《**基于超声心动图和CT数据的多模态心力衰竭评估模型**》

**摘要**

慢性心力衰竭已成为21世纪全球性的、严重危害公众健康的不可忽视的疾病之一。越早的发现心力衰竭越有利于病情控制和治疗，准确的评估心力衰竭患者所处的阶段至关重要。心力衰竭的准确诊断需要综合多种模态的数据，但以往的研究多使用单模态的数据，我们构建了一个多模态机器学习模型ECM，用于对心力衰竭阶段进行评估。使用XXX名不同程度心力衰竭患者的超声心动图数据和计算机断层扫描（CT）数据进行训练。在真实验证集上达到了xx%的准确率，优于单模态模型，可以用于辅助医生确诊。

**引言**

心力衰竭是指心脏功能的衰减和不全，以致心脏排血量不足以满足机体代谢需要的—种病理状态或临床综合症[29]，心力衰竭可由各种心血管疾病恶化发展导致。通常我们所说的心力衰竭主要是指慢性心力衰竭，因为慢性心力衰竭不仅发病率高，而且病残率和病死率也很高，是多种心血管疾病的最后归宿和主要杀手。迄今，慢性心力衰竭已成为21世纪全球性的、严重危害公众健康的不可忽视的疾病之一。美国心脏病协会(AHA)根据临床特点，将患者从单纯心血管危险因素发展为心力衰竭，继而发展为难治性终末期心力衰竭，最后死亡的过程分为四个阶段：A期、B期、C期和D期[33]。心力衰竭管理指南指出，不同阶段的治疗方案也不尽相同[26]。心力衰竭只能稳定在某个阶段或者向前发展[27]，越早的发现心力衰竭越有利于治疗和病情控制[36]。尤其是预防从A期到B期，和从B期到C期的发展，对于心力衰竭的治疗至关重要[28]。

**研究现状**

近年来，随着计算机科学技术的快速发展以及人工智能的火热研究，机器学习在医疗领域得到了广泛应用，使医学影像数据得到了充分的利用[14]。[15]Ethics Statement等人使用深度学习对超声心动图进行了分析，准确的识别了起搏器导线的存在（AUC=0.89），左心房扩大(AUC=0.86)，左心室肥大，左心室收缩和舒张末期容积等全身表型以及解释分析。[16]Kenya Kusunose等人提出了一个CNN模型，使用340名患者的17000幅标记图像对其进行训练，将5种超声心动图的视角进行的分类，实现了98.1%的准确率。与Kenya Kusunose等人类似，[17]Ali Madani等人使用t-SNE聚类的方法对15个超声心动图的视角进行了分类，准确率达到了97.8%。对于常见心脏病的诊断，比如高血压型心脏病，心肌病，动脉粥样硬化，心脏瓣膜病，心律不齐[22]，以及心力衰竭等，人工智能都发挥了至关重要的作用。[18]Jinhua Pan等人利用贝叶斯网络研究高血压的相关因素及其相互关系，发现年龄、吸烟、职业、文化水平、BMI、肥胖、饮酒、糖尿病、心肌梗死、冠心病、肾病、中风与高血压直接相关，性别通过饮酒间接与高血压相关。[19]Loureno A等人提出了能够根据患者临床信息和延迟增强心脏磁共振（DE-CMR）自动预测心肌疾病的深度学习神经网络，达到了95%以上的准确率。[20]U R Acharya等人构建了一个11层的卷积神经网络，使用心电图数据来诊断冠状动脉疾病(CAD)，准确率为94.95%，灵敏度93.72%，特异性95%。[21]Chenxi Yang等人对主动脉狭窄（AS）进行分类的研究中，构建了一个二维卷积神经网络（2D-CNN），实现了91%的精确度。

