



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107595242 A

(43)申请公布日 2018.01.19

(21)申请号 201710617799.2

(22)申请日 2017.07.26

(71)申请人 来邦科技股份公司

地址 242400 安徽省芜湖市南陵经济开发区来邦科技园

(72)发明人 潘晓亭 单姗 陈亚扣 葛淼

(74)专利代理机构 广州市越秀区哲力专利商标事务所(普通合伙) 44288

代理人 石伍军 张鹏

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书10页 附图10页

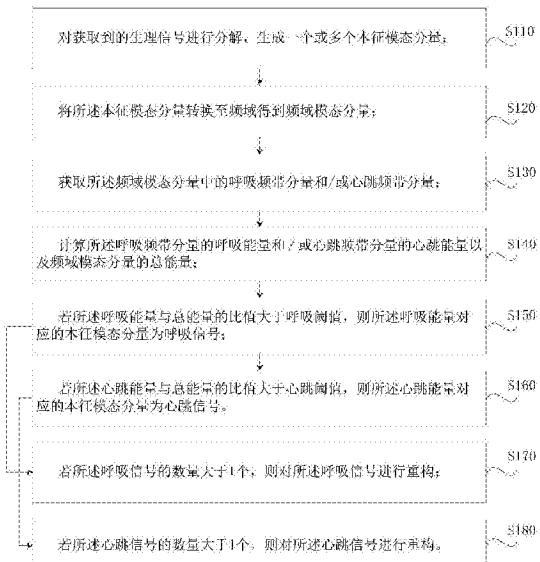
(54)发明名称

一种睡眠生理信号监测方法、装置、电子设备和存储介质

(57)摘要

本发明公开了一种睡眠生理信号监测方法、装置、电子设备和存储介质，其中方法包括以下步骤：对生理信号进行分解，生成本征模态分量；将本征模态分量转换至频域得到频域模态分量；获取频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量；计算呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量；若呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值，则呼吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号；若心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值，则心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。实现了基于能量阈值的呼吸信号和心跳信号的动态提取；充分利用了呼吸信号和心跳信号的差异，可以动态的识别人体的呼吸率和心率，自适应性和准确性更高。

CN 107595242 A



1. 一种睡眠生理信号监测方法,其特征在于,包括以下步骤:
对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量;
将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量;
获取所述频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量;
计算所述呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量;
若所述呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则所述呼吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号;
若所述心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值,则所述心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。
2. 如权利要求1所述的睡眠生理信号监测方法,其特征在于:所述呼吸频带分量具体为所述频域模态分量在频带(f_c-a, f_c+b)Hz内的分量;所述心跳频带分量具体为所述频域模态分量在频带(f_c+c, D)Hz内的分量;其中 f_c 为呼吸基准频率,a为第一下差值,b为上差值,c为第二下差值,D为心跳频率上限。
3. 如权利要求2所述的睡眠生理信号监测方法,其特征在于:所述呼吸基准频率具体为所述频域模态分量中能量最大的谱峰所对应的频率值。
4. 如权利要求1-3中任一项所述的睡眠生理信号监测方法,其特征在于:还包括以下步骤:
若所述呼吸信号的数量大于1个,则对所述呼吸信号进行重构;
若所述心跳信号的数量大于1个,则对所述心跳信号进行重构。
5. 如权利要求1-3中任一项所述的睡眠生理信号监测方法,其特征在于:所述对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量,具体为通过经验模态分解法、总体经验模态分解法、互补总体经验模态分解法或快速互补总体经验模态分解法对获取到的生理信号进行分解。
6. 如权利要求5所述的睡眠生理信号监测方法,其特征在于:所述通过经验模态分解法、总体经验模态分解法、互补总体经验模态分解法或快速互补总体经验模态分解法对获取到的生理信号进行分解,包括以下步骤:
通过基于神经网络的数据延拓法、极值点延拓法、窗函数法或镜像延拓法预测极值的边界点。
7. 如权利要求5所述的睡眠生理信号监测方法,其特征在于:所述将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量,具体为通过短时傅立叶变换、Wigner-Ville变换、小波变换或希尔伯特变换将所述本征模态分量转换至频域,得到频域模态分量。
8. 一种睡眠生理信号监测装置,其特征在于,包括:
分解模块,用于对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量;
转换模块,用于将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量;
获取模块,用于获取所述频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量;
计算模块,用于计算所述呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量;
第一判断模块,用于若所述呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则所述呼吸能量

对应的本征模态分量为呼吸信号；

第二判断模块，用于若所述心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值，则所述心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。

9.一种电子设备，其特征在于：包括存储器、处理器以及存储在存储器中的程序，所述程序被配置成由处理器执行，处理器执行所述程序时实现如权利要求1-7中任一项所述的睡眠生理信号监测方法的步骤。

10.一种存储介质，所述存储介质存储有计算机程序，其特征在于：所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的睡眠生理信号监测方法的步骤。

一种睡眠生理信号监测方法、装置、电子设备和存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠监测技术,尤其涉及一种睡眠生理信号监测方法、装置、电子设备和存储介质。

背景技术

[0002] 人的一生有三分之一的时间在睡眠中度过,提高睡眠质量有助于保障各项生理机能的正常运转,而睡眠质量低下,则严重影响人的健康,使身体免疫力下降、疾病乘虚而入,进而影响个体的学习、记忆、情感等。因此,睡眠质量对人体生理和心理健康的发展非常重要。伴随着社会和科技的进步,现代人生活压力越来越大。不规律的饮食习惯和运动次数的减少,使得人们睡眠质量下降,患睡眠障碍或者精神方面疾病的概率越来越大。因此,监测睡眠质量是非常有必要的。

[0003] 呼吸和心跳是反映人体健康睡眠的重要参数。正常稳定的呼吸和心跳,为人们提供了足够的氧气和血液,让人在睡眠时更加舒适,给人一个高质量的睡眠。通过实时监测呼吸和心跳信号,人们能够了解自己的睡眠状况。因此监测一个人睡眠期间的呼吸和心跳变化,从而分析其睡眠质量,对于科学指导人们睡眠和预防睡眠问题引起的疾病具有重要意义。

[0004] 如图1所示,生理信号一般是通过压力传感器检测人体正常呼吸和心跳运动引起的胸腔微弱波动得到的。由于压力传感器采集到的信号里也包括其他干扰噪声,因此人体生理信号具有微弱、低频、抗干扰能力弱等特点,所以如何从含有噪声的微弱生理信号中采集呼吸和心跳是睡眠监测领域的一个难点。另外,呼吸引起的胸腔波动幅度为 $1\sim2\text{cm}$,心跳引起的胸腔波动幅度为 0.5mm ,采集的呼吸信号能量远大于心跳信号的能量,因此从生理信号中将呼吸信号和心跳信号分离出来十分困难,需要有效的时频分析算法去分离生理信号。目前普遍使用的时频分析算法包括短时傅里叶变换、Wigner-Ville分布、小波算法和希尔伯特黄变换算法。

[0005] 傅里叶变换和小波变换都可对数据提供一个简单而有效的变换,但它还是有很多限制的条件,例如:要求是线性、周期性的或是平稳性的信号,否则变换得到的频谱没有物理意义。但是生理信号不符合这些条件,因此对于非线性、非平稳的信号,傅里叶变换和小波变换无法正确掌握这些特性,且往往存有许多的差异,容易造成波谱分析上的错误。

[0006] 希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform,HHT)具有随着分析数据的改变而自行调整的可适性,可用于非线性和非平稳的数据分析,因此作为非线性、非平稳信号的人体生理信号适合选用该分析方法。希尔伯特黄变换需要先将数据分解成若干个具有良好对称性质的本征模态分量IMF,再从本征模态分量IMF中识别呼吸、心跳信号。

[0007] 但是在低频范围内,EMD会分解出虚假的IMF,这些IMF没有实际的物理意义。现有技术有采用相关最大准则滤除包含呼吸谐波的IMF,即提取与原始信号相关最大的IMF作为呼吸或者心跳信号,从而提取包含真实呼吸和心跳基频信号的IMF。这种方法存在未充分利用呼吸信号和心跳信号的差异,自适应性和准确性较差,无法动态的识别人体的呼吸率和

