

# 基于心音心电信号的心衰分析系统

李俊杰, 杨思誉, 岳星宇

浙江理工大学信息学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2021年12月15日; 录用日期: 2022年2月2日; 发布日期: 2022年2月9日

## 摘要

心音信号和心电信号作为常见的生理信号, 在临床上被广泛用于心脏疾病的预防、诊断和长期检测。针对心衰的监测和诊断, 目前现有的传统诊断方式较为不便, 因此本文设计了一种基于心音心电信号的心衰分析系统。本系统的生理信号采集装置以STM32L432KBU6为主控制器, 以ADS1292R为模拟前端采集心电信号, 以驻极体麦克风采集心音信号。然后通过蓝牙连接手机, 由手机应用软件显示同步心音心电信号并且上传至云平台, 实现远程实时监护。云平台上部署的多模态深度神经网络对其进行心衰分析。本系统使用简单, 且有较高的心衰分类准确率, 极大方便了家庭个人使用, 同时也能在一定程度上提高医护人员的工作效率。

## 关键词

心音心电, ADS1292R, STM32L432KBU6, 蓝牙, 心衰, 多模态神经网络

# Heart Failure Analysis System Based on Heart Sound ECG Signal

Junjie Li, Siyu Yang, Xingyu Yue

Zhejiang University of Technology, Hangzhou Zhejiang

Received: Dec. 15<sup>th</sup>, 2021; accepted: Feb. 2<sup>nd</sup>, 2022; published: Feb. 9<sup>th</sup>, 2022

## Abstract

As common physiological signals, heart sound signal and ECG signal are widely used in clinical prevention, diagnosis and long-term detection of heart disease. For the monitoring and diagnosis of heart failure, the existing traditional diagnosis methods are inconvenient, so this paper designs a heart failure analysis system based on heart sound ECG signal. The physiological signal acquisition device of the system uses STM32L432KBU6 as the main controller, ADS1292R as the analog front end to collect the ECG signal, and electret microphone to collect the heart sound signal; then

connects the mobile phone through Bluetooth, the mobile phone application software displays the synchronous heart sound ECG signal and uploads it to the cloud platform, realizing remote real-time monitoring. The multimodal deep neural network deployed on the cloud platform was used for heart failure analysis. This system is simple to use, and has a high classification accuracy of heart failure, greatly convenient for family personal use, also can improve the work efficiency of medical staff to a certain extent.

## Keywords

ECG-PCG, ADS1292R, STM32L432KBU6, Bluetooth, Heart Failure, Multimodal Neural Network

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

21 世纪以来, 我国出生率不断下降和死亡率呈不断上升的趋势, 老龄化程度的加剧, 心血管疾病的发病人数持续增加。据国家心血管病中心发布的相关报告, 中国心血管病患者人数 3.3 亿[1], 心力衰竭是心脏病的终末阶段。这是全球严重的临床和公共卫生问题。早期识别对心力衰竭的治疗和预后非常重要。但是目前传统心音诊断需要医生借助听诊器并且要拥有丰富的经验, 而心电诊断需要借助医院的设备。对于家庭个人使用以及社区医生使用而言, 一款低成本、操作简单的心音心电监测系统是很有必要的。因此本文设计了一种较为便携的心衰分析系统, 具有心音心电同步实时采集、显示及本地存储的功能, 同时能将采集的信号上传至云平台进行存储, 并且通过云平台的深度神经网络模型来区分是否心衰, 方便了后续的治疗。

## 2. 系统整体设计

本系统整体框架图如图 1 所示, 由硬件采集端、手机应用软件、云数据平台所构成。硬件采集端通过电极和驻极体麦克风采集心音心电信号, 原始信号通过单片机计算处理后传送手机 APP 显示和存储, 手机端上传至云数据平台存储分析。