心力衰竭的机器学习研究，目前使用的数据主要为心电图，电子健康记录，以及超声心动图等。[10]U R Acharya等人构建了一个11层的卷积神经网络用于诊断心力衰竭，使用15名充血性心力衰竭（CHF）患者和58名非心力衰竭患者的心电图数据，分成四个数据集对模型进行训练，在四个数据集中的B数据集上实现了98.97%的准确率，98.87%的敏感性和99.01%的特异性。同样根据心电图数据进行心力衰竭的诊断，[23]Mihaela Porumb等人则使用GRAD-CAM技术对预测结果感兴趣的特征部分进行了可视化分析，对机器学习的输出结果进行了非常好的解释。G. Maragatham和Shobana Devi[9]利用电子健康记录中的大量历史信息(EHR)，建立了一个循环神经网络（RNN）模型，用于诊断心力衰竭，测试准确率达到了89.4%。U.Raghavendra等人[8]开发了一个充血性心力衰竭的自动诊断系统，他们对100名患者的超声心动图中截取的300张图像，使用粒子群优化和svm算法提取了十个纹理特征，用这十个特征进行心力衰竭的诊断，在测试集上证明了其所选特征的高精确度，平均准确率，灵敏度和特异性分别为99.33%，98.66%和100%。另外还有许多使用传统机器学习算法进行心力衰竭诊断的研究，但是都没有深度学习效果好，这表明了深度学习的高效性[11-13]。

对于心力衰竭的评估研究。Dengao Li等人[4]用573名患者的心电图数据和临床医学变量数据，使用卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN）开发了一个心力衰竭的分期模型，用来对心力衰竭进行自动分期，该模型将所有患者最终分为5种不同的类别，分别为健康，以及AHA定义的心力衰竭A，B，C和D阶段。测试结果最高准确率达到了97.6%。但是心电图能反应的心力衰竭特征有限，有些结构性变异特征还需要通过超声心动图等数据综合诊断。M Cikes等人[7]验证了利用复杂的超声心动图数据和临床参数的机器学习(ML)算法可用于对心力衰竭(HF)队列进行现象分组，并识别对心脏再同步化治疗有有益反应的患者。该研究使用1106名心力衰竭患者的相关数据，使用多核学习和K均值聚类算法最终将心力衰竭患者分为了4类具有不同临床和超声心动图特征的现象组，每种现象组对应一种治疗方法。该研究的数据预处理过于复杂，超声心动图数据要使用特定的软件人工进行数字化处理后才能使用。另外该方法只能对初始数据集进行分类，对于新增的数据，无法进行预测。[24]G. Guidi等人提出了一种心力衰竭患者临床管理的监测系统，其中一个评估模块采用了随机森林算法，在10倍交叉验证中，对每一类准确性、敏感性和特异性进行了评估。第1类(轻度心力衰竭)的敏感性和特异性为75%和84%，第2类(中度心力衰竭)的敏感性和特异性为67%和80%，第3类(严重心衰)的敏感性和特异性分别为87%和95%。该研究使用的传统的机器学习方法，准确率还有待提高。该模型是所开发系统中的一个模块，这启发我们，我们开发的模型将来也可以作为某医疗系统的一个模块使用。

关于CT数据对心力衰竭诊断的价值研究，[1]Javed Butler等人在计算机断层扫描（CT）与经胸超声心动图(TTE)对心力衰竭患者患者的评估中得出结论，CT在心力衰竭患者的左心室结构和功能评估方面实现了与TTE相当的结果。Waqar Aziz等人[6]分析CT在诊断心力衰竭中的作用后表明，确定疑似心力衰竭患者心室功能异常的首要研究方式仍将是超声心动图，但是CT正在成为临床医生管理心力衰竭患者的一种有价值的辅助手段。另外[2]Liam O’Halloran等人通过一项前瞻性研究，使用国家综合医学成像系统评估了计算机断层肺血管造影（CTPA）作为心力衰竭诊断测试的潜力，最终发现，CTPA在左心室肥大，左心房增大和右心室增大的异常检测方面显示出与心动图相当的能力。以上研究为我们使用超声心动图和CT数据作为模型训练的数据提供了理论依据。

