

# 单心动周期分割及 MFCC 特征提取系统 \*

李昊宇, 张荣芬, 刘宇红

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025)

**摘要:** 目前, 在基于医疗大数据与机器学习的心音识别系统研究中, 对于单心动周期的提取大多依赖人工截取或基于同步心电信号进行分割, 大大降低了整个系统的实用性和易用性。针对以上问题提出了一种基于低频提取的单心动周期分割及 MFCC(Mel Frequency Cepstral Coefficients)特征提取的嵌入式硬件系统, 能够更高效地实现单心动周期分割并计算其 MFCC 特征参数, 综合分割准确率达 98.3%, 解决了单心音周期分割中对心音信号纯净度要求较高和没有成熟系统的问题, 并且降低了数据存储成本, 具有较好的实用性和潜在的应用前景。

**关键词:** 心动周期; 低频提取; MFCC 特征提取; 嵌入式系统

中图分类号: TP368

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200587

中文引用格式: 李昊宇, 张荣芬, 刘宇红. 单心动周期分割及 MFCC 特征提取系统[J]. 电子技术应用, 2020, 46(12): 121–128, 133.

英文引用格式: Li Haoyu, Zhang Rongfen, Liu Yuhong. Single heart period segmentation and MFCC feature extraction system[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(12): 121–128, 133.

## Single heart period segmentation and MFCC feature extraction system

Li Haoyu, Zhang Rongfen, Liu Yuhong

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** At present, in the research of heart sound recognition system based on medical big data and machine learning, the extraction of single cardiac cycle mostly relies on manual interception or segmentation based on synchronous ECG signals, which greatly reduces the practicability and ease of use of the whole system. In view of this, a hardware system with the function of single-cardiac periodic segmentation based on low-frequency extraction and MFCC(Mel Frequency Cepstral Coefficients) feature extraction is proposed, which realizes the single-cardiac periodic segmentation of heart sound and gives MFCC features more efficiently, and comprehensive segmentation accuracy reaches 98.3%, solves the problem of high purity of heart sound signal and no mature system in the segmentation of single heart sound cycle, meanwhile reduces the data storage cost, increases the system practicability and has potential application prospect.

**Key words:** cardiac cycle; low frequency extraction; MFCC feature extraction; embedded systems

## 0 引言

心血管疾病包括动脉粥样硬化、高血压、高血脂等多种疾病。《中国心血管病报告 2017》概要<sup>[1]</sup>中指出中国心血管疾病患病率持续上升, 直到 2015 年心血管疾病死亡率仍高居中国城乡居民主要疾病死亡率首位, 且发病人群低龄化严重。心血管疾病的潜伏期长, 发病突然, 在预防的同时, 尽早确诊是降低心血管疾病威胁的重要一步。目前多依赖于心电图、血常规、CT 成像等传统医学手段进行心血管疾病筛查, 需要医生具有较高医术, 且主观性强。因此, 利用现代化数字手段对心血管疾病进行分析, 辅助医生确诊疾病具有重要意义。大数据技术和机器学习的发展使得利用数字方法处理、识别人体生理信号, 从而辅助传统医疗方式对病人的心血管疾病

做出诊断成为可能<sup>[1-3]</sup>。近几年, 大量心音身份识别, 异常心音识别研究结果皆表明使用心音进行识别是可行的, 这些研究多采用机器学习的方式对心音进行分类, 取得了较好的效果。成谢锋团队<sup>[4-6]</sup>做了大量相关工作, 给出了心音识别的可行性与未来工作方向的讨论, 同时也进行了异常心音识别等研究, 提出了一种心音小波神经网络<sup>[7]</sup>, 针对早搏心音具有较好的识别效果。

由于心音信号具有单周期平稳性<sup>[8]</sup>, 在对心音进行特征提取时需先提取其单心动周期, 但目前的心音识别研究中多采用同步 ECG(Electro Cardio Gram)进行辅助分割<sup>[9]</sup>或人工分割, 这种分割方式在需要进行大量数据训练时实用性较低, 且无法构成完整系统。目前已有的心音分割算法<sup>[10-11]</sup>, 前者采用形态学滤波与峰间距计算进行周期心动分割, 规避了包络提取时包络毛刺的干扰, 后者采用自相关函数进行周期估计, 均具有较高分割准

\* 基金项目: 黔科合基础([2019]1099 号)

# 嵌入式技术

## Embedded Technology

确度,但对心音质量要求较高,鲁棒性差,且未能给出成熟系统。此外,在心音识别时,应用MFCC(Mel Frequency Cepstral Coefficients)特征参数进行识别优势明显。MFCC通过将音频从标准频率域映射至MEL标度频率域,使其更符合人耳听觉特性<sup>[12-13]</sup>,能够更好地表征发声器官的频率响应特性。在深度学习的心音识别中也能较好反映心音产生模型的频响特性,提高识别精确度。例如,Chairisni Lubis<sup>[14]</sup>与Tien-En Chen<sup>[15]</sup>在各自的心音识别系统中均采用MFCC作为特征参数,识别准确度较高,鲁棒性强。可见,在研究高效的心音心动周期分割方法的同时给出MFCC特征参数,是进一步实现智能心音识别系统的基础。本文针对目前使用机器学习进行心音识别的研究中存在的心动周期分割以及MFCC特征提取问题,提出了一种基于低频提取的单心动周期自动分割及MFCC特征提取系统,该系统能够直接采集心音信号,提取心音信号中的单心动周期并计算其MFCC特征参数,为后续的机器学习提供大量原始数据,对心音识别系统从理论研究向实际应用过渡有积极意义。