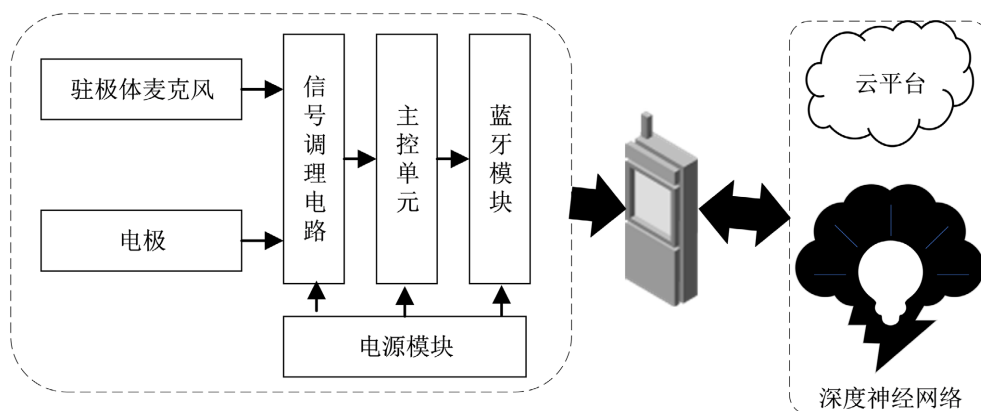


Figure 1. System block diagram

图 1. 系统整体框图

### 3. 硬件电路设计

#### 3.1. 主控单元

主控单元采用了 STM32L432KBU6, 其整个电路如图 2 所示。主控使用四线 SPI 与 ADS1292R 通信, CLK 引脚提供 512 KHz 时钟信号给 ADS1292R, DRDY 为外部中断引脚, 当接收 ADS1292R 的中断请求时, 该引脚电平被拉低, 响应中断并开始接收原始心电图数据, 对其进行去噪处理后, 按一定的数据格式, 通过通用异步收发传感器串口发送给蓝牙模块[2], 蓝牙模块再传给手机 App 进行显示。主控芯片内置的 12 位 ADC 模块对心音信号进行数模转换。

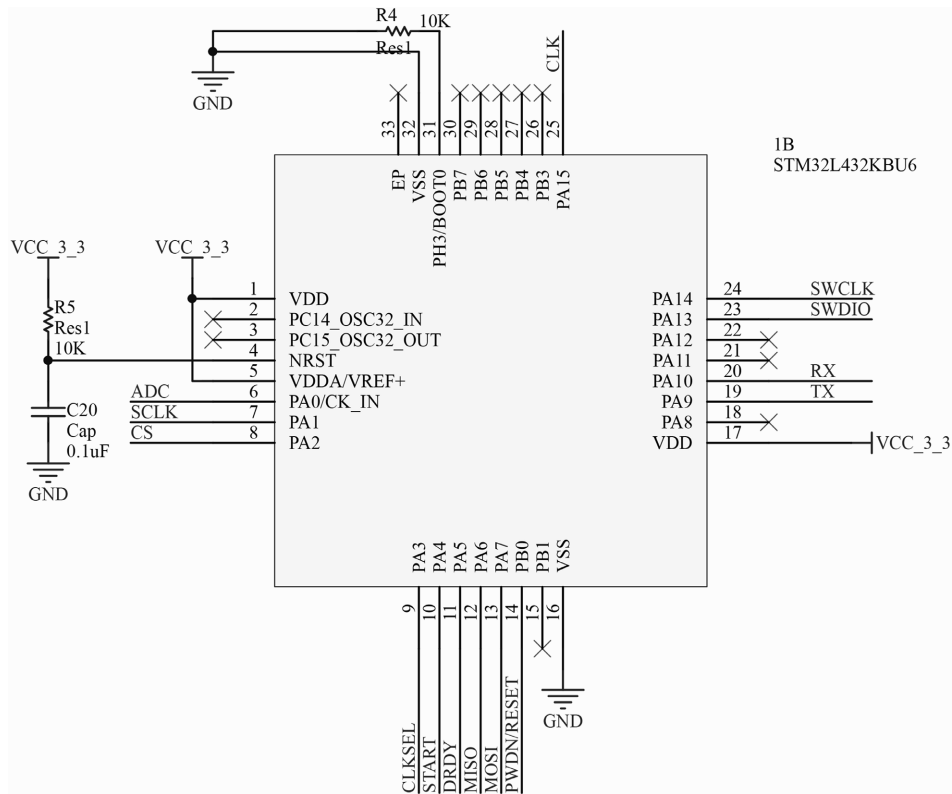


Figure 2. Main control circuit diagram  
图 2. 主控电路图

#### 3.2. 心音信号

心音信号采用了 NE5532 运放, NE5532 是一种双运放高性能低噪声运算放大器, 具有较好的噪声性能、优良的输出驱动能力及相当高的小信号带宽, 电源电压范围大等特点[3], 很适合作为音频放大。如图 3 所示心音信号通过两级放大, 然后使用主控芯片的内置 ADC 模块进行模数转换。

#### 3.3. 心电采集

ADS1292R 是多通道同步采样 24 位 ADC, 具有内置的可编程增益放大器、内部基准和内部振荡器。该芯片是包含了低功耗医疗心电图、体育和健身应用所需的所有功能, 其便携性、经济性、紧凑性, 便于小型化设计[4]。如图 4 所示心电采集电路, 使用 II 导联方式采集, 并接入右腿驱动信号用于消除人体的共模干扰。ADS1292R 对采集的原始信号进行 A/D 转换、放大, 作为从机通过 SPI\_MISO、SPI\_MOSI

