



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103690168 A

(43) 申请公布日 2014. 04. 02

(21) 申请号 201310750391. 4

(22) 申请日 2013. 12. 31

(71) 申请人 中国科学院深圳先进技术研究院  
地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大学  
城学苑大道 1068 号

(72) 发明人 周小林 吴丹 张元亭

(74) 专利代理机构 深圳市科进知识产权代理事  
务所 (普通合伙) 44316  
代理人 沈祖锋 郝明琴

(51) Int. Cl.  
A61B 5/08 (2006. 01)  
A61B 5/00 (2006. 01)

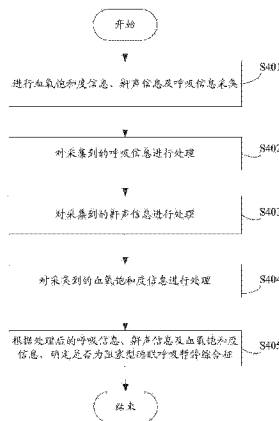
权利要求书2页 说明书12页 附图2页

(54) 发明名称

阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法,包括如下步骤:使用光电容积脉搏波传感器进行血氧饱和度信息采集、使用鼾声传感器进行鼾声信息采集、使用呼吸信号传感器进行呼吸信息采集;对所述采集的呼吸信息进行处理获得平均呼吸率和平均呼吸强度;对采集的鼾声信息进行处理获得当前时刻之前一段时间内的平均鼾声强度;对采集的光电容积脉搏波 PPG 信号进行高通滤波;根据人工智能决策理论,由所述处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构建模糊元素集,再构建隶属函数,建立模糊等级表和模糊函数集,然后建立多因子评判矩阵,最后根据最大隶属原则判定是否患有阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。本发明还涉及一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测系统。



1. 一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法,其特征在于,该方法包括如下步骤:
  - a. 使用光电容积脉搏波传感器进行血氧饱和度信息采集、使用鼾声传感器进行鼾声信息采集、使用呼吸信号传感器进行呼吸信息采集;
  - b. 对所述呼吸信号传感器采集的呼吸信息进行带通滤波、Teager 能量算子变换及呼吸参数序列低通滤波,获得平均呼吸率和平均呼吸强度;
  - c. 对所述鼾声传感器采集的鼾声信息进行低通滤波及信号均值滤波,获得当前时刻之前的平均鼾声强度;
  - d. 对所述光电容积脉搏波传感器采集的 PPG 信息进行高通滤波;及
  - e. 采用人工智能决策理论,根据所述处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构建模糊元素集,并对阻塞型睡眠呼吸暂停综合征进行等级划分,再构建隶属函数,建立模糊等级表和模糊函数集,然后根据模糊函数集和最佳权重因子,建立多因子评判矩阵,最后根据最大隶属原则判定是否患有阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。
2. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述的 PPG 信号传感器为柔性结构的贴片式探头或者传统的指套式装置。
3. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述的鼾声传感器为频率响应范围是 20 ~ 3000Hz 的有源自由域微型非接触式麦克风传感器,放置在受检者枕头 50 ~ 100cm 范围以内。
4. 如权利要求 3 所述的方法,其特征在于,所述的鼾声传感器将采集到的音频信号由低噪声三极管放大电路放大后经过 A/D 模块转换为 16bit 的数字信号。
5. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述的呼吸信号传感器为压电传感器、多模光纤及光栅传感器、热电阻传感器或红外传感器。
6. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述的步骤 e 具体包括:

根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构造模糊元素集;

将阻塞型睡眠呼吸暂停综合征划分为正常、趋于正常、轻度、中度和重度 5 个等级;

根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息、模糊元素集及划分的等级建立梯形型隶属函数;

根据划分的等级及建立的隶属函数,建立模糊等级表;

根据划分的等级、梯形型隶属函数和模糊等级表,建立模糊函数集;

根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息和临床经验得到最佳权重因子;

根据模糊函数集和最佳权重因子,建立多因子评判矩阵;

根据多因子评判矩阵,采用最大隶属原则,判定当前时刻是否存在呼吸暂停或低通气事件及其严重程度,进而确定是否为阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。
7. 一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测系统,其特征在于,该系统包括前端信号收集模块及后端分析模块,其中:

所述前端信号收集模块包括采集血氧饱和度信息的光电容积脉搏波传感器、采集鼾声信息的鼾声传感器及采集呼吸信息的呼吸信号传感器;

所述后端分析模块包括的信号处理单元和信息分析单元;

所述信号处理单元用于对所述呼吸信号传感器采集的呼吸信息进行带通滤波、Teager 能量算子变换及呼吸参数序列低通滤波,获得平均呼吸率和平均呼吸强度;

所述信号处理单元还用于对所述鼾声传感器采集的鼾声信息进行低通滤波及信号平均滤波,获得当前时刻之前一段时间内的平均鼾声强度;

所述信号处理单元还用于对所述光电容积脉搏波传感器采集的 PPG 信号进行高通滤波;

所述信息分析单元用于根据所述信号处理单元处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构建模糊元素集,并对阻塞型睡眠呼吸暂停综合征进行等级划分,再构建隶属函数,建立模糊等级表和模糊函数集,然后根据模糊函数集和最佳权重因子,建立多因子评判矩阵,最后根据最大隶属原则判定是否患有阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。

8. 如权利要求 7 所述的系统,其特征在于,所述的光电容积脉搏波传感器采用柔性结构的贴片式探头或者传统的指套式装置。

9. 如权利要求 7 所述的系统,其特征在于,所述的鼾声传感器为频率响应范围是 20 ~ 3000Hz 的有源自由域微型非接触式麦克风传感器,放置在受检者枕头 50 ~ 100cm 范围以内。

10. 如权利要求 9 所述的系统,其特征在于,所述的鼾声传感器将采集到的音频信号由低噪声三极管放大电路放大后经过 A/D 模块转换为 16bit 的数字信号。

11. 如权利要求 7 所述的系统,其特征在于,所述的呼吸信号传感器为压电传感器、多模光纤及光栅传感器、热电阻传感器或红外传感器。

## 阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法及系统。

### 背景技术

[0002] 人一生三分之一的时间都属于睡眠,睡眠是机体复原、整合和巩固记忆的重要环节,睡眠质量的好坏不仅会影响到一个人的精神状态,而且还会影响到人的身体健康。在众多睡眠疾病中,阻塞型睡眠呼吸暂停综合征(OSAS)对人类健康威胁最大。睡眠过程中反复出现的呼吸阻塞会使肌体缺氧和睡眠反复觉醒。如长期不进行治疗,会导致糖尿病、高血压、心脑血管、中风、神经衰弱等疾病,严重威胁生命健康。由于这种疾病的发生发展是一个慢性的渐近过程,所以只要尽早合理的诊断和治疗,可明显提高患者的生活质量,预防各种并发症的发生,提高患者的生存率。根据英国路透社 2012 年 9 月 12 日的报道,收入增长、饮食变化导致中国人患上 OSAS。越来越多中国人正受到它的困扰。我国至少有 7000 万患者。

[0003] 在 OSA 检查方面,传统上的方法是通过在特定的实验室用多导睡眠图仪(PSG)来进行。然而,PSG 系统不可避免地干扰了受检者的自然睡眠。因此可能不能完全客观地反映正常的睡眠情况。另外,PSG 需要有专业医生进行操作,需要的医疗成本太高,不为大多数普通患者接受。因此,发明一种操作简单、对患者无束缚、在家里就能进行睡眠状态下的生理监测的设备是非常必要的。

