

论著·临床研究

基于影像组学特征预测左室射血分数的可行性研究

刘启明, 卢启帆, 柴烨子, 姜 萌[#], 卜 军[#]

上海交通大学医学院附属仁济医院心内科, 上海 200127

[摘要] **目的**·评估使用心脏磁共振 (cardiac magnetic resonance, CMR) 短轴电影图像提取的3D影像组学特征用于预测左室射血分数 (left ventricular ejection fraction, LVEF) 这一方法的可行性。**方法**·纳入2018年1月至2021年12月期间就诊于上海交通大学医学院附属仁济医院心内科的左室肥厚 (left ventricular hypertrophy, LVH) 患者共100例, 及同时期健康对照 (health control, HC) 受试者100例, 在心内科医师及放射科医师共同监督下完成CMR检查。随后由心内科医师手动勾画心内膜及心外膜并完成对入组人员心功能及形态学的测量与记录, 主要包括LVEF、左心室舒张末期容积 (left ventricular end-diastolic volume, LVEDV)、左心室舒张末期心肌质量 (left ventricular end-diastolic mass, LVEDM)。通过Pyradiomics包提取CMR-cine序列心肌3D影像组学特征并使用相关系数与K-best方法进行特征筛选与排序。构建线性回归 (linear regression, LR)、随机森林 (random forest, RF) 及梯度增强 (gradient boost, Gb) 3种机器学习回归模型, 使用影像组学特征对LVEF进行预测, 并与基于临床信息及CMR参数的LVEF预测结果进行比较。**结果**·在临床指标方面, LVH组与HC组之间LVEDV、LVEDM差异均有统计学意义 ($P<0.05$)。通过提取心肌3D影像组学特征, 获得10项特征并用于测试集样本LVEF预测。当所选特征为7项时, RF回归模型获得最佳表现, 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 为 0.066 ± 0.002 , 显著低于其他2种方法 ($P<0.001$); 对于RF回归模型, 基于临床信息与舒张末期CMR参数的LVEF预测结果显示, 结合影像组学信息与CMR参数的模型 (MAE= 0.056 ± 0.001) 效果最佳, 并显著优于单用影像组学 (MAE= 0.066 ± 0.002) 或单用CMR参数 (MAE= 0.060 ± 0.001) 的模型表现 ($P<0.05$)。**结论**·影像组学特征用于LVEF预测具有一定的可行性, 并且将影像组学信息与CMR参数结合, 可以进一步提升模型预测准确率。

[关键词] 心脏磁共振; 影像组学; 左室肥厚; 电影序列

[DOI] 10.3969/j.issn.1674-8115.2023.09.010 **[中图分类号]** R542.2 **[文献标志码]** A

Radiomics-based left ventricular ejection fraction prediction: a feasibility study

LIU Qiming, LU Qifan, CHAI Yezi, JIANG Meng[#], PU Jun[#]

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

[Abstract] **Objective**·To assess the feasibility of using 3D imaging features extracted from cardiac magnetic resonance (CMR) short-axis cine images to predict left ventricular ejection fraction (LVEF). **Methods**·A total of 100 left ventricular hypertrophy (LVH) patients who visited the Department of Cardiology, Renji Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine from January 2018 to December 2021, as well as 100 healthy control (HC) subjects during the same period, were included. All subjects completed CMR examinations under the supervision of experienced cardiologists and radiologists. The endocardial and epicardial contours were then manually delineated by cardiologists. Measurements of cardiac function and morphology were completed and data was recorded, including LVEF, left ventricular end-diastolic volume (LVEDV), and left ventricular end-diastolic mass (LVEDM). Myocardial 3D radiomic features of CMR-cine sequences were extracted by the Pyradiomics package, and selected and sorted by using correlation coefficient and K-best method. The LVEF prediction was performed with linear

[基金项目] 国家自然科学基金 (81971570); 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项目 (SHDC2020CR2025B); 上海市科学技术委员会医学创新研究专项 (20Y11910500); 上海市科学技术委员会优秀技术带头人计划 (21XD143210); 上海交通大学医学院“双百人”项目 (20172014); 上海市浦东新区卫生和计划生育委员会联合攻关项目 (PW2018D-03); 上海交通大学“交大之星”计划医工交叉研究基金 (YG2019ZDA13); 上海理工大学医工交叉研究基金 (10-20-302-425)。