两个数据引脚，以特有的帧格式将数据发送给主控模块，3B 的帧头、3B 呼吸信号以及 3B 心电信号，组成每帧 9B 的数字信号[5]。

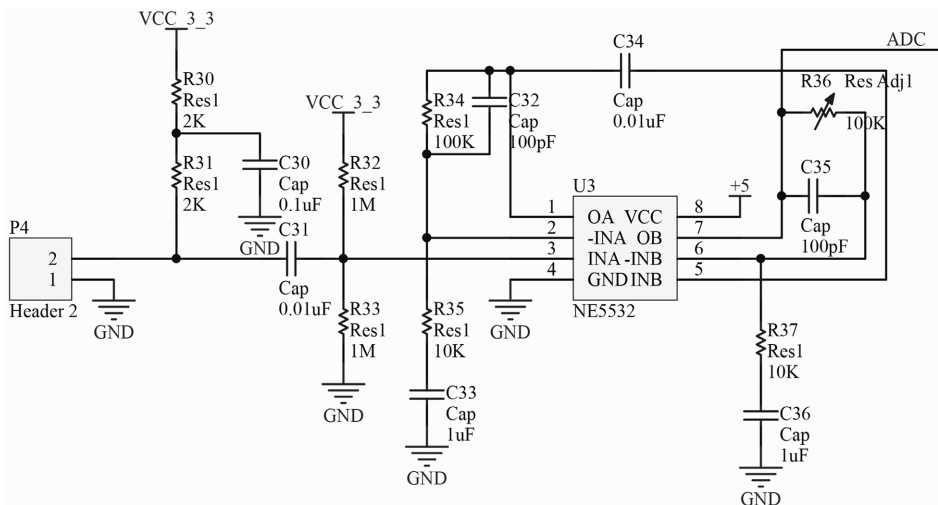


Figure 3. Heart sound acquisition circuit  
图 3. 心音采集电路

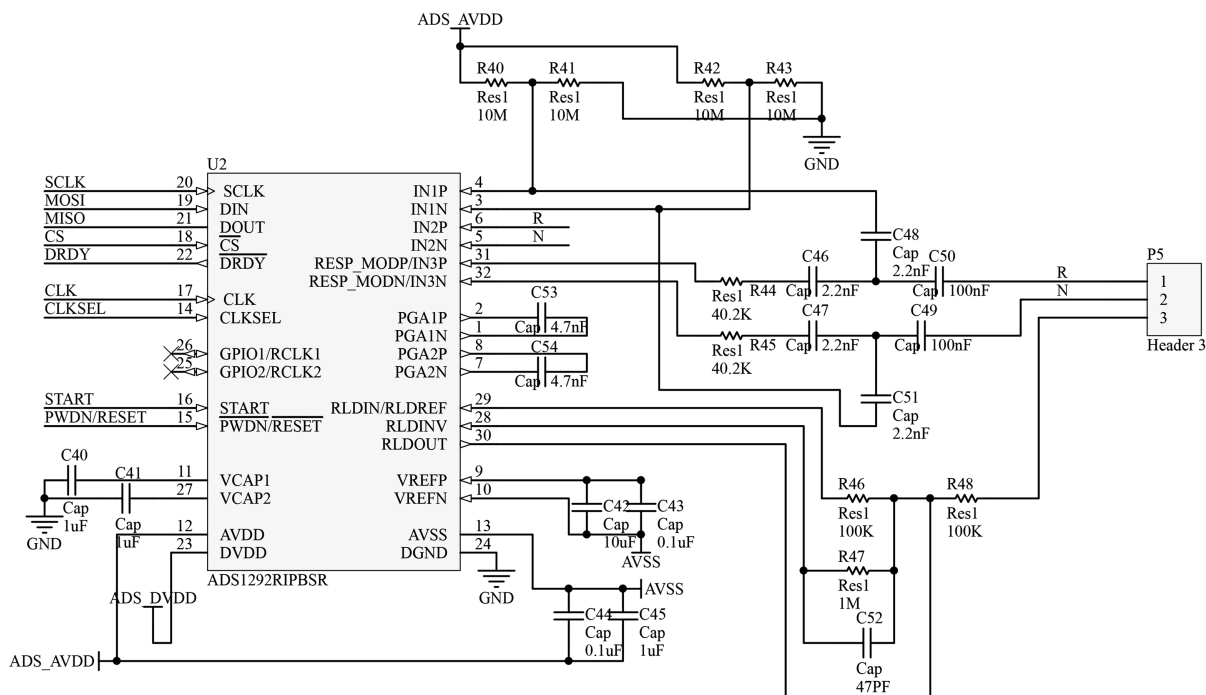


Figure 4. ECG acquisition circuit  
图 4. 心电采集电路

### 3.4. 电源模块

电源模块分为两个部分，其中 TPS73201 专为 ADS1292R 提供 3.0 V 模拟部分供电，TPS73033 则为整个硬件系统提供 3.3 V 供电。TPS73201 和 TPS73033 都具有高电源抑制比(PSRR)，低噪声，快速启动，以及优秀负载瞬态响应，为系统提供稳定的供电。