心率的范围的问题。

发明内容

[0008] 为了克服现有技术的不足,本发明的目的之一在于提供一种睡眠生理信号监测方法,其能解决现有的从基于压力传感器的生理信号中提取呼吸或者心跳信号的技术未充分利用呼吸信号和心跳信号的差异,自适应性和准确性较差,无法动态的识别人体的呼吸率和心率的范围的问题。

[0009] 本发明的目的之二在于提供一种睡眠生理信号监测装置,其能解决现有的从基于压力传感器的生理信号中提取呼吸或者心跳信号的技术未充分利用呼吸信号和心跳信号的差异,自适应性和准确性较差,无法动态的识别人体的呼吸率和心率的范围的问题。

[0010] 本发明的目的之三在于提供一种电子设备,其能解决现有的从基于压力传感器的生理信号中提取呼吸或者心跳信号的技术未充分利用呼吸信号和心跳信号的差异,自适应性和准确性较差,无法动态的识别人体的呼吸率和心率的范围的问题。

[0011] 本发明的目的之四在于提供一种存储介质,存储有计算机程序,其能解决现有的从基于压力传感器的生理信号中提取呼吸或者心跳信号的技术未充分利用呼吸信号和心跳信号的差异,自适应性和准确性较差,无法动态的识别人体的呼吸率和心率的范围的问题。

[0012] 本发明的目的之一采用以下技术方案实现:

[0013] 一种睡眠生理信号监测方法,包括以下步骤:

[0014] 对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量;

[0015] 将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量;

[0016] 获取所述频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量;

[0017] 计算所述呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量;

[0018] 若所述呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则所述呼吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号;

[0019] 若所述心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值,则所述心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。

[0020] 进一步地,所述呼吸频带分量具体为所述频域模态分量在频带 (f_c-a, f_c+b) Hz 内的分量;所述心跳频带分量具体为所述频域模态分量在频带 (f_c+c, D) Hz 内的分量;其中 f_c 为呼吸基准频率, a 为第一下差值, b 为上差值, c 为第二下差值, D 为心跳频率上限。

[0021] 进一步地,所述呼吸基准频率具体为所述频域模态分量中能量最大的谱峰所对应的频率值。

[0022] 进一步地,所述睡眠生理信号监测方法还包括以下步骤:

[0023] 若所述呼吸信号的数量大于1个,则对所述呼吸信号进行重构;

[0024] 若所述心跳信号的数量大于1个,则对所述心跳信号进行重构。

[0025] 进一步地,所述对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量,具体为通过经验模态分解法、总体经验模态分解法、互补总体经验模态分解法或快速互补总体经验模态分解法对获取到的生理信号进行分解。

[0026] 进一步地,所述通过经验模态分解法、总体经验模态分解法、互补总体经验模态分解法或快速互补总体经验模态分解法对获取到的生理信号进行分解,包括以下步骤:

[0027] 通过基于神经网络的数据延拓法、极值点延拓法、窗函数法或镜像延拓法预测极值的边界点。

[0028] 进一步地,所述将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量,具体为通过短时傅立叶变换、Wigner-Ville变换、小波变换或希尔伯特变换将所述本征模态分量转换至频域,得到频域模态分量。

[0029] 本发明的目的之二采用以下技术方案实现:

[0030] 一种睡眠生理信号监测装置,包括:

[0031] 分解模块,用于对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量;

[0032] 转换模块,用于将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量;

[0033] 获取模块,用于获取所述频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量;

[0034] 计算模块,用于计算所述呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量;

[0035] 第一判断模块,用于若所述呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则所述呼吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号;

[0036] 第二判断模块,用于若所述心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值,则所述心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。

[0037] 本发明的目的之三采用以下技术方案实现:

[0038] 一种电子设备,包括存储器、处理器以及存储在存储器中的程序,所述程序被配置成由处理器执行,处理器执行所述程序时实现上述睡眠生理信号监测方法的步骤。

[0039] 本发明的目的之四采用以下技术方案实现:

[0040] 一种存储介质,所述介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述睡眠生理信号监测方法的步骤。

[0041] 相比现有技术,本发明的有益效果在于:通过首先从生理信号中提取单频的本征模态分量,然后将本征模态分量转换到频域进行分析,计算呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量所占的比重,从而判断本征模态分量时呼吸信号还是心跳信号。实现了基于能量阈值法生理信号中呼吸信号和心跳信号的动态提取;充分利用了呼吸信号和心跳信号的差异,可以动态的识别人体的呼吸率和心率的范围,自适应性和准确性更高。

附图说明

[0042] 图1为通过压力传感器获取生理信号的示意图;

[0043] 图2为本发明实施例一的睡眠生理信号监测方法的流程示意图;

[0044] 图3为一种仿真的生理信号的示意图;

[0045] 图4为EMD法中上包络线和下包络线计算的示意图;

[0046] 图5为上包络线和下包络线之间局部均值的示意图;

[0047] 图6为EMD法计算的第一个分量的示意图;

[0048] 图7为EMD法筛选出的第一个1MF的示意图;

[0049] 图8为图3中的生理信号分解出的1MF分量的示意图;

- [0050] 图9为图8中各分量的心跳能量、呼吸能量与总能量的比值的示意图；
- [0051] 图10为图8中心跳信号1MF4的时域图和频谱图；
- [0052] 图11为图8中呼吸信号1MF5的时域图和频谱图；
- [0053] 图12为本发明实施例二的睡眠生理信号监测装置的结构示意图；
- [0054] 图13为本发明实施例三的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0055] 下面，结合附图以及具体实施方式，对本发明做进一步描述，需要说明的是，在不相冲突的前提下，以下描述的各实施例之间或各技术特征之间可以任意组合形成新的实施例。

- [0056] 实施例一

[0057] 如图2为一种睡眠生理信号监测方法，包括以下步骤：

[0058] 步骤S110、对获取到的生理信号进行分解，生成一个或多个本征模态分量。

[0059] 生理信号可以由如图1所示的压力传感器直接获取，也可以从数据库中读取。在本实施例中，生理信号是根据呼吸和心跳模型模拟出来的。如图3所示， $x_1=0.5\sin(2\pi*0.25*t)$ 表示呼吸信号， $x_2=0.05\sin(2\pi*1.1667*t)$ 表示心跳信号。 $n(t)$ 是随机噪声信号，则生理信号为 $x(t)=x_1+x_2+n(t)$ ，合成的仿真信号时域波形如图3中的s所示，其中，呼吸次数每分钟15次，心跳次数每分钟70，相当于呼吸、心跳的频率为0.25Hz和1.1667Hz，呼吸信号的幅值为0.05，心跳信号的幅值为0.5。

[0060] 作为优选的实施方式，步骤S110对获取到的生理信号进行分解，生成一个或多个本征模态分量，具体为通过经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)法、总体经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)法、互补总体经验模态分解法(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)或快速互补总体经验模态分解(FCEEMD)法对获取到的生理信号进行分解，生成一个或多个本征模态分量(Intrinsic Mode Function, IMF)，也可称为本征模态函数。

[0061] EMD法使用筛分过程解析出信号中的IMF，其步骤如下：

[0062] (1) 如图4所示，首先找出原始信号中 $x(t)$ 所有的局部极大值，再利用三次样条曲线，将所有的局部极大值连接起来成为上包络线；同理找出所有的局部极小值，并用三次样条曲线连接成为下包络线；

[0063] (2) 如图5所示，计算极大值包络线和极小值包络线，即上包络线和下包络线之间的局部均值 $m_1(t)$ ；

[0064] (3) 将原始信号 $x(t)$ 和包络线均值 $m_1(t)$ 相减，得到入图6所示的第一个分量 $h_1(t)$ ；

[0065] $h_1(t) = x(t) - m_1(t)$ ；

[0066] 上述三步骤称为一次的筛分程序，然后检查是否符合IMF的两个定义，如果不符定义则将 $h_1(t)$ 作为起始信号，再进行第二次筛分程序得到

[0067] $h_2(t) = h_1(t) - m_2(t)$ ；

[0068] 再以同样的方式重复筛选k次，直到 $h_k(t)$ 符合IMF的定义，成为单调函数或者常数时，即为第一个筛分出的IMF，如图7所示，

[0069] $h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_k(t)$ 。

[0070] 最终将其指定为信号的第一个本征模态分量 $c_1(t)$ ：

[0071] $c_1(t) = h_k(t)$

[0072] 整体来说,信号的最佳时间尺度或最短周期的分量应当包括在 $c_1(t)$ 内。可以从原始信号 $x(t)$ 分离出残余函数 $r_1(t)$:

[0073] $r_1(t) = x_1(t) - c_1(t)$ 。

[0074] 因 $r_1(t)$ 仍包含较长周期分量,因此将 $r_1(t)$ 当做新的起始信号,重复上述筛分过程得到第二个1MF $c_2(t)$,并得到第二个残余函数 $r_2(t)$,每得到一个本征模态函数,便将其从原始信号中除去,利用剩下的信号重复筛分过程,如此重复n次直到第n个残余函数 $r_n(t)$ 无法找出或仅剩一个局部极值并解析出下一个本征模态函数时,整个经验模态分解法将会停止并视为完成。

[0075] 然后通过不停的迭代筛分程序找出信号中具有物理意义的本质信息,过程中有可能会因重复多次导致信号的完整性被破坏,因此必须设立一停止准则。传统EMD使用的停止准则为标准差准则(Standard deviation),属于现有技术,不再赘述。

[0076] 由上述程序,我们可以将原始信号 $x(t)$ 定义成n个本征模态函数和一个均值趋势函数 $r_n(t)$ 的组合:

$$[0077] x(t) = \sum_{k=1}^n c_k(t) + r_n.$$

[0078] 一般的EMD方法无法有效抑制模态混叠问题,尤其在睡眠生理信号方面效果不太好。模态混叠是指在同一个1MF中存在差异非常大的频率,或者是一段很接近的频率,却被分解成两个1MF,造成相邻的1MF波形混叠,互相影响,难以识别;影响了分解精度,有时不能成功的将混合信号如生理信号分解;EEMD方法在分解前先将白噪声加入原始信号中消除噪声干扰,虽然在一定程度上抑制了EMD分解的模态混叠,但仍然存在明显的模态混叠现象,且由于集合次数的限制,仍会残留少量噪声没有完全被抵消;CEEMD方法在原始信号中添加了一对正负相反的高斯白噪声,虽然基本克服了EMD模态混叠现象,且成对添加白噪声使得原信号分解的残留白噪声基本消除;但是,无论EEMD还是CEEMD,由于添加了白噪声信号,进行一定次数的EMD分解,导致EEMD和CEEMD的计算量都较大,在信号分离的时间上不能达到实时处理的效果,使得信号处理方法EMD、EEMD、CEEMD有时不适合在嵌入式系统中应用。EEMD、CEEMD均属于现有技术,不再赘述。

[0079] 因此,作为优选的实施方式,本实施例使用快速互补总体经验模态分解(FCEEMD)法对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量。

[0080] FCEEMD算法使用固定筛分次数停止准则(Fixed sifting time criterion)。筛分次数达到一定次数,如十次即可达到不错的解析本征模态函数能力,应用该准则简化算法,可以避免不必要的重复运算过程。相对于传统EMD的停止准则,固定筛分次数准则是目前最优的准则;相对于CEEMD算法,快速CEEMD算法分解精度基本维持不变,复杂度显著降低,算法的快速性得到了保证;同时还能得到最低的正交因子,也就是最高质量的分解结果。

[0081] 除了停止准则外,传统EMD还存在端点效应问题,也就是在使用三次样条插值法将区域极值点做包络时,如果最左边和最右边两点的值选取不当,则有可能会使得两端的振荡越来越大,导致波形失真;或有可能使符合1MF定义的波形因端点问题而重复筛选出多个

1MFs，导致波形失去其本质振荡的意义；对1MF分量进行时频转换时，信号的最左和最右端也会出现端点效应。若这个端点效应没有被有效抑制，则原始信号的特点无法从得到的频谱中真实地体现出来。

[0082] 作为优选的实施方式，通过经验模态分解法、总体经验模态分解法、互补总体经验模态分解法或快速互补总体经验模态分解法对获取到的生理信号进行分解，包括以下步骤：通过基于神经网络的数据延拓法、极值点延拓法、窗函数法或镜像延拓法预测极值的边界点。其中，镜像延拓法是利用镜像对称反射的特性，先将镜面放置在具有对称性的极值处，使得原始序列对称地扩充成一个环形序列，再对此环形序列进行平稳化的操作以抑制端点效应，真实地体现出来原始信号的特点。基于神经网络的数据延拓法、极值点延拓法、窗函数法或镜像延拓法均可通过现有技术实现，不再赘述。

[0083] 如图3中的s所示的仿真信号经过FCEEMD分解，得到如图8所示的6个1MF和1个剩余分量RES。从图中可以看出，对FCEEMD算法添加白噪声并进行分解，经多次集成平均后，其不仅能够克服传统的EMD的模态混叠问题，获得较为理想的分离效果，还能有效地抑制了端点效应问题。

[0084] 步骤S120、将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量。

[0085] 作为优选的实施方式，步骤S120将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量，具体为通过短时傅立叶变换、Wigner-Ville变换、小波变换或希尔伯特变换(Hilbert Transform, HT)将所述本征模态分量转换至频域，得到频域模态分量。

[0086] 傅里叶频谱分析方法几经改良，现在使用较多的有短时傅立叶变换、Wigner-Ville变换和小波变换，本领域技术人员可通过现有技术实现，不再赘述。

[0087] 一个连续时间信号 $x(t)$ 的希尔伯特变换等于该信号通过具有冲激响应 $h(t) = 1/\pi t$ 的线性系统以后的输出响应 $xh(t)$ 。通过希尔伯特变换将本征模态分量转换至频域后得到的希尔伯特频谱，即为频域模态分量。HT可以精确的得到在某个时间信号包含的频率 $\omega_j(t)$ 以及对应的振幅 $a_j(t)$ ，得到的希尔伯特频谱可表示为：

$$[0088] s(t) = \operatorname{Re} \left\{ \sum_{j=1}^n a_j(t) e^{i \int \omega_j(t) dt} \right\}.$$

[0089] 以经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)为基础的希尔伯特变换可以统称为希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)。HHT主要分为两个步骤：将信号先用EMD分解。再做Hilbert变换。其中最关键部分是将信号EMD分解，EMD根据信号本身的特征时间尺度将信号由高频到低频分解成有限个本征模态函数和一个均值趋势分量。HHT的第二部分为HT，将各个1MF分量经由HT可以得到希尔伯特频谱。希尔伯特频谱可以体现瞬时振幅和瞬时频率，从而得到了信号完整的时间-频率-能量分布。

[0090] EMD类方法是通过筛分的迭代程序来取得1MF，由于1MF会随着信号改变，所以它是一组适应性的基底，同时HHT可以了解瞬时频率和瞬时能量的分布，且由于基底1MF为后知的，所以具有针对不同信号的自适应性，即随着分析数据的改变而自行调整的可适性，因此基于EMD这类方法的希尔伯特变换方法可以更好分析非线性、非平稳信号，如生理信号。

[0091] HHT具有下列特性：完整性、正交性、局部性以及适应性的特性。

[0092] (1) 完整性：确保1MF分量的精确度；

[0093] (2) 正交性:保持能量的正定和避免能量互相影响;

[0094] (3) 局部性:获得信号在瞬时变化的特性;

[0095] (4) 适应性:适应非线性和非平稳的时间序列。

[0096] 步骤S130、获取所述频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量。

[0097] 作为优选的实施方式,所述呼吸频带分量具体为所述频域模态分量在频带(f_{c-a} , f_{c+b})内的分量;所述心跳频带分量具体为所述频域模态分量在频带(f_{c+c} , D)内的分量;其中 f_c 为呼吸基准频率,a为第一下差值,b为上差值,c为第二下差值,D为心跳频率上限。在本实施例中,第一下差值可以为0.2Hz,上差值可以为0.2Hz,第二下差值可以是0.2Hz;第二下差值也可以与上差值相等;心跳频率上限优选的可以是3Hz。

[0098] 作为优选的实施方式,所述呼吸基准频率具体为所述频域模态分量中能量最大的谱峰所对应的频率值。

[0099] 由于呼吸动作幅度要大于心跳幅度,因此相对而言,心跳信号在所采集到的生理信号中所占的比重较小,然而,对于呼吸信号而言,所占的比重要远大于心跳信号。频域模态分量中能量最大的谱峰所对应的频率值即可作为是呼吸基准频率,从而实现了对于不同的监测对象不同体质的自适应,可以更好的适用于不同的人,防止数据失误。