[作者简介] 刘启明 (1996—), 男, 硕士生; 电子信箱: 090503liu@sjtu.edu.cn。

[通信作者] 姜 萌, 电子信箱: jiangmeng0919@163.com。卜 军, 电子信箱: pujun310@hotmail.com。[#]为共同通信作者。

[Funding Information] National Natural Science Foundation of China (81971570); Shanghai Shengkang Hospital Development Center Three-year Action Plan: Promoting Clinical Skills and Innovation in Municipal Hospital (SHDC2020CR2025B); Innovation Research Project of Shanghai Science and Technology Commission (20Y11910500); Advanced Technology Leader of the Shanghai Science and Technology Commission (21XD143210); “Two-hundred Talents” Program of Shanghai Jiao Tong University School of Medicine (20172014); Shanghai Pudong Municipal Health Commission-Joint Research Project (PW2018D-03); Medical-Engineering Cross Research of Shanghai Jiao Tong University (YG2019ZDA13); Medical-Engineering Cross Research of University of Shanghai for Science and Technology (10-20-302-425)。

[Corresponding Author] JIANG Meng, E-mail: jiangmeng0919@163.com. PU Jun, E-mail: pujun310@hotmail.com.[#]Co-corresponding authors.

regression (LR), random forest (RF) and gradient boost (GB) methods. Results were also compared with LVEF prediction based on clinical information and CMR parameters. **Results**·In terms of clinical indicators, there were significant differences between the LVH and HC groups, such as LVEDV and LVEDM (all $P<0.05$); after extracting 3D radiomic features, the top 10 features were selected for further analysis. LR regression model, GB regression model and RF regression model were constructed for predicting the LVEF, and RF regression models showed the best results with seven features, in which the mean absolute error (MAE) was 0.066 ± 0.002 . Further comparison results showed that the model using radiomic information with CMR parameters (MAE= 0.056 ± 0.001) had the best performance and it was significantly better than the model using radiomic features (MAE= 0.066 ± 0.002) or CMR parameters (MAE= 0.060 ± 0.001) alone (both $P<0.05$). **Conclusion**·The use of radiomic features for LVEF prediction has certain feasibility, and combining radiomic features with CMR parameters can further improve the prediction accuracy of the model.

[Key words] cardiac magnetic resonance (CMR); radiomics; left ventricular hypertrophy; cine sequence

左室射血分数 (left ventricular ejection fraction, LVEF) 作为评估心功能的一项重要指标, 在疾病诊断、患者用药及预后评估等多方面均有重要价值^[1-2]。目前获取LVEF的主要方式包括超声心动图 (echocardiography, ECG)^[3] 与心脏磁共振 (cardiac magnetic resonance, CMR)^[4], 其中 ECG 因高性价比及高普及率目前在临床上最常应用^[5], 但是基于 ECG 的 LVEF 多采用 2D 图像直接进行计算, 结果因操作者熟练度及图像采集习惯等因素, 常导致观察者内与观察者间出现一定的差异^[6]。CMR 作为目前无创心脏形态与功能检查的金标准, 虽然普及率较低, 但是在评估结果准确性及可重复性方面表现更佳^[7]。其他心脏影像学检查, 例如胸部 CT 等虽然仪器配备有心电门控, 但采集过程中仍缺少时间轴信息, 难以直接计算射血分数; 即使部分研究使用了 CT 电影序列, 仍存在放射剂量较高的问题^[8]。

左室肥厚 (left ventricular hypertrophy, LVH) 作为心内科患者中常见的一种临床表现, 较为常见的病因为肥厚性心肌病与高血压性心肌肥厚^[9-11]。这2类疾病患者早期往往表现为 LVEF 较高。然而随着疾病进展, 部分患者会发生心脏重构与失代偿, 并在 LVEF 方面也有所体现 (主要呈现下降趋势)。因此 LVEF 的准确评估对患者预后与病程进展的评估也有重要辅助作用^[12]。