### 3.5. 蓝牙模块

采用了 TLS-01 低功耗蓝牙 4.0 模块, 该模块基于 TELINK 公司的 TLSR8266F512 芯片开发的低功耗 BLE 射频模块, 可以实现与蓝牙智慧连接(Bluetooth Smart Ready)手机、平板、笔记本之间的便利连接, 支持 slave 和 mater 模式操作, 包括广播、加密连接更新与通道映射更新, 其具有功耗低、体积小、抗干扰能力强等特点。

## 4. 软件设计

### 4.1. 信号处理

#### 4.1.1. 心电信号处理

在采集心电信号的过程中, 会受到多种噪声的干扰, 包含了了高频噪声、50 Hz 工频干扰、基线漂移、肌电噪声等, 其中最大的干扰来自于工频干扰和基线漂移。因此, 加入 50 Hz 陷波器去除工频干扰, 陷波器是 IIR (无限冲击响应)数字滤波器, 该滤波器差分方程一般表达式为:

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) - \sum_{i=1}^M a_i y(n-i) \quad (1)$$

式中:  $x(n)$  和  $y(n)$  分别为输入和输出信号序列,  $a_i$  和  $b_i$  为滤波器系数。

中值滤波[6]对于心电基线漂移这种非线性信号有较好的效果。中值滤波的基本方式为: 首先定义一个长度为奇数的  $L$  长窗口,  $L = 2N + 1$ ,  $N$  为正整数。设在某一个时刻窗口内的信号样本为  $x(i-N), \dots, x(i), \dots, x(i+N)$ , 对这个  $L$  个信号样本值按从小到大的顺序排序后, 处在  $i$  处的样值便定义为中值滤波的输出值  $y(i)$ :

$$y(i) = \text{Med}[x(i-N), \dots, x(i), \dots, x(i+N)] \quad (2)$$

心电信号滤波效果如图 5 所示。

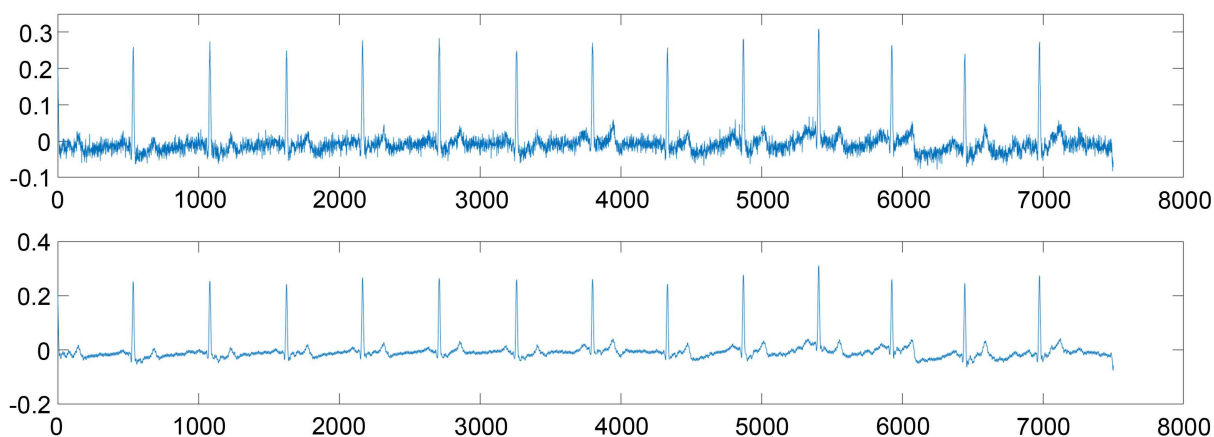
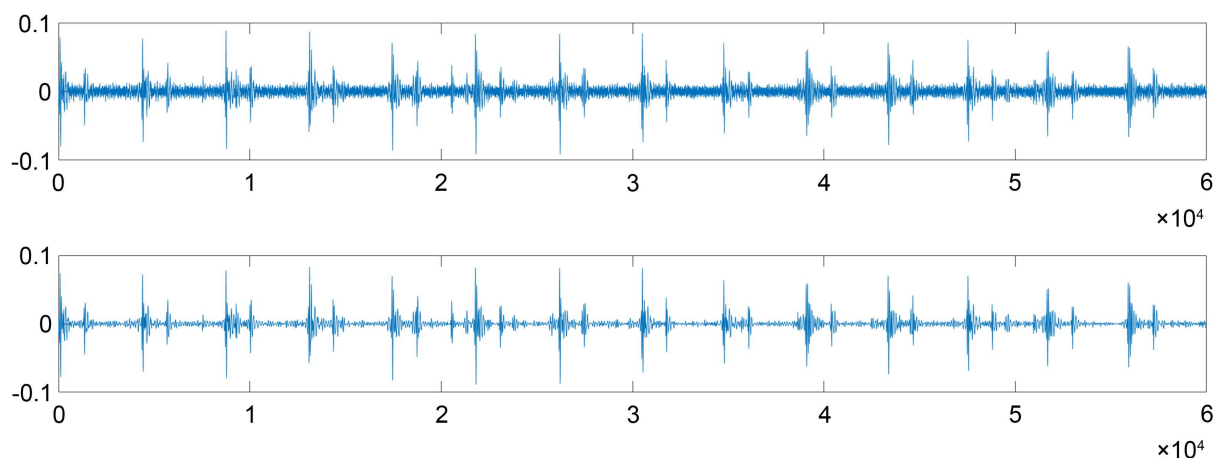