[0100] 利用人体在同一时间内呼吸和心跳在频域范围内存在差异且心率一般要高于呼吸率的特点,以呼吸基准频率 f_c 作为基准值,将在(f_{c-a} , f_{c+b})频带内的信号作为呼吸信号的频带,(f_{c+c} , D)频带范围内的信号作为心跳频带。通过这种方法可以实现呼吸、心跳信号的动态提取,从而精确地获取频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量。某一本征模态分量转换得到的频域模态分量可能只是呼吸信号、也可能只是心跳信号,还可能是呼吸信号为主混杂有心跳信号或相反;因此,下一步需要判别相应的本征模态分量主要是呼吸信号还是心跳信号。

[0101] 步骤S140、计算所述呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量。

[0102] 频域模态分量的总能量可以表示为 $E(j)$,通过现有技术可以计算,利用同样的方法还可以得到呼吸频带分量的呼吸能量 $E_b(j)$ 、心跳频带分量的心跳能量 $E_h(j)$ 。

[0103] 步骤S150、若所述呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则所述呼吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号。即计算每一个本征模态分量中呼吸频带分量的比重,将其与呼吸阈值 δ_b 对比:

$$[0104] \frac{E_b(j)}{E(j)} > \delta_b ;$$

[0105] 如果比值大于呼吸阈值 δ_b ,则表示该本征模态分量为呼吸信号。

[0106] 步骤S160、若所述心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值,则所述心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。即计算每一个本征模态分量中心跳频带分量的比重,将其与心跳阈值 δ_h 对比:

$$[0107] \frac{E_h(j)}{E(j)} > \delta_h ;$$

[0108] 如果比值大于心跳阈值 δ_h ,则表示该本征模态分量为心跳信号。

[0109] 如果某一1MF分量的心跳能量、呼吸能量与总能量的比值均小于心跳阈值 δh 、呼吸阈值 δb ,则可以认为这个1MF中没有信号成分,仅为噪声与其他干扰信号作用的结果。

[0110] 心跳阈值 δh 、呼吸阈值 δb 可以相等。在取值过大的情况下,一些重要的生理信号分量将会丢失,在取值过小的过程中,一些无用的信号分量又将被引入。作为优选的实施方式,可以选取心跳阈值、呼吸阈值为0.6,此时信号提取的准确率较高。

[0111] 如图9所示,为图8中6个1MF分量和1个RES分量中的心跳能量、呼吸能量与总能量的比值。可以得出第4个1MF分量为心跳信号,第5个1MF分量为呼吸信号。心跳信号1MF4的时域图和频谱图如图10所示,呼吸信号1MF5的时域图和频谱图如图11所示,可以得出呼吸率和心率分别为14次/min、70次/min,与图3所示的生理信号仿真数据吻合。

[0112] 本发明通过首先从生理信号中提取单频的本征模态分量,然后将本征模态分量转换到频域进行分析,计算呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量所占的比重,从而判断本征模态分量时呼吸信号还是心跳信号。实现了基于能量阈值法生理信号中呼吸信号和心跳信号的动态提取;充分利用了呼吸信号和心跳信号的差异,可以动态的识别人体的呼吸率和心率的范围,自适应性和准确性更高。

[0113] 进一步,本发明通过EMD这种方法对生理信号进行分解,尤其是快速互补总体经验模态分解(FCEEMD)法,可以有效地消除分解过程中的模态混叠问题,减少由于添加辅助白噪声所导致的重构误差,从而提高了信号分离精度;FCEEMD方法还节省了EEMD和CEEMD分解过程中的计算量,可提高信号分离速度,提升信号分离的实时性;还可以通过神经网络的数据延拓法、极值点延拓法、窗函数法或镜像延拓法预测极值的边界点以抑制端点效应,更好的将信号的特点体现到频谱中,从而保证生理信号监测的准确性。

[0114] 作为优选的实施方式,在另一实施例中,睡眠生理信号监测方法还可以包括以下步骤:

[0115] 步骤S170、若所述呼吸信号的数量大于1个,则对所述呼吸信号进行重构;

[0116] 步骤S180、若所述心跳信号的数量大于1个,则对所述心跳信号进行重构。

[0117] 所谓重构,是指将多个信号进行叠加。如果有多个本征模态分量1MF转换为频域模态分量后的呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则这几个本征模态分量1MF均为呼吸信号;由于本征模态分量1MF是从原始的生理信号分解出来的,需要将为呼吸信号的多个模态分量1MF进行叠加,重构为完整的呼吸信号。心理信号也是如此,不再赘述。重构后的呼吸信号、心跳信号可以更准确的体现睡眠生理信号中的呼吸参数和心跳参数。

[0118] 实施例二

[0119] 如图12所示的睡眠生理信号监测装置,包括:

[0120] 分解模块110,用于对获取到的生理信号进行分解,生成一个或多个本征模态分量;

[0121] 转换模块120,用于将所述本征模态分量转换至频域得到频域模态分量;

[0122] 获取模块130,用于获取所述频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量;

[0123] 计算模块140,用于计算所述呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量;

[0124] 第一判断模块150,用于若所述呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值,则所述呼

吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号；

[0125] 第二判断模块160，用于若所述心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值，则所述心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。

[0126] 作为优选的实施方式，睡眠生理信号监测装置还包括：

[0127] 第一重构模块170，用于若所述呼吸信号的数量大于1个，则对所述呼吸信号进行重构；

[0128] 第二重构模块180，用于若所述心跳信号的数量大于1个，则对所述心跳信号进行重构。

[0129] 本实施例中的装置与前述实施例中的方法是基于同一发明构思下的两个方面，在前面已经对方法实施过程作了详细的描述，所以本领域技术人员可根据前述描述清楚地了解本实施中的系统的结构及实施过程，为了说明书的简洁，在此就不再赘述。

[0130] 为了描述的方便，描述以上装置时以功能分为各种模块分别描述。当然，在实施本发明时可以把各模块的功能在同一个或多个软件和/或硬件中实现。

[0131] 通过以上的实施方式的描述可知，本领域的技术人员可以清楚地了解到本发明可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现。基于这样的理解，本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以存储在存储介质中，如ROM/RAM、磁碟、光盘等，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机、服务器，或者网络设备等）执行本发明各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法，如：

[0132] 一种存储介质，所述存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现前述睡眠生理信号监测方法的步骤。

[0133] 描述的装置实施例仅仅是示意性的，其中所述作为分离部件说明的模块或单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为模块或单元示意的部件可以是或者也可以不是物理模块，既可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络模块上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性劳动的情况下，即可以理解并实施。

[0134] 本发明可用于众多通用或专用的计算系统环境或配置中。例如：个人计算机、服务器计算机、手持设备或便携式设备、平板型设备、多处理器系统、基于微处理器的系统、机顶盒、可编程的消费电子设备、网络PC、小型计算机、大型计算机、包括以上任何系统或设备的分布式计算环境等等，如实施例四。实施例三

[0135] 如图13所示一种电子设备，包括存储器200、处理器300以及存储在存储器200中的程序，所述程序被配置成由处理器300执行，处理器300执行所述程序时实现上述睡眠生理信号监测方法的步骤。

[0136] 本实施例中的装置与前述实施例中的方法是基于同一发明构思下的两个方面，在前面已经对方法实施过程作了详细的描述，所以本领域技术人员可根据前述描述清楚地了解本实施中的系统的结构及实施过程，为了说明书的简洁，在此就不再赘述。

[0137] 本发明实施例提供的电子设备，可以通过首先从生理信号中提取单频的本征模态分量，然后将本征模态分量转换到频域进行分析，计算呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量所占的比重，从而判断本征模态分量时呼吸信号还是心跳信号。实现

了基于能量阈值法生理信号中呼吸信号和心跳信号的动态提取；充分利用了呼吸信号和心跳信号的差异，可以动态的识别人体的呼吸率和心率的范围，自适应性和准确性更高。

[0138] 上述实施方式仅为本发明的优选实施方式，不能以此来限定本发明保护的范围，本领域的技术人员在本发明的基础上所做的任何非实质性的变化及替换均属于本发明所要求保护的范围。

