



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107890339 A  
(43)申请公布日 2018.04.10

(21)申请号 201711096521.1

(22)申请日 2017.11.09

(71)申请人 常熟理工学院

地址 215500 江苏省苏州市常熟市南三环路99号

(72)发明人 霍铨宇 徐健 卢怡 华强

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所  
(普通合伙) 32204

代理人 张俊范

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

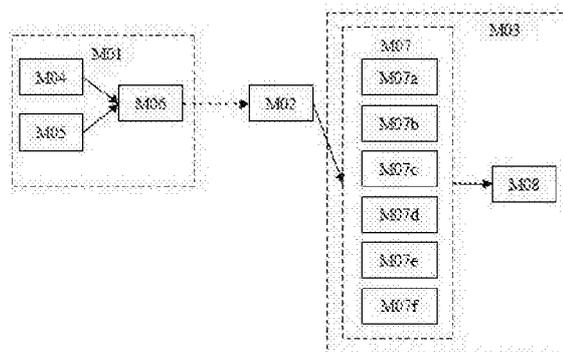
权利要求书4页 说明书9页 附图3页

## (54)发明名称

一种睡眠分期检测方法及可穿戴式睡眠分期检测装置

## (57)摘要

本发明公开了一种睡眠分期检测方法,包括步骤:采集人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据;将心率变异信号和三轴加速度数据按时间长度划分,对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取若干特征参数;将一个时间长度内的特征参数输入睡眠分期预测模型,得到一个时间长度内的睡眠分期;统计所有时间长度的睡眠分期获得整个睡眠时间内的睡眠分期。本发明还公开了可穿戴式睡眠分期检测装置。本发明融合了人体睡眠过程中的腕动加速度信息和心率变异信息,可提高睡眠分期准确性,增强敏感性。



1. 一种睡眠分期检测方法,其特征在于,依次包括以下步骤:

S1、采集人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据;

S2、将心率变异信号和三轴加速度数据按时间长度划分,对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取若干特征参数,所述特征参数包括对心率变异信号提取总体标准差与差值均方根的比值 $C_1$ 、基于阈值的心率加速变化指数 $C_2$ 和将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度 $C_3$ 以及对三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值 $C_4$ 、标准差 $C_5$ 和零点穿越数 $C_6$ ;

S3、将步骤S2获得的一个时间长度内的特征参数输入睡眠分期预测模型,得到一个时间长度内的睡眠分期;所述睡眠分期预测模型是根据所述特征参数与睡眠分期关系预先建立的;

S4、统计所有时间长度的睡眠分期获得整个睡眠时间内的睡眠分期。

2. 根据权利要求1所述的睡眠分期检测方法,其特征在于,所述特征参数 $C_2$ 由以下步骤提取:

S221、计算心率变异信号序列 $RR(n)$ 的一阶差分 $DRR(n) = RR(n+1) - RR(n)$ ;

S222、给定阈值 $T$ ,将序列 $DRR(n)$ 进行符号化,得到符号序列 $SDRR(n)$ ,

$$SDRR(n) = \begin{cases} 1, & DRR(n) \geq T \\ -1, & DRR(n) < T \end{cases}$$

S223、设序列 $SDRR(n)$ 的长度为 $N$ ,从 $n=1$ 到 $N-1$ 遍历整个序列,并按顺序记录所有符合 $SDRR(n) \neq SDRR(n+1)$ 条件的 $n$ 值,组成新的序列 $SC(m)$ ;

S224、求序列 $SC(m)$ 的一阶差分序列 $DSC(m) = SC(m+1) - SC(m)$ ;

S225、设 $DSC(m)$ 序列中等于1的点的个数为 $k$ ,总长度为 $M$ ,特征参数 $C_2 = k/M$ ;

所述特征参数 $C_3$ 由以下步骤提取:S231、将心率变异信号组成的时间序列中的点定义为网络节点,根据其幅度画出相应高度的直方条,然后判断节点的连接性,若两个节点对应的直方条之间可以画出一条水平的连线,且被位于两者之间的其他直方条截断的次数 $n \leq 1$ ,则认为两个节点间存在连接,据此将心率变异信号组成的时间序列映射为一个网络图,所述网络图中各节点的度的平均值为特征参数 $C_3$ ,所述节点的度为该节点所连的边数。

3. 根据权利要求1所述的睡眠分期检测方法,其特征在于,所述特征参数 $C_6$

由以下步骤提取:

S261、计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ,

$$S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}, x_i, y_i, z_i \text{ 分别为 } x \text{ 轴、} y \text{ 轴和 } z \text{ 轴方向的加速度值};$$

S262、对当前时间长度内所有 $S(i)$ ,统计 $S(i) * S(i+1) < 0$ 的次数即为 $C_6$ 。

4. 根据权利要求2所述的睡眠分期检测方法,其特征在于,所述特征参数包括将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的度分布熵 $C_7$ 以及基于三轴加速度幅度均方根值的加速度分布熵 $C_8$ ,

所述特征参数 $C_7$ 由以下步骤提取:

S271、对各节点的度分布进行直方图统计,得到不同的度 $k$ 的分布频率 $p(k)$ ,度分布熵 $C_7$ 为:

$$C_7 = - \sum_{k=1}^{\max(k)} p(k) \times \log(p(k)),$$

所述特征参数 $C_8$ 由以下步骤提取：

S281、计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ，

$$S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}, x_i, y_i, z_i \text{ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值；}$$

S282、对 $S(i)$ 幅度值的分布进行直方图统计，划分区间为 $N$ ，得到不同的幅度区间内的分布率，设第 $k$ 个区间的分布率为 $p_s(k)$ ，加速度分布熵 $C_8$ 为：

$$C_8 = - \sum_{k=1}^N p_s(k) \times \log(p_s(k))$$

5. 根据权利要求2所述的睡眠分期检测方法，其特征在于，所述特征参数包括将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的特征路径长度 $C_9$ 以及基于三轴加速度幅度均方根值的归一化子频带能量 $C_{10}$ ，

所述特征参数 $C_9$ 由以下步骤提取：

$$S291、C_9 = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} d_{ij}, V \text{ 为所构造的网络图的节点集合, } N \text{ 为图中包含的节点数,}$$

$d_{ij}$ 为节点 $i$ 和 $j$ 之间的最短路径长度；

所述特征参数 $C_{10}$ 由以下步骤提取：

S2101、计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ，

$$S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}, x_i, y_i, z_i \text{ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值；}$$

S2102、采用Welch算法计算 $S(i)$ 序列的功率谱密度，并得到 $0.4\text{Hz} \sim 3\text{Hz}$ 范围内的相对于总功率的归一化功率值即为 $C_{10}$ 。

6. 根据权利要求1所述的睡眠分期检测方法，其特征在于，所述步骤S2、将心率变异信号和三轴加速度数据按时间长度划分前包括信号预处理，所述信号预处理包括对心率变异信号，去除由于心搏漏检、误检及异位搏动造成的异常心搏间期，保留窦性心律；对三轴加速度数据进行带通滤波抑制噪声处理。

