

人工智能在心脏多模态影像中的应用

余妙如¹ 张德富¹ 曾伟¹ 盛媛媛¹ 罗舒榆¹ 彭贵娟¹ 林小璇¹ 郭影¹ 林雪媛¹ 刘莹莹¹

[摘要] 人工智能(artificial intelligence, AI)在医疗领域的应用正在逐渐发展壮大。通过多种模态影像数据分析可以帮助医生提高诊断效率,减少劳动强度,以及打破医疗的时空限制等。机器学习是人工智能主要技术之一,它可以从大型数据库中自主提取信息,目前在心血管系统多模态影像中已有许多的研究和应用。本文综述 AI 在超声心动图、多层螺旋计算机体层摄影术、心脏磁共振、单光子发射计算机断层显像等多模态心脏影像中的研究现状、挑战及未来展望。

[关键词] 心血管系统;人工智能;多模态影像;机器学习

DOI:10.13201/j.issn.1001-1439.2023.12.005

[中图分类号] R541.6 **[文献标志码]** A

Advances in the application of artificial intelligence in multimodality cardiac imaging

YU Miaoru ZHANG Defu ZENG Wei SHENG Yuanyuan LUO Shuyu PENG Guijuan
LIN Xiaoxuan GUO Ying LIN Xueyuan LIU Yingying

(Department of Ultrasound, The Second Clinical Medical College, Jinan University, Shenzhen People's Hospital, Shenzhen, Guangdong, 518020, China)

Corresponding author: LIU Yingying, E-mail:yingyingliu@ext.jnu.edu.cn

Abstract The application of Artificial Intelligence(AI) in the medical field is gradually developing. Multimodal image data analysis can help doctors improve diagnostic efficiency, reduce labor intensity, and break the time and space limitations of medical treatment. Machine learning is one of the main technologies of AI, which can autonomously extract information from large databases. At present, there are many researches and applications in multimodal images of cardiovascular system. This paper summarizes the current research status, challenges, and future prospects of AI in multimodality cardiac imaging, including echocardiography, multislice spiral computed tomography, cardiac magnetic resonance, and single photon emission computed tomography(SPECT).

Key words cardiovascular system; artificial intelligence; multimodality imaging; machine learning

心血管疾病(cardiovascular diseases, CVD)已成为导致全球和我国居民死亡的主要原因。《中国心血管健康与疾病报告 2020》显示我国现患 CVD 人数约为 3.3 亿^[1]。目前临床上用于评估心脏结构和功能的医学影像学技术包括超声心动图、多层螺旋计算机体层摄影术(multislice spiral CT, MSCT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)和单光子发射计算机断层显像(single photon emission computed tomography, SPECT)等,在心血管疾病诊疗中发挥关键作用。然而,人工判读影像数据,工作量大,检查结果主观性较强,依赖医师的经验。而随着算力提高和算法改进,医学影像人工智能(artificial intelligence, AI)的开发和应用为解决这一问题带来希望。本文对 AI 在心脏多模态影像的相关研究及应用进行了综述。

¹暨南大学第二临床医学院(深圳市人民医院)超声科(广东深圳, 518020)

通信作者:刘莹莹, E-mail:yingyingliu@ext.jnu.edu.cn

1 AI 概述

AI 技术是结合计算机科学、统计学、数学的一门新型学科。通过对数据挖掘,使 AI 模型模仿人类意识和思维。AI 包括机器学习(machine learning, ML)、计算机视觉(computer vision, CV)、自然语言处理(natural language processing, NLP)等^[2]。深度学习(deep learning, DL)是 ML 的一个分支,目前已经成为 AI 模型开发的主流。DL 模型又可分为深度神经网络(deep neural network, DNN),卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)等;在医学影像领域,目前 CNN 为主流模型。它克服了传统 ML(如决策树、随机森林或支持向量机)计算能力有限,在大样本数据上表现欠佳的问题,可以从复杂的数据中自主学习到有效信息^[3]。传统机器学习与 DL 网络的医学影像数据示例及应用流程,见图 1。

引用本文:余妙如,张德富,曾伟,等.人工智能在心脏多模态影像中的应用[J].临床心血管病杂志,2023,39(12):922-929. DOI:10.13201/j.issn.1001-1439.2023.12.005.