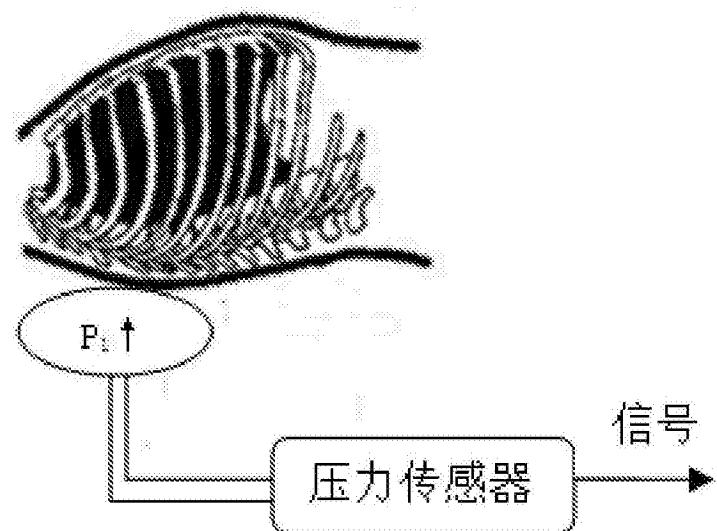


图1

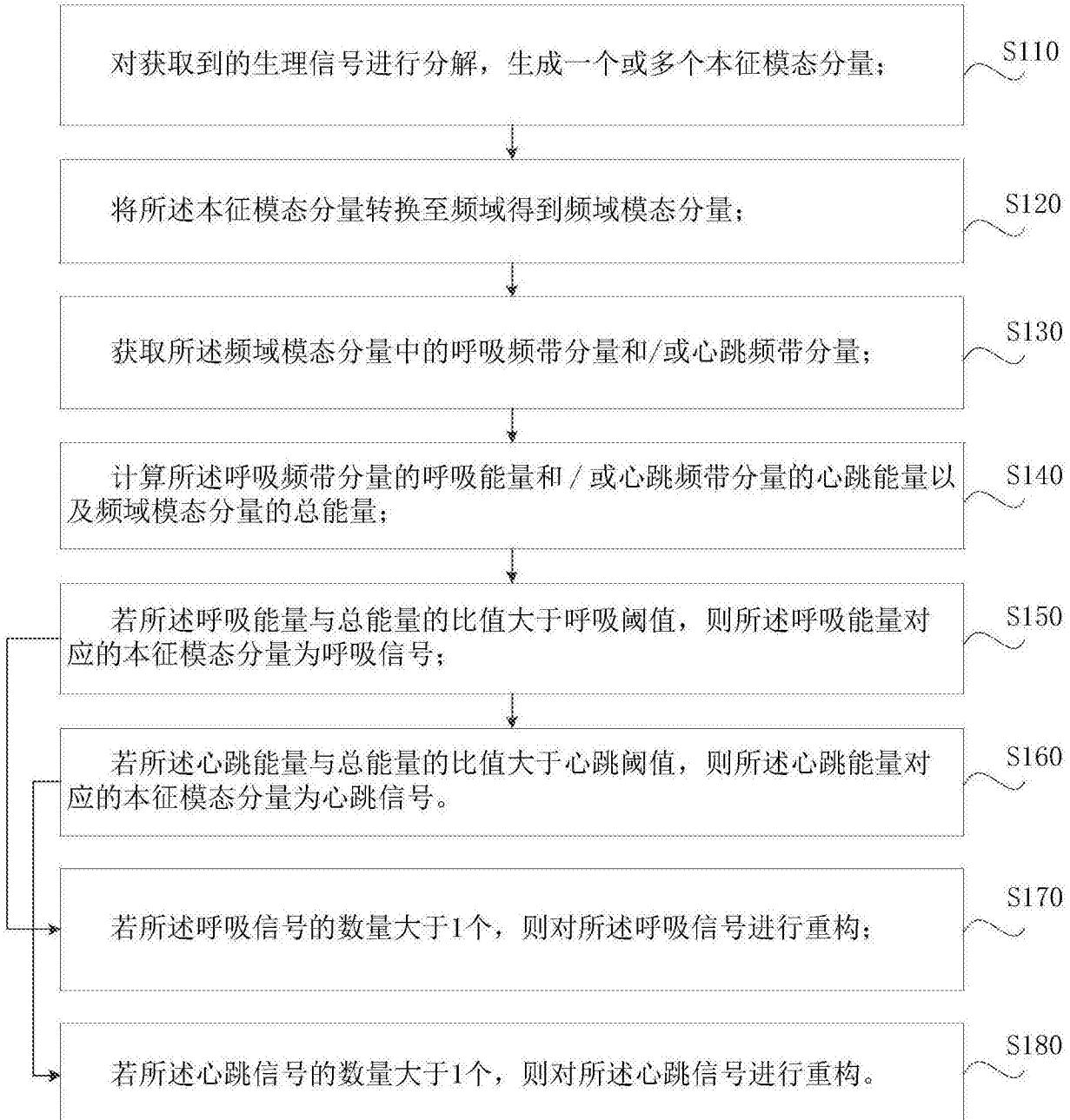


图2

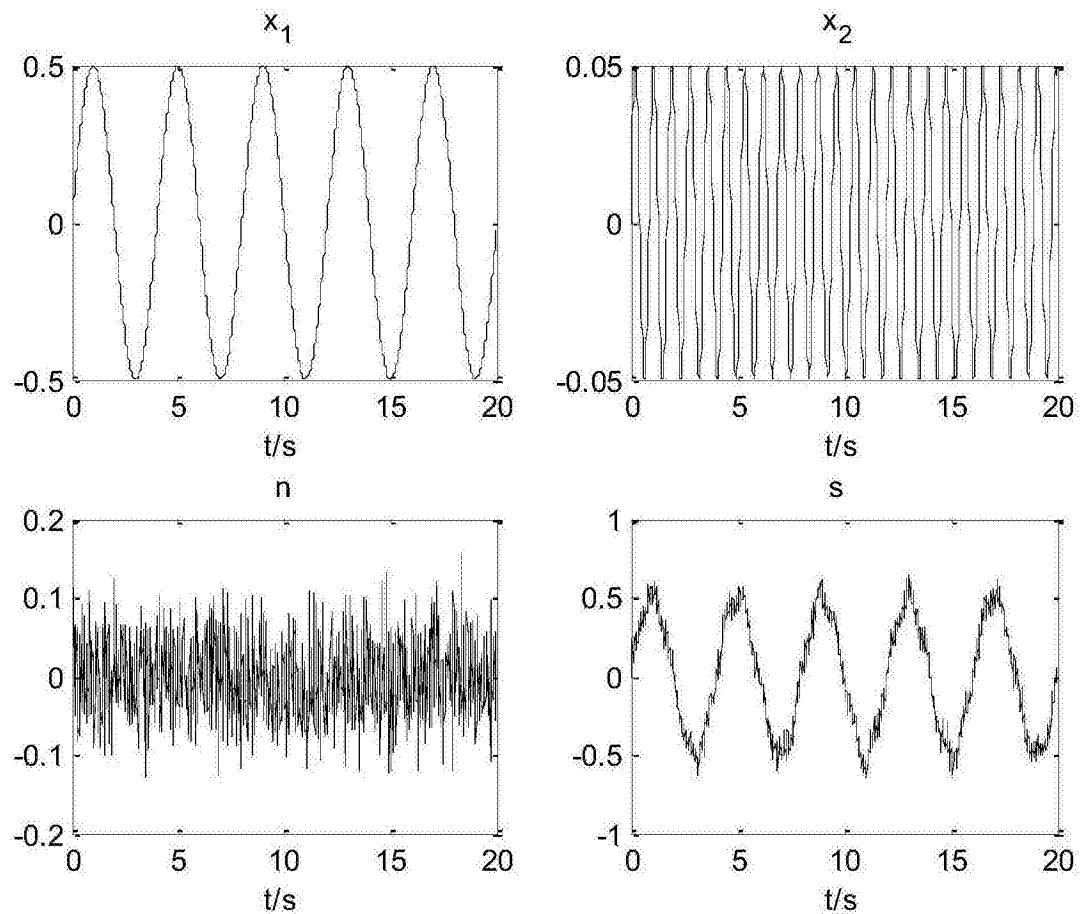


图3

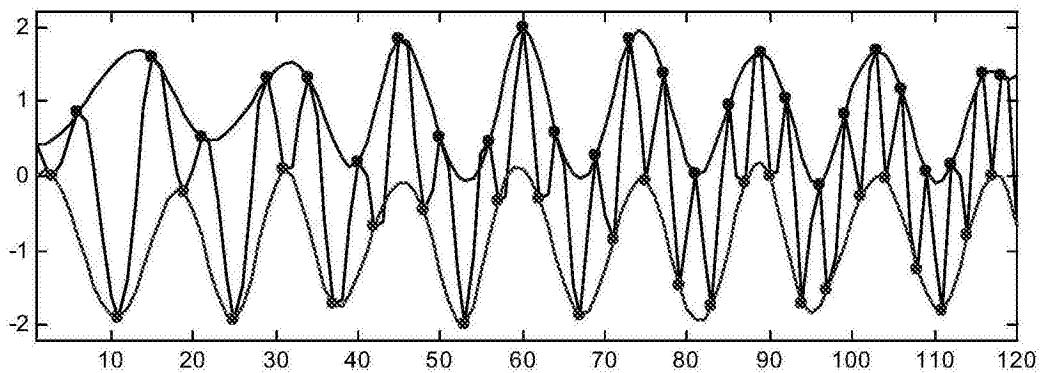


图4

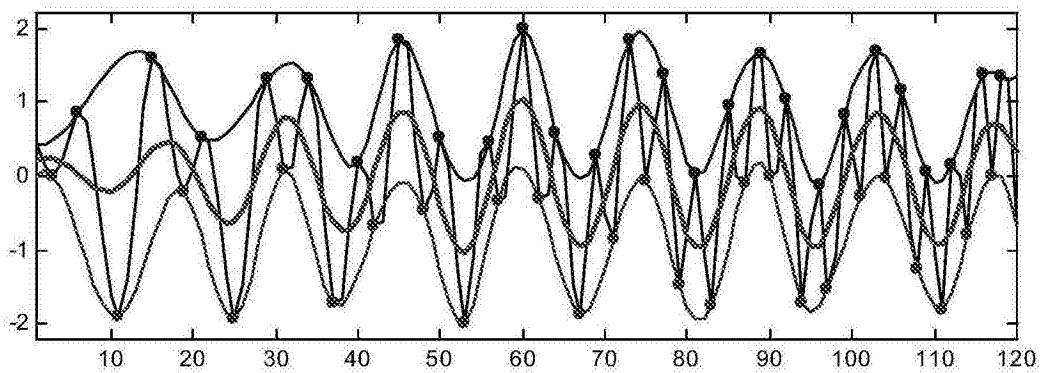


图5

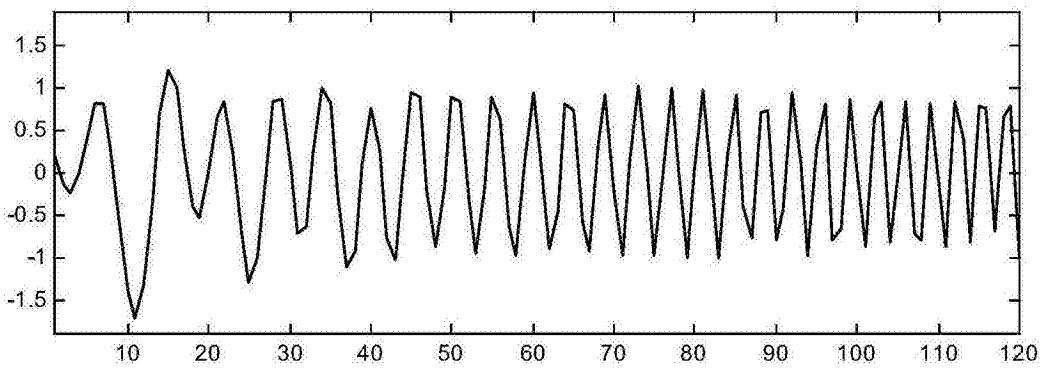


图6

