



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108113646 A

(43)申请公布日 2018.06.05

(21)申请号 201611063316.0

(22)申请日 2016.11.28

(71)申请人 中国科学院声学研究所

地址 100190 北京市海淀区北四环西路21号

(72)发明人 应冬文 侯雷静 蔚文婧 潘接林
颜永红

(74)专利代理机构 北京方安思达知识产权代理有限公司 11472

代理人 王宇杨 陈琳琳

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书4页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法

(57)摘要

本发明公开了一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,该方法包括下列步骤:步骤1)对于一段时长的心音信号,加窗截取若干段长度为L的信号;对任一段信号Y,进行自相关分析,得到心音信号的一个心动周期长度N;据此进行整周期的心音信号切分,得到k段信号;步骤2)对k段整周期心音信号进行主成分分析,得到经典心音周期信号x;步骤3)对经典心音周期信号x进行分帧处理,提取能量包络,采取极大似然估计算法建立二元隐马尔可夫模型,得到各帧所属状态,并据此得到4个状态的分割点。本发明的方法能够准确划分心音信号的状态,增强心音分析应用系统对噪声环境的适应性。

对于一段时长的心音信号,加窗截取若干段长度为L的信号;对任一段信号Y,进行自相关分析,得到心音信号的一个心动周期长度为N;据此进行整周期的心音信号切分,得到k段信号

对k个整周期心音信号进行主成分分析,得到经典心音周期信号

对经典心音周期信号进行分帧处理,提取能量包络,采取极大似然估计算法建立隐马尔可夫模型,得到各帧所属状态,并据此得到4个状态的分割点

1. 一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,该方法基于主成分分析与隐马尔可夫模型来实现对心音信号主要信息的提取,实现对心音信号4个状态的准确分割,该方法包括下列步骤:

步骤1) 对于一段时长的心音信号,加窗截取若干段长度为L的信号;对任一段信号Y,进行自相关分析,得到心音信号的一个心动周期长度N;据此进行整周期的心音信号切分,得到k段整周期心音信号;

步骤2) 对k段整周期心音信号进行主成分分析,得到经典心音周期信号x;

步骤3) 对经典心音周期信号x进行分帧处理,提取能量包络,采取极大似然估计算法建立二元隐马尔可夫模型,得到各帧所属状态,并据此得到4个状态的分割点。

2. 根据权利要求1所述的心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,其特征在于,所述步骤1) 具体包括:

步骤1-1) 对数字化信号进行预处理后进行加窗;截取出含有多个周期的长度为L的信号Y;

步骤1-2) 对指定段长为L的信号Y进行自相关分析:

$$R_{YY}(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} Y(n+m)Y(n), m \geq 0 \\ R_{YY}(-m), m < 0 \end{cases}$$

步骤1-3) 产生k段整周期心音信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$;

当 $m=0$ 时取得最大值,为信号本身;寻找0点后自相关函数的最大值所对应点的m值,即为一个心动周期的周期长度T,则 $N=T$;之后继续寻找m值的整倍数点作为验证,确认T的长度:

$$Y(1+nT) \cdots Y(T+nT), n=0, 1, 2, \dots$$

当 $(n+1)T < L$ 时,持续这个过程,n从0开始,逐步加1,最终完成心动周期的检测与划分,产生信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$,其中, $k = \lfloor L/N \rfloor$, y_i 表示信号段:

$$Y(1+iT) \cdots Y(T+iT)。$$

3. 根据权利要求2所述的心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,其特征在于,所述步骤2) 具体包括:

步骤201) 计算k段d维的整周期心音信号的均值 μ :

$$\mu = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k y_i$$

步骤202) 对k段d维的整周期心音信号做规整:

$$\bar{y}_i = y_i - \mu$$

步骤203) 计算规整后信号的协方差矩阵 $C_{\bar{y}}$:

$$C_{\bar{y}} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k (\bar{y}_i)(\bar{y}_i^T);$$

步骤204) 计算协方差矩阵 $C_{\bar{y}}$ 的特征值 λ 与特征向量 e :

$$C_{\bar{y}}e = \lambda e;$$

步骤205) 特征值 λ 与特征向量 e ,选择第一主成分作为经典心音周期信号 x 。

4. 根据权利要求3所述的心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,其特征在于,所述步骤3)的具体实现过程为:

在得到经典心音周期信号 x 后,做分帧处理提取能量包络,建立一个二元隐马尔可夫模型,时间序列表示为 x ,状态序列表示为 s ,如下所示:

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_M\};$$

$$s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}, s_t \in \{0, 1\};$$

其中,0表示静止心缩期和静止心舒期出现状态,1表示第一心音和第二心音出现状态, λ_M 表示模型的参数估值,通过学习过程进行修正直到满足要求,那么对于一个给定的参数集 λ_M ,对应观察值序列 x 的概率密度函数可以表示为:

$$p(x | \lambda_M) = \sum_{s_t} p(s_t | \lambda_M) p(x | \lambda_M, s_t);$$

其中, $p(s_t | \lambda_M)$ 表示状态序列 s_t 出现的先验概率,高斯分量表示为:

$$p(s_t | \lambda_M) = \prod_{t=2}^{\ell} a_{s_{t-1}, s_t};$$

这里的 a_{s_{t-1}, s_t} 表示状态的转移概率,当 $t=2$ 时, $a_{s_{t-1}, s_t} = \pi_{s_1}$ 表示初始的状态分布概率; $p(x | \lambda_M, s)$ 表示给定状态 s 和参数集 λ_M 的情况下观察值序列 x 的似然度:

$$p(x | \lambda_M, s) = \prod_{t=1}^M b(x_t | s_t, \lambda_M);$$

$$b(x_t | s_t, \lambda_M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\kappa_{s_t, \ell}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_t - \mu_{s_t, \ell})^2 / \kappa_{s_t, \ell} \right\};$$

这里 $\kappa_{s_t, \ell}$ 表示状态 s_t 对应的高斯分布的方差, $\mu_{s_t, \ell}$ 表示相应的均值, $\lambda_M = \{\mu_{0,M}, \mu_{1,M}, \kappa_{0,M}, \kappa_{1,M}, a_{01,M}, a_{10,M}, a_{00,M}, a_{11,M}, \pi_0, \pi_1\}$,参数集中的初始分布概率 π_0, π_1 不随着时间而变化;

这个模型最终输出的对应已知观察值的状态序列即为判断分割点的依据,已知静止心缩期的长度短于静止心舒期的长度,那么,在二元隐马尔可夫模型分类出的状态序列 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}, s_t \in \{0, 1\}$ 条件下,得出结论:

两个持续的1状态序列之间的0状态序列持续期较短的为静止心缩期,前一个连续1状态为第一心音,后一个连续1状态为第二心音;反之0状态序列持续较长的为静止心舒期,前一个连续1状态为第二心音,后一个连续1状态为第一心音;据此得出4个状态的分割点,并反应到原始心音信号上作出分割,找到各个状态的起止时刻与持续时长。

5. 根据权利要求4所述的心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,其特征在于,所述步骤3)具体包括:

步骤301) 对于提取出的经典心音周期信号 x 进行分帧处理,记当前窗截取段内共计 M 帧,计算各帧的能量;

步骤302) 通过聚类的方法将 M 帧样本 $x_1, x_2, \dots, x_M$ 分成两类:

$$\{x_j^{(1)} | j=1, \dots, M_1\}, \{x_j^{(0)} | j=1, \dots, M_0\}$$

其中, M_0 表示静止期类别样本的数目, M_1 表示基础心音类别的数目,满足条件 $M_0 + M_1 = M$,均值大的一类用上标(1)表示,另一类用上标(0)表示;