[0004] 针对上述需求,目前,国内外也有很多相关的解决方案。

[0005] 公开号为 CN102579010A 的专利申请提出一种单生理参数的 OSAS 检测方法。既是收集受检者睡眠过程的鼾声,采用基于鼾声短时幅值的端点检测将每次鼾声段检测出来,然后通过判断相邻次鼾声的间隔是否大于事先设定的值来计算出低通气指数(AHI)值,进而判定是否存在 OSAS 事件。该方法简单、易于实现。但也存在一些问题如,(1)当两个人睡在一个房间同时打鼾;(2)环境中节奏的干扰(例如野外的蛙声、空调和风扇发出的噪声等),则不能保证检测精度。另外,一般女性的鼾声较弱,容易被环境噪声干扰。再者,有些 OSAS 患者睡眠过程中不一定打鼾。

[0006] 公开号为 EP2457504A1 的专利申请和 CN102579010A 类似,也是采用记录鼾声的方式进行诊断,同样存在相同的问题。

[0007] 公开号为 CN103181765A 的专利申请提出一种阻抗法的检测方法。此专利将传感器粘贴在受检者的颈部,测量电路回路中的电流在颈部区域中产生的阻抗来确定 OSAS 事件。由于需要将传感器粘贴在人体的颈部,由于颈部是睡眠过程中活动敏感区,这会受检者的睡眠带来严重干扰,不利于居家检测。另外,一些人可能对用于粘贴传感器的化学药品过敏。

[0008] 徐现通等人提出了一种基于模糊系统的多生理参数融合来检测 OSAS 的方法(睡眠状态下人体生理信号模糊分析系统的研究,第一军医大学学报,23(11):1177-1180.V2003),其主要采用 AHI、血氧饱和度、心率和血压这几个参数进行判断。但其可能存在的问

题是,目前学术界和医学界对 OSAS 与血压及心率的相关性具有一定的争议,是否真的可以用血压和心率来直接检测 OSAS 还在论证中。

## 发明内容

[0009] 有鉴于此,有必要提供一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法及系统。

[0010] 本发明提供一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法,该方法包括如下步骤:

a. 使用光电容积脉搏波传感器采集的 PPG 信号进行血氧饱和度信息采集、使用鼾声传感器进行鼾声信息采集、使用呼吸信号传感器进行呼吸信息采集;b. 对所述呼吸信号传感器采集的呼吸信息进行带通滤波、Teager 能量算子变换及呼吸参数序列低通滤波,获得平均呼吸率和平均呼吸强度;c. 对所述鼾声传感器采集的鼾声信息进行低通滤波及信号平均滤波,获得当前时刻之前一段时间内的平均鼾声强度;d. 对所述光电容积脉搏波传感器采集的 PPG 信息进行高通滤波;及 e. 根据人工智能决策理论,由所述处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构建模糊元素集,并对阻塞型睡眠呼吸暂停综合征进行等级划分,再构建隶属函数,建立模糊等级表和模糊函数集,然后根据模糊函数集和最佳权重因子,建立多因子评判矩阵,最后根据最大隶属原则判定是否患有阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。

[0011] 其中,所述的光电容积脉搏波传感器为柔性结构的贴片式探头或者传统的指套式装置。

[0012] 所述的鼾声传感器为频率响应范围是 20 ~ 3000Hz 的有源自由域微型非接触式麦克风传感器,放置在受检者枕头 50 ~ 100cm 范围以内。

[0013] 所述的鼾声传感器将采集到的音频信号由低噪声三极管放大电路放大后经过 A/D 模块转换为 16bit 的数字信号。

[0014] 所述的呼吸信号传感器为压电传感器、多模光纤及光栅传感器、热电阻传感器或红外传感器。

[0015] 所述的步骤 e 具体包括:根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构造模糊元素集;将阻塞型睡眠呼吸暂停综合征划分为正常、趋于正常、轻度、中度和重度 5 个等级;根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息、模糊元素集及划分的等级建立梯形型隶属函数;根据划分的等级及建立的隶属函数,建立模糊等级表;根据划分的等级、梯形型隶属函数和模糊等级表,建立模糊函数集;根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息和临床经验得到最佳权重因子;根据模糊函数集和最佳权重因子,建立多因子评判矩阵;根据多因子评判矩阵,采用最大隶属原则,判定当前时刻是否存在呼吸暂停或低通气事件及其严重程度,进而确定是否为阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。

[0016] 本发明提供一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测系统,该系统包括前端信号收集模块及后端分析模块,其中:所述前端信号收集模块包括采集血氧饱和度信息的光电容积脉搏波传感器、采集鼾声信息的鼾声传感器及采集呼吸信息的呼吸信号传感器;所述后端分析模块包括的信号处理单元和信息分析单元;所述信号处理单元用于对所述呼吸信号传感器采集的呼吸信息进行带通滤波、Teager 能量算子变换及呼吸参数序列低通滤波,获得平均呼吸率和平均呼吸强度;所述信号处理单元还用于对所述鼾声传感器采集的鼾声信息进行低通滤波及信号平均滤波,获得当前时刻之前一段时间内的平均鼾声强度;所述信号处理单元还用于对所述血氧饱和度信息的光电容积脉搏波 PPG 信号进行高通滤波;所述信

息分析单元用于根据所述信号处理单元处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构建模糊元素集,并对阻塞型睡眠呼吸暂停综合征进行等级划分,再构建隶属函数,建立模糊等级表和模糊函数集,然后根据模糊函数集和最佳权重因子,建立多因子评判矩阵,最后根据最大隶属原则判定是否患有阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。

[0017] 所述的光电容积脉搏波传感器为柔性结构的贴片式探头或者传统的指套式装置。

[0018] 所述的鼾声传感器为频率响应范围是 20 ~ 3000Hz 的有源自由域微型非接触式麦克风传感器,放置在受检者枕头 50 ~ 100cm 范围以内。

[0019] 所述的鼾声传感器将采集到的音频信号由低噪声三极管放大电路放大后经过 A/D 模块转换为 16bit 的数字信号。

[0020] 所述的呼吸信号传感器为压电传感器、多模光纤及光栅传感器、热电阻传感器或红外传感器。

[0021] 本发明所提供的阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法及系统,采用与 OSAS 强相关的生理参数的综合融合来实现 OSAS 的检测,为睡眠呼吸暂停等疾病的诊断提供依据。该方法具有低成本、无需专业人士操作、无生理负荷可实现居家 OSAS 初步筛查等优点。

#### 附图说明

[0022] 图 1 为本发明阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法的流程图;

[0023] 图 2 为各生理参数与模糊等级划分关系示意图;

[0024] 图 3 为本发明阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测系统的硬件架构图。

#### 具体实施方式

[0025] 下面结合附图及具体实施例对本发明作进一步详细的说明。

[0026] 参阅图 1 所示,是本发明阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法较佳实施例的作业流程图。