Figure 5. Effect of ECG filtering

图 5. 心电滤波效果图

#### 4.1.2. 心音信号处理

心音信号的频率主要集中在 20~600 Hz 范围内, 采集的心音信号中同样含有其他噪声, 其中包括了 50 Hz 工频干扰和高频噪声[7]。只需要在单片机编程中加入 600 Hz 的数字低通滤波器和 50 Hz 陷波器就可以较好地抑制噪声。如图 6 所示心音信号滤波效果。



**Figure 6.** Filtering effect of heart sound signal

**图 6.** 心音信号滤波效果图

## 4.2. 心衰分类神经网络模型

长短期记忆(LSTM)是一种特殊的循环神经网络(RNN)。原始的 RNN 训练中,随着训练时间的加长以及网络层数的增加,容易出现的梯度消失、梯度爆炸的问题,而 LSTM 则有效的解决这些问题。LSTM 对时间序列信号进行分类有很好的效果。结合医学知识和深度学习,本文提出了一种能够根据同步的心音与心电进行快速心衰筛查的多模态深度神经网络 EPCG-Net,其使用 LSTM 和一维卷积神经网络(1D-CNN)进行特征的提取,并将心音图(PCG)与心电图(ECG)特征融合后进行分类。

### 4.2.1. 数据预处理

在本网络模型中,对心音而言,先用 4000 采样率进行重采样,接着使用带通滤波器将心音信号滤除 5~2000 HZ 的波段,再使用窗口长度为 5S 的切片器将其随机切分,最后使用窗函数为汉明窗,窗长为 50 的短时傅里叶变换(STFT)和梅尔标度滤波器(Mel-Scalt fliters)将数据映射至时频域,构建 MFSC (logmel-frequency spectral Coefficients)图[8]。由于音频信号和电信号不同的特征,对 PCG 进行和 ECG 不同的预处理,先使用 500 采样率对其进行重采样,再通过长度为 7 的汉明窗对其进行特征映射,最后获得分类结果。如图 7 所示信号预处理流程图。

### 4.2.2. 神经网络模型

参照自然语言处理领域 Encode-Decode 编码方式[9]与图像分割领域 FCN (Full Convolution Networks) [10]的概念,设计了一个十四层深度,包含 12 层 1D-Conv、2 层 LSTM、4 个 ResBlock [11]的深度心音信号分类网络,网络结构见图 8。该模型的本质为一组分布在高维向量空间的非线性多峰函数族,模型学习的过程即为使用该函数族拟合输入心音数据与给定标签之间的映射关系,通过批量随机梯度下降的方式对该非凸函数族进行优化,求解函数族参数的其最大似然。SeqToOne 架构可以在带有时许的输入上充分利用时许信息,FCN 理应可以计算任意尺寸的输入并产生相应空间维度的输出。在 HSC-LNet 中,经过预处理的数据先通过一层 1D-CNN,对输入的梅尔频谱矩阵进行降维和初步的特征提取,以减少后续 LSTM 层的迭代次数与计算量;再使用一个双层 LSTM 对输入数据时频特征进行提取和编码;接着使用全卷积的结构,通过一组 10 层 1D-CNN 以下采样的方式进行特征提取、升维;最后通过 Softmax 激活函数,对高维特征进行分类、预测,该结果为患者样本的预测结果。特别地,下采样实现了不同程度的卷积运算在不同级别学习特征。随着网络深度的增加,学习到的特征也从低维转换为高维。网络深度增加