如前所述, CMR 作为无创心肌形态与功能检查的金标准, 在 LVEF 评估方面较为准确, 然而 CMR 的图像采集往往受到多方面因素的影响。除了常见的运动伪影^[13]、卷褶伪影^[14]外, 收缩期血流速度快导致局部磁场均一性较差的磁敏感伪影在射血分数亢进的患者中也常出现^[15]。该血流伪影常集中

在收缩期心脏基底层附近 (主要由于该处靠近流出道, 血流速度较快), 而在舒张末期则因为血流速度较为平缓而通常影响较小, 图像质量更好^[16]。基底段心内膜、心外膜的勾画对 LVEF 测量的准确性影响也较大。本研究希望基于 CMR 短轴 cine 序列舒张末期心肌 3D 影像组学特征, 对心脏整体射血分数进行估算。该研究有望为 CMR 影像中可能出现的问题提供新的解决思路^[17-18], 还有助于从组织形态、纹理特征 (熵、能量等) 方面理解射血分数与心肌组织间的联系。

1 对象与方法

1.1 研究对象与分组

纳入 2018 年 1 月至 2021 年 12 月期间就诊于上海交通大学医学院附属仁济医院心内科的 LVH 患者 100 例。按照 1:1 比例从同时期在该医院完成 CMR 检查的健康人群数据库 (包括临床试验招募的健康志愿者、在心内科就诊时进行了 CMR 检查但排除相应病史、没有心脏疾病明确诊断的人群) 中获取性别、年龄匹配的健康对照 (health control, HC) 100 例。收集 LVH 患者及 HC 人群的性别、年龄、身高及体质量等信息。

LVH 患者入组标准: 超声心动图显示 LVH (舒张末期最大室壁厚度 >11 mm, 男性左室心肌质量指数 >115 g/m² 或女性左室心肌质量指数 >95 g/m²)^[19]。LVH 患者排除标准: ① 年龄 <18 岁或 >70 岁。② 明确存在其他系统性疾病造成的心脏累及。③ 纽约心脏病学会 (New York Heart Association, NYHA) 心功能分级 IV 级。④ 存在磁共振禁忌证 (妊娠、肾功能

不全、幽闭恐惧症)。⑤ 图像质量不佳或采集过程中因呼吸导致的影像错位严重。

HC 人群入组标准：既往无心脏相关病史，并且相关检查（心电图、心脏彩超及CMR）均未发现心肌肥厚、心功能异常等表现。

训练组和测试组样本根据训练数据样本数：测试数据样本数=7:3的比例进行划分。训练组用于模型训练及参数调整，测试组数据用于结果评估。

1.2 CMR图像采集

磁共振检查均在3.0 T CMR扫描仪（Ingenia, Philips, 荷兰）上，由具有3年以上CMR扫描经验的放射科医师完成。图像采集过程中采用呼吸门控及心电图门控。Cine序列参数为：采集视野（300~340）mm×（300~340）mm，空间分辨率（0.875~1.000）mm×（0.875~1.000）mm，层厚7 mm，层间距7~10 mm，重复时间3.0 ms，回波时间1.5 ms，反转角45°，1个心动周期内的图像帧数为30。

1.3 图像后处理及资料整理

图像及临床数据经过匿名化处理。图像数据测量由心内科医师在CMR后处理软件Circle Cardiovascular Imaging（版本5.13，加拿大）上完成。测量参数包括LVEF、左心室舒张末期容积（left ventricular end-diastolic volume, LVEDV）和左心室舒张末期质量（left ventricular end-diastolic mass, LVEDM）；同时通过临床数据中的体表面积（body surface area, BSA）对LVEDV、LVEDM进行校正，得到左心室舒张末期容积指数（LVEDV/BSA）及左心室舒张末期质量指数（LVEDM/BSA）。