[0027] 步骤 S401,进行血氧饱和度(SpO<sub>2</sub>)信息、鼾声信息及呼吸信息采集。

[0028] 具体而言,PPG 信号传感器进行血氧饱和度信息采集。该 PPG 信号传感器主要采用柔性结构的探头可直接贴在人的后背进行 SpO<sub>2</sub> 测量,探头可采用贴片式,在本实施例中探头面积为 100mm<sup>2</sup>,PPG 信号传感器后端柔性 PCB 板厚度不超过 1.0mm。该探头需要额外的设计一个薄薄的柔性紧固装置例如橡胶、硅胶或某种特殊的有机材料。考虑到翻身的动作,一般需在该装置中等距离的放置四至七个贴片探头,使得不管睡姿怎样,保证至少有一个探头收集到血氧信息。然后将该装置置于薄的床单下面,前端传感器也可以使用传统的指/趾套式或夹子式(夹在耳垂上)式血氧计对 SpO<sub>2</sub> 进行收集。

[0029] 鼾声传感器进行鼾声信息采集。本实施例中选择的是频率响应范围是 20 ~ 3000Hz 的有源自由域微型非接触式麦克风传感器,放置在受检者枕头 50 ~ 100cm 范围以内,用于确定打鼾程度和次数,协助校对 OSAS 事件。采集到的音频信号由低噪声三极管放大电路放大后经过 A/D 模块转换为 16bit 的数字信号。考虑到以下三个目的,将采样频率设为 100Hz:(1)为了减少 Internet 网络传输的数据量(信号需经前端硬件滤波);(2)不记录受检者的个人隐私,以远低于奈奎斯特采样频率采集;(3)由于和其它体征信号共用一块数据采集卡进行数字信号的采集。鼾声记录次数以了解鼾声的性质,和睡眠呼吸暂停的

关系及其频率谱。

[0030] 呼吸信号传感器进行呼吸信息采集。所述呼吸信号传感器主要采用压电传感器。压电传感器可以将动态的压力信号转换为电信号。由于具有线性响应机械振动强度的能力,高灵敏度的压电传感器可应用于人体躯干及器官如心、肺等微动信息的无失真传感。本实施例利用压电陶瓷传感器,在不影响人的正常活动的情况下,即探头与体表非接触、无束缚,可实现对呼吸信号如呼吸强度和呼吸率的采集。也可以使用多模光纤及光栅传感器,热电阻传感器及红外传感器对呼吸信号进行采集。

[0031] 步骤 S402,对采集到的呼吸信息进行处理。具体步骤如下:

[0032] 将呼吸信号经过一个通带范围在 0.1 ~ 1.2Hz 的 3 阶 Butterworth 带通滤波器滤波以消除低频及高频噪声的干扰。带通滤波后的信号由 Teager 能量算子变换来获得瞬时呼吸率和呼吸强度。Teager 能量算子的理论部分描述如下:

[0033] 对于给定的模拟(连续)信号  $x(t)$  Teager 能量算子可表示为:

$$[0034] \quad \Psi(x(t)) = \dot{x}^2(t) - x(t)\ddot{x}(t) \quad (1)$$

[0035] 令余弦信号  $x(t) = A \cos(\omega t + \phi)$ , 其中  $A$  为幅值,  $\omega = 2\pi f/f_s$  为数字频率,  $f$  为信号固有频率,  $f_s$  为采样频率,  $\phi$  为运动的初始相位。

[0036] 将  $x(t)$  代入(1)式得到,

$$[0037] \quad \Psi(x(t)) = (-A\omega \sin(\omega t))^2 - A \cos(\omega t)(-\omega^2 A \cos(\omega t)) = \omega^2 A^2 \quad (2)$$

[0038] 可以看出 Teager 能量算子给出的能量与频率和振幅的乘积成正比。

[0039] 对于给定的数字(离散)信号  $x[n] = A \cos(\omega n + \phi)$ , 考虑三个相邻的采样点  $x[n-1]$ 、 $x[n]$  和  $x[n+1]$ ,

$$[0040] \quad \begin{cases} x[n-1] = A \cos(\omega(n-1) + \phi) \\ x[n] = A \cos(\omega n + \phi) \\ x[n+1] = A \cos(\omega(n+1) + \phi) \end{cases} \quad (3)$$

[0041] 解方程组(3),可得:  $A^2 \sin^2(\omega) = x[n]^2 - x[n+1]x[n-1]$ 。

[0042] 人的呼吸波形呈现出正弦波形或者余弦波形的特点,但并非严格意义上的正弦波或者余弦波。这是因为人的呼吸易受主观因素影响;再者,一般人的吸气过程持续时间短但强度大,而呼气过程持续时间长但强度小。为计算方便,在睡眠状况下,健康者的呼吸波形近似的认为正弦波形或者余弦波形。本实施例中,信号采样频率设计为  $f_s = 100\text{Hz}$ ,呼吸信号的频率  $f$  一般小于 1Hz;可得如下关系:

$$[0043] \quad 0 < \omega = 2\pi f/f_s \ll \pi/6 \Rightarrow \sin(\omega) \approx \omega \Rightarrow A^2 \omega^2 \approx x[n]^2 - x[n+1]x[n-1] \quad (4)$$

[0044] 因而可定义离散形式的 Teager 能量算子:

$$[0045] \quad \Psi(x[n]) \cong E[n] = x[n]^2 - x[n+1]x[n-1] = A^2 \sin^2(\omega) \approx A^2 \omega^2 \quad (5)$$

[0046] 为简化运算,令  $\phi = 0$ ,  $x[n] = A \cos(\omega n)$ 。

[0047] 通过(5)式可得:

$$[0048] \quad \Psi(x[n] - x[n-1]) = 4A^2 \sin^2(\omega/2) \sin^2 \omega \quad (6)$$

[0049] 由(5)、(6)式可得,

$$[0050] \quad \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])} = 2 \sin^2(\omega/2) = 1 - \cos(\omega) \quad (7)$$

[0051] 通过(5)、(6)和(7)式,可得任意时刻信号的瞬时频率和幅值:

$$[0052] \quad \omega[n] = \arccos \left( 1 - \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])} \right) \quad (8)$$

$$[0053] \quad A[n] = \sqrt{\frac{\Psi(x[n])}{1 - \left(1 - \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])}\right)^2}} \quad (9)$$

[0054] 对于呼吸信号而言,通过(8)式,可得任意时刻的瞬时呼吸率:

$$[0055] \quad RR[n] = 60 \frac{f_s \omega[n]}{2\pi} = 60 \frac{f_s \arccos \left( 1 - \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])} \right)}{2\pi} \quad (10)$$

[0056] 对应地,瞬时呼吸强度由(9)式给出。

[0057] 由于 Teager 能量能同时跟踪呼吸信号的瞬时幅度和瞬时呼吸率,因而在睡眠过程中的异常扰动(例如 OSAS 事件)均会在瞬时幅度和瞬时呼吸率中得到反映。

[0058] 可以看出,由 Teager 能量算子推导出瞬时呼吸强度和瞬时呼吸率主要基于两个条件:(a)将呼吸信号近似认为正弦信号或者余弦信号;(b) $0 < \omega = 2\pi f/f_s \ll \pi/6$ 。因此,通过(9)、(10)式来计算呼吸强度和呼吸率会产生误差。为减小误差,可取当前时刻之前一段时间内瞬时呼吸率和瞬时呼吸强度来表征当前时刻的平均呼吸率和平均呼吸强度。具体地,呼吸暂停的时间通常在 10 ~ 120s 以内,而本实施例中信号的采样率为  $f_s=100\text{Hz}$ ;因此可取当前时刻之前的 1024 个采样点的平均值。如(11)和(12)式:

$$[0059] \quad \overline{RR[n]} = \frac{1}{1024} \sum_{i=n-1023}^n RR[i] \quad (11)$$

$$[0060] \quad \overline{A[n]} = \frac{1}{1024} \sum_{i=n-1023}^n A[i] \quad (12)$$

