



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110367986 A

(43)申请公布日 2019.10.25

(21)申请号 201910554789.8

(22)申请日 2019.06.25

(71)申请人 南京理工大学

地址 210094 江苏省南京市玄武区孝陵卫
200号

(72)发明人 李戡晟 马良 孙理 冯晨 顾陈
熊俊军 马悦 朱晓华 洪弘

(74)专利代理机构 南京理工大学专利中心
32203

代理人 马鲁晋

(51)Int.Cl.

A61B 5/08(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

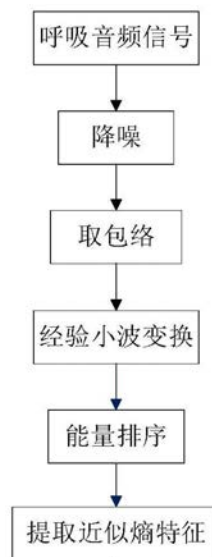
权利要求书3页 说明书6页 附图5页

(54)发明名称

基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,包括以下步骤:利用音频设备采集不同测试者模拟的不同的呼吸音频信号;对采集到的呼吸音频信号均进行分帧、加窗及降噪处理,之后提取其呼吸包络信号;对呼吸包络信号进行EWT分解,并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序;针对每个模式分量,求取其近似熵值。本发明方法简单、成本低,不仅可以避免传感器与人体直接接触引起的不适,而且利用时频域呼吸信号的特点,能更好的表征呼吸信号的复杂性和规律性特征,进而有效提取不同呼吸信号的特征。



1. 一种基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1、利用音频设备采集不同测试者模拟的不同的呼吸音频信号;

步骤2、对步骤1采集到的呼吸音频信号均进行分帧、加窗及降噪处理,之后提取其呼吸包络信号;

步骤3、对步骤2中的呼吸包络信号进行EWT分解,并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序;

步骤4、针对每个模式分量,求取其近似熵值。

2. 根据权利要求1所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,其特征在于,步骤2所述对步骤1采集到的呼吸音频信号进行降噪处理,具体为:采用维纳滤波法对呼吸音频信号进行降噪处理。

3. 根据权利要求1或2所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,其特征在于,步骤2所述提取呼吸包络信号具体为:采用希尔伯特变换算法提取呼吸包络信号 $f_B(t)$ 。

4. 根据权利要求3所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,其特征在于,步骤2所述提取呼吸包络信号 $f_B(t)$ 之后,还包括:对呼吸包络信号 $f_B(t)$ 进行降采样处理。

5. 根据权利要求4所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,其特征在于,步骤3所述对步骤2中的呼吸包络信号进行EWT分解,并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序,具体为:

步骤3-1、对呼吸包络信号 $f_B(t)$ 进行模式数量为N的EWT分解,获得N个模式分量;具体为:

步骤3-1-1、对呼吸包络信号 $f_B(t)$ 进行傅里叶变换获得傅里叶频谱 $F(f)$;

步骤3-1-2、将傅里叶频谱 $F(f)$ 的频率范围 $\omega \in (0, \pi)$ 划分为N个频谱分区,具体为:

步骤3-1-2A、检测频谱 $F(f)$ 中的极大值点,共获得M个极大值点,并对M个极大值点进行降序排列;

步骤3-1-2B、确定N个频谱分区的N-1个边界,包括两种情况:

(1) 若 $M \geq N$,将前N-1个极大值点对应的频率作为N-1个边界;

(2) 若 $M < N$,令 $N = M + 1$,将M个极大值点对应的频率作为N-1个边界;

步骤3-1-3、求取N个模式分量,具体为:

步骤3-1-3A、(1)通过经验小波母函数 $\psi_n(t)$ 与呼吸包络信号 $f_B(t)$ 的内积获得经验小波变换的细节系数 $W_f^e(n, t)$:

$$W_f^e(n, t) = \langle f_B(t), \psi_n(t) \rangle = \int f_B(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1} \left[f_B(\omega) \hat{\psi}_n(\omega) \right]$$

式中, n 为分解的模式分量索引数, $n = 1 \sim N$, t 为呼吸包络信号频谱的序列点数, $\overline{\psi_n(t)}$ 为 $\psi_n(t)$ 的复共轭; $\hat{\psi}_n(\omega)$ 为 $\psi_n(t)$ 的傅里叶变换, $f_B(\omega)$ 为 $f_B(t)$ 的傅里叶变换, F^{-1} 表示傅里叶逆变换;

其中,

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right] & \text{if } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中, ω_n 表示每个分区之间的分界带宽, $2\tau_n$ 表示边界过渡段的宽度;

其中, $\beta(*)$ 为一个任意的 $C^k([0, 1])$ 函数, 满足以下条件:

$$\beta(*) = \begin{cases} 0 & \text{if } * \leq 0 \\ 1 & \text{if } * \geq 1 \end{cases}$$

$$\beta(*) + \beta(1 - *) = 1 \quad \forall * \in [0, 1]$$

(2) 通过尺度函数 $\phi_1(t)$ 与呼吸包络信号 $f_B(t)$ 的内积获得经验小波变换的近似系数 $W_f^\varepsilon(0, t)$:

$$W_f^\varepsilon(0, t) = \langle f_B(t), \phi_1(t) \rangle = \int f_B(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = F^{-1} \left[f_B(\omega) \hat{\phi}_1(\omega) \right]$$

