

心音信号特征分析与识别方法研究

周克良,王亚光,叶 岑

(江西理工大学 电气工程与自动化学院,江西 赣州 341000)

摘 要:心音信号是心脏及心血管系统机械状况的反映,是包含了人类心脏各部分的生理和病理信息的重要信号。目前通过心音信号诊断疾病的方法主要是人工听诊,如果能够研究出一套行之有效的算法对采集到的心音进行自动识别分类,当发现病变的心音时能自动做出判断提示甚至发出报警信号,这对心脏疾病的临床研究具有极其重要的研究价值。针对以上所述通过以下几个方面对心音信号进行研究:采用 **HKY-06B 心音传感器**采集心音信号,通过 Cool Edit Pro2.1 录音软件实现对心音信号的格式转换和储存、通过小波分析法对心音信号进行预处理、运用 Mel 频率倒谱系数对心音信号进行特征提取以及利用高斯混合模型对心音信号进行识别。通过预处理、特征参数提取等步骤后,建立 GMM,将采样信号输入 GMM 心音模型库进行识别,能够准确判断心音是正常心音还是病理性心音。

关键词:心音识别;小波分析法;Mel 频率倒谱系数;高斯混合模型

中图分类号:TN911.72 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-6600(2015)03-0034-11

0 引言

心音信号是心脏收缩舒张时震动所产生的声音。反映了心脏及心血管系统进行收缩舒张时的状况,其中涵盖了心脏本身以及其与各个周边组织之间进行相互作用所产生的各种生理和物理信息^[1]。心音信号蕴含重要的诊断资料,能体现心脏自身及其各部分之间相互作用时产生的物理震动信号等。在一个心跳周期中,心脏及其周边肌肉因血液流动的冲击,肌肉的张弛,以及瓣膜状态的变化发生振动,这个振动所产生的声音即为平常所说的心音。心音由血管、脏器、骨骼、肌肉等传至胸腔,通常在胸腔部位通过人耳直接听或者利用听诊器即可听见,如果在发现病变的心音时能自动做出判断提示甚至发出报警信号,这对心脏疾病的临床研究具有极其重要的研究价值,本课题正是根据这一需求来开展的^[2]。本论文首先从生理学角度对心音信号的产生进行了阐述,并分析了心音信号的主要成分及其时频特性、心音信号中常见的心杂音及其时频特性。

1 心音信号的采集

通过对心音信号的采集和分析是评估心脏收缩舒张能力最直观有效的方式。心音信号包含了心脏及其各部分相互作用产生的各种物理震动所产生的声音信号,能十分直观地将心脏及心血管系统机械振动的情况表现出来。作为心音信号自动识别系统的数据采集部分,本文采用 **HKY-06B 心音传感器**采集心音信号,**HKY-06B**是一款集成化传感器,具有可靠性高,灵敏度高,过载能力达到 100 倍,体积小等特点;传感器通过与自带 **HKY-06B-PC 适配器**与计算机声卡连接,便可完成心音信号的采集和录音过程^[3]。然

收稿日期:2015-01-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61363011);江西省高等学校科技落地计划项目(KJLD12043);江西省研究生创新专项资金项目(YC2012-S095)

通信联系人:周克良(1963—),男,江西赣州人,江西理工大学教授。E-mail:1214780904@qq.com

后通过 Cool Edit Pro2.1 录音软件实现对心音信号的格式转换和储存。

图1为该心音信号在 Matlab 中显示的波形图,文中将图形的横坐标进行了放大,横坐标表示采样点数,纵坐标为这例心音的振幅。

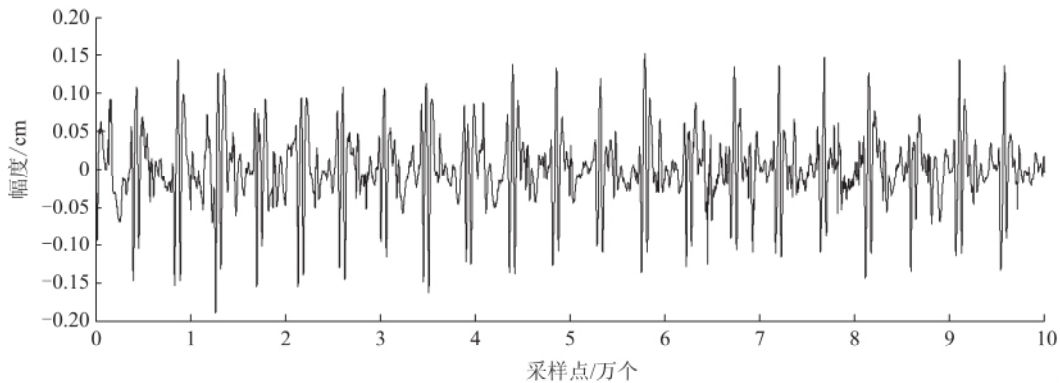


图1 心音信号

Fig.1 Heart sound signals

由图可以看出,在 10×10^4 个采样点数中共包含了 21 个完整的心跳周期,采样过程经历了 $100\ 000/6\ 000 = 16.67\text{ s}$,可以计算出平均每一次心跳周期为 0.79 s ,这与正常人平均每分钟心跳 75 次这一实际情况相符。

