

## 综述

## 人工智能辅助测量心肌应变的研究进展

李昕欣\*, 边懿泽\*, 赵 航, 姜 萌

上海交通大学医学院附属仁济医院心内科, 上海 200127

**[摘要]** 心肌应变是反映应力作用下整体或局部心肌形变程度的无量纲参数, 可以量化检测心肌损伤, 指导心脏疾病的早期诊断、干预与预后评估。心脏超声、心脏CT、心脏磁共振均可被用来进行应变成像与分析, 其中二维斑点追踪超声心动图是当下应用最为广泛的心肌应变检测手段。但由于人工分析心肌应变存在观察者间差异且所使用的成像系统和分析软件各有不同, 测得的应变值在不同供应商中一致性和可重复性欠佳, 限制了心肌应变参数的临床应用。而人工智能可以通过自动应变计算和图像质量评估等方式在一定程度上克服应变测量的缺陷, 具备广阔的发展前景。该文重点介绍人工智能在超声、磁共振等影像学手段中辅助测量心肌应变的研究进展, 及其在疾病诊断与患者预后评估中的应用, 希望助力于提高应变测量的效率和一致性, 推动心肌应变常规应用于临床, 在心肌损伤及心功能评估中发挥增量作用。然而, 目前大部分研究涉及的样本量较小, 并且缺乏外部验证, 其结果的可靠性还需进一步证实。

**[关键词]** 心肌应变; 人工智能; 心肌损伤

**[DOI]** 10.3969/j.issn.1674-8115.2024.06.013 **[中图分类号]** R542.2 **[文献标志码]** A

## Research progress in the artificial intelligence-assisted measurement of myocardial strain

LI Xinxin\*, BIAN Yize\*, ZHAO Hang, JIANG Meng

Department of Cardiology, Renji Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200127, China

**[Abstract]** Myocardial strain is a dimensionless parameter reflecting the degree of deformation of the whole or local myocardium under stress, which can quantitatively detect myocardial injury and guide the early diagnosis, intervention and prognostic assessment of cardiac diseases. Cardiac ultrasound, cardiac CT and cardiac magnetic resonance can all be used for strain imaging and analysis, with two-dimensional speckle-tracking echocardiography being the most widely used means of myocardial strain detection today. However, due to inter-observer variations in manual analysis of myocardial strain and differences in the imaging systems and analysis software, the consistency and reproducibility of measured strain values among vendors are poor, limiting the clinical application of myocardial strain. Artificial intelligence (AI) can overcome the defects of strain measurement to a certain extent through automatic strain calculation and image quality assessment, which has a broad developmental prospect. This review focuses on the progress of AI-assisted measurement of myocardial strain in ultrasound, magnetic resonance, and other imaging modalities, as well as its application to disease diagnosis and patient prognosis assessment. This will improve the efficiency and consistency of strain measurement and promote the routine application of myocardial strain to clinical practice, which will play an incremental role in assessing myocardial injury and cardiac function. However, most of the current studies involve small sample sizes and lack external validation, and the reliability of their results needs to be further verified.

**[Key words]** myocardial strain; artificial intelligence (AI); myocardial damage

**[基金项目]** 国家自然科学基金 (U21A20341, 81971570, 82202159); 上海市“科技创新行动计划”优秀技术带头人计划 (21XD1432100); 上海申康医院发展中心促进市级医院临床技能与临床创新能力三年行动计划 (SHDC2020CR2025B); 上海交通大学“交大之星”计划医工交叉研究基金 (YG2019ZDA13)。  
**[作者简介]** 李昕欣 (2002—), 女, 本科生; 电子信箱: 520710910006@shsmu.edu.cn。边懿泽 (2002—), 女, 本科生; 电子信箱: 520710910012@shsmu.edu.cn。\*为共同第一作者。

**[通信作者]** 姜 萌, 电子信箱: jiangmeng0919@163.com。

**[Funding Information]** National Natural Science Foundation of China (U21A20341, 81971570, 82202159); Excellent Technology Leader Program Project of "Science and Technology Innovation Action Plan" in Shanghai (21XD1432100); Shanghai Shenkang Hospital Development Center Three-Year Action Plan: Promoting Clinical Skills and Innovation in Municipal Hospital (SHDC2020CR2025B); Medical-Engineering Cross Research of Shanghai Jiao Tong University (YG2019ZDA13).