### 1 系统设计方案

本系统结构如图1所示。硬件电路部分以STM32-F103ZET6为核心,采用压电传感器与高精度ADC构成心音数据采集模块,以保证硬件电路的高效控制及心音高精度采集。数据采集完成后,通过串口发送至上位机,在上位机中进行处理。数据处理部分采用MATLAB进行编程,并使用MATLAB GUI编写测试界面。在测试界面中显示实时心音波形、单心动周期分割结果及MFCC特征提取结果,具有较高的实用性。

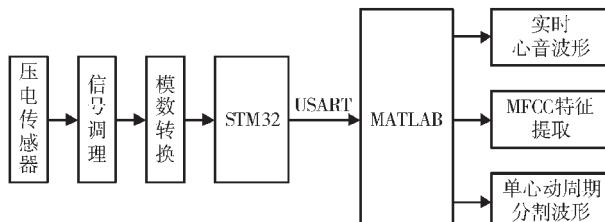


图1 系统结构框图

### 2 系统硬件设计

在本系统的硬件电路中采用CM-01B压电传感器将心音振动信号转化为微弱电信号,然后通过由电压跟随器、抗混叠滤波器,正电压偏置电路以及正向放大电路组成的信号调理电路,将压电传感器输出的微弱电信号幅值放大至模数转换芯片AD7606的输入量程范围内,并滤除一部分高频干扰。最后使用AD7606将模拟信号转化为STM32F103微处理器可以识别的数字信号,在STM32中进行简单处理后通过串口将数据发送至上位机中。图2为硬件实物图。

#### 2.1 STM32F103 微处理器

本系统选择STM32F103微处理器作为系统硬件控制

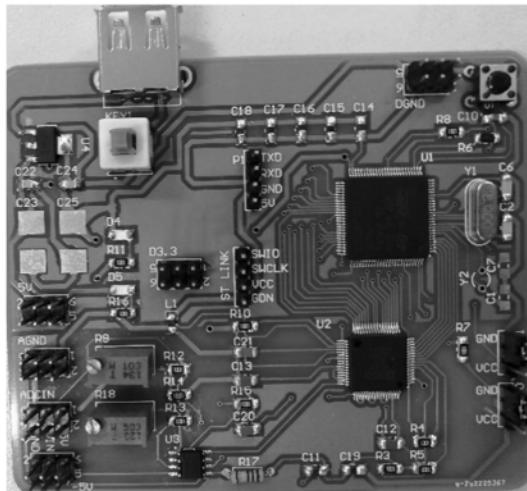


图2 硬件实物图

核心。STM32F103作为低功耗高性能的嵌入式微处理器具有丰富的外设资源,例如高速IO、DMA控制器、USART等,能够高效地控制外围电路。在本设计的硬件电路系统中,STM32主要完成对于外围电路的控制,读取数模转换芯片AD7606的数据以及与上位机通信。

#### 2.2 CM-01B 及信号调理电路

为降低环境噪声干扰,保证心音的纯净,本系统中采用了接触式压电传感器<sup>[16]</sup>CM-01B作为拾音器件,相比于驻极体话筒与其他空气传导型拾音器件,压电传感器具有高灵敏度、高信噪比、低频响应好等优点。CM-01B内部集成了前置信号调理电路,压电传感器放置稳定后,输出仅随传感器橡胶触点的相对形变而变化,有效降低环境噪声干扰。

心音的主要频段为20~400 Hz,CM-01B频响曲线如图3所示,在8 Hz~2.2 kHz频带范围内具有良好的频响特性,能够完成对于心音有效频段的采集。

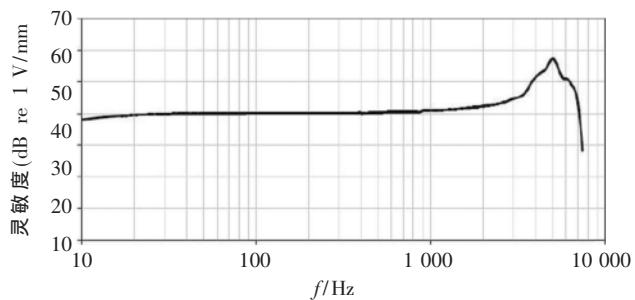


图3 CM-01B 频响特性曲线

由于CM-01B输出的信号为微弱电信号,需经过信号调理电路放大后才可使用模数转换芯片进行离散采集,本系统中的信号调理电路由电压跟随器、抗混叠滤波器、正电压偏置电路以及正向放大电路组成,阻抗匹配较好,能够完成心音信号的高保真放大。图4为信号调理电路原理图。

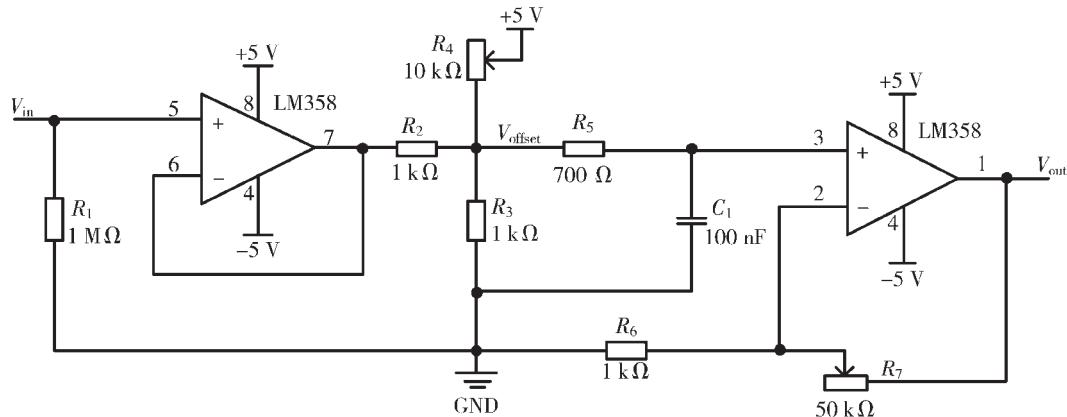


图 4 信号调理电路

$V_{out}$  计算公式为：

$$V_{out} = \left(1 + \frac{R_7}{R_6}\right)(V_{in} + V_{offset}) \quad (1)$$

其中  $V_{in}$  为 CM-01B 输入电压,  $V_{offset}$  为偏置电压,  $V_{out}$  为信号调理电路输出电压, 后接 AD7606 输入。为了进一步降低噪声干扰, 防止采样时发生混叠, 调理电路中还加入了一阶抗混叠滤波器, 抗混叠滤波器截止频率计算公式为:

