

一种新生儿先心病筛查仪器的设计

崔昊, 李丕丁

上海理工大学健康科学与工程学院, 上海

收稿日期: 2023年10月7日; 录用日期: 2023年11月9日; 发布日期: 2023年11月20日

摘要

先天性心脏病是我国最常见的先天性缺陷。为了尽早筛查诊断和治疗, 以降低新生儿死亡率, 本文设计了一款多功能的专用于新生儿先心病的筛查仪器。该仪器集信号采集、通信、处理和分析为一体, 包括四组高性能的电子听诊器、三导联心电、血氧传感器和FPGA嵌入式系统等。它能够同步采集四个主要听诊区的心音, 并结合心电信号进行心音分割。采用MFCC提取心音信号特征, 最终通过卷积神经网络进行分类识别。实验结果表明, 本文设计的仪器准确率达96.7%, 对异常心音具有较高的识别率, 可以辅助医护人员进行先心病筛查工作。

关键词

先天性心脏病, 心音, 医疗器械

Design of a Newborn Congenital Heart Disease Screening Instrument

Hao Cui, Piding Li

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

Received: Oct. 7th, 2023; accepted: Nov. 9th, 2023; published: Nov. 20th, 2023

Abstract

Congenital heart disease is the most common congenital defect in China. In order to screen, diagnose, and treat it as early as possible to reduce neonatal mortality, a multifunctional screening device specifically designed for newborns with congenital heart disease is designed in this study. This instrument integrates signal acquisition, communication, processing, and analysis, including four groups of high-performance electronic stethoscopes, a three-lead electrocardiogram, a blood oxygen sensor, and an FPGA embedded system. It can synchronously collect heart sounds from four major auscultation areas and combine them with electrocardiographic signals for heart

sound segmentation. The MFCC technique is employed to extract features from heart sound signals, and the classification and recognition are conducted through a convolutional neural network. The experimental results show that the accuracy of the instrument designed in this paper is 96.7%, which has a high recognition rate for abnormal heart sounds and can assist medical staff in the screening of congenital heart disease.

Keywords

Congenital Heart Disease, Heart Sounds, Medical Equipment

Copyright © 2023 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

先天性心脏病(Congenital Heart Disease, 以下简称先心病)是在胎儿发育期间形成的心脏结构或功能异常,是最常见的先天性缺陷[1]。在我国,尤其是在医疗资源相对匮乏的地区,患有先心病的新生儿往往因为医疗资源不足,难以及时得到治疗[2]。根据《2022 中国卫生健康统计年鉴》的数据,2021 年我国城市和农村居民的先心病死亡率为 1.25 (1/10 万),这一数据凸显了早期筛查的迫切需求[3]。

以往的研究已经表明,使用心音听诊结合经皮血氧饱和度测定的方法在新生儿先心病的临床筛查中具有明显优势[4],其中心音信号包含了大量的心脏生理、病理性信息,医生可以通过听诊识别出心音的正常或异常现象,从而诊断心血管疾病。因此,如何准确识别异常心音成为了先心病筛查的关键问题。

当前,国内外学者在心音信号处理领域主要集中在信号预处理、特征提取和分类识别三个方面。其中,心音信号预处理包括信号降噪和心音定位,目前有滤波器,经验模态分解[5],小波变换[6]等方法进行降噪,采用希尔伯特-黄变换[7],小波变换,隐马尔科夫模型[8]等方法分割定位心音;而在特征提取阶段,可以从时频、谱熵等角度分析心音信号,比如通过梅尔频率倒谱系数(MFCC) [9],线性预测倒谱系数(LPCC) [10]等方法提取特征向量;此外,分类识别阶段采用了卷积神经网络(CNN)、支持向量机(SVM)和随机森林(RF)等机器学习方法进行心音信号的分类。根据上述研究方法,许多学者设计了有关心音采集分类的仪器,例如,单煦等人[11]设计了一种基于 Labview 和 USB-4432 采集板卡的多通道心音信号采集设备,用于四通道心音信号的采集和分类计算,对异常心音信号的识别率可达 92.5%。芦夜召等人[12]基于 FPGA 和 DSP 设计的多导联心电图心音信号同步智能听诊器,系统利用现场可编程逻辑器件的优点,实现了心电图心音的同步实时采集和显示,为心电图心音信号相关性研究提供了重要实现依据。Huai 等[13]使用灰度图像处理思路,将心音信号转换成二维灰度图像信息,训练和优化 CNN 模型,实验结果显示该模型训练准确率为 95.17%,测试结果为 94.80%,与传统方法相比,在该模型下取得更高的准确性,进一步证明深度学习在心音分类识别中有着出色表现。

从上述国内外研究现状来看,目前大部分技术研究仍处于实验阶段,临床推广应用面临一系列挑战,主要表现为软硬件集成度不高、操作复杂、精度不足等问题。为了更加精确地筛查先心病,仍需对现有方法进行进一步优化,提高信号处理的效率和准确性。为此,本研究旨在设计一种快速、准确、便携的筛查仪器,以期为先心病的早期诊断提供可靠的技术支持。