2 心音信号的预处理

在检测心音信号的过程中,外界的各种干扰都很容易使心音信号的识别度受到严重影响,于是需要对心音信号进行预处理,并且预处理对后续的心音信号特征提取、自动识别过程具有重要的意义。心音信号的预处理过程主要包括心音信号的分帧、端点检测以及去除心音信号的噪音因子^[4-6]。一个周期的心音持续 $0.7 \sim 0.8\text{ s}$,而实验用心音信号一般需采集 30 s 以上,因此需要对一段包含多个心跳周期的心音信号进行分帧处理。

由于心音信号的短时平稳性,心音信号的处理过程基本是通过对其进行短时分析处理,一般在 $10 \sim 30\text{ ms}$ 内心音信号是趋于平稳的,因此将每一个短时区间的信号定义为一帧信号,心音信号分帧的过程就是对信号利用滑动的窗口函数做加权。即用窗口函数 $w(n)$ 与信号 $s(n)$ 相乘^[7]:

$$s_w(n) = w(n) \times s(n). \quad (1)$$

矩形窗在 Matlab 中是通过 $W = \text{boxcar}(N)$ 来实现的,这里 N 表示矩形窗的长度, W 表示返回的矩形窗的函数序列。矩形窗的表达式如下:

$$W(n) = \begin{cases} 0, & n < 0, n \geq N, \\ 1, & 0 \leq n < N. \end{cases} \quad (2)$$

心音信号分帧完成后,需要检测每一帧心音信号一个周期的起点和终点,此过程称为端点检测。对心音信号进行端点检测,可以从连续采样得到的数字信号中准确地找出心音信号主要成分,并对起始点和终止点进行定位。对心音信号进行端点检测,不仅可以节约心音信号自动识别系统的计算时间,还有助于提高系统整体的识别性能。

本文拟采用双门限端点检测法^[8],此方法针对短时能量及其过零率 2 个物理量设置上、下 2 个门限,因此称为双门限。

短时能量的表达式如下:

$$E_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} [s(m)w(n-m)]^2, \quad (3)$$

式中 $s(m)$ 是输入的心音信号, $w(n)$ 为信号分帧时的窗函数。

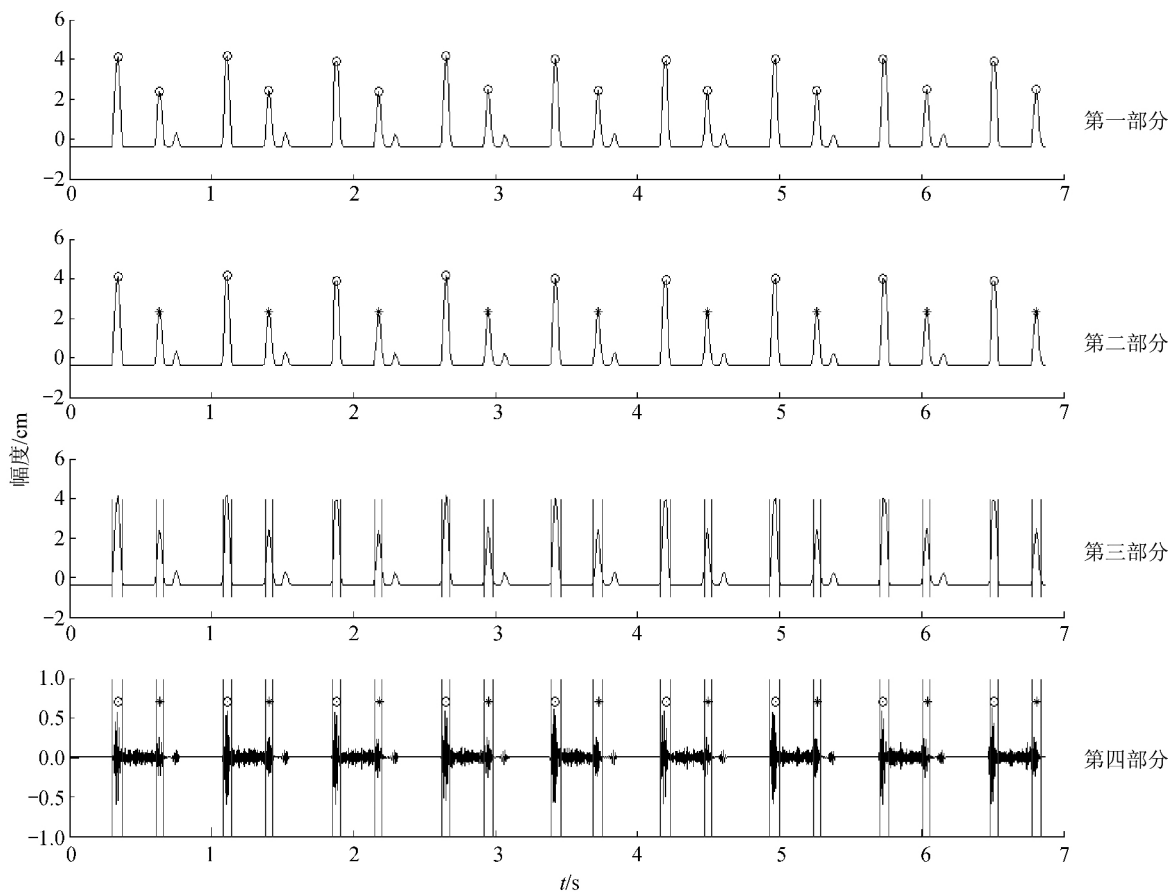
短时过零率的定义是一段心音信号在时域上的波形横穿过坐标轴横轴的次数,也就是对心音信号进行采样时采样点符号变化的次数,其表达式为:

$$Z_n = \frac{1}{2} \sum_{m=-\infty}^{\infty} |\operatorname{sgn}[s(m)] - \operatorname{sgn}[s(m-1)]| w(n-m), \quad (4)$$

其中 $\operatorname{sgn}(x)$ 为符号函数:

$$\operatorname{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

图 2 为对心音信号进行分帧和端点检测的过程,从上至下共 4 部分,第一部分对心音信号利用窗函数进行分帧,并在第二部分中用“°”和“*”将心音信号的成分标出,其中“°”表示第一心音 S_1 ,”*”表示第二心音 S_2 。第三部分对心音信号利用高门限的端点检测法检测其端点,检测结果位于图形最底端的第 4 部分^[9]。可以看出,采用该端点检测法能够很好地完成心音信号的端点检测过程。



“°”表示第一心音 S_1 ,”*”表示第二心音 S_2

图 2 心音信号分帧和端点检测

Fig. 2 Heart sound signals framing and endpoint detection

原始心音信号在采集时极易混入噪声信号进而导致原信号受损,为修复原始信号,需要将采集到的心音信号中的噪声成分去除,达到去噪的效果。为了解决滤波去噪无法同时实现平滑、保真的问题,本文引进一种时频分析法^[10-11]——小波分析法对心音信号预处理进行研究。

假设心音信号模型如下:

$$s(t) = f(t) + \sigma n(t), \quad (6)$$

式中: $f(t)$ 是原始心音信号; σ 是噪声强度; $n(t)$ 是噪声。对此心音信号进行离散小波变换(discrete wavelet transform, 简称 DWT):

$$W_s(j, k) = a^{-1/2} \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \psi(a^{-j/2} - k), \quad (7)$$

式中 N 为一帧心音信号的采样点数,对 $s(n)$ 进行多次小波变换,可以得到一组小波系数,利用这些小波系数即可对原信号进行重构。实验结果如图 3。

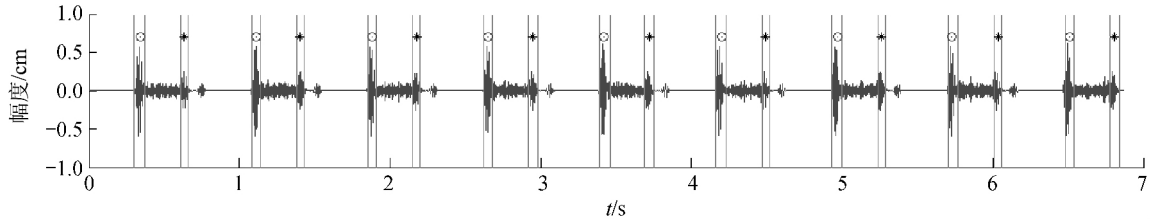


图 3 待去噪的心音信号

Fig. 3 Heart sound signals to be de-noising

在 Matlab 中通过程序对该心音信号进行去噪后,得到的信号如图 4。

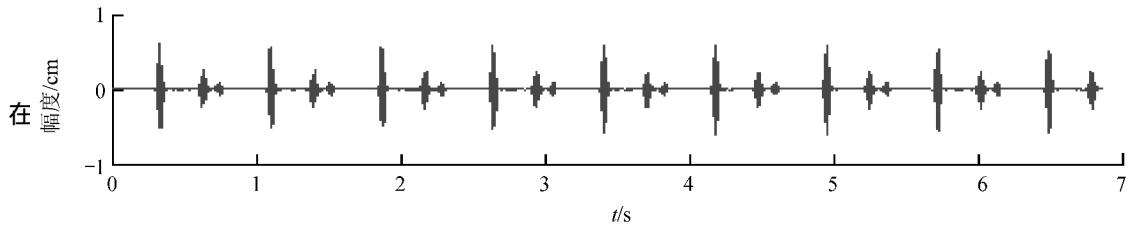


图 4 心音信号的小波去噪

Fig. 4 Wavelet Denoising of heart sound signals

对比图 3 和图 4,不难发现在 S_1 和 S_2 之间的干扰信号已经消除,此时心音在时域上各个成分有清晰的界限,心音信号的主要能量集中在 S_1 和 S_2 ,少部分存在于第 3 心音 S_3 ,至此,心音信号预处理过程已经基本完成。