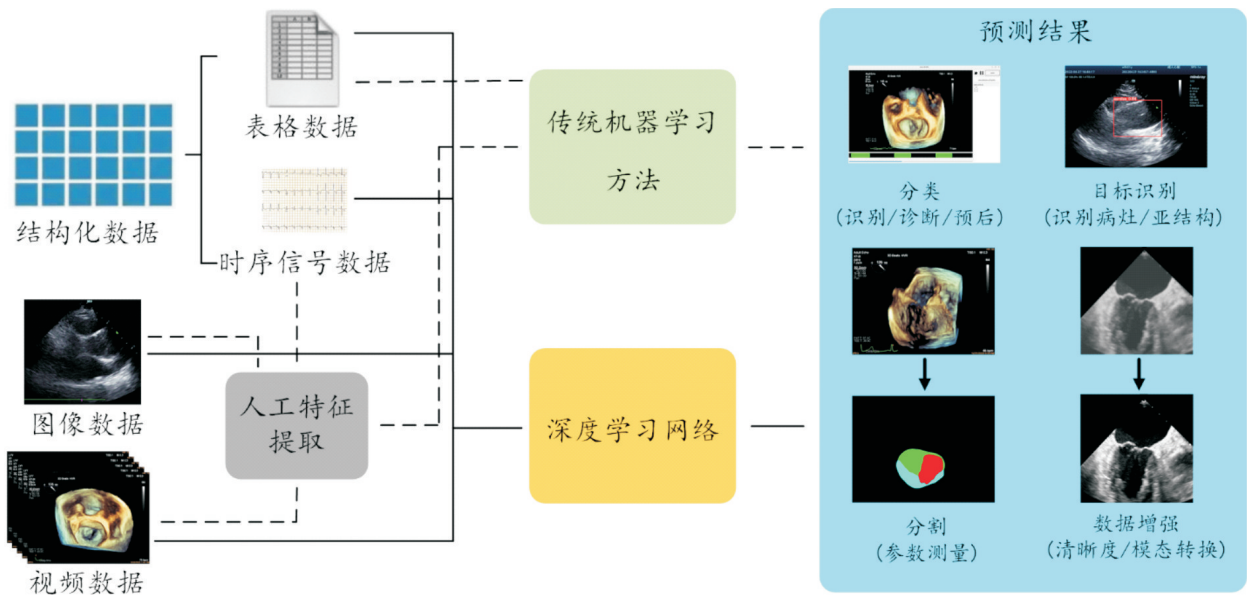


图 1 传统机器学习与 DL 网络的数据示例及应用流程

Figure 1 Data example and application process of traditional machine learning and DL network

2 AI 在超声心动图的应用

超声心动图是心脏疾病最常用的影像学方法,可以实时、动态观察心脏结构和功能,无电离辐射,成本较低。但其仍存在一定的局限性,如图像采集工作量大,临床上超声心动图检查程序冗长(通常超过 20 min);切面图像采集对于新手难度高,操作具有主观性,图像采集质量取决于操作员的经验;临床上对超声心动图医师的要求很高,且不同医师对于图像的解读差异性大,标准化程度低等。AI 可有效地克服以上局限,克服对专家经验的依赖,提供一个端-端系统(用户只需要输入影像数据,可得到唯一确定输出)。在超声心动图领域的研究主要分为图像采集及图像分析两部分,见图 2,以实现超声心动图的智能化采集与诊断,如图像标准化、视图识别、疾病检测等。

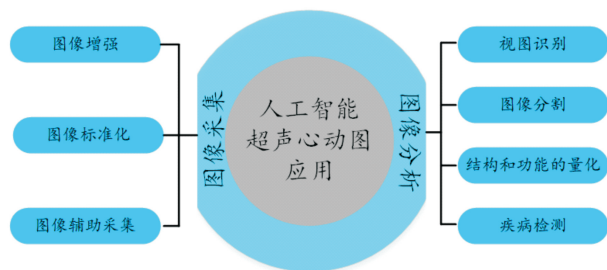


图 2 AI 在超声心动图的应用

Figure 2 Application of AI in echocardiography

2.1 AI 辅助图像采集

AI 辅助图像采集可实现超声心动图图像增强、图像采集标准化或辅助采集图像等。在医学教

育具有广阔的前景,因为可以识别采集的非标准视图并指导如何移动探头,帮助初级医师快速建立专业知识,获得有诊断价值的图像。随着 AI 应用于床旁超声,可提高急诊科医师以及医疗资源不足地区的医师对超声设备的利用率。

Abdi 等^[4]使用卷积神经网络模型基于 6 916 张收缩末期心尖四腔图像,开发了一种图像质量自动评估模型。该模型与专家手动评分之间的平均绝对误差为 0.71 ± 0.58 ,这表明 AI 可以在图像采集期间提供实时质量反馈。Diller 等^[5]利用基于自编码器对先天性心脏病患者的图像去噪和去除伪影,结果显著改善了所有亚组的图像质量。Narang 等^[6]研发的商用软件 Caption Health,可以引导新手在临床资源有限时采集图像,以快速评估左心室大小和功能、右心室大小以及是否存在心包积液。Schneider 等^[7]应用该软件对 19 名无操作经验的一年级医学生进行了测试,实验结果表明其平均获取了 86%、68%、58% 的心尖四腔、心尖两腔和胸骨旁长轴具有诊断价值的图像。同时,还可以根据获取的图像自动计算出与专家一致的左心室射血分数(left ventricular ejection fraction, LVEF)。

2.2 AI 辅助图像分析

AI 辅助图像分析主要可分为方面,分别为:①视图识别;②图像分割;③结构和功能的量化;④疾病检测及管理^[3,8]。

在视图识别中,根据 ASE 指南^[10]建议完整的常规经胸超声心动图检查有 27 个视图,而且有多种的模式,包括 B 型、M 型、频谱多普勒超声、彩色多普勒等。众多的视图使得视图识别成为超声智能化实现的基础和前提。近几年,出现了许多基于

二维或多普勒超声心动图的 AI 视图识别模型^[8], 为在临床环境中实现快速自动图像识别及分类创造机会。Azarmehr 等^[9]构建 CNN 模型对心脏 14 个视图进行分类, 与之前的分类模型相比, 该模型速度更快, 并达到相同的准确性。Zhu 等^[10]构建 CNN 模型-EchoV Net 以自动识别造影和常规超声心动图的 4 个视图, 准确性分别达到 99.1% 和 99.5%。