两类的均值分别为: $\bar{\mu}_{0,M} = \frac{1}{M_0} \sum_{j=1}^{M_0} x_j^{(0)}$, $\bar{\mu}_{1,M} = \frac{1}{M_1} \sum_{j=1}^{M_1} x_j^{(1)}$, 其中, $\bar{\mu}_{0,M} < \bar{\mu}_{1,M}$;

两类的方差分别为: $\bar{\kappa}_{0,M} = \frac{1}{M_0} \sum_{j=1}^{M_0} (x_j - \bar{\mu}_{0,M})^2$, $\bar{\kappa}_{1,M} = \frac{1}{M_1} \sum_{j=1}^{M_1} (x_j - \bar{\mu}_{1,M})^2$;

步骤303) 对模型的参数进行初始化;

两类的初始化权重系数为: $\bar{a}_{00,M} = \bar{a}_{01,M} = \bar{a}_{11,M} = \bar{a}_{10,M} = 0.5$;

则参数的初始值为 $\bar{\lambda}_M = \{\bar{\mu}_{0,M}, \bar{\mu}_{1,M}, \bar{\kappa}_{0,M}, \bar{\kappa}_{1,M}, \bar{a}_{01,M}, \bar{a}_{10,M}, \bar{a}_{00,M}, \bar{a}_{11,M}, \pi_0, \pi_1\}$;

计算模型的初始似然度: $\bar{L} = \log(p(\mathbf{x} | \bar{\lambda}_M))$, 初始化前向因子: $\bar{F}_0(s_1) = \pi_z p(x_1 | s_1, \bar{\lambda}_M)$, π_z 表示初始时刻处于z状态的概率; 初始化后向因子: $\bar{B}_M(z) = 1$; L' 的初始值为-10000;

步骤304) 计算前向因子: $\bar{F}_j(z) = \sum_y \bar{F}_{j-1}(y) \bar{a}_{y,z,M} b(x_j | z, \bar{\lambda}_M)$, $z, y \in \{0, 1\}$, $j \in [1, M]$;

步骤305) 计算后向因子: $\bar{B}_j(z) = \sum_y \bar{B}_{j+1}(y) \bar{a}_{z,y,M} b(x_{j+1} | y, \bar{\lambda}_M)$, $z, y \in \{0, 1\}$, $j \in [1, M]$;

步骤306) 计算第一心音、第二心音和静止心缩期、静止心舒期出现的概率:

$$p(z | x_j, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}{\sum_z \bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}, \quad z \in \{0, 1\}, \quad j \in [1, M];$$

步骤307) 如果 $\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M p(s_t = 1 | x_t, \bar{\lambda}_M) < \zeta$, $\lambda_M = \bar{\lambda}_M$, 停止迭代, 其中, ζ 为第一阈值;

步骤308) 计算转移概率:

$$p(s_j = z_1, s_{j+1} = z_2 | x, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_{j-1}(z_1) \bar{B}_j(z_2) \bar{a}_{z_1 z_2, M} b(x_j | z_2, \bar{\lambda}_M)}{\sum_z \bar{F}_{j-1}(z_1) \bar{B}_j(z_2) \bar{a}_{yz, M} b(x_j | z_2, \bar{\lambda}_M)}, \quad j \in [1, M];$$

观察值所处状态 $z_1, z_2 \in \{0, 1\}$;

步骤309) 计算新的概率 $\pi'_z = p(s_1 = z | x_1, \bar{\lambda}_M)$;

步骤310) 计算新的均值 $\mu'_{z,M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M) x_t}{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M)}$;

步骤311) 计算新方差 $\kappa'_{z,M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M) (x_t - \mu'_{z,M})^2}{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M)}$;

步骤312) 计算新的转移概率:

$$a'_{z_1 z_2, M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_{t-1} = z_1, s_t = z_2 | x_t, \bar{\lambda}_M)}{\sum_{t=1}^M \sum_z p(s_{t-1} = z_1, s_t = z_2 | x_t, \bar{\lambda}_M)}$$

步骤313) 对新的转移概率进行约束, $a'_{01,M} = \max\{a'_{01,M}, \eta\}$, $a'_{00,M} = 1 - a'_{01,M}$, $a'_{10,M} = \max\{a'_{10,M}, \eta\}$, $a'_{11,M} = 1 - a'_{10,M}$, η 是一个不大于1的正实数;

步骤314) 计算新模型的似然度 $L' = \log(p(\mathbf{x}_M | \lambda'_M))$; 其中, $\lambda'_M = \{\mu'_{0,M}, \mu'_{1,M}, \kappa'_{0,M}, \kappa'_{1,M}, a'_{01,M}, a'_{10,M}, a'_{00,M}, a'_{11,M}, \pi'_0, \pi'_1\}$;

步骤315) 如果 $|L' - \bar{L}| \leq \varepsilon$ 成立; $\lambda_M = \lambda'_M$, 终止迭代, 其中, ε 是一个很小的数字, 如果 $|L' - \bar{L}| > \varepsilon$, 则 $\bar{\lambda}_M = \lambda'_M$, $\bar{L} = L'$; $\bar{a}_{00,M} = a'_{00,M}$, $\bar{a}_{01,M} = a'_{01,M}$, $\bar{a}_{10,M} = a'_{10,M}$, $\bar{a}_{11,M} = a'_{11,M}$, $\pi_0 = \pi'_0$, $\pi_1 = \pi'_1$; 转到步骤303);

步骤316) 利用Viterbi算法从二元隐马尔可夫模型中得到最佳的状态序列; 从最佳状态序列找到连续0状态与连续1状态的临界点以及序列持续长度, 由此进行四个状态的划分。

一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及语音信号处理的技术领域,具体的说,涉及一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法。其中,心音的状态分割方法是在时间维度上判断某时刻某段时长内出现的心音状态的类别。

背景技术

[0002] 心音信号的周期性检测与状态的分割是进行心音信号的分析必不可少的组成部分,它是进行心音信号分析的第一步也是最为重要的一步,是进行一系列心音分析后续处理的关键,状态分割的正确性直接影响心音特征分析的效果。

[0003] 在心音信号的分析中,所要面对的一个问题就是噪声干扰,它们直接影响着周期长度的检测和心音状态分割的效果。呼吸音、肠鸣音、心肺杂音等人体噪声、听诊设备与体表的摩擦噪声,以及周围环境噪声等等各种噪声的干扰是必须要克服的一个重要影响因素。目前提出了很多方法来对试图减弱噪声对心音信号分析的干扰,多数方法是依赖于启发式算法,存在的问题如下:

[0004] 1、现有算法多是筛选出几乎没有干扰的心音记录作为参考信号,再从中进行人工划分状态,提取参数。在实际应用当中,一旦实际记录心音出现摩擦冲激或是噪音干扰比较明显的情形,就会分类失败。

[0005] 2、现有的算法往往采用比较简单的监督或半监督方法获取不同状态的分布参数,对训练集中样本的要求较高,受到人工分类的主观性影响较大。

[0006] 3、心音信号是一种个体间差异相对较大的信号,现有算法通过训练集样本获取参数的方式是一个很大的限制因素,因此分类的鲁棒性不高。

发明内容

[0007] 本发明的目的在于克服目前心音信号的周期性检测与状态的分割方法存在的上述缺陷,基于心音信号的周期性,将一段记录心音划为多个心动周期,将不具备周期性的杂音如摩擦冲激、周围噪声等通过提取主成分的方法消除或减弱,从而获得典型心音特征的心动周期信号;同时基于一个心动周期内4个状态间的时序相关性,提供一种基于主成分分析与隐马尔可夫模型的心音的周期检测与状态划分方法,该方法利用主成分分析提取典型心音特征,二元隐马尔可夫模型对心音信号的时序相关性进行建模,把能量包络看作一个马尔可夫链,这个链条在第一与第二心音的“出现”和“不出现”两种状态间跳转,对于每个状态,采用一个高斯分布描述其分布,再根据HMM模型的前、后向因子,可以导出S1、S2在某个时刻的出现概率。再使用一个心音周期中4个状态间的时序特点,划分出各个状态的起止时刻及持续时长。

