



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109528159 A

(43)申请公布日 2019.03.29

(21)申请号 201811243454.6

(22)申请日 2018.10.24

(71)申请人 浙江大学

地址 310058 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72)发明人 皇甫江涛 季彬浩 刘派

(74)专利代理机构 杭州求是专利事务有限公司 33200

代理人 林超

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/08(2006.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图4页

(54)发明名称

一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统和方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统和方法。本系统的床体四个床脚下端均安装压力传感器,压力传感器通过导线依次连接A/D转换模块、微处理器、无线模块,无线模块的WiFi模块和蓝牙模块通过串口从微处理器获取原始信号,WiFi模块将原始信号发送到网络数据库,蓝牙模块通过蓝牙协议将原始信号发送到手机。监控方法主要是在空床状态下对微处理器复位;压力传感器信号经A/D转换模块由微处理器进行预判断后,发送到网络数据库或手机,从而对原始信号进行特征提取,从而获得睡眠信号和呼吸信号,进而完成呼吸暂停现象的检测和呼吸频率的统计分析。本发明具有成本低,结构简单的特点,适用于家庭护理和医院监测等应用场合。

1. 一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统,包括床体(1),其特征在于:床体(1)四个床脚的下端均安装压力传感器(2),四个压力传感器(2)通过导线共同连接到A/D转换模块(3),A/D转换模块(3)经微处理器(4)连接到无线模块,无线模块包括WiFi模块(5)和蓝牙模块(6),WiFi模块(5)和蓝牙模块(6)均通过串口从微处理器(4)获取原始信号,WiFi模块(5)将原始信号发送到网络数据库(7),蓝牙模块(6)通过蓝牙协议将原始信号发送到手机(8)。

2. 根据权利要求1所述的一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统,其特征在于:所述的压力传感器(2)固定在床脚下,压力传感器(2)将采集到的压力信号转换为电阻值,进而转换为输出电压值。

3. 根据权利要求1所述的一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统,其特征在于:所述的A/D转换模块(3)包括稳压电源、片内时钟振荡器,用于将压力传感器(2)的输出电压值进行放大和A/D转换。

4. 根据权利要求1所述的一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统,其特征在于:所述的微处理器(4)包括多个快速输入/输出(I/O)口,用于读取经A/D转换模块(3)处理后的原始信号并进行判断。

5. 根据权利要求1所述的一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统,其特征在于:睡眠行为检测算法利用小波分解对原始信号的重心坐标进行多层分解,提取小波细节系数和重心坐标的方差作为判断特征,采用支持向量机的方法进行分类,从而将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号。

6. 根据权利要求1所述的一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统,其特征在于:呼吸统计算法对原始信号进行加窗处理,根据设定的阈值将呼吸信号从原始信号中提取出来,再通过滤波得到滤波后的呼吸信号,并统计呼吸次数和检测呼吸暂停,实现睡眠过程的多种无感知检测。

7. 应用于权利要求1-6任一所述的一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统的监控方法,其特征在于该方法包括以下步骤:

1) 在空床状态下对压力传感器(2)进行复位:

记录空床状态下压力传感器(2)的读数作为毛皮重量,使用者在床上活动引起压力传感器(2)的读数变化,将压力传感器(2)每次变化的读数减去毛皮重量的读数作为原始信号;

以床脚的一脚为坐标原点,以其相邻的两个床脚方向分别作为X轴正向和Y轴正向建立直角坐标系,根据四个床脚下的压力传感器(2)的原始信号计算出重心坐标,重心坐标的横、纵坐标(x,y)根据杠杆原理可得:

$$x = \frac{(w_2 + w_3)}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}$$

$$y = \frac{(w_3 + w_4)}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}$$

其中,w₁、w₂、w₃、w₄分别为四个床脚下的压力传感器(2)的原始信号值;

2) 压力传感器(2)的原始信号经过A/D转换模块(3)转换后由微处理器(4)进行判断:设置标志位S,若接收到的连续两次的原始信号全部大于标志阈值T,则将标志位S置1,认为使

用者开始睡觉;若连续两次的原始信号全部小于标志阈值 T ,则将标志位 S 置0,认为使用者已经起床;

3) 将原始信号和标志位 S 经过WiFi模块(5)或蓝牙模块(6)发送到网络数据库(7)或手机(8),网络数据库(7)或手机(8)对原始信号进行特征提取从而获得睡眠信号和呼吸信号;

睡眠信号的提取基于睡眠行为检测算法将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号,具体为:利用小波分解对采集的原始信号的重心坐标进行多层分解得到重心坐标的横、纵坐标小波分解后的近似系数和细节系数,选取第七层的细节系数作为第一特征,将重心坐标的横、纵坐标的方差构成特征向量作为第二特征,当细节系数中存在斜率大于第一预设阈值的峰值且重心坐标的横、纵坐标的方差大于第二预设阈值时,认为原始信号是腿动信号;采用支持向量机的方法进行分类获取腿动信号的特征,从而将正常睡眠信号中自动识别出腿动信号;