$$F = \frac{1}{2\pi R_5 C_1} \quad (2)$$

取  $R_5=700\ \Omega$ ,  $C_1=100\text{ nF}$ , 可得  $F=2.2\text{ kHz}$ , 符合系统要求。

### 2.3 AD7606 模数转换器

调理电路输出的电压需使用模数转换芯片进行采集, 将模拟信号转换为微处理能够识别的数字信号, 为满足医疗器械高精度、低噪声的要求, 本系统中采用外部模数转换芯片 AD7606<sup>[17]</sup>。AD7606 具有 16 位采样分辨率, 串行并行两种数据通信模式, 在本系统中采用并行通信方式, 采样率 5 kHz, 能够较好地完成心音的采集功能。

## 3 系统软件设计

本系统的软件设计分为两个部分, 分别为下位机软件设计与上位机软件设计。在下位机软件系统中主要完成 AD7606 芯片控制、数据打包及传输功能。在上位机中需要完成数据解包、信号预处理、调用心动周期分割算法以及 MFCC 特征参数计算, 并将原始心音信号、单心动周期信号、MFCC 特征参数以 TXT 格式保存在上位机中。

### 3.1 下位机软件设计

在下位机中, 首先控制 AD7606 完成数据采集, 然后将采集到的数据添加帧头帧尾封装成帧, 最后通过串口将数据发送至上位机。AD7606 采用并行通信模式, 定时器中断频率设置为 5 kHz, 在定时器中断函数中完成数据的单次采集并存入预先开辟好的内存空间中。在主函数中判断数据缓冲区是否存满, 若未存满则等待数据, 存满则封装成数据帧通过串口发送至上位机。图 5 为下

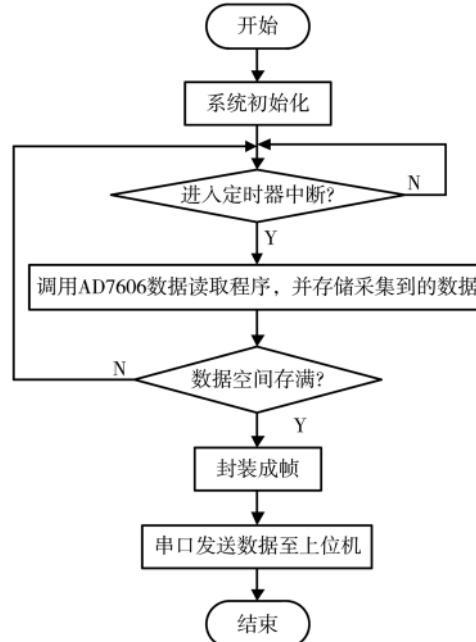


图 5 下位机软件流程图

位机软件流程图。

### 3.2 上位机软件设计

在上位机软件中需要完成数据解包、信号预处理、单心动周期分割算法、MFCC 特征提取及数据存储功能。

#### 3.2.1 数据解包

上位机接收到数据后, 首先进行数据解包, 提取出其中的有效信息, 将数据的高低八位依次组合还原成采样率为 5 kHz、精度为 16 bit 的原始心音信号。

#### 3.2.2 信号预处理

由于实际采集过程中存在采集端子与皮肤接触及脱离的过程, 此过程中信号干扰较大, 故需要截取原始信号的中间稳定部分作为单心动周期分割算法的数据。首先选取原始信号的中点, 由中点往两侧各选取 35 000 个采样点作为样本数据。

在心音的实际采集传输过程中不可避免地将受到

噪声干扰,主要为环境噪声、电路噪声以及传输噪声。由于本系统采用压电传感器进行拾音,环境噪声在心音信号中可忽略不计,在软件设计中主要处理电路噪声与传输噪声。在本系统中采用 sym5 小波基进行 5 层分解滤波,相较于使用凯塞窗设计的 FIR 低通滤波器具有更好的高频段非噪声部分信号的保留效果。

### 3.2.3 单心动周期分割算法

信号预处理完成后调用算法对该数据进行处理。首先需计算出样本信号中的频率信息,再根据采样率与信号频率计算出单个心动周期中所包含的采样点数,最后选定样本中的最大值即某个心动周期的峰值点,取单周期样本点数,即可提取出样本信号的单心动周期。为解决此问题,本文提出一种基于心音产生机理的心音函数模型  $H(t)$ 。

$$\begin{cases} H(t)=h_1(t)+h_2(t-n_1)+h_3(t-n_2)+h_4(t-n_3)+\omega(t) \\ A(x+T)=A(x) \end{cases} \quad (3)$$

上述模型中  $H(t)$  为心音产生系统的响应函数,  $h_1(t)$  为 S1, 由心室收缩、血液冲击房室瓣而折返产生的心室壁振动以及房室瓣膜关闭引起的振动产生,  $h_2(t-n_1)$  为 S2, 为心室舒张开始时, 主动脉瓣和肺动脉瓣突然关闭所引起的振动信号,  $h_3(t-n_2)$  为 S3, 是由于血流冲击心室产生,  $h_4(t-n_3)$  为 S4, S4 的产生与心房收缩有关, 频率较低, 其中  $n_i(i=1, 2, 3)$  代表其对应的心音在单心动周期中出现的延时时间,  $\omega(t)$  为肌肉、骨骼、脂肪等产生的回音以及其他噪声。  $A(x+T)$  为心音产生系统的激励信号, 即当  $A(x)$  有效时, 心脏搏动产生一次心音  $H(t)$ ,  $T$  为周期, 故只需计算出  $A(x)$  的周期  $T$  或者频率  $F$  即可根据采样频率  $F_s$  与周期  $T$ (频率  $F$ )计算出单周期内的采样点数, 从而完成单心动周期分割。

