

高斯混合模型心音信号自动识别

向昌盛

(湖南工程学院 计算机与通信系, 湖南 湘潭 411104)

摘要:为了提高心音信号自动识别的准确性, 该文提出一种高斯混合模型心音信号自动识别方法。首先收集心音信号进行预处理, 提取心音信号的 Mel 频率倒谱系数作特征参数, 采用高斯模型库进行心音信号自动识别, 最后利用仿真实验对其性能进行测试和分析。实验结果表明, 该文方法可以准确描述心音信号变化特点, 相对其他心音信号自动识别方法, 其识别率大幅提高, 可应用于心脏疾病的诊断中。

关键词:心音信号; 识别模型; 小波分析; 高斯混合模型

中图分类号:TP391 **文章编号:**1005-9830(2016)05-0560-06

DOI:10.14177/j.cnki.32-1397n.2016.40.05.010

Automatic recognition of heart sound signal based on Gauss mixture model

Xiang Changsheng

(Department of Computer and Communication, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan 411104, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of automatic recognition of heart sound signals, a new method based on Gauss mixture model is proposed here. The heart sound signal is collected and processed and the Mel frequency spectrum coefficient is abstracted as the features of the heart sound signal. Finally, the heart sound signal is automatically performed by the Gauss model, and its performance is tested and analyzed by simulation experiments. Experimental results show that the proposed method can describe the characteristics of heart sounds, its recognition rate is greatly improved compared with other methods, and it can be used in the diagnosis of cardiac diseases.

Key words: heart sound signals; recognition models; wavelet analysis; Gauss mixture models

心音信号包含大量的重要诊断信息, 可以用于临床诊断中的心脏功能状态评估, 因此心音信号的识别有利于提高心脏疾病诊断的准确性, 具

有重要应用价值^[1]。

心音信号自动识别实际是一种模式识别的分类问题, 它包括心音信号收集、预处理、特征提取

收稿日期: 2015-12-11 修回日期: 2016-04-01

基金项目: 湖南省自然科学基金(2015JJ2041)

作者简介: 向昌盛(1971-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 生物信息学、人工智能技术及数据, E-mail: cx5243879@sohu.com。

引文格式: 向昌盛. 高斯混合模型心音信号自动识别[J]. 南京理工大学学报, 2016, 40(5): 560-565.

投稿网址: <http://zxuebao.njust.edu.cn>

以及分类器的设计等步骤,其中特征参数提取和分类器设计至关重要,二者直接影响到心音信号识别结果的优劣^[2]。当前心音信号特征参数提取方法主要有:小波变换、傅里叶变换、Hilbert 变换等^[3-5]。其中小波变换可对心音信号进行多尺度分解,但易导致相位信息丢失;Hilbert 变换提取信号不够平滑,存在大量的毛刺;傅里叶变换存在小波变换的同样缺陷,影响后续分类器的设计^[6]。随后有学者采用主成分分析提取心音信号特征参数,降低了心音信号特征参数的维数,加快了识别速度,但可解性差。心音信号分类器主要基于神经网络、支持向量机、 K 近邻等^[7]进行设计,神经网络结构复杂,学习样本大,易出现过学习等;支持向量机学习能力强,但训练耗时长,不能满足心音信号识别的实时性; K 近邻算法每加入一个新的样本,需要重新训练一次,自动识别精度低。在隐马尔可夫模型的基础上,有学者提出高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)^[8],该模型可以对一个任意复杂问题进行精确的分解和量化,因而在模式识别、人脸识别、图像分类等领域得到广泛应用。

为了提高心音信号自动识别的准确性,本文提出一种高斯混合模型的心音信号自动识别方法。实验结果表明,本文方法提高了心音信号识别率,可以满足心脏疾病的临床诊断实际应用要求。