呼吸信号与腿动信号的分离采用呼吸分析计算方法,具体为:设定呼吸信号阈值 H ,对原始信号进行加窗处理,计算每个窗内的原始信号的最大值与最小值的差值,差值大于呼吸信号阈值 H 时认为窗内的原始信号属于腿动信号,当差值小于呼吸信号阈值 H 时认为窗内的原始信号属于呼吸信号;丢弃原始信号中所有属于腿动信号的数据,进而得到分离出的呼吸信号,将分离后的呼吸信号通过移动平均滤波来去除随机干扰,再通过FIR低通滤波之后的信号得到滤波后的呼吸信号;

4) 呼吸暂停现象的检测和呼吸频率的统计分析:

设定呼吸暂停阈值 D ,对原始信号进行加窗处理,计算每个窗内的原始信号的最大值与最小值的差值,差值大于呼吸暂停阈值 D 时认为窗内的原始信号属于呼吸信号,当差值小于呼吸暂停阈值 D 时认为窗内的原始信号属于呼吸暂停现象;

呼吸频率的统计采用统计信号峰值的方法,对步骤3)所述的滤波后的呼吸信号计算斜率,当斜率由正变负的时候计作一次峰值,峰值的总数即为呼吸的次数;

5) 根据步骤4)获得的呼吸频率的统计结果在睡眠呼吸频率柱状图中绘制出每分钟的呼吸次数,网络数据库(7)或手机(8)的对原始信号的处理结果作为睡眠行为检测结果发送到移动端,使用者通过移动终端查看睡眠期间呼吸频率的变化情况。

一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统和方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种人体睡眠和呼吸监控系统,尤其是涉及一种基于床体的能够分析睡眠特定行为及进行呼吸信号统计分析的系统和方法。

背景技术

[0002] 目前有多种检测方法来检测睡眠质量,在医学上最常用的方法是多导睡眠监测(PSG),多导睡眠监测(PSG)一直被视为是睡眠监测的“金标准”,PSG主要是医学上使用精密设备结合血压、心跳、脑电波等生理特征准确的对人体睡眠状态做出科学的评价。但是PSG需要患者佩戴很多的设备,也需要整晚睡在医院,成本也较高,既影响感官体验,也无法应用在家庭检测。

[0003] 此外,还有使用腕动计、腿动计和三轴加速度传感器来进行睡眠检测的方法。这些方法相比于PSG,成本要低很多而且简单易携带,可以应用于家庭检测,但是仍然没有解决需要佩戴设备影响感官体验的问题。同时,腕动计和腿动计还存在一个问题就是不能自动确定使用者开始和结束睡眠的时间,需要使用者手动设置。因此需要一种非接触式的睡眠行为检测方法,可以实现多角度的睡眠检测,同时具有呼吸分析的功能,系统成本也有所降低。

发明内容

[0004] 针对背景技术中的不足,本发明的目的在于提供一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统和方法。

[0005] 为了实现上述目的,本发明采取的技术方案是:

[0006] 一、基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统

[0007] 床体四个床脚的下端均安装压力传感器,四个压力传感器通过导线共同连接到A/D转换模块,A/D转换模块经微处理器连接到无线模块,无线模块包括WiFi模块和蓝牙模块,WiFi模块和蓝牙模块均通过串口从微处理器获取原始信号,WiFi模块将原始信号发送到网络数据库,蓝牙模块通过蓝牙协议将原始信号发送到手机。

[0008] 压力传感器固定在床脚下,压力传感器用于采集压力信号,将采集到的压力信号转换为电阻值,进而转换为输出电压值。

[0009] A/D转换模块包括稳压电源、片内时钟振荡器,用于将压力传感器的输出电压值进行放大和A/D转换。

[0010] 微处理器包括多个快速输入/输出I/O口,用于读取经A/D转换模块处理后的原始信号并进行判断。

[0011] 睡眠行为检测算法利用小波分解对原始信号的重心坐标进行多层分解,提取小波细节系数和方差作为判断特征,采用支持向量机的方法进行分类,从而将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号。

[0012] 呼吸统计算法对原始信号进行加窗处理,根据设定的阈值将呼吸信号从原始信号

中提取出来,再通过滤波得到滤波后的呼吸信号,并统计呼吸次数以及检测呼吸暂停的现象,实现睡眠过程的多种无感知检测。

[0013] 二、一种基于床体的人体睡眠和呼吸监控系统的监控方法,该方法的步骤如下:

[0014] 1) 在空床状态下对压力传感器进行复位。

[0015] 以床脚的一脚为坐标原点,以其相邻的两个床脚方向分别作为X轴正向和Y轴正向建立直角坐标系,根据四个床脚下的压力传感器的读数计算出重心坐标,重心坐标的横、纵坐标 x, y 根据杠杆原理可得:

$$[0016] \quad x = \frac{(w_2 + w_3)}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}$$

$$[0017] \quad y = \frac{(w_3 + w_4)}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}$$