图像自动分割是实现准确测量和诊断疾病的关键。然而, 这是一项具有挑战性的任务。首先, 超声图像往往有多个结构, 因此需要识别真正的感兴趣区。其二, 超声成像产生的伪影和噪声使得结构的边界不清晰。近年来, AI 在超声心动图自动分割的研究越来越丰富, 包括心室、心房^[11-12]及瓣膜^[13]等。早期, Leclerc 等^[14]在大型公开数据集对 500 例患者心尖四腔及心尖两腔切面的舒张末期及收缩末期左心室实现自动分割, 这为精确和全自动分析 2D 超声心动图图像打开了大门。Diller 等^[15]首次将 CNN 应用于大动脉转位心房水平调转术后或矫正型大动脉转位患者心室的分割, 与专家相比, U-Net 架构模型正确识别所有患者的心室, 并取得了较高的性能, Dice 系数 0.79~0.88, 这表明了 AI 在复杂先天性心脏病的诊断潜力。目前 AI 能够很好地自动分割左心室, 但它们通常难以分割右心室。Diller 等^[16]训练 DL 模型来分割肺动脉高压患者的右心室, 同时使用 cox 比例风险模型评估 DL 参数预测全因死亡率的能力, 结果 AI 诊断肺动脉高压的准确性和敏感性分别为 97.6%

和 100%, 右室面积变化分数和右心房面积是预后的独立危险因素。Xu 等^[17]在胎儿超声心动图心尖四腔切面准确分割包括心房、心室在内的七个重要的解剖结构, Dice 系数达到 0.827。Andreassen 等^[18]通过 U-Net 模型对 3D 经食管超声心动图二尖瓣环进行全自动分割, 显著减少了人工描记所耗时间, 并提高了测量的准确性和可重复性。因此, AI 可以实现对心脏关键解剖结构的准确自动分割, 但目前大多数模型需要大量的训练数据及人工标注, 而且研究集中于正常的心脏解剖结构, 缺少对异常结构分割的研究。

结构和功能的量化是临床上常用的诊断方式。超声医生往往通过手动测量心脏结构的大小、容积, 测量结果往往具有很大的观察者间差异。目前, 已经有许多算法^[19]实现心腔大小和容积的智能测量(图 3)。Zhang 等^[8]率先采用 U-Net 模型分割各个心腔, 然后计算左房、左室的容积、质量、左室射血分数和纵向应变。Ouyang 等^[20]构建了基于视频的 CNN 模型—EchoNet-Dynamic, 该模型预测 EF 的平均绝对误差为 4.1%, 对射血分数减低型心力衰竭诊断的 AUC 为 0.97, 表明模型可以快速识别 EF 的细微变化, 比人工测量重复性好。成人超声心动图数据训练的人工智能模型可能不适用于儿童。Reddy 等^[21]使用 DL 基于 4 467 个儿童心脏超声视频数据, 开发了 EchoNet-Peds, 它对左心室分割和 LVEF 的测量表现出与专家一致的水平。

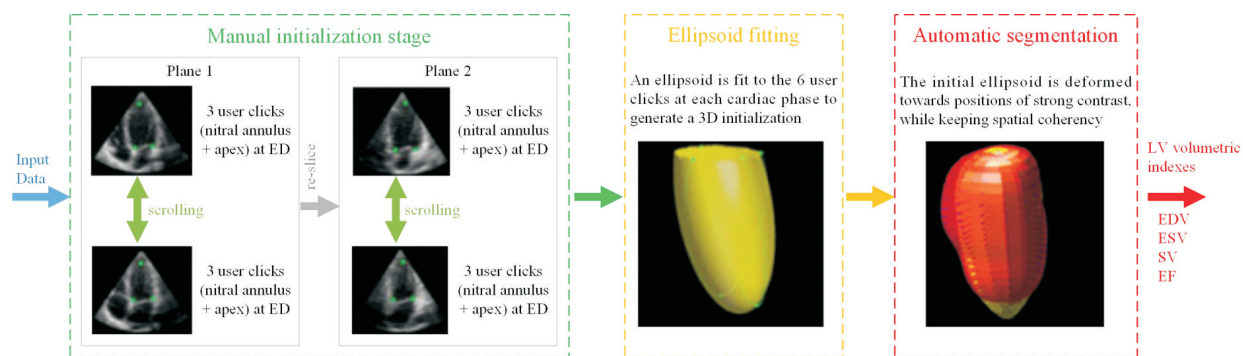


图 3 自动分割算法的数据流程^[19]

Figure 3 Data flow of automatic segmentation algorithm

疾病诊断及治疗是超声心动图 AI 的一大主流。DL 算法可以从原始图像和超声参数中诊断常见的心脏病, 如冠心病^[22], 左心室肥厚^[23]及心脏瓣膜病^[24]等。其中, Duffy 等^[25]使用 DL 技术自动测量左心室室壁厚度, 并对左室壁肥厚的病因进行预测。Edwards 等^[26]利用机器学习模型, 在经胸超声心动图上识别二尖瓣反流, 测试精度达到 0.86。此外, AI 在心脏瓣膜疾病诊断与危险分层、心脏瓣膜疾病介入治疗术前规划、术中引导、疗效评估与

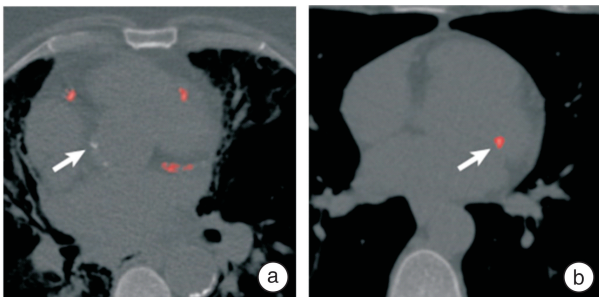
预后分析中同样发挥重要的作用^[27,29]。Zweck 等^[30]开发一种基于 ML 的经导管二尖瓣修复术患者 1 年死亡率风险分层工具, 最终模型评分的曲线下面积为 0.783 (95% CI: 0.716~0.849), 高于现有评分的曲线下面积 0.721 (95% CI: 0.63~0.811) 和 0.657 (95% CI: 0.536~0.778)。Biaggi 等^[31]使用 3D 经食管超声心动图和 X 线融合 AI 软件自动评估 138 例的接受 TAVR 的重度主动脉瓣狭窄患者主动脉瓣环的大小, 研究发现, AI 可快速