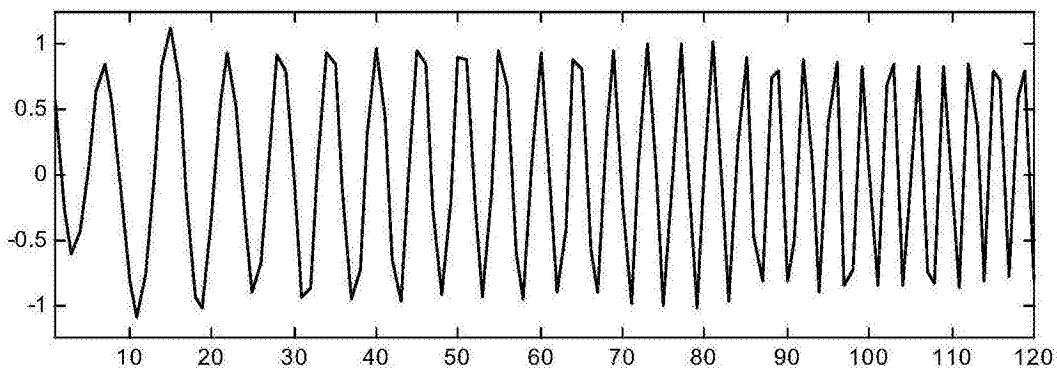


图7

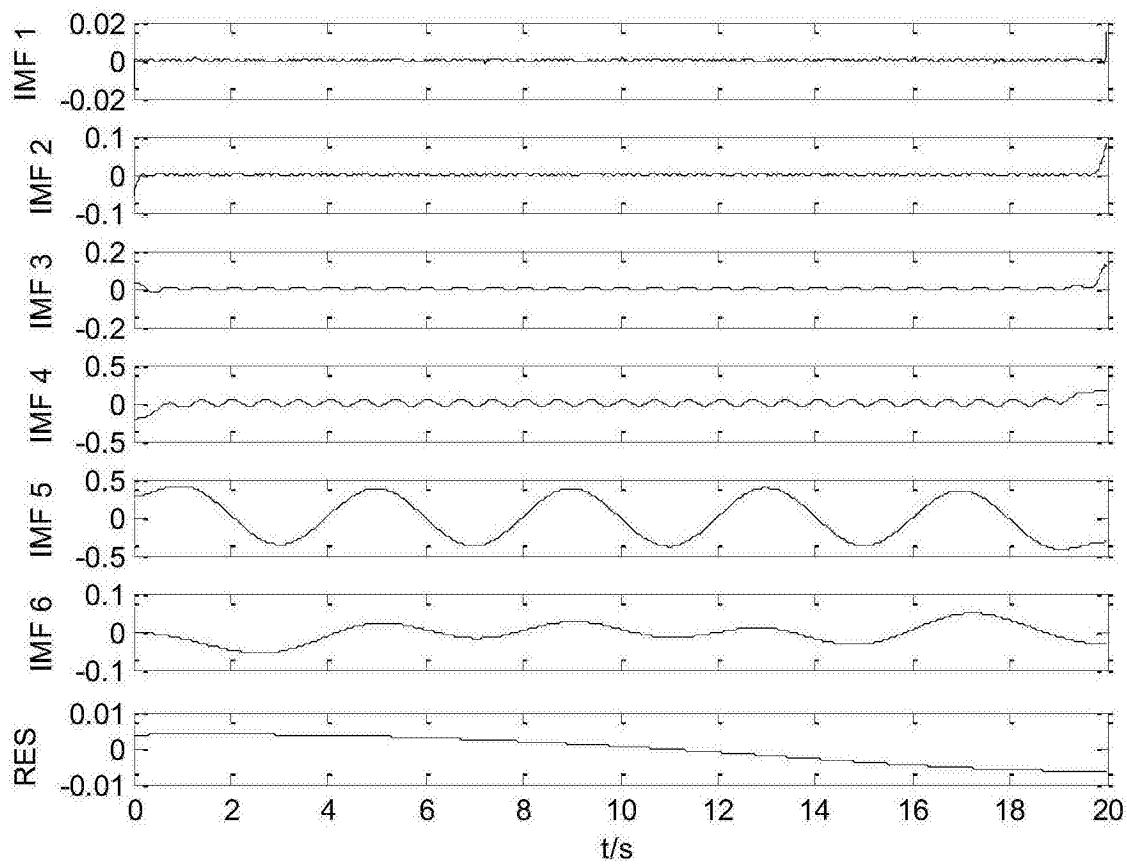


图8

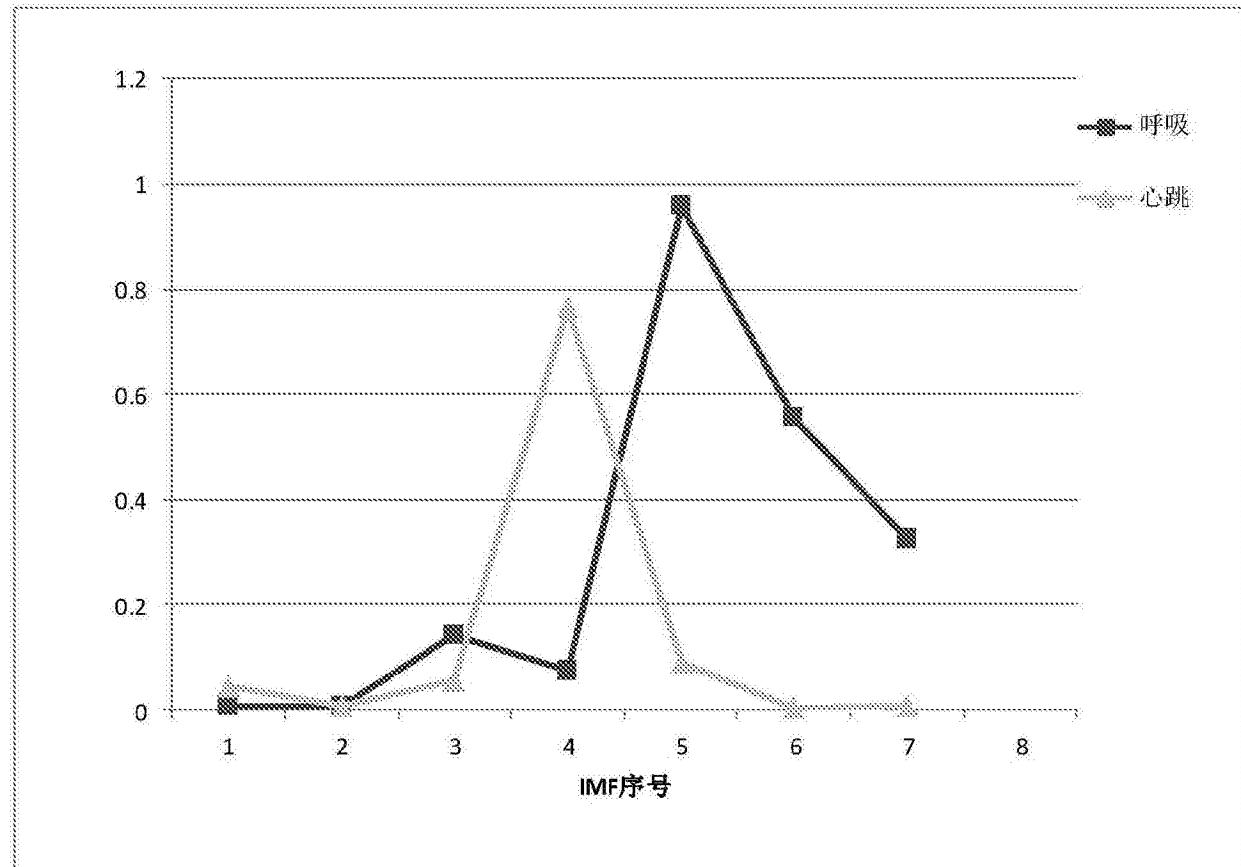


图9

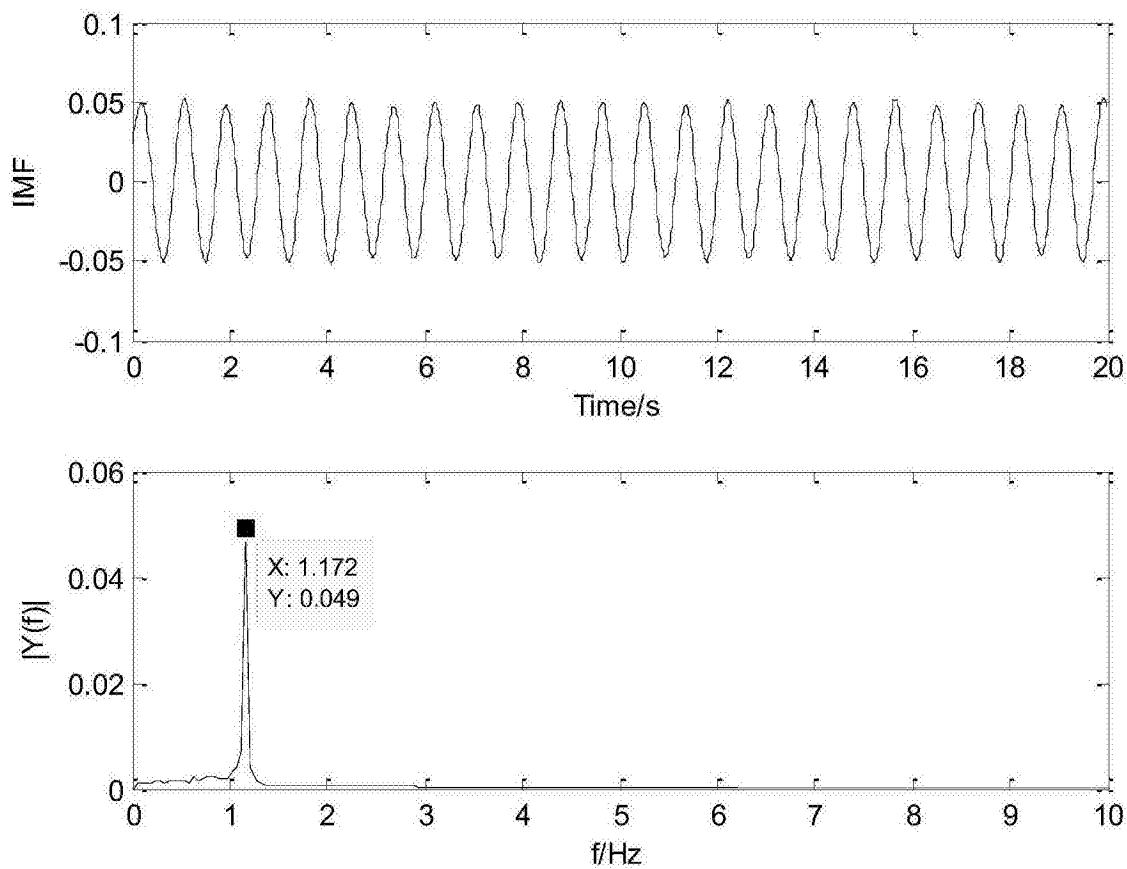


图10

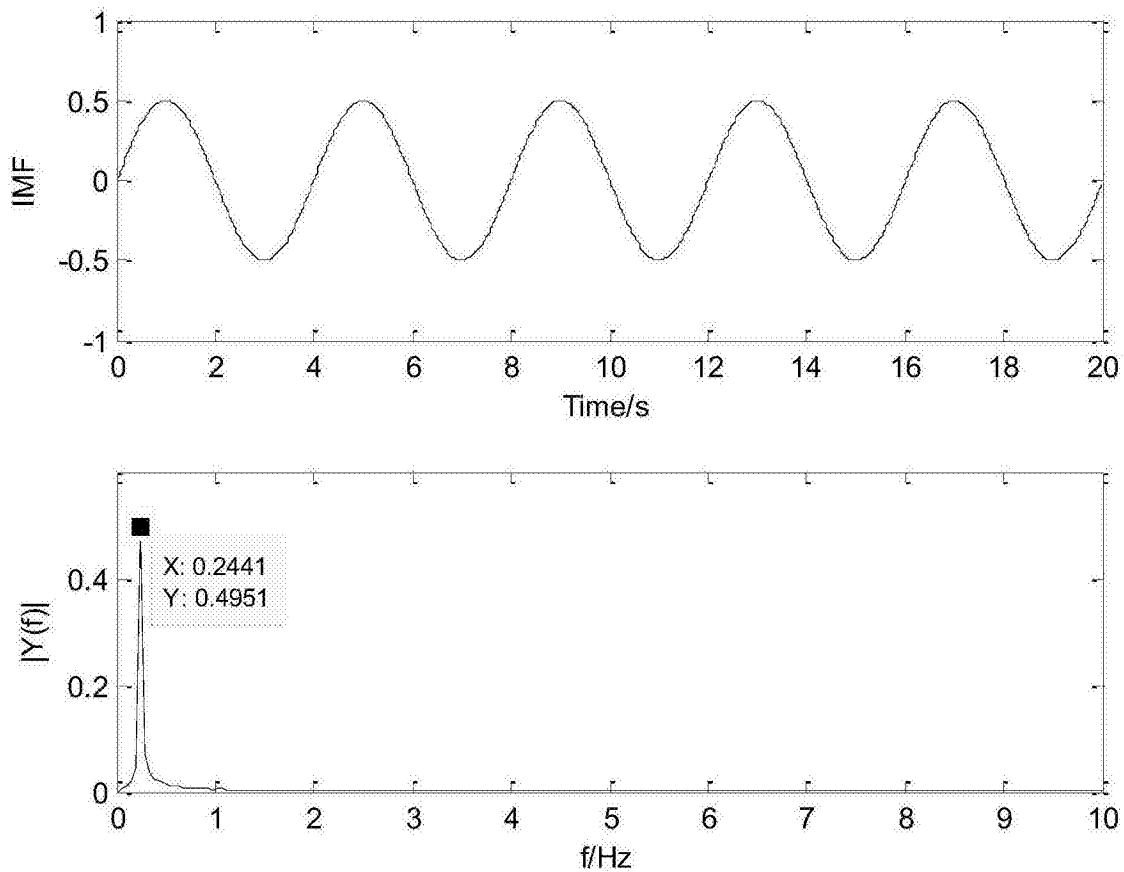


图11

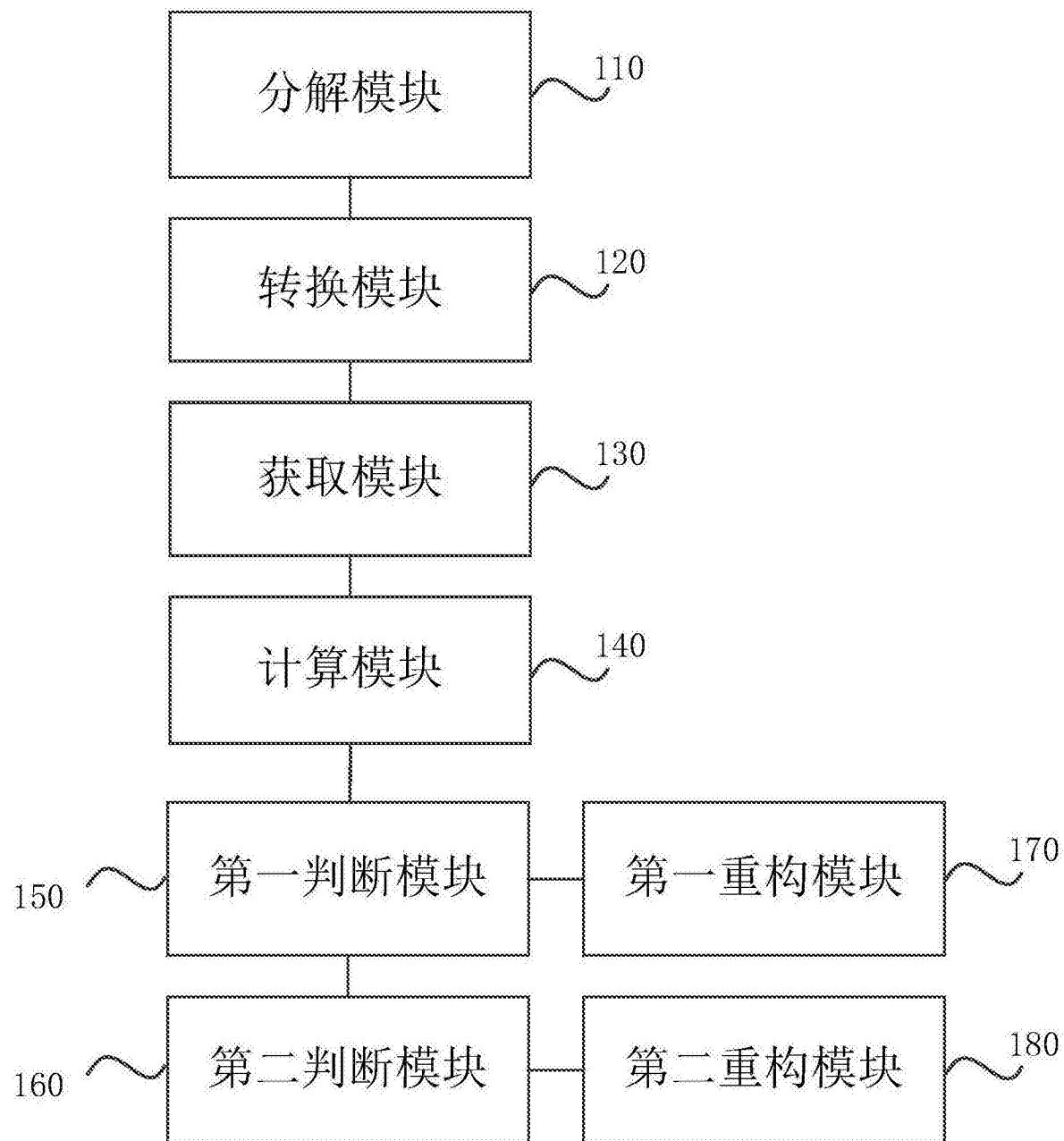


图12