[0018] 其中, w_1, w_2, w_3, w_4 分别为四个床脚下的压力传感器的读数。

[0019] 记录空床状态下压力传感器的读数作为毛皮重量,使用者在床上活动引起压力传感器的读数变化,将压力传感器每次变化的读数减去毛皮重量的读数作为原始信号。

[0020] 2) 压力传感器的原始信号经过A/D转换模块转换后由微处理器对原始信号进行判断。

[0021] 设置标志位 S ,若接收到的连续两次的原始信号全部大于标志阈值 T ,则将标志位 S 置1,认为使用者开始睡觉;若连续两次的原始信号全部小于标志阈值 T ,则将标志位 S 置0,认为使用者已经起床。

[0022] 考虑到正常人体的重量以及实际的测试,将标志阈值 T 设置为2千克。

[0023] 3) 将原始信号和标志位 S 经过WiFi模块或蓝牙模块发送到网络数据库或手机,网络数据库或手机对原始信号进行特征提取从而获得睡眠信号和呼吸信号。

[0024] 睡眠信号的提取基于睡眠行为检测算法将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号,具体为:利用小波分解对采集的原始信号的重心坐标进行多层分解得到重心坐标的横、纵坐标小波分解后的近似系数和细节系数,选取第七层的细节系数作为第一特征,将重心坐标的横、纵坐标的方差构成18维特征向量作为第二特征,当细节系数中存在斜率大于第一预设阈值的峰值且重心坐标的横、纵坐标的方差大于第二预设阈值时,认为原始信号是腿动信号;具体选取重心横、纵坐标的七层小波分解之后的细节系数(x, y 各有8个值),重心横、纵坐标的方差(2个值)构成18维特征向量,采用支持向量机的方法进行分类获取腿动信号的特征,从而在正常睡眠信号中自动识别出腿动信号在某个时间段出现。

[0025] 呼吸信号与腿动信号的分离基于呼吸分析算法,具体为:设定呼吸信号阈值 H ,对原始信号进行加窗处理,计算每个窗内的原始信号的最大值与最小值的差值,差值大于呼吸信号阈值 H 时认为窗内的原始信号属于腿动信号,当差值小于呼吸信号阈值 H 时认为窗内的原始信号属于呼吸信号;丢弃原始信号中所有属于腿动信号的数据,进而得到分离出的呼吸信号,将分离后的呼吸信号通过移动平均滤波来去除随机干扰,再通过FIR低通滤波之后的信号得到滤波后的呼吸信号。

[0026] 4) 呼吸暂停现象的检测和呼吸频率的统计分析:

[0027] 呼吸暂停现象的检测方法与呼吸统计算法类似,具体为:设定呼吸暂停阈值 D ,对

原始信号进行加窗处理,计算每个窗内的原始信号的最大值与最小值的差值,差值大于呼吸暂停阈值D时认为窗内的原始信号属于呼吸信号,当差值小于呼吸暂停阈值D时认为窗内的原始信号属于呼吸暂停现象。

[0028] 呼吸频率的统计采用统计信号峰值的方法,对步骤3)所述的滤波后的呼吸信号计算斜率,当斜率由正变负的时候计作一次峰值,峰值的总数即为呼吸的次数。

[0029] 5) 根据步骤4)获得的呼吸频率的统计结果在睡眠呼吸频率柱状图中绘制出每分钟内的呼吸次数,网络数据库或手机对原始信号的处理结果作为睡眠行为检测结果发送到移动端,使用者通过移动终端查看睡眠期间呼吸频率的变化情况。

[0030] 本发明具有的有益效果是:

[0031] 1) 整套系统比医学上常用的多导睡眠监测(PSG)更简单、方便、低成本,比市面上的腕动计等设备准确性更高;

[0032] 2) 它通过对采集到的腿动信号进行特征的提取,利用支持向量机来进行睡眠行为的分类实现自动识别腿动行为,准确率很高;采集到的呼吸信号也非常清晰,然后对分离出腿动行为的呼吸信号做滤波处理,来进行呼吸暂停现象的检测和呼吸频率的统计分析,对正常睡眠和腿动抽搐分辨准确率高达90%以上,呼吸和呼吸暂停判断精度接近100%;

[0033] 3) 它在整个数据采集、传输和处理系统方面,具有成本低,结构简单的特点,适用于家庭检测。

附图说明

[0034] 图1是系统架构图。

[0035] 图2是睡眠行为检测算法流程图。

[0036] 图3是呼吸统计算法流程图。

[0037] 图4是小波分解各层细节系数图。

[0038] 图5是呼吸分析效果图。

[0039] 图6是腿动和呼吸信号的分离效果图。

[0040] 图7是有限冲激响应(FIR)低通滤波器幅频响应图。

[0041] 图8是睡眠呼吸频率柱状图。

[0042] 图中:1.床体,2.压力传感器,3.A/D转换模块,4.微处理器,5.WiFi模块,6.蓝牙模块,7.网络数据库,8.手机。

具体实施方式

[0043] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

[0044] 如图1所示,床体1四个床脚的下端均安装压力传感器2,四个压力传感器2通过导线共同连接到A/D转换模块3,A/D转换模块3经微处理器4连接到无线模块,无线模块包括WiFi模块5和蓝牙模块6,WiFi模块5和蓝牙模块6均通过串口从微处理器4获取原始信号,WiFi模块5将原始信号发送到网络数据库7,蓝牙模块6通过蓝牙协议将原始信号发送到手机8。