**[Corresponding Author]** JIANG Meng, E-mail: jiangmeng0919@163.com.

近年来,随着心脏影像学的进步,应变成像技术高速发展,可通过对心动周期下心肌运动的追踪与分析,得出心肌应变值。同传统收缩功能指标左室射血分数(left ventricular ejection fraction, LVEF)相比,心肌应变参数能够更精细地量化整体和局部的心肌收缩功能,从而检测出亚临床的心肌损伤,并指导医师在心脏疾病早期对患者进行干预<sup>[1-2]</sup>。然而,人工分析心肌应变需要依赖操作者的经验,存在一定的观察者间差异<sup>[3]</sup>;且由于成像系统和分析软件各有不同,应变测量在不同供应商之间存在测值一致性和可重复性欠佳的技术瓶颈<sup>[4]</sup>,限制了心肌应变参数的临床应用。因此,科学家们基于人工智能(artificial intelligence, AI)设计并训练了深度学习模型,提高了心肌应变测量效率,并和人工测量保持较高的一致性<sup>[5-6]</sup>,这将成为心肌应变广泛应用于临床实践的重要突破。本文即对AI辅助测量心肌应变的进展、优势及局限性进行综述。

## 1 心肌应变概述

心肌应变是反映应力作用下整体或局部心肌形变程度的无量纲参数<sup>[7]</sup>。由于心脏复杂的三维结构,根据不同轴向的心肌形变可将心肌应变分为纵向应变、周向应变、径向应变三类。相较于LVEF,心肌应变能够更精细地量化整体和局部的心肌收缩功能,评估早期心肌损伤和代谢异常<sup>[8]</sup>。在心脏瓣膜病、糖尿病、高血压及应用潜在心脏毒性化疗药物的患者中,心肌应变在LVEF下降前即可提示亚临床心功能障碍,从而指导早期干预,避免不可逆的心肌损伤<sup>[1-2,9-10]</sup>。在心肌梗死(心梗)患者中,心肌应变可以用来判别心梗的范围与程度,协助确立诊疗方案,评估患者预后及治疗效果,在非ST段抬高型心梗中有较好的应用前景<sup>[11-12]</sup>。此外,应变分析还是评估心脏室壁运动非同步性的有效手段,对心脏再同步化治疗的效果有预测作用<sup>[13-14]</sup>。

## 2 AI在测量心肌应变中的应用

AI指通过计算机或计算机控制的机器人模拟、延伸、执行人的智能与行为的技术<sup>[15]</sup>。它起源于20世纪50年代,在早期主要聚焦于知识驱动体系,用于逻辑和因果推理以及简单的机器学习<sup>[16]</sup>。从20世

纪90年代至今,随着深度学习和神经网络等新技术的出现以及计算能力和数据存储的大幅提高,AI在医疗领域中应用日趋广泛<sup>[17]</sup>。例如:自编码器和循环神经网络架构能够使用结构化数据分析电子病历信息,进行特定心脏疾病的危险评估<sup>[18]</sup>。在医学影像方面,通过深度学习和训练,AI模型可实现自动化的图像分割和测量,并通过图像特征的提取辅助心脏疾病诊断和预后评估<sup>[19]</sup>。近年的一系列研究<sup>[6,20-21]</sup>证实,AI测量的应变参数同人工测量结果具有良好的-致性,并在辅助临床决策方面显示出巨大的潜力。