评估主动脉根部解剖结构,直观调整最佳 C 臂角度。Faletra 等^[32]介绍了超声心动图-X 线融合成像技术在二尖瓣介入手术 Mitraclip 的作用,包括房间隔穿刺定位、左心房内导航、确定导管尖端和房间隔之间的距离、输送系统与瓣膜平面的角度以及在透视下定位反流束的起源等。

3 AI 在多层螺旋计算机体层摄影术的应用

多层螺旋计算机体层摄影术在心血管疾病诊断中是一种常用的检查方法。其中冠状动脉 CT 血管造影 (coronary-computed tomographic angiography, CTA) 由于具有扫描速度快、分辨力高等优点^[33],已成为无创评估冠状动脉解剖的有力手段。它能够精确定量阻塞性和非阻塞性动脉粥样硬化斑块。然而,对于血管造影的结果解释,不同医师存在很大的偏差^[34]。目前,AI 辅助 CTA 诊断越来越广泛地得到应用,主要包括冠状动脉钙化积分 (coronary artery calcium scores, CACS)、冠状动脉狭窄和斑块分析、冠状动脉 CT 血流储备分数 (CT fraction flow reserve, CTFRR)^[35]。

CACS 可以预测冠状动脉粥样硬化的程度及其临床风险。Agatston 钙化积分是使用最广泛的,它基于非增强 CT 扫描,但需要人工区分冠脉钙化与其他部位的钙化。最近的一些研究关注了 AI 在冠状动脉钙化积分中的应用,包括冠状动脉钙化积分自动化计算系统的开发和验证、非门控胸部 CT 钙化积分自动化检测的验证及预后价值^[36,37]。Mu 等^[38]提出了一种可基于 CTA 图像自动量化 CACS 深度学习的方法,该方法与非增强 CT 之间具有较强的相关性 ($r=0.96$) 及风险分类的一致性均较高。Martin 等^[39]使用 ResNet 模型首先分割心脏结构,如冠状动脉、主动脉、主动脉瓣和二尖瓣,接着识别冠脉钙化的体素,灵敏度达到 93.2% (图 4)。由此可见,AI 基于 CT 图像可以准确评估 CACS,对预测心血管不良事件有重要价值。



a: DL 模型智能识别主动脉钙化,确保主动脉的钙化不包含在冠状动脉钙化积分计算中(箭头)。b: 在该例中,算法错误地将二尖瓣钙化识别为冠状动脉钙化。

图 4 基于 DL 的自动冠状动脉钙化积分^[39]

Figure 4 Automatic coronary artery calcification integration based on DL

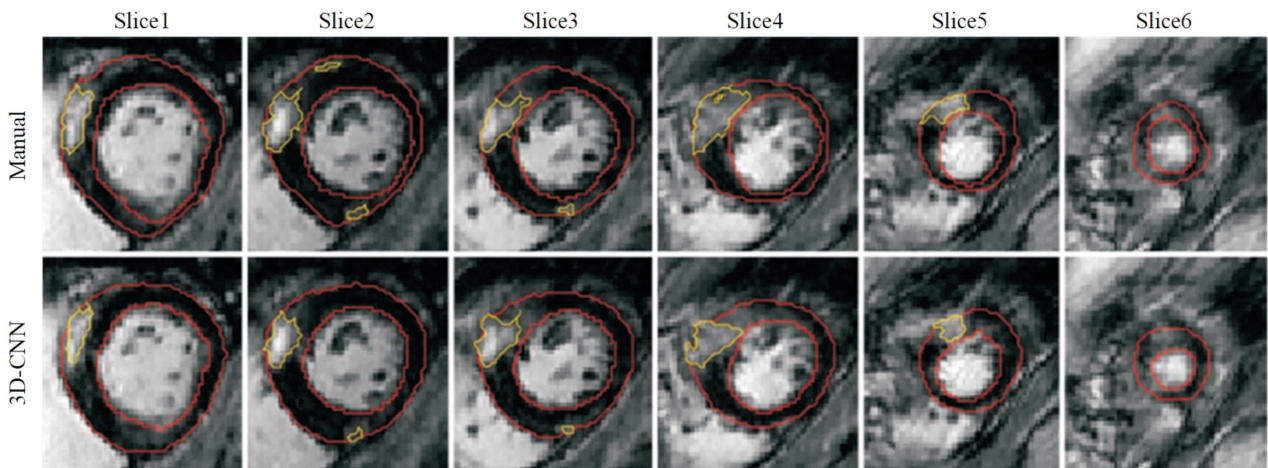
AlAref 等^[40]基于 XGBoost 通过分析临床信息和 CACS,评估冠脉的狭窄程度及斑块性质,建立预测冠心病的诊断模型。实验结果表明,ML-CACS 的诊断效能是最佳的,AUC 为 0.881。由此看来,ML 模型能够基于 CTA 图像准确预测冠心病,有助于指导疾病管理。基于影像组学的研究近些年来也在广泛展开。相比于传统临床及影像特征,影像组学特征能提供更多肉眼看不到的细微信息,斑块影像组学特征有助于更精准地识别高危斑块特征^[41]。