[0045] 压力传感器2固定在床脚下,压力传感器2将采集到的压力信号转换为电阻值,进而转换为输出电压值。

[0046] A/D转换模块3包括多种必需的外围电路,如稳压电源、片内时钟振荡器等,其集成度高、响应速度快、抗干扰性强,A/D转换模块3用于将压力传感器2的输出电压值进行放大和A/D转换处理后得到原始信号。

[0047] 微处理器4包括多个快速输入/输出I/O口,满足系统的使用要求用于读取经A/D转换模块3处理后的原始信号并进行判断。

[0048] 睡眠行为检测算法利用小波分解对原始信号的重心坐标进行多层分解,提取小波细节系数和方差作为判断特征,采用支持向量机的方法进行分类,从而将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号。

[0049] 呼吸统计算法对原始信号进行加窗处理,根据设定的阈值将呼吸信号从原始信号中提取出来,通过移动平均滤波和FIR低通滤波得到滤波后的呼吸信号,并统计呼吸次数以及检测呼吸暂停的现象,实现睡眠过程的多种无感知检测。

[0050] 本发明的具体实施方式包括实施例一和实施例二,实施例一和实施例二的前两个步骤基本相同,不同之处在于实施例一的微处理器4通过Wifi模块5发送原始信号到网络数据库7进行信号的处理;实施例二的微处理器4通过蓝牙模块6发送原始信号到手机8进行信号的处理。

[0051] 实施例一:微处理器4通过Wifi模块5发送原始信号到网络数据库7

[0052] 本实施例采用放置在四个床1脚下的压力传感器2采集电压数据,本系统采用的压力传感器2的型号为YZC-167,量程75千克,四个传感器2的总量程为300千克。YZC-167是一款应变式压力传感器,可以将被测压力转换为相应电阻值的变化,进而转换为输出电压值的变化。A/D转换模块3选用HX711A/D转换模块,对这个电压值做放大和A/D转换及即可得到电压数据。这里得到的压力读数并不是准确的数值,需要进行校准。

[0053] 1) 在空床状态下会进行一次复位,记录下此时的读数作为毛皮重量,之后每次读数时都会减去这个毛皮重量,这样处理得到的读数就完全是由人体引起的净重量,避免了由于床上物品的摆放位置等外界因素引起的误差。

[0054] 空床1复位采用的方法是基于重心的分析,因此需要将四个压力传感器2的读数转换为重心的读数,以床1的一脚为坐标原点,两个床1沿方向分别为X轴正向和Y轴正向建立直角坐标系,四个压力传感器2就被放置在四个床1脚下。根据四个床1脚下的压力传感器2的读数即可计算出重心坐标,分别记重心的横、纵坐标为x、y,根据杠杆原理:

$$[0055] \quad x = \frac{(w_2 + w_3)}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}$$

$$[0056] \quad y = \frac{(w_3 + w_4)}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}$$

[0057] 其中w1、w2、w3、w4分别为四个床脚下压力传感器的读数。

[0058] 使用者在床上活动会引起压力传感器2的读数变化,将压力传感器2每次读到的读数减去初始空床状态下毛皮重量的读数作为待处理的原始信号;

[0059] 2) 压力传感器2的原始信号经过A/D转换模块3转换后由微处理器4对原始信号进行判断:

[0060] 考虑到目前市面上很多睡眠检测设备不能自动判断使用者开始和结束睡眠的时

间,本系统设计了一种简单的判断方法,微处理器4可选用STM32微处理器,在STM32微处理器获取到原始信号之后,首先进行判断,若连续两次的原始信号全部大于标志阈值T,则将标志位S置1,认为使用者开始睡觉;若连续两次的原始信号全部小于标志阈值T,则将标志位S置0,认为使用者已经起床。考虑到正常人体的重量以及实际的测试,将标志阈值T设置为2千克。

[0061] 本系统的采样频率为10Hz,腿动信号的持续时间在2秒左右,呼吸信号的频率在0.2到0.8Hz左右,所以10Hz的采样频率是完全能够满足系统需求的。

[0062] 3) 微处理器4将四个压力传感器2的读数w1、w2、w3、w4和标志位S以对象简谱(Json)格式通过Wifi模块5发送至网络数据库7,网络数据库7对原始信号进行特征提取从而获得睡眠信号和呼吸信号。

[0063] 网络数据库7选择了开源的消息队列遥测传输(MQTT)消息服务器EMQ,EMQ基于Erlang/OTP语言平台,支持百万级连接和分布式集群提供基于发布/订阅模式的MQTT消息服务器,支持MQTT V3.1/V3.1.1协议规范。EMQ消息服务器数据上传可以达到10~15次每秒,也可以满足系统的要求。数据存储则采用MySQL数据库,数据的处理则使用本地各种工具,如Matlab等,这样就可以搭建一个完全免费的MQTT数据传输和处理系统。

[0064] 微处理器4将原始信号发布到MQTT服务器,在电脑端利用Python编写的客户端订阅消息,获取到原始信号。然后对原始信号进行特征提取从而获得睡眠信号和呼吸信号。