1 心音信号采集和预处理

1.1 采集心音信号

采用 HKY-06B 型传感对被测试者的心音信号进行采集,通过 Cool Edit Pro2.1 将心音信号进行保存,CoolEdit 软件显示的心音波形如图 1 所示。

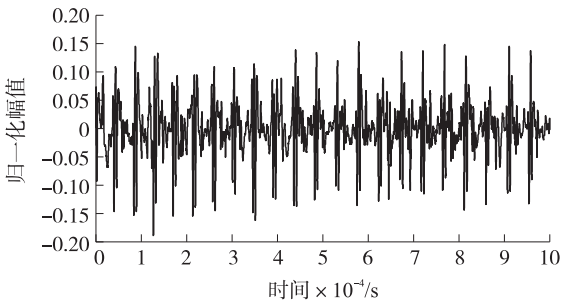


图 1 心音信号波形

1.2 心音信号预处理

心音信号易受到外界干扰含有噪声,信噪比

下降。为了抑制噪声对后续自动识别度的干扰,采用分帧、端点检测和去噪等方法对心音信号进行预处理。

1.2.1 分帧处理

心音信号周期一般为 0.7~0.8 s,而实际采集时间大于 30 s,因此要对心音信号进行分帧处理^[12]。心音信号具有短时平稳性,这样可采用一个短时区间的心音信号作为一帧的心音信号,具体为:采用滑动窗口函数对心音信号加权处理,即有

$$s_w(n) = w(n) * s(n)$$
 (1)

式中: $s(n)$ 表示心音信号; $w(n)$ 表示窗口函数。

在心音信号预处理过程中,矩形窗具有瓣窄、旁瓣大、平滑特性好等优点,因此本文选择矩形窗进行分帧,以保证信号的连续性,矩形窗的形式为

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

心音信号的分帧结果如图 2 所示。

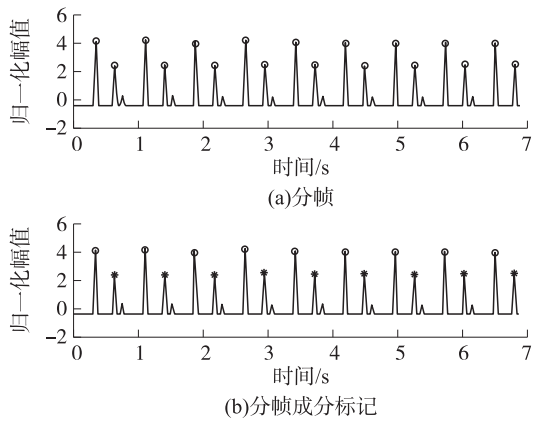


图 2 心音信号分帧结果

1.2.2 端点检测

端点检测包括心音信号一个周期的起始点和终止点的定位,是特征提取的前提。本文选择双门限端点检测法^[9]进行心音信号的端点检测。在背景噪声小的环境中,心音信号的短时能量远大于背景噪声的短时能量;反之,则短时能量与背景噪声的短时能量接近,为此需结合短时过零率进行心音信号端点检测。短时能量定义为

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

短时过零率描述了心音信号采样过程中的符号变化次数,具体为

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

式中:sgn 定义为

$$\text{sgn}(x)=\begin{cases} 1 & x\geqslant 0 \\ 0 & x<0 \end{cases} \quad (5)$$