[0008] 为了实现上述目的,本发明提供了一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,该方法基于主成分分析与隐马尔可夫模型来实现对心音信号主要信息的提取,实现对心音信号4个状态的准确分割,该方法包括下列步骤:

[0009] 步骤1) 对于一段时长的心音信号,加窗截取若干段长度为L的信号;对任一段信号Y,进行自相关分析,得到心音信号的一个心动周期长度N;据此进行整周期的心音信号切分,得到k段整周期心音信号;

[0010] 步骤2) 对k段整周期心音信号进行主成分分析,得到经典心音周期信号x;

[0011] 步骤3) 对经典心音周期信号x进行分帧处理,提取能量包络,采取极大似然估计算法建立二元隐马尔可夫模型,得到各帧所属状态,并据此得到4个状态的分割点。

[0012] 上述技术方案中,所述步骤1) 具体包括:

[0013] 步骤1-1) 对数字化信号进行预处理后进行加窗;截取出含有多个周期的长度为L的信号Y;

[0014] 步骤1-2) 对指定段长为L的信号Y进行自相关分析:

$$[0015] \quad R_{YY}(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} Y(n+m) Y(n), m \geq 0 \\ R_{YY}(-m), m < 0 \end{cases}$$

[0016] 步骤1-3) 产生k段整周期心音信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$;

[0017] 当 $m=0$ 时取得最大值,为信号本身;寻找0点后自相关函数的最大值所对应点的m值,即为一个心动周期的周期长度T,则 $N=T$;之后继续寻找m值的整倍数点作为验证,确认T的长度:

[0018] $Y(1+nT) \cdots Y(T+nT), n=0, 1, 2, \dots$

[0019] 当 $(n+1)T < L$ 时,持续这个过程,n从0开始,逐步加1,最终完成心动周期的检测与划分,产生信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$,其中, $k = \lfloor L/T \rfloor$, y_i 表示信号段:

[0020] $Y(1+iT) \cdots Y(T+iT)$ 。

[0021] 上述技术方案中,所述步骤2) 具体包括:

[0022] 步骤201) 计算k段d维的整周期心音信号的均值 μ :

$$[0023] \quad \mu = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k y_i$$

[0024] 步骤202) 对k段d维的整周期心音信号做规整:

$$[0025] \quad \bar{y}_i = y_i - \mu$$

[0026] 步骤203) 计算规整后信号的协方差矩阵 $C_{\bar{y}}$:

$$[0027] \quad C_{\bar{y}} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k (\bar{y}_i)(\bar{y}_i^T);$$

[0028] 步骤204) 计算协方差矩阵 $C_{\bar{y}}$ 的特征值 λ 与特征向量 e :

$$[0029] \quad C_{\bar{y}} e = \lambda e;$$

[0030] 步骤205) 特征值 λ 与特征向量 e ,选择第一主成分作为经典心音周期信号x。

[0031] 上述技术方案中,所述步骤3) 的具体实现过程为:

[0032] 在得到经典心音周期信号x后,做分帧处理提取能量包络,建立一个二元隐马尔可夫模型,时间序列表示为x,状态序列表示为s,如下所示:

[0033] $x = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$;

[0034] $s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}, s_t \in \{0, 1\}$;

[0035] 其中,0表示静止心缩期和静止心舒期出现状态,1表示第一心音和第二心音出现状态, λ_M 表示模型的参数估值,通过学习过程进行修正直到满足要求,那么对于一个给定的参数集 λ_M ,对应观察值序列 x 的概率密度函数可以表示为:

$$[0036] \quad p(x | \lambda_M) = \sum_{s_t} p(s_t | \lambda_M) p(x | \lambda_M, s_t);$$

[0037] 其中, $p(s_t | \lambda_M)$ 表示状态序列 s_t 出现的先验概率,高斯分量表示为:

$$[0038] \quad p(s_t | \lambda_M) = \prod_{i=2}^t a_{s_{t-1}, s_t};$$

[0039] 这里的 a_{s_{t-1}, s_t} 表示状态的转移概率,当 $t=2$ 时, $a_{s_{t-1}, s_t} = \pi_{s_1}$ 表示初始的状态分布概率; $p(x | \lambda_M, s)$ 表示给定状态 s 和参数集 λ_M 的情况下观察值序列 x 的似然度:

$$[0040] \quad p(x | \lambda_M, s) = \prod_{t=1}^M b(x_t | s_t, \lambda_M);$$

$$[0041] \quad b(x_t | s_t, \lambda_M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\kappa_{s_t, \ell}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_t - \mu_{s_t, \ell})^2 / \kappa_{s_t, \ell} \right\};$$

[0042] 这里 $\kappa_{s_t, \ell}$ 表示状态 s_t 对应的高斯分布的方差, $\mu_{s_t, \ell}$ 表示相应的均值, $\lambda_M = \{\mu_{0,M}, \mu_{1,M}, \kappa_{0,M}, \kappa_{1,M}, a_{01,M}, a_{10,M}, a_{00,M}, a_{11,M}, \pi_0, \pi_1\}$,参数集中的初始分布概率 π_0, π_1 不随着时间而变化;

[0043] 这个模型最终输出的对应已知观察值的状态序列即为判断分割点的依据,已知静止心缩期的长度短于静止心舒期的长度,那么,在二元隐马尔可夫模型分类出的状态序列 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$, $s_t \in \{0, 1\}$ 条件下,得出结论:

[0044] 两个持续的1状态序列之间的0状态序列持续期较短的为静止心缩期,前一个连续1状态为第一心音,后一个连续1状态为第二心音;反之0状态序列持续较长的为静止心舒期,前一个连续1状态为第二心音,后一个连续1状态为第一心音。据此得出4个状态的分割点,并反应到原始心音信号上作出分割,找到各个状态的起止时刻与持续时长。

[0045] 上述技术方案中,所述步骤3)具体包括:

[0046] 步骤301)对于提取出的经典心音周期信号 x 进行分帧处理,记当前窗截取段内共计 M 帧,计算各帧的能量;

[0047] 步骤302)通过聚类的方法将 M 帧样本 $x_1, x_2, \dots, x_M$ 分成两类:

$$[0048] \quad \{x_j^{(1)} | j=1, \dots, M_1\}, \{x_j^{(0)} | j=1, \dots, M_0\}$$

[0049] 其中, M_0 表示静止期类别样本的数目, M_1 表示基础心音类别的数目,满足条件 $M_0+M_1=M$,均值大的一类用上标(1)表示,另一类用上标(0)表示;

$$[0050] \quad \text{两类的均值分别为: } \bar{\mu}_{0,M} = \frac{1}{M_0} \sum_{j=1}^{M_0} x_j^{(0)}, \quad \bar{\mu}_{1,M} = \frac{1}{M_1} \sum_{j=1}^{M_1} x_j^{(1)}, \text{ 其中, } \bar{\mu}_{0,M} < \bar{\mu}_{1,M};$$

$$[0051] \quad \text{两类的方差分别为: } \bar{\kappa}_{0,M} = \frac{1}{M_0} \sum_{j=1}^{M_0} (x_j - \bar{\mu}_{0,M})^2, \quad \bar{\kappa}_{1,M} = \frac{1}{M_1} \sum_{j=1}^{M_1} (x_j - \bar{\mu}_{1,M})^2;$$