选取二尖瓣听诊区信号作为样本, 算法主要步骤如下:

(1)首先去除样本信号中的直流分量, 得到无直流偏置心音信号 DATA, 对 DATA 信号做希尔伯特变换<sup>[18]</sup>, 得到 DATA 信号的上包络 H-DATA, 原始信号片段与其上包络如图 6 所示。

对原始信号和包络信号分别做 FFT 变换, 观察其频谱可容易得出通过希尔伯特变换提取心音信号的上包络可滤除原始信号中的大多数高频心音信息, 保留下心脏搏动的周期信号  $A(x)$  以及一部分低频心音信息, 对应的频谱如图 7 所示。

(2)由图 7 中的包络信号频谱可以看出, 原始心音信号经过希尔伯特变换后, 包络信号频率成分中出现了模值较高的低频分量, 结合理论分析可知, 该谱线为激励信号  $A(x)$  的频域表征, 故只需要采用低频滤波的方式将该谱线提取出来即可得到  $A(x)$  的频率及心率  $F$ 。图 8 为通过截止频率为 5 Hz 的低通滤波器后的信号。

(3)得到  $A(x)$  信号后可通过式(4)计算出其频率, 其

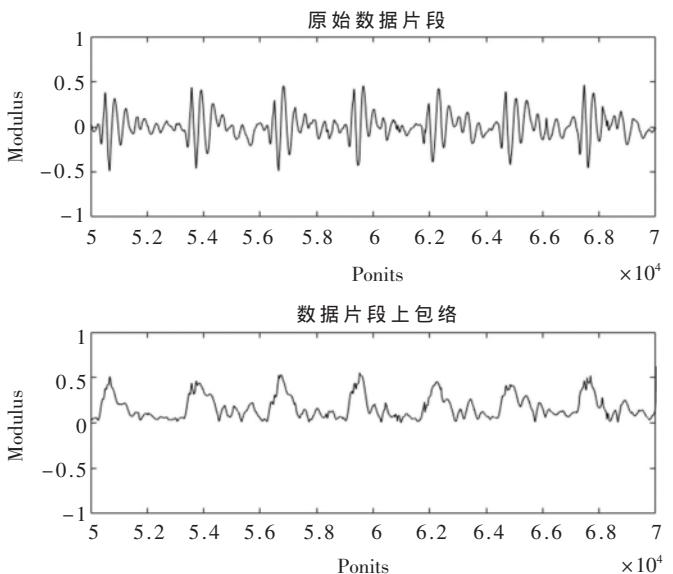


图 6 心音包络提取结果片段

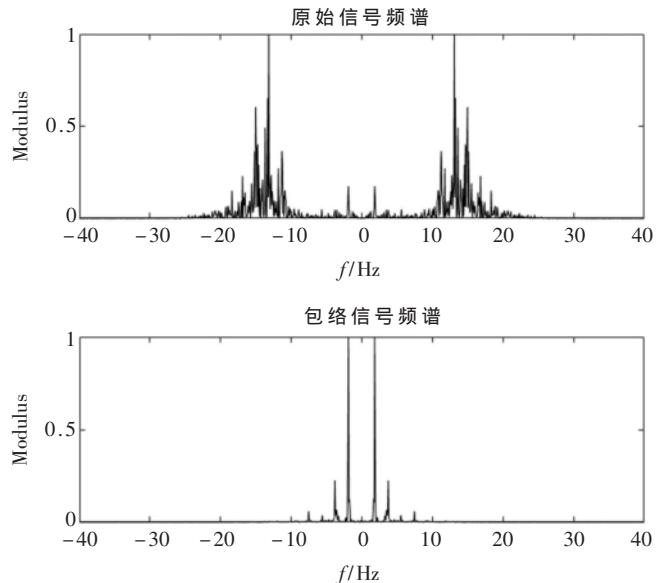


图 7 原始心音频谱与包络频谱

中  $F$  为  $A(x)$  的频率,  $F_s$  为采样频率,  $N$  为 FFT 点数,  $P$  为包络双边频谱负半轴中最大值对应的点数, 即图 7 中包络信号频谱中负半轴中幅值最大谱线所对应的 FFT 点。

$$F=\frac{F_s}{N} \times (\frac{N}{2}-P) \quad (4)$$

系统中  $F_s=5$  kHz,  $N=70\,000$ , 在本样本中可得  $F=1.4\,286$  Hz, 得到  $F$  后可通过式(5)计算出单周期中所包含的采样点数  $P$ 。

$$P=\frac{F_s}{F} \quad (5)$$

在本样本中,  $P=3\,500$ 。计算出单周期中的样本点数后, 选取样本中的时域最大值点, 即某个心动周期的 S1 峰值点, 根据式(6)设置单周期前后阈值, 即可将单心动周期截取出来, 其中  $H$  为单心音周期函数,  $L$  为样本