心音信号的端点检测结果如图 3 所示,其中“o”和“*”分别代表第一心音和第二心音。

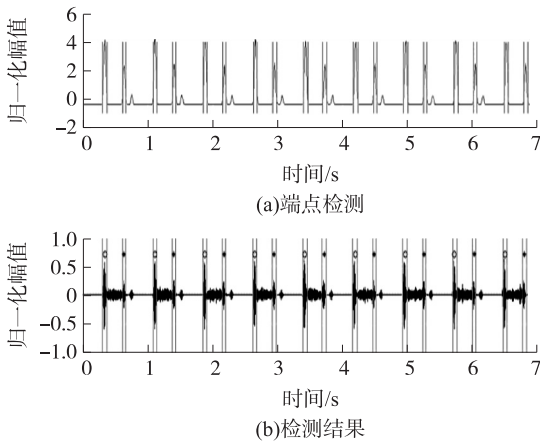


图 3 心音信号分帧和端点检测

1.3 小波去噪

心音信号中通常包括环境噪声、设备和仪器噪声等,噪声频率范围变化大。为了消除噪声对心音信号的干扰,选择小波变换^[10]对心音信号噪声进行处理。小波基和阈值选择是小波变换处理心音信号的关键,本文选择 db6 基函数,分解层数为 6,阈值选择方式为

$$\lambda(j)=\sigma\sqrt{2\log(N)}/\log(j+i) \quad (6)$$

$$\sigma=\text{median}(|d_{j,k}|)/0.6745 \quad (7)$$

式中:σ 为噪声强度;N 为采样点数;d_{j,k} 为各层系数。采用小波变换对心音信号去噪后,结果如图 4 所示。

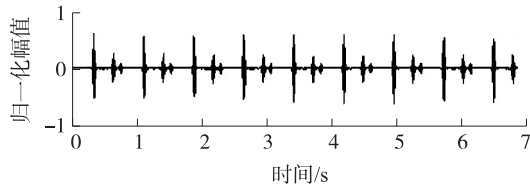


图 4 小波去噪后的心音信号

2 提取心音信号特征

心音信号识别主要通过特征参数刻画,因此特征参数应该能够描述被测试者的基本特征。Mel 频率倒谱系数(MFCC)是一种适合人耳听觉特性的心音信号特征参数,因此本文选择 MFCC 特征参数

进行心音信号识别,其提取过程如图 5 所示。

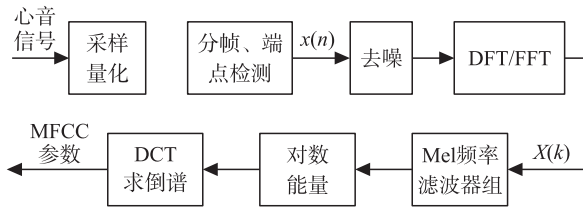


图 5 心音信号 MFCC 提取过程

心音信号的 MFCC 提取步骤为:

(1)心音信号经过预处理后,与原始心音信号接近,然后采用快速傅里叶变换(FFT)进行处理,得到线性频谱 X(k),具体为

$$X(k)=\sum_{n=0}^{N-1}x(n)e^{-j2\pi nk/N} \quad 0\leqslant n \leqslant N-1 \quad (8)$$

(2)采用 Mel 滤波器组对 FFT 处理后的心音信号进行刻度转换,得到 Mel 频谱,其中 Mel 滤波器组为若干个 K 阶三角形滤波器 H(k),具体为

$$H_m(k)=\begin{cases} 0 & k<f(m-1) \\ \frac{k-f(m-1)}{f(m)-f(m-1)} & f(m-1)\leqslant k\leqslant f(m) \\ \frac{f(m+1)-k}{f(m+1)-f(m)} & f(m)<k\leqslant f(m+1) \\ 0 & k>f(m+1) \end{cases} \quad (9)$$

中心频率 f(m) 的定义为

$$f(m)=\frac{N}{F_s}B^{-1}\left[\frac{f_h-f_l}{M+1}\right] \quad (10)$$

式中:f_h 和 f_l 分别为最高和最低频;F_s 是采样率;M 是滤波器的个数。

(3)采用对数能量处理 Mel 频谱,得到对数频谱 S(m) 为

$$S(m)=\ln\left(\sum_{k=0}^{N-1}|f(\sigma,t)|^2H_m(k)\right) \quad 0\leqslant m<M \quad (11)$$