### 2.1 AI在不同心脏影像应变测量中的应用

**2.1.1 心脏超声** 超声心动图目前是评估心脏结构和功能的一线影像学检查手段,广泛地应用于心肌应变的评估。多普勒组织成像可根据血流和心肌信号的不同特性提取心肌的运动信息,获得一维的心肌应变参数<sup>[22]</sup>。二维斑点追踪超声心动图(two-dimensional speckle-tracking echocardiography, 2D-STE)主要通过追踪心动周期中心肌“斑点”的位移评估心肌形变<sup>[23]</sup>,是目前应用最为广泛的心肌应变检测手段。三维斑点追踪超声心动图(three-dimensional speckle-tracking echocardiography, 3D-STE)与2D-STE原理类似,但能够更准确地跟踪到在三维扫描体积内的斑点运动信息,因此有望能够对整体的心室功能进行更完整、更准确的评估<sup>[24-25]</sup>。

多项研究也着眼于构建可全自动获取应变的AI模型。KAWAKAMI等<sup>[26]</sup>的研究发现AutoStrain软件测量全自动整体纵向应变(global longitudinal strain, GLS)在技术上对于99.5%的患者可行,但经过经验丰富的研究者审查发现全自动评估仅有60.6%无需手动矫正。全自动GLS与经过手动校正后获得的半自动GLS之间相关性适中( $r=0.775$ ,  $P<0.01$ )。EVAİN等<sup>[27]</sup>开发了基于PWC-Net的算法,该算法可用于超声心动图中心肌运动的估计,其自动评估得到的GLS与手动分割得到的GLS相比,平均绝对误差为 $2.5\%\pm 2.1\%$ ,且有很强的相关性( $r=0.77$ )。此外,SALTE等<sup>[6]</sup>构建的深度学习模型可以在没有任何操作员输入的情况下通过Inception和密集卷积神经网络(dense convolutional network, DenseNet)识别和分类3个标准心尖视图,再基于递归神经网络(recurrent neuron network, RNN)执行事件计时,之后使用U-

net进行图像分割,最终通过改良PWC-Net执行运动估计和计算GLS,从而产生与目前广泛使用的半自动斑点追踪方法相当的结果。该方法能够有效减少后处理时间[单个视图处理时间为(4.3±0.7)s;完整3个心尖视图处理时间为(13.0±2.0)s],改善跟踪精度,降低观察者间变异。

AI辅助超声应变测量也被应用到右室功能评估中。LIU等<sup>[28]</sup>基于超声心动图右室视图,通过AI获取右室应变参数,发现多个自动计算得到的右室应变参数与传统右室功能参数相关,如右室纵向应变和右室面积变化率( $r^2=0.83$ ,  $P<0.001$ )。

此外,由于应变测量的准确性受图像质量的影响,机器学习能够对超声图像质量进行评估,通过筛选质量较高的图像进行应变分析,以提高自动测量的准确性。HUANG等<sup>[29]</sup>的研究将一组运动员的高质量超声心动图随机分配到训练、验证、测试集中,通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)DenseNet-121进行视图识别和分类,得出特征加权后的分类置信度(classification confidence, CC)作为图像质量的评估参数,并发现在获取左心室GLS的3个切面(即心尖二腔、心尖三腔、心尖四腔切面)中,心尖四腔切面的CC范围最广(心尖四腔切面CC为726±220;心尖二腔切面CC为403±134;心尖三腔切面CC为347±154),说明它作为质量指标的鉴别能力最好;进一步通过比较心血管磁共振成像(cardiovascular magnetic resonance, CMR)与超声心动图的相对偏差,确定了CC>900为图像质量较好的截断值,并验证了心尖四腔切面视图CC>900的超声心动图自动应变测量结果与专家手动测量结果一致性较高(组内相关系数为0.689)。