[0061] 步骤 S403,对采集到的鼾声信息进行处理。具体步骤如下:

[0062] 阻塞型睡眠呼吸暂停综合征(OSAS)事件前后的鼾声响度一般大于 60dB,妨碍同室人睡眠。因此记录睡眠过程中的鼾声可协助 OSAS 事件检测。尽管一般情况下受检者晚上睡眠情况下,环境背景噪声较弱;但环境噪声(例如野外蛙声、风扇、空调等电机工作噪声等)依然对鼾声有一定程度的干扰,因此需要滤除。本技术采用低通截止频率为 30Hz 的 5 阶 Butterworth 低通数字滤波器滤波以消除环境及系统硬件高频噪声的干扰。

[0063] 本实施例中,鼾声强度取当前时刻之前的 1024 个采样点的平均值,如(13)式所示:

$$[0064] \quad \overline{SN[n]} = \frac{1}{1024} \sum_{i=n-1023}^n SN[i] \quad (13)$$

[0065] 其中,  $SN[n]$  为鼾声传感器(即拾音器,如麦克风)采集当前时刻鼾声信号瞬时强度。

[0066] 步骤 S404,对采集到的 PPG 信号进行处理:对采集到的 PPG 信号进行高通滤波,经

过高通截止频率为 0.5Hz 的 3 阶 Butterworth 高通数字滤波器滤波以消除以直流成分、呼吸及基线漂移的干扰。

[0067] 步骤 S405, 根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及由 PPG 信号计算出的血氧饱和度信息, 确定是否为阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。具体步骤如下:

[0068] 本实施例利用基于人工智能决策理论的多元信息融合检测 OSAS 事件。

[0069] (a) 模糊元素构造由于影响 OSAS 检测和诊断因素较多, 而每个因素本身又存在系统误差和人为误差; 因此, 单凭一个因素检测和诊断 OSAS 效果欠佳。由于 OSAS 患者的生理参数在统计上存在高度的相关性:

[0070] (a) 当发生 OSAS 事件时, 患者血氧饱和度 ( $SpO_2$ , 或者  $SpO_2$ ) 会明显降低 (见图 2);

(b) 当发生 OSAS 事件时, 由于气道阻塞, 呼吸停止或减小造成呼吸强度 ( $\overline{A[n]}$ ) 减小, 呼吸率 ( $\overline{RR[n]}$ ) 减小; (c) OSAS 患者睡眠过程中打鼾 (Snoring), 当鼾声停止或者减小 (气道堵塞) 时, 便发生 OSAS 事件; 当 OSAS 事件结束后, 鼾声又起; 此外, 还有 OSAS 患者一般伴有较为明显的心律失常等。

[0071] 因此, 我们可通过以上几个生理参数构造模糊元素集:

[0072]

$$\mathcal{S} = \{s_0, s_1, s_2, s_3\} = \{SpO_2, \overline{A[n]}, \overline{RR[n]}, \overline{SN[n]}\} \quad (14)$$

[0073] 其中,  $\overline{SN[n]}$  为鼾声传感器, 也即拾音器如麦克风收集到的离散信号从当前时刻至之前 1023 个采样值的平均值。结合临床诊断需要, 将 OSAS 划分为 5 个等级: 正常、趋于正常、轻度、中度和重度。

[0074]

$$\begin{aligned} \mathcal{E} &= \{e_0, e_1, e_2, e_3, e_4\} \\ &= \{Normal, Close - normal, Midly, Moderately, Severely\} \end{aligned} \quad (15)$$

[0075]  $e_i$  表示各种可能的总评价结果: (a)  $e_i$  ( $i=0, 1$ ) 表示正常; (b)  $e_i$  ( $i=2, 3, 4$ ) 表示不同程度的 OSAS 事件。

[0076] (b) 隶属函数的构建需要建立隶属函数将模糊集中的各个元素的贡献进行量化。现有的隶属函数主要有: 高斯型、广义钟型、S 函数型和梯形型等。为减少远程服务器的计算量, 本发明中采用梯形型隶属函数,

$$s(x, a, b, c, d) = \max\left\{\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right\} \quad (16)$$

[0078] 式中,  $x$  是自变量 (为  $SpO_2$ 、 $\overline{A[n]}$ 、 $\overline{RR[n]}$  或者  $\overline{SN[n]}$ ),  $a, b, c, d$  为特征参数。

[0079] 结合单一生理参数对 OSAS 的诊断指标, 根据影响因子指标  $s_i$ , 建立关于  $e_i$  的模糊等级表, 如图 2 所示。

[0080] 令目标函数  $\chi_j^{(i)}(x)$  ( $j=0, 1, 2, 3, i=0, 1, 2, 3, 4$ ) 为这些模糊集的隶属函数。根据图 2 中各单因素的评判等级参照值, 可推导出单因子为  $SpO_2$ 、 $\overline{A[n]}$ 、 $\overline{RR[n]}$  和  $\overline{SN[n]}$  的隶属函数如下:

$$[0081] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq a_{j,1} \\ \frac{a_{j,2} - x}{a_{j,2} - a_{j,1}}, & a_{j,1} < x < a_{j,2} \\ 0, & a_{j,2} \leq x \end{cases} \quad (i = 4) \quad (17)$$

$$[0082] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{j,0}}{a_{j,1} - a_{j,0}}, & a_{j,0} < x < a_{j,1} \\ 1, & a_{j,1} \leq x \leq a_{j,2} \\ \frac{x - a_{j,2}}{a_{j,3} - a_{j,2}}, & a_{j,2} < x < a_{j,3} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (i = 3) \quad (18)$$

$$[0083] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{j,1}}{a_{j,2} - a_{j,1}}, & a_{j,1} < x < a_{j,2} \\ 1, & a_{j,2} \leq x \leq a_{j,3} \\ \frac{x - a_{j,3}}{a_{j,4} - a_{j,3}}, & a_{j,3} < x < a_{j,4} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (i = 2) \quad (19)$$

$$[0084] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{j,2}}{a_{j,3} - a_{j,2}}, & a_{j,2} < x < a_{j,3} \\ 1, & a_{j,3} \leq x \leq a_{j,4} \\ \frac{x - a_{j,4}}{a_{j,5} - a_{j,4}}, & a_{j,4} < x < a_{j,5} \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (i = 1) \quad (20)$$

$$[0085] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a_{j,3} \\ \frac{x - a_{j,3}}{a_{j,4} - a_{j,3}}, & a_{j,3} < x < a_{j,4} \\ 1, & a_{j,4} \leq x \end{cases} \quad (i = 0) \quad (21)$$

[0086] 由于每个生理参数对呼吸暂停的检测的影响不一定相同,根据大量实验统计给出最佳权重因子(部分可采用 MIT\BIH 数据库):

$$[0087] \quad W = [\omega_0, \omega_1, \omega_2, \omega_3] \quad (22)$$

[0088] (c) 多因子评判矩阵

[0089] 由(14)、(16)~(21)和(22)式可得多因子评判矩阵:

[0090]

$$M[n] = W \times \begin{pmatrix} \chi_0^{(0)}(s_0[n]) & \chi_0^{(1)}(s_0[n]) & \chi_0^{(2)}(s_0[n]) & \chi_0^{(3)}(s_0[n]) & \chi_0^{(4)}(s_0[n]) \\ \chi_1^{(0)}(s_1[n]) & \chi_1^{(1)}(s_1[n]) & \chi_1^{(2)}(s_1[n]) & \chi_1^{(3)}(s_1[n]) & \chi_1^{(4)}(s_1[n]) \\ \chi_2^{(0)}(s_2[n]) & \chi_2^{(1)}(s_2[n]) & \chi_2^{(2)}(s_2[n]) & \chi_2^{(3)}(s_2[n]) & \chi_2^{(4)}(s_2[n]) \\ \chi_3^{(0)}(s_3[n]) & \chi_3^{(1)}(s_3[n]) & \chi_3^{(2)}(s_3[n]) & \chi_3^{(3)}(s_3[n]) & \chi_3^{(4)}(s_3[n]) \end{pmatrix} \quad (23)$$

[0091] (22)式可简写为:

[0092]

$$M[n] = \sum_{j=0}^3 \left( w_j \chi_j^{(0)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(1)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(2)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(3)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(4)}(s_j[n]) \right) \quad (24)$$

[0093] 根据最大隶属原则,用  $\max(M[n])$  判定当前时刻是否存在呼吸暂停或低通气事件及其严重程度。统计整个晚上睡眠时的非连续的呼吸暂停事件,连续的呼吸暂停事件只算一次,便可以确定受检者是否患有 OSAS 症。

[0094] 参阅图 3 所示,是本发明阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测系统的硬件架构图。该系统包括的前端信号收集模块及后端分析模块。其中,所述前端信号收集模块包括的光电容积脉搏波信号 PPG 传感器、鼾声传感器及呼吸信号传感器;所述后端分析模块包括的信号处理单元和信息分析单元。

[0095] 所述光电容积脉搏波信号(PPG)传感器用于进行血氧饱和度信息采集。该 PPG 信号传感器主要采用柔性结构的探头可直接贴在人的后背进行 SpO2 测量,探头可采用贴片式,在本实施例中探头面积为  $100\text{mm}^2$ ,PPG 信号传感器后端柔性 PCB 板厚度不超过 1.0mm。该探头需要额外的设计一个薄薄的柔性紧固装置例如橡胶、硅胶或某种特殊的有机材料。考虑到翻身的动作,一般需在该装置中等距离的放置四至七个贴片探头,使得不管睡姿怎样,保证至少有一个探头收集到血氧信息。一般将该装置置于薄的床单下面。前端传感器也可以使用传统的指/趾套式或夹子式(夹在耳垂上)式血氧计对 SpO2 进行收集。

[0096] 所述鼾声传感器用于进行鼾声信息采集。本实施例中选择的是频率响应范围是 20 ~ 3000Hz 的有源自由域微型非接触式麦克风传感器,放置在受检者枕头 50 ~ 100cm 范围以内,用于确定打鼾程度和次数,协助校对 OSAS 事件。采集到的音频信号由低噪声三极管放大电路放大后经过 A/D 模块转换为 16bit 的数字信号。考虑到以下三个目的,将采样频率设为 100Hz:(1) 为了减少 Internet 网络传输的数据量(信号需经前端硬件滤波);(2) 不记录受检者的个人隐私,以远低于奈奎斯特采样频率采集;(3) 由于和其它体征信号共用一块数据采集卡进行数字信号的采集。鼾声记录次数以了解鼾声的性质,和睡眠呼吸暂停的关系及其频率谱。

[0097] 所述呼吸信号传感器用于进行呼吸信息采集。所述呼吸信号传感器主要采用压电传感器。压电传感器可以将动态的压力信号转换为电信号。由于具有线性响应机械振动强度的能力,高灵敏度的压电传感器可应用于人体躯干及器官如心、肺等微动信息的无失真传感。本实施例利用压电陶瓷传感器,在不影响人的正常活动的情况下,即探头与体表非接触、无束缚,可实现对呼吸信号如呼吸强度和呼吸率的采集。也可以使用多模光纤及光栅传感器,热电阻传感器及红外传感器对呼吸信号进行采集。

[0098] 所述信号处理单元用于对所述呼吸信号传感器采集的呼吸信息进行带通滤波、Teager 能量算子变换及信号平均滤波,获得平均呼吸率和平均呼吸强度。具体步骤如下:

[0099] 所述信号处理单元将呼吸信号经过一个通带范围在 0.1 ~ 1.2Hz 的 3 阶 Butterworth 带通滤波器滤波以消除低频及高频噪声的干扰。带通滤波后的信号由 Teager 能量算子变换来获得瞬时呼吸率和呼吸强度。Teager 能量算子的理论部分描述如下:

[0100] 对于给定的模拟(连续)信号  $x(t)$ , Teager 能量算子可表示为:

$$[0101] \quad \Psi(x(t)) = \dot{x}^2(t) - x(t)\ddot{x}(t) \quad (25)$$

[0102] 令余弦信号  $x(t) = A\cos(\omega t + \phi)$ , 其中 A 为振动幅值,  $\omega = 2\pi f/f_s$  为数字频率, f 为

信号固有频率,  $f_s$  为采样频率,  $\phi$  为运动的初始相位。

[0103] 将  $x(t)$  代入(25)式得到,

$$[0104] \quad \Psi(x(t)) = (-A\omega \sin(\omega t))^2 - A\cos(\omega t)(-\omega^2 A\cos(\omega t)) = \omega^2 A^2 \quad (26)$$

[0105] 可以看出 Teager 能量算子给出的能量与频率和振幅的乘积成正比。

[0106] 对于给定的数字(离散)信号  $x[n] = A\cos(\omega n + \phi)$ , 考虑三个相邻的采样点  $x[n-1]$ 、 $x[n]$  和  $x[n+1]$ ,

$$[0107] \quad \begin{cases} x[n-1] = A\cos(\omega(n-1) + \phi) \\ x[n] = A\cos(\omega n + \phi) \\ x[n+1] = A\cos(\omega(n+1) + \phi) \end{cases} \quad (27)$$

[0108] 解方程组(27), 可得:  $A^2 \sin^2(\omega) = x[n]^2 - x[n+1]x[n-1]$ 。

[0109] 人的呼吸波形呈现出正弦波形或者余弦波形的特点, 但并非严格意义上的正弦波或者余弦波。这是因为人的呼吸易受主观因素影响; 再者, 一般人的吸气过程持续时间短但强度大, 而呼气过程持续时间长但强度小。为计算方便, 在睡眠状况下, 健康者的呼吸波形近似的认为正弦波形或者余弦波形。本实施例中, 信号采样频率设计为  $f_s = 100\text{Hz}$ , 呼吸信号的频率  $f$  一般小于  $1\text{Hz}$ ; 可得如下关系:

$$[0110] \quad 0 < \omega = 2\pi f/f_s \ll \pi/6 \Rightarrow \sin(\omega) \approx \omega \Rightarrow A^2 \omega^2 \approx x[n]^2 - x[n+1]x[n-1] \quad (28)$$