[0065] 如图2所示,睡眠信号的提取基于睡眠行为检测算法,分别从时域和频域的角度从原始信号中提取到以下特征,将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号,其目的是为了从原始信号中区分出可能代表着腿动和抽搐的部分,睡眠行为被分为以下两类:第一类是正常睡眠时保持稳定的状态,没有任何大幅度运动产生;第二类包括腿部的摆动和全身或局部(如腿部)的抽搐。

[0066] 睡眠行为检测算法具体为:利用小波分解对采集的原始信号的重心坐标进行多层分解得到重心坐标的横、纵坐标小波分解后的近似系数和细节系数,重心坐标的横、纵坐标(x,y)的七层小波分解之后的细节系数(x,y各有8个值),重心横、纵坐标的方差构成18维特征向量。小波分解是一种多尺度多分辨率分析方法,非常适合于分析非稳态信号。

$$[0067] \quad DWT_{\varphi} f(a,b) = 2^{-\frac{a}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi^* \left(\frac{t-b2^a}{2^a} \right) dt$$

[0068] 其中,a、b分别为尺度因子和平移因子,f(t)为原始信号, $\varphi(t)$ 为母小波,*表示共轭, $DWT_{\varphi} f(a,b)$ 为小波变换的结果,t为时间。通过小波分解将原始信号分解为近似系数和细节系数两部分,分别反映信号的总体趋势和低频特征,在数据量上分别为原始数据的一半左右,之后可以对近似分量继续分解。

[0069] 原信号及第一、三、五、七层小波分解细节系数如图4所示。图4中左边一列是重心坐标的横坐标x,右边一列是重心坐标的纵坐标y。第一行是原始信号,原始信号的前半部分是第一类的稳定信号,后半部分是第二类的腿动和抽搐信号,从第一层小波分解的细节系数中可以看到,第一类的平稳信号的小波细节系数都非常小,而第二类腿动信号每次发生腿动时就会在细节系数中反应为一个峰值,因此小波分解能够将原始信号的高频特征提取出来,具有明确的物理意义。随着分解层数的增高,峰值虽然逐渐模糊,但是两类信号之间

的区别仍然十分明显。因此,使用小波分解的细节系数作为特征的分类准确率也会很高。

[0070] 选取第七层的细节系数作为第一特征,将重心坐标的横、纵坐标的方差构成18维特征向量作为第二特征,当细节系数中存在斜率大于第一预设阈值的峰值且重心坐标的横、纵坐标的方差大于第二预设阈值时,认为原始信号是腿动信号;选取重心横、纵坐标的七层小波分解之后的细节系数(x、y各有8个值),重心横、纵坐标的方差(2个值)构成18维特征向量,采用支持向量机的方法进行分类获取腿动信号的特征,从而将正常睡眠信号中自动识别出腿动信号进行睡眠行为的分类,进而将腿动抽搐等睡眠疾病相关大幅度行为提取出来;

[0071] 本步骤的分类方法采用的是支持向量机(SVM)。将数据以每分钟为一组进行分组,对每一组计算相应的18维特征向量,使用MQTT服务器得到45组数据,将其中的20组数据作为训练数据,25组数据作为测试数据,利用训练数据训练得到一个SVM模型,对测试数据进行分类。结果只有一组数据分类错误,正确率为96%。

[0072] 呼吸信号与腿动信号的分离的呼吸分析算法流程图如图3所示。因为腿动信号的幅度远大于呼吸信号,直接处理效果很差,需要分离。将二者分离的方法是首先对数据进行加窗,窗长度为21,大约2秒的数据,计算窗内数据最大值与最小值之差,并设定呼吸信号阈值H,当差值大于呼吸信号阈值H时认为这组数据的中心点属于腿动信号,当差值小于呼吸信号阈值H时认为这组数据的中心点属于呼吸信号。找到所有腿动数据之后直接将这些数据丢弃,每次腿动的持续时间在两秒左右,早期每晚的腿动次数不到百次,因此直接丢弃也影响不大。本系统的睡眠检测算法使用一分钟的数据做分类,只能判断某一分钟内发生了腿动现象,若再结合上这个呼吸分析算法则可精确到某一秒开始发生了腿动现象。分离的效果如图6所示,图6中离散的点事原本属于腿动信号的点。

[0073] 将分离出的呼吸信号进行滤波处理,先通过5阶移动平均滤波器,设数据长度为n,将数据的前4个值依次补在数据的最后,构成一个n+4的数据串,之后从第一个数据开始,取当前数据和之后的4个数据计算均值,赋给当前的数据。移动平均滤波用数学公式表达如下:

$$[0074] \quad y[i] = \frac{1}{5} \sum_{j=0}^4 x[i+j]$$

[0075] 式中x[i]为原始信号,y[i]为经过移动平均滤波之后的信号。

[0076] 移动平均滤波去掉一部分随机噪声之后,再进行一次有限冲激响应(FIR)低通滤波提取呼吸信号。FIR低通滤波器采用窗函数法设计,采样频率Fs为500Hz,考虑到呼吸信号的频率范围在0.2~0.8Hz,因此选择截止频率Fc为0.8Hz,窗口类型为凯撒(Kaiser)窗,Beta为2.5,滤波器阶数为30,设计出的滤波器幅频响应如图7所示。