**2.1.2 CMR** CMR是心脏形态和功能评估的参考标准,多种基于CMR的心肌应变分析技术也已得到发展<sup>[30]</sup>。心肌标记技术标记的心肌的指定区域可随心肌一起移动,因此其位移可反映心脏的运动模式<sup>[31-32]</sup>。受激回波位移编码技术(displacement encoding with stimulated echoes, DENSE)可将组织位移编码到图像相位<sup>[30]</sup>。应变编码成像技术可生成腔室视图来计算周向应变<sup>[30]</sup>。心脏磁共振特征追踪技术(CMR-feature tracking, CMR-FT)主要原理与STE相似<sup>[33]</sup>,通过图像“特征”追踪来评估心肌运动和形变,目前被认为是心肌应变分析的首选CMR工具。

目前已有较多证据表明AI能够与传统CMR影像学技术结合,实现半自动或自动的心肌应变测量。GRÖSCHEL等<sup>[34]</sup>的研究训练CNN中的U-Net模型进行短轴和长轴CMR的图像分割并提供心肌位置参考点,经手动验证后通过CMR-FT测得应变。该研究比较了在健康人群、左心室肥大及慢性心肌梗死患者中AI辅助测量与人工计算应变的一致性,结果显示在健康人群及所有患者中2种方法一致性较好[健康人群Dice相似系数为(85.3±10.3)%;所有患者Dice相似系数为(80.8±9.6)%]。GHADIMI等<sup>[5]</sup>的研究则开发并训练U-Net识别分隔左心室内外膜边界并执行相位展开,与DENSE结合实现了全自动的CMR心肌应变测量。在该研究中,自动测量的心肌应变与传统人工测量结果具有很好的一致性(偏差为0.00±0.03,一致性范围为-0.04~0.05),并且显著提高了应变测量的效率和节段应变数值的可重复性。此外,CHENG等<sup>[35]</sup>利用多通道自分编码器自动学习cine-CMR和标记CMR图像的特征,并将不同通道的信息投射到共同潜在空间对多序列数据进行分析,从而基于cine-CMR直接生成标记CMR图像,进而通过心肌标记技术获取应变。该方法能够解决传统心肌标记技术需要额外序列和后处理程序繁琐等问题,且2种方法获得的周向应变和径向应变一致性较好,因此引入深度学习模型能增加心肌标记技术的临床可行性。

**2.1.3 心脏CT** CT心肌应变分析技术主要为CT特征追踪技术(CT-feature tracking, CT-FT)。MISKINYTE等<sup>[36]</sup>将为CMR开发的FT技术的算法应用于心脏CT,发现CT-FT的测值与CMR-FT有很强的相关性。相较于CMR,心脏CT具有图像更易获得、成本更低的优势。

尽管心脏CT可以提供3D高分辨心脏图像,但不能直接提供心肌变形参数,因此使用CT评估应变的文献较少,且临床使用受限。目前CT多采用特征追踪技术获取应变,也有研究通过可变形图像配准结合运动追踪实现应变计算<sup>[37]</sup>,尚无通过AI实现自动应变计算的研究。但使用深度学习辅助可变形图像配准,直接或结合CT-FT技术测量应变是可能的研究方向。因此,通过AI提高CT获取应变的准确度和效率将有广阔的临床应用前景。

## 2.2 AI辅助测量心肌应变的临床应用

**2.2.1 疾病诊断** AI辅助测量的心肌应变精确度高、



可重复性强,在心脏功能的评估、疾病的早期筛查与诊断中具有广阔的发展前景。例如心脏淀粉样变性(cardiac amyloidosis, CA)是一种进展较快且预后较差的限制性心肌病,为避免其发展至心力衰竭等不良后果,早期干预治疗尤为重要。COTELLA等<sup>[20]</sup>的研究通过机器学习和人工计算分别获得了CA诊断前和已诊断CA的GLS,结果显示AI检测异常GLS的敏感性较高(CA诊断前82%,已诊断CA 100%),且能够筛查潜在的CA病例。AI还可以用来细化心肌应变的测量,判别并定位心肌纤维化。KOEHLER等<sup>[38]</sup>利用深度学习的自监督方式,从cine-CMR中提取5个关键帧,计算相邻帧之间的应变值,其对心肌纤维化的检测能力比原有的基于CMR-FT测量的单一心肌应变峰值高约30%,有望在未来应用于造影剂过敏、肾功能不全等钆剂延迟强化成像禁忌人群。