[0052] 步骤303)对模型的参数进行初始化;

$$[0053] \quad \text{两类的初始化权重系数为: } \bar{a}_{00,M} = \bar{a}_{01,M} = \bar{a}_{11,M} = \bar{a}_{10,M} = 0.5;$$

$$[0054] \quad \text{则参数的初始值为 } \bar{\lambda}_M = \{\bar{\mu}_{0,M}, \bar{\mu}_{1,M}, \bar{\kappa}_{0,M}, \bar{\kappa}_{1,M}, \bar{a}_{01,M}, \bar{a}_{10,M}, \bar{a}_{00,M}, \bar{a}_{11,M}, \pi_0, \pi_1\};$$

[0055] 计算模型的初始似然度： $\bar{L} = \log(p(\mathbf{x} | \bar{\lambda}_M))$ ，初始化前向因子： $\bar{F}_0(s_1) = \pi_z p(x_1 | s_1, \bar{\lambda}_M)$ ， π_z 表示初始时刻处于z状态的概率；初始化后向因子： $\bar{B}_M(z) = 1$ ； L' 的初始值为-10000；

[0056] 步骤304) 计算前向因子： $\bar{F}_j(z) = \sum_y \bar{F}_{j-1}(y) \bar{a}_{y,z,M} b(x_j | z, \bar{\lambda}_M)$ ， $z, y \in \{0, 1\}$ ， $j \in [1, M]$ ；

[0057] 步骤305) 计算后向因子： $\bar{B}_j(z) = \sum_y \bar{B}_{j+1}(y) \bar{a}_{z,y,M} b(x_{j+1} | y, \bar{\lambda}_M)$ ， $z, y \in \{0, 1\}$ ， $j \in [1, M]$ ；

[0058] 步骤306) 计算第一心音、第二心音和静止心缩期、静止心舒期出现的概率： $p(z | x_j, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}{\sum_z \bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}$ ， $z \in \{0, 1\}$ ， $j \in [1, M]$ ；

[0059] 步骤307) 如果 $\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M p(s_t = 1 | x_t, \bar{\lambda}_M) < \zeta$ ， $\lambda_M = \bar{\lambda}_M$ ，停止迭代，其中， ζ 为第一阈值；

[0060] 步骤308) 计算转移概率：

[0061] $p(s_j = z_1, s_{j+1} = z_2 | x, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_{j-1}(z_1) \bar{B}_j(z_2) \bar{a}_{z_1,z_2,M} b(x_j | z_2, \bar{\lambda}_M)}{\sum_z \bar{F}_{j-1}(z_1) \bar{B}_j(z_2) \bar{a}_{yz,M} b(x_j | z_2, \bar{\lambda}_M)}$ ， $j \in [1, M]$ ；观察值所处状态 $z_1, z_2 \in \{0, 1\}$ ；

[0062] 步骤309) 计算新的概率 $\pi'_z = p(s_1 = z | x_1, \bar{\lambda}_M)$ ；

[0063] 步骤310) 计算新的均值 $\mu'_{z,M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M) x_t}{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M)}$ ；

[0064] 步骤311) 计算新方差 $\kappa'_{z,M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M) (x_t - \mu_{z,M})^2}{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M)}$ ；

[0065] 步骤312) 计算新的转移概率：

[0066] $a'_{z_1 z_2, M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_{t-1} = z_1, s_t = z_2 | x_t, \bar{\lambda}_M)}{\sum_{t=1}^M \sum_z p(s_{t-1} = z_1, s_t = z_2 | x_t, \bar{\lambda}_M)}$

[0067] 步骤313) 对新的转移概率进行约束， $a'_{01,M} = \max\{a'_{01,M}, \eta\}$ ， $a'_{00,M} = 1 - a'_{01,M}$ ， $a'_{10,M} = \max\{a'_{10,M}, \eta\}$ ， $a'_{11,M} = 1 - a'_{10,M}$ ， η 是一个不大于1的正实数；

[0068] 步骤314) 计算新模型的似然度 $L' = \log(p(\mathbf{x}_M | \lambda'_M))$ ；其中， $\lambda'_M = \{\mu'_{0,M}, \mu'_{1,M}, \kappa'_{0,M}, \kappa'_{1,M}, a'_{01,M}, a'_{10,M}, a'_{00,M}, a'_{11,M}, \pi'_0, \pi'_1\}$ ；

[0069] 步骤315) 如果 $|L' - \bar{L}| \leq \varepsilon$ 成立； $\lambda_M = \lambda'_M$ ，终止迭代，其中， ε 是一个很小的数字，如果 $|L' - \bar{L}| > \varepsilon$ ，则 $\bar{\lambda}_M = \lambda'_M$ ， $\bar{L} = L'$ ， $\bar{a}_{00,M} = a'_{00,M}$ ， $\bar{a}_{01,M} = a'_{01,M}$ ， $\bar{a}_{10,M} = a'_{10,M}$ ， $\bar{a}_{11,M} = a'_{11,M}$ ， $\pi_0 = \pi'_0$ ， $\pi_1 = \pi'_1$ ；转到步骤303)；

[0070] 步骤316) 利用Viterbi算法从二元隐马尔可夫模型中得到最佳的状态序列;从最佳状态序列找到连续0状态与连续1状态的临界点以及序列持续长度,由此进行四个状态的划分。

[0071] 与现有技术相比,本发明具有下列技术效果:

[0072] 1、基于心音信号具有明显的周期性和状态时序相关性,本发明利用主成分分析方法对心音典型特征做提取,再利用隐马尔可夫模型对这种时序相关性进行建模,提取能量的各个帧的包络可以看作一个马尔可夫链,这个链条在第一心音与第二心音的“出现”和“不出现”两种状态间跳转,对于每个状态,采用一个高斯分布描述其能量的分布。根据HMM的前、后向因子,可以导出在某个时刻第一心音与第二心音的出现概率;

[0073] 2、本发明的方法能够增强心音分析应用系统对噪声环境的适应性;并且,本发明还能够提取典型特征的心音周期信号,更直观地描述心音信号变化的特点,进一步反应到实际记录信号完成切分,有利于对异常心音段进行进一步的精细化分析。此方法能够把心音信号的有用特征提取出来,并进一步对这个受到干扰的段长信号进行4个状态的划分,仿真试验表明效果很好。

附图说明

[0074] 图1为本发明的心音信号的周期检测与状态分割的流程图;

[0075] 图2a为原始信号与加噪后的信号的示意图;

[0076] 图2b为经典周期的提取示意图;

[0077] 图2c为经典周期的切分示意图;

[0078] 图2d为段长信号的切分示意图;

[0079] 图3a为原始信号与冲激干扰的信号的示意图;

[0080] 图3b为经典周期的提取示意图;

[0081] 图3c为经典周期的切分示意图;

[0082] 图3d为段长信号的切分示意图。

具体实施方式

[0083] 本发明是一种基于主成分分析与隐马尔可夫模型的心音周期的检测与状态分割算法。它对一个心动周期中4个活动状态的划分不依赖于起始状态的概率假设等条件。与现有算法比较,有以下几个特点:

[0084] 1、使用主成分分析的方式提取典型的心音周期信号,与其他去噪方式相比,不需要预先假定的门限设置,因此,不会受到噪音环境改变导致参数失效的影响。

[0085] 2、采用二元隐马尔可夫模型进行状态分类,可以采用Viterbi译码的方式。给定心音记录信号的一个时间序列,能够输出第一心音、第二心音状态的出现时刻的最佳估计。

[0086] 3、本发明使用先判定状态输出再检验的方法,不需要预先在训练中学习各个状态的时长分布参数。由于人类个体之间一个心动周期内第一心音、第二心音、静止心缩期和静止心舒期这4个状态的时长差异显著,参数学习的方法具有很大缺陷。因此,使用非监督学习的策略能较为有效的克服这个限制,达到更好的分类效果。