[0077] 滤波后的呼吸信号如图5所示,第一行是原始信号,第二行是经过移动平均滤波之后的信号,第三行是再经过FIR低通滤波之后的信号,虚线是检测到的呼吸暂停现象,圆圈标出来的是检测到的呼吸。

[0078] 4) 呼吸暂停现象的检测和呼吸频率的统计分析:

[0079] 呼吸暂停现象的检测方法与呼吸统计算法类似,由于呼吸暂停现象的持续时间大约是2秒,因此仍然选择长度为21的窗,计算窗内21个数据点的最大值和最小值的差值,设定一个呼吸暂停阈值D,当差值大于呼吸暂停阈值时认为这组数据的中心点属于呼吸信号,

当差值小于呼吸暂停阈值D时认为其属于呼吸暂停现象。同样的,信号首先进行了归一化处理,所以这个呼吸暂停阈值D可以被应用于不同人群的检测。

[0080] 本系统中呼吸频率的统计采用统计信号峰值的方法,对滤波之后的信号计算斜率,当斜率由正变负的时候出现一次峰值,总的峰值个数即呼吸的次数。

[0081] 5)MQTT服务器数据处理的结果可以发送到一款APP中进行处理结果的展示,在睡眠呼吸频率柱状图中绘制出了每分钟内的呼吸次数,如图8所示,方便用户查看自己睡眠期间呼吸频率的变化情况。

[0082] 实施例二:微处理器4通过蓝牙模块6发送原始信号到手机8进行处理

[0083] 本实施例采用放置在四个床1脚下的压力传感器2采集数据,本系统采用的压力传感器2的型号为YZC-167,量程75千克,四个传感器2的总量程为300千克。YZC-167是一款应变式压力传感器,可以将被测压力转换为相应电阻值的变化,进而转换为输出电压值的变化。A/D转换模块3选用HX711A/D转换模块,对这个电压值做放大和A/D转换及即可得到压力数据。这里得到的压力读数并不是准确的数值,需要进行校准。

[0084] 1)在空床状态下会进行一次复位,记录下此时的读数作为毛皮重量,之后每次读数时都会减去这个毛皮重量,这样处理得到的读数就完全是由人体引起的净重量,避免了由于床上物品的摆放位置等外界因素引起的误差。

[0085] 空床1复位采用的方法是基于重心的分析,因此需要将四个压力传感器2的读数转换为重心的读数,以床1的一脚为坐标原点,两个床1沿方向分别为X轴正向和Y轴正向建立直角坐标系,四个压力传感器2就被放置在四个床1脚下。根据四个床1脚下的压力传感器2的读数即可计算出重心坐标,分别记重心的横、纵坐标为x、y,根据杠杆原理:

$$[0086] \quad x = \frac{(w2 + w3)}{(w1 + w2 + w3 + w4)}$$

$$[0087] \quad y = \frac{(w3 + w4)}{(w1 + w2 + w3 + w4)}$$

[0088] 其中,w1、w2、w3、w4分别为四个床脚下压力传感器的读数。

[0089] 使用者在床上活动会引起压力传感器2的读数变化,将压力传感器2每次读到的读数减去初始空床状态下毛皮重量的读数作为待处理的原始信号;

[0090] 2)压力传感器2的原始信号经过A/D转换模块3转换后由微处理器4对原始信号进行判断:

[0091] 考虑到目前市面上很多睡眠检测设备不能自动判断使用者开始和结束睡眠的时间,本系统设计了一种简单的判断方法,微处理器4可选用STM32微处理器,在STM32微处理器获取到原始信号之后,首先进行判断,若连续两次的原始信号全部大于标志阈值T,则将标志位S置1,认为使用者开始睡觉;若连续两次的原始信号全部小于标志阈值T,则将标志位S置0,认为使用者已经起床。考虑到正常人体的重量以及实际的测试,将标志阈值T设置为2千克。

[0092] 本系统的采样频率为10Hz,腿动信号的持续时间在2秒左右,呼吸信号的频率在0.2到0.8Hz左右,所以10Hz的采样频率是完全能够满足系统需求的。

[0093] 3)考虑到没有Wifi覆盖的环境,本实施例中微处理器4将四个压力传感器2的读数

w1、w2、w3、w4和标志位S通过串口发送到蓝牙模块6,再通过蓝牙模块6将数据发送到手机8,在移动端实现对原始信号的处理。

[0094] 本系统通过蓝牙模块6发送的仍然是五个数据信号构成的Json格式数据,同时在每组数据的前面加上一个起始位进一步增强信号传输的准确性。经过长时间的测试,以这种数据格式进行信号传输准确率基本可以达到100%。在移动端接收到原始信号后,进行特征提取从而获得睡眠信号和呼吸信号。

[0095] 如图2所示,睡眠信号的提取基于睡眠行为检测算法,分别从时域和频域的角度从原始信号中提取到以下特征,将睡眠信号分为正常睡眠信号和腿动信号,其目的是为了从原始信号中区分出可能代表着腿动和抽搐的部分,睡眠行为被分为以下两类:第一类是正常睡眠时保持稳定的状态,没有任何大幅度运动产生;第二类包括腿部的摆动和全身或局部(如腿部)的抽搐。