此外,相较于人工判断的室壁运动指数,AI计算的GLS对冠心病的预测和COVID-19感染及癌症患者左室功能改变的识别更为精确<sup>[39-41]</sup>。在负荷超声心动图中,EchoGo Core通过CNN自动勾画心内膜轮廓得出的GLS,可提升原有模型判别冠心病的准确度(C-statistic提高9%),是冠心病的独立预测因素<sup>[40]</sup>。且AI计算的GLS规避了室壁运动指数多中心、观察者间的差异,可重复性强,有利于心肌应变在疾病诊断中的临床推广。

**2.2.2 预后评估** 基于AI算法的超声应变分析可用于辅助疾病诊断和预后评估。例如,KARAGODIN等<sup>[39]</sup>利用AI计算了感染新型冠状病毒住院患者的左心室GLS,结果发现该指标与患者死亡率独立相关,提示了AI自动测量超声心动图GLS并指导患者治疗和预后的可行性。

基于AI算法的CMR应变测量同样能够运用于疾病预后与危险分层的分析。BACKHAUS等<sup>[21]</sup>的研究比较了深度学习自动获取的心脏整体纵向、周向和径向应变之间对于急性心梗患者发生主要心脏不良事件(major adverse cardiovascular event, MACE)的预测能力,发现GLS是MACE唯一的独立预测指标;这一发现提示了AI辅助测量CMR应变能够更好地预测急性心梗患者临床结局,并指导心脏治疗。

### 2.3 AI辅助测量心肌应变的优势

心脏影像结果的解读依赖医师的经验,这需要多年的训练,且存在观察者差异<sup>[42]</sup>。同时,心肌应变

的测值可能受供应商和设备型号的影响。FARSALINOS等<sup>[3]</sup>的研究招募了62名健康的志愿者,每名志愿者都由一名操作者在7家制造商生产的超声设备上进行检查,结果发现供应商之间的GLS差异具有统计学意义( $P<0.001$ )。而AI可以准确识别心脏结构,评估心肌运动,并且提取特征,提高应变测量的可重复性,有望建立统一的心脏功能指标。

此外,AI自动测量心肌应变可以节约时间,这为疾病的筛查提供了新的可能。KAWAKAMI等<sup>[26]</sup>的研究表明AI评估超声GLS的计算时间[每位患者平均时间为 $(0.5\pm0.1)$  min]明显短于医师评估超声GLS的计算时间[每位患者平均时间为 $(4.5\pm1.6)$  min]( $P<0.001$ )。

### 2.4 AI辅助测量心肌应变的限制与挑战

目前阻碍AI的深度学习和应用的主要障碍在于缺乏大样本的数据集。由于当下对模AI辅助测量应变的研究仍然停留在单中心背景下的模型建立,以及对单一场景准确性的验证,往往缺乏多中心、不同类型人群中的验证。例如,NARULA等<sup>[43]</sup>开发了一个利用心脏超声GLS数据,自动区分肥厚性心肌病和生理性肥大的AI模型。他们从内部数据库中选取了窦性心律的77例生理性心肌肥大患者和62例肥厚型心肌病患者进行10折交叉验证。每一次验证时,训练集和验证集的样本量均较小,且没有外部验证。