3 心音信号的特征提取

用 2 种方法对心音信号的特征参数进行了提取,分别是对心音信号经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)^[12] 以及提取心音信号的 Mel 频率倒谱系数(MFCC 参数)^[13]。通过对比得出了 MFCC 参数能够比 EMD 分解取得更好的识别效果,并大大缩短模型训练的时间。

MFCC 参数是提取法基于语音信号识别技术而衍生出来的语音类信号特征参数。MFCC 参数具体的提取过程,如图 5 所示。

如图 5 所示, MFCC 参数提取过程可以归纳为:

① 快速傅里叶变换。

在经过去噪分帧等步骤之后,得到最接近原始心音的信号之后,利用快速傅里叶变换(fast fourier transformation: FFT),将该信号变换到频谱。第 t 帧心音信号的频谱为:

$$f(\sigma, t) = \sum_{\sigma=0}^N f(\sigma, t) \exp\left(-j \frac{2\pi n\sigma}{N+1}\right). \quad (8)$$

② Mel 刻度转换。

③ 求取心音信号的对数能量。

$$s(m) = \ln\left(\sum_{k=0}^{N-1} |f(\sigma, t)|^2 H_m(k)\right), 0 \leq m \leq M. \quad (9)$$

④ 离散余弦变换。

将 Mel 刻度下的心音信号求取对数能量后,进行离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT),便得到了其 MFCC 参数 $C(n)$,表达式如下:

$$C(m) = \sum_{n=1}^{M-1} S(n) \cos[\pi m(n + 0.5)/M], \quad (10)$$

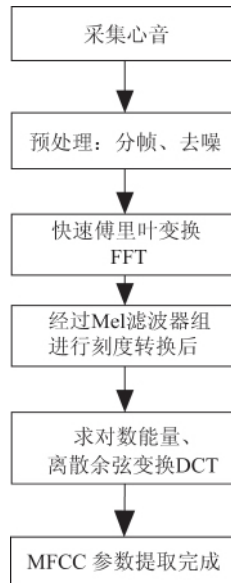


图 5 心音信号 MFCC 参数提取过程

Fig. 5 Heart sound signals MFCC parameter extraction process

M 为心音信号倒谱系数的维数, $m = 1, 2, \dots, M$ 。 $M = 12$, 即本文求得的 12 阶 MFCC 参数。

图 6 为对一例心音信号进行 MFCC 特征参数提取。

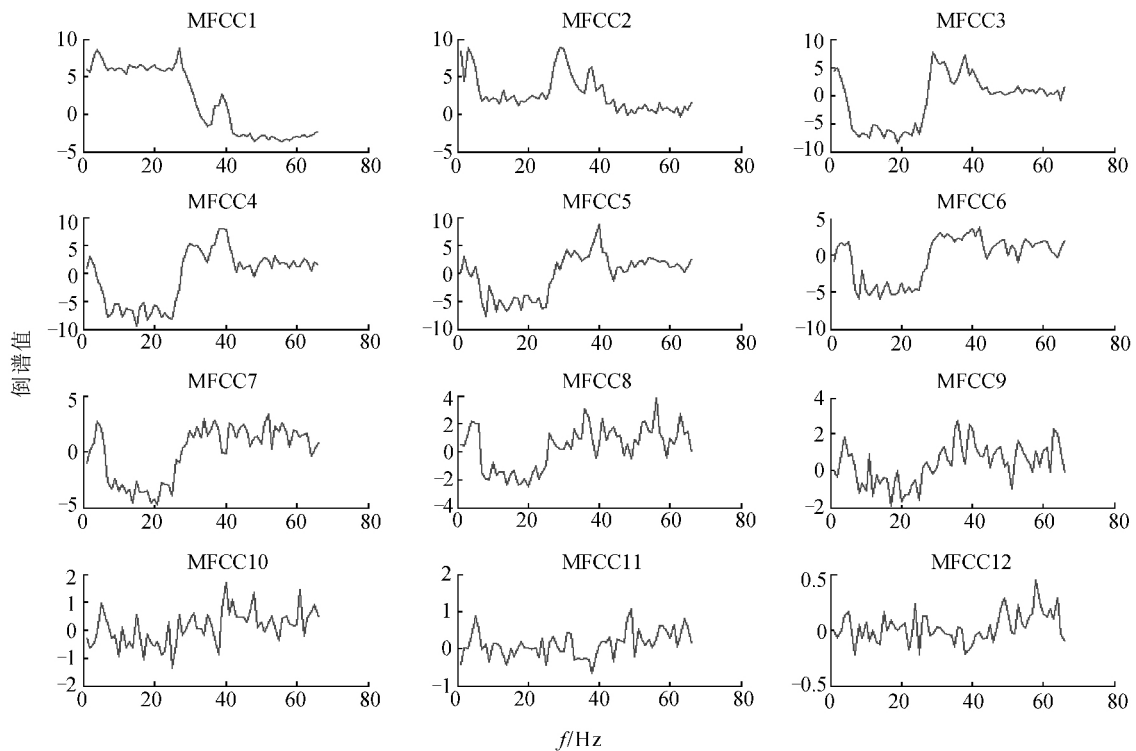


图 6 心音信号的 MFCC 参数

Fig. 6 MFCC parameters of heart sound signals

从 MFCC 参数的提取过程可知,该参数的提取过程是将心音信号从时域经过 FFT 转换到频域,再对心音信号在 Mel 频率刻度下的频谱求取对数能量值之后又进行了一次 DCT,这样心音信号的特征向量 MFCC 参数就变换到了一个类似时域的情况,这就是通常情况下所说的倒频谱。但是由于 MFCC 参数所在的倒频谱对应的频率是由普通频率经过 Mel 频率滤波器转换至 Mel 刻度下,故此参数便称为梅尔频率倒谱系数 (mel-frequency cepstral coefficients, MFCCs)。图 6 显示了本文对心音信号提取的 12 维 MFCC 参数,其中横坐标表示频率,单位为 Hz;纵坐标表示对应的倒谱值,由于运算关系,倒谱值与心音信号本身的频率是逆相关的关系。

由图 6 可以看出心音信号的 MFCC 参数的倒谱值所在范围随着维数的增大而逐渐下降,如 MFCC1 ~ MFCC5 的倒谱值在 $[-10, 10]$ 这个区间,而 MFCC6 和 MFCC7 则在区间 $[-5, 5]$,以此类推。这反应到正常的频域即意味着维数越大的 MFCC 参数所反应的心音信号的成分频率越小。MFCC6 ~ MFCC12 7 个特征向量对应了中、低频段,对于能量主要集中在中、低频段的心音信号, MFCC 恰好能够很好地表达其特征,因此本文选择 MFCC 参数作为心音信号的特征参数。至此,心音信号的特征参数提取工作已基本完成,这些特征参数就是 GMM 中建模的对象。

4 心音信号的识别

本研究是基于高斯混合模型 (gaussian mixture model: GMM) 的心音信号识别系统^[14-15]。该方法的基本原理就是对采集到的 60 例心音信号数据中 (包括 44 例正常心音和 16 例病理性心音) 44 例正常人的心音分别建立 GMM, 利用这部分心音信号的 GMM 构成一个心音模型库用于模型匹配。而剩余的 16 例病理性心音, 以及部分模型库中的心音则用来进行模式识别, 验证系统的识别效果。

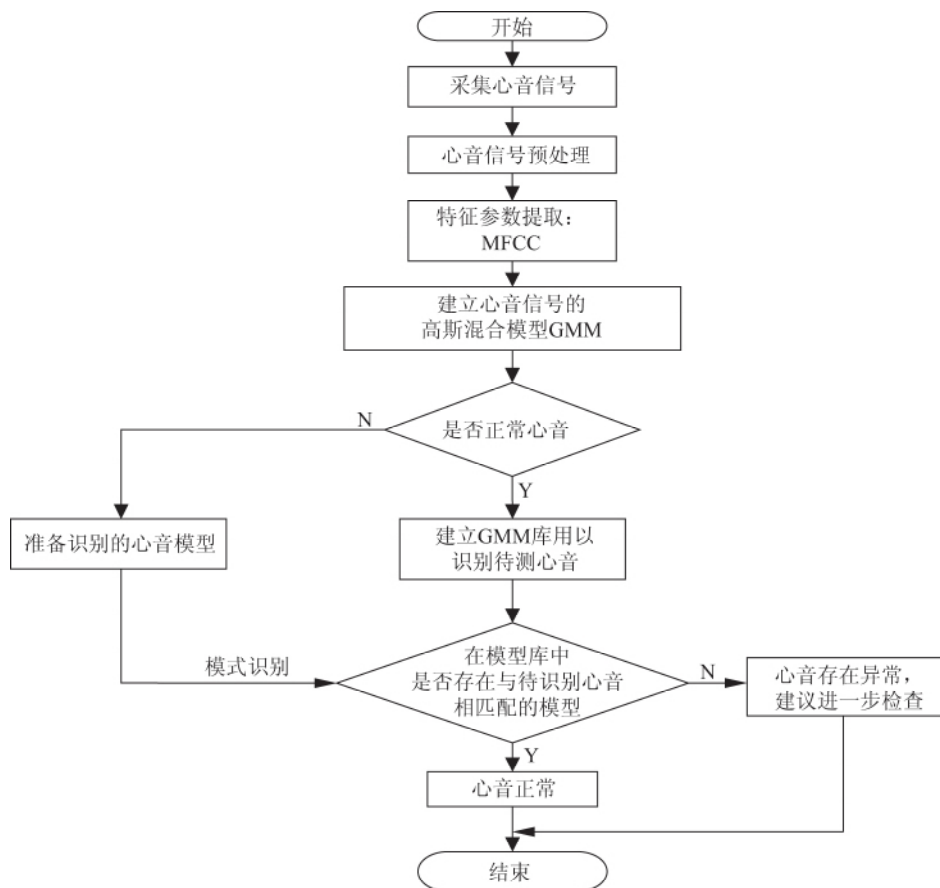


图 7 心音信号 GMM 识别流程

Fig. 7 Heart sound signals GMM recognition process

在心音信号自动识别系统中,将 $b_i(x)$ 定义为一例正常待训练心音的 MFCC 参数 $C(n)$ 的第 i 维参数的高斯概率密度函数,其表达式如下:

$$b_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu_i) \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)\right\}. \quad (11)$$

