

先天性心脏病筛查系统设计

李江, 李丕丁

上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093

【摘要】为提高医生筛查先天性心脏病的效率,设计一款基于卷积神经网络的先天性心脏病筛查系统。系统以软硬协同的方式实现心音、心电等生理参数的实时同步采集以及可视化和量化分析。系统包含上下位机,下位机以FPGA为核心实现心音心电数据采集以及小波阈值去噪等预处理,上位机在Windows系统环境下以Python编程语言实现二阶谱特征提取、卷积神经网络二分类识别以及用户界面可视化显示。最终,系统对200名志愿者进行测试,准确率达到94.5%,特异度为95.9%,敏感度为93.2%。结果表明系统具有良好的表现,可以为临床先心病筛查提供有效的辅助。

【关键词】先天性心脏病;筛查系统;卷积神经网络;小波去噪;二阶谱

【中图分类号】R318.6;R541.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)01-0100-07

Design of a congenital heart disease screening system

LI Jiang, LI Piding

School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: A congenital heart disease screening system based on convolutional neural network is designed for improving the efficiency of doctors in screening for congenital heart disease. The system realizes the real-time synchronous acquisition, visualization and quantitative analysis of physiological parameters such as heart sounds and ECG data with the cooperation of software and hardware. The system includes upper and lower computers. The lower computer uses FPGA as the core to complete the preprocessing such as heart sound and ECG data acquisition and wavelet threshold denoising, while the upper computer implements the second-order spectral feature extraction, the binary classification using convolutional neural network, and the visual display on the user interface in the Python programming language under the Windows environment. The established screening system is tested on 200 volunteers, and finally achieves an accuracy rate of 94.5%, a specificity of 95.9%, and a sensitivity of 93.2%, indicating that the system has good performance and can provide effective assistance for clinical diagnosis of congenital heart disease.

Keywords: congenital heart disease; screening system; convolutional neural network; wavelet denoising; second-order spectrum

前言

在临床诊断中,心音信号所携带的病理信息能直接反映健康状况,尤其在先天性心脏病(简称:先心病)^[1]中有更直接的体现。传统中,医生对于心音所携带病理信息的判断主要是“听”,此方式过多依赖于医生资历和经验,存在很大的主观因素干扰,经常出现误诊的情况,尤其在偏远地区,该方法依旧是主流方式^[2]。近年来,通过对心音信号进行定量和系

统性的研究,信号采集^[3-7]、心音信号分割^[8-9]、心音信号特征提取^[10-11]、心音信号识别^[12-16]等方面均已取得不少成果,然而现有监护系统多由复杂的外围设备组成,不仅成本高、体积大、时效性也相对较差。为满足对先心病筛查的需求,本研究基于现场可编程逻辑阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)^[17]设计一款先心病实时分析系统,完成对心音和心电信号的同步采集以及通过多平台交互实现心音心电信号的可视化与量化分析,从而更直观地辅助医生完成临床诊断。

1 系统方案

系统的方案设计如图1所示,由信号采集部分、软件部分和分类识别部分组成。其中,采集部分以

【收稿日期】2022-07-11

【作者简介】李江,硕士研究生,研究方向:医用电子仪器, E-mail: 814529255@qq.com

【通信作者】李丕丁,讲师,研究方向:生物医学信号处理、医用电子仪器, E-mail: Lipiding_usst@qq.com

FPGA 为核心,控制 AD7606 完成对心音心电的同步采集;软件部分以 Python 编程语言为核心,实现心音心电信号的可视化显示以及对信号的二阶谱特征矩阵提取;分类识别部分基于 tensorflow 的卷积神经网络,以二阶谱输出 256×256 二维矩阵为输入,实现对心音信号的二分类识别,即输出 1 为正常,0 为异常。

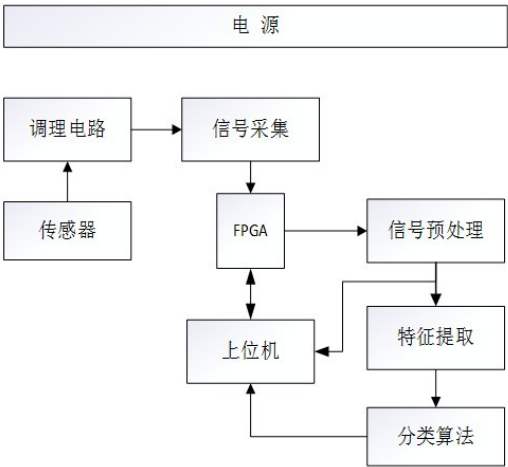


图1 系统方案
Figure 1 System scheme

2 系统硬件设计

2.1 信号调理模块

心音信号调理电路主要由3部分组成:传感器传出的声音信号经过C1耦合电容通过射极跟随器进入处理电路;中间级放大电路的放大倍数为(1+R8/R7);信号经过低通滤波器和放大倍数为(1+R10/R9)的同向放大电路输出,低通滤波器截止频率 f_c 由式(1)计算可得,其中 $R = R_3, C = C_3$ 。心音调理电路如图2所示。