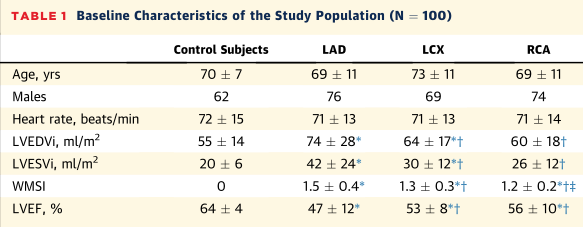
多模态学习是指理解和处理多源模态信息[25]，这种多模态数据集由观察共同现象的不同传感器的数据组成，目标是以互补的方式使用数据来学习复杂的任务[3]。2010年之后，多模态学习开始进入多模态机器学习（MultiModal Machine Learning (MMML))阶段[37]。多模态学习是人工智能发展的必经之路。近年来，多模态学习在医学领域得到了广泛应用[34][35]。心脏病预防、检测和管理指南表明，心力衰竭的诊断需要多种方式的检查，包括ECG,CT,超声心动图，以及一些常规的检查等[26]，这一流程涉及多种模态的数据。使用多模态数据，可以从给定学习任务所考虑的每个模式中提取补充信息，产生更丰富的表示，与仅使用单个模式相比，可以用于产生更高的性能[3]。但是以往的研究多数只使用一种模态的数据，所以我们构建了一个多模态机器学习模型，相比于传统机器学习算法，我们采用更高效的深度学习。根据之前的研究，我们选择使用超声心动图和CT两种模态的数据。

论文的其余部分组织如下：在第3节中，我们介绍了方法，包括数据集以及数据集处理和我们提出的深度学习模型架构。第4节介绍了模型训练的相关细节，第5节介绍了结果，并对结果进行了分析。我们在第6节中总结了我们的工作并强调了未来的研究方向。

**方法**

数据

本研究所使用的数据来自XXX医院，心内科室李主任及其团队收集的患者数据。总数据包括五种类型的数据，分别为CT数据，核磁共振数据（MRI），超声心动图数据，心电图（ECG）数据和电子病历数据。数据库包含xx万多人的医疗数据。本研究中使用的数据为超声心动图数据和CT数据，总共包含1000人。其中心力衰竭A期的250人（男女均衡，年龄>18），心力衰竭B期的250人（男女均衡，年龄>18），心力衰竭C期的250人（男女均衡，年龄>18），心力衰竭D期的250人（男女均衡，年龄>18）。病人年龄在xx-xx之间。病人数据统计见表一。

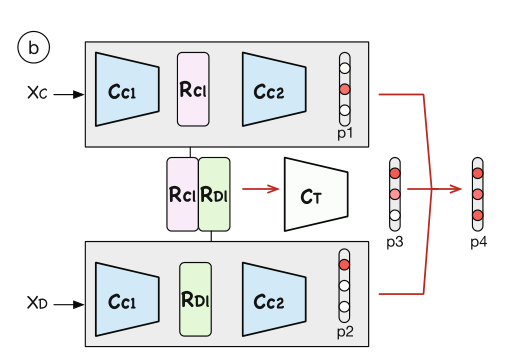
表一

数据处理

超声数据属于视频文件，直接用于机器学习不仅消耗额外资源，而且学习效率太低。本研究中采用视频帧抽取的方法，将每段视频中的舒张中期，舒张末期，收缩末期的帧抽取出来，三张图片作为一个输入组合。对于电子病历中的数据，我们筛选了14个临床医学变量。分别为，年龄，性别，体重，有无高血压，5，6，7，8，9，10，11，12，13，14。CT数据使用的是肺部CT，使用特定软件包转化为jpg格式的图像。方便进行学习。

模型介绍

我们构建了一个多模态机器学习模型ECM，用于对心力衰竭阶段进行自动评估，辅助医生确诊。模型包括两大模块，第一层为模式转化层，在第一个模块中，该层将超声心动图转化为图像模式，抽取其中代表帧，分别为收缩末期，舒张中期和舒张末期。第二个模块第一层将CT数据在CT断层数范围内随机抽取图像。两个模块的第二层均为包含3个残差块的特征提取层，并使用GRAD-CAM（Gradient-weighted Class Activation Mapping）技术对特征进行了可视化分析。最后一层为两大模块的整合，最终输出属于每个阶段的概率。根据图片抽取帧数和CT层数，有三种不同模型，ECM-N3(抽取3帧心动图和3张CT)，ECM-N6（抽取6帧心动图和6张CT)，ECM-NT(使用所有帧和断层)。以上模型均使用1000名不同程度心力衰竭患者的超声心动图数据和计算机断层扫描（CT）数据进行训练。