(4)将 S(m) 进行离散余弦变换,得到心音信号的 MFCC 参数 C(n) 为

$$C(m)=\sum_{n=1}^{M-1}S(m)\cos[\pi m(m+0.5)/M] \quad (12)$$

在实际心音信号识别应用中,全部维数 MFCC 系数并不能得到最理想的识别效果,最前面若干维 MFCC 系数对心音信号区分效果更好。本文选择前十二维的 MFCC 系数进行心音信号自动识别,一段心音信号的 MFCC 特征参数如图 6 所示。

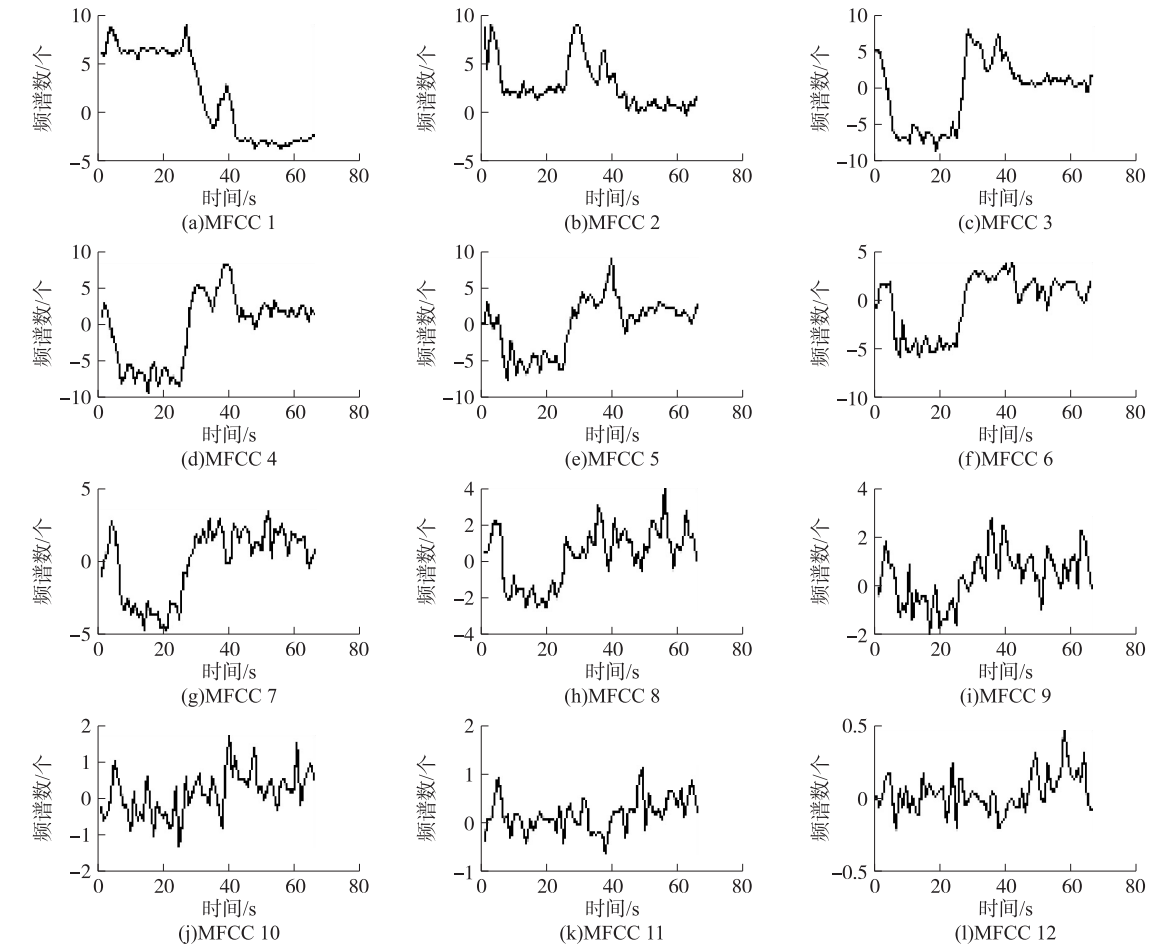


图 6 心音信号的 MFCC 参数

3 GMM 心音信号自动识别

设训练集的心音信号特征向量为： $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in \mathbf{R}^D$ ，那么特征向量 \mathbf{x} 在混合高斯模型 (GMM) 上的概率密度函数 $p(\mathbf{x}|\theta)$ 为