式中, $\overline{\phi_1(t)}$ 为 $\phi_1(t)$ 的复共轭, $\hat{\phi}_1(\omega)$ 为 $\phi_1(t)$ 的傅里叶变换, 由 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 获得;

其中,

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

步骤3-1-3B、根据上述 $W_f^\varepsilon(n, t)$ 、 $W_f^\varepsilon(0, t)$, 获得呼吸包络信号 $f_B(t)$ 的经验小波变换为:

$$f_B(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t)$$

则对该式求解后获得模式分量 f_n 为:

$$f_n(t) = W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t) \quad 1 \leq n \leq N$$

步骤3-2、针对步骤3-1中求得的模式分量, 计算其信号能量, 并根据信号能量对模式分量进行降序排列。

6. 根据权利要求5所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法, 其特征在于, 所述 $N=12$, 即EWT分解获得12个能体现不同呼吸模式区别的模式分量, 其中, 信号能量排序前四的模式分量分别代表呼吸模式物理意义的信息: 呼吸频率, 直流分量, 呼气频率、吸气频率。

7. 根据权利要求6所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法, 其特征在于, 步骤4所述求取每个模式分量的近似熵值, 具体为:

步骤4-1、将呼吸音频包络信号 $f_B(t)$ 通过EWT分解并排序后的模式分量的时间序列 $z_n(n')$, $1 \leq n \leq N$, $1 \leq n' \leq N'$ 重构为 m 维相空间 $Z_n(i)$, $1 \leq i \leq N' - (m-1)$, n' 为每个模式分量的

时间序列点数序号, N' 为每个模式分量时间序号的总点数;

定义相空间中任意两矢量 $Z_n(j)$ 与 $Z_n(i)$ 的距离 d_{ij} 为:

$$d_{ij} = \max |Z_n(i+1) - Z_n(j+1)|, 1 \leq i \leq m-1; 1 \leq j \leq N'-m+1, i \neq j$$

式中, l 为 m 维相空间的索引序号, i, j 分别为相空间中任意两矢量的时间序列点数序号;

步骤4-2、给定容限 r , 对相空间中每一个矢量 $Z_n(i)$ 进行模板匹配:

$$c_i^m(r) = \frac{1}{N'-m+1} \{d_{ij} < r \text{ 的数目}\} \quad 1 \leq j \leq N'-(m-1)$$

式中, r 的取值通常为 $r = a_3 \times SD$, $a_3 = 0.1 \sim 0.25$, 其中 SD 为呼吸模式分量 f_n 的标准差;

步骤4-3、对 $c_i^m(r)$ 取对数, 并对 i 求平均值, 记为 $\phi^m(r)$:

$$\phi^m(r) = \sum_{i=1}^{N'-m+1} \frac{\ln c_i^m(r)}{N'-m+1}$$

步骤4-4、维数 m 加1, 重复步骤4-1到4-3, 获得 $\phi^{m+1}(r)$;

步骤4-5、结合 $\phi^m(r)$ 和 $\phi^{m+1}(r)$, 求取模式分量的近似熵 $ApEn_n(m, r)$ 为:

$$ApEn_n(m, r) = \lim_{N' \rightarrow \infty} [\phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)]$$

实际 N' 为有限值, 则:

$$ApEn_n(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)。$$

8. 根据权利要求7所述的基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法, 其特征在于, 步骤4-1所述 $m=2$ 。

基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法

技术领域

[0001] 本发明属于音频检测识别领域,特别是一种基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法。

背景技术

[0002] 现在常见的呼吸特征提取方法大多为在时域上、频域上或小波域上进行特征提取的方法,如提取短时过零率、短时能量、频率的高低、小波系数的能量来表征不同呼吸信号的特点。

[0003] 时域分析无法得到呼吸信号频率上的成分构成,呼吸信号是一种非平稳信号,对于短时傅里叶变换得到的频域上的特征,虽然可以表示出短时间内的频谱分量,但存在窗函数长度的选取问题,窗太短,会导致频率分析不够精准,频率分辨率差;窗太宽,时域上又不够精细,时间分辨率低。而单纯的小波分解只对信号的低频部分做进一步分解,而对高频部分即信号的细节部分不再继续分解,所以小波变换能够很好地表征一大类以低频信息为主要成分的信号,但它不能很好地分解和表示包含大量细节信息(细小边缘或纹理)的信号。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种成本低、简单有效、准确度高的表征呼吸信号特点的特征提取方法。

[0005] 实现本发明目的的技术解决方案为:基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,包括以下步骤:

[0006] 步骤1、利用音频设备采集不同测试者模拟的不同的呼吸音频信号;

[0007] 步骤2、对步骤1采集到的呼吸音频信号均进行分帧、加窗及降噪处理,之后提取其呼吸包络信号;

[0008] 步骤3、对步骤2中的呼吸包络信号进行EWT分解,并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序;