7. 根据权利要求1所述的睡眠分期检测方法，其特征在于，所述睡眠分期预测模型基于随机森林算法建立。

8. 一种可穿戴式睡眠分期检测装置，其特征在于，包括：信号采集模块、信号划分模块和睡眠分期检测模块，所述信号采集模块包括用于采集人体心率变异信号的光电心率检测模块和用于采集腕动三轴加速度数据的三轴加速度检测模块，信号划分模块将一定时间长度内心率变异信号和三轴加速度数据发送给睡眠分期检测模块，所述睡眠分期检测模块包括特征提取模块和基于睡眠分期预测模型的分期结果输出模块，所述特征提取模块包括第一特征提取模块、第二特征提取模块、第三特征提取模块、第四特征提取模块、第五特征提取模块、第六特征提取模块；所述特征提取模块向分期结果输出模块发送提取的特征参数，

所述第一特征提取模块根据心率变异信号计算总体标准差与差值均方根的比值为特征参数 $C_1$ ；

所述第二特征提取模块根据心率变异信号计算基于阈值的心率加速变化指数为特征

参数 $C_2$ ;包括计算心率变异信号序列 $RR(n)$ 的一阶差分 $DRR(n) = RR(n+1) - RR(n)$ ;给定阈值 $T$ ,将序列 $DRR(n)$ 进行符号化,得到符号序列 $SDRR(n)$ ,

$$SDRR(n) = \begin{cases} 1, & DRR(n) \geq T \\ -1, & DRR(n) < T \end{cases},$$

设序列 $SDRR(n)$ 的长度为 $N$ ,从 $n=1$ 到 $N-1$ 遍历整个序列,并按顺序记录所有符合 $SDRR(n) \neq SDRR(n+1)$ 条件的 $n$ 值,组成新的序列 $SC(m)$ ;求序列 $SC(m)$ 的一阶差分序列 $DSC(m) = SC(m+1) - SC(m)$ ;设 $DSC(m)$ 序列中等于1的点的个数为 $k$ ,总长度为 $M$ , $C_2 = k/M$ ;

所述第三特征提取模块计算心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度为特征参数 $C_3$ ;包括将心率变异信号组成的时间序列中的点定义为网络节点,根据其幅度画出相应高度的直方条,然后判断节点的连接性,若两个节点对应的直方条之间可以画出一条水平的连线,且被位于两者之间的其他直方条截断的次数 $n \leq 1$ ,则认为两个节点间存在连接,据此将心率变异信号组成的时间序列映射为一个网络图,所述网络图中各节点的度的平均值为 $C_3$ ,所述节点的度为该节点所连的边数;

所述第四特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值为特征参数 $C_4$ ;

所述第五特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的标准差为特征参数 $C_5$ ;

所述第六特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的零点穿越数为特征参数 $C_6$ ;包括计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ , $S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}$ , $x_i, y_i, z_i$ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值;对当前时间长度内所有 $S(i)$ ,统计 $S(i) * S(i+1) < 0$ 的次数为 $C_6$ ;

所述分期结果输出模块向睡眠分期预测模型输入特征参数,由睡眠分期预测模型输出到睡眠分期结果。

9. 根据权利要求8所述的可穿戴式睡眠分期检测装置,其特征在于,所述特征提取模块包括第七特征提取模块和第八特征提取模块,

所述第七特征提取模块计算心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的度分布熵 $C_7$ ;包括对各节点的度分布进行直方图统计,得到不同的度 $k$ 的分布频率 $p(k)$ ,度分布熵 $C_7$ 为:

$$C_7 = - \sum_{k=1}^{\max(k)} p(k) \times \log(p(k)),$$

所述第八特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的加速度分布熵 $C_8$ ;包括计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ , $S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}$ , $x_i, y_i, z_i$ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值;对 $S(i)$ 幅度值的分布进行直方图统计,划分区间为 $N$ ,得到不同的幅度区间内的分布率,设第 $k$ 个区间的分布率为 $p_s(k)$ ,加速度分布熵 $C_8$ 为:

$$C_8 = - \sum_{k=1}^N p_s(k) \times \log(p_s(k)).$$

10. 根据权利要求8所述的可穿戴式睡眠分期检测装置,其特征在于,所述特征提取模块包括第九特征提取模块和第十特征提取模块,

所述第九特征提取模块计算心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的特征路径长度 $C_9$ ;

$$C_9 = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} d_{ij},$$

节点 $i$ 和 $j$ 之间的最短路径长度;

所述第十特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的归一化子频带能量 $C_{10}$ ;包括计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ,

$S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}$ ,  $x_i, y_i, z_i$ 分别为 $x$ 轴、 $y$ 轴和 $z$ 轴方向的加速度值;采用Welch算法计算 $S(i)$ 序列的功率谱密度,并得到 $0.4\text{Hz} \sim 3\text{Hz}$ 范围内的相对于总功率的归一化功率值即为 $C_{10}$ 。

11. 根据权利要求8所述的可穿戴式睡眠分期检测装置,其特征在于,信号采集模块包括第一显示模块,所述采集的人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据由第一显示模块显示,所述睡眠分期检测模块包括第二显示模块,所述睡眠分期结果由第二显示模块显示。

12. 根据权利要求8所述的可穿戴式睡眠分期检测装置,其特征在于,所述睡眠分期检测模块包括信号预处理模块,所述信号预处理模块将接收的心率变异信号和三轴加速度数据进行信号预处理并发送给信号划分模块,所述信号预处理包括对心率变异信号,去除由于心搏漏检、误检及异位搏动造成的异常心搏间期,保留窦性心律;对三轴加速度数据进行带通滤波抑制噪声处理。

## 一种睡眠分期方法及可穿戴式睡眠分期检测装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种睡眠分期方法及分期检测装置,尤其是涉及一种睡眠分期检测方法及其可穿戴式睡眠分期检测装置。

### 背景技术

[0002] 睡眠是一种重要的生理活动,对于人体的物理和精神方面的自我恢复具有非常关键的作用。近年来,随着社会节奏的加快,人们的工作、生活压力日益加大,睡眠质量下降成为许多人面临的问题,严重影响了身心健康。

[0003] 对睡眠质量进行评价的基础和前提是睡眠的分期。根据美国睡眠医学学会(American Academy of Sleep Medicine,AASM)发布的规范,睡眠过程具体可以分为醒觉(Wakefulness,W),非快速眼动期(non-rapid eye movement,NREM)和快速眼动期(rapid eye movement,REM)。其中,NREM阶段根据不同脑电特征所体现的睡眠深度又可分为N1,N2,N3三个阶段。在一些研究中,通常将N1和N2阶段统称为浅睡眠(light sleep,LS),而N3阶段被称为深睡眠(deep sleep,DS)或慢波睡眠(slow wave sleep,SWS)。