[0087] 在一个实施例中,非监督学习框架的载体是二元隐马尔可夫模型。其中,一个分量

表示静止心缩期与静止心舒期,另一个分量表示第一心音以及第二心音。在一个典型心音周期信号中分帧提取能量特征,建立对应的隐马尔可夫模型。首先采用EM算法初始化HMM,然后从学习过程中逐步更新HMM,最终达到我们的设置条件。

[0088] 本发明的原理如下:

[0089] 对于一段时长的心音信号,首先加窗截取一段长度为L的信号,再进行自相关分析,得到心音信号的一个心动周期长度为N,即心音信号的周期为 $T=N$ 。据此进行整周期的心音信号切分,得到k段信号: $y = \{y(1), y(2), \dots, y(k)\}$,维度为d。对信号规整后提取主成分得到经典周期信号,分帧处理提取特征,建立隐马尔可夫模型。观察值序列 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$,对应的状态序列 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$, $s_t \in \{0, 1\}$ 。0表示静止期状态,1表示第一心音、第二心音状态。那么对于一个给定的参数集 $\bar{\lambda}_M$,此观察值序列的概率密度函数的数学表示为:

$$[0090] \quad p(x | \lambda_M) = \sum_{s_t} \prod_{t=1}^M a_{s_{t-1}, s_t} \prod_{t=1}^M b(x_t | s_t, \bar{\lambda}_M);$$

[0091] 其中高斯分量表示为:

$$[0092] \quad b(x_t | s_t, \bar{\lambda}_M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\kappa_{z,M}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{z,M})^2 / \kappa_{z,M}\right\};$$

[0093] 这里的 a_{s_{t-1}, s_t} 表示状态转移概率,当 $t=2$ 时, $a_{s_{t-1}, s_t} = \pi_{s_1}$ 表示初始状态概率, $\bar{\lambda}_M$ 表示模型的参数估值, $\mu_{z,k}$ 和 $\kappa_{z,k}$ 分别表示均值和方差。

[0094] 一个心音周期中状态的出现概率表示为:

$$[0095] \quad p(z | x_j, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}{\sum_z \bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}, z \in \{0, 1\};$$

[0096] 采用Viterbi算法得到最佳的状态估计序列,解码得到第一心音与第二心音所处的时刻及其持续时长。由静止期持续长度的不同划分出4个状态的起止时刻与持续时长。

[0097] 下面结合附图和优选实施例对本发明做进一步的描述。

[0098] 如图1所示,一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法,所述方法具体包括下列步骤:

[0099] 步骤1) 对于一段时长的心音信号,加窗截取若干段长度为L的信号;对任一段信号Y,进行自相关分析,得到心音信号的一个心动周期长度N,即心音信号的周期为 $T=N$;据此进行整周期的心音信号切分,得到k段信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$; $k = \lfloor L/N \rfloor$;具体包括:

[0100] 步骤1-1) 对数字化信号进行预处理后进行加窗;截取出含有多个周期的长度为L的信号Y;

[0101] 步骤1-2) 对指定段长为L的信号Y进行自相关分析:

$$[0102] \quad R_{YY}(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} Y(n+m) Y(n), m \geq 0 \\ R_{YY}(-m), m < 0 \end{cases}$$

[0103] 步骤1-3) 产生k段整周期心音信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$;

[0104] 当 $m=0$ 时取得最大值,为信号本身;寻找0点后自相关函数的最大值所对应点的m

值,即为一个心动周期的周期长度 T ,则 $N=T$;之后继续寻找 m 值的整倍数点作为验证,确认 T 的长度:

[0105] $Y(1+nT) \cdots Y(T+nT)$, $n=0,1,2,\dots$

[0106] 当 $(n+1)T < L$ 时,持续这个过程, n 从0开始,逐步加1,最终完成心动周期的检测与划分,产生信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$,其中, $k = \lfloor L/N \rfloor$, y_i 表示信号段:

[0107] $Y(1+iT) \cdots Y(T+iT)$ 。

[0108] 步骤2) 对 k 段整周期心音信号进行主成分分析,得到经典心音周期信号 x ,具体的实施步骤如下:

[0109] 步骤201) 计算 k 段 d 维的整周期心音信号的均值 μ :

$$[0110] \quad \mu = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k y_i$$

[0111] 步骤202) 对 k 段 d 维的整周期心音信号做规整:

$$[0112] \quad \bar{y}_i = y_i - \mu$$

[0113] 步骤203) 计算规整后信号的协方差矩阵 $C_{\bar{y}}$:

$$[0114] \quad C_{\bar{y}} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k (\bar{y}_i)(\bar{y}_i^T);$$

[0115] 步骤204) 计算协方差矩阵 $C_{\bar{y}}$ 的特征值 λ 与特征向量 e :

$$[0116] \quad C_{\bar{y}} e = \lambda e;$$

[0117] 步骤205) 特征值 λ 与特征向量 e ,选择第一主成分作为经典心音周期信号 x 。

[0118] 步骤3) 对心音信号的经典周期 x 进行分帧处理,提取能量包络,采取极大似然估计算法建立HMM模型,得到各帧所属状态,并据此得到4个状态的分割点。反应在原始信号中,找到各个状态的起止时刻与持续时长。

[0119] 在得到经典心音周期 x 后,做分帧处理提取能量包络,建立一个二元隐马尔可夫模型,时间序列表示为 x ,状态序列表示为 s ,如下所示:

$$[0120] \quad x = \{x_1, x_2, \dots, x_M\};$$

$$[0121] \quad s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}, s_t \in \{0, 1\};$$

[0122] 其中,0表示静止心缩期(Silent Systole)和静止心舒期(Silent Diastole)出现状态,1表示第一心音(S1)和第二心音(S2)出现状态, λ_M 表示模型的参数估值,通过学习过程进行修正直到满足要求,那么对于一个给定的参数集 λ_M ,对应观察值序列 x 的概率密度函数可以表示为:

$$[0123] \quad p(x | \lambda_M) = \sum_{s_t} p(s_t | \lambda_M) p(x | \lambda_M, s_t);$$

[0124] 其中, $p(s_t | \lambda_M)$ 表示状态序列 s_t 出现的先验概率,高斯分量表示为:

$$[0125] \quad p(s_\ell | \lambda_M) = \prod_{t=2}^{\ell} a_{s_{t-1}, s_t};$$

[0126] 这里的 a_{s_{t-1}, s_t} 表示状态的转移概率,当 $t=2$ 时, $a_{s_{t-1}, s_t} = \pi_{s_1}$ 表示初始的状态分布概率。 $p(x | \lambda_M, s)$ 表示给定状态 s 和参数集 λ_M 的情况下观察值序列 x 的似然度:

$$[0127] \quad p(\mathbf{x} | \lambda_M, \mathbf{s}) = \prod_{t=1}^M b(x_t | s_t, \lambda_M);$$

$$[0128] \quad b(x_t | s_t, \lambda_M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\kappa_{s_t, \ell}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_t - \mu_{s_t, \ell})^2 / \kappa_{s_t, \ell} \right\};$$

[0129] 这里 $\kappa_{s_t, \ell}$ 表示状态 s_t 对应的高斯分布的方差, $\mu_{s_t, \ell}$ 表示相应的均值, $\lambda_M = \{\mu_{0,M}, \mu_{1,M}, \kappa_{0,M}, \kappa_{1,M}, a_{01,M}, a_{10,M}, a_{00,M}, a_{11,M}, \pi_0, \pi_1\}$, 参数集中的初始分布概率 π_0, π_1 不随着时间而变化。