1.4 影像组学特征提取及筛选

影像组学图像预处理依照图像生物标志物标准化倡议（image biomarker standardisation initiative, IBSI）^[20]的要求进行：① 重采样。将图像重采样至1.0 mm×1.0 mm×1.0 mm体素大小以实现体素空间各向同性。② 标准化。将图像灰度值标准化至0~255，随后将灰度值离散化至带宽为16。本研究通过Pyradiomics包提取形态、纹理及小波影像组学特征^[21]。

影像组学特征筛选：① 计算特征之间的Pearson相关系数（ ρ ），将 $\rho>0.8$ 的特征定义为具有高度相似性而移除。② 使用基于互信息的K-best算法筛选最有价值的10项影像组学特征（如果不足10项，则全部进行分析）。

1.5 机器学习模型设计

采用线性回归（linear regression, LR）、随机森林（random forest, RF）及梯度提升（gradient boost, GB）3种回归算法，将影像组学特征输入回归模型进行训练，以实现LVEF的评估。模型训练采取5折交叉验证法，选择最优模型参数重新在整个训练集数据上训练并获得最终模型。最终模型结果在测试集数据上测试并进行评估。考虑到机器学习模型随机初始化的情况，模型验证过程重复10次。机器学习算法由scikit-learn包（版本1.2.1）完成^[22]。

1.6 统计学分析

采用SPSS软件（版本26.0）及python工具（版本3.7.10）进行数据处理及统计学分析。使用Shapiro-Wilk检验进行正态性检验。符合正态分布的定量资料用 $\bar{x}\pm s$ 表示，不符合正态分布的定量资料用 $M(Q_1, Q_3)$ 表示。使用独立样本 t 检验、Mann-Whitney U 非参数秩和检验比较2组间差异。定性资料用 $n(\%)$ 表示，采用 χ^2 检验进行比较。机器学习部分交叉验证结果均采用 $\bar{x}\pm s$ 表示。 $P<0.05$ 表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 LVH患者与HC人群临床信息及CMR参数指标比较

LVH组与HC组人口学资料及CMR参数资料见表1。2组人群在性别、年龄等方面差异均无统计学意义（均 $P>0.05$ ），LVH组人群体质量较HC组高（ $P=0.014$ ）。在CMR参数方面，LVH组人群LVEDM、LVEDM/BSA、LVEDV、LVEDV/BSA均较HC组显著升高（均 $P<0.05$ ）。

2.2 影像组学特征提取及筛选情况

通过Pyradiomics包处理后，总共提取了1316个

表1 LVH组与HC组的临床信息与CMR指标比较

Tab 1 Comparison of clinical data and CMR-derived parameters between the LVH group and HC group

Indicator	Total (n=200)	HC group (n=100)	LVH group (n=100)	P value
Demographic information				
Age/year	53 (36, 62)	53 (36, 62)	53 (36, 63)	0.562
Male/n(%)	143 (71.5)	71 (71.0)	72 (72.0)	0.876
Weight/kg	72 (63, 80)	70±14	75 (65, 81)	0.014
Height/cm	170 (163, 175)	169±10	169±8	0.793
BMI/(kg·m ⁻²)	24.7 (22.3, 27.1)	24.2±3.5	26.0±4.0	0.000
BSA/m ²	1.80±0.22	1.77±0.22	1.84 (1.70, 1.94)	0.051
CMR parameter				
LVEF/%	65.1 (59.1, 70.2)	65.3±7.0	65.3 (55.2, 71.0)	0.336
LVEDV/mL	127.3 (107.1, 158.2)	125.7±34.7	134.8 (117.0, 167.8)	0.000
LVEDV/BSA/(mL·m ⁻²)	101.7 (80.1, 135.5)	70.2±14.2	75.9 (65.2, 91.8)	0.000
LVEDM/g	72.2 (62.7, 83.7)	83.7±24.0	134.1 (105.5, 175.6)	0.000
LVEDM/BSA/(g·m ⁻²)	55.5 (46.7, 71.9)	46.6±9.6	72.0 (59.5, 89.2)	0.000

Note: BMI—body mass index.

