir N, de Backer O, et al. The Impact of Size and Position of a Mechanical Expandable Transcatheter Aortic Valve: Novel Insights Through Computational Modelling and Simulation[J]. *J Cardiovasc Transl Res*, 2019, 12(5):435-446.
- [23] Astudillo P, Mortier P, Bosmans J, et al. Enabling Automated Device Size Selection for Transcatheter Aortic Valve Implantation[J]. *J Interv Cardiol*, 2019, 2019:3591314.
- [24] Mansi T, Voigt I, Georgescu B, et al. An integrated framework for finite-element modeling of mitral valve biomechanics from medical images: application to MitralClip intervention planning[J]. *Med Image Anal*, 2012, 16(7):1330-1346.
- [25] Biaggi P, Sager DF, Külling J, et al. Potential Value of Fusion Imaging and Automated Three-Dimensional Heart Segmentation During Transcatheter Aortic Valve Replacement[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 2020, 33(4):516-517. e1.
- [26] Biaggi P, Nijhof N, Corti R. Automated anatomical intelligence: next-generation fusion imaging during structural heart interventions[J]. *Eur Heart J*, 2017, 38(18):1412.

- [J]. *Lancet*, 2013, 381(9862):242-255.
- [9] 焦锦程,孙伟,吴红平,等. 双心室肥厚型心肌病 1 例 [J]. *临床心血管病杂志*, 2020, 36(12):97-101.
- [10] Berger SG, Sjaastad I, Stokke MK. Right ventricular involvement in hypertrophic cardiomyopathy: evidence and implications from current literature [J]. *Scand Cardiovasc J*, 2021, 55(4):195-204.
- [11] McLELLAN AJ, Ellims AH, Prabhu S, et al. Diffuse ventricular fibrosis on cardiac magnetic resonance imaging associates with ventricular tachycardia in patients with hypertrophic cardiomyopathy [J]. *J Cardiovasc Electrophysiol*, 2016, 27(5):571-580.
- [12] Keramida K, Lazaros G, Nihoyannopoulos P. Right ventricular involvement in hypertrophic cardiomyopathy: Patterns and implications [J]. *Hellenic J Cardiol*, 2020, 61(1):3-8.
- [13] Hiemstra YL, Debonnaire P, Bootsma M, et al. Prevalence and Prognostic Implications of Right Ventricular Dysfunction in Patients With Hypertrophic Cardiomyopathy [J]. *Am J Cardiol*, 2019, 124(4):604-612.
- [14] Seo J, Hong YJ, Kim YJ, et al. Prevalence, functional characteristics, and clinical significance of right ventricular involvement in patients with hypertrophic cardiomyopathy [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1):21908.
- [15] 李焯,黄璇,张乔柔,等. 肥厚型心肌病与左室肥厚性疾病的影像学鉴别进展 [J]. *临床心血管病杂志*, 2020, 36(8):696-700.
- [16] Guo X, Fan C, Tian L, et al. The clinical features, outcomes and genetic characteristics of hypertrophic cardiomyopathy patients with severe right ventricular hypertrophy [J]. *PLoS One*, 2017, 12(3):e0174118.

(收稿日期:2022-09-15)

(上接第 933 页)

- [27] Faletra FF, Pozzoli A, Agricola E, et al. Echocardiographic-fluoroscopic fusion imaging for transcatheter mitral valve repair guidance [J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2018, 19(7):715-726.
- [28] Luo Z, Cai J, Peters TM, et al. Intra-operative 2-D ultrasound and dynamic 3-D aortic model registration for magnetic navigation of transcatheter aortic valve implantation [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2013, 32(11):2152-2165.
- [29] Mazomenos EB, Chang PL, Rippel RA, et al. Catheter manipulation analysis for objective performance and technical skills assessment in transcatheter aortic valve implantation [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2016, 11(6):1121-1131.
- [30] Schultz C, Rodriguez-Olivares R, Bosmans J, et al. Patient-specific image-based computer simulation for the prediction of valve morphology and calcium displacement after TAVI with the Medtronic CoreValve and the Edwards SAPIEN valve [J]. *EuroIntervention*, 2016, 11(9):1044-1052.
- [31] de Jaegere P, Rajani R, Prendergast B, et al. Patient-Specific Computer Modeling for the Planning of Transcatheter Mitral Valve Replacement [J]. *J Am Coll Cardiol*, 2018, 72(8):956-958.
- [32] Guerrero M, Urena M, Wang DD, et al. Reply: Patient-Specific Computer Modeling for the Planning of Transcatheter Mitral Valve Replacement [J]. *J Am Coll Cardiol*, 2018, 72(8):958.
- [33] Wang DD, Eng MH, Greenbaum AB, et al. Validating a prediction modeling tool for left ventricular outflow tract (LVOT) obstruction after transcatheter mitral valve replacement (TMVR) [J]. *Catheter Cardiovasc Interv*, 2018, 92(2):379-387.
- [34] Wang DD, Eng M, Greenbaum A, et al. Predicting LVOT Obstruction After TMVR [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2016, 9(11):1349-1352.
- [35] Karády J, Ntalas I, Prendergast B, et al. Transcatheter mitral valve replacement in mitral annulus calcification—"The art of computer simulation" [J]. *J Cardiovasc Comput Tomogr*, 2018, 12(2):153-157.
- [36] Hernandez-Suarez DF, Kim Y, Villablanca P, et al. Machine Learning Prediction Models for In-Hospital Mortality After Transcatheter Aortic Valve Replacement [J]. *JACC Cardiovasc Interv*, 2019, 12(14):1328-1338.
- [37] Navarese EP, Zhang Z, Kubica J, et al. Development and Validation of a Practical Model to Identify Patients at Risk of Bleeding After TAVR [J]. *JACC Cardiovasc Interv*, 2021, 14(11):1196-1206.
- [38] Okuno T, Overtchouk P, Asami M, et al. Deep learning-based prediction of early cerebrovascular events after transcatheter aortic valve replacement [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1):18754.
- [39] Hernandez-Suarez DF, Ranka S, Kim Y, et al. Machine-Learning-Based In-Hospital Mortality Prediction for Transcatheter Mitral Valve Repair in the United States [J]. *Cardiovasc Revasc Med*, 2021, 22:22-28.

(收稿日期:2022-11-25)