[0004] 准确的睡眠分期对于睡眠质量的评估及睡眠相关疾病的诊断都具有重要的意义。目前国际公认的用于睡眠分期的金标准是以脑电为基础的多导睡眠图(polysomnography,PSG)监测。对PSG监测结果进行睡眠分期,一般以脑电波形为主,结合其他信号进行人工判读,需要很大的工作量,且有赖于判读者的个人经验,往往夹带有主观因素,缺乏一致性客观标准。此外,PSG监测通常需要在医院专门的睡眠实验室中进行,费用高,设备复杂,在病人身上放置的电极和传感器较多,需要专业操作,给病人带来的生理心理负荷大,常常会干扰其正常睡眠。

[0005] 对于以日常健康监测为目标的普通人群,更适合的睡眠评估监测手段是便携化、低成本、不影响睡眠的非专业级设备,相应的信号来源也以方便采集的非脑电信号为主。目标是提供具有一定准确性和参考价值的睡眠质量检测结果,从而对培养良好的生活习惯或及时发现疾病隐患起到一定的帮助。最近几年逐渐流行起来的可穿戴设备(智能手环、智能手表等)正是实现这一功能的良好载体。

[0006] 目前,国内外主流的智能手环等可穿戴设备,均配备了MEMS三轴加速度传感器,主要通过对手腕运动信息的检测来实现基本的睡眠-觉醒时间统计、浅睡-深睡时间统计等功能。但是,通过单一的加速度信息对睡眠进行检测和分期,难以获得更高的准确性。

[0007] 此外,以往研究证实,心率变异性(Heart rate variability,HRV)和人体自主神经的活动密切相关,和睡眠也有着密切的联系,睡眠中HRV呈现出和脑电类似的周期性变化,HRV的信号特征在不同的睡眠期也都有其特点,因此HRV也是获得睡眠信息的重要途径。但是,心率变异性参数主要包括时域、频域和非线性参数,仅有部分参数被证实与睡眠分期有相关性,现有的基于心率变异性的睡眠自动分期方法,与PSG相比较,准确率并不是很高。

### 发明内容

[0008] 针对现有技术的不足,本发明的目的是提供一种睡眠分期检测方法,提高睡眠自动分期检测的准确率以获得准确的睡眠分期。本发明的另一个目的是提供可穿戴式睡眠分期检测装置。

[0009] 本发明技术方案如下:一种睡眠分期检测方法,依次包括以下步骤:

[0010] S1、采集人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据;

[0011] S2、将心率变异信号和三轴加速度数据按时间长度划分,对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取若干特征参数,所述特征参数包括对心率变异信号提取总体标准差与差值均方根的比值 $C_1$ 、基于阈值的心率加速变化指数 $C_2$ 和将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度 $C_3$ 以及对三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值 $C_4$ 、标准差 $C_5$ 和零点穿越数 $C_6$ ;

[0012] S3、将步骤S2获得的一个时间长度内的特征参数输入睡眠分期预测模型,得到一个时间长度内的睡眠分期;所述睡眠分期预测模型是根据所述特征参数与睡眠分期关系预先建立的;

[0013] S4、统计所有时间长度的睡眠分期获得整个睡眠时间内的睡眠分期。

[0014] 进一步的,所述特征参数 $C_2$ 由以下步骤提取:

[0015] S221、计算心率变异信号序列 $RR(n)$ 的一阶差分 $DRR(n) = RR(n+1) - RR(n)$ ;

[0016] S222、给定阈值 $T$ ,将序列 $DRR(n)$ 进行符号化,得到符号序列 $SDRR(n)$ ,

$$[0017] \quad SDRR(n) = \begin{cases} 1, & DRR(n) \geq T \\ -1, & DRR(n) < T \end{cases},$$

[0018] S223、设序列 $SDRR(n)$ 的长度为 $N$ ,从 $n=1$ 到 $N-1$ 遍历整个序列,并按顺序记录所有符合 $SDRR(n) \neq SDRR(n+1)$ 条件的 $n$ 值,组成新的序列 $SC(m)$ ;

[0019] S224、求序列 $SC(m)$ 的一阶差分序列 $DSC(m) = SC(m+1) - SC(m)$ ;

[0020] S225、设 $DSC(m)$ 序列中等于1的点的个数为 $k$ ,总长度为 $M$ ,特征参数 $C_2 = k/M$ ;

[0021] 所述特征参数 $C_3$ 由以下步骤提取:S231、将心率变异信号组成的时间序列中的点定义为网络节点,根据其幅度画出相应高度的直方条,然后判断节点的连接性,若两个节点对应的直方条之间可以画出一条水平的连线,且被位于两者之间的其他直方条截断的次数 $n \leq 1$ ,则认为两个节点间存在连接,据此将心率变异信号组成的时间序列映射为一个网络图,所述网络图中各节点的度的平均值为特征参数 $C_3$ ,所述节点的度为该节点所连的边数。

[0022] 进一步的,所述特征参数 $C_6$ 由以下步骤提取:

[0023] S261、计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ,

$$S(i) = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}, x_i, y_i, z_i \text{ 分别为 } x \text{ 轴、} y \text{ 轴和 } z \text{ 轴方向的加速度值};$$

[0024] S262、对当前时间长度内所有 $S(i)$ ,统计 $S(i) * S(i+1) < 0$ 的次数即为 $C_6$ 。

[0025] 为了提高睡眠分期准确率,增强敏感性,进一步的,所述特征参数包括将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的度分布熵 $C_7$ 以及基于三轴加速度幅度均方根值的加速度分布熵 $C_8$ ,

[0026] 所述特征参数 $C_7$ 由以下步骤提取:

[0027] S271、对各节点的度分布进行直方图统计,得到不同的度 $k$ 的分布频率 $p(k)$ ,度分布熵 $C_7$ 为:

$$[0028] \quad C_7 = - \sum_{k=1}^{\max(k)} p(k) \times \log(p(k)),$$

[0029] 所述特征参数 $C_8$ 由以下步骤提取:

[0030] S281、计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ,

$$S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}, x_i, y_i, z_i \text{ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值};$$

[0031] S282、对 $S(i)$ 幅度值的分布进行直方图统计,划分区间为 $N$ ,得到不同的幅度区间内的分布率,设第 $k$ 个区间的分布率为 $p_s(k)$ ,加速度分布熵 $C_8$ 为:

$$[0032] \quad C_8 = - \sum_{k=1}^N p_s(k) \times \log(p_s(k))$$

[0033] 进一步的,所述特征参数包括将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的特征路径长度 $C_9$ 以及基于三轴加速度幅度均方根值的归一化子频带能量 $C_{10}$ ,

[0034] 所述特征参数 $C_9$ 由以下步骤提取:

$$[0035] \quad S291、C_9 = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} d_{ij}, V \text{ 为所构造的网络图的节点集合, } N \text{ 为图中包含的节点数, } d_{ij} \text{ 为节点 } i \text{ 和 } j \text{ 之间的最短路径长度};$$

[0036] 所述特征参数 $C_{10}$ 由以下步骤提取:

[0037] S2101、计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ,

$$S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}, x_i, y_i, z_i \text{ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值};$$

[0038] S2102、采用Welch算法计算 $S(i)$ 序列的功率谱密度,并得到0.4Hz~3Hz范围内的相对于总功率的归一化功率值即为 $C_{10}$ 。

[0039] 优选的,所述步骤S2将心率变异信号和三轴加速度数据按时间长度划分前包括信号预处理,所述信号预处理包括对心率变异信号,去除由于心搏漏检、误检及异位搏动造成的异常心搏间期,保留窦性心律;对三轴加速度数据进行带通滤波抑制噪声处理。

[0040] 优选的,所述睡眠分期预测模型基于随机森林算法建立。

[0041] 本发明的另一个技术方案是,一种可穿戴式睡眠分期检测装置,包括:信号采集模块、信号划分模块和睡眠分期检测模块,所述信号采集模块包括用于采集人体心率变异信号的光电心率检测模块和用于采集腕动三轴加速度数据的三轴加速度检测模块,信号划分模块将一定时间长度内心率变异信号和三轴加速度数据发送给睡眠分期检测模块,所述睡眠分期检测模块包括特征提取模块和基于睡眠分期预测模型的分期结果输出模块,所述特征提取模块包括第一特征提取模块、第二特征提取模块、第三特征提取模块、第四特征提取模块、第五特征提取模块、第六特征提取模块;所述特征提取模块向分期结果输出模块发送提取的特征参数,

[0042] 所述第一特征提取模块根据心率变异信号计算总体标准差与差值均方根的比值为特征参数 $C_1$ ;

[0043] 所述第二特征提取模块根据心率变异信号计算基于阈值的心率加速变化指数为特征参数 $C_2$ ;包括计算心率变异信号序列 $RR(n)$ 的一阶差分 $DRR(n) = RR(n+1) - RR(n)$ ;给定阈值 $T$ ,将序列 $DRR(n)$ 进行符号化,得到符号序列 $SDRR(n)$ ,

$$[0044] \quad SDRR(n) = \begin{cases} 1, & DRR(n) \geq T \\ -1, & DRR(n) < T \end{cases},$$

[0045] 设序列SDRR(n)的长度为N,从n=1到N-1遍历整个序列,并按顺序记录所有符合SDRR(n)≠SDRR(n+1)条件的n值,组成新的序列SC(m);求序列SC(m)的一阶差分序列DSC(m)=SC(m+1)-SC(m);设DSC(m)序列中等于1的点的个数为k,总长度为M,C<sub>2</sub>=k/M;

[0046] 所述第三特征提取模块计算心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度为特征参数C<sub>3</sub>;包括将心率变异信号组成的时间序列中的点定义为网络节点,根据其幅度画出相应高度的直方条,然后判断节点的连接性,若两个节点对应的直方条之间可以画出一条水平的连线,且被位于两者之间的其他直方条截断的次数n≤1,则认为两个节点间存在连接,据此将心率变异信号组成的时间序列映射为一个网络图,所述网络图中各节点的度的平均值为C<sub>3</sub>,所述节点的度为该节点所连的边数;

[0047] 所述第四特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值为特征参数C<sub>4</sub>;

[0048] 所述第五特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的标准差为特征参数C<sub>5</sub>;

[0049] 所述第六特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的零点穿越数为特征参数C<sub>6</sub>;包括计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列S(i), $S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}$ ,x<sub>i</sub>,y<sub>i</sub>,z<sub>i</sub>分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值;对当前时间长度内所有S(i),统计S(i)\*S(i+1)<0的次数为C<sub>6</sub>;

[0050] 所述分期结果输出模块向睡眠分期预测模型输入特征参数,由睡眠分期预测模型输出到睡眠分期结果。

[0051] 进一步的,所述特征提取模块包括第七特征提取模块和第八特征提取模块,

[0052] 所述第七特征提取模块计算心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的度分布熵C<sub>7</sub>;包括对各节点的度分布进行直方图统计,得到不同的度k的分布频率p(k),度分布熵C<sub>7</sub>为:

$$[0053] \quad C_7 = - \sum_{k=1}^{\max(k)} p(k) \times \log(p(k)),$$

[0054] 所述第八特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的加速度分布熵C<sub>8</sub>;包括计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列S(i), $S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}$ ,x<sub>i</sub>,y<sub>i</sub>,z<sub>i</sub>分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值;对S(i)幅度值的分布进行直方图统计,划分区间为N,得到不同的幅度区间内的分布率,设第k个区间的分布率为p<sub>s</sub>(k),加速度分布熵C<sub>8</sub>为:

$$[0055] \quad C_8 = - \sum_{k=1}^N p_s(k) \times \log(p_s(k)).$$

[0056] 进一步的,所述特征提取模块包括第九特征提取模块和第十特征提取模块,

[0057] 所述第九特征提取模块计算心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的特征路径长度C<sub>9</sub>;

[0058]  $C_9 = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} d_{ij}$ ,  $V$  为所构造的网络图的节点集合,  $N$  为图中包含的节点数,

$d_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的最短路径长度;

[0059] 所述第十特征提取模块根据三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的归一化子频带能量  $C_{10}$ ; 包括计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列  $S(i)$ ,  $S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2}$ ,  $x_i, y_i, z_i$  分别为  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴方向的加速度值; 采用 Welch 算法计算  $S(i)$  序列的功率谱密度, 并得到  $0.4\text{Hz} \sim 3\text{Hz}$  范围内的相对于总功率的归一化功率值即为  $C_{10}$ 。

[0060] 进一步的, 信号采集模块包括第一显示模块, 所述采集的人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据由第一显示模块显示, 所述睡眠分期检测模块包括第二显示模块, 所述睡眠分期结果由第二显示模块显示。

[0061] 进一步的, 所述睡眠分期检测模块包括信号预处理模块, 所述信号预处理模块将接收的心率变异信号和三轴加速度数据进行信号预处理并发送给信号划分模块, 所述信号预处理包括对心率变异信号, 去除由于心搏漏检、误检及异位搏动造成的异常心搏间期, 保留窦性心律; 对三轴加速度数据进行带通滤波抑制噪声处理。

[0062] 本发明所提供的技术方案的优点在于: 本发明融合了人体睡眠过程中的腕动加速度信息和心率变异信息, 提取对应的多个线性和非线性参数进行睡眠分期判断, 避免了单种类特征参数判断引起的不稳定性。该方法可有效地提高自动睡眠分期系统准确性和稳定性, 计算简单, 敏感性强, 可应用于日常健康检测中的睡眠质量评估等场景。