2. 系统框架

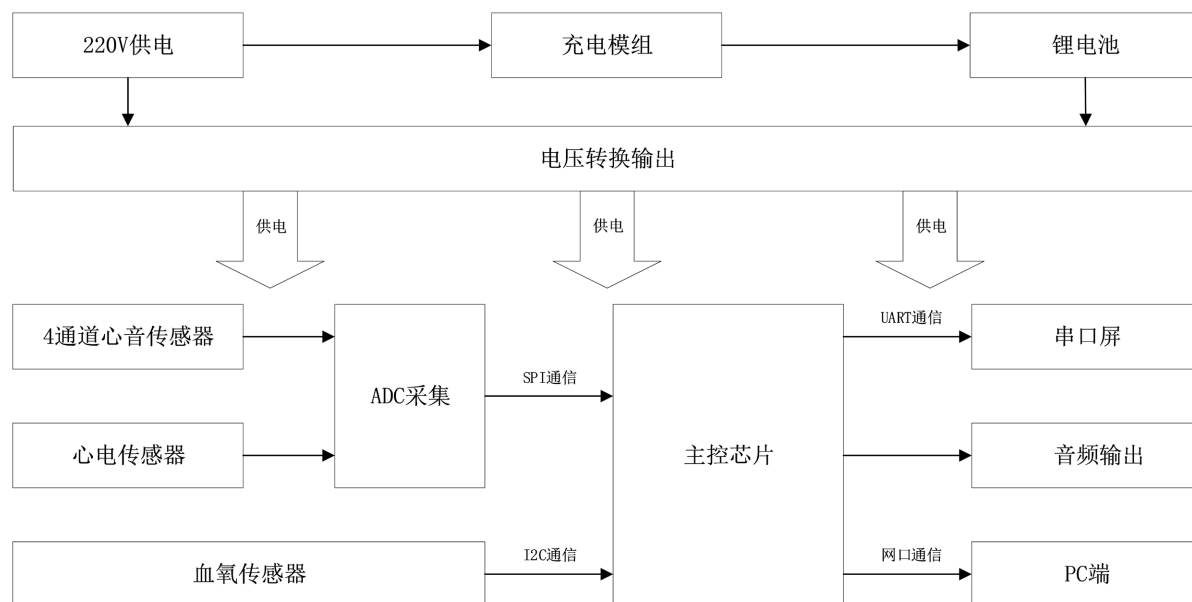


Figure 1. System diagram

图 1. 系统框图

整个系统的框图如图 1 所示，该系统框架结合了先进的传感器技术和数据分析算法，为医务人员提供了一个可靠的工具，以在早期发现和诊断心脏异常，从而提高患儿的生存率和生活质量。具体各部分功能描述如下：

1) 电源管理：采用双电源供电设计，内部搭载可充式锂电池组，满足仪器的便携需求。

2) 四通道心音信号采集模块：该模块配备多个高灵敏度麦克风传感器，分别放置在心脏的四个主要听诊区，用于捕捉心音信号。这种多通道设计保证了对心音信号全面准确的捕捉。

3) 心电信号采集模块：该模块用于同步记录患者的心电信号，并利用心电信号来精确定位心音信号的不同心动周期。

4) 血氧检测模块：用于监测患者的血氧饱和度。通过皮肤表面的传感器，系统能够实时测量经皮血氧饱和度，从而评估心脏功能和氧气供应情况。

5) 主控芯片：采用 FPGA 作为主控芯片，所有采集到的心音、心电和血氧信号都会传输到该芯片中。FPGA 的高性能和并发性确保了信号的高效处理和快速响应。

6) 音频输出：提供心音音频输出功能，方便医生进行复筛和确认，进一步提高了诊断的准确性。

7) 上位机部分：所有采集的数据都会通过网口实时上传到上位机，这里提供 2 个版本，一是仪器自带的电容触摸屏，内置 Ubuntu16.0 操作系统；二是直接连接电脑主机，支持 Window10。上位机由 QT 编写，完成心电信号的波形识别，心音降噪和分割，特征提取，和分类识别等功能。方便不同场景下的应用。

3. 硬件设计

3.1. 心音听诊器设计

心音传感器的选择对于心音听诊器的性能起到关键作用，特别是在需要捕捉新生儿微弱心音的场景

中。为确保传感器能准确地捕捉到心音信号，其必须具备高灵敏度和宽频响的特性。在各种可选传感器中，麦克风因其对振动信号的高灵敏度而受到广泛关注。对于心音信号，其异常频率可能达到 1.5 kHz，因此选择的传感器应能覆盖这一频率范围。基于这一需求，我们选择了 TDK 公司生产的 ICS-40300 型号传感器。该传感器的频率响应范围为 6 Hz~20 KHz，能够覆盖心音信号的全部频率范围。此外，其灵敏度达到-45 dBV，保证了对微弱信号的有效捕捉。本文使用 TDK 公司生产的 ICS-40300 型号传感器，频率响应范围可从 6 Hz~20 KHz，灵敏度可以达到-45 dBV，符合心音信号的频率要求。传感器三维模型如图 2(a)所示，电路地板如图 2(b)所示。

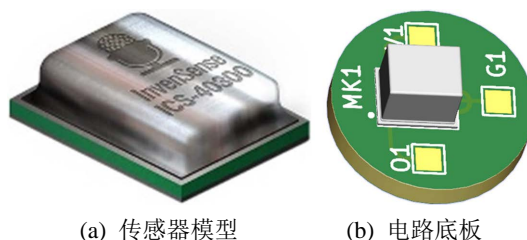


Figure 2. Sensor model and floor circuit
图 2. 传感器模型和电路底板

听诊头的设计参考医用听诊器，图 3 是单路的心音听诊头，由膜腔，管道，外壳组成，在保证拾音效果的同时，内部填充的隔音材料可以有效隔绝外来声音的干扰[14]。

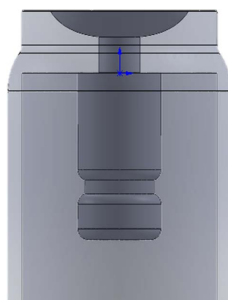


Figure 3. Auscultation head model
图 3. 听诊头模型

3.2. 四通道心音调理电路

心音信号通常具有较低的振幅，因此不利于直接对其进行处理。为了提高信号的可检测性和分析的准确性，一个关键的步骤是对其进行放大处理。本研究中，所选择的是 ADA4897 放大器来构建同相放大电路。值得注意的是，ICS-40300 传感器的输出存在 0.8 V 的直流偏置。为消除这一偏置，我们在同相前端引入了电容耦合。异常心音信号在频率上可能达到 1.5 kHz。为了确保对这类宽频带信号进行高效且准确的处理，我们设计了一个三阶巴特沃兹滤波器。该滤波器的截止频率被设定为 5 kHz。这样的设置旨在滤除可能存在的高频噪声，同时确保在通带内的信号保持其原有的完整性。为了进一步保证信号的质量，我们特别注意确保在通带 2 kHz 以内，滤波器不引入任何纹波。这有助于维持信号的准确性和稳定性，从而为后续的分析提供高质量的输入。为了更全面准确地捕捉心音信号，本文设计了一个四通道心音调理电路系统，如图 4 所示。每个通道都采用了相同的心音调理电路，采集心脏不同听诊区的心音信号，从而为后续的分析 and 对比提供了更为丰富的数据源。