[0009] 步骤4、针对每个模式分量,求取其近似熵值。

[0010] 本发明与现有技术相比,其显著优点为:1)利用音频设备实现呼吸特征提取,与传统的呼吸特征提取方法相比,能减少人体的不适感,并且可以克服很多环境的局限性;2)利用EWT分解方法将呼吸包络信号进行分解,该方法不仅继承了EMD方法的优点,将信号分解为不同模态分量,还根据信号频谱特点自适应的分割傅里叶频谱,对信号的高频和低频部分都能进行有效分解,且能防止EMD中虚假模态分量的产生;该方法还继承了小波分解的优点,具有多尺度分辨率,能更好的体现呼吸信号这种非平稳信号的特征;3)对分解后的每个模式分量进行近似熵计算,可以体现每个模式时间序列上的复杂程度以及模式的规律性;4)方法简单有效,设备简单易实现,成本低,易操作,性能可靠。

[0011] 下面结合附图对本发明作进一步详细描述。

附图说明

- [0012] 图1为本发明基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法流程图。
- [0013] 图2为本发明实施例中呼吸信号A的呼吸包络信号的时域波形图。
- [0014] 图3为本发明实施例中呼吸信号A的呼吸信号的频谱划分图。
- [0015] 图4为本发明实施例中呼吸信号A的EWT分解结果示意图,其中图(a)为模式能量降序排序后的前6个模式分量示意图,(b)为模式能量降序排序后的后6个模式分量示意图。
- [0016] 图5为本发明实施例中呼吸信号B的呼吸包络信号的时域波形图。
- [0017] 图6为本发明实施例中呼吸信号B的呼吸信号的频谱划分图。
- [0018] 图7为本发明实施例中呼吸信号B的EWT分解结果示意图,其中图(a)为模式能量降序排序后的前6个模式分量示意图,(b)为模式能量降序排序后的后6个模式分量示意图。

具体实施方式

- [0019] 结合图1,本发明基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法,包括以下步骤:
- [0020] 步骤1、利用音频设备采集不同测试者模拟的不同的呼吸音频信号;
- [0021] 步骤2、对步骤1采集到的呼吸音频信号均进行分帧、加窗及降噪处理,之后提取其呼吸包络信号;
- [0022] 步骤3、对步骤2中的呼吸包络信号进行EWT分解,并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序;
- [0023] 步骤4、针对每个模式分量,求取其近似熵值。
- [0024] 示例性优选地,步骤2具体采用维纳滤波法对呼吸音频信号进行降噪处理。
- [0025] 示例性优选地,步骤2具体采用希尔伯特变换算法提取呼吸包络信号 $f_B(t)$ 。
- [0026] 进一步地,步骤2提取呼吸包络信号 $f_B(t)$ 之后,还包括:对呼吸包络信号 $f_B(t)$ 进行降采样处理。
- [0027] 进一步地,步骤3对步骤2中的呼吸包络信号进行EWT分解,并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序,具体为:
- [0028] 步骤3-1、对呼吸包络信号 $f_B(t)$ 进行模式数量为N的EWT分解,获得N个模式分量;具体为:
- [0029] 步骤3-1-1、对呼吸包络信号 $f_B(t)$ 进行傅里叶变换获得傅里叶频谱 $F(f)$;
- [0030] 步骤3-1-2、将傅里叶频谱 $F(f)$ 的频率范围 $\omega \in (0, \pi)$ 划分为N个频谱分区(由于呼吸包络信号为实信号,频谱关于频率 $\omega = 0$ 对称,因此研究的频率范围是 $\omega \in (0, \pi)$),具体为:
- [0031] 步骤3-1-2A、检测频谱 $F(f)$ 中的极大值点(包括边界0和 π),共获得M个极大值点,并对M个极大值点进行降序排列;
- [0032] 步骤3-1-2B、确定N个频谱分区的N-1个边界,包括两种情况:
- [0033] (1) 若 $M \geq N$,将前N-1个极大值点对应的频率作为N-1个边界;
- [0034] (2) 若 $M < N$,令 $N = M + 1$,将M个极大值点对应的频率作为N-1个边界;
- [0035] 步骤3-1-3、求取N个模式分量,具体为:
- [0036] 步骤3-1-3A、(1)通过经验小波母函数 $\psi_n(t)$ 与呼吸包络信号 $f_B(t)$ 的内积获得经验小波变换的细节系数 $W_f^e(n, t)$:

$$[0037] \quad W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f_B(t), \psi_n(t) \rangle = \int f_B(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1} \left[f_B(\omega) \hat{\psi}_n(\omega) \right]$$

[0038] 式中, n 为分解的模式分量索引数, $n=1 \sim N$, t 为呼吸包络信号频谱的序列点数, $\overline{\psi_n(t)}$ 为 $\psi_n(t)$ 的复共轭; $\hat{\psi}_n(\omega)$ 为 $\psi_n(t)$ 的傅里叶变换, $f_B(\omega)$ 为 $f_B(t)$ 的傅里叶变换, F^{-1} 表示傅里叶逆变换;

[0039] 其中,

$$[0040] \quad \hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right] & \text{if } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0041] 式中, ω_n 是表示每个分区之间的分界带宽, $2\tau_n$ 表示边界过渡段的宽度;