这里 $i = 1, 2, \dots, M$, M 被称为 GMM 的阶数,后文将对阶数 M 的选取做出探讨, μ_i 表示 $b_i(x)$ 的均值向量, Σ_i 则为 $b_i(x)$ 的协方差矩阵。

为了使本系统的识别性能达到一个较优的效果,在对信号进行识别之前需要对其 GMM 模型进行训练。EM 算法是最大似然(maximum-likelihood, 简称 ML) 和最大后验概率(maximum a posteriori, 简称 MAP) 对 GMM 模型进行训练的常用方法^[16-18]。该方法一般用来对模型的概率参数进行非完整数据的最优估计。在 GMM 参数估计过程中,EM 算法是常用的方法^[19]。EM 算法训练心音信号 GMM 的过程如图 8 所示。

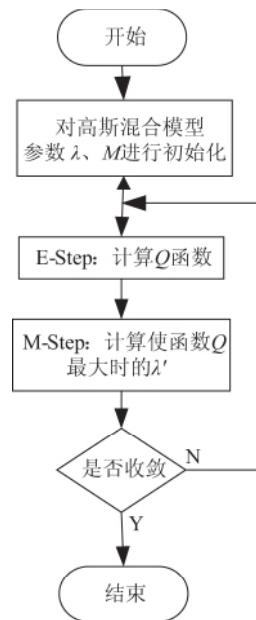


图 8 EM 算法训练心音信号

Fig. 8 EM algorithm to train the heart sound signals

EM 算法^[20] 的参数重估步骤概括如下:

① E 步骤: 利用 Bayes 公式, 求训练用心音样本中属于心音信号 GMM 库中第 i 个模型的概率;

$$p(i | x_t, \lambda) = \frac{\omega_i p_i(x_t, \lambda)}{\sum_{i=1}^P \omega_i p_i(x_t | \lambda)}. \quad (12)$$

② M 步骤: 分别对 Q 求 ω_i 、 μ_i 、 Σ_i , $i = 1, \dots, P$ 的偏导, 并令这 3 个偏导数为 0, 这样就得到了新的 GMM 参数估计值。其中, 混合参数的重估公式为:

$$\omega_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T p(i | x_t, \lambda), \quad (13)$$

均值的重估公式为:

$$\mu_i = \frac{\sum_{t=1}^T p(i | x_t, \lambda) x_t}{\sum_{t=1}^T p(i | x_t, \lambda)}, \quad (14)$$

协方差的重估公式为:

$$\Sigma_i = \frac{\sum_{t=1}^T p(i | x_t, \lambda) (x_t - \mu_i)^2}{\sum_{t=1}^T p(i | x_t, \lambda)}. \quad (15)$$

本研究是基于 GMM 的心音信号识别系统,系统拟实现以下功能:对于需要识别验证的心音信号,通过 GMM 建模然后输入心音信号 GMM 库进行判断,准确地得出该心音信号是否属于正常健康的心音,从而为被测者提供可靠有效的建议,若存在异常,建议被测者及时进行专业的检查。这个目标在模式识别过程中,相当于在心音信号的 GMM 模型库中找到一例心音信号,这例样本心音对应的 GMM 模型 λ_i 必须满足令待测心音信号的 GMM 后验概率值 $P(\lambda_i | X)$ 最大,最后通过判断此概率值的大小,即当 $P > 0.95$ 时,认为能够在心音信号 GMM 库找到与被测心音类似心音,该被测者心音正常;若此概率值 $P < 0.95$,则判定该心音存在异常,建议及时检查。

根据 Bayes 理论,这个概率表示为:

$$p(\lambda_i | x) = \frac{p(x | \lambda_i) p(\lambda_i)}{P(x)}, i = 1, 2, \dots, 44, \quad (16)$$

式中 i 的取值范围及 GMM 模型库中样本心音的数量,即区间 $[1, 44]$ 。其中,对于任一个确定 X ,通过 EM 算法对特征向量进行迭代后, $P(X)$ 的值是可以求得的,即将训练后公式 (13) ~ (15) 中得到的 3 个参数 $\omega_i, \mu_i, \Sigma_i$ 代回公式 (11), 求出 $b_i(x)$, 就是公式 (16) 中的 $P(x)$ 。

$$p(x | \lambda) = \prod_{t=1}^T p(x_t | \lambda), \quad (17)$$

$p(x | \lambda)$ 表示待测心音的特征参数 X 在 GMM 模型库的心音样板模型出现的概率。

由于 $p(\lambda_i)$ 是未知的,本文假设心音信号 GMM 库中每一个样本信号具有一样的出现概率,即:

$$p(\lambda_i) = \frac{1}{T}, 1 \leq i \leq T, \quad (18)$$

因此,要求最大后验概率 $P(\lambda_i | X)$, 只需求 $p(x | \lambda_i)$ 即可。

图 9 为心音信号在 GMM 库中识别的过程。该图表示在 GMM 库中寻找与待测模型相匹配的 λ 的过程,判定结果需要人为对数据进行观察,即观察待测心音信号与 GMM 模型库中样本心音信号 λ 匹配的最大后验概率 $P(\lambda_i | X)$ 为多少^[21-22]。当这个值大于 0.95 时,认为待测心音与心音模型库中 λ 模型匹配,这