的同时导致了梯度消失问题的出现，因此引入了残差块来解决该问题。分别在 2~4、4~6、6~8、8~10 卷积层之间加入 ResBlock，增加特征利用率，解决梯度消失问题。

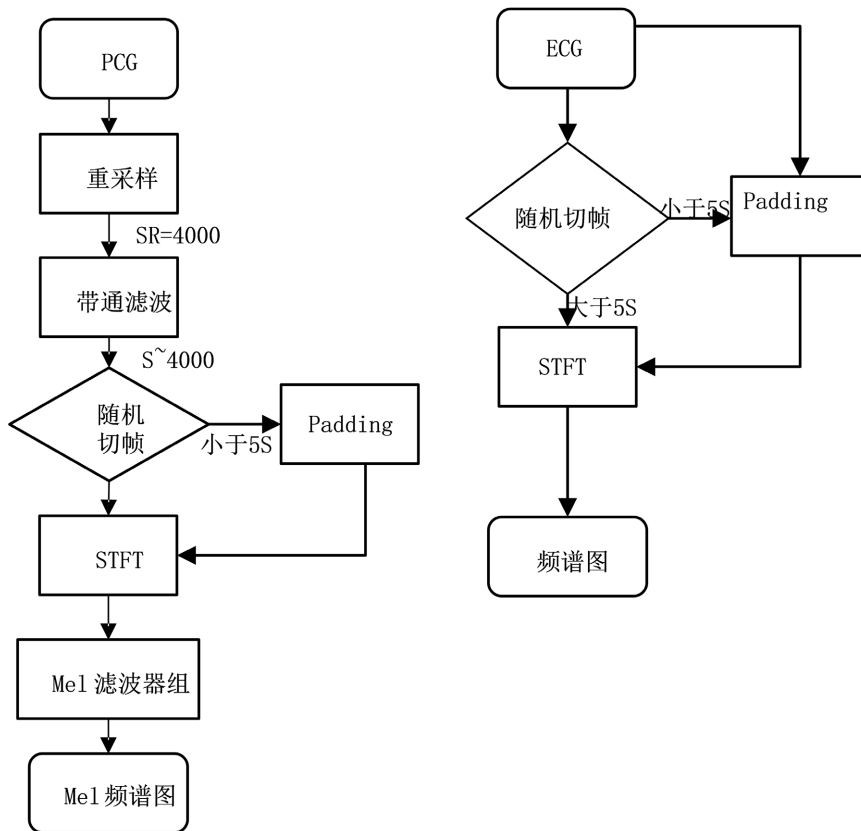


Figure 7. Signal preprocessing flow chart  
图 7.信号预处理流程图

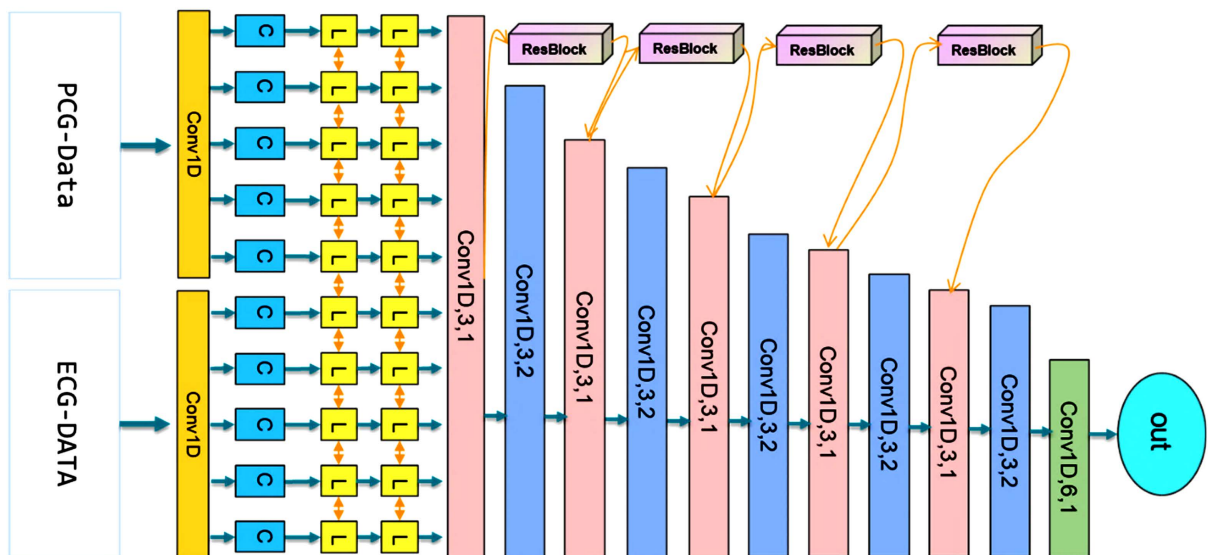


Figure 8. Neural network structure diagram  
图 8. 神经网络结构图

## 5. 系统测试验证

本系统主要由前端信号采集硬件和后端云数据平台两部分所构成，通过以上两方面的分析论证，最终设计出本系统。将采集硬件的导联电极和驻极体麦克风心音采集装置贴在相应的位置，实物 PCB 板如图 9 所示，打开相应的 Android 程序通过蓝牙连接采集硬件，测得实时的心音和心电信号如图 10 所示。

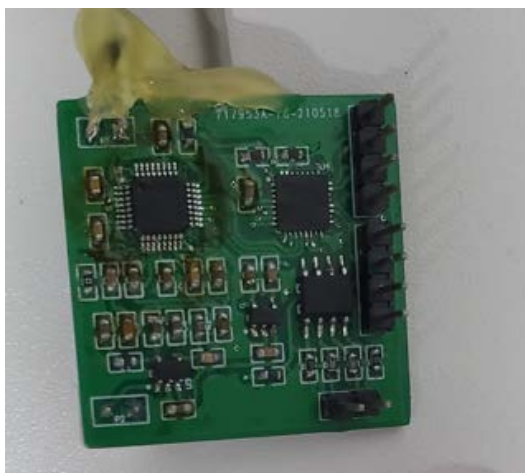


Figure 9. PCB  
图 9. 实物 PCB 板

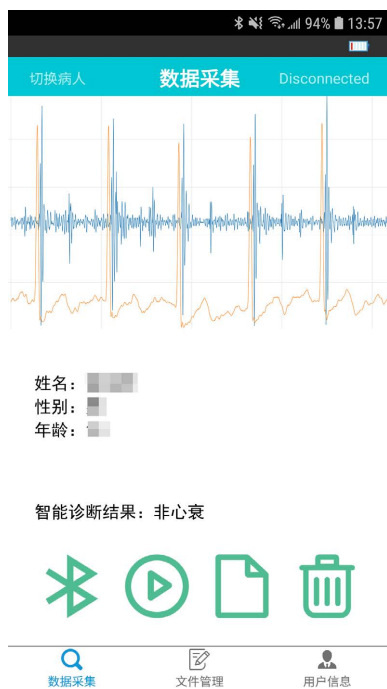