## 附图说明

[0063] 图1是实施例1可穿戴式睡眠分期检测装置的结构示意图。

[0064] 图2是实施例1采用的睡眠分期检测方法的流程示意图。

[0065] 图3是实施例2可穿戴式睡眠分期检测装置的结构示意图。

[0066] 图4是实施例2采用的睡眠分期检测方法的流程示意图。

[0067] 图5是实施例3可穿戴式睡眠分期检测装置的结构示意图。

[0068] 图6是实施例3采用的睡眠分期检测方法的流程示意图。

## 具体实施方式

[0069] 下面结合实施例对本发明作进一步说明, 但不作为对本发明的限定。

[0070] 请结合图1、图2所示, 实施例1可穿戴式睡眠分期检测装置包括: 信号采集模块  $M01$ 、信号划分模块  $M02$  和睡眠分期检测模块  $M03$ 。其中信号采集模块  $M01$  为采集端, 包括用于采集人体心率变异信号的光电心率检测模块  $M04$  和用于采集腕动三轴加速度数据的三轴加速度检测模块  $M05$ 。

[0071] 光电心率检测模块  $M04$  采用带环境光抑制功能的完全集成式光度测量芯片  $ADPD142RG$  (具备完整的光度测量前端, 集成光电传感器、电流源和  $LED$ ), 采用光电容积脉搏描记法 (photoplethysmography, PPG) 获取心搏信息。

[0072] 三轴加速度检测模块  $M05$  使用低功耗三轴数字输出  $MEMS$  加速度计  $ADXL362$ , 可以对

X,Y,Z三个方向的加速度进行测量。

[0073] 信号采集模块M01还包括一个主控制器M06,主控制器M06采用T1公司的低功耗无线微控制器CC2640R2F,支持蓝牙4.2和5.0通信协议。光电心率检测模块M04经内部高精度AD转换后通过I<sup>2</sup>C接口输出至主控制器M06,并在主控制器M06中对脉搏波的峰点、起始点进行检测,实现脉搏波周期的连续提取,用于表征对应的心搏间期。三轴加速度检测模块M05通过芯片内部的12位高精度ADC直接转换为数字信号,通过SPI接口输出至主控制器M06,采样率设置为100Hz。

[0074] 主控制器M06包含了无线传输模块,通过该无线传输模块向睡眠检测分析终端发送心率变异信号和三轴加速度数据。

[0075] 睡眠检测分析终端可采用一台运行Android操作系统的平板电脑,包括了信号划分模块M02和睡眠分期检测模块M03,睡眠分期检测模块M03包括特征提取模块M07和基于睡眠分期预测模型的分期结果输出模块M08,特征提取模块M07包括第一特征提取模块M07a、第二特征提取模块M07b、第三特征提取模块M07c、第四特征提取模块M07d、第五特征提取模块M07e、第六特征提取模块M07f。该睡眠检测分析终端运行相应的睡眠分期检测方法软件进行睡眠分期。

[0076] 具体的睡眠分期检测方法,依次包括以下步骤:

[0077] S1、采集端在整个睡眠过程中以一定的采样率连续采集人体心率变异信号和腕动三轴加速度,并向睡眠检测分析终端发送;

[0078] S2、睡眠检测分析终端接收数据将心率变异信号和三轴加速度数据,通过信号划分模块M02按30s时间长度划分,特征提取模块M07对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取六个特征参数,包括第一特征提取模块M07a对心率变异信号提取总体标准差与差值均方根的比值,记为特征参数C<sub>1</sub>、第二特征提取模块M07b提取基于阈值的心率加速变化指数,记为特征参数C<sub>2</sub>和第三特征提取模块M07c将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度记为特征参数C<sub>3</sub>、第四特征提取模块M07d、第五特征提取模块M07e、第六特征提取模块M07f对三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值C<sub>4</sub>、标准差C<sub>5</sub>和零点穿越数C<sub>6</sub>;

[0079] 其中,基于心率变异信号的特征参数C<sub>1</sub>,对其进行计算提取的具体方法为:

[0080] S211、计算原始心率变异信号序列RR(n)的总体标准差

$$[0081] \quad SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (RR(n) - \overline{RR})^2}{N}} \quad (1)$$

[0082] 式中N表示序列的长度, $\overline{RR}$ 表示序列的平均值。

[0083] S212、计算原始心率变异信号序列RR(n)的差值均方根

$$[0084] \quad RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N-1} (RR(n+1) - RR(n))^2}{N-1}} \quad (2)$$

[0085] 式中N表示序列的长度。

[0086] S213、特征参数C<sub>1</sub>为总体标准差与差值均方根的比值,即

$$[0087] \quad C_1 = SDNN/RMSSD \quad (3)$$

[0088] 基于心率变异信号的特征参数 $C_2$ ,对其进行计算提取的具体方法为:

[0089] S221、计算原始心率变异信号序列 $RR(n)$ 的一阶差分

[0090]  $DRR(n) = RR(n+1) - RR(n)$  (4)

[0091] S222、给定阈值 $T=10ms$ ,将序列 $DRR(n)$ 进行符号化,得到符号序列 $SDRR(n)$ ,即

$$[0092] \quad SDRR(n) = \begin{cases} 1, & DRR(n) \geq T \\ -1, & DRR(n) < T \end{cases} \quad (5)$$

[0093] S223、设序列 $SDRR(n)$ 的长度为 $N$ ,从 $n=1$ 到 $N-1$ 遍历整个序列,并按顺序记录所有符合 $SDRR(n) \neq SDRR(n+1)$ 条件的 $n$ 值,组成新的序列 $SC(m)$

[0094] S224、求序列 $SC(m)$ 的一阶差分序列

[0095]  $DSC(m) = SC(m+1) - SC(m)$  (6)

[0096] S225、设 $DSC(m)$ 序列中等于1的点的个数为 $k$ ,总长度为 $M$ ,则特征参数 $C_2$ 为:

[0097]  $C_2 = k/M$  (7)

[0098] 基于心率变异信号的特征参数 $C_3$ ,对其进行计算提取的具体方法为:

[0099] S231、将心率变异信号组成的时间序列中的点定义为网络节点,根据其幅度画出相应高度的直方条,然后判断节点的连接性,若两个节点对应的直方条之间可以画出一条水平的连线,且被位于两者之间的其他直方条截断的次数 $n \leq 1$ ,则认为两个节点间存在连接,据此将心率变异信号组成的时间序列映射为一个网络图,网络图中各节点的度的平均值为特征参数 $C_3$ ,节点的度为该节点所连的边数。

[0100] 基于加速度信号的特征参数 $C_4$ ,对其进行计算提取的具体方法为:

[0101] S241、计算当前时间段内各三轴加速度采样点的幅度均方根值

$$[0102] \quad S(i) = \sqrt{|x_i|^2 + |y_i|^2 + |z_i|^2} \quad (8)$$

[0103] 式中 $x_i, y_i, z_i$ 分别为x轴、y轴和z轴方向的加速度值。

[0104] S242、计算 $S(i)$ 的平均值作为特征参数 $C_4$

$$[0105] \quad C_4 = \frac{\sum_{i=1}^N S(i)}{N} \quad (9)$$

[0106] 式中 $N$ 表示序列 $S(i)$ 的长度。

[0107] 基于加速度信号的特征参数 $C_5$ ,对其进行计算提取的具体方法为:

[0108] S251、根据公式(8)计算当前时间段内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ;

[0109] S252、计算 $S(i)$ 的标准差作为特征参数 $C_5$

$$[0110] \quad C_5 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (S(i) - C_4)^2}{N}} \quad (10)$$

[0111] 式中 $N$ 表示序列 $S(i)$ 的长度。

[0112] 基于加速度信号的特征参数 $C_6$ ,对其进行计算提取的具体方法为:

[0113] S261、根据公式(8)计算当前时间段内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ;

[0114] S262、对当前时间长度内所有 $S(i)$ ，统计 $S(i) * S(i+1) < 0$ 的次数即为 $C_6$ 。

[0115] S3、将步骤S2获得的一个时间长度内的六个特征参数输入分期结果输出模块M08的睡眠分期预测模型，得到一个时间长度内的睡眠分期；睡眠分期预测模型是根据特征参数与睡眠分期关系预先建立的；其中睡眠分期预测模型是采用随机森林算法进行训练得到的。随机森林是一个包含多个决策树的分类器，并且其输出的类别是由个别树输出的类别的众数而定。随机森林算法是一种有监督的机器学习算法，基于随机森林算法的睡眠分期预测模型的构建，需要通过训练过程来实现。给定一组已知睡眠分期的训练样例，对各决策树进行训练，从而得到基于加速度及心率变异特征的自动睡眠分期预测模型参数，然后用于对新的未知数据进行自动睡眠分期。

[0116] S4、统计所有时间长度的睡眠分期获得整个睡眠时间内的睡眠分期，并最终由平板电脑显示屏显示结果。

[0117] 请结合图3、图4所示，实施例2可穿戴式睡眠分期检测装置在实施例1的基础上，在采集端增加显示屏作为第一显示模块M09，与主控制器M06连接，显示人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据。睡眠检测分析终端的平板电脑显示屏为第二显示模块M10。在睡眠检测分析终端增加信号预处理模块M11，由信号预处理模块M11将预处理后的心率变异信号和三轴加速度数据进行信号发送给信号划分模块M02。睡眠检测分析终端的特征提取模块M07由六个增加为八个。

[0118] 具体的睡眠分期检测方法与实施例1的不同之处在于：

[0119] S2、睡眠检测分析终端的信号预处理模块M11接收数据进行信号预处理，信号预处理包括对心率变异信号，去除由于心搏漏检、误检及异位搏动造成的异常心搏间期，保留窦性心律；对三轴加速度数据进行带通滤波抑制噪声处理。将信号预处理后的心率变异信号和三轴加速度数据，通过信号划分模块M02按30s时间长度划分，特征提取模块M07对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取八个特征参数，包括第一特征提取模块M07a对心率变异信号提取总体标准差与差值均方根的比值，记为特征参数 $C_1$ 、第二特征提取模块M07b提取基于阈值的心率加速变化指数，记为特征参数 $C_2$ 和第三特征提取模块M07c心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度记为特征参数 $C_3$ 、第四特征提取模块M07d、第五特征提取模块M07e、第六特征提取模块M07f对三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值 $C_4$ 、标准差 $C_5$ 和零点穿越数 $C_6$ ；还包括第七特征提取模块M07g将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的度分布熵 $C_7$ 和第八特征提取模块M07h基于三轴加速度幅度均方根值的加速度分布熵 $C_8$ 。

[0120] 基于心率变异信号的特征参数 $C_7$ 由以下步骤提取：

[0121] S271、对各节点的度分布进行直方图统计，得到不同的度 $k$ 的分布频率 $p(k)$ ，度分布熵 $C_7$ 为：

$$[0122] \quad C_7 = - \sum_{k=1}^{\max(k)} p(k) \times \log(p(k)) \quad (11)$$

[0123] 基于加速度信号的特征参数 $C_8$ 由以下步骤提取：

[0124] S281、根据公式(8)计算当前时间段内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ；

[0125] S282、对 $S(i)$ 幅度值的分布进行直方图统计，划分区间为 $N$ ，得到不同的幅度区间

内的分布率,设第k个区间的分布率为 $p_s(k)$ ,加速度分布熵 $C_8$ 为:

[0126]

$$C_8 = -\sum_{k=1}^N p_s(k) \times \log(p_s(k)) \quad (12)$$

[0127] S3、将步骤S2获得的一个时间长度内的八个特征参数输入睡眠分期预测模型,得到一个时间长度内的睡眠分期;其余步骤同实施例1,不再赘述。

[0128] 请结合图3、图4所示,实施例3可穿戴式睡眠分期检测装置在实施例2的基础上,睡眠检测分析终端的特征提取模块M07由八个增加为十个。

[0129] 具体的睡眠分期检测方法与实施例2的不同之处在于:

[0130] S2、睡眠检测分析终端的信号预处理模块M11接收数据进行信号预处理,信号预处理包括对心率变异信号,去除由于心搏漏检、误检及异位搏动造成的异常心搏间期,保留窦性心律;对三轴加速度数据进行带通滤波抑制噪声处理。将信号预处理后的心率变异信号和三轴加速度数据,通过信号划分模块M02按30s时间长度划分,特征提取模块M07对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取八个特征参数,包括第一特征提取模块M07a对心率变异信号提取总体标准差与差值均方根的比值,记为特征参数 $C_1$ 、第二特征提取模块M07b提取基于阈值的心率加速变化指数,记为特征参数 $C_2$ 和第三特征提取模块M07c心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的平均度记为特征参数 $C_3$ 、第四特征提取模块M07d、第五特征提取模块M07e、第六特征提取模块M07f对三轴加速度数据提取基于三轴加速度幅度均方根值的平均值 $C_4$ 、标准差 $C_5$ 和零点穿越数 $C_6$ ;还包括第七特征提取模块M07g将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的度分布熵 $C_7$ 和第八特征提取模块M07h基于三轴加速度幅度均方根值的加速度分布熵 $C_8$ ;第九特征提取模块M07i将心率变异信号构建为有限穿越水平可视图后得到的特征路径长度 $C_9$ 以及第十特征提取模块M07j基于三轴加速度幅度均方根值的归一化子频带能量 $C_{10}$ 。

[0131] 基于心率变异信号的特征参数 $C_9$ 由以下步骤提取:

[0132]

$$S291、C_9 = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} d_{ij} \quad (13)$$

[0133]  $V$ 为所构造的网络图的节点集合, $N$ 为图中包含的节点数, $d_{ij}$ 为节点 $i$ 和 $j$ 之间的最短路径长度;

[0134] 基于加速度信号的特征参数 $C_{10}$ 由以下步骤提取:

[0135] S2101、根据公式(8)计算当前时间长度内各三轴加速度采样点的幅度均方根值序列 $S(i)$ ;

[0136] S2102、采用Welch算法计算 $S(i)$ 序列的功率谱密度,并得到0.4Hz~3Hz范围内的相对于总功率的归一化功率值即为 $C_{10}$ ;