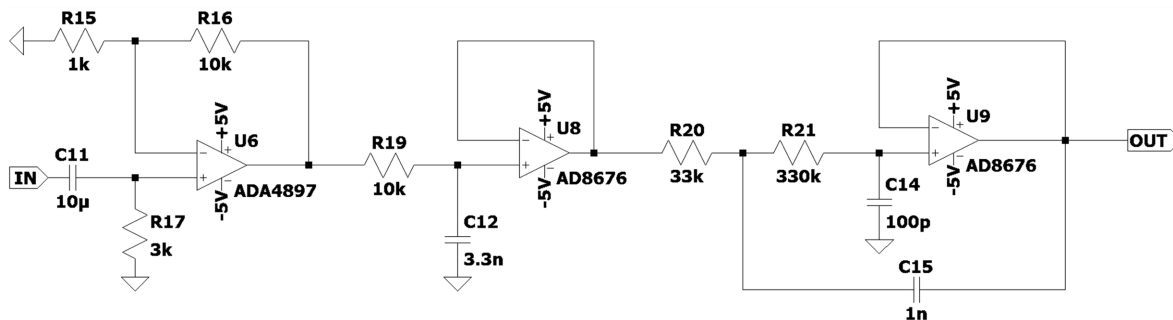


Figure 4. PCG conditioning circuit
图 4. 心音调理电路

3.3. 心电调理电路

为了实现高精度的心电信号采集, 本文采用了高性能的 AD8422 来搭建差分放大电路。AD8422 的选择基于其卓越的低噪声性能和高精度直流特性, 这些因素都是在心电信号采集中至关重要的。这保证了对心电信号的稳定和准确采集, 减小了可能的误差和噪声引入。

为了进一步优化电路性能, 我们使用 OP2177 搭建了反向放大器来构建右腿驱动电路。这种设计有助于减少共模干扰, 即通过将腿部信号反向放大并输入到 AD8422, 可以实现快速放电。这不仅提高了共模抑制, 还确保了对心电信号的准确采集。为了确保新生儿的安全, 我们在 OP2177 的输出端加入了 499 kΩ 的电阻, 以限制驱动到人体的电流。驱动电路如图 5 所示, 配置的增益为 14。

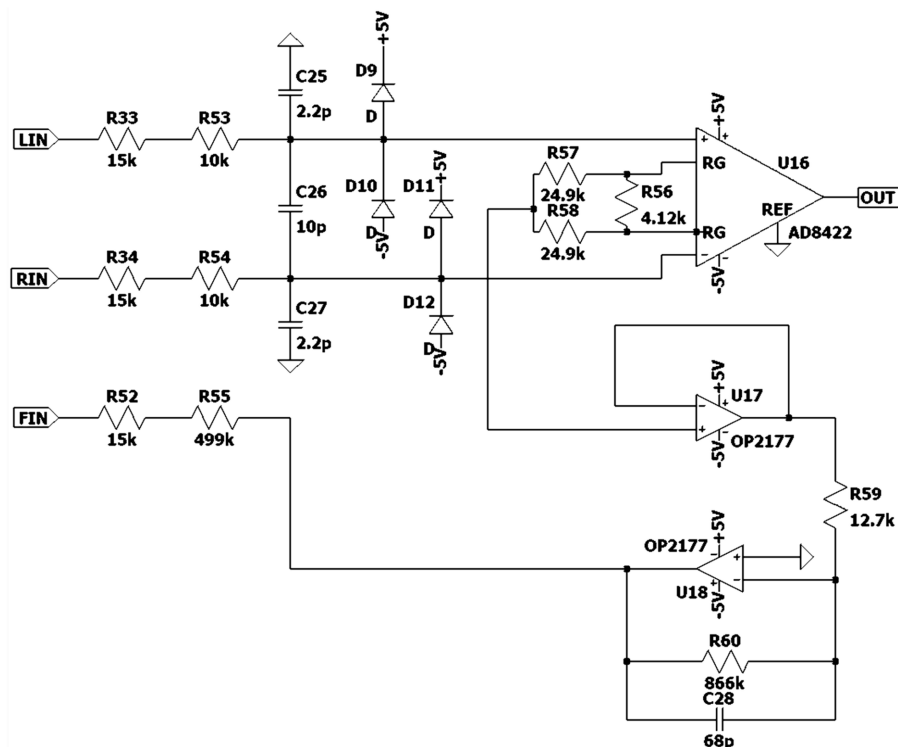


Figure 5. Pre-drive circuit
图 5. 前置驱动电路

电路的下一阶段是一个 0.033 Hz 的高通滤波器, 目的是消除电极间可能产生的直流偏置。接下来使

用 AD8618 搭建了一个有源五阶低通贝塞尔滤波器。这个滤波器设计用于滤除大于 160 Hz 的信号，同时对心电信号再进行 50 倍的放大。这两个滤波阶段共同构成了一个窗口滤波器，其目的是只保留心电信号所在的频段，确保其他频率范围的噪声和干扰被有效滤除。电路如图 6 所示。

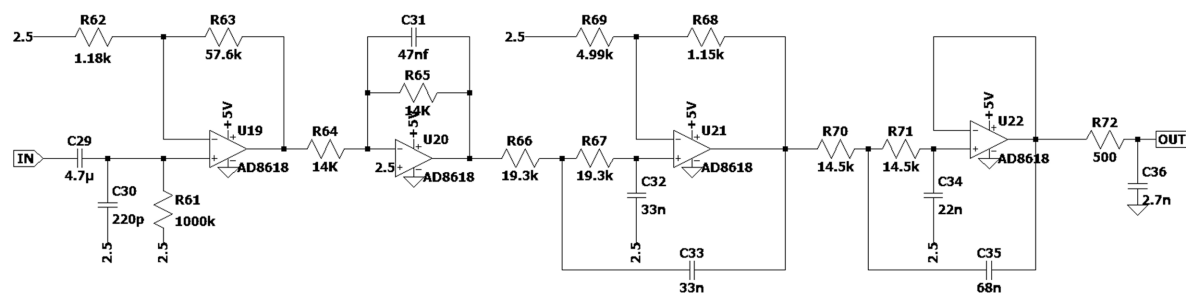


Figure 6. Filter circuit
图 6. 滤波电路

3.4. 血氧检测模块

血氧检测在本研究中采用了低功耗的 MAX30102 模块[10]，如图 7 所示。MAX30102 是一个高度集成的解决方案，设计用于非侵入式地检测血氧饱和度和心率。该模块的核心组件包括红光 LED、红外光 LED、光电检测器以及一个具备环境光抑制功能的低噪声电子电路。这些组件共同工作，确保在各种环境条件下都可以获得高质量的信号。当进行血氧检测时，两种 LEDs(红光和红外光)透过手指照射血管。血液中的氧合血红蛋白和脱氧血红蛋白对这两种光有不同的吸收特性，这使得我们可以通过分析反射回来的光的变化来计算血氧饱和度。光电检测器则负责检测这些反射光，并将其转化为电信号。这些信号经过模块内部的电路处理后，将生成血氧饱和度数据和心率数据。这些数据具有高度的准确性，并可以通过 IIC 接口传输给主控，为后续的分析 and 显示提供了基础。