血流储备分数 (fraction flow reserve, FFR) 指在冠状动脉狭窄情况下,这支血管所供给的心肌区域可以获得的最大血流量和这个区域理论上正常情况下所能获得的最大血流量的比值,能反映冠脉狭窄导致心肌缺血的程度。AI 辅助 CTFRR 使其发挥出更大的诊断和预后评估潜力^[42,43]。其中,Qiao 等^[44]比较了 ML 计算的 CTFRR 值与有创冠状动脉造影以及 CTA 检查对疑似冠心病患者治疗决策和患者结局的影响,结果 $FFR_{CT} \leq 0.80$ 与不良心脏事件相关 ($HR 6.84, P < 0.001$),与冠状动脉造影以及 CTA 相比具有更好的预后价值。

4 AI 在心脏磁共振的应用

心脏 MRI 常被用来评估心功能参数及诊断心血管疾病,被誉为评估心脏结构与功能的“金标准”。心脏 MRI 的缺点是成像时间长,需要很长时间来采集图像。AI 辅助心脏 MRI 的应用包括:① 加快图像采集和后处理;② 分割心脏 2D 电影和钆延迟强化 (late gadolinium enhancement, LGE) 图像,甚至是 3D 图像以实现心脏疾病诊断如心肌纤维化、肥厚型心肌病 (hypertrophic cardiomyopathy, HCM) 等。

MRI 检查时间长是阻碍其在临床广泛应用的一大难题。此外,为了获得心血管磁共振检查指南推荐的标准视图,MRI 对采集图像的医师专业水平要求较高。近几年研究^[45]证明 DL 技术在图像重建方面表现出优越的性能。Sandino 等^[46]提出了基于 DL 的扩展线圈灵敏度模型 DL-ESPIRiT,它解决了已有的 DL 模型感官视野的限制。此外,它还提出了一种 CNN 架构,并将其集成到 DL-ESPIRiT 中,以增强动态图像重建的时空学习,这缩短了心脏平扫电影重建时间,并提高了图像质量。Fotaki 等^[47]创新性提出了多尺度变分自编码器,以辅助卷积神经网络加速三维全心脏成像平衡-稳态自动进动序列的重建,同时减少流量和非共振伪影。



LGE 图像上正常心肌(红色)和瘢痕(黄色)的人工(顶行)和三维卷积神经网络(3D CNN)(底行)分割结果。该患者瘢痕体积的人工和自动测量分别为 15.3 cm^3 和 12.3 cm^3 , Dice 系数为 0.77。

图 5 1 例 60 岁男性被诊断肥厚性心肌病的 MRI 图像^[48]

Figure 5 MRI images of a 60 year old male diagnosed with hypertrophic cardiomyopathy

心腔的分割对于定量心腔的容积、室壁的厚度、心肌的质量、室壁的运动和功能是必不可少的第一步。近年来, AI 在心腔自动分割及定量心肌疤痕方面已有相关研究^[49]。其中, Fahmy 等^[48]开发了 U-Net 架构的 3D CNN 模型对 HCM 患者 LGE 图像的心肌疤痕定量分析, 结果 3D CNN 模型不仅分析速度快, 每张图像仅需 0.15 s, 并与人工定量的疤痕体积显示出良好的相关性($r=0.88$, $P<0.01$) (图 5)。左心室最大室壁厚度是 HCM 诊断和危险分层的核心指标, 但人工测量有较大差异, Augusto 等^[50]使用基于拉普拉斯方程的 DL 模型测量 HCM 患者舒张末期最大室壁厚度, 与 11 名专家相比, DL 测量的结果精度更高, 而且重复测量误差和组间差异更小。因此, AI 可以作为一个更精确的工具分割 MRI 影像心脏结构, 帮助疾病诊断及危险分层。但是, 人工智能还需要解决磁共振扫描仪、序列、成像参数不同导致的模型不稳健的问题^[51]。

5 AI 在单光子发射计算机断层显像的应用

单光子发射计算机断层显像通过心肌灌注成像(myocardial perfusion imaging, MPI), 可评估心肌血流灌注情况、预后及风险分层等, 是临床上诊断冠心病的重要方法。目前, AI 在心脏 SPECT 成像中的应用主要有: 图像自动识别及分割、阻塞性冠状动脉疾病(coronary artery disease, CAD)的诊断以及心血管事件的风险评估^[52]。

Zhu 等^[53]通过 3D V-Net 和形状变形模块, 开发并验证了一种识别左心室心肌并自动测量左心室功能参数的新方法。该模型与真实图分割结果具有良好的一致性, 左室心内膜, 心肌和心外膜 Dice 系数分别为 0.9573 ± 0.0244 、 0.9821 ± 0.0137 和 0.9903 ± 0.0041 。MPI 影像的左心室

识别过程中, 二尖瓣平面通常需要手动调整, Betancur 等^[54]开发了使用支持向量机进行自动二尖瓣平面定位的机器学习方法, 减少对用户依赖。

在 CAD 诊断方面, Arsanjani 等^[55]创建了集成临床信息和图像变量的人工智能算法, 其诊断准确性 ($87.3\% \pm 2.1\%$) 甚至高于专家 ($82.1\% \pm 2.2\%$) 或灌注缺损的自动量化软件 ($82.8\% \pm 2.2\%$)。Miller 等^[56]探讨 DL 模型对医师解读 MIP 影像的影响, 使用 CAD-DL 的医师判读的诊断准确性 (AUC 0.779) 显著高于未使用 CAD-DL 的医师判读 (AUC 0.747, $P=0.003$), 这表明 AI 可以辅助医师解读 MIP 影像, 提高冠心病诊断准确性。但这种探索还没有扩展到更复杂的图像分析, 如心脏炎症和肿瘤的 FDG-PET 图像。