[0096] 睡眠行为检测算法具体为:利用小波分解对采集的原始信号的重心坐标进行多层分解得到重心坐标的横、纵坐标小波分解后的近似系数和细节系数,重心坐标的横、纵坐标(x,y)的七层小波分解之后的细节系数(x、y各有8个值),重心横、纵坐标的方差构成18维特征向量。小波分解公式计算为:

$$[0097] \quad DWT_{\varphi} f(a,b) = 2^{-\frac{a}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi^* \left(\frac{t-b2^a}{2^a} \right) dt$$

[0098] 其中,a、b分别为尺度因子和平移因子,f(t)为原始信号, $\varphi(t)$ 为母小波,*表示共轭, $DWT_{\varphi} f(a,b)$ 为小波变换的结果,t为时间。通过小波分解将原始信号分解为近似系数和细节系数两部分,分别反映信号的总体趋势和低频特征,在数据量上分别为原始数据的一半左右,之后可以对近似分量继续分解。

[0099] 原信号及第一、三、五、七层小波分解细节系数如图4所示。图4中左边一列是重心坐标的横坐标x,右边一列是重心坐标的纵坐标y。第一行是原始信号,原始信号的前半部分是第一类的稳定信号,后半部分是第二类的腿动和抽搐信号,从第一层小波分解的细节系数中可以看到,第一类的平稳信号的小波细节系数都非常小,而第二类腿动信号每次发生腿动时就会在细节系数中反应为一个峰值,因此小波分解能够将原始信号的高频特征提取出来,具有明确的物理意义。

[0100] 选取第七层的细节系数作为第一特征,将重心坐标的横、纵坐标的方差构成18维特征向量作为第二特征,当细节系数中存在斜率大于第一预设阈值的峰值且重心坐标的横、纵坐标的方差大于第二预设阈值时,认为原始信号是腿动信号;选取重心横、纵坐标的七层小波分解之后的细节系数(x、y各有8个值),重心横、纵坐标的方差(2个值)构成18维特征向量,采用支持向量机的方法进行特征提取,从而将正常睡眠信号中自动识别出腿动信号进行睡眠行为的分类,进而将腿动抽搐等睡眠疾病相关大幅度行为提取出来;

[0101] 本步骤的分类方法采用的是支持向量机(SVM)。将数据以每分钟为一组进行分组,对每一组计算相应的18维特征向量,使用蓝牙6和手机8得到30组数据,将其中的14组数据作为训练数据,16组数据作为测试数据,利用训练数据训练得到一个SVM模型,对测试数据进行分类。结果只有一组数据分类错误,正确率为94%。将这些数据与通过MQTT服务器处理

得到的数据进行混合,随机选取其中一部分训练分类器,用剩下的数据测试,最终准确率全部达到了90%以上,最高可达到100%。

[0102] 呼吸信号与腿动信号的分离的呼吸分析算法流程图如图3所示。因为腿动信号的幅度远大于呼吸信号,直接处理效果很差,需要分离。将二者分离的方法是首先对数据进行加窗,窗长度为21,大约2秒的数据,计算窗内数据最大值与最小值之差,并设定一个呼吸信号阈值H,当差值大于呼吸信号阈值H时认为这组数据的中心点属于腿动信号,当差值小于呼吸信号阈值H时认为这组数据的中心点属于呼吸信号。找到所有腿动数据之后直接将这些数据丢弃,每次腿动的持续时间在两秒左右,早期每晚的腿动次数不到百次,因此直接丢弃也影响不大。本系统的睡眠检测算法使用一分钟的数据做分类,只能判断某一分钟内发生了腿动现象,若再结合上这个呼吸分析算法则可精确到某一秒开始发生了腿动现象。分离的效果如图6所示,图6中离散的点事原本属于腿动信号的点。

[0103] 将分离出的呼吸信号进行滤波处理。先通过移动平均滤波来去除随机干扰,这里采用5阶移动平均滤波器,设数据长度为n,将数据的前4个值依次补在数据的最后,构成一个n+4的数据串,之后从第一个数据开始,取当前数据和之后的4个数据计算均值,赋给当前的数据。

[0104] 移动平均滤波去掉一部分随机噪声之后,再进行一次有限冲激响应(FIR)低通滤波提取呼吸信号。FIR低通滤波器采用窗函数法设计,采样频率Fs为500Hz,考虑到呼吸信号的频率范围在0.2~0.8Hz,因此选择截止频率Fc为0.8Hz,窗口类型为凯撒(Kaiser)窗,Beta为2.5,滤波器阶数为30,设计出的滤波器幅频响应如图7所示。

[0105] 滤波后的呼吸信号如图5所示,第一行是原始信号,第二行是经过移动平均滤波之后的信号,第三行是再经过FIR低通滤波之后的信号,虚线是检测到的呼吸暂停现象,圆圈标出来的是检测到的呼吸。

[0106] 4) 呼吸暂停现象的检测和呼吸频率的统计分析:

[0107] 呼吸暂停现象的检测方法与呼吸统计算法类似,由于呼吸暂停现象的持续时间大约是2秒,因此仍然选择长度为21的窗,计算窗内21个数据点的最大值和最小值的差值,设定一个呼吸暂停阈值D,当差值大于呼吸暂停阈值时认为这组数据的中心点属于呼吸信号,当差值小于呼吸暂停阈值D时认为其属于呼吸暂停现象。同样的,信号首先进行了归一化处理,所以这个呼吸暂停阈值H可以被应用于不同人群的检测。

[0108] 本系统中呼吸频率的统计采用统计信号峰值的方法,对滤波之后的信号计算斜率,当斜率由正变负的时候出现一次峰值,总的峰值个数即呼吸的次数。

[0109] 5) 统计结果可在一款app上进行展示,在睡眠呼吸频率柱状图中绘制出了每分钟内的呼吸次数,如图8所示,方便用户查看自己睡眠期间呼吸频率的变化情况。

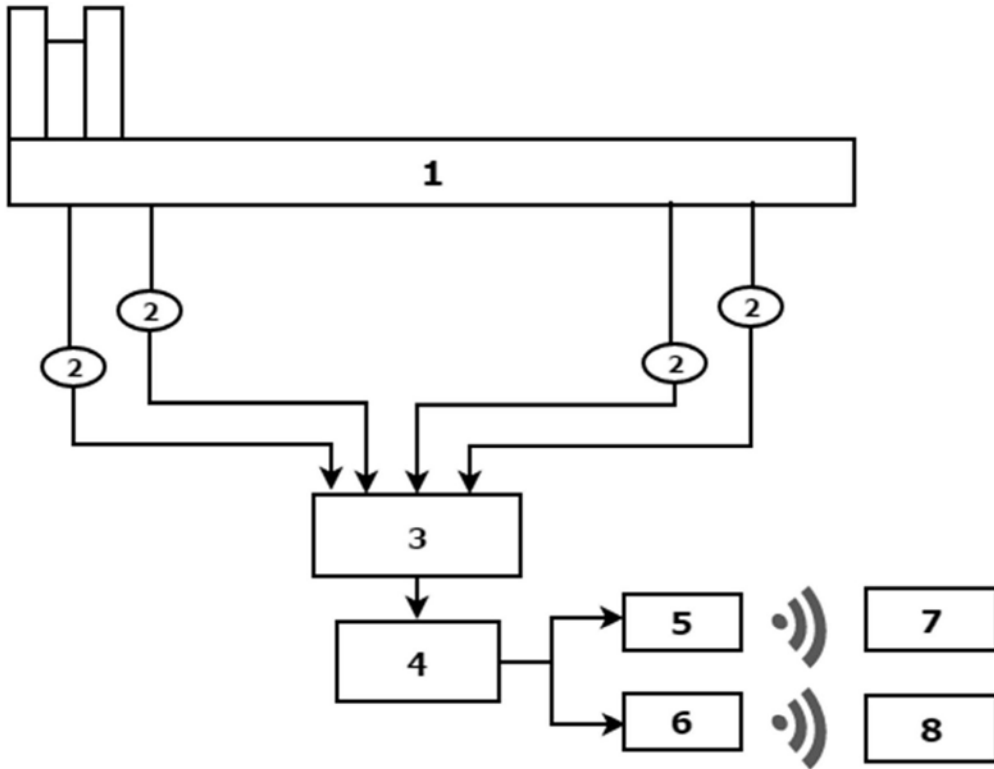


图1

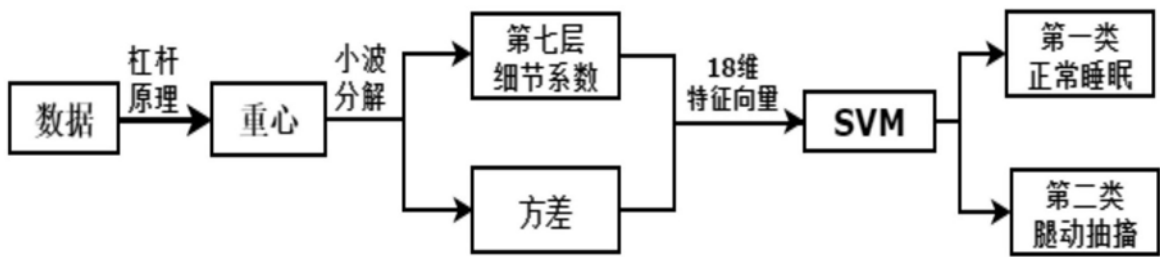


图2

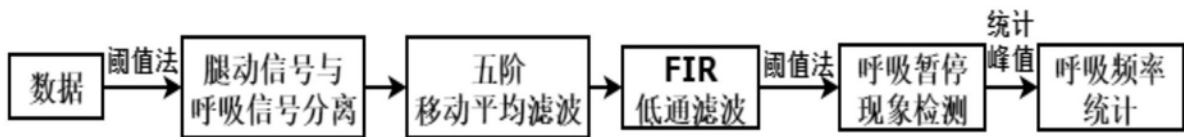


图3