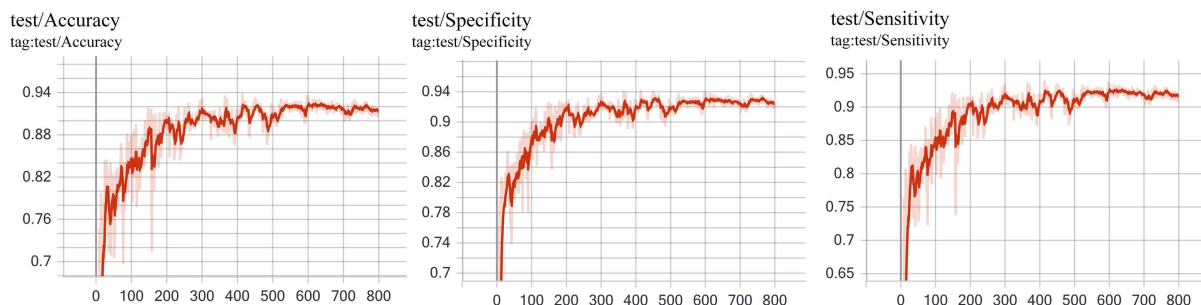


Figure 10. Real-time acquisition of signals  
图 10. 实时采集信号

数据集来自浙江省某三甲某医院，包含了 105 组心衰患者和 196 组非心衰患者。其中 PCG 采样率为 4000，长度分布在 15~20 s 不等；ECG 采样率为 500，长度与相对应的心音等长。挑选该组数据集集中的 32 组心衰标签和 59 组非心衰标签组成验证集，其余的归为训练集。模型训练情况如图 11 所示。





**Figure 11.** Model training

**图 11.** 模型训练情况

在本数据集上, 与其他的分类方法相比, 对比结果如表 1 所示。本文提出的 EPCG-Net 模型在分类精度上有较大的提高。

**Table 1.** Comparison of various algorithms

**表 1.** 各类算法的比较

模型	输入	分类结果(%)		
		acc	se	sp
MFCC + CNN [12]	心电信号	88.1	90.48	83.17
MFCC + CNN [13]	心音信号	75.67	80.30	65.25
EPCG-Net	心音心电信号	92.18	92.43	92.87