[0042] 其中, $\beta(*)$ 为一个任意的 $C^k([0, 1])$ 函数, 满足以下条件:

$$[0043] \quad \beta(*) = \begin{cases} 0 & \text{if } * \leq 0 \\ 1 & \text{if } * \geq 1 \end{cases}$$

$$[0044] \quad \beta(*) + \beta(1 - *) = 1 \quad \forall * \in [0, 1]$$

[0045] (2) 通过尺度函数 $\phi_1(t)$ 与呼吸包络信号 $f_B(t)$ 的内积获得经验小波变换的近似系数 $W_f^\varepsilon(0, t)$:

$$[0046] \quad W_f^\varepsilon(0, t) = \langle f_B(t), \phi_1(t) \rangle = \int f_B(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = F^{-1} \left[f_B(\omega) \hat{\phi}_1(\omega) \right]$$

[0047] 式中, $\overline{\phi_1(t)}$ 为 $\phi_1(t)$ 的复共轭, $\hat{\phi}_1(\omega)$ 为 $\phi_1(t)$ 的傅里叶变换, 由 $\hat{\phi}_1(\omega)$ 获得;

[0048] 其中,

$$[0049] \quad \hat{\phi}_1(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0050] 步骤3-1-3B、根据上述 $W_f^\varepsilon(n, t)$ 、 $W_f^\varepsilon(0, t)$, 获得呼吸包络信号 $f_B(t)$ 的经验小波变换为:

$$[0051] \quad f_B(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t)$$

[0052] 则对该式求解后获得模式分量 f_n 为:

$$[0053] \quad f_n(t) = W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t) \quad 1 \leq n \leq N$$

[0054] 步骤3-2、针对步骤3-1中求得的模式分量,计算其信号能量,并根据信号能量对模式分量进行降序排列。

[0055] 进一步优选地,N=12,即EWT分解获得12个能体现不同呼吸模式区别的模式分量,其中,信号能量排序前四的模式分量分别代表呼吸模式物理意义的信息:呼吸频率,直流分量,呼气频率、吸气频率。

[0056] 进一步地,步骤4求取每个模式分量的近似熵值,具体为:

[0057] 步骤4-1、将呼吸音频包络信号 $f_B(t)$ 通过EWT分解并排序后的模式分量的时间序列 $z_n(n')$, $1 \leq n \leq N$, $1 \leq n' \leq N'$ 重构为m维相空间 $Z_n(i)$, $1 \leq i \leq N'-(m-1)$, n' 为每个模式分量的时间序列点数序号,N'为每个模式分量时间序号的总点数;

[0058] 定义相空间中任意两矢量 $Z_n(j)$ 与 $Z_n(i)$ 的距离 d_{ij} 为:

[0059] $d_{ij} = \max |Z_n(i+1) - Z_n(j+1)|$, $1 \leq i \leq m-1$; $1 \leq i, j \leq N'-m+1$, $i \neq j$

[0060] 式中, l 为m维相空间的索引序号, i, j 分别为相空间中任意两矢量的时间序列点数序号;

[0061] 步骤4-2、给定容限 r ,对相空间中每一个矢量 $Z_n(i)$ 进行模板匹配:

[0062] $c_i^m(r) = \frac{1}{N'-m+1} \{d_{ij} < r \text{ 的数目}\}$ $1 \leq j \leq N'-(m-1)$

[0063] 式中, r 的取值通常为 $r = a_3 \times SD$, $a_3 = 0.1 \sim 0.25$,其中SD为呼吸模式分量 f_n 的标准差;

[0064] 步骤4-3、对 $c_i^m(r)$ 取对数,并对 i 求平均值,记为 $\phi^m(r)$:

[0065] $\phi^m(r) = \sum_{i=1}^{N'-m+1} \frac{\ln c_i^m(r)}{N'-m+1}$

[0066] 步骤4-4、维数 m 加1,重复步骤4-1到4-3,获得 $\phi^{m+1}(r)$;

[0067] 步骤4-5、结合 $\phi^m(r)$ 和 $\phi^{m+1}(r)$,求取模式分量的近似熵 $ApEn_n(m, r)$ 为:

[0068] $ApEn_n(m, r) = \lim_{N' \rightarrow \infty} [\phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)]$

[0069] 实际 N' 为有限值,则:

[0070] $ApEn_n(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)$ 。

[0071] 示例性优选地,步骤4-1中 $m=2$ 。

[0072] 后续可利用本发明提取的近似熵特征结合分类器等对呼吸信号进行正常异常分类,分类准确率高。

[0073] 下面结合具体实施例对本发明作进一步详细的描述。

[0074] 实施例

[0075] 本实施例基于EWT的呼吸信号的近似熵特征提取方法,包括以下内容:

[0076] 1、利用音频设备采集不同测试者模拟的呼吸音频信号:呼吸信号A和呼吸信号B;

[0077] 2、对上述1中采集到的呼吸信号A和B的音频信号进行帧长为20ms,帧移10ms的分帧处理,然后采用汉明窗加窗来避免其频谱泄露,并采用维纳滤波方法进行降噪处理,之后采用希尔伯特变换提取呼吸包络信号,呼吸信号A提取后的呼吸波形如图2所示,呼吸信号B提取后的呼吸波形如图5所示,并对信号做160倍的降采样处理保留呼吸音频信号的低频信息。