[0111] 因而可定义离散形式的 Teager 能量算子:

$$[0112] \quad \Psi(x[n]) \cong E[n] = x[n]^2 - x[n+1]x[n-1] = A^2 \sin^2(\omega) \approx A^2 \omega^2 \quad (29)$$

[0113] 为简化运算, 令  $\phi = 0$ ,  $x[n] = A\cos(\omega n)$ 。

[0114] 通过(29)式可得:

$$[0115] \quad \Psi(x[n] - x[n-1]) = 4A^2 \sin^2(\omega/2) \sin^2 \omega \quad (30)$$

[0116] 由(29)、(30)式可得,

$$[0117] \quad \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])} = 2\sin^2(\omega/2) = 1 - \cos(\omega) \quad (31)$$

[0118] 通过(29)、(30)和(31)式, 可得任意时刻信号的瞬时频率和幅值:

$$[0119] \quad \omega[n] = \arccos\left(1 - \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])}\right) \quad (32)$$

$$[0120] \quad A[n] = \sqrt{\frac{\Psi(x[n])}{1 - \left(1 - \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])}\right)^2}} \quad (33)$$

[0121] 对于呼吸信号而言, 通过(32)式, 可得任意时刻的瞬时呼吸率:

$$[0122] \quad RR[n] = 60 \frac{f_s \omega[n]}{2\pi} = 60 \frac{f_s \arccos\left(1 - \frac{\Psi(x[n] - x[n-1])}{2\Psi(x[n])}\right)}{2\pi} \quad (34)$$

[0123] 对应地, 瞬时呼吸强度由(33)式给出。

[0124] 由于 Teager 能量能同时跟踪呼吸信号的瞬时幅度和瞬时呼吸率, 因而在睡眠过程中的异常扰动(OSAS 事件)均会在瞬时幅度和瞬时呼吸率中得到反映。

[0125] 可以看出, 由 Teager 能量算子推导出瞬时呼吸强度和瞬时呼吸率主要基于两个

条件:(a)将呼吸信号近似认为正弦信号或者余弦信号;(b) $0 < \omega = 2\pi f/f_s \ll \pi/6$ 。因此,通过(33)、(34)式来计算呼吸强度和呼吸率会产生误差。为减小误差,可取当前时刻之前一段时间内瞬时呼吸率和瞬时呼吸强度来表征当前时刻的平均呼吸率和平均呼吸强度。具体地,呼吸暂停的时间通常在 10 ~ 120s 以内,而本实施例中信号的采样率为  $f_s=100\text{Hz}$ ;因此可取当前时刻之前的 1024 个采样点的平均值。如(35)和(36)式:

$$[0126] \quad \overline{RR[n]} = \frac{1}{1024} \sum_{i=n-1023}^n RR[i] \quad (35)$$

$$[0127] \quad \overline{A[n]} = \frac{1}{1024} \sum_{i=n-1023}^n A[i] \quad (36)$$

[0128] 所述信号处理单元还用于对所述鼾声传感器采集的鼾声信息进行低通滤波及信号平均滤波,获得当前时刻之前的平均鼾声强度。OSAS 事件前后的鼾声响度一般大于 60dB,妨碍同室人睡眠。因此记录睡眠过程中的鼾声可协助 OSAS 事件检测。尽管一般情况下受检者晚上睡眠情况下,环境背景噪声较弱;但环境噪声(例如风扇、空调等电机工作噪声等)依然对鼾声有一定程度的干扰,因此需要滤除。所述信号处理单元采用低通截止频率为 30Hz 的 5 阶 Butterworth 低通数字滤波器滤波以消除环境及系统硬件高频噪声的干扰。

[0129] 本实施例中,鼾声强度取当前时刻之前的 1024 个采样点的平均值,如(37)式所示:

$$[0130] \quad \overline{SN[n]} = \frac{1}{1024} \sum_{i=n-1023}^n SN[i] \quad (37)$$

[0131] 其中,  $SN[n]$  为鼾声传感器(即拾音器,如麦克风)采集当前时刻鼾声信号瞬时强度。

[0132] 所述信号处理单元还用于对所述光电容积脉搏波信号传感器采集的 PPG 信号信息进行高通滤波。具体而言,所述信号处理单元对采集到的 PPG 信号进行高通滤波,经过一个高通截止频率为 0.5Hz 的 3 阶 Butterworth 高通数字滤波器滤波以消除直流成分、呼吸及基线漂移的干扰。

[0133] 所述信息分析单元用于根据处理后的呼吸信息、鼾声信息及 PPG 信息,确定是否为阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。具体步骤如下:

[0134] 本实施例利用基于人工智能决策理论的多元信息融合检测 OSAS 事件。

[0135] (a) 模糊元素构造由于影响 OSAS 检测和诊断因素较多,而每个因素本身又存在系统误差和人为误差;因此,单凭一个因素检测和诊断 OSAS 效果欠佳。由于 OSAS 患者的生理参数在统计上存在高度的相关性:

[0136] (a) 当发生 OSAS 事件时,患者血氧饱和度( $SpO_2$ )会明显降低(见图 2);(b) 当发生 OSAS 事件时,由于气道阻塞,呼吸停止或减小造成呼吸强度( $\overline{A[n]}$ )减小,呼吸率( $\overline{RR[n]}$ )减小;(c) OSAS 患者睡眠过程中打鼾(Snoring),当鼾声停止或者减小(气道堵塞)时,便发生 OSAS 事件;当 OSAS 事件结束后,鼾声又起;此外,还有 OSAS 患者一般伴有较为明显的心律失常等。

[0137] 因此,我们可通过以上几个生理参数构造模糊元素集:

[0138]

$$\mathcal{S} = \{s_0, s_1, s_2, s_3\} = \{SpO_2, \overline{A[n]}, \overline{RR[n]}, \overline{SN[n]}\} \quad (38)$$

[0139] 其中,  $\overline{SN[n]}$  为为鼾声传感器, 也即拾音器如麦克风收集到的离散信号从当前时刻至之前 1023 个采样值的平均值。结合临床诊断需要,

[0140] 将 OSAS 划分为 5 个等级: 正常、趋于正常、轻度、中度和重度。

[0141]

$$\begin{aligned} \mathcal{E} &= \{e_0, e_1, e_2, e_3, e_4\} \\ &= \{Normal, Close - normal, Midly, Moderately, Severely\} \end{aligned} \quad (39)$$

[0142]  $e_i$  表示各种可能的总评价结果: (a)  $e_i$  ( $i=0,1$ ) 表示正常; (b)  $e_i$  ( $i=2,3,4$ ) 表示不同程度的 OSAS 事件。

[0143] (b) 隶属函数的构建需要建立隶属函数将模糊集中的各个元素的贡献进行量化。现有的隶属函数主要有: 高斯型、广义钟型、S 函数型和梯形型等。为减少远程服务器的计算量, 本发明中采用梯形型隶属函数,

$$s(x, a, b, c, d) = \max\left\{\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0\right), 0\right\} \quad (40)$$

[0145] 式中,  $x$  是自变量(为  $SpO_2$ 、 $\overline{A[n]}$ 、 $\overline{RR[n]}$  或者  $\overline{SN[n]}$ ),  $a, b, c, d$  为特征参数。