模型架构图

**实验**

训练

参数，机器，显卡，epochs,batchsize,优化，lr，激活函数，损失函数，交叉验证，

**结果**

结果以及分析：

单纯使用图像数据，

使用超声心动图参数化，

使用所有心动图，

使用心动图视频中的几帧，

特征点热成像图，

大篇幅

**总结**

使用机器学习进行心力衰竭自动评估模型达到了极高的准确率，本系统可以用于第二诊疗意见，辅助医生进行确诊。另外，我们打算在将来开发一个包含多种心脏疾病的诊断的系统，将该模型融合系统中，作为一颗模块使用。

**引用**

[1] Butler J , MD Shapiro, D Jassal, et al. Comparison of Multidetector Computed Tomography and Two-Dimensional Transthoracic Echocardiography for Left Ventricular Assessment in Patients With Heart Failure[J]. American Journal of Cardiology, 2007, 99(2):247-249.

[2] O'Halloran L , O'Brien J . The use of computed tomography pulmonary angiography in the diagnosis of heart failure in the acute setting[J]. Irish Journal of Medical Science, 2020.

[3]D. Ramachandram and G. W. Taylor, "Deep Multimodal Learning: A Survey on Recent Advances and Trends," in IEEE Signal Processing Magazine, vol. 34, no. 6, pp. 96-108, Nov. 2017, doi: 10.1109/MSP.2017.2738401.

[4] Li D , X Li, Zhao J , et al. Automatic staging model of heart failure based on deep learning[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 52(JUL.):77-83.

[5]Universal definition and classification of heart failure: a report of the Heart Failure Society of America, Heart Failure Association of the European Society of Cardiology, Japanese Heart Failure Society and Writing Committee of the Universal Definition of[J]. European Journal of Heart Failure, 2021, 23(3).

[6] Aziz W , Claridge S , Ntalas I , et al. Emerging role of cardiac computed tomography in heart failure[J]. ESC Heart Failure, 2019, 6(5).

[7] Cikes M , Sanchez-Martinez S , Claggett B , et al. Machine learning‐based phenogrouping in heart failure to identify responders to cardiac resynchronization therapy[J]. European Journal of Heart Failure, 2018, 21(1).

[8] Raghavendra U , Acharya U R , Gudigar A , et al. Automated screening of congestive heart failure using variational mode decomposition and texture features extracted from ultrasound images[J]. Neural Computing and Applications, 2017.

[9]Maragatham, G., Devi, S. LSTM Model for Prediction of Heart Failure in Big Data. J Med Syst 43, 111 (2019). https://doi.org/10.1007/s10916-019-1243-3

[10]Deep Convolutional Neural Network for the Automated Diagnosis of Congestive Heart Failure Using ECG Signals[J]. Applied Intelligence, 2018.

[11]Alotaibi F S . Implementation of Machine Learning Model to Predict Heart Failure Disease[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2019, 10(6).

[12] Ali L , Niamat A , Khan J A , et al. An Optimized Stacked Support Vector Machines Based Expert System for the Effective Prediction of Heart Failure[J]. IEEE Access, 2019, 7:54007-54014.

[13] Adler E D , Voors A A , Klein L , et al. Improving risk prediction in heart failure using machine learning[J]. European Journal of Heart Failure, 2020, 22(1).

[14] Khurshid S , Friedman S F , Pirruccello J P , et al. Deep learning to estimate cardiac magnetic resonance–derived left ventricular mass - ScienceDirect[J]. Cardiovascular Digital Health Journal, 2021.

[15]Ghorbani A , Ouyang D , Abid A , et al. Deep Learning Interpretation of Echocardiograms[J]. npj Digital Medicine.

[16] Kusunose K , Haga A , Inoue M , et al. Clinically Feasible and Accurate View Classification of Echocardiographic Images Using Deep Learning[J]. Biomolecules, 2020, 10(5):665.