$$f_c = \frac{1}{2\pi RC} \tag{1}$$

心电调理电路由3部分组成:第一部分为主放大部分,心电信号通过左手与右手的电极传感器进入仪表放大器的差分输入端,经过放大电路后输入后级处理电路,放大倍数为(1+(49.9K(R2+R3)R1))/(R1+R2+R3);第二部分为右腿驱动电路,通过反馈网络将共模信号反馈至右腿连接的电极片,以此降低共模干扰,提高电路的共模抑制比;第三部分是滤波和放大部分,信号经过截止频率为(1/2πC1R4)的高通滤波器和放大倍数为(1+R6/R5)的正向放大电路后输出信号。心电调理电路如图3所示。

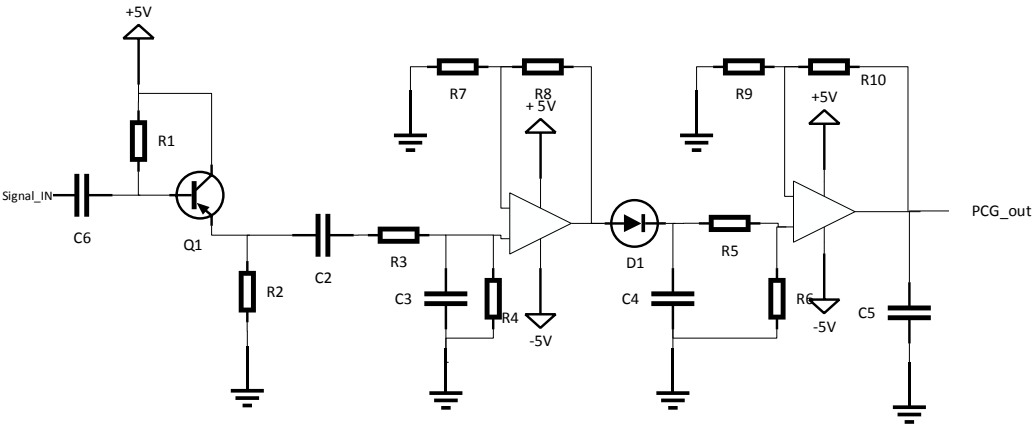


图2 心音信号调理模块
Figure 2 Heart sound signal conditioning module

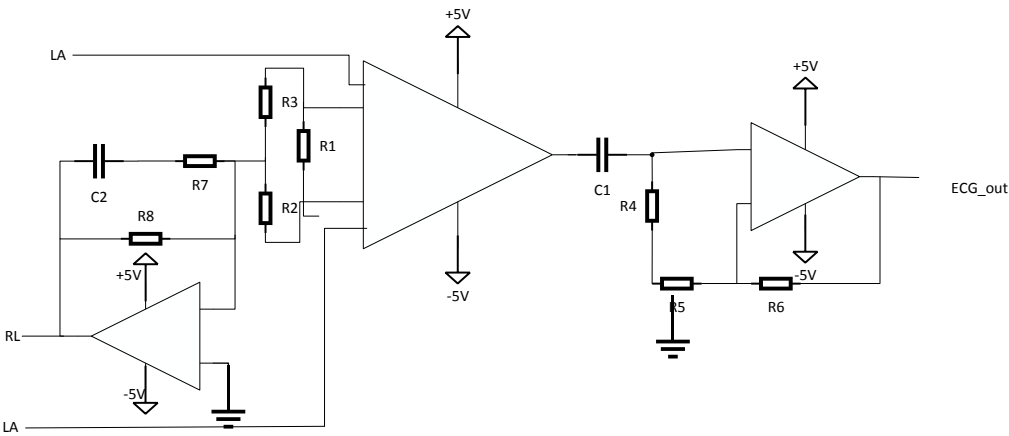


图3 心电信号调理模块
Figure 3 ECG signal conditioning module

2.2 信号采集和数据存储模块

在数据采集芯片的选择方面主要考虑到心电和心音的频率在正常情况下为0~600 Hz^[18],而心脏杂音信号的频率最高可达1.2 KHz^[19],根据奈奎斯特采样定理,采样率必须满足式(2),即采样率 f_s 大于中心频率 f_c 的两倍:

$$f_s > 2f_c \quad (2)$$

但是在实际使用中,采样率一般选择截止频率的3~4倍。为了满足这一要求,本设计选用AD7606作为A/D转换芯片在FPGA的控制下完成数据采集。AD7606是ADI公司推出的8通道16位同步采集模数转换芯片,