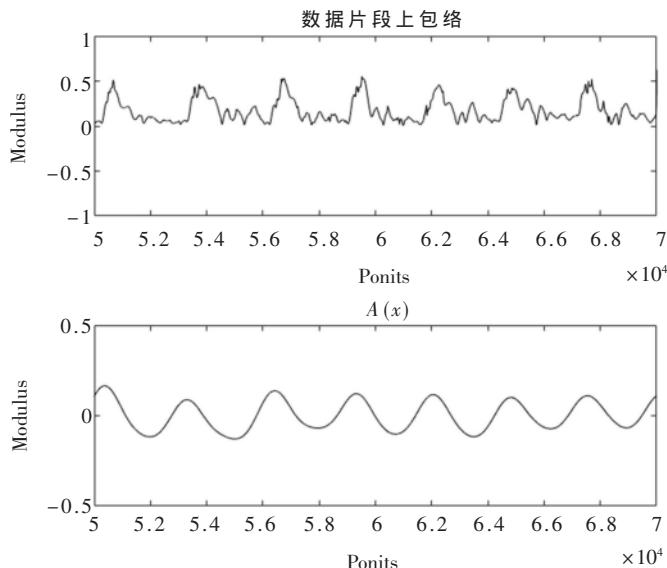


图 8 低通滤波器输出波形

中最大值点的位置,  $P$  为采样点数,  $\alpha$  与  $\beta$  为提取阈值。在本系统中  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.9$ , 可达到较好的效果。

$$H=(L-\alpha(P):L+\beta(P)) \quad (6)$$

图 9 为样本的单心动周期分割结果。

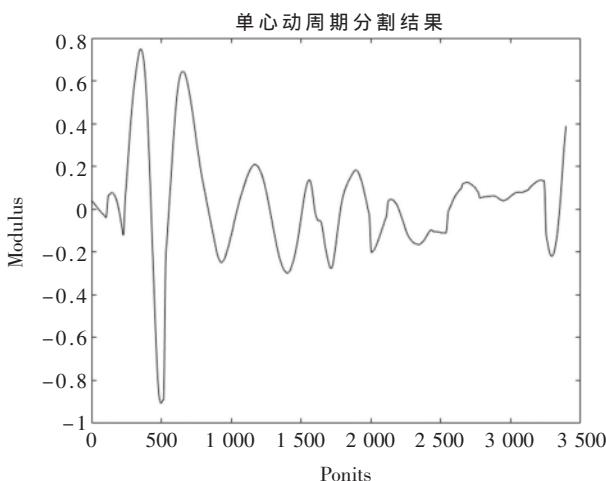


图 9 单心动周期分割结果

#### (4)MFCC 特征提取

单心动周期分割完毕后, 可认为样本信号为稳定信号。在目前主流的心音识别研究中, 多将心音信号的 MFCC 特征作为参数进行深度学习训练, 故本系统将 MFCC 特征参数作为默认提取的特征参数。MFCC 与线性频率的转化公式如式(7)所示;

$$\text{Mel}(f)=2595 \cdot \lg\left(1+\frac{f}{700}\right) \quad (7)$$

由于单心动周期的心音信号具有平稳性, 故提取 MFCC 特征时不分帧, 直接提取单个周期的特征, 具体步骤如下:

① 将样本信号经过 FFT 变化得到其在频域的能量

分布;

② 取样本信号频谱的模值进行平方运算, 可得样本信号的谱线能量;

③ 计算 Mel 滤波器组, 并将谱线能量数据送入 Mel 滤波器组;

④ 将 Mel 滤波器组的计算结果取对数, 然后进行 DCT 变换, 即可算出 MFCC 特征参数;

通过以上步骤可提取出单心动周期的 MFCC 特征参数, 图 10 为样本信号的 MFCC 参数提取结果。

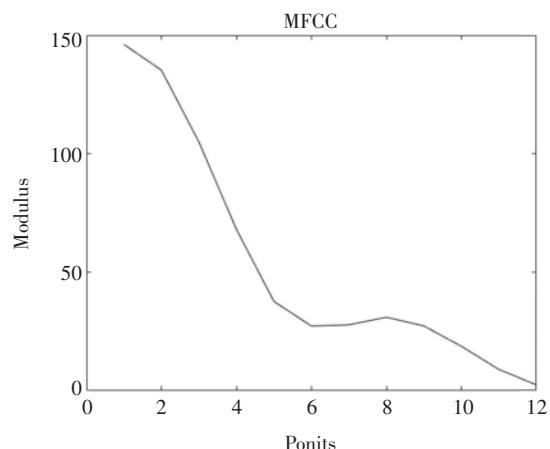


图 10 MFCC 提取结果

图 10 显示了单周期心音的 MFCC 特征参数, 为该心音在 Mel 频率域中的包络即共振峰信息所对应的特征参数, 表征了心音产生系统(心脏)的频响特性, 其横坐标为系数序号, 纵坐标为系数模值。

#### (5) 数据存储

在上位机软件中, 所有算法运行完毕, 结果数据正常后, 将把原始心音信号单心动周期信号 MFCC 特征参数以 TXT 格式保存在上位机中。

### 4 测试及结果

#### 4.1 测试环境界面设计

测试界面采用 MATLAB GUI<sup>[19]</sup>编写, 在测试界面中, 可以完成串口号选择、开启串口、关闭串口、打印数据等操作。在系统启动后, 首先选择对应的串口号并打开串口, 选择打印数据即可在测试界面的显示窗口内看到实时显示的心音信号, 采集结束后选择关闭串口, 系统将调用单心动周期分割算法与 MFCC 特征提取算法, 对采集到的数据进行计算并将结果打印在界面的窗口中, 最后将相关数据以 TXT 格式存储在上位机中。

图 11 为上述采集二尖瓣听诊区部位心音时的系统运行截图, 图中显示了串口号, “打开串口”、“关闭串口”、“打印数据”三个功能按键以及三个图形显示界面, 分别对应了心音原始信号、单心动周期提取结果以及 MFCC 特征参数计算结果。