[0130] 这个模型最终输出的对应已知观察值的状态序列即为判断分割点的依据, 已知静止心缩期的长度短于静止心舒期的长度, 那么, 在二元隐马尔可夫模型分类出的状态序列 $\mathbf{s} = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$, $s_t \in \{0, 1\}$ 条件下, 可以得出结论:

[0131] 两个持续的1状态序列之间的0状态序列持续期较短的为静止心缩期, 前一个连续1状态为第一心音, 后一个连续1状态为第二心音; 反之0状态序列持续较长的为静止心舒期, 前一个连续1状态为第二心音, 后一个连续1状态为第一心音。据此得出4个状态的分割点, 并反应到原始心音信号上作出分割, 找到各个状态的起止时刻与持续时长。

[0132] 所述步骤3) 具体包括:

[0133] 步骤301) 对于提取出的经典心音周期信号 $\mathbf{x}$ 进行分帧处理, 使用Hanning窗避免Gibbs现象; 记当前窗截取段内共计 M 帧, 计算各帧的能量;

[0134] 步骤302) 通过聚类的方法将 M 帧样本 $x_1, x_2, \dots, x_M$ 分成两类:

$$[0135] \quad \{x_j^{(1)} | j=1, \dots, M_1\}, \{x_j^{(0)} | j=1, \dots, M_0\}$$

[0136] 其中, M_0 表示静止期类别样本的数目, M_1 表示基础心音类别的数目, 满足条件 $M_0 + M_1 = M$, 均值大的一类用上标 (1) 表示, 另一类用上标 (0) 表示;

$$[0137] \quad \text{两类的均值分别为: } \bar{\mu}_{0,M} = \frac{1}{M_0} \sum_{j=1}^{M_0} x_j^{(0)}, \quad \bar{\mu}_{1,M} = \frac{1}{M_1} \sum_{j=1}^{M_1} x_j^{(1)}, \text{ 其中, } \bar{\mu}_{0,M} < \bar{\mu}_{1,M};$$

$$[0138] \quad \text{两类的方差分别为: } \bar{\kappa}_{0,M} = \frac{1}{M_0} \sum_{j=1}^{M_0} (x_j - \bar{\mu}_{0,M})^2, \quad \bar{\kappa}_{1,M} = \frac{1}{M_1} \sum_{j=1}^{M_1} (x_j - \bar{\mu}_{1,M})^2;$$

[0139] 步骤303) 对模型的参数进行初始化;

$$[0140] \quad \text{两类的初始化权重系数为: } \bar{a}_{00,M} = \bar{a}_{01,M} = \bar{a}_{11,M} = \bar{a}_{10,M} = 0.5;$$

$$[0141] \quad \text{则参数的初始值为 } \bar{\lambda}_M = \{\bar{\mu}_{0,M}, \bar{\mu}_{1,M}, \bar{\kappa}_{0,M}, \bar{\kappa}_{1,M}, \bar{a}_{01,M}, \bar{a}_{10,M}, \bar{a}_{00,M}, \bar{a}_{11,M}, \pi_0, \pi_1\};$$

[0142] 计算模型的初始似然度: $\bar{L} = \log(p(\mathbf{x} | \bar{\lambda}_M))$, 初始化前向因子: $\bar{F}_0(s_1) = \pi_z p(x_1 | s_1, \bar{\lambda}_M)$, π_z 表示初始时刻处于 z 状态的概率; 初始化后向因子: $\bar{B}_M(z) = 1$; $\bar{L}'$ 的初始值为 -10000;

$$[0143] \quad \text{步骤304) 计算前向因子: } \bar{F}_j(z) = \sum_y \bar{F}_{j-1}(y) \bar{a}_{y,z,M} b(x_j | z, \bar{\lambda}_M), z, y \in \{0, 1\}, j \in [1, M];$$

$$[0144] \quad \text{步骤305) 计算后向因子: } \bar{B}_j(z) = \sum_y \bar{B}_{j+1}(y) \bar{a}_{z,y,M} b(x_{j+1} | y, \bar{\lambda}_M), z, y \in \{0, 1\}, j \in [1, M];$$

[0145] 步骤306) 计算第一心音、第二心音和静止心缩期、静止心舒期出现的概率:

$$p(z|x_j, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}{\sum_z \bar{F}_j(z) \bar{B}_j(z)}, z \in \{0, 1\}, j \in [1, M];$$

[0146] 步骤307) 如果 $\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M p(s_t = 1 | x_t, \bar{\lambda}_M) < \zeta$, $\lambda_M = \bar{\lambda}_M$, 停止迭代, 其中, ζ 为第一阈值;

[0147] 步骤308) 计算转移概率:

$$p(s_j = z_1, s_{j+1} = z_2 | x, \bar{\lambda}_M) = \frac{\bar{F}_{j-1}(z_1) \bar{B}_j(z_2) \bar{a}_{yz,M} b(x_j | z_2, \bar{\lambda}_M)}{\sum_z \bar{F}_{j-1}(z_1) \bar{B}_j(z_2) \bar{a}_{yz,M} b(x_j | z_2, \bar{\lambda}_M)}, j \in [1, M];$$

观察值所处状态 $z_1, z_2 \in \{0, 1\}$;

[0149] 步骤309) 计算新的概率 $\pi'_z = p(s_1 = z | x_1, \bar{\lambda}_M)$;

$$[0150] \quad \text{步骤310) 计算新的均值 } \mu'_{z,M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M) x_t}{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M)};$$

$$[0151] \quad \text{步骤311) 计算新方差 } \kappa'_{z,M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M) (x_t - \mu'_{z,M})^2}{\sum_{t=1}^M p(s_t = z | x_t, \bar{\lambda}_M)};$$

[0152] 步骤312) 计算新的转移概率:

$$[0153] \quad a'_{z_1 z_2, M} = \frac{\sum_{t=1}^M p(s_{t-1} = z_1, s_t = z_2 | x_t, \bar{\lambda}_M)}{\sum_{t=1}^M \sum_z p(s_{t-1} = z_1, s_t = z_2 | x_t, \bar{\lambda}_M)}$$

[0154] 步骤313) 对新的转移概率进行约束, $a'_{01,M} = \max\{a'_{01,M}, \eta\}$, $a'_{00,M} = 1 - a'_{01,M}$, $a'_{10,M} = \max\{a'_{10,M}, \eta\}$, $a'_{11,M} = 1 - a'_{10,M}$, η 是一个不大于1的正实数;

[0155] 步骤314) 计算新模型的似然度 $L' = \log(p(x_M | \lambda'_M))$; 其中, $\lambda'_M = \{\mu'_{0,M}, \mu'_{1,M}, \kappa'_{0,M}, \kappa'_{1,M}, a'_{01,M}, a'_{10,M}, a'_{00,M}, a'_{11,M}, \pi'_0, \pi'_1\}$;

[0156] 步骤315) 如果 $|L' - \bar{L}| \leq \varepsilon$ 成立; $\lambda_M = \lambda'_M$, 终止迭代, 其中, ε 是一个很小的数字, 如果 $|L' - \bar{L}| > \varepsilon$, 则 $\bar{\lambda}_M = \lambda'_M$, $\bar{L} = L'$; $\bar{a}_{00,M} = a'_{00,M}$, $\bar{a}_{01,M} = a'_{01,M}$, $\bar{a}_{10,M} = a'_{10,M}$, $\bar{a}_{11,M} = a'_{11,M}$, $\pi_0 = \pi'_0$, $\pi_1 = \pi'_1$; 转到步骤303);

[0157] 步骤316) 利用Viterbi算法从二元隐马尔可夫模型中得到最佳的状态序列; 从最佳状态序列找到连续0状态与连续1状态的临界点以及序列持续长度, 由此进行四个状态的划分。