[0137] S3、将步骤S2获得的一个时间长度内的十个特征参数输入睡眠分期预测模型,得到一个时间长度内的睡眠分期;其余步骤同实施例1,不再赘述。

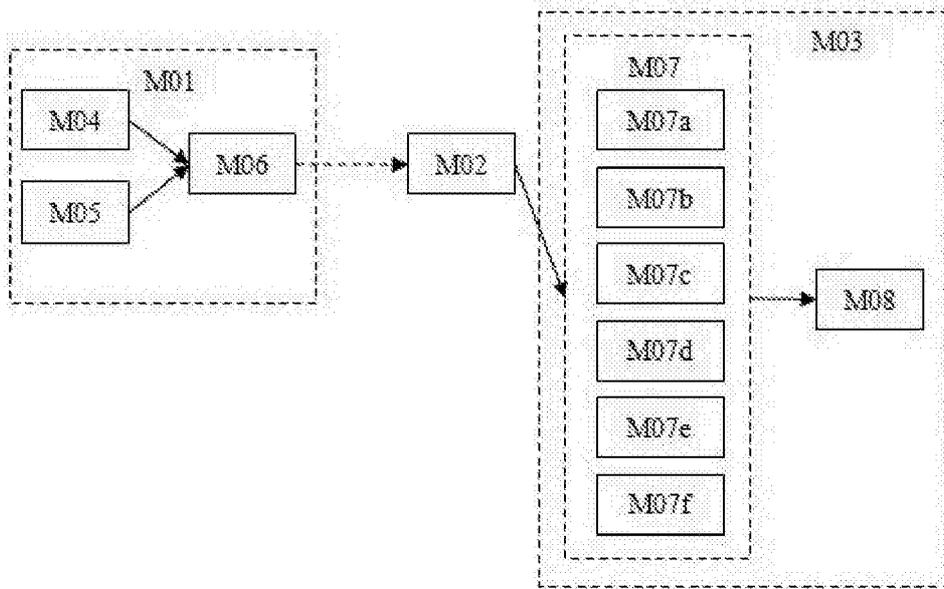


图1

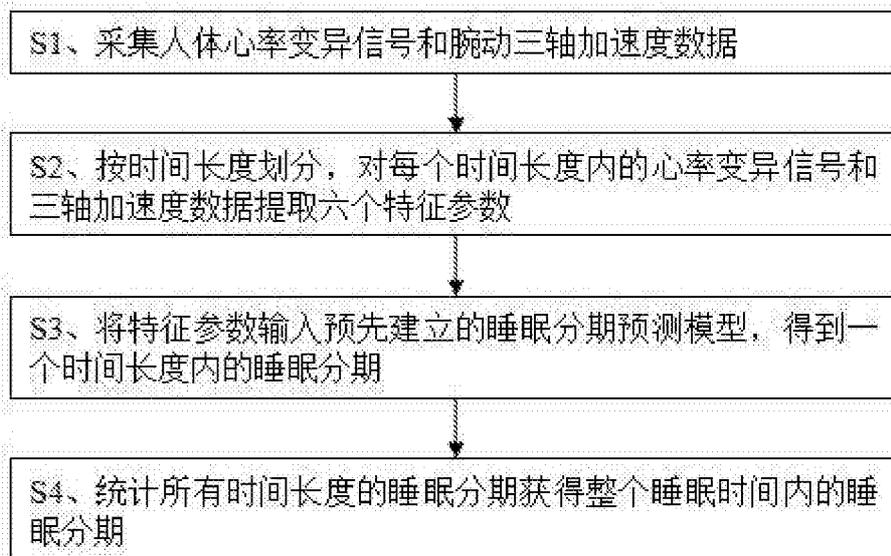


图2

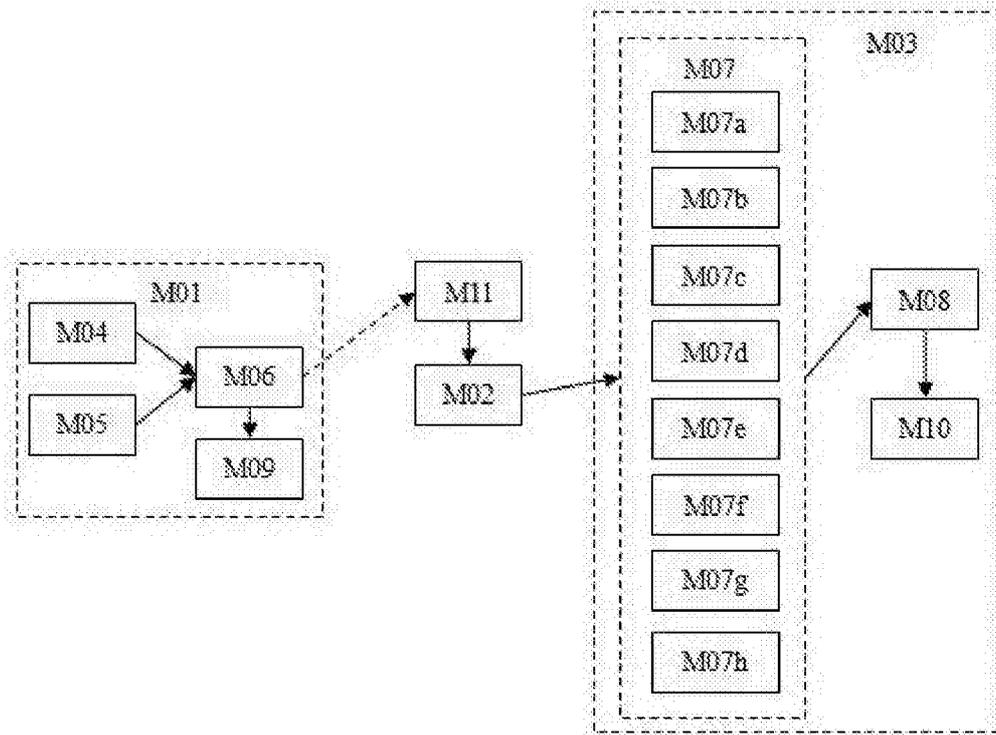


图3

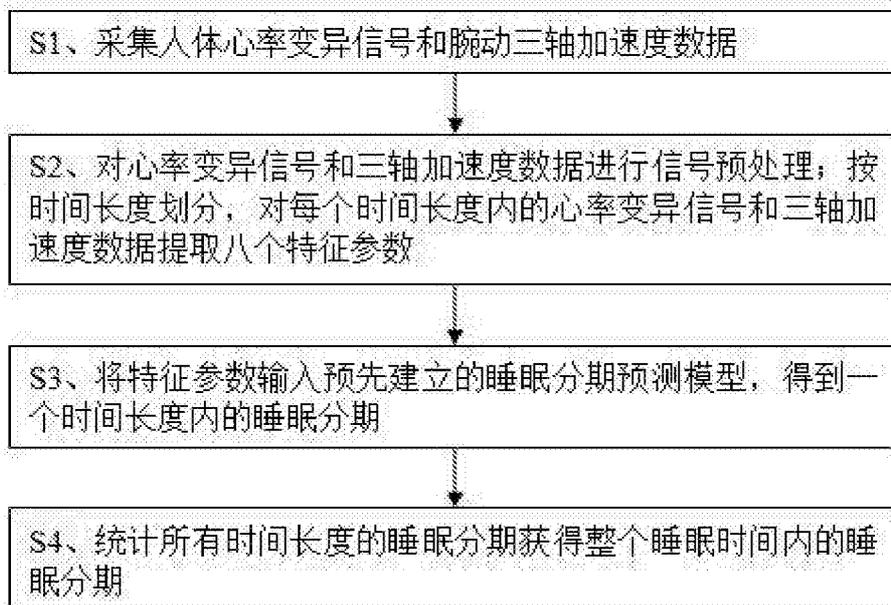


图4

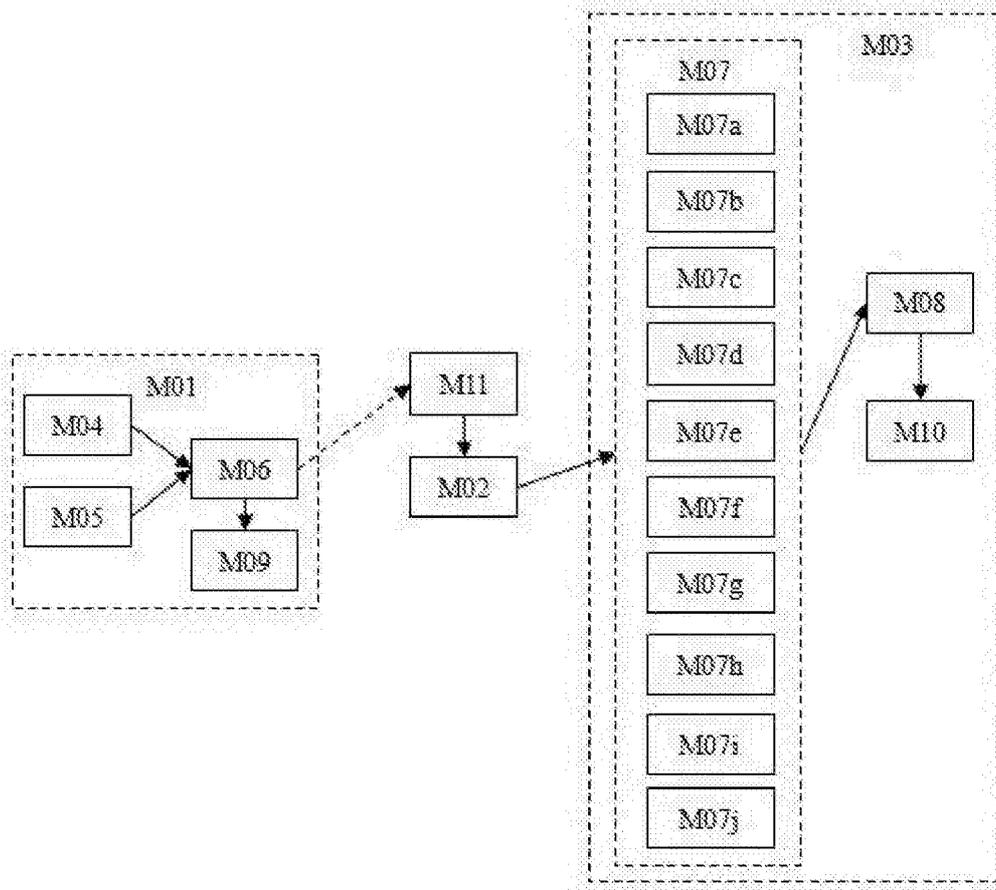


图5

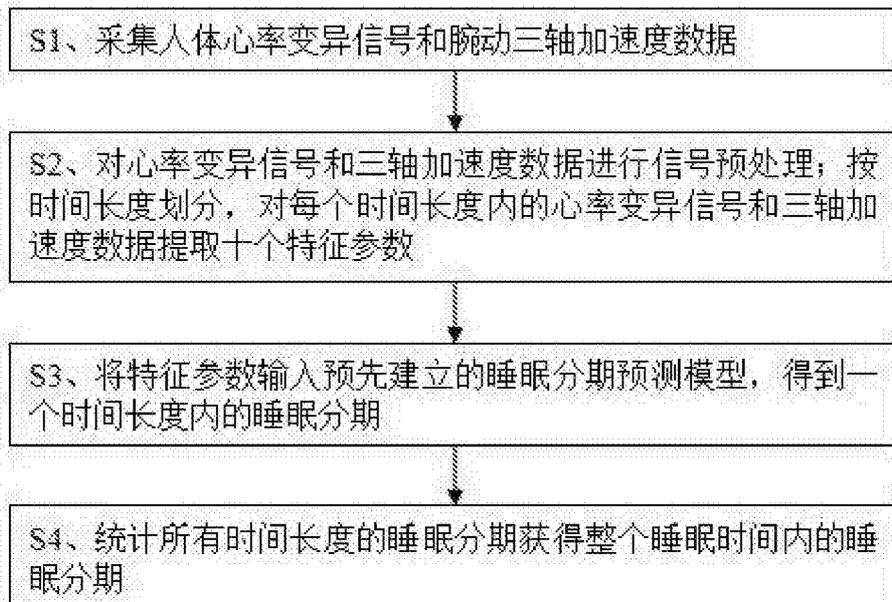


图6

专利名称(译)	一种睡眠分期检测方法及可穿戴式睡眠分期检测装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN107890339A</a>	公开(公告)日	2018-04-10
申请号	CN2017111096521.1	申请日	2017-11-09
[标]申请(专利权)人(译)	常熟理工学院		
申请(专利权)人(译)	常熟理工学院		
当前申请(专利权)人(译)	常熟理工学院		
[标]发明人	霍铖宇 徐健 卢怡 华强		
发明人	霍铖宇 徐健 卢怡 华强		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0205 A61B5/11		
CPC分类号	A61B5/0059 A61B5/0205 A61B5/02405 A61B5/11 A61B5/4812 A61B5/4815 A61B5/6802 A61B5/7235 A61B5/7264		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种睡眠分期检测方法，包括步骤：采集人体心率变异信号和腕动三轴加速度数据；将心率变异信号和三轴加速度数据按时间长度划分，对每个时间长度内的心率变异信号和三轴加速度数据提取若干特征参数；将一个时间长度内的特征参数输入睡眠分期预测模型，得到一个时间长度内的睡眠分期；统计所有时间长度的睡眠分期获得整个睡眠时间内的睡眠分期。本发明还公开了可穿戴式睡眠分期检测装置。本发明融合了人体睡眠过程中的腕动加速度信息和心率变异信息，可提高睡眠分期准确性，增强敏感性。