最高采样率为200 KSPS,兼容±10 V和±5 V供电,并且在任意采样率下都具有1 MΩ的输入阻抗。

数据采集和存储过程如图4所示,上位机通过UART总线与FPGA之间进行通信和数据传输。系统上电后,FPGA自动初始化,上位机点击开始采集指令后,在控制逻辑模块的控制下对AD7606进行初始化并开始读取A/D转换数据,将读取到的原始数据写进异步FIFO,每次缓存数据长度默认为30 s,同时实时将读取数据通过串口发送至上位机进行实时显示。数据保存能决定是否将缓存在FIFO中的数据通过SPI接口写进SD卡。

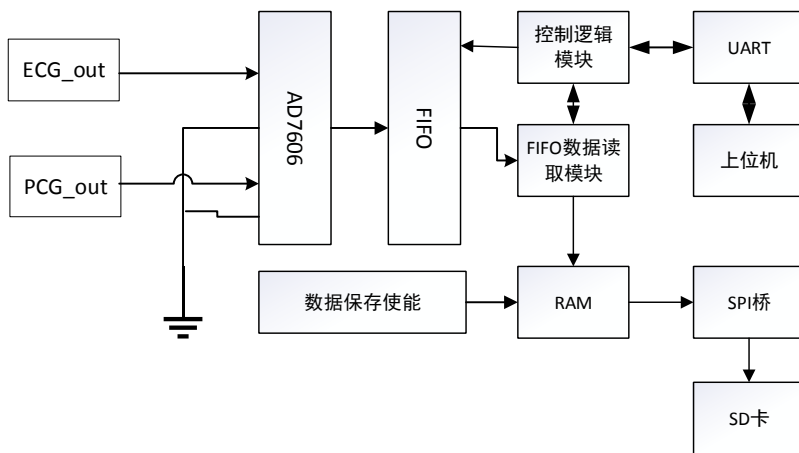


图4 数据采集与存储

Figure 4 Data collection and storage

2.3 小波阈值去噪模块

心电心音信号均属于人体微弱信号,在采集过程中容易受到外界噪声干扰,使得信号的信噪比很

小,通过原始信号很难提取出目标信号的特征信息,因此在进行后续的工作之前要先对信号进行有效的信噪分离^[20]。去噪过程如图5所示。

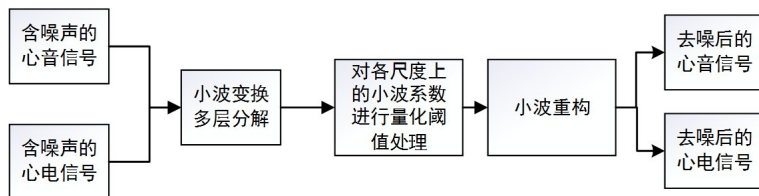


图5 小波去噪流程

Figure 5 Wavelet denoising process

在小波去噪理论中,假设 $s(t)$ 为测量信号, $e(t)$ 为噪声信号,含噪声的信号 $f(t)$ 则可表示为:

$$f(t) = s(t) + e(t) \quad (3)$$

对式(3)两边同时取小波变换,结果为:

$$W_f(a, b) = W_s(a, b) + W_e(a, b) \quad (4)$$

由式(4)可知,实际测量信号的小波变换等于各分量信号的小波变换之和,同时将信号 $f(t)$ 的大部分

能量转移到少数大幅值分量信号的小波系数上,而噪声信号在小波变换后能量分布在各个尺度下的所有时间轴上,且幅度很小,由于这一特性,经过小波变换后,噪声信号的小波系数极大减小,只要确定阈值,保留大于阈值的小波系数,再通过小波系数重建就可以达到去除噪声的效果。

小波去噪的阈值函数一般分为式(5)所示的硬

阈值函数和式(6)所示的软阈值函数两种:

$$\sigma_{\gamma}(w)=\begin{cases} w, & |w|\geq \gamma \\ 0, & |w|< \gamma \end{cases}$$