[0078] 3、对上述2中的呼吸信号A和呼吸信号B的呼吸包络信号进行EWT分解,并将分解后的多个模式分量按照信号能量大小进行排序,具体为:

[0079] 3-1、对呼吸包络信号进行模式数量 $N=12$ 的EWT分解,获得呼吸信号A的包络信号的频谱划分图如图3所示,呼吸信号B的包络信号的频谱划分图如图6所示。

[0080] 3-2、针对上述3-1中求得的模式分量,计算其信号能量,并按从大到小的顺序依次排列,分别获得呼吸信号A的包络信号的EWT分解结果如图4(a)和图4(b)所示,呼吸信号B的包络信号的EWT分解结果如图7(a)和图7(b)所示。

[0081] 由图3所示的呼吸信号A的包络信号的频谱划分图可知,呼吸音频信号的主要频率在 $0.2\sim 1.3\text{Hz}$ 内。呼吸信号A的音频信号的有效分量被划分在不同的模式中。将各个模式按信号能量从大到小依次排列,经过EWT分解并按能量排序后的12个模式的时域波形图如图4(a)和图4(b)所示,能量最大的第一个模式对应的是该音频信号中最重要的频率成分,即呼吸频率;第二个模式为其中的直流分量;第三个模式对应的是该音频信号中呼气与吸气的频率成分。在EWT分解后的模式经过能量的排序后,包含呼吸模式物理意义的信息的模式都在能量排序的前列,而能量最小的一个模式则对应音频信号中的噪声。

[0082] 由图6、图7可知,能量最大的第一个模式对应的是音频信号的直流分量;第二个模式体现了该音频信号的整个周期的信息;在 $0.4\sim 0.6\text{Hz}$ 区间的三个模式的能量都比较大,它们体现了其中每次呼吸频率的信息。在EWT分解后的模式经过能量的排序后,这些包含了呼吸模式物理意义的信息的模式都在能量排序的前列。

[0083] 步骤4、针对上述3中的每个模式分量,求取其近似熵值;具体为:

[0084] 4-1、将呼吸音频包络信号 $f_B(t)$ 通过EWT分解并排序后的模式分量的时间序列 $z_n(n')$, $1 \leq n \leq N$, $1 \leq n' \leq N'$ 重构为 m 维相空间 $Z_n(i)$, $1 \leq i \leq N'-(m-1)$, n' 为每个模式分量的时间序列点序号, N' 为每个模式分量时间序号的总点数;

[0085] 定义相空间中任意两矢量 $Z_n(j)$ 与 $Z_n(i)$ 的距离 d_{ij} 为:

[0086] $d_{ij} = \max |Z_n(i+1) - Z_n(j+1)|$, $1 \leq i, j \leq N' - m + 1$, $i \neq j$

[0087] 式中, 1 为 m 维相空间的索引序号, i, j 分别为相空间中任意两矢量的时间序列点序号;

[0088] 4-2、给定容限 r ,对相空间中每一个矢量 $Z_n(i)$ 进行模板匹配:

[0089] $c_i^m(r) = \frac{1}{N' - m + 1} \{d_{ij} < r \text{ 的数目} \}$ $1 \leq j \leq N' - (m - 1)$

[0090] 式中, r 的取值通常为 $r = a_3 \times SD$, $a_3 = 0.1 \sim 0.25$,其中 SD 为呼吸模式分量 f_n 的标准差;

[0091] 4-3、对 $c_i^m(r)$ 取对数,并对 i 求平均值,记为 $\phi^m(r)$:

[0092] $\phi^m(r) = \sum_{i=1}^{N'-m+1} \frac{\ln c_i^m(r)}{N' - m + 1}$

[0093] 4-4、维数 m 加1,重复步骤4-1到4-3,获得 $\phi^{m+1}(r)$;

[0094] 4-5、结合 $\phi^m(r)$ 和 $\phi^{m+1}(r)$,求取模式分量的近似熵 $ApEn_n(m, r)$ 为:

[0095] $ApEn_n(m, r) = \lim_{N' \rightarrow \infty} [\phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)]$

[0096] 实际 N' 为有限值,则:

[0097] $ApEn_n(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)$ 。

[0098] 由此可知,本发明基于EWT的近似熵的呼吸信号特征提取方法简单且成本低,不仅可以避免传感器与人体直接接触引起的不适,而且利用时频域呼吸信号的特点,能更好的表征呼吸信号的复杂性和规律性特征,进而有效提取不同呼吸信号的特征。