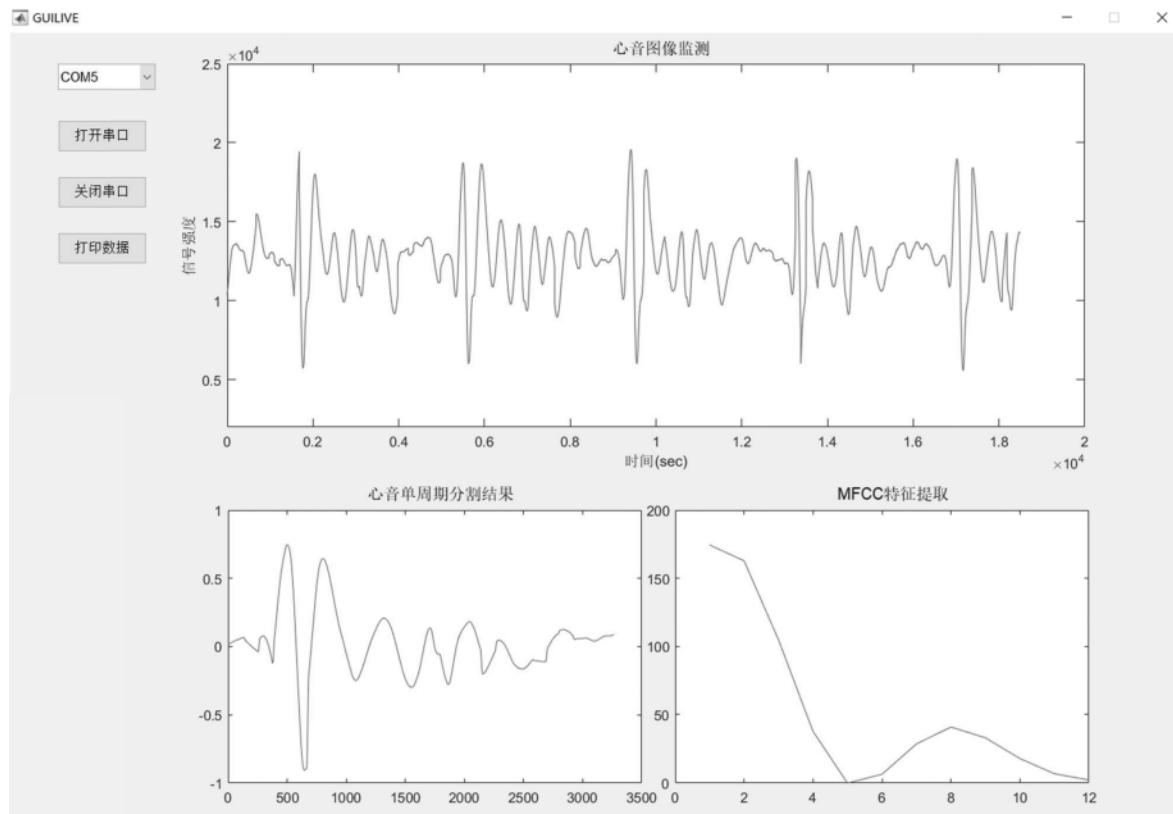


图 11 二尖瓣听诊区听诊系统运行截图

#### 4.2 多听诊区测试

现代临床医学将心脏听诊区划分为五个部分,分别为二尖瓣听诊区、肺动脉瓣听诊区、主动脉瓣听诊区、主动脉瓣第二听诊区以及三尖瓣听诊区,测试时应全面考虑。

其中肺动脉瓣听诊区、主动脉瓣第二听诊区、二尖瓣听诊区位于心尖一侧,心脏搏动较强,采集到的信号幅值较高,主动脉瓣与三尖瓣听诊区位于右侧,心脏搏动较弱,同样放大倍数下采集到的信号幅值较低。图 12 为三尖瓣、二尖瓣原始数据对比图。

肺动脉瓣听诊区位于胸骨左缘第二肋间,主动脉瓣听诊区位于胸骨右缘第二肋间,处于胸骨的上部,以上两个听诊区在呼吸时扩张程度较小,皮肤表层与发声器官距离增加不明显,采集效果受呼吸的胸腔扩张影响较小,但由于其靠近气管,易受到呼吸时的气流声干扰。图 13 为肺动脉瓣区系统运行结果展示。

三尖瓣听诊区位于胸骨下端左缘,即胸骨左缘第 4~5 肋间,主动脉瓣第二听诊区位于胸骨左缘第三肋间,二尖瓣听诊区为心尖搏动最强处,位于左侧第五肋间。以上三个听诊区位于胸腔中下部,呼吸时胸腔扩张明显,信号强度受胸腔扩张影响较大。图 14 为主动脉瓣第二听诊区系统运行结果展示。

综合考虑 5 个听诊区的干扰,分别对以上 5 个心脏听诊区皆进行了大量测试,测试选取了 10 名 20~25 岁

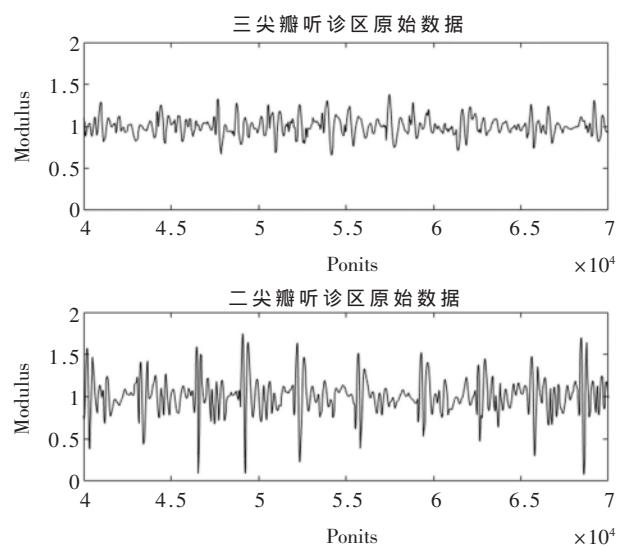


图 12 三尖瓣听诊区、二尖瓣听诊区原始数据对比图

的大学生(样本组 1),8 名 40 岁教师(样本组 2)以及 2 名 60 岁教师(样本组 3)共 20 个样本,3 个样本组。完整分割出单心动周期记为成功,分割结果与目标单心动周期信号相差 10% 以上则视为失败。单个样本每个听诊区测试 10 次,采集时间 1 min, 测试结果取百分比, 测试结果见表 1。