[0146] 结合单一生理参数对 OSAS 的诊断指标, 根据影响因子指标  $s_i$ , 建立关于  $e_i$  的模糊等级表, 如图 2 所示。

[0147] 令目标函数  $\chi_j^{(i)}(x)$  ( $j=0,1,2,3, i=0,1,2,3,4$ ) 为这些模糊集的隶属函数。根据图 2 中各单因素的评判等级参照值, 可推导出单因子为,  $s' pC I, \overline{A[n]}, \overline{RR[n]}$  和  $\overline{SN[n]}$  的隶属函数如下:

$$[0148] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq a_{j,1} \\ \frac{a_{j,2} - x}{a_{j,2} - a_{j,1}}, & a_{j,1} < x < a_{j,2} \\ 0, & a_{j,2} \leq x \end{cases} \quad (i=4) \quad (41)$$

$$[0149] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{j,0}}{a_{j,1} - a_{j,0}}, & a_{j,0} < x < a_{j,1} \\ 1, & a_{j,1} \leq x \leq a_{j,2} \\ \frac{x - a_{j,2}}{a_{j,3} - a_{j,2}}, & a_{j,2} < x < a_{j,3} \\ 0, & other \end{cases} \quad (i=3) \quad (42)$$

$$[0150] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{j,1}}{a_{j,2} - a_{j,1}}, & a_{j,1} < x < a_{j,2} \\ 1, & a_{j,2} \leq x \leq a_{j,3} \\ \frac{x - a_{j,3}}{a_{j,4} - a_{j,3}}, & a_{j,3} < x < a_{j,4} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (i = 2) \quad (43)$$

$$[0151] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{j,2}}{a_{j,3} - a_{j,2}}, & a_{j,2} < x < a_{j,3} \\ 1, & a_{j,3} \leq x \leq a_{j,4} \\ \frac{x - a_{j,4}}{a_{j,5} - a_{j,4}}, & a_{j,4} < x < a_{j,5} \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (i = 1) \quad (44)$$

$$[0152] \quad \chi_j^{(i)}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a_{j,3} \\ \frac{x - a_{j,3}}{a_{j,4} - a_{j,3}}, & a_{j,3} < x < a_{j,4} \\ 1, & a_{j,4} \leq x \end{cases} \quad (i = 0) \quad (45)$$

[0153] 由于每个生理参数对呼吸暂停的检测的影响不一定相同,根据大量实验统计给出最佳权重因子(部分可采用 MIT\BIH 数据库):

$$[0154] \quad W = [\omega_0, \omega_1, \omega_2, \omega_3] \quad (46)$$

[0155] (c) 多因子评判矩阵

[0156] 由(38)、(41)~(45)和(46)式可得多因子评判矩阵:

[0157]

$$M[n] = W \times \begin{pmatrix} \chi_0^{(0)}(s_0[n]) & \chi_0^{(1)}(s_0[n]) & \chi_0^{(2)}(s_0[n]) & \chi_0^{(3)}(s_0[n]) & \chi_0^{(4)}(s_0[n]) \\ \chi_1^{(0)}(s_1[n]) & \chi_1^{(1)}(s_1[n]) & \chi_1^{(2)}(s_1[n]) & \chi_1^{(3)}(s_1[n]) & \chi_1^{(4)}(s_1[n]) \\ \chi_2^{(0)}(s_2[n]) & \chi_2^{(1)}(s_2[n]) & \chi_2^{(2)}(s_2[n]) & \chi_2^{(3)}(s_2[n]) & \chi_2^{(4)}(s_2[n]) \\ \chi_3^{(0)}(s_3[n]) & \chi_3^{(1)}(s_3[n]) & \chi_3^{(2)}(s_3[n]) & \chi_3^{(3)}(s_3[n]) & \chi_3^{(4)}(s_3[n]) \end{pmatrix} \quad (47)$$

[0158] (47)式可简写为:

[0159]

$$M[n] = \sum_{j=0}^3 \left( w_j \chi_j^{(0)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(1)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(2)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(3)}(s_j[n]) \quad w_j \chi_j^{(4)}(s_j[n]) \right) \quad (48)$$

[0160] 根据最大隶属原则,用  $\max(M[n])$  判定当前时刻是否存在呼吸暂停或低通气事件及其严重程度。统计整个晚上睡眠时的非连续的呼吸暂停事件,连续的呼吸暂停事件只算一次,便可以确定受检者是否患有 OSAS 症。

[0161] 虽然本发明参照当前的较佳实施方式进行了描述,但本领域的技术人员应能理解,上述较佳实施方式仅用来说明本发明,并非用来限定本发明的保护范围,任何在本发明的精神和原则范围之内,所做的任何修饰、等效替换、改进等,均应包含在本发明的权利保护范围之内。