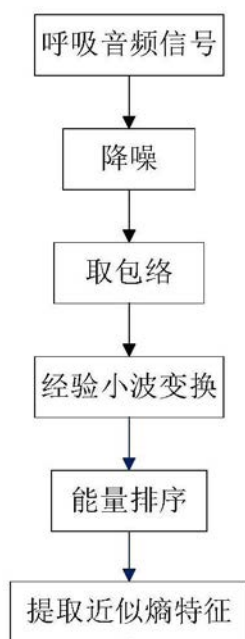


图1

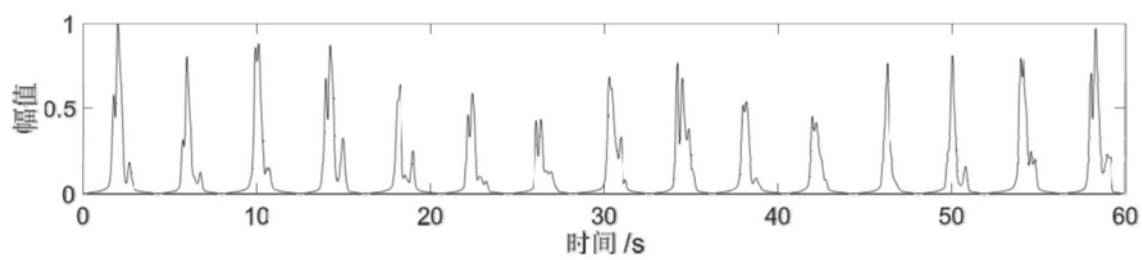


图2

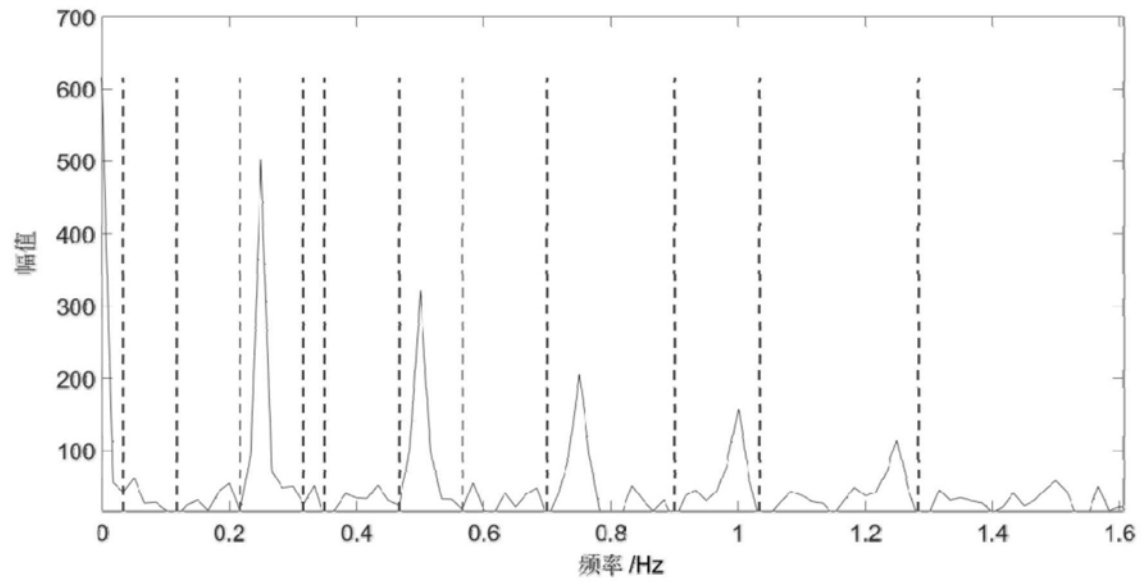
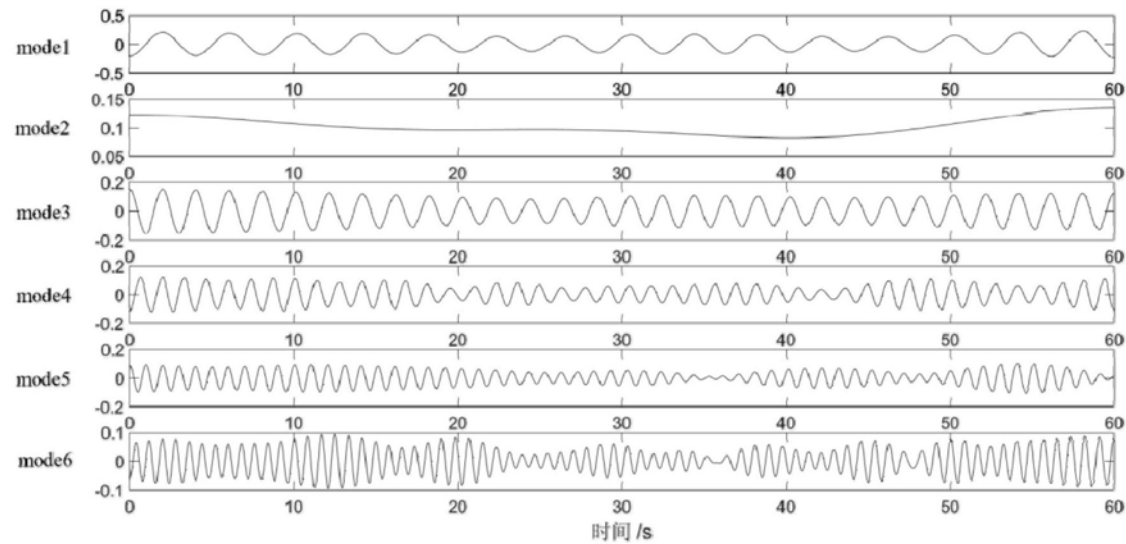
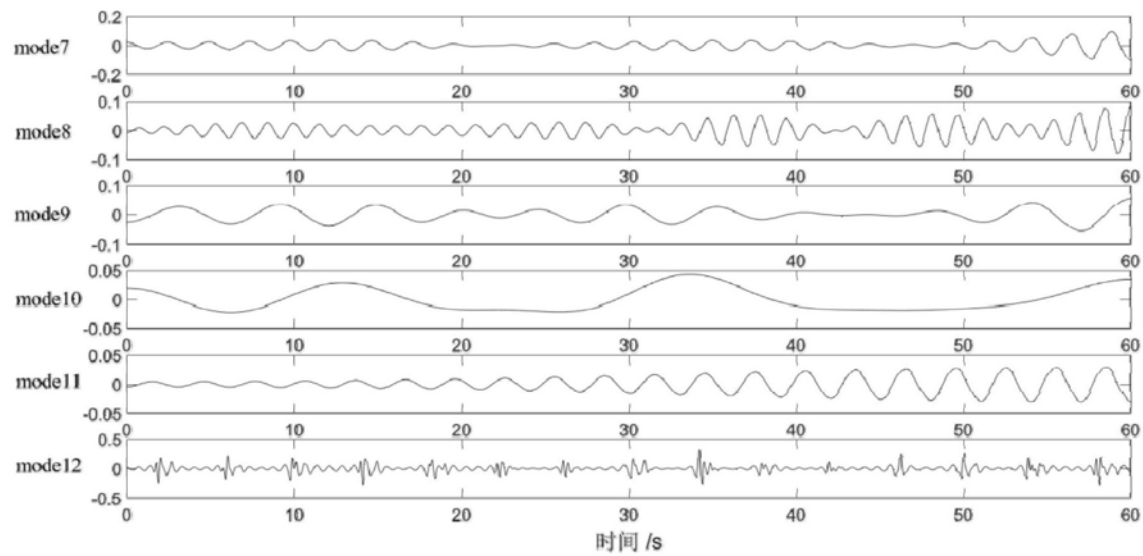