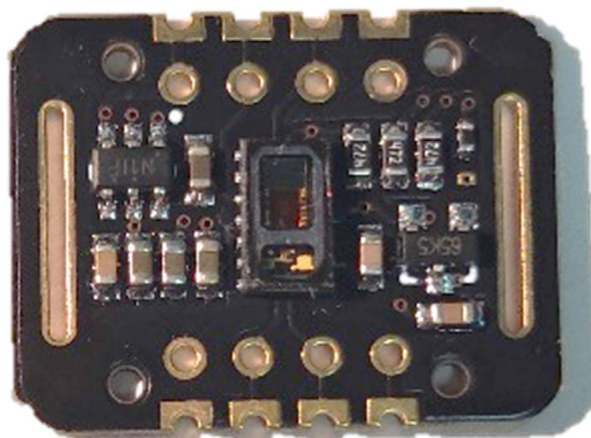


Figure 7. Blood oxygen detection module
图 7. 血氧检测模块

3.5. 音频功率放大电路

本文使用低功耗音频放大器 MC34119 作为心音信号音频输出功率转换器[15]，其电路原理如图 8 所示。MC34119 支持差分输入，且差分增益可通过外部电阻进行调节，因此具有高度的适应性和可调性。

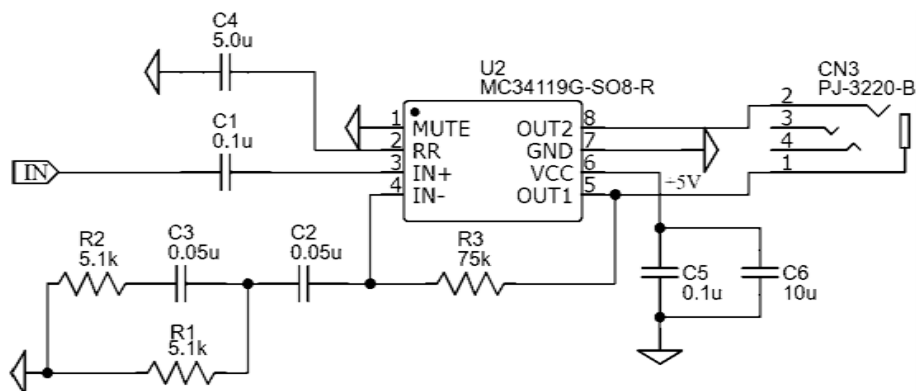


Figure 8. Audio power amplifier circuit
图 8. 音频功率放大电路

3.6. ADC 采集电路

本文选用了 ADI 公司的 AD7606 多通道同步模数转换芯片采集心音心电信号。AD7606 具备多个优点, 包括 8 通道 16 位同步采样能力, 每通道最高采样率可达 200 ksp/s, 而且这些通道相互独立, 满足多通道同步采集心音心电的要求。信号采集板如图 9 所示, 采集到的数据会通过 SPI 接口传输至主控 FPAG 中进一步处理。

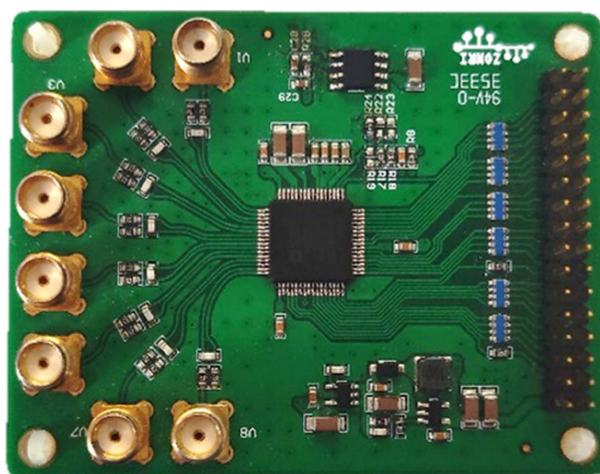


Figure 9. Signal acquisition board
图 9. 信号采集板

4. 软件设计

4.1. 数字降噪方法设计

心电和心音信号都属于微弱的人体生理信号, 在采集过程中受到多种干扰因素的影响, 包括肌电干扰、基线漂移、工频干扰、环境噪音, 以及新生儿不太容易配合等问题[16]。因此, 为了提高信号的信噪比, 必须对采集到的原始信号进行精确的降噪处理。本文同步采集心电和心音信号的目的是利用心电波形来精确分割心音周期。因此, 在处理心电信号时, 降噪的主要目标是满足波形识别的需求, 而心音信号作为筛查先心病的关键依据, 处理时对精度要求更高。

采集的心电信号如图 10(a)所示, 可以明显看出存在基线漂移。这种漂移属于低频噪声信号, 其频率

范围在 0.05~1 Hz 之间。为了解决基线漂移现象, 本文采用了 IIR 高通滤波器, 以滤除 1 Hz 以下的信号, 结果如图 11(a)所示。心电信号的频率通常不超过 100 Hz, 因此我们接着应用了一个低通滤波器, 以去除采集时引入的高频噪声。同时对原始信号进行了 FFT 分析, 得到的频谱如图 10(b)所示。可以观察到 50 Hz 附近存在工频干扰, 并且在 100 Hz 附近还存在其谐波。因此, 为了进一步提高信噪比, 本文采用了陷波器来去除 50 Hz 的工频干扰以及其谐波, 效果如图 11(b)所示。至此, 经过降噪后的心电信号可以明显看到 QRS 波。