(5)

$$\sigma_{\gamma}(w)=\begin{cases} \operatorname{sgn}(|w|-\gamma), & |w|\geq \gamma \\ 0, & |w|< \gamma \end{cases}$$

(6)

式中, w 为小波系数, γ 为选定的阈值。

最小极大方差阈值(Minimax)可通过式(7)计算得出:

$$\gamma=\begin{cases} \sigma(0.3936+0.1289)\left(\frac{\ln N}{\ln 2}\right), & N \geq 32 \\ 0, & N < 32 \end{cases}$$

(7)

其中,

$$\sigma=\frac{\operatorname{middle}\left(W_{1, k}\right)}{0.6745} \leq k \leq 2^{j-1}-1$$

(8)

式(7)中, N 为对应尺度上小波系数的个数。式(8)中, $\left(W_{1, k}\right)$ 表示尺度为 1 的小波系数; σ 为噪声信号的标准差, 即为对信号分解出的第一级小波系数取绝对值后再取中值。

去噪效果如图 6 和图 7 所示, 可以看出, 心电音信号经过小波阈值后, 高频噪声被抑制, 信号信噪比明显提升。

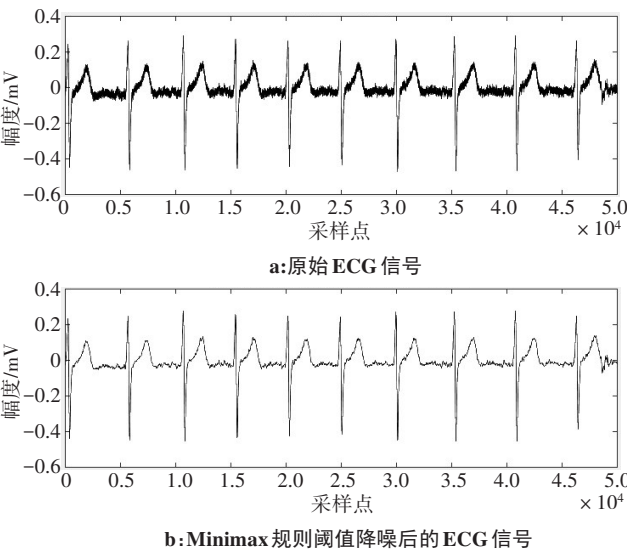


图6 心电信号去噪

Figure 6 ECG signal denoising

2.4 高速通信模块

高速通信模块作为上下位机之间的桥梁, 要保证数据传输过程的实时性和完整性。本系统采用两种通信方式, 一种是通过 FPGA 实现的 UART 异步通信协议, 包括 1 位起始位、8 位数据位和 1 位停止位, 波特率为 115 200 bps, 接口为 RS-422; 另一种通信方式为基于 MAC 芯片 88E1512 的 UDP 网络传输协议,

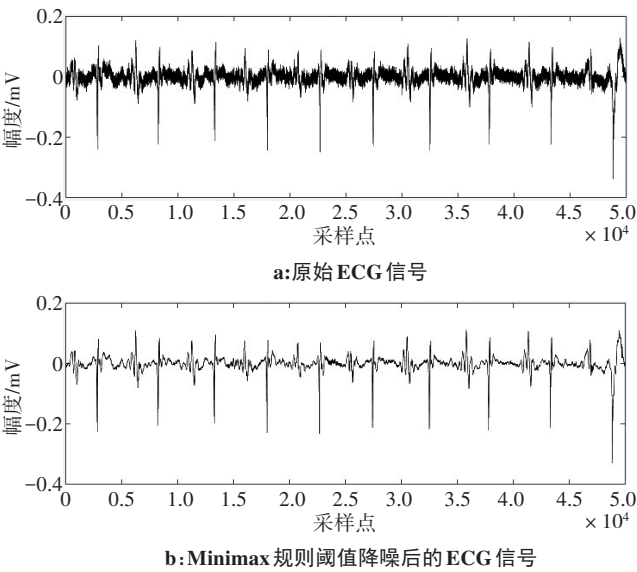


图7 心音信号去噪

Figure 7 Heart sound signal denoising

配置为 1000BASE-T 模式, 接口为 RJ-45。两种通信模式的交互使用实现了与上位机高速实时通信, 能应对不同变化场景, 保证心音心电数据能被安全可靠地传输至上位机。