从以上测试结果可以看出,本文提出的基于低频提取的单心动周期分割及 MFCC 特征提取系统在 5 个不

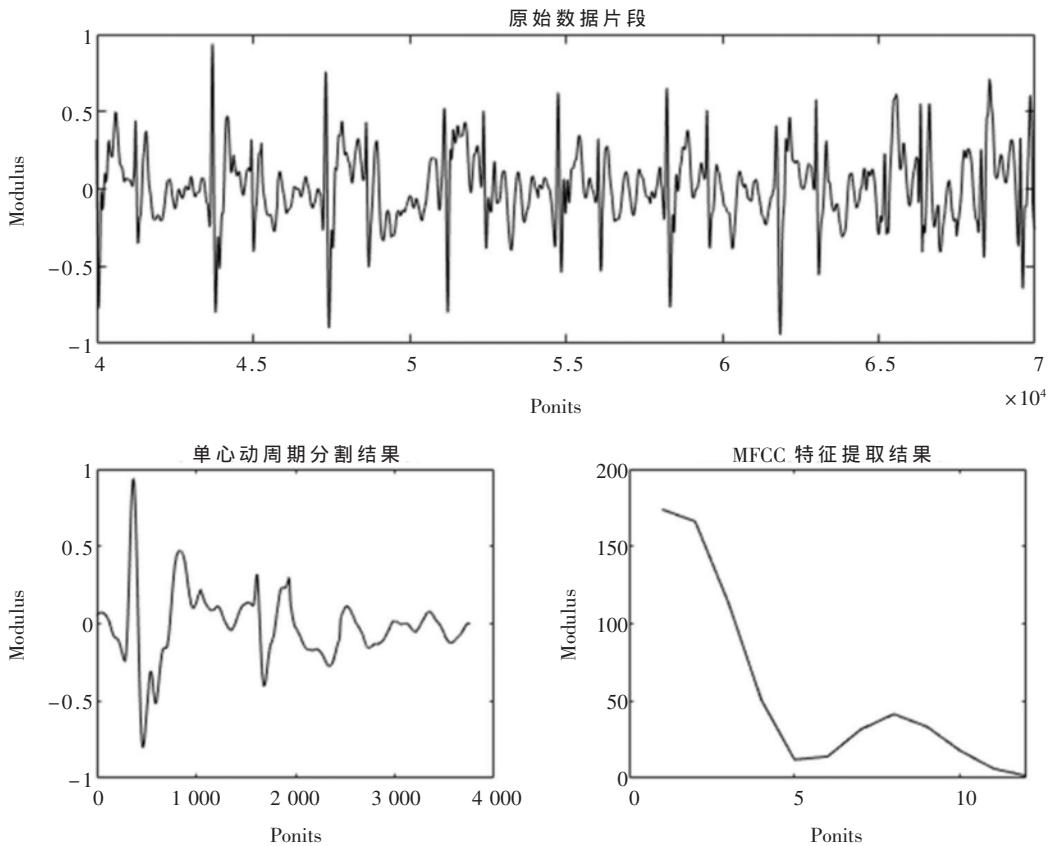


图 13 肺动脉瓣听诊区测试结果图

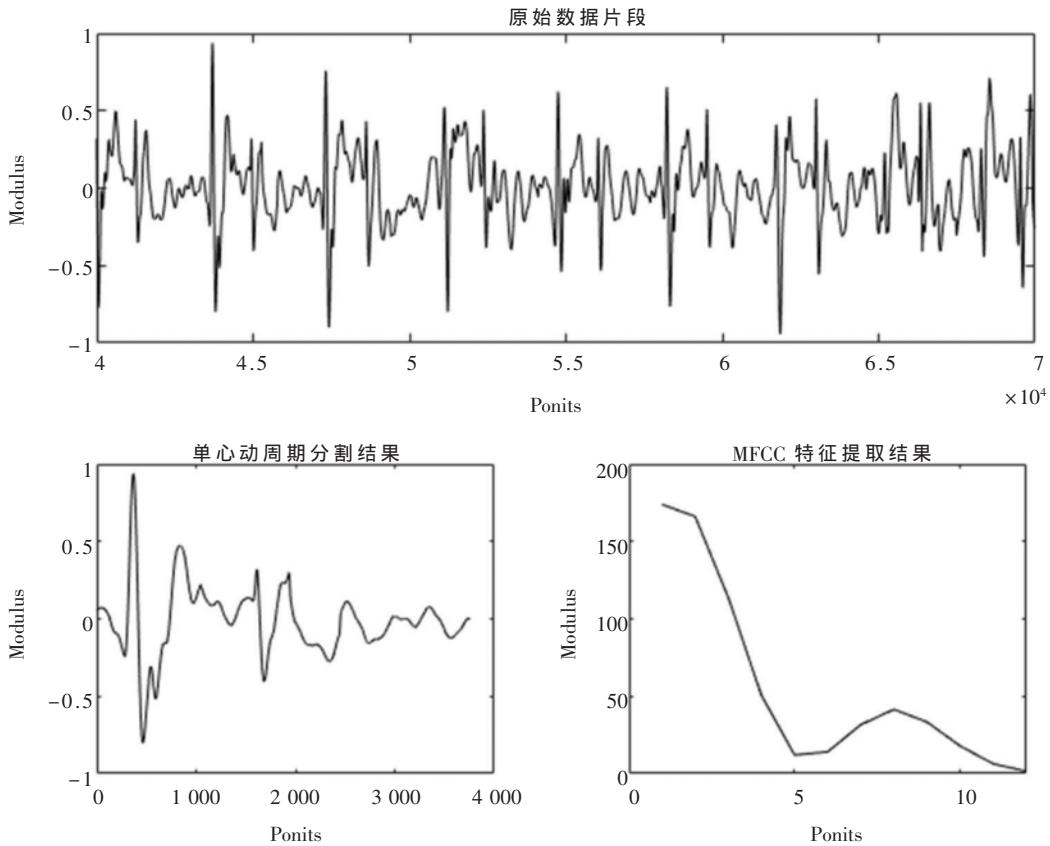


图 14 主动脉瓣第二听诊区测试结果图

表 1 单心动周期分割系统测试结果

测试听诊区	样本 1	样本 2	样本 3	(%)
二尖瓣听诊区	99	100	100	
肺动脉瓣听诊区	100	100	95	
主动脉瓣听诊区	99	98.75	90	
主动脉瓣第二听诊区	100	100	100	
三尖瓣听诊区	99	98.75	95	
综合正确率	99.4	99.5	96	

同心音听诊区以及不同年龄段的测试样本的测试中都能够有效、高正确率地完成单心动周期的分割工作,具有较强的实用性和鲁棒性。

文献[10]中提出的基于心音周期的自动分段算法采用计算峰值间隔时间的方式来确定是否为一个心动周期,这种方式对于心音信号纯净度要求极高,若实际采集过程中出现了尖峰干扰,则会打乱其判断逻辑,鲁棒性较差。

文献[11]使用自相关函数估算心音样本的周期,取得了较好的效果,但该研究仅提出了一种心音周期的估计方式,未能给出完整的分割提取算法,也未能搭建实际的测试验证平台进行测试。

以本系统的采样率和测试时间进行计算,在5 kHz采样率下,进行1 min的采集所产生的数据大小为600 KB,本系统上述测试样本中提取出的单心动周期数据大小在6 KB~10 KB区间呈均匀分布,取中位数8 KB进行计算,提取后的数据大小仅为原始数据的1.33%,极大降低了数据的存储成本,有利于基于大数据的智慧医疗发展。

本文提出的单心动周期分割系统给出了更广泛的测试结果,涵盖了不同年龄,不同听诊区的测试,均取得了较好的单心动周期分割效果,精度较高,鲁棒性较强,还完成了单心动周期信号的MFCC特征提取,且给出了成熟系统,相较于纯算法研究具有更高的实用性。

## 5 结论

本文给出了一种基于低频提取的单心动周期分割及MFCC特征提取系统,设计了具有信号调理、高精度采集、有线传输等功能的心音硬件采集电路,提出了符合心音产生机理的心音模型以及基于该模型的单心动周期分割算法,完成了5个心音听诊区域的信号采集、单心动周期分割、MFCC特征提取以及数据存储功能,具有高精度,高准确度,不依赖心电信号等优势,为针对心音的深度学习研究提供了原材料,增加了心音识别系统的实用性,对推进智能医疗研究具有积极意义。

## 参考文献

- [1] 刘喻,唐雪辉,陈洪波,等.基于PCA-SOM的异常心音分类识别方法的研究[J].航天医学与医学工程,2018,31(1):57~61.
- [2] 李爽.基于包络提取的心音信号识别与分类[D].开封:河南大学,2018.

- [3] 李天雅.基于深度学习网络的心音信号分类识别的研究[D].广州:华南理工大学,2018.
- [4] CHENG X F, FU N T. A review of heart sound identification recognition[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2014, 48(12): 1745~1750.
- [5] CHENG X F, MA Y, LIU C, et al. Research on heart sound identification technology[J]. Science China Information Sciences, 2012, 55(2): 281~292.
- [6] CHENG X F. A construction method of biorthogonal heart sound wavelet[J]. ACTA Physica Sinica, 2013, 62(16): 454~465.