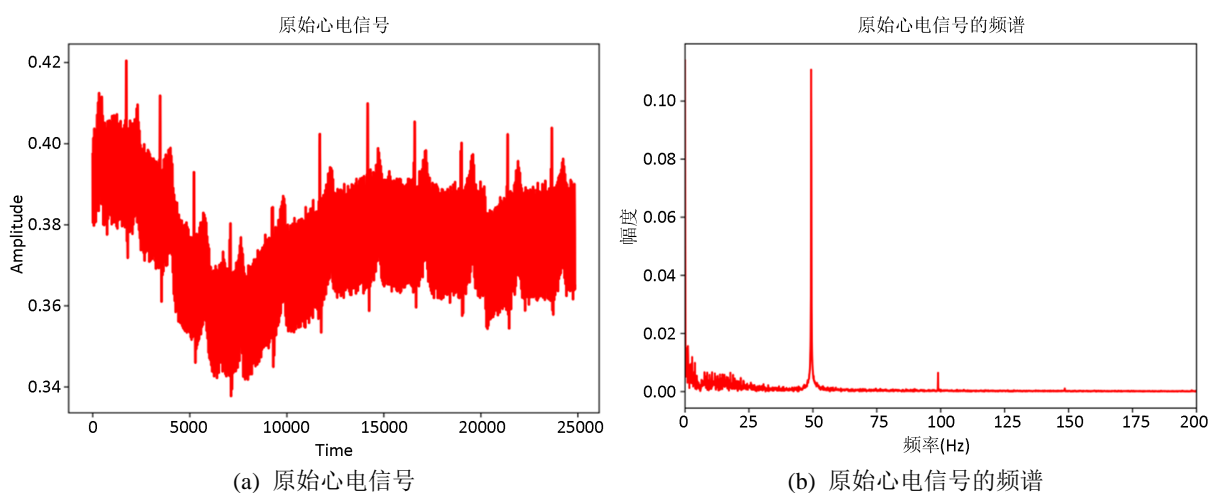


Figure 10. The time-domain and frequency-domain characteristics of the original ECG

图 10. 原始心电信号的时域和频域

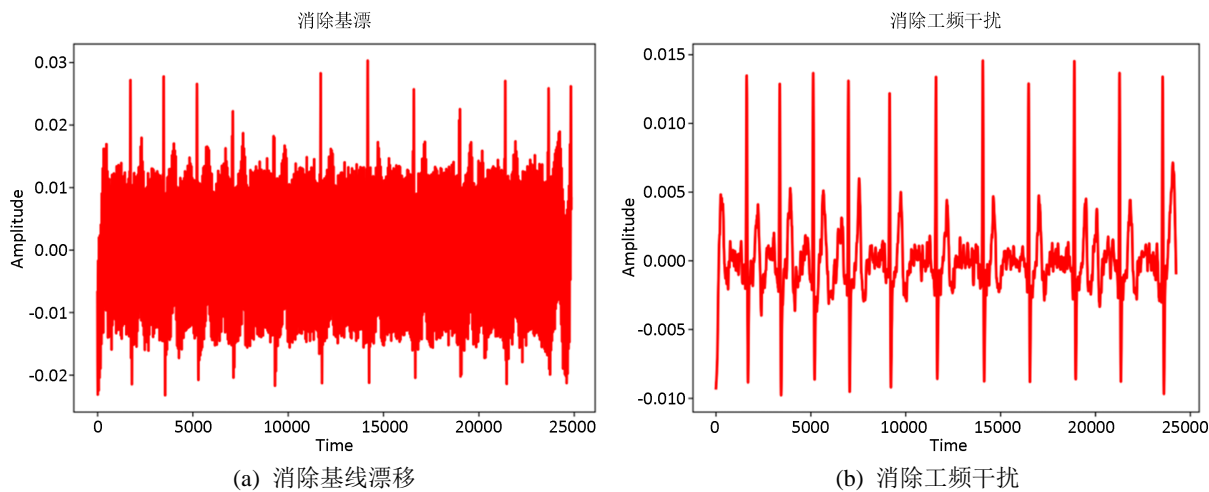


Figure 11. The signal after baseline drift removal and power line interference elimination

图 11. 消除基线漂移和消除工频干扰后的信号

采集的心音信号如图 12(a)所示, 对其做 FFT, 得到频谱如图 12(b)所示, 可以看到存在工频干扰, 除了基频 50 Hz, 还带有它的谐波, 因此级联陷波器来滤除工频干扰。

为了进一步提高心音信号的信噪比, 本文采用小波变换对心音信号进一步去噪[17]。去噪流程如图 13 所示。

小波基选择 *coif5* 小波, 分解层数为 5 层, 考虑到心音信号是语音信号, 为了避免出现语音失真的情况, 本文在非负死区阈值函数的基础上设计了一种适合心音信号的阈值函数, 其公式如下:

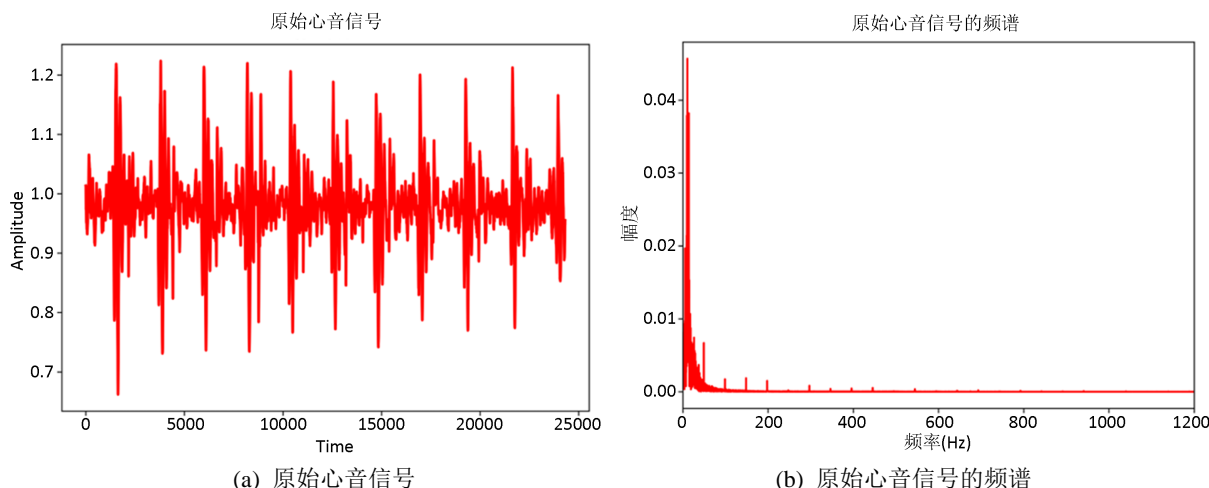


Figure 12. The time-domain and frequency-domain characteristics of the original PCG

图 12. 原始心音信号的时域和频域

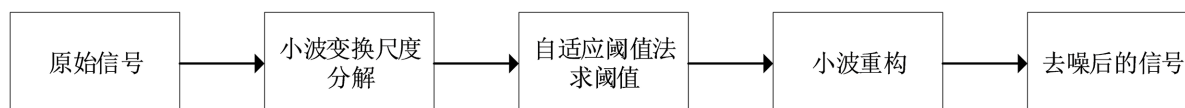


Figure 13. Wavelet denoising process

图 13. 小波去噪流程

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \left(|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda^2}{2|\omega_{j,k}|} e^{2(\lambda-|\omega_{j,k}|)} \right), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ \text{sgn}(\omega_{j,k}) \left(\frac{\lambda(e^{8|\omega_{j,k}|} - e^{8p})}{2(e^{8\lambda} - e^{8p})} \right), & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