舒张末期心肌3D影像组学特征, 包括形态特征14项、小波特征744项、纹理特征558项。经过Pearson相关系数分析并筛选后, 剩余特征99项; 通过基于互信息的K-best算法对99项特征进行排序并用前选择前10项于后续分析。

2.3 不同模型使用影像组学特征预测LVEF的效果

通过构建LR、GB和RF 3种机器学习回归模型, 将影像组学特征输入模型并预测LVEF。结果显示RF回归算法在输入前7项特征时, 模型表现的预测效果最佳, 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 为0.066±0.002, 较LR及GB算法显著提升 (均P<0.001)。结果见表2及图1。

表2 不同模型基于7项影像组学特征的LVEF预测表现比较

Tab 2 Comparison of LVEF prediction performance based on 7 radiomic features with different models

Model	MAE	P value ^①
LR	0.075±0.000	0.000
GB	0.072±0.000	0.000
RF	0.066±0.002	-

Note: ^①P value is calculated compared with the RF group.

2.4 RF模型中不同类型特征对LVEF的预测结果

前文已明确了在3种算法中, RF算法具有最佳表现, 故进一步将RF模型用于临床信息与CMR参数及CMR参数合并影像组学特征的LVEF预测。结果显示, CMR特征结合影像组学信息获得了最佳的预测表现 (MAE=0.056±0.001), 与其他各组差异具有统计学意义 (均P<0.05), 结果见表3。

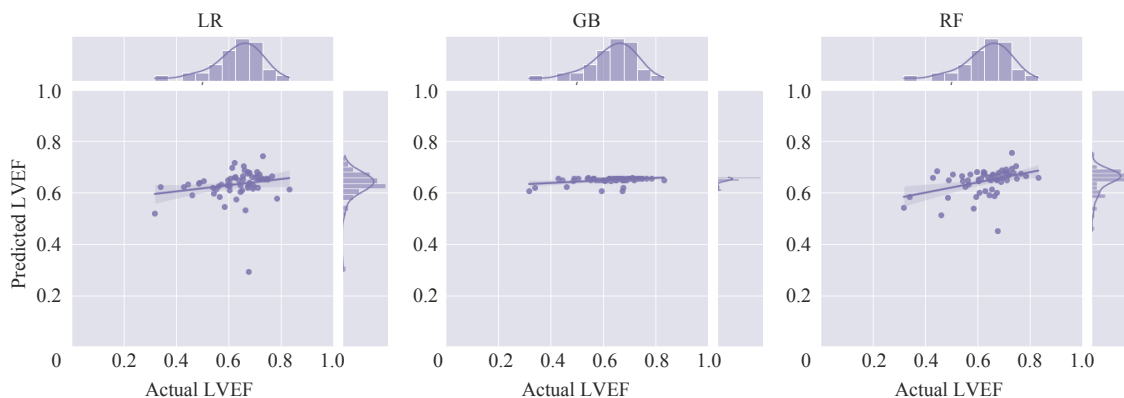


图1 不同模型基于影像组学特征的LVEF预测散点图

Fig 1 Scatter plots for radiomics-based LVEF predictions with different models

表3 基于临床信息及影像组学的LVEF预测表现

Tab 3 LVEF prediction performance based on clinical and radiomic information

Feature group ^①	MAE	P value ^②
Basic information ^③	0.071±0.002	0.000
Radiomics	0.066±0.002	0.000
CMR ^④	0.060±0.001	0.001
CMR+radiomics	0.056±0.001	NA

Note: ^①indicates best radiomics-based model with RF algorithm. ^②P value is calculated compared with the CMR+radiomics group. ^③The clinical data include age, gender, weight, height, BMI and BSA. ^④The CMR parameters include LVEDV, LVEDM, LVEDV/BSA and LVEDM/BSA.