近年来, ML 算法在 CAD 的 SPECT 成像的风险评估及预后价值也得到了探索。Hu 等^[57]利用 DL 模型通过 18 个临床变量、9 个负荷试验变量和 28 个 MPI 图像变量预测患者每支冠状动脉的早期血运重建, 为临床选择最合适的治疗方案提供帮助。Mohebi 等^[58]探讨基于 MPI-SPECT 的影像组学特征对经皮冠状动脉介入治疗后 LVEF 的预测能力。实验结果表明, 模型的平均准确率、AUC、灵敏度、特异度、精密度和 F-score 分别为 0.84、0.83、0.75、0.87、0.78 和 0.76。

6 AI 多模态影像应用总结与未来展望

AI 在超声心动图、CT、MRI 等多模态心脏影像中的发挥作用, 包括图像分割、参数定量、疾病诊断等, 文献汇总如表 1 所示。尽管 AI 在心脏医学影像学领域已有诸多突破性研究, 但其临床推广仍面临诸多挑战: ①目前大多数研究是回顾性研究, 很少有前瞻性研究为 AI 在复杂的临床环境中发挥作用提供依据。② AI 模型对数据质量要求高, 而

瓣膜等结构是运动的,更容易受到噪声和伪影的影响。因此,训练数据必须包括各种不同质量的图像来提高模型的泛化性。③ AI 模型具有显著的模型复杂性,使其成为用户无法解释的“黑盒子”。尽管激活图显示了图像的哪些部分被模型分析,模型中间层特征表征的可视化实现了语义信息凝练过

程的跟踪^[59],t-sne 的降维聚类使得高维特征可在二维平面上直观展示,这些技术帮助用户理解算法是如何工作的。但由于模型算法的复杂性,模型原理缺乏严格的数学推导。④ AI 产品行业标准尚需出台;AI 产品应用后的法律责任划分及其伦理问题等为今后重点研究方向。

表 1 文献汇总
 Table 1 Literature Summary

成像方式	文献
超声心动图	
图像采集	Abdi 等 ^[4] ,Diller 等 ^[5] ,Narang 等 ^[6] ,Schneider 等 ^[7]
图像分析	
视图识别	Zhang 等 ^[8] ,Azarmehr 等 ^[9] ,Zhu 等 ^[10]
图像分割	Zhang 等 ^[8] ,Cervantes-Guzmán 等 ^[11] ,Hu 等 ^[12] ,Nedadur 等 ^[13] ,Leclerc 等 ^[14] ,Diller 等 ^[16] ,Xu 等 ^[17] ,Andreassen 等 ^[18]
结构和功能的量化	Zhang 等 ^[8] ,Barbosa 等 ^[19] ,Ouyang 等 ^[20] ,Reddy 等 ^[21]
疾病检测及管理	Zhang 等 ^[8] ,Upton 等 ^[22] ,Xu 等 ^[23] ,Yang 等 ^[24] ,Duffy 等 ^[25] ,Edwards 等 ^[26] ,Franke 等 ^[27] ,谢等 ^[28] ,Namasivayam 等 ^[29] ,Zweck 等 ^[30] ,Biaggi 等 ^[31] ,Faletra 等 ^[32]
多层螺旋计算机体层摄影术	
冠状动脉钙化评分	van 等 ^[36] ,Pieszko 等 ^[37] ,Mu 等 ^[38] ,Martin 等 ^[39]
冠脉狭窄和斑块分析	Lanzafame 等 ^[35] ,AlAref 等 ^[40] ,Kolossváry 等 ^[41]
冠状动脉 CT 血流储备分数	van 等 ^[42] ,Qiao 等 ^[43] ,Qiao 等 ^[44]
心脏磁共振	
图像采集和后处理	Argentiero 等 ^[45] ,Sandino 等 ^[46] ,Fotaki 等 ^[47]
疾病诊断及危险分层	Fahmy 等 ^[48] ,Augusto 等 ^[50] ,刘等 ^[51] ,Slomka 等 ^[49]
单光子发射计算机断层显像	
图像自动识别及分割	Motwani 等 ^[52] ,Zhu 等 ^[53] ,Betancur 等 ^[54] ,
阻塞性冠状动脉疾病诊断	Motwani 等 ^[52] ,Arsanjani 等 ^[55] ,Miller 等 ^[56]
心血管事件的风险评估	Motwani 等 ^[52] ,Hu 等 ^[57] ,Mohebi 等 ^[58]

但 AI 在心脏多模态影像的应用已经成为时代的选择,随着 AI 的发展和现代化数字医院的建设,AI 与大数据分析融合将进一步拓宽影像技术的临床需求和应用前景。AI 将代替医师进行一些繁杂的工作,提高医师的诊疗效率,促使心血管疾病诊治的快速进步。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