[0158] 基于上述实施例的算法, 对本发明的性能进行评价。采用一定长度的心音信号, 在白噪声及冲激条件下进行分割, 在白噪声5dB、0dB、-5dB条件下均能正确切分, A表示第一心音的起始位置, B表示第一心音的结束位置, C表示第二心音的起始位置, D表示第二心音的结束位置, 数字的数值表示帧的序列数。原始信号已经在干扰条件下信号的分割结果如表1所示。

[0159] 表1

[0160]

SNR	A	B	C	D
raw signal	30	37	62	70
5dB	30	37	62	70
0dB	30	37	62	69
-5dB	31	36	62	69

[0161] 在相对较大冲激条件下仍能正确切分,A表示第一心音的起始位置,B表示第一心音的结束位置,C表示第二心音的起始位置,D表示第二心音的结束位置,数字的数值表示帧的序列数。为测试方法的抗噪能力,在第二心音位置、第二心音稍后位置以及第一心音之前位置加冲激噪声来测试效果,原始信号已经在干扰条件下信号的分割结果如表2所示。

[0162] 表2

[0163]

类别	A	B	C	D
raw signal	30	37	62	70
impulse signal	30	37	62	70

[0164] 从图2a、2b、2c、2d、3a、3b、3c和3d,及分割结果可以看出,本发明的方法鲁棒性较强,当噪声较大可能伴有摩擦冲激的较差测量环境时,该方法对于心音信号的周期检测与状态分割仍有较好的效果。

[0165] 迄今为止,人们提出了多种多样的算法,用于划分心音信号。针对不同的心血管疾病,重点分析第一心音、静止心缩期、第二心音、静止心舒期这4个不同状态下的异常信息作为计算机分析诊断的依据。然而,过去的算法大多是基于启发式算法提出,不能达到统计最优,而且在噪声环境下难以得到理想的分割效果。对听诊过程中由于患者呼吸音、肺音等杂音、环境噪声,以及听诊设备与皮肤摩擦造成的冲激干扰克服能力太差,鲁棒性不高。本发明采用基于主成分分析与隐马尔科夫模型的方法对心音信号进行周期划分与4个状态的分割,能够准确地提取心音信号的特征,有效克服噪声干扰,实现心音信号的周期检测和4个状态的准确划分。

[0166] 最后所应说明的是,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案而非限制。尽管参照实施例对本发明进行了详细说明,本领域的普通技术人员应当理解,对本发明的技术方案进行修改或者等同替换,都不脱离本发明技术方案的精神和范围,其均应涵盖在本发明的权利要求范围当中。