3 讨论

磁共振相比于其他医学成像方式采集时间较长,因此,在CMR采集过程中不可避免地会遇到患者位置改变、屏气不佳等情况,造成伪影,从而影响图像质量^[23]。磁敏感伪影在CMR检查中更是难以避免的一种伪影形式,会在一定程度上影响医师对图像进行手动分割,并对定量参数的获取造成一定的影响。舒张末期及收缩末期图像是基于CMR分析心功能最重要的2个时相,其中舒张末期的图像受到伪影的影响相对较小,因此不论在轮廓勾画还是影像组学特征分析方面都更为合适。

影像组学在近十年来获得了快速的发展,部分原因在于影像组学特征计算具有明确的公式,相比于深度学习方法具有更佳的可解释性^[24]。虽然目前关于影像组学特征是否有对应的生物学意义,学界观点并未统一,但是影像组学方法已广泛运用于医学图像处理与分析领域,并在多种任务中获得了良好的表现^[25-26]。近年来随着深度学习方法的快速发展及其在心血管领域中的应用^[27],深度影像组学方法也在不断被研究与开发,进一步提示影像组学是一项具有潜力的图像分析方法^[28]。本研究并未采用基于深度学习的方法用于图像分割的后续影像组学特征提取,原因包括:①仅使用了舒张末期图像,对于深度学习算法来说,样本量不够大,难以训练大模型并获取较好的分割指标(如dice相似系数)^[29]。②深度学习在小目标(如心尖层)的分割任务中常会出现漏分割的情况,并显著影响3D影像组学特征^[30]。③部分影像组学特征受图像边缘的影响明显,同时,现有的深度学习分割模型中经常会出现分割边缘参差不齐的情况,容易导致组学特征偏离正常范围^[31]。

本研究提出了基于舒张末期心肌3D影像组学预测LVEF的方法。该方法具有以下创新性:①考虑到心肌收缩舒张运动的影响,舒张末期的图像面积相比收缩期占比更大,图像边缘更锐利更清晰,有利于人工勾画左室心肌区域,有助提升组学特征提取的准确性与可重复性。②基于3D模态的影像组学特征从整体的角度考虑了心肌的形态、形状等信息,同时避免了使用2D影像组学信息带来的特征量巨大的问题;且不同患者cine图像层数不同,难以设计一个合适的算法整合具有不同层数图像的患者信息。

本研究还比较了不同回归算法之间的表现。LR为解决回归类问题最基本的方法,RF与GB方法均属于集成算法的范畴。集成算法的优势在于继承了多种弱模型的分类结果,较为准确,并且不会产生偏离训练样本数据的预测数据;相比支持向量机算法(support vector machine, SVM)可有效防止出现异常预测值的可能(如预测LVEF>1)。本研究发现LR与GB方法在预测LVEF方面有所欠缺,均未能很好地展示预测值与真实值之间的关系,RF方法相比之下有所提升。对比不同类型的输入信息(临床信息、CMR参数、影像组学特征),本研究结果显示相比于CMR参数,临床基础信息用于估计LVEF的效果较差,该表现也符合临床实践中通常难以从患者的基础状态对心功能进行评估的表现。本研究还证实了CMR参数结合影像组学特征能获得优于各自独立的预测准确性,为影像组学未来用于临床实际中提供了一定的依据。

本研究仍具有一定的局限性:①仅选择HC与LVH患者2类人群用于模型的训练与验证。如能进一步纳入射血分数明显减退甚至心力衰竭的患者,在多中心、多厂商大数据上进行验证将使本研究有更高的临床应用价值,并且有望拓宽LVEF的分布范围和分布均匀性。②该方法理论上可推广至胸部CT,从方法学角度为胸部CT没有时序信息进而无法计算LVEF提供了一项可行的参考方案。但受限于本研究未能收集到同批次患者的胸部CT图像资料,未能对该方法的普适性和推广性在多模态影像中进行验证。

综上所述,本研究提出了一个基于舒张末期心肌影像组学特征对LVEF进行预测的方法,并在包含200名对象的队列中进行了验证,展示了影像组学方法用于估计射血分数的可行性。本研究在使用CMR参数和影像组学特征预测LVEF时获得了0.056的

MAE 表现, 验证了影像组学与临床信息结合能提升射血分数估计的准确性。

利益冲突声明/Conflict of Interests

本研究不存在利益冲突。

All authors declare no conflict of interest.