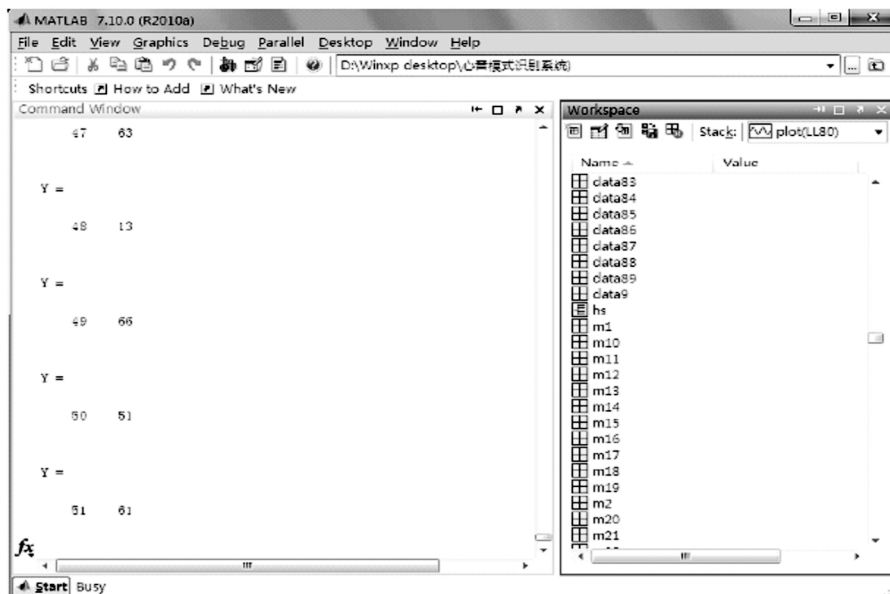


图 9 心音信号的识别过程

Fig. 9 Heart sound signal recognition process

样便可以判定该待测心音为正常心音。若最大似然估计值低于 0.95,应当判定该待测心音出现异常,建议被测试者做进一步的诊断。

本文选取 100 例正常心音样本(含 GMM 心音模型库中 44 例)和 16 例异常心音本来验证本算法的正确率,识别结果统计见表 1。

表 1 心音信号基于 GMM 的识别结果统计
Tab. 1 Heart sound signal recognition results of statistical based on GMM

心音样本	GMM 参数/个	正确识别/个	识别正确率/%
正常心音 100 例	300	296	98.8
心音分裂 5 例	15	14	93.3
第一心音增强 6 例	18	17	94.4
置换瓣膜后心音 5 例	15	15	100

由表 1 可知本系统的识别率均达到 90% 以上。除正常心音外,置换瓣膜后的心音信号识别率最高,这是因为手术中用来置换的瓣膜一般为生物瓣膜,其材质与人类自身的瓣膜有一定的差别,因此对这样的心音进行识别正确率会更高。

目前,对心音信号进行分类识别的方法中,神经网络(artificial neural networks,ANNs)是应用得较为成熟的一种^[23]。文献[21]为基于 ANNs 的心音信号识别方法,该方法选取频域上的特征参数:在利用 HHT 对心音进行包络提取之后,对心音信号的 FFT 作为其特征参数^[24]。当发现高于 600 Hz 的频率成分时认为心音信号存在异常,依据这个方法对心音信号进行识别。表 2 为对一组数量为 100、持续时长均为 30 s 的心音信号分别基于 GMM 和 ANNs 两种方法进行识别的效果对比。

表 2 GMM 和 ANNs 识别性能对比
Tab. 2 GMM and ANNs recognition performance comparison

识别性能	ANNs	GMM
识别时间/ms	121	87
识别率/%	85.6	93.4

通过表 2,可以看出在待识别心音完全相同的情况下,基于 GMM 的心音信号识别系统识别时间比基于 ANNs 的节约了将近 50%,而识别率却是 GMM 高于 ANNs。因此本文选取的基于 GMM 心音信号分类识别法的性能较 ANNs 更优。

5 总结

本文分别对心音信号的预处理、特征提取以及分类识别进行了研究,得到以下成果:

- ①通过分帧、端点检测并运用小波分析法对心音信号进行预处理,得到了比较好的去噪效果。
- ②利用 MFCC 参数对心音信号进行特征提取,识别能力强且极大地节省了模拟信号所需的时间。
- ③通过高斯混合模型(GMM)对心音信号进行识别,能够分辨出正常心音与病理心音,识别率达到 90% 以上;并且与神经网络(ANNs)识别法进行了对比,GMM 比 ANNs 识别时间更短识别率更高,是一种高效的心音信号识别方法。