尽管AI能够为患者带来优质高效的服务,但是随着AI的高速发展,一系列伦理问题的出现仍然需要引起重视。根据世界卫生组织发布的《医疗卫生中人工智能的伦理治理》<sup>[44-45]</sup>,AI在医疗卫生中的应用伦理问题包括患者隐私保护问题以及医疗责任划分等问题。在AI模型的建立与验证过程中,大量的患者数据被投入使用,以提高AI模型的敏感性以及特异性;然而,这种对数据的大量需求增加了牺牲患者隐私的风险。同时,当由AI介入的病例出现医疗纠纷时,医疗损伤的溯源,以及主要由AI判别失误导致的案例的责任划分问题仍然需要新的法律法规规范。

## 3 小结

心肌应变可用于心脏疾病的早期诊断、危险分层、预后评估,并指导治疗方式的选择,但因应变测

量对操作者经验要求高且存在观察者间差异,尚未在临床实践中普及。AI技术通过自动应变计算和图像质量评估等方式,可以提高应变分析的效率、准确性及可重复性,这将为心肌应变在临床上的广泛应用提供帮助。然而目前的AI模型缺乏多中心大样本的验证,其可靠性和普适性还需要进一步的临床研究证实。

#### 利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

#### 作者贡献/Authors' Contributions

李昕欣、边懿泽负责选题设计、文献收集、论文撰写与修改;赵航、姜萌确定选题并指导论文修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

LI Xinxin and BIAN Yize were responsible for topic selection, literature collection, paper writing and revision; ZHAO Hang and JIANG Meng determined the topic selection and guided the paper revision. All the authors have read the last version of paper and consented for submission.