伦理批准和知情同意/Ethics Approval and Patient Consent

本研究已通过上海交通大学医学院附属仁济医院伦理委员会批准(伦理审批编号: 20170406J), 并于美国临床试验数据库注册(ID: NCT02941315)。所有受试者均签署知情同意书。

This study was approved by Ethics Committee of Renji Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine (20170406J), and registered in the clinical trials database (<http://clinicaltrials.gov>,

NCT02941315). Informed consent was obtained from all subjects.

作者贡献/Authors' Contributions

姜萌、卜军和刘启明参与研究设计, 刘启明、柴烽子和卢启帆参与数据收集, 刘启明负责数据分析, 刘启明、柴烽子和卢启帆负责文章撰写和修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

JIANG Meng, PU Jun and LIU Qiming participated in research design. LIU Qiming, CHAI Yezi and LU Qifan participated in data collection. LIU Qiming participated in data analysis. LIU Qiming, CHAI Yezi and LU Qifan drafted and revised the manuscript. All the authors have read the last version of paper and consented for submission.

- Received: 2023-03-23
- Accepted: 2023-08-04
- Published online: 2023-09-28

参·考·文·献

- [1] HUYNH K. Heart failure: improvement of LVEF in patients with HF is linked to better prognosis[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2016, 13(9): 505.
- [2] LEWEY J, LEVINE L D, ELOVITZ M A, et al. Importance of early diagnosis in peripartum cardiomyopathy[J]. *Hypertension*, 2020, 75(1): 91-97.
- [3] Lang RM, Badano LP, Mor-Avi V, et al. Recommendations for cardiac chamber quantification by echocardiography in adults: an update from the American Society of Echocardiography and the European Association of Cardiovascular Imaging[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 2015, 28(1): 1-39. e14.
- [4] OMMEN S R, MITAL S, BURKE M A, et al. 2020 AHA/ACC guideline for the diagnosis and treatment of patients with hypertrophic cardiomyopathy: executive summary: a report of the American college of cardiology/American heart association joint committee on clinical practice guidelines[J]. *Circulation*, 2020, 142(25): e533-e557.
- [5] LAVIE C J, HARMON K G. Routine ECG screening of young athletes[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2016, 68(7): 712-714.
- [6] SHIGA T, WAJIMA Z, INOUE T, et al. Survey of observer variation in transesophageal echocardiography: comparison of anesthesiology and cardiology literature[J]. *J Cardiothorac Vasc Anesth*, 2003, 17(4): 430-442.
- [7] IBANEZ B, ALETRAS A H, ARAI A E, et al. Cardiac MRI endpoints in myocardial infarction experimental and clinical trials[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2019, 74(2): 238-256.
- [8] KWAN A C, POURMORTEZA A, STUTMAN D, et al. Next-generation hardware advances in CT: cardiac applications[J]. *Radiology*, 2021, 298(1): 3-17.
- [9] YU X, YAO X X, WU B F, et al. Using deep learning method to identify left ventricular hypertrophy on echocardiography[J]. *Int J Cardiovasc Imaging*, 2022, 38(4): 759-769.
- [10] SALIBA L J, MAFFETT S. Hypertensive heart disease and obesity: a review[J]. *Heart Fail Clin*, 2019, 15(4): 509-517.
- [11] GEORGIPOULOS G, FIGLIOZZI S, PATERAS K, et al. Comparison of demographic, clinical, biochemical, and imaging findings in hypertrophic cardiomyopathy prognosis: a network meta-analysis[J]. *JACC Heart Fail*, 2023, 11(1): 30-41.
- [12] FUNADA A, KANZAKI H, NOGUCHI T, et al. Prognostic significance of late gadolinium enhancement quantification in cardiac magnetic resonance imaging of hypertrophic cardiomyopathy with systolic dysfunction[J]. *Heart Vessels*, 2016, 31(5): 758-770.
- [13] LYU Q, SHAN H M, XIE Y B, et al. Cine cardiac MRI motion artifact reduction using a recurrent neural network[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2021, 40(8): 2170-2181.
- [14] LARKMAN D J, HERLIHY A H, COUTTS G A, et al. Elimination of magnetic field foldover artifacts in MR images[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2000, 12(5): 795-797.
- [15] RAJIAH P, KAY F, BOLEN M, et al. Cardiac magnetic resonance in patients with cardiac implantable electronic devices: challenges and solutions[J]. *J Thorac Imaging*, 2020, 35(1): W1-W17.
- [16] FERREIRA P F, GATEHOUSE P D, MOHIADDIN R H, et al. Cardiovascular magnetic resonance artefacts[J]. *J Cardiovasc Magn Reson*, 2013, 15(1): 41.
- [17] GILLIES R J, KINAHAN P E, HRICAK H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. *Radiology*, 2016, 278(2): 563-577.
- [18] LAMBIN P, LEIJENAAR R T H, DEIST T M, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2017, 14(12): 749-762.
- [19] KELLER H, WANGER K C, GOEPFRICH M, et al. Morphological quantification and differentiation of left ventricular hypertrophy in hypertrophic cardiomyopathy and hypertensive heart disease. A two dimensional echocardiographic study[J]. *Eur Heart J*, 1990, 11(1): 65-74.
- [20] ZWANENBURG A, VALLIÈRES M, ABDALAH M A, et al. The image biomarker standardization initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping[J]. *Radiology*, 2020, 295(2): 328-338.
- [21] VAN GRIETHUYSEN J J M, FEDOROV A, PARMAR C, et al. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype[J]. *Cancer Res*, 2017, 77(21): e104-e107.
- [22] PEDREGOSA F, VAROQUAUX G, GRAMFORT A, et al. Scikit-learn: machine learning in python[EB/OL]. (2018-06-05) [2023-03-23]. <https://arxiv.org/abs/1201.0490>.
- [23] BUSTIN A, FUIN N, BOTNAR R M, et al. From compressed-sensing to artificial intelligence-based cardiac MRI reconstruction[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2020, 7: 17.
- [24] VARRIANO G, GUERRIERO P, SANTONE A, et al. Explainability of radiomics through formal methods[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2022, 220: 106824.
- [25] FAHMY A S, ROWIN E J, ARAFATI A, et al. Radiomics and deep learning for myocardial scar screening in hypertrophic cardiomyopathy[J]. *J Cardiovasc Magn Reson*, 2022, 24(1): 40.