其中, $p \in (0, \lambda)$, $\omega_{j,k}$ 是小波系数, λ 是阈值, 选用自适应阈值, 其公式如下:

$$\lambda_j = \frac{\sigma \sqrt{2 \log N}}{2^{(j-1)}} \ln(j+1) \quad (2)$$

其中, N 为小波系数的个数, σ 为噪声信号的标准差。

降噪效果如图 14 所示。

4.2. 心音分割

每个心动周期包含第一心音(S1)、收缩期(Systole)、第二心音(S2)、舒张期(Diastole) 4 个心音成分[18]。先心病的主要病理信息包含在第一心音(S1)到第二心音(S2)时间片段内, 因此为了更好的提取心音特征, 需要分割第一心音和第二心音。目前的研究主要依赖于分析心音信号本身的特征, 然而, 这些算法通常较为复杂, 不太适合嵌入式系统的部署。为解决这一问题, 本文采用了高精度的采集电路, 实现了心音和心电的同步采集。这样, 既可以利用心电分割心音, 同时采集的心电数据又为未来的研究提供了拓展的可能性。

心音与心电的波形对照图如图 15 所示, 第一心音出现在心电 QRS 波开始后 20~40 ms 后, 大概持续 100~135 ms 左右; 第二心音出现在心电 T 波终端, 大概持续 80~120 ms 左右。因此, 只要定位心电波形, 就可以分割心音。

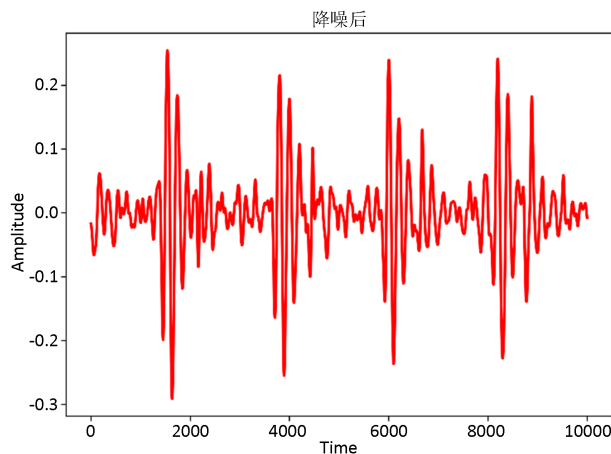


Figure 14. PCG after noise reduction

图 14. 降噪后心音信号

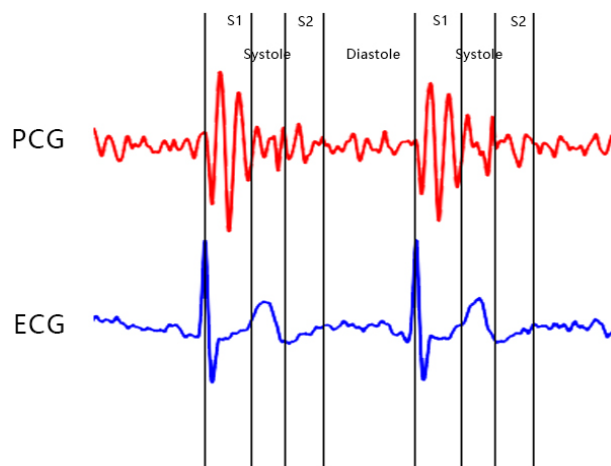


Figure 15. Comparison of PCG and ECG

图 15. 心音心电对照图

本文通过几何学特征来识别心电波形，主要依据波形变化趋势来判断[19]。这里使用公式(3)获取每个点的趋势斜率：

$$k_{m,n} = \frac{y_n - y_m}{x_n - x_m} \tag{3}$$

其中， (x_m, y_m) 为点 m 的坐标，通常这里的 m 点是从心电数据中二次求导得到的极值点； $n = m+1, m+2, \dots, m+n$ ，通常情况下取 m 点后 5 个点 ($n=5$) 来判断 m 点的变化趋势。

设 $trend(m)$ 为 m 点的趋势，根据数学几何，给出判断点 m 趋势的依据如下：

- 1) 上升趋势：这 5 个点与 m 点连线的斜率至少有 3 个大于 0，记 $trend(m) > 0$ ；
- 2) 下降趋势：这 5 个点与 m 点连线的斜率至少有 3 个小于 0，记 $trend(m) < 0$ ；
- 3) 水平趋势：除去上升趋势和下降趋势的情况，剩余的情况可以被判定为水平趋势，记 $trend(m) = 0$ ；
- 4) 首先定位 R 波峰， R 波是心电波形中最明显的一个波形，通常是整个波形的最高点或最低点，下面以 R 波峰为最高点进行说明。用门限阈值提取包含 R 波峰的极值点，其阈值公式为

$$thr = \rho(y_{\max} - y_{\min}) \tag{4}$$

根据多次实验数据, 当 $\rho = 0.3$ 时, 识别率最佳。同时排除误检, 如果相邻两个极大值间距小于 400 ms, 则去掉幅度较小的一个。对筛选的极值点, 根据趋势斜率公式, R 波峰所在的点 m 应该满足以下条件:

$$\begin{cases} trend(m) < 0 \\ y_m > thr \end{cases} \quad (5)$$

- 1) 在 R 波前 0.1 s, 逆序寻找第一个满足下降趋势的极小值点即为 Q 波的顶点。
 - 2) 在 R 波后 0.1 s, 顺序寻找第一个满足下降趋势的极大值点即为 S 波的顶点。
 - 3) 在 S 波后, 顺序寻找第一个大于 T 波阈值(公式 4 中 $\rho = 0.1$)且满足下降趋势的极大值即为 T 波的顶点。
 - 4) 在 T 波顶点后的 0.1 s 内寻找第一个满足上升趋势或水平趋势的极小值点即为 T 波的终点。
- 综上, 根据同步采集的心电波形可以分割心音, 提取需要的病理信息。