- Received: 2024-01-19
- Accepted: 2024-03-06
- Published online: 2024-06-28

#### 参 · 考 · 文 · 献

- [1] PURWOWIYOTO S L, HALOMOAN R. Highlighting the role of global longitudinal strain assessment in valvular heart disease[J]. *Egypt Heart J*, 2022, 74(1): 46.
- [2] THAVENDIRANATHAN P, POULIN F, LIM K D, et al. Use of myocardial strain imaging by echocardiography for the early detection of cardiotoxicity in patients during and after cancer chemotherapy: a systematic review[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2014, 63(25 Pt A): 2751-2768.
- [3] FARSALINOS K E, DARABAN A M, ÜNLÜ S, et al. Head-to-head comparison of global longitudinal strain measurements among nine different vendors: the EACVI/ASE inter-vendor comparison study[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 2015, 28(10): 1171-1181, e2.
- [4] NEGISHI K, LUCAS S, NEGISHI T, et al. What is the primary source of discordance in strain measurement between vendors: imaging or analysis? [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2013, 39(4): 714-720.
- [5] GHADIMI S, AUGER D A, FENG X, et al. Fully-automated global and segmental strain analysis of DENSE cardiovascular magnetic resonance using deep learning for segmentation and phase unwrapping[J]. *J Cardiovasc Magn Reson*, 2021, 23(1): 20.
- [6] SALTE I M, ØSTVIK A, SMISTAD E, et al. Artificial intelligence for automatic measurement of left ventricular strain in echocardiography[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2021, 14(10): 1918-1928.
- [7] MIRSKY I, PARMELEY W W. Assessment of passive elastic stiffness for isolated heart muscle and the intact heart[J]. *Circ Res*, 1973, 33(2): 233-243.
- [8] SENGUPTA P P, NARULA J. Cardiac strain as a universal biomarker: interpreting the sounds of uneasy heart muscle cells[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2014, 7(5): 534-536.
- [9] ERNANDE L, THIBAUT H, BERGEROT C, et al. Systolic myocardial dysfunction in patients with type 2 diabetes mellitus: identification at MR imaging with cine displacement encoding with stimulated echoes[J]. *Radiology*, 2012, 265(2): 402-409.
- [10] NIU J Q, ZENG M, WANG Y, et al. Sensitive marker for evaluation of hypertensive heart disease: extracellular volume and myocardial strain[J]. *BMC Cardiovasc Disord*, 2020, 20(1): 292.
- [11] AARSAETHER E, RÖSNER A, STRAUMBOTN E, et al. Peak longitudinal strain most accurately reflects myocardial segmental viability following acute myocardial infarction: an experimental study in open-chest pigs[J]. *Cardiovasc Ultrasound*, 2012, 10: 23.
- [12] MANGION K, MCCOMB C, AUGER D A, et al. Magnetic resonance imaging of myocardial strain after acute ST-segment-elevation myocardial infarction: a systematic review[J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2017, 10(8): e006498.
- [13] HELM R H, BYRNE M, HELM P A, et al. Three-dimensional mapping of optimal left ventricular pacing site for cardiac resynchronization[J]. *Circulation*, 2007, 115(8): 953-961.
- [14] LIM P, BUAKHAMSRI A, POPOVIC Z B, et al. Longitudinal strain delay index by speckle tracking imaging: a new marker of response to cardiac resynchronization therapy[J]. *Circulation*, 2008, 118(11): 1130-1137.
- [15] DENG L. Artificial intelligence in the rising wave of deep learning: the historical path and future outlook[perspectives][J]. *IEEE Signal Process Mag*, 2018, 35(1): 180,173-177.
- [16] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [17] RONG G G, MENDEZ A, BOU ASSI E, et al. Artificial intelligence in healthcare: review and prediction case studies[J]. *Engineering*, 2020, 6(3): 291-301.
- [18] HSIAO H C W, CHEN S H F, TSAI J J P. Deep learning for risk analysis of specific cardiovascular diseases using environmental data and outpatient records[C/OL]//2016 IEEE 16th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), Taichung, Taiwan, China. IEEE, 2016: 369-372[2023-12-19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7790013>.
- [19] UPTON R, MUMITH A, BEQIRI A, et al. Automated echocardiographic detection of severe coronary artery disease using artificial intelligence[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2022, 15(5): 715-727.
- [20] COTELLA J I, SLIVNICK J A, SANDERSON E, et al. Artificial intelligence based left ventricular ejection fraction and global longitudinal strain in cardiac amyloidosis[J]. *Echocardiography*, 2023, 40(3): 188-195.
- [21] BACKHAUS S J, ALDEHAYAT H, KOWALLICK J T, et al. Artificial intelligence fully automated myocardial strain quantification for risk stratification following acute myocardial infarction[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 12220.
- [22] HEIMDAL A, STØYLEN A, TORP H, et al. Real-time strain rate imaging of the left ventricle by ultrasound[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 1998, 11(11): 1013-1019.
- [23] PIRAT B, KHOURY D S, HARTLEY C J, et al. A novel feature-tracking echocardiographic method for the quantitation of regional myocardial function: validation in an animal model of ischemia-reperfusion[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2008, 51(6): 651-659.
- [24] MOR-AVI V, LANG R M, BADANO L P, et al. Current and evolving echocardiographic techniques for the quantitative evaluation of cardiac mechanics: ASE/EAE consensus statement on methodology and indications endorsed by the Japanese Society of Echocardiography[J]. *Eur J Echocardiogr*, 2011, 12(3): 167-205.