- [26] RAISI-ESTABRAGH Z, JAGGI A, GKONTRA P, et al. Cardiac magnetic resonance radiomics reveal differential impact of sex, age, and vascular risk factors on cardiac structure and myocardial tissue[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2021, 8: 763361.
- [27] WANG S, PATEL H, MILLER T, et al. AI based CMR assessment of biventricular function[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2022, 15(3): 413-427.
- [28] ZHENG X Y, YAO Z, HUANG Y N, et al. Deep learning radiomics can predict axillary lymph node status in early-stage breast cancer[J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 1236.
- [29] BERNARD O, LALANDE A, ZOTTI C, et al. Deep learning techniques for automatic MRI cardiac multi-structures segmentation and diagnosis: is the problem solved?[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2018, 37(11): 2514-2525.
- [30] CAMPELLO V M, MARTÍN-ISLA C, IZQUIERDO C, et al. Minimising multi-centre radiomics variability through image normalisation: a pilot study[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 12532.
- [31] PIANTADOSI G, SANSONE M, FUSCO R, et al. Multi-planar 3D breast segmentation in MRI via deep convolutional neural networks[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 103: 101781.

[本文编辑] 崔黎明

“双一流”暨高水平地方高校建设项目

一流学科——药学

紧密对接国家医药产业发展和上海生物医药产业布局，打造新药研究转化和创新策源高地。深化药理学关键技术平台和临床药学创新研究院2个一流创新平台建设，进一步增强学科解决重大生命科学关键问题的能力。布局药物分子精准、中西医融合等新兴交叉方向，推动学科交叉协同发展。锻造教研并重的人才队伍，拓展与国际一流大学战略合作，加大力度培养生物医药产业急需的高层次药学创新人才，加快新药研发，推进新药与创新生物技术的转化体系建设，创新高校与产业的互通协作模式。力争在教育部学科评估中进入A类，为建设健康中国、增进人民健康福祉作出新贡献。