图3



(a)



(b)

图4

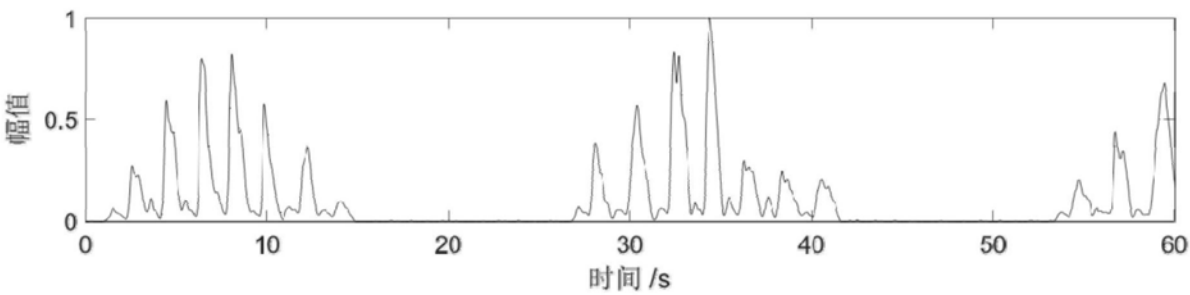


图5

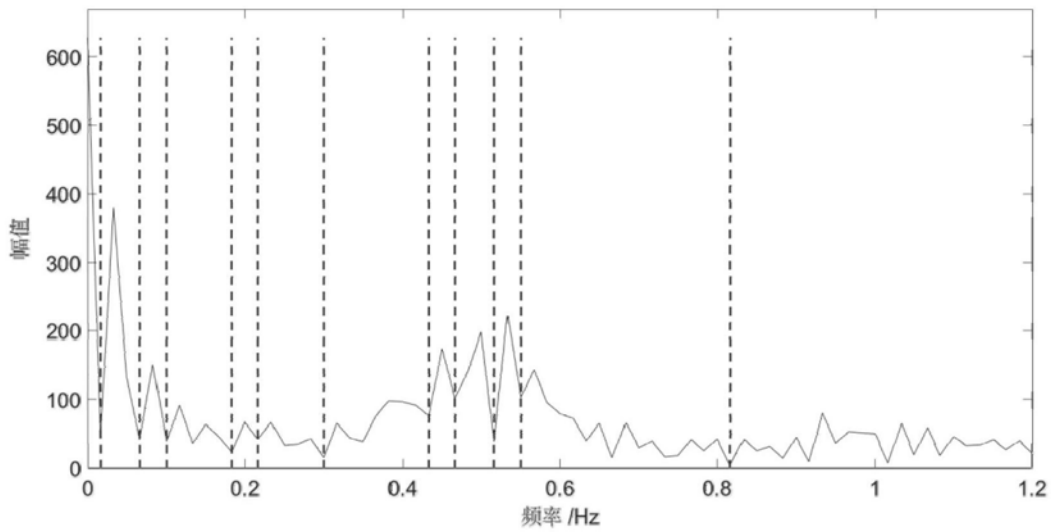
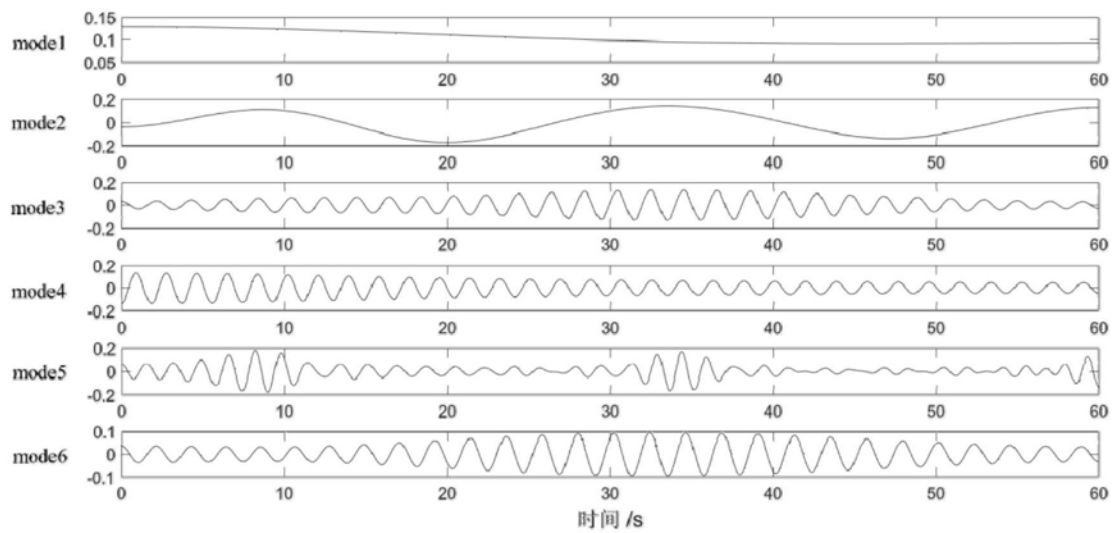
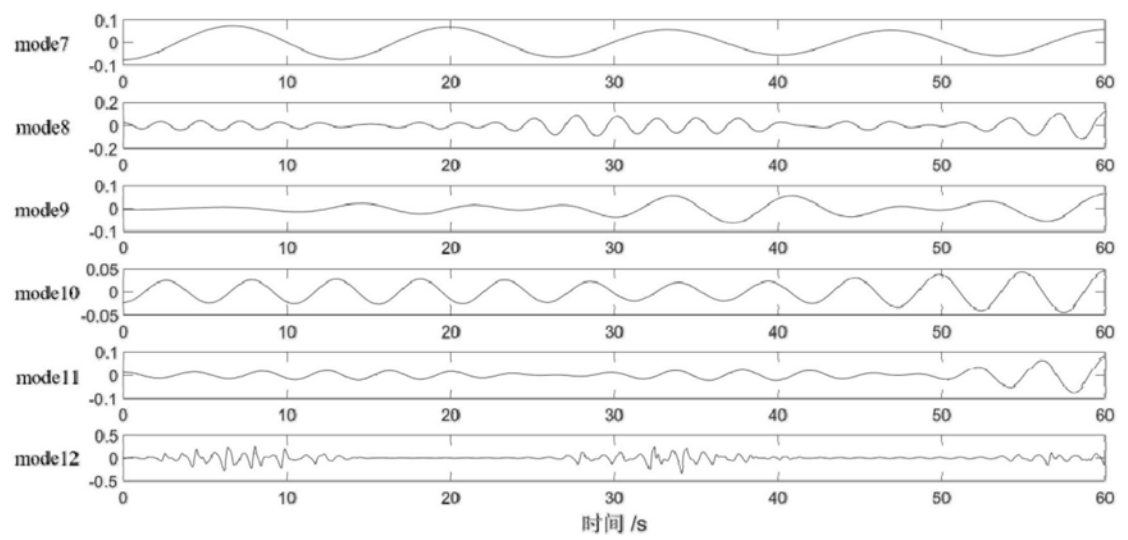


图6



(a)



(b)

图7

专利名称(译)	基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法		
公开(公告)号	CN110367986A	公开(公告)日	2019-10-25
申请号	CN201910554789.8	申请日	2019-06-25
[标]申请(专利权)人(译)	南京理工大学		
申请(专利权)人(译)	南京理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	南京理工大学		
[标]发明人	李彧晟 马良 孙理 冯晨 顾陈 熊俊军 马悦 朱晓华 洪弘		
发明人	李彧晟 马良 孙理 冯晨 顾陈 熊俊军 马悦 朱晓华 洪弘		
IPC分类号	A61B5/08 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/08 A61B5/7225 A61B5/7253 A61B5/7264		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于EWT的呼吸信号近似熵特征提取方法，包括以下步骤：利用音频设备采集不同测试者模拟的不同的呼吸音频信号；对采集到的呼吸音频信号均进行分帧、加窗及降噪处理，之后提取其呼吸包络信号；对呼吸包络信号进行EWT分解，并根据信号能量大小对分解后的多个模式分量进行排序；针对每个模式分量，求取其近似熵值。本发明方法简单、成本低，不仅可以避免传感器与人体直接接触引起的不适，而且利用时频域呼吸信号的特点，能更好的表征呼吸信号的复杂性和规律性特征，进而有效提取不同呼吸信号的特征。