[1] 王增武,胡盛寿.《中国心血管健康与疾病报告 2020》要点解读[J]. 中国心血管杂志,2021,(3):209-218.
 [2] 谢稳,姚泽阳,邱海龙,等. 人工智能在先天性心脏病学中的应用[J]. 中国胸心血管外科临床杂志,2020,27(03):343-353.
 [3] Barrios JP,Tison GH. Advancing cardiovascular medicine with machine learning: Progress, potential, and perspective[J]. Cell Rep Med,2022,3(12):100869.
 [4] Abdi AH,Luong C,Tsang T, et al. Automatic quality assessment of echocardiograms using convolutional

neural networks: feasibility on the apical four-chamber view[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36 (6): 1221-1230.
 [5] Diller GP,Lammers AE,Babu-Narayan S, et al. Denoising and artefact removal for transthoracic echocardiographic imaging in congenital heart disease: utility of diagnosis specific deep learning algorithms[J]. Int J Cardiovasc Imaging,2019,35(12):2189-2196.
 [6] 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.
 [7] Schneider M,Bartko P,Geller W, et al. A machine learning algorithm supports ultrasound-naïve novices in the acquisition of diagnostic echocardiography loops and provides accurate estimation of LVEF[J]. Int J Cardiovasc Imaging,2021,37(2):577-586.
 [8] Zhang J,Gajjala S,Agrawal P, et al. Fully automated echocardiogram interpretation in clinical practice[J].

- Circulation, 2018, 138(16):1623-1635.
- [9] Azarmehr N, Ye X, Howard JP, et al. Neural architecture search of echocardiography view classifiers[J]. J Med Imaging(Bellingham), 2021, 8(3):034002.
- [10] Zhu Y, Ma J, Zhang Z, et al. Automatic view classification of contrast and non-contrast echocardiography[J]. Front Cardiovasc Med, 2022, 9:989091.
- [11] Cervantes-Guzmán A, McPherson K, Olveres J, et al. Robust cardiac segmentation corrected with heuristics[J]. PLoS One, 2023, 18(10):e0293560.
- [12] Hu J, Olaisen SH, Smistad E, et al. Automated 2-D and 3-D left atrial volume measurements using deep learning[J]. Ultrasound Med Biol, 2023, 11:110.
- [13] Nedadur R, Wang B, Tsang W. Artificial intelligence for the echocardiographic assessment of valvular heart disease[J]. Heart, 2022, 108(20):1592-1599.
- [14] 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.
- [15] Diller GP, Babu-Narayan S, Li W, et al. Utility of machine learning algorithms in assessing patients with a systemic right ventricle[J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2019, 20(8):925-931.
- [16] Diller GP, Benesch Vidal ML, Kempny A, et al. A framework of deep learning networks provides expert-level accuracy for the detection and prognostication of pulmonary arterial hypertension[J]. Eur Heart J Cardiovasc Imaging, 2022, 23(11):1447-1456.
- [17] Xu L, Liu M, Shen Z, et al. DW-Net: A cascaded convolutional neural network for apical four-chamber view segmentation in fetal echocardiography[J]. Comput Med Imaging Graph, 2020, 80:101690.
- [18] Andreassen BS, Veronesi F, Gerard O, et al. Mitral annulus segmentation using deep learning in 3-D Transesophageal Echocardiography[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(4):994-1003.
- [19] Barbosa D, Heyde B, Dietenbeck T, et al. Quantification of left ventricular volume and global function using a fast automated segmentation tool: validation in a clinical setting[J]. Int J Cardiovasc Imaging, 2013, 29(2):309-316.
- [20] 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.
- [21] Reddy CD, Lopez L, Ouyang D, et al. Video-based deep learning for automated assessment of left ventricular ejection fraction in pediatric patients[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2023, 36(5):482-489.
- [22] 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.
- [23] Xu Z, Yu F, Zhang B, et al. Intelligent diagnosis of left ventricular hypertrophy using transthoracic echocardiography videos[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2022, 226:107182.
- [24] Yang F, Chen X, Lin X, et al. Automated analysis of doppler echocardiographic videos as a screening tool for valvular heart diseases[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2022, 15(4):551-563.
- [25] Duffy G, Cheng PP, Yuan N, et al. High-throughput precision phenotyping of left ventricular hypertrophy with cardiovascular deep learning[J]. JAMA Cardiol, 2022, 7(4):386-395.
- [26] Edwards LA, Feng F, Iqbal M, et al. Machine learning for pediatric echocardiographic mitral regurgitation detection[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2023, 36(1):96-104. e104.
- [27] Franke B, Schlieff A, Walczak L, et al. Comparison of hemodynamics in biological surgical aortic valve replacement and transcatheter aortic valve implantation: An in-silico study[J]. Artif Organs, 2023, 47(2):352-360.
- [28] 谢明星. 医学影像人工智能在心脏瓣膜疾病介入诊疗中的应用[J]. 临床心血管病杂志, 2022, 38(12):929-933, 940.
- [29] Namasivayam M, Myers PD, Gutttag JV, et al. Predicting outcomes in patients with aortic stenosis using machine learning: the Aortic Stenosis Risk (ASterisk) score[J]. Open Heart, 2022, 9(1):110.
- [30] Zweck E, Spieker M, Horn P, et al. Machine learning identifies clinical parameters to predict mortality in patients undergoing transcatheter mitral valve repair[J]. JACC Cardiovasc Interv, 2021, 14(18):2027-2036.
- [31] 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. e511.
- [32] 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.
- [33] Blaha MJ, Cainzos-Achirica M. Coronary CT angiography in new-onset stable chest pain: time for U. S. Guidelines to Be NICEr[J]. J Am Coll Cardiol, 2019, 73(8):903-905.
- [34] Joshi M, Melo DP, Ouyang D, et al. Current and future applications of artificial intelligence in cardiac CT[J]. Curr Cardiol Rep, 2023, 25(3):109-117.
- [35] Lanzafame LRM, Bucolo GM, Muscogiuri G, et al. Artificial intelligence in cardiovascular CT and MR imaging[J]. Life(Basel), 2023, 13(2):507.
- [36] van Velzen SGM, Lessmann N, Velthuis BK, et al. Deep learning for automatic calcium scoring in CT: validation using multiple cardiac CT and chest CT