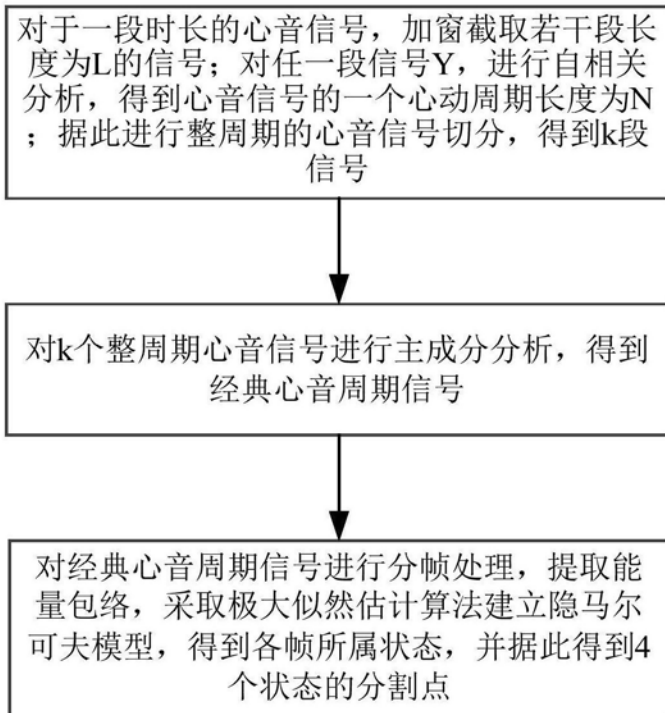


图1

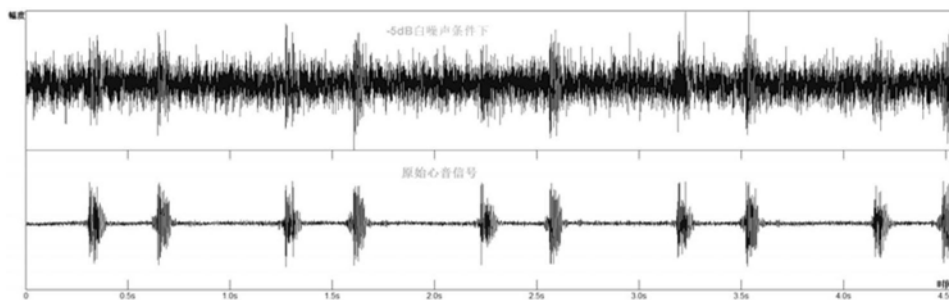


图2a

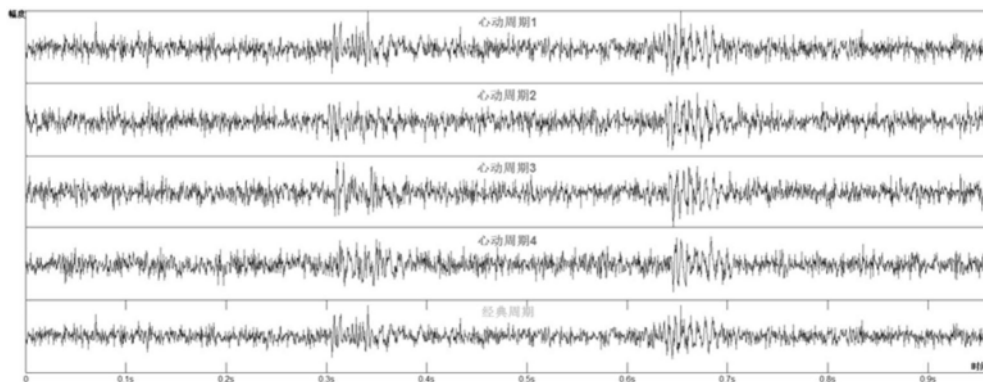


图2b

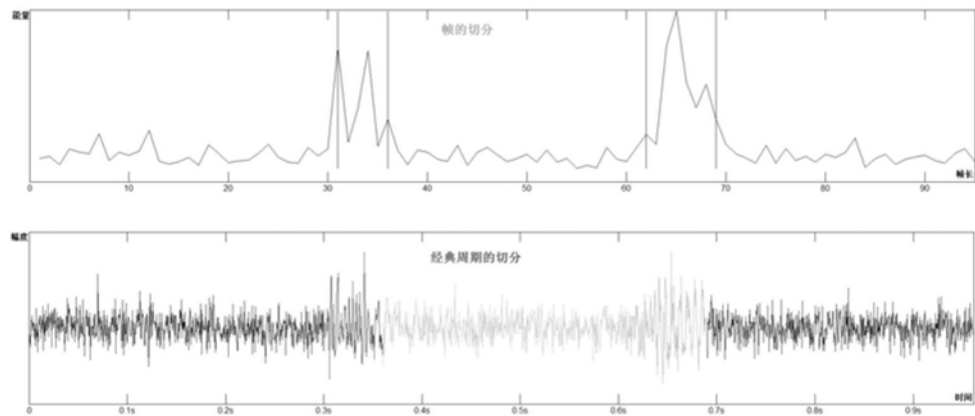


图2c

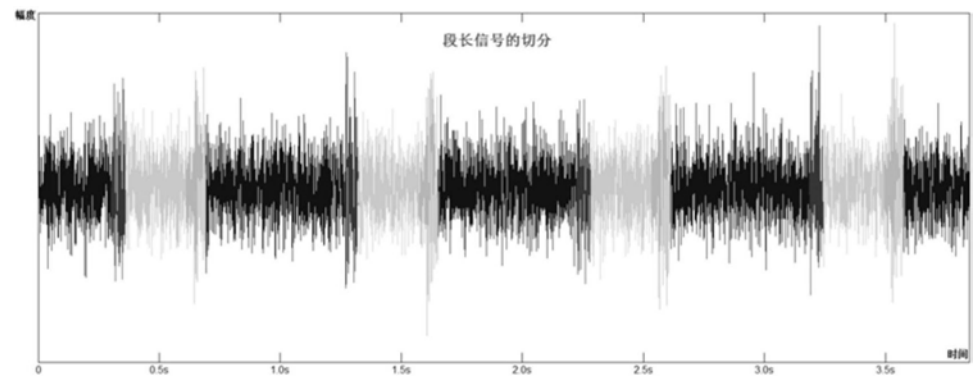


图2d

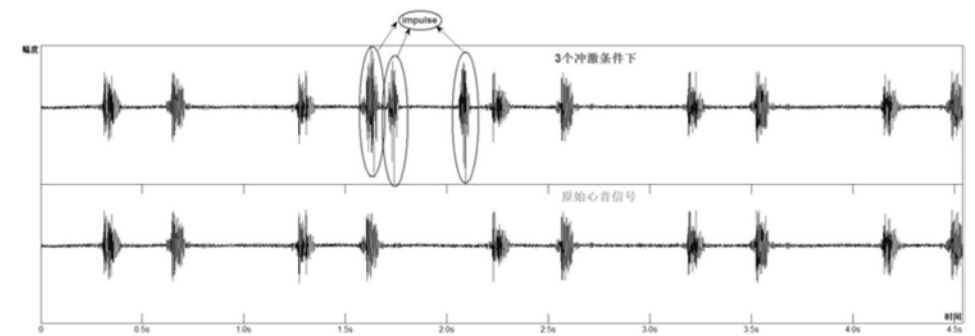


图3a

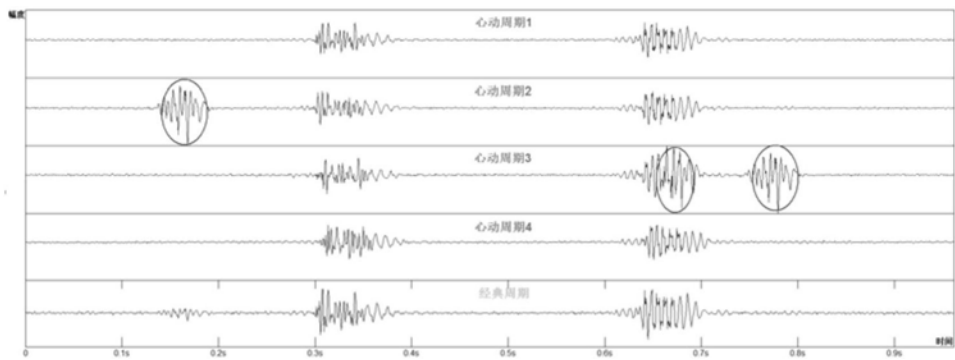


图3b

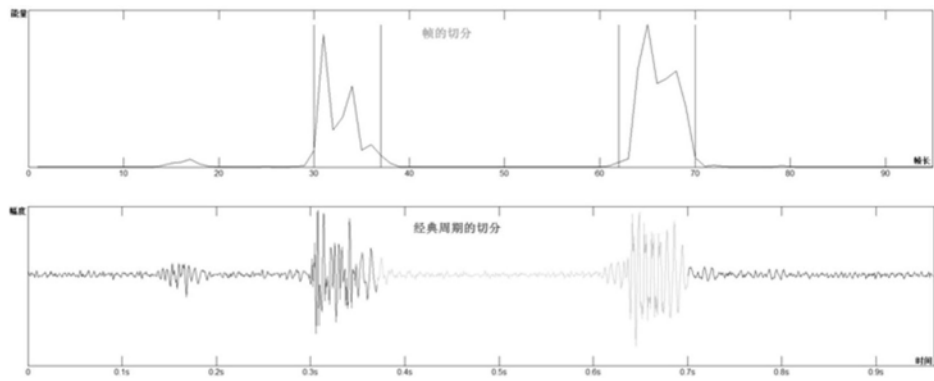


图3c

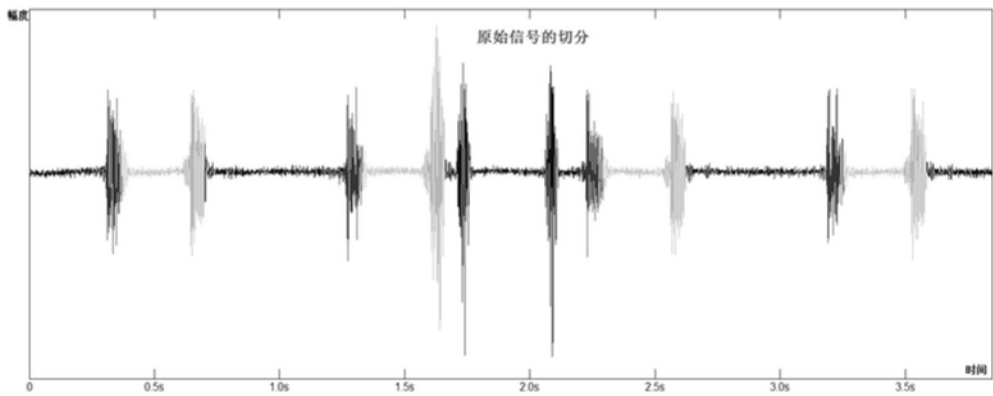


图3d

专利名称(译)	一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法		
公开(公告)号	CN108113646A	公开(公告)日	2018-06-05
申请号	CN201611063316.0	申请日	2016-11-28
[标]申请(专利权)人(译)	中国科学院声学研究所		
申请(专利权)人(译)	中国科学院声学研究所		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院声学研究所		
[标]发明人	应冬文 侯雷静 蔚文婧 潘接林 颜永红		
发明人	应冬文 侯雷静 蔚文婧 潘接林 颜永红		
IPC分类号	A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/7203 A61B5/7225		
代理人(译)	王宇杨 陈琳琳		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种心音信号周期的检测与心音的状态分割方法，该方法包括下列步骤：步骤1)对于一段时长的心音信号，加窗截取若干段长度为L的信号；对任一段信号Y，进行自相关分析，得到心音信号的一个心动周期长度N；据此进行整周期的心音信号切分，得到k段信号；步骤2)对k段整周期心音信号进行主成分分析，得到经典心音周期信号x；步骤3)对经典心音周期信号x进行分帧处理，提取能量包络，采取极大似然估计算法建立二元隐马尔可夫模型，得到各帧所属状态，并据此得到4个状态的分割点。本发明的方法能够准确划分心音信号的状态，增强心音分析应用系统对噪声环境的适应性。

对于一段时长的心音信号，加窗截取若干段长度为L的信号；对任一段信号Y，进行自相关分析，得到心音信号的一个心动周期长度为N；据此进行整周期的心音信号切分，得到k段信号

对k个整周期心音信号进行主成分分析，得到经典心音周期信号

对经典心音周期信号进行分帧处理，提取能量包络，采取极大似然估计算法建立隐马尔可夫模型，得到各帧所属状态，并据此得到4个状态的分割点