- [7] CHENG X F, FU N T, Chen Ying, et al. A recognition system for a heart sound wavelet neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(3): 1~6.
- [8] CHENG X F, LI W. Research on heart-sound graphical processing methods based on heart-sounds window function[J]. ACTA Physica Sinica, 2015, 64(5): 401~411.
- [9] SAFARA F. Cumulant-based trapezoidal basis selection for heart sound classification[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2015, 53(11): 1153~1164.
- [10] 许莉莉,郭学谦.基于心音周期性的自动分段研究[J].中国医疗设备,2018,33(1):86~88,101.
- [11] 武伟宁,陈若珠.基于周期分割的心音分段方法[J].北京生物医学工程,2015,34(1):59~63.
- [12] Li Hong, Xu Xiaoli, Wu Guoxin, et al. Research on speech emotion feature extraction based on MFCC[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(3): 448~453.
- [13] Huang Yibo, Zhang Qiuyu, Yuan Zhanting, et al. The hash algorithm of speech perception based on the integration of adaptive MFCC and LPCC[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2015, 43(2): 124~128.
- [14] Chairisni Lubis, Felicia Gondawijaya. Heart sound diagnose system with BFCC, MFCC, and backpropagation neural network[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 508(1).
- [15] CHEN T E, YANG SHIH-I, HO L T, et al. S1 and S2 heart sound recognition using deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2017, 64(2): 372~380.
- [16] 任程诚.基于PVDF压电薄膜的脉搏传感器设计[D].大连:大连理工大学,2011.
- [17] 徐国明,徐燕明,曹达,等.基于STM32与AD7606的高精度和快速响应数字多功能表的设计[J].电测与仪表,2015,52(12):102~107.
- [18] CHEN Z G, LI Y A, CHEN X. Underwater acoustic weak signal detection based on Hilbert transform and intermittent chaos[J]. ACTA Physica Sinica, 2015, 64(20): 73~80.

(下转第133页)

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所