$$p(\mathbf{x}|\theta) = \sum_{k=1}^K p(\mathbf{x}|\mu_k, \Sigma_k) \pi_k \tag{13}$$

式中： $p(\mathbf{x}|\mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D \det \Sigma_k}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(\mathbf{x}-\mu_k)}$ ，

$\theta=(\pi_1, \mu_1, \Sigma_1, \cdots, \pi_K, \mu_K, \Sigma_K)$ 是 GMM 的参数; K 、 $\pi_k \in \mathbf{R}_+(\sum_{k=1}^K \pi_k=1)$ 、 $\mu_k \in \mathbf{R}^D$ 和 $\Sigma_k \in \mathbf{R}^{D \times D}$ 分别表示 GMM 的高斯个数、先验概率、均值和正定协方差矩阵。为了加快运算速度,令 GMM 中各个高斯的 Σ_k 矩阵为对角矩阵,这样 GMM 参数的数目变为 $(2D+1)K$,通过期望最大化 EM 算法^[11]估计参数,具体步骤为

- (1) 初始化参数: $\theta^{(0)} = \{\pi_k^{(0)}, \mu_k^{(0)}, \Sigma_k^{(0)}\}_{k=1}^K$ 。
- (2) 计算训练样本 x_i 属于第 k 个高斯后验概率

$$p(k|x_i) = \frac{\pi_k^{(n)} N(x_i; \mu_k^{(n)}, \Sigma_k^{(n)})}{\sum_{j=1}^K \pi_j^{(n)} N(x_i; \mu_j^{(n)}, \Sigma_j^{(n)})} \tag{14}$$

(3)采用式 (15) – (17) 计算一组新参数,并不断迭代直到参数收敛为止

$$\pi_k^{(n+1)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(k|x_i) \tag{15}$$

$$\mu_k^{(n+1)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(k|x_i) x_i \tag{16}$$

$$\Sigma_k^{(n+1)} = \text{diag} \{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(k|x_i) x_i x_i^T \} \tag{17}$$

(4)对于一个新样本 \mathbf{x}_i , 计算其属于各个高斯的后验概率,具体为

$$q_{ki} = \frac{p(\mathbf{x}_i | \mu_k, \Sigma_k) \pi_k}{\sum_{j=1}^K p(\mathbf{x}_j | \mu_j, \Sigma_j) \pi_j} \tag{18}$$

4 仿真实验

4.1 实验环境

在 Intel 酷睿 i5 4590 4 核 2.8 GHz CPU, 8 GB RAM, Windows XP SP3, 1 TB 硬盘, 采用 Matlab 2012R 编程实现心音信号自动识别测试, 分别选择正常心音、第一心音分裂、第一心音减弱、收缩

早期额外音和完全左束支传导阻滞样本进行仿真实验,训练样本和测试样本的具体分布见表 1。

表 1 训练样本和测试样本数量

心音类别	训练样本 数/个	测试样本 数/个
正常心音	300	100
第一心音分裂	15	14
第一心音减弱	18	17
收缩早期额外音	15	15
完全左束支传导阻滞	20	12

4.2 结果与分析

4.2.1 GMM 识别结果

采用 GMM 对表 1 中训练样本进行学习和建模,然后采用测试样本对心音信号识别模型性能进行检验,结果见表 2。从表 2 可知,GMM 的心音信号识别率平均在 90% 以上,正常心音信号识别率最高达到 97%,其次是收缩早期额外音的心音信号,GMM 的心音信号识别率远远超过实际应用要求的 85%,实验结果验证了本文提出的心音信号识别方法的有效性。