3 系统软件和算法设计

系统软件部分由用户界面和算法组成, 其中用户界面主要功能为心音心电的实时动态波形显示和数字信号经过运算后的结果显示以及对下位机的动作控制。算法主要完成信号预处理、特征提取和卷积神经网络识别。信号预处理过程中完成对信号的幅度归一化, 即对信号除以最大幅值的绝对值; 特征提取使用高阶二阶谱, 将一维信号转换为固定大小的二维特征矩阵, 即输出 256x256 的二维矩阵; 卷积神经网络采用 4 层卷积架构, 通过 Softmax 层输出结果。信号在软件系统中的处理流程如图 8 所示。

3.1 二阶谱特征提取

Alqudah 等^[21]研究证明在数字信号处理领域高阶谱提取信号特征的结果明显优于短时傅里叶变换

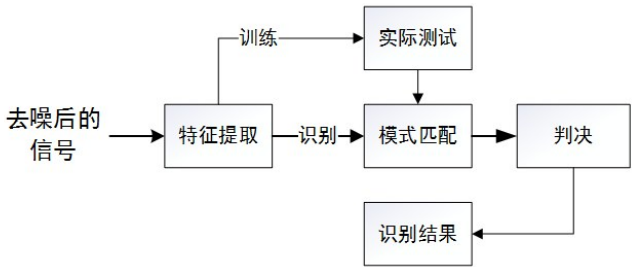


图8 信号处理流程

Figure 8 Signal processing flowchart

或者小波变换等低阶特征提取方法。其中高阶谱中的二阶谱不仅能很好地抑制信号中的相位关系,并且能检测和量化非高斯信号的相位耦合,尤其是在心音信号特征提取上能更多地保留有效信号,降低噪声干扰。因此本系统采用二阶谱作为特征提取方法,具体数学模型如式(9)、(10)所示:

$$S_2^x(\mu, \nu) = \sum_{x=-\infty}^{+\infty} \sum_{y=-\infty}^{+\infty} e^{-j(x\mu + y\nu)}$$

(9)

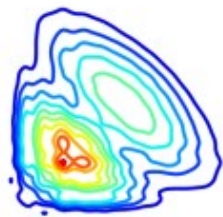


图9 正常心音二阶谱等高线

Figure 9 The second-order spectrum contour of normal heart sounds

3.2 基于卷积神经网络的分类模型

卷积神经网络结构如图 11 所示,以二阶谱的特征输出矩阵作为输入,经过4个由卷积层、批量标准化层(Batch Normalization Layer, BN)、激活层和最大池化层组成的卷积块,最后结果通过全连接层和归一化函数 Softmax 层输出。各卷积块的详细参数如表 1 所示。

4 系统实验分析

4.1 卷积神经网络

4.1.1 模型训练 训练数据来源于 PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2016^[22],为了提高

$$c_3^x(x, y) = E \{ X(n) X(n + x) X(n + y) \}$$

(10)

其中, $S_2^x(\mu, \nu)$ 为两阶傅里叶变换, $c_3^x(x, y)$ 为三阶累

计量。
对两种不同类型心音信号进行二阶谱分析后得到 256×256 的二维特征矩阵通过等高线可以明显看出不同类型的心音信号经过二阶谱分析后有明显差异(图 9 和图 10)。

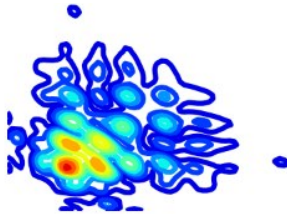


图10 异常心音二阶谱等高线

Figure 10 The second-order spectrum contour of abnormal heart sounds

数据利用率,对数据进行切段重组,每段数据长度为 3 s(至少包含 3 个完整的心音周期)形成新的数据库,样本容量为 22 000,其中训练样本数据库容量为 20 000(正常跟异常心音各占 50%),测试数据样本库为 2 000(正常跟异常心音各占 50%)。测试结果如表 2 所示。

通过准确率(Acc)、敏感度(Se)、特异度(Sp)这 3 个参数对模型的性能进行评估,定义如下:

$$Se = \frac{T_p}{T_p + F_n}$$

(11)

$$Acc = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_n + F_p}$$

(12)