[17] Madani A , Arnaout R , Mofrad M , et al. Fast and accurate classification of echocardiograms using deep learning[J]. npj Digital Medicine, 2017.

[18] Pan J , Rao H , Zhang X , et al. Application of a Tabu search-based Bayesian network in identifying factors related to hypertension[J]. Medicine, 2019, 98(25):e16058.

[19]Loureno A , Kerfoot E , Grigorescu I , et al. Automatic Myocardial Disease Prediction From Delayed-Enhancement Cardiac MRI and Clinical Information[J]. 2020.

[20]Acharya U R , Fujita H , Lih O S , et al. Automated detection of coronary artery disease using different durations of ECG segments with convolutional neural network[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 132(sep.15):62-71.

[21] Yang C , Ojha B D , Aranoff N D , et al. Classification of aortic stenosis using conventional machine learning and deep learning methods based on multi-dimensional cardio-mechanical signals[J]. Scientific Reports.

[22]Madani A , Jia R O , Tibrewal A , et al. Deep echocardiography: data-efficient supervised and semi-supervised deep learning towards automated diagnosis of cardiac disease[J]. npj Digital Medicine, 2018, 1(1).

[23][1] Porumb M , Iadanza E , Massaro S , et al. A convolutional neural network approach to detect congestive heart failure[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55:101597-.

[24]G. Guidi, L. Pollonini, C.C. Dacso, et al., A multi-layer monitoring system for clinical management of Congestive Heart Failure, BMC Med. Inform. Decis. Mak. 15 (Suppl. 3) (2015), S5-S5.

[25]Shankar S K , Prieto L P , Rodriguez-Triana M J , et al. A Review of Multimodal Learning Analytics Architectures[C]// 2018:212-214.

[26B. Bozkurt, What is new in heart failure management in 2017? Update on ACC/AHA heart failure guidelines, Curr. Cardiol. Rep. 20 (6) (2018) 39.

[27]D.K. Jin, K. Shido, H.G. Kopp, et al., Guidelines for the diagnosis and treatment of chronic heart failure, in: Joseph Massie on the Natural Rate of Interest, 1750, Lord Baltimore press, 2005, pp. 35–53

[28]杨杰孚, 王华, 柴坷. 2018中国心力衰竭诊断和治疗指南亮点[J]. 中国心血管病研究, 2018(12):1057-1060.

[29]Atherton J J , Andrew S , De P , et al. National Heart Foundation of Australia and Cardiac Society of Australia and New Zealand: Guidelines for the Prevention, Detection, and Management of Heart Failure in Australia 2018[J]. Heart Lung & Circulation, 2018, 27(10):1123-1208.

[30Lecun Y , Bengio Y , Hinton G . Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436.

# [31]Universal definition and classification of heart failure: a report of the Heart Failure Society of America, Heart Failure Association of the European Society of Cardiology, Japanese Heart Failure Society and Writing Committee of the Universal Definition of[J]. European Journal of Heart Failure, 2021, 23(3).

[32] Li H , Sun J , Xu Z , et al. Multimodal 2D+3D Facial Expression Recognition With Deep Fusion Convolutional Neural Network[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(12):2816-2831.

[33]Hunt SA, Baker DW, Chin MH, et al. ACC/AHA guidelines for the evaluation and management of chronic heart failure: executive summary. J Am Coll Cardiol 2001;38:2101–13

[34] Ge Z , Demyanov S , Chakravorty R , et al. Skin Disease Recognition Using Deep Saliency Features and Multimodal Learning of Dermoscopy and Clinical Images[C]// Springer, Cham. Springer, Cham, 2017.

[35] Wang J , Miao J , Yang X , et al. Auto-weighting for Breast Cancer Classification in Multimodal Ultrasound[J]. 2020.

[36]2013 ACCF/AHA Guideline for the Management of HeartFailure[J]. Journal of the American College of Cardiology, 2013, 62(16):e147-e239.

[37]T. Baltrušaitis, C. Ahuja and L. Morency, "Multimodal Machine Learning: A Survey and Taxonomy," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.

41(2), 423–443 (2018)

[38]

[39]