本研究达到了预期的效果,能够对心音信号进行自动识别。通过研究的不断加深,识别成功率会不断上升,可将此方法应用于各大医疗单位,将对心血管疾病的诊断分析提供帮忙。

参 考 文 献:

- [1] 李霆,李天生. 心音采集与分析方法研究[D]. 江门:五邑大学,2009.
- [2] 翁剑岭,华蕴博. 心音分析及医学应用的发展概况[J]. 医学物理,1992,9(2):31-35.
- [3] 陈天华,韩力群,邢素霞,等. 基于小波变换的心音信号滤波方法研究[J]. 计算机仿真,2010,27(012):401-405.
- [4] 谢斌,严碧歌,李锦. 心音信号的分析方法及其应用[J]. 现代生物医学进展,2010,10(23):4578-4581.
- [5] 陈剑,郭兴明,肖守中. 心音信号识别的意义及其方法的研究[J]. 国外医学:生物医学工程分册,2004,27(2):87-89.
- [6] 周杰. 生物医学信号处理方法概述[J]. 华章,2012,23(8):285.
- [7] KAO W C, WEI C C. Automatic phonocardiograph signal analysis for detecting heart valve disorders[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6458-6468.
- [8] 何莹. 双谱估计及其在心音信号分析中的应用[J]. 信息技术,2004,28(7):24-25.
- [9] 许晓飞,林勇,严彬彬,等. 基于希尔伯特-黄变换的心音包络提取[J]. 航天医学与医学工程,2008,21(2):134-136.
- [10] 郭兴明,丁晓蓉,钟丽莎,等. 小波包与混沌集成的心音特征提取及分类识别[J]. 仪器仪表学报,2012,33(9):1938-1944.
- [11] 黄惠芳,胡广书. 一种新的基于小波变换的虹膜识别算法[J]. 清华大学学报:自然科学版,2003,43(9):1210-1213.
- [12] 胡玉良,王海滨,陈健,等. 心音时域分析的新方法研究[J]. 生物医学工程学杂志,2010,27(2):425-428.
- [13] RICCI R, PENNACCHI P. Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(3): 821-838.
- [14] 黄林洲,郭兴明,丁晓蓉. EMD近似熵结合支持向量机的心音信号识别研究[J]. 振动与冲击,2012,31(19):21-25.
- [15] 张凯,朱立新,赵义正. 基于重训练高斯混合模型的语音转换方法[J]. 声学技术,2010,29(1):52-55.
- [16] 冯华文,龚声蓉,刘纯平. 基于改进高斯混合模型的前景检测[J]. 计算机工程,2011,37(19):179-182.
- [17] 岳佳,王士同. 高斯混合模型聚类中EM算法及初始化的研究[J]. 微计算机信息,2012,22(11-3):244-246.
- [18] 刘军,晋崇英,王威廉. 心音信号与心电信号回放与分析系统[J]. 电子测量技术,2006,29(4):46-47.
- [19] 杨群清,周庆利,刘军,等. 心音的非线性时间序列分析:冠状动脉疾病无损检测的新方法[J]. 浙江大学学报:工学版,2006,40(8):1473-1476.
- [20] DURAND J B, KAPADIA S, LEE J, et al. Tumor necrosis factor- α and tumor necrosis factor receptors in the failing human heart[J]. Circulation, 1996, 93(4): 704-711.
- [21] ERGEN B, TATAR Y, GULCUR H O. Time-frequency analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform; a comparative study[J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 2012, 15(4): 371-381.
- [22] 郭兴明,吴玉春. 心音信号自动识别算法的研究[D]. 重庆:重庆大学,2009.
- [23] 姚晓帅. 基于神经网络的心音信号识别算法研究[D]. 重庆:重庆大学,2004.
- [24] HASSANI K, BAJELANI K, NAVIDBAKHS M, et al. Detection and Identification of S1 and S2 heart sounds using wavelet decomposition and reconstruction[C]//XIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2013. Germany: Springer International Publishing, 2014: 509-514.

Heart Sound Signals Feature Analysis and Recognition Method

ZHOU Ke-liang, WANG Ya-guang, YE Cen

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology,
Ganzhou Jiangxi 341000, China)

Abstract: Heart sound signal reflects the mechanical condition of the heart and cardiovascular system, which is an important signal of the physiological and pathological information about various parts of the human heart. At present, the diagnosis of disease through the heart sound signal method is mainly by manual auscultation. It would be very important to the clinical research of heart disease if can come up with an effective algorithm which can automatically recognize and classify the collected heart sound, judge and even prompt a warning signal when heart sound related to lesions is found. Based on the above described facts, it studied the heart sound by the following aspects: use HKY-06B heart sound sensor to collect heart sound signal; transforming format and storing heart sound signal by the recording software of CoolEditPro2.1, pre-processing, extracting the features of the heart sound signals by means of Mel Frequency. After preprocessing, extracting features, GMM is set. the sampled signals are put into the GMM model to identify whether the sounds are normal sounds or pathological ones.

Keywords: heart sound identification; wavelet analysis; mel frequency cepstral coefficients; gaussian mixture model

(责任编辑 李小玲)