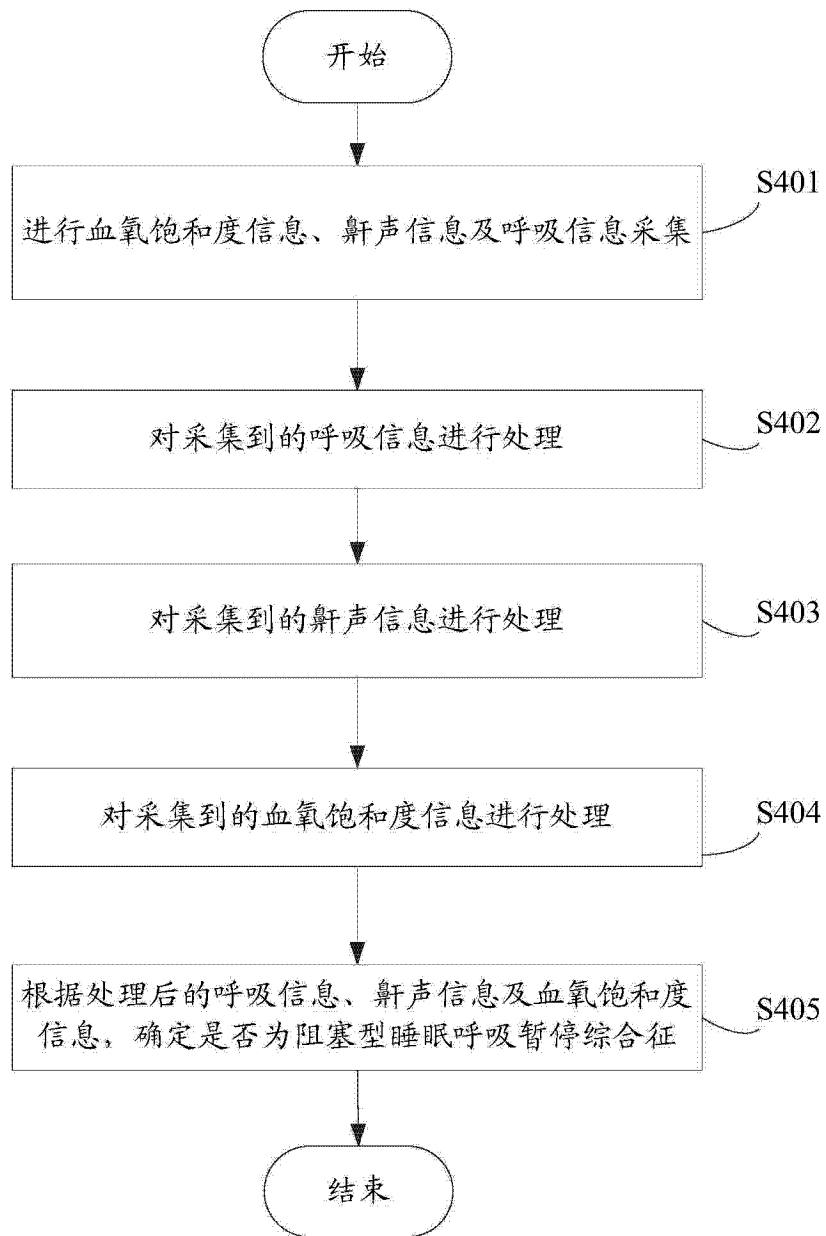


图 1

生理参数	重度( $e_4$ ) (Severely) $[a_{j,0}, a_{j,1}]$	中度( $e_3$ ) (Moderately) $[a_{j,1}, a_{j,2}]$	轻度( $e_2$ ) (Midly) $[a_{j,2}, a_{j,3}]$	趋于正常( $e_1$ ) (Close-normal) $[a_{j,3}, a_{j,4}]$	正常( $e_0$ ) (Normal) $[a_{j,4}, a_{j,5}]$
$SpO_2$ ( $s_0, j = 0$ )	[50, 80]	[80, 86]	[86, 90]	[90, 94]	[94, 100]
$\overline{A[n]}$ ( $s_1, j = 1$ )	$[0, \frac{A_{30}}{4}]^r$	$[\frac{A_{30}}{4}, \frac{3A_{30}}{8}]$	$[\frac{3A_{30}}{8}, \frac{A_{30}}{2}]$	$[\frac{A_{30}}{2}, \frac{3A_{30}}{4}]$	$[\frac{3A_{30}}{4}, A_{30}]$
$\overline{RR[n]}$ ( $s_2, j = 2$ )	$[0, \frac{R_{30}}{4}]^r$	$[\frac{R_{30}}{4}, \frac{3R_{30}}{8}]$	$[\frac{3R_{30}}{8}, \frac{R_{30}}{2}]$	$[\frac{R_{30}}{2}, \frac{3R_{30}}{4}]$	$[\frac{3R_{30}}{4}, R_{30}]$
$\overline{SN[n]}$ ( $s_3, j = 3$ )	$[0, \frac{S_{30}}{4}]^r$	$[\frac{S_{30}}{4}, \frac{3S_{30}}{8}]$	$[\frac{3S_{30}}{8}, \frac{S_{30}}{2}]$	$[\frac{S_{30}}{2}, \frac{3S_{30}}{4}]$	$[\frac{3S_{30}}{4}, S_{30}]$

图 2

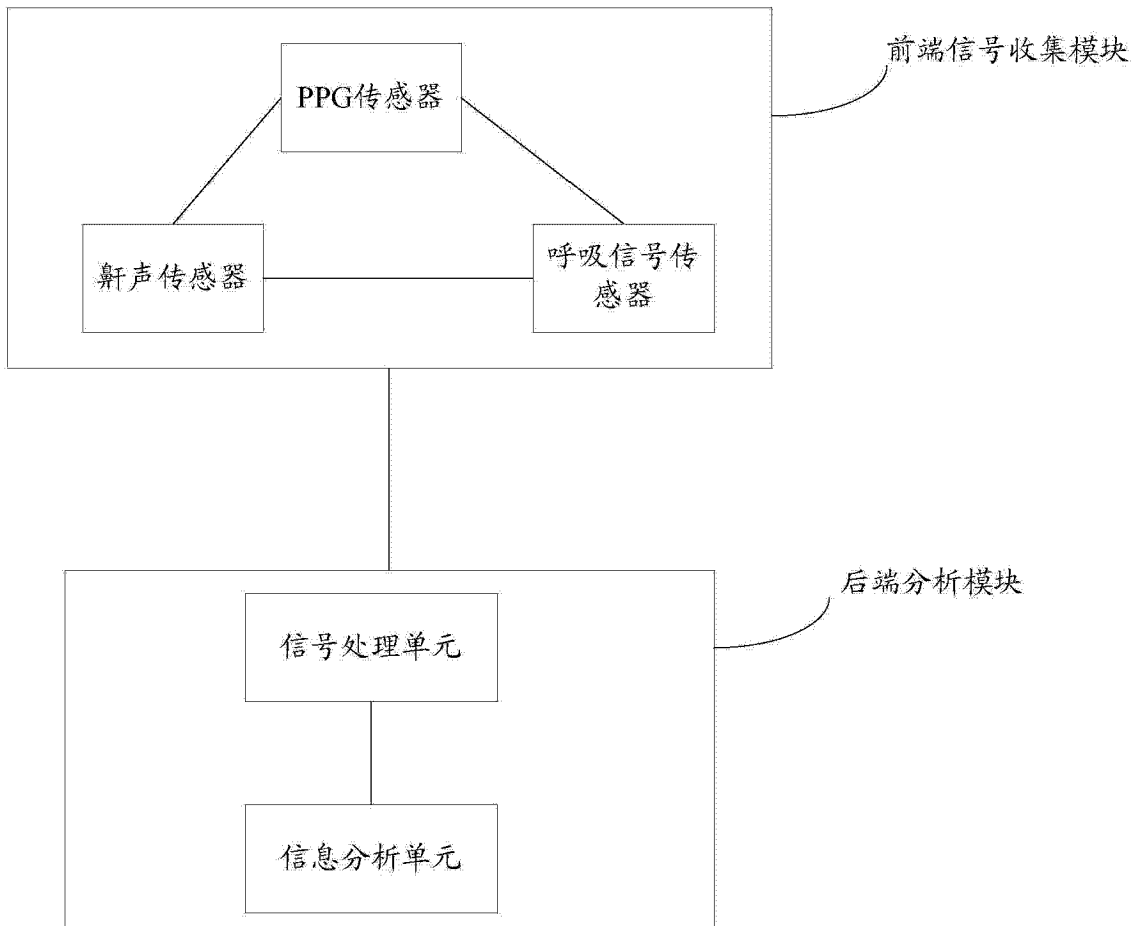


图 3

专利名称(译)	阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法及系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN103690168A</a>	公开(公告)日	2014-04-02
申请号	CN201310750391.4	申请日	2013-12-31
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
[标]发明人	周小林 吴丹 张元亭		
发明人	周小林 吴丹 张元亭		
IPC分类号	A61B5/08 A61B5/00		
其他公开文献	CN103690168B		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明涉及一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测方法，包括如下步骤：使用光电容积脉搏波传感器进行血氧饱和度信息采集、使用鼾声传感器进行鼾声信息采集、使用呼吸信号传感器进行呼吸信息采集；对所述采集的呼吸信息进行处理获得平均呼吸率和平均呼吸强度；对采集的鼾声信息进行处理获得当前时刻之前一段时间内的平均鼾声强度；对采集的光电容积脉搏波PPG信号进行高通滤波；根据人工智能决策理论，由所述处理后的呼吸信息、鼾声信息及血氧饱和度信息构建模糊元素集，再构建隶属函数，建立模糊等级表和模糊函数集，然后建立多因子评判矩阵，最后根据最大隶属原则判定是否患有阻塞型睡眠呼吸暂停综合征。本发明还涉及一种阻塞型睡眠呼吸暂停综合征检测系统。