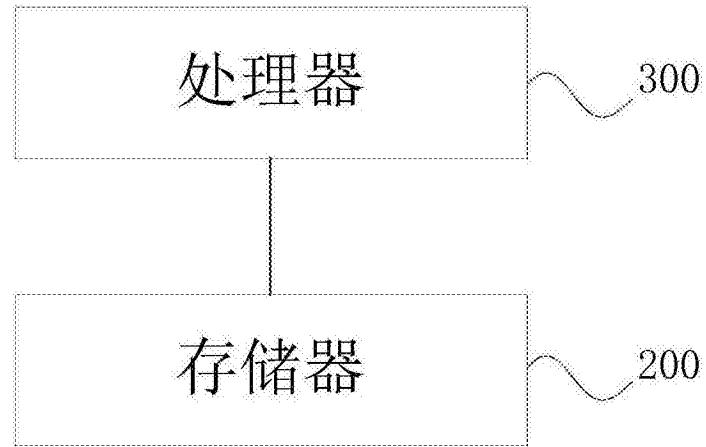


图13

专利名称(译)	一种睡眠生理信号监测方法、装置、电子设备和存储介质		
公开(公告)号	CN107595242A	公开(公告)日	2018-01-19
申请号	CN201710617799.2	申请日	2017-07-26
[标]发明人	潘晓亭 单姗 陈亚扣 葛淼		
发明人	潘晓亭 单姗 陈亚扣 葛淼		
IPC分类号	A61B5/00		
代理人(译)	张鹏		
外部链接	Espacenet Sipo		

摘要(译)

本发明公开了一种睡眠生理信号监测方法、装置、电子设备和存储介质，其中方法包括以下步骤：对生理信号进行分解，生成本征模态分量；将本征模态分量转换至频域得到频域模态分量；获取频域模态分量中的呼吸频带分量和/或心跳频带分量；计算呼吸频带分量的呼吸能量和/或心跳频带分量的心跳能量以及频域模态分量的总能量；若呼吸能量与总能量的比值大于呼吸阈值，则呼吸能量对应的本征模态分量为呼吸信号；若心跳能量与总能量的比值大于心跳阈值，则心跳能量对应的本征模态分量为心跳信号。实现了基于能量阈值的呼吸信号和心跳信号的动态提取；充分利用了呼吸信号和心跳信号的差异，可以动态的识别人体的呼吸率和心率，自适应性和准确性更高。