4.3. 基于 MFCC 和 GFCC 的动态特征提取

MFCC 是一种在语音信号处理中广泛使用的特征提取方法[20], 用于捕捉声音频谱特性, 但该特征在噪声较多的环境下识别效果较弱, 考虑到新生儿这一特殊群体, 在采集过程中不可避免会引入诸多噪声, 并且仅使用单一的特征也不能全面表征心音信号。为了解决这一问题, 本文将 MFCC 与 GFCC 提取的特征组合, 同时考虑到 MFCC 和 GFCC 提取的是静态特征, 再对提取的特征系数做一阶差分得到动态特征, 将这四组特征向量归一化后, 融合成混合特征, 具体步骤如图 16 所示:

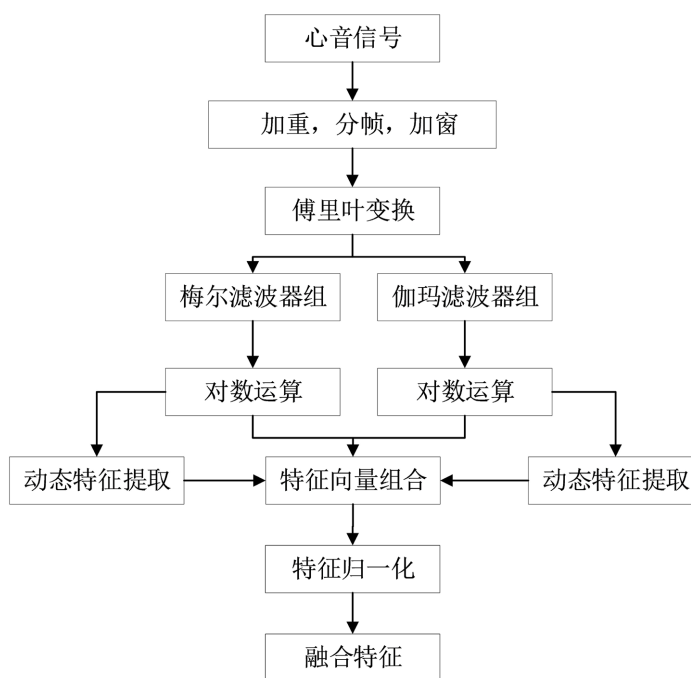


Figure 16. Schematic diagram of the fusion feature extraction steps
图 16. 融合特征提取步骤示意图

其中, 动态提取的公式如式(6):

$$\Delta(n) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=-2}^2 i^2}} \sum_{i=-2}^2 if(n+i) \quad (6)$$

式中, $n=1,2,\dots,12$, $f(n)$ 是心音信号的 MFCC 和 GFCC 对应的特征参数序列。

特征向量的融合公式如下:

$$M_GFCC_{n,m} = [HM_n, \Delta HM_n, HG_m, \Delta HG_m] \tag{7}$$

4.4. 基于卷积神经网络的分类模型

卷积神经网络结构如图 17 所示, 由 4 层卷积块和最后的输出层组成。输入数据为小节 3.3 提取的特征矩阵, 卷积层中滤波器个数为 64, 向后依次是 32、16、16, 各层池化层均采用最大值池化, 第 4 层卷积层通过激活函数直接与全连接层相连, 使用 Softmax 分类器实现最终分类结果输出。

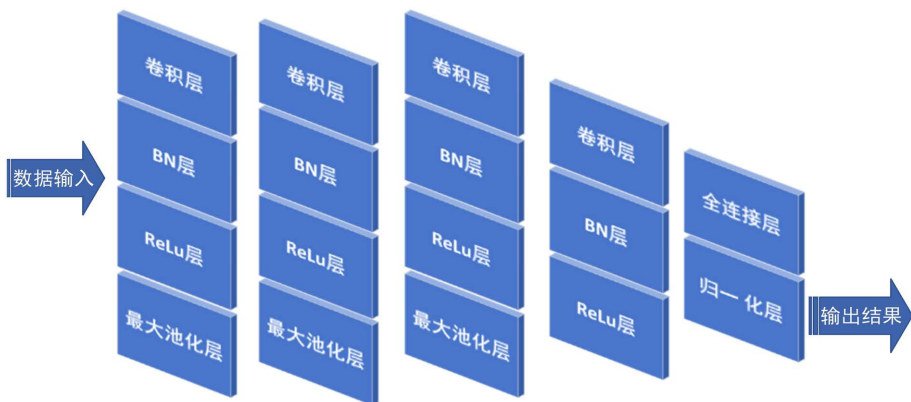


Figure 17. CNN structure diagram

图 17. CNN 结构图

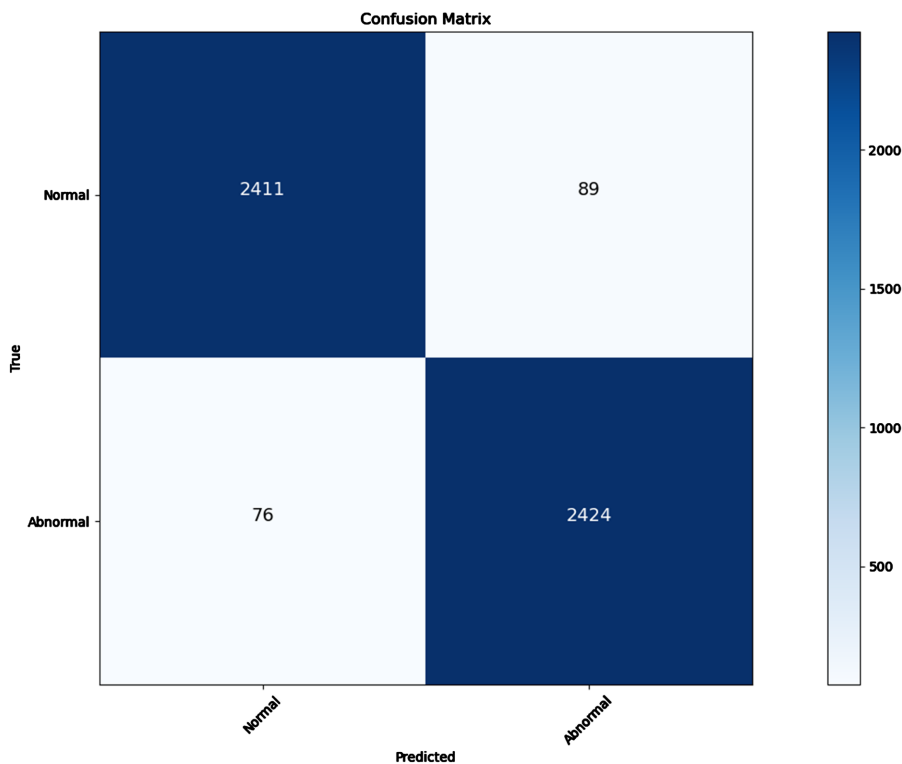


Figure 18. Confusion matrix of PCG classification recognition model

图 18. 心音分类识别模型混淆矩阵

训练模型的数据由新华医院提供的心音数据库, 包括动脉导管未闭、房间隔缺损、房间隔缺损 + 室间隔缺损 + 肺动脉瓣狭窄、房间隔缺损 + 室间隔缺损、肺动脉瓣狭窄、分动脉瓣狭窄、室间隔缺损以及室缺 + 主动脉瓣狭窄等类型数据。以 3 段心动周期为 1 组样本, 总计 20,000 组, 其中正常样本 10,000 个, 异常样本 10,000 个, 其中 75% 做训练组, 25% 做测试组。测试结果如图 18 所示。