表 2 心音信号自动识别结果

心音类别	正确识别/个	识别率/%
正常心音	97	97.00
第一心音分裂	13	92.86
第一心音减弱	15	88.24
收缩早期额外音	14	93.33
完全左束支传导阻滞	11	91.67
平均值	30	92.62

4.2.2 阶数 M 对识别性能的影响

在 GMM 的心音信号自动识别建模过程中,阶数 M 的选择十分关键。 M 值太小,训练误差大,难以准确描述心音信号特征参数表达的信息; M 值太大,训练、识别时间增加,识别效率低。阶数 M 与心音信号自动识别性能间的变化关系见 3。从表 3 可以发现,当 M 处于 16 ~ 48 范围时,心音信号自动识别率的增加幅度大,识别时间相应也长,当 M 处于 48 ~ 64 范围时,心音信号自动识别率的增加幅度小,但识别时间增加幅度大。再分析表 3 的实验结果可知,当 $M < 48$ 时,心音信号自动识别率显著提高,每增加 16 阶,心音信号自动识别率保持 10% 增长速度,而自动识别时间增加率控制在 50% 以内;当 $M > 48$ 时,心音信号自动识别时间多,识别率却增加很少。综合考虑识别率和识别时间,认为 $M = 48$ 最合理。

表 3 M 值与心音信号识别性能的关系

M 值	识别时间/s	识别率/%
16	43.45	70.68
32	59.38	82.32
48	86.99	91.82
64	161.74	92.57

4.2.3 心音信号长度对识别性能的影响

在 GMM 心音信号的识别训练中,训练心音信号长度对识别性也有重要影响。长度过短,难以进行充分训练,识别率低;而长度过长,多余数据会增加训练时间,而且对识别性能产生不利影响。当 $M = 48$ 时,不同长度的心音信号与识别性能的关系见表 4。从表 4 可知,当心音信号长度处于 10 ~ 30 s 时,识别率提高速度快,每增加 10 s 长度的心音信号,动识别率提高约 7%,平均识别时间增长率小于 45%;当长度处于 30 ~ 60 s 范围时,识别率提高缓慢,心音信号长度每增加 10 s,识别率最大增幅约为 2.5%,但平均时间却增加超过 100%,计算量急剧增加。兼顾识别率和识别时间,最优的心音信号长度应该为 30 s。

表 4 心音信号长度与识别性能的关系

心音信号长度/s	识别时间/s	识别率/%
10	69.25	74.73
20	98.94	80.32
30	127.44	90.73
40	318.56	93.89
50	493.48	93.94
60	713.25	94.19

4.2.4 与经典心音信号识别方法的性能对比

为了测试本文心音信号识别方法的优越性,选择文献[13]的经典心音信号识别方法进行对比实验,结果如表 5 所示。从表 5 可以看出,在相同条件下,本文方法的心音信号识别率高于对比方法,且平均识别时间远少于对比方法,对比结果证明本文方法的心音信号识别结果更好。

表 5 本文方法与经典方法的性能对比

识别方法	识别时间/s	识别率/%
经典方法	122	86.37
本文方法	88	93.55

5 结束语

为了改善心音信号的自动识别性能,本文提

出一种基于高斯混合模型的心音信号自动识别方法,并通过仿真实验对其性能进行分析,得到如下结论:(1)通过小波变换对心音信号进行多尺度分解,采用小波阈值进行去噪处理,有效消除了噪声的干扰,提高了心音信号的质量,使其与原始心音信号十分接近;(2)采用 MFCC 特征参数描述被测试者的心音信号,可以描述被测试者的心脏工作状态,获得理想的心音信号识别效果;(3)采用高斯混合模型对心音信号进行自动识别,获得了较高的识别正确率,其识别结果可为心脏疾病临诊断提供有价值的参考依据。