- protocols[J]. *Radiology*, 2020, 295(1): 66-79.
- [37] Pieszko K, Shanbhag A, Killekar A, et al. Deep learning of coronary calcium scores from PET/CT attenuation maps accurately predicts adverse cardiovascular events[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2023, 16(5): 675-687.
- [38] Mu D, Bai J, Chen W, et al. Calcium scoring at coronary CT angiography using deep learning[J]. *Radiology*, 2022, 302(2): 309-316.
- [39] Martin SS, van Assen M, Rapaka S, et al. Evaluation of a Deep Learning-Based Automated CT Coronary Artery Calcium Scoring Algorithm[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2020, 13(2 Pt 1): 524-526.
- [40] AlAref SJ, Maliakal G, Singh G, et al. Machine learning of clinical variables and coronary artery calcium scoring for the prediction of obstructive coronary artery disease on coronary computed tomography angiography: analysis from the CONFIRM registry[J]. *Eur Heart J*, 2020, 41(3): 359-367.
- [41] Kolossváry M, Park J, Bang JJ, et al. Identification of invasive and radionuclide imaging markers of coronary plaque vulnerability using radiomic analysis of coronary computed tomography angiography [J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2019, 20(11): 1250-1258.
- [42] van Assen M, Muscogiuri G, Caruso D, et al. Artificial intelligence in cardiac radiology[J]. *Radiol Med*, 2020, 125(11): 1186-1199.
- [43] Qiao HY, Tang CX, Schoepf UJ, et al. One-year outcomes of CCTA alone versus machine learning-based FFRCT for coronary artery disease: a single-center, prospective study[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(8): 5179-5188.
- [44] Qiao HY, Tang CX, Schoepf UJ, et al. Impact of machine learning-based coronary computed tomography angiography fractional flow reserve on treatment decisions and clinical outcomes in patients with suspected coronary artery disease[J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(11): 5841-5851.
- [45] Argentiero A, Muscogiuri G, Rabbat MG, et al. The applications of artificial intelligence in cardiovascular magnetic resonance—; a comprehensive review [J]. *J Clin Med*, 2022, 11(10): 2866.
- [46] Sandino CM, Lai P, Vasanaawala SS, et al. Accelerating cardiac cine MRI using a deep learning-based ESPIRiT reconstruction[J]. *Magn Reson Med*, 2021, 85(1): 152-167.
- [47] Fotaki A, Fuin N, Nordio G, et al. Accelerating 3D Mtc-Boost in patients with congenital heart disease using a joint multi-scale variational neural network reconstruction[J]. *Magn Reson Imaging*, 2022, 92: 120-132.
- [48] Fahmy AS, Neisius U, Chan RH, et al. Three-dimensional deep convolutional neural networks for automated myocardial scar quantification in hypertrophic cardiomyopathy: a multicenter multivendor study[J]. *Radiology*, 2020, 294(1): 52-60.
- [49] Slomka PJ, Dey D, Sitek A, et al. Cardiac imaging: working towards fully-automated machine analysis & interpretation[J]. *Expert Rev Med Devices*, 2017, 14(3): 197-212.
- [50] Augusto JB, Davies RH, Bhuvana AN, et al. Diagnosis and risk stratification in hypertrophic cardiomyopathy using machine learning wall thickness measurement: a comparison with human test-retest performance[J]. *Lancet Digit Health*, 2021, 3(1): e20-e28.
- [51] 刘亚男, 赵瑞峰. 人工智能在心血管影像中的应用进展[J]. *磁共振成像*, 2021, 12(7): 114-116+124.
- [52] Motwani M. 2022 Artificial intelligence primer for the nuclear cardiologist[J]. *J Nucl Cardiol*, 2022; 12: 120.
- [53] Zhu F, Li L, Zhao J, et al. A new method incorporating deep learning with shape priors for left ventricular segmentation in myocardial perfusion SPECT images [J]. *Comput Biol Med*, 2023, 160: 106954.
- [54] Betancur J, Rubeaux M, Fuchs TA, et al. Automatic valve plane localization in myocardial perfusion SPECT/CT by machine learning: anatomic and clinical validation[J]. *J Nucl Med*, 2017, 58(6): 961-967.
- [55] Arsanjani R, Xu Y, Dey D, et al. Improved accuracy of myocardial perfusion SPECT for detection of coronary artery disease by machine learning in a large population[J]. *J Nucl Cardiol*, 2013, 20(4): 553-562.
- [56] Miller RJH, Kuronuma K, Singh A, et al. Explainable deep learning improves physician interpretation of myocardial perfusion imaging[J]. *J Nucl Med*, 2022, 63(11): 1768-1774.
- [57] Hu LH, Betancur J, Sharir T, et al. Machine learning predicts per-vessel early coronary revascularization after fast myocardial perfusion SPECT: results from multicentre REFINE SPECT registry[J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2020, 21(5): 549-559.
- [58] Mohebi M, Amini M, Alemzadeh-Ansari MJ, et al. Post-revascularization ejection fraction prediction for patients undergoing percutaneous coronary intervention based on myocardial perfusion SPECT imaging radiomics: a preliminary machine learning study[J]. *J Digital Imaging*, 2023, 36(4): 1348-1363.
- [59] Gu B, Sidhu S, Weinreb RN, et al. Review of visualization approaches in deep learning models of glaucoma [J]. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila)*, 2023, 12(4): 392-401.