测试中, 正常心音正确识别数为 2411 条, 被错误识别数为 89 条; 异常心音被正确识别数为 2424 条, 被错误识别数为 76 条, 模型的准确率为 96.7%, 灵敏度为 96.96%, 特异度为 96.44%。

4.5. 模型对比与分析

为了进一步比较不同的特征提取方法对分类结果的影响, 将 FMCC, GMCC, FMCC + Δ FMCC 和 GMCC + Δ GMCC, 分别作为特征向量放入 CNN 中, 得到表 1 的分类结果。

Table 1. Effect of feature extraction method on recognition rate

表 1. 特征提取方法对识别率的影响

特征提取方法	准确率	灵敏度	特异度
FMCC	89.36%	91.12%	87.56%
GMCC	87.16%	89.84%	84.48%
FMCC + Δ FMCC	92.24%	92.96%	91.52%
GMCC + Δ GMCC	91.62%	92.76%	90.48%
FMCC + GMCC	93.92%	94.72%	93.12%

从表 1 的数据可以明显看出, 混合特征的效果明显优于单一特征。以准确率为例, 单独使用 MFCC 的静态特征的识别准确率相比加入动态特征的情况下低了 2.88%。而采用了 MFCC 和 GFCC 混合特征的提取方法, 准确率相较于单一特征提取分别提高了 4.56% 和 9.76%。由此可见, 本文提出的基于 MFCC 和 GFCC 的动态特征提取方法能更好地表征心音信号, 显著提高了模型的识别准确率。

5. 结论

在本研究中, 我们设计并开发了一款为新生儿群体定制的先心病筛查工具。这款设备的核心目标是提前识别并诊断新生儿中的先天性心脏疾病, 从而确保患者得到迅速且有效的医疗干预。经过严格的实验验证, 该工具不仅操作简便, 而且准确率较高, 为医生在先心病的早期诊断上提供了有效的支持。展望未来, 我们寻求对当前模型进行更为深入的完善, 希望能够对各个听诊区的特定病理特征进行更精确的识别。此外, 我们也计划创建一个综合性的多通道心音心电数据库, 为进一步的研究与创新提供宝贵的数据支撑。

参考文献

- [1] 苏翠敏, 刘芳意, 蔡红珠, 等. 新生儿先天性心脏病患病调查分析[J]. 中国妇幼健康研究, 2020, 31(4): 533-536.
- [2] 汪际英, 王晓, 王彬, 等. 银川地区 18639 例新生儿先天性心脏病筛查结果分析[J]. 宁夏医学杂志, 2021, 43(11): 1003-1005.
- [3] 潘飞霞, 徐玮泽, 李嘉斌, 等. 中国先天性心脏病疾病负担三十年变化分析[J]. 浙江大学学报(医学版), 2022, 51(3): 267-277.
- [4] 苏翠敏, 林利平, 蔡红珠, 等. 心脏杂音和 POX 在先心病筛查中的作用[J]. 中国医学创新, 2019, 16(30): 147-150.
- [5] 刘倩, 徐彦, 梁春燕, 等. 基于 CEEMDAN 和小波熵的心音信号去噪算法研究[J]. 计算机仿真, 2023, 40(2): 321-325, 419.

-
- [6] 周克良, 刘亚亚. 新阈值小波变换的心音去噪[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(9): 2476-2481.
- [7] Thalmayer, A., Zeising, S., Fischer, G. and Kirchner, J. (2020) A Robust and Real-Time Capable Envelope-Based Algorithm for Heart Sound Classification: Validation under Different Physiological Conditions. *Sensors (Basel)*, **20**, Article No. 972. <https://doi.org/10.3390/s20040972>
- [8] 许春冬, 周静, 应冬文, 等. 基于 DHMM 的低心率变异性心音的分割方法[J]. 数据采集与处理, 2019, 34(4): 605-614.
- [9] 陈娟. 心音信号的 MFCC 特征参数提取方法[J]. 岳阳职业技术学院学报, 2021, 36(4): 75-78, 82.
- [10] 于乾坤. 基于混合神经网络的心音分类识别算法研究[D]: [硕士学位论文]. 天津: 天津工业大学, 2020.
- [11] 单煦. 多通道心音的研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- [12] 芦夜召, 郭珈, 张利平, 等. 多导联心电图音同步智能听诊器设计[J]. 电子器件, 2021, 44(1): 188-191.
- [13] Huai, X., Panote, S., Choi, D., *et al.* (2020) Heart Sound Recognition Technology Based on Deep Learning. *11th International Conference, DHM 2020, Copenhagen, 19-24 July 2020*, 491-500. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49904-4_36
- [14] 成谢锋, 张友迅. 一种先心病快速筛选仪的设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(2): 148-152.
- [15] 白鹏飞, 刘强, 段飞波, 等. 基于 MAX30102 的穿戴式血氧饱和度检测系统[J]. 激光与红外, 2017, 47(10): 1276-1280.
- [16] 黄政钦, 孙静, 张丽娜, 等. 心音、心电采集系统设计与信号预处理[J]. 电子测量技术, 2014, 37(9): 117-121, 131.
- [17] 覃爱娜, 戴亮, 李飞, 等. 基于改进小波阈值函数的语音增强算法研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2015, 42(4): 136-140.
- [18] 韩威. 小样本心音分类方法研究[D]: [博士学位论文]. 广州: 广东工业大学, 2020.
- [19] 李锋, 陈美丽. 一种基于几何特征的 ECG 波形识别算法[J]. 北京生物医学工程, 2015(3): 261-266. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-3208.2015.03.08>
- [20] 陈成, 潘家华, 孙静, 等. 基于 MFCC 与 GFCC 混合特征的先心病心音分类研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(7): 263-269.