参考文献:

- [1] 朱冰莲,杨磊. 心音信号的短时傅立叶变换分析[J]. 重庆大学学报(自然科学版),2004,27(8):83-85.
Zhu Binglian, Yang Lei. Short-time fourier transform analysis of the phonocardiogram signal[J]. Journal of Chongqing University, 2004, 27(8): 83-85.
- [2] 侯海良,罗良才,成运. 基于盲源提取和希尔伯特变换的心音包络提取[J]. 计算机仿真,2012,29(10):215-218.
Hou Hailiang, Luo Liangcai, Cheng Yun. Envelope extraction of heart sound based on blind source extraction and Hilbert transform [J]. Computer Simulation, 2012, 29(10): 215-218.
- [3] 李战明,韩阳,韦哲,等. 基于 S 变换的心音信号特征提取[J]. 振动与冲击,2012,31(21):179-183.
Li Zhanming, Han Yang, Wei Zhe, et al. Heart sound feature extraction based on S transformation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(21): 179-183.
- [4] 李彬彬,袁中凡,杨春生. 改进的 HHT 算法及在心音信号分析中的应用[J]. 四川大学学报(工程科学版),2007,39(4):160-163.
Li Binbin, Yuan Zhongfan, Yang Chunsheng. The improved HHT algorithm and its application in the heart sound signal analysis[J]. Journal of Sichuan University (Engineer Science Edition), 2007, 39(4): 160-163.
- [5] 丁浩,黄志尧,李海青. 基于高阶统计量和小波变换的差压信号分析[J]. 浙江大学学报(工学版),2006,40(4):714-718.
Ding Hao, Huang Zhiyao, Li Haiqing. Analysis of differential pressure signal based on wavelet transform and higher-order statistics [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2006, 40(4): 714-718.
- [6] 郭兴明,汤丽萍. 基于小波变换和样本熵的心音识别研究[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(12): 4555-4557.
Guo Xingming, Tang Liping. Heart sound recognition based on wavelet transform and SampEn[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(12): 4555-4557.
- [7] 陈新华,成谢锋. 一种改进型综合去噪算法在心音信号预处理上的研究[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版),2010,30(6):96-100.
Chen Xinhua, Cheng Xiefeng. An improved compositive algorithm for PCG signals denoising [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2010, 30(6): 96-100.
- [8] 全雪峰,黄文海. 基于小波分析和概率神经网络的心音诊断研究[J]. 工业控制计算机,2010,23(8):79-80.
Quan Xuefeng, Huang Wenhai. Heart sound diagnosis based on wavelet analysis and probabilistic neural network [J]. Industrial Personal Computer, 2010, 23(8): 79-80.
- [9] 林庆,徐柱,王士同,等. HSV 自适应混合高斯模型的运动目标检测[J]. 计算机科学,2010,37(10):254-256.
Lin Qing, Xu Zhu, Wang Shitong, et al. Moving objects detection of adaptive Gaussian mixture models on HSV [J]. Computer Science, 2010, 37(10): 254-256.
- [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):1398-1404.
Guo Xingming, Ding Xiaorong, Zhong Lisha, et al. Heart sound feature extraction and classification based on integration of wavelet packet analysis and chaos theory[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(9): 1398-1404.
- [11] 李桥,赵玲,邵庆余,等. 应用小波变换进行心音三维时频分析的研究[J]. 中国医学物理学杂志,2001,18(2):100-112.
Li Qiao, Zhao Ling, Shao Qingyu, et al. The study of three-dimensional phonocardiogram using wavelet transforms method [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2001, 18(2): 100-112.
- [12] Koch K R. Robust estimation by expectation maximization algorithm[J]. Journal of Geodesy, 2013, 87(2):107-116.
- [13] 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.
Huang Linzhou, Guo Xingming, Ding Xiaorong. Heart sound recognition based on EMD approximate entropy and SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(19): 21-25.