表中列出的算法主要是近几年采用比较多的采用 MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) 做数据预处理和 CNN 相结合的算法。本文采用的 MFSC 相比较而言, 具有相关性, 在频谱上面较为平滑, 利于提取特征。

将对 10 名心衰患者和 30 名非心衰志愿者各分成两组进行系统性测试, 测试结果如表 2 所示。

**Table 2.** System the test results

**表 2.** 系统测试结果

测试人员	归类为心衰患者数量	归类错误数量	准确百分比
心衰患者 5 人	4	1	80%
心衰患者 5 人	5	0	100%
非心衰志愿者 15 人	1	1	93.3%
非心衰志愿者 15 人	2	2	86.7%
均值	11	4	90%

结果表明本系统对心衰分类准确度约为 90%, 与模型训练结果基本吻合。本系统的算法具有一定竞争力, 模型实在样本较小的条件下优化得到的, 如果进行更大的样本进行训练测试, 在准确度上应该还有进一步的提高。

## 6. 结语

针对心血管疾病患者和医生的实际需求, 本文设计了心音心电联合采集分析系统。通过基于低功耗

STM32 的信号采集装置采集生理信号, 通过蓝牙发送给手机 App 显示并上传至云平台, 减少去医院使用专业设备的需求, 便于普及到养老院、社区卫生所等地方。而医生可以登录云平台查看患者数据, 方便管理病患数据。同时云平台上的心衰分类网络判断是否心衰这一结果对于患者有较大的参考价值, 在临床上也有较大的价值。

## 参考文献

- [1] 中国心血管健康与疾病报告编写组. 中国心血管健康与疾病报告 2019 概要[J]. 中国循环杂志, 2020, 35(9): 833-854, 9.
- [2] 黄博强, 庞宇, 彭良广, 吴优. 一种生命体征信号采集装置设计[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(3): 103-105. [http://doi.cnki.net/Resolution/Handler?doi=10.13873/j.1000-9787\(2018\)03-0103-03](http://doi.cnki.net/Resolution/Handler?doi=10.13873/j.1000-9787(2018)03-0103-03)
- [3] 宁国琛. 基于声源定位的头部姿态识别系统研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2017.
- [4] 郭亚涛. 低功耗宽供电范围 CMOS 生理信号检测前端研究与设计[D]: [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2015.
- [5] 陈建锋, 孙朋, 林金朝, 庞宇, 王延向. 一种便携式心电和呼吸信号采集装置的设计[J]. 生命科学仪器, 2015, 13(6): 31-35.
- [6] 宋立新, 王祁, 王玉静. 基于 Hilbert-Huang 变换的 ECG 信号降噪方法[J]. 传感技术学报, 2006(6): 2578-2581+2590.
- [7] 唐琪, 梁劲华, 陈志平. 基于嵌入式的微型心电音监测装置的设计[J]. 电子设计工程, 2014, 22(19): 156-159. <https://www.cnki.net/kcms/doi/10.14022/j.cnki.dzsjgc.2014.19.046.html>
- [8] He, K., Zhang, X., Ren, S., et al. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, NV, 27-30 June 2016, 770-778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- [9] Cho, K., Van Merriënboer, B., Bahdanau, D., et al. (2014) On the Properties of Neural Machine Translation: Encoder-Decoder Approaches. *Proceedings of SSST-8, Eighth Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation*, Doha, 103-111. arXiv preprint arXiv:1409.1259 <https://doi.org/10.3115/v1/W14-4012>
- [10] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012) Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **25**, 1097-1105.
- [11] Wang, P., Lim, C.S., Chauhan, S., et al. (2007) Phonocardiographic Signal Analysis Method Using a Modified Hidden Markov Model. *Annals of Biomedical Engineering*, **35**, 367-374. <https://doi.org/10.1007/s10439-006-9232-3>
- [12] Maknickas, V. and Maknickas, A. (2017) Recognition of Normal-Abnormal Phonocardiographic Signals Using Deep Convolutional Neural Networks and Mel-Frequency Spectral Coefficients. *Physiological Measurement*, **38**, 1671. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa7841>
- [13] Kui, H.R., Pan, J.H., Zong, R., Yang, H.B. and Wang, W.L. (2021) Heart Sound Classification Based on Log Mel-Frequency Spectral Coefficients Features and Convolutional Neural Networks. *Biomedical Signal Processing and Control*, **69**, 102893. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102893>