- [25] PÉREZ DE ISLA L, BALCONES D V, FERNÁNDEZ-GOLFÍN C, et al. Three-dimensional-wall motion tracking: a new and faster tool for myocardial strain assessment: comparison with two-dimensional-wall motion tracking[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 2009, 22(4): 325-330.
- [26] 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.
- [27] EVAÏN E, SUN Y Y, FARAZ K, et al. Motion estimation by deep learning in 2D echocardiography: synthetic dataset and validation[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(8): 1911-1924.
- [28] LIU S, BOSE, AHMED A, et al. Artificial intelligence-based assessment of indices of right ventricular function[J]. *J Cardiothorac Vasc Anesth*, 2020, 34(10): 2698-2702.
- [29] HUANG K C, HUANG C S, SU M Y, et al. Artificial intelligence aids cardiac image quality assessment for improving precision in strain measurements[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2021, 14(2): 335-345.
- [30] SCATTEIA A, BARITUSSIO A, BUCCIARELLI-DUCCI C. Strain imaging using cardiac magnetic resonance[J]. *Heart Fail Rev*, 2017, 22(4): 465-476.
- [31] AXEL L, MONTILLO A, KIM D. Tagged magnetic resonance imaging of the heart: a survey[J]. *Med Image Anal*, 2005, 9(4): 376-393.
- [32] ZERHOUNI E A, PARISH D M, ROGERS W J, et al. Human heart: tagging with MR imaging— a method for noninvasive assessment of myocardial motion[J]. *Radiology*, 1988, 169(1): 59-63.
- [33] CLAUS P, OMAR A M S, PEDRIZZETTI G, et al. Tissue tracking technology for assessing cardiac mechanics: principles, normal values, and clinical applications[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2015, 8(12): 1444-1460.
- [34] GRÖSCHEL J, KUHN J, VIEZZER D, et al. Comparison of manual and artificial intelligence based quantification of myocardial strain by feature tracking: a cardiovascular MR study in health and disease[J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(2): 1003-1015.
- [35] CHENG N N, BONAZZOLA R, RAVIKUMAR N, et al. A generative framework for predicting myocardial strain from cine-cardiac magnetic resonance imaging[C]//Annual Conference on Medical Image Understanding and Analysis. Cham: Springer, 2022: 482-493.
- [36] MISKINYTE E, BUCIUS P, ERLEY J, et al. Assessment of global longitudinal and circumferential strain using computed tomography feature tracking: intra-individual comparison with CMR feature tracking and myocardial tagging in patients with severe aortic stenosis[J]. *J Clin Med*, 2019, 8(9): 1423.
- [37] WONG K C, TEE M, CHEN M, et al. Regional infarction identification from cardiac CT images: a computer-aided biomechanical approach[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2016, 11(9): 1573-1583.
- [38] KOEHLER S, KUHM J, HUFFAKER T, et al. Artificial intelligence to derive aligned strain in cine CMR to detect patients with myocardial fibrosis: an open and scrutinizable approach[J]. *Res Sq*, 2024. DOI: 10.21203/rs.3.rs-3785677/v1.
- [39] KARAGODIN I, CARVALHO SINGULANE C, WOODWARD G M, et al. Echocardiographic correlates of in-hospital death in patients with acute COVID-19 infection: the world alliance societies of echocardiography (WASE-COVID) study[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 2021, 34(8): 819-830.
- [40] O'DRISCOLL J M, HAWKES W, BEQIRI A, et al. Left ventricular assessment with artificial intelligence increases the diagnostic accuracy of stress echocardiography[J]. *Eur Heart J Open*, 2022, 2(5): oeac059.
- [41] AKERMAN A, BERNARD L, DESCHAMPS T, et al. Automated contouring of non-contrast echocardiograms result in similar estimates of left ventricular function to manually contoured contrast-enhanced images in chemotherapy patients[J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2022, 23(Suppl 1): jeab289. 013.
- [42] 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.
- [43] NARULA S, SHAMEER K, SALEM OMAR A M, et al. Machine-learning algorithms to automate morphological and functional assessments in 2D echocardiography[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2016, 68(21): 2287-2295.
- [44] World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health[M]. Geneva: World Health Organization, 2021.
- [45] 魏冰芮, 薛鹏, 江宇, 等. 世界卫生组织《医疗卫生中人工智能的伦理治理》指南及对中国的启示[J]. *中华医学杂志*, 2022, 102(12): 833-837.
- KUI B R, XUE P, JIANG Y, et al. World Health Organization guidance *Ethical and Governance of Artificial Intelligence for Health* and implications for China[J]. *National Medical Journal of China*, 2022, 102(12): 833-837.

[本文编辑] 张慧俊