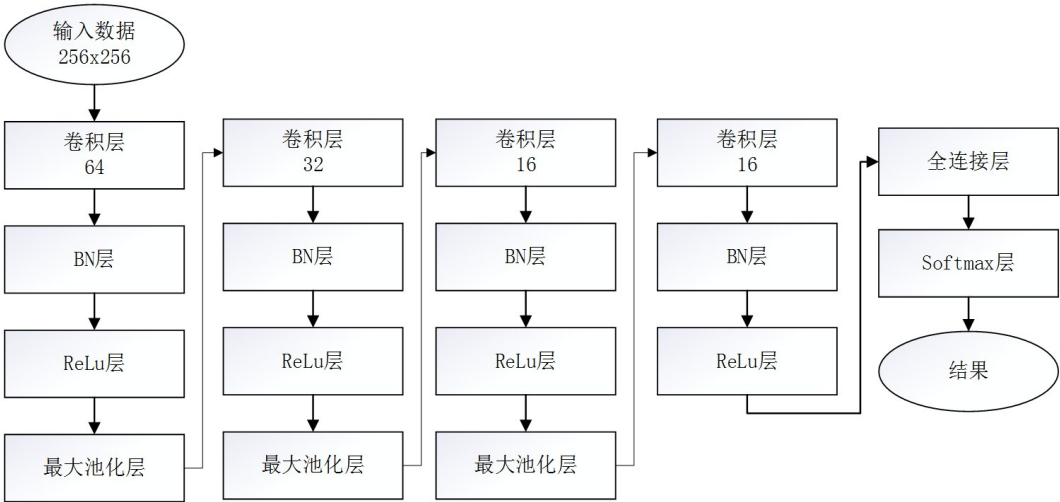


图11 卷积神经网络结构图

Figure 11 Neural network structure

表 1 卷积块参数
Table 1 Parameters of convolution blocks

层	信息		层	信息	
输入层	大小	256×256	卷积层_3	滤波器数	16
卷积层_1	滤波器数	64		内核大小	3×3
	内核大小	3×3		激活函数	ReLU
	激活函数	ReLU	BN_3	通道数	16
BN_1	通道数	64	最大池化层_3	内核大小	2×2
最大池化层_1	内核大小	2×2		步长	2×2
	步长	2×2	卷积层_4	滤波器数	16
卷积层_2	滤波器数	32		内核大小	3×3
	内核大小	3×3		激活函数	ReLU
	激活函数	ReLU	BN_4	通道数	16
BN_2	通道数	32			
最大池化层_2	内核大小	2×2			
	步长	2×2			

表 2 测试结果
Table 2 Test results

心音种类	测试样本容量	正确识别	正确识别率/%
正常	1 000	974	97.40
先心病	1 000	947	94.70

$$Sp = \frac{T_n}{F_p + T_n}$$

(13)

式中, T_p 表示真阳性、 T_n 表示真阴性、 F_p 表示假阳性、 F_n 表示假阴性。结果显示, 该模型的敏感度、准确率及特异度分别是 97.40%、96.05%、94.70%。

4.1.2 模型对比 将本文算法与文献[23]的BP算法、文献[24]的MFCC与GFCC算法和文献[25]的CNN+LSTM算法作对比, 结果如表3所示。通过量化数字指标可以看出, 本文算法在不同程度上提高了识别准确率, 该模型汲取了LSTM模型提取时间维度特性的优点且兼容了CNN模型有效提取图像空间特性的优点。

表 3 心音识别率算法对比(%)
Table 3 Comparison of heart sound recognition rate among different algorithms (%)

识别方法	平均识别率
BP ^[23]	95.96
MFCC+GFCC ^[24]	79.20
CNN+LSTM ^[25]	95.00
本文算法	96.05

4.2 实际测试与分析

4.2.1 实验数据来源 为了验证筛查系统的稳定性和可靠性, 同时建立相对比较完善的心音样本库, 课题组联合新华医院完成了设备的系统性验证, 经过长达半年的周期, 完成对 200 名受试者的心音采集工作, 其中正常跟异常心音各占 50%, 年龄分布在 3~26 岁, 初步建立起课题组小规模心音库。系统采集过程中, 采样率设置为 5 000 Hz, 每例信号采集时长为 30 s。本系统主要针对心音信号做二分类研究, 对于异常心音信号不做具体分类, 即系统筛查结果 1 为正常心音, 结果 0 为异常心音。

4.2.2 实验结果与分析 数据分析平台基于 Windows10 下的 Python3.9 以及基于 PyQt5 开发的上位机组成, 系统在工作时按照采集、上传、保存、重采样、小波阈值去噪、特征值向量提取、分类识别步骤依次执行, 完成整个过程后按如图 12 界面所示将分类结果打印输出。

在系统整体性测试过程中, 卷积神经网络分类器直接调用 4.1 模型训练中训练好的 h5 模型文件, 可极大地提高系统的响应速度, 识别结果如表 4 所示。

从表 4 可以发现, 系统在二分类识别中, 正常和异常心音的识别率存在较大差异, 原因在于异常心音样例由动脉导管未闭患者、室间隔缺损患者和房间隔缺损患者等不同类型患者构成, 不同病因引起的异常心音在结构上存在较大差异, 故而引起本系统对于异常心音识别率出现衰减现象。根据式(11)~(13)计算, 系统的准确率为 94.5%, 敏感度为 93.2%, 特异度为 95.9%。从整体数据来看, 本系统较为出色地完成了既定目标, 能快速且相对准确地完成筛查任务, 为医生临床诊断提供可靠的参考依据。

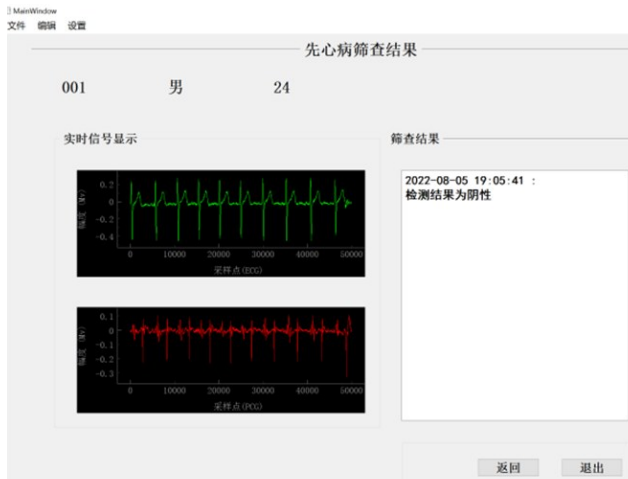


图12 上位机界面

Figure 12 Upper computer interface

表4 实际测试结果

Table 4 Actual test results

心音种类	测试容量	正确识别	正确识别率/%
正常	100	96	96.00
异常	100	93	93.00

5 结语

目前基于人工智能技术的先心病筛查系统研究越来越深入,方法越来越多样化,本系统基于目前应用相对广泛和经典的方法基础上,扬长避短并引入新的处理步骤,在系统性能方面取得明显突破;但该系统只是针对心音信号的二分类识别,在某些功能还存在许多不足,在具体病因分类的实际应用中还需要进一步提高。接下来的研究将从以下几个方向重点展开:(1)将当前的二分类算法进行升级,实现四分类算法,即系统在检测出异常心音的同时能够精准定位引起异常的具体病因;(2)当前人机交互界面是基于Windows系统的界面显示,不仅携带不便且成本较高,因此人机交互界面与系统的集成一体化设计为第二大目标;(3)当前系统验证只是基于小量临床数据,尚不能实现临床的常规化推广使用,需要通过更权威、丰富的临床实验验证,使其具有更可靠的稳定性、安全性和准确性。

【参考文献】

[1] 李婷,赵丽,蔡榕. 2019冠状病毒病与先天性心脏病关系研究的进展[J]. 心血管康复医学杂志, 2022, 31(5): 642-646.
Li T, Zhao L, Cai R. Research progress on the relationship between coronavirus disease 2019 and congenital heart disease[J]. Chinese Journal of Cardiovascular Rehabilitation Medicine, 2022, 31(5): 642-646.

[2] 肖罗茜. 中国西部社区先心病患儿确诊延迟现状及相关影响因素分析研究[D]. 昆明: 昆明医科大学, 2021.
Xiao LQ. An analysis of delayed diagnosis status and related influencing factors in children with congenital heart disease in western China[D]. Kunming: Kunming Medical University, 2021.

[3] 臧俊斌,周宸正,向梦辉,等. 心电与心音信号同步智能检测方法与识别技术研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 163-168.
Zang JB, Zhou CZ, Xiang MH, et al. The research on synchronous detection methods and intelligent recognition technology of ECG and heart sounds [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(3):

163-168.

[4] 李凤. 便携式心音检测系统的研究与开发[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
Li F. Research and development of a portable heart sound detection system[D]. Changchun: Jilin University, 2022.

[5] 孔凡凯. 基于多生理信号的便携式心血管信息采集系统的研究[D]. 重庆: 重庆医科大学, 2022.
Kong FK. Research of portable cardiovascular information acquisition system based on multi-physiological signals [D]. Chongqing: Chongqing Medical University, 2022.

[6] 熊艾,赵征鹏,杨宏波,等. 可实时心率检测的远程心音采集系统设计[J]. 计算机工程与设计. 2022, 43(4): 1186-1194.
Xiong A, Zhao ZP, Yang HB, et al. Remote heart sound acquisition system with real-time heart rate detection[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(4): 1186-1194.

[7] 陈定. 基于Cortex-M3和神经网络的心音心电图同步数字听诊器的研究与设计[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2022.
Chen D. Research and design of PCG and ECG synchronization digital stethoscope based on Cortex-M3 and neural network[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2022.

[8] 奎皓然,潘家华,宗容,等. 基于持续时间隐马尔可夫模型的心音分割算法[J]. 生物医学工程学杂志, 2020, 37(5): 765-774.
Kui HR, Pan JH, Zong R, et al. Segmentation of heart sound signals based on duration hidden Markov model[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(5): 765-774.

[9] Sumi K, Maw SZ, Zin TT, et al. Activity-integrated hidden Markov model to predict calving time[J]. Animals (Basel), 2021, 11(2): 385.

[10] Liu T, Li P, Liu Y, et al. Detection of coronary artery disease using multi-domain feature fusion of multi-channel heart sound signals[J]. Entropy (Basel), 2021, 23(6): 642.

[11] Li J, Lu Y, Xiao Z. Sports training health analysis algorithm based on heart rhythm feature extraction and convolutional neural network[J]. J Health Eng, 2021, 2021: 2946044.

[12] 何怡. 心音信号的U-Net分割算法与分类研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2021.
He Y. Research on U-Net segmentation algorithm and classification of heart sound signal[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021.

[13] Shen Y, Wang X, Tang M, et al. Recognition of S1 and S2 heart sounds with two-stream convolutional neural networks[J]. J Biomed Eng, 2021, 38(1): 138-144.

[14] Yin H, Ma Q, Zhuang J, et al. Design of abnormal heart sound recognition system based on HSMM and deep neural network[J]. Med Devices (Auckl), 2022, 15: 285-292.

[15] Xiefeng C, Wang Y, Dai S, et al. Heart sound signals can be used for emotion recognition[J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 6486.

[16] Huai X, Kitada S, Choi D, et al. Heart sound recognition technology based on convolutional neural network[J]. Inform Health Soc Care, 2021, 46(3): 320-332.

[17] 韩团军,尹继武,王楷,等. 基于FPGA的无线动态心电图监护系统设计[J]. 电子器件, 2019, 42(4): 1041-1045.
Han TJ, Yin JW, Wang K, et al. Design of wireless dynamic ECG monitoring system based on FPGA[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2019, 42(4): 1041-1045.

[18] 王雪婷,张烨菲,张显飞,等. 基于单导联的心电信号身份识别技术[J]. 通信技术, 2022, 55(5): 625-633.
Wang XT, Zhang YF, Zhang XF, et al. ECG identification technology based on single lead[J]. Communication Technology, 2022, 55(5): 625-633.

[19] 胡晓静,王春宇,张成强,等. 新生儿先天性心脏病筛查技术的现状及智能化发展趋势[J]. 复旦学报(医学版), 2022, 49(1): 107-113.
Hu XJ, Wang CY, Zhang CQ, et al. Current status and intelligent development trend of screening technology for neonatal congenital heart disease [J]. Fudan University Journal of Medical Sciences, 2022, 49(1): 107-113.

[20] 仲点点,吴杰,余腾,等. 改进小波阈值图像去噪方法[J]. 科学技术创新, 2022, 26: 84-87.
Zhong DD, Wu J, Yu T, et al. Improved wavelet threshold image denoising method[J]. Scientific and Technological Innovation, 2022, 26: 84-87.

[21] Alqudah AM. AOCT-NET: a convolutional network automated classification of multiclass retinal diseases using spectral-domain optical coherence tomography images[J]. Med Biol Eng Comput, 2020, 58(1): 41-53.

[22] Springer DB, Tarassenko L, Clifford GD. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(4): 822-832.

[23] 袁倩影,全海燕. 基于新进化优化BP学习算法的心音识别方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2020, 58(5): 1195-1201.
Yuan QY, Quan HY. Heart sound recognition method based on new evolutionary optimization BP learning algorithm[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2020, 58(5): 1195-1201.

[24] 陈成,潘家华,孙静,等. 基于MFCC与GFCC混合特征的先天性心脏病心音分类研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(7): 263-269.
Chen C, Pan JH, Sun J, et al. Research on heart sounds classification of CHD based on MFCC and GFCC mixed features [J]. Computer Simulation, 2022, 39(7): 263-269.

[25] 刘伟伟,桑胜波,张宏鹏. 基于CNN+LSTM的改进心音分类模型研究[J]. 电子设计工程. 2022, 30(2): 38-42.
Liu WW, Sang SB, Zhang HP. Study on improved heart sound classification model based on CNN+LSTM[J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(2): 38-42.

(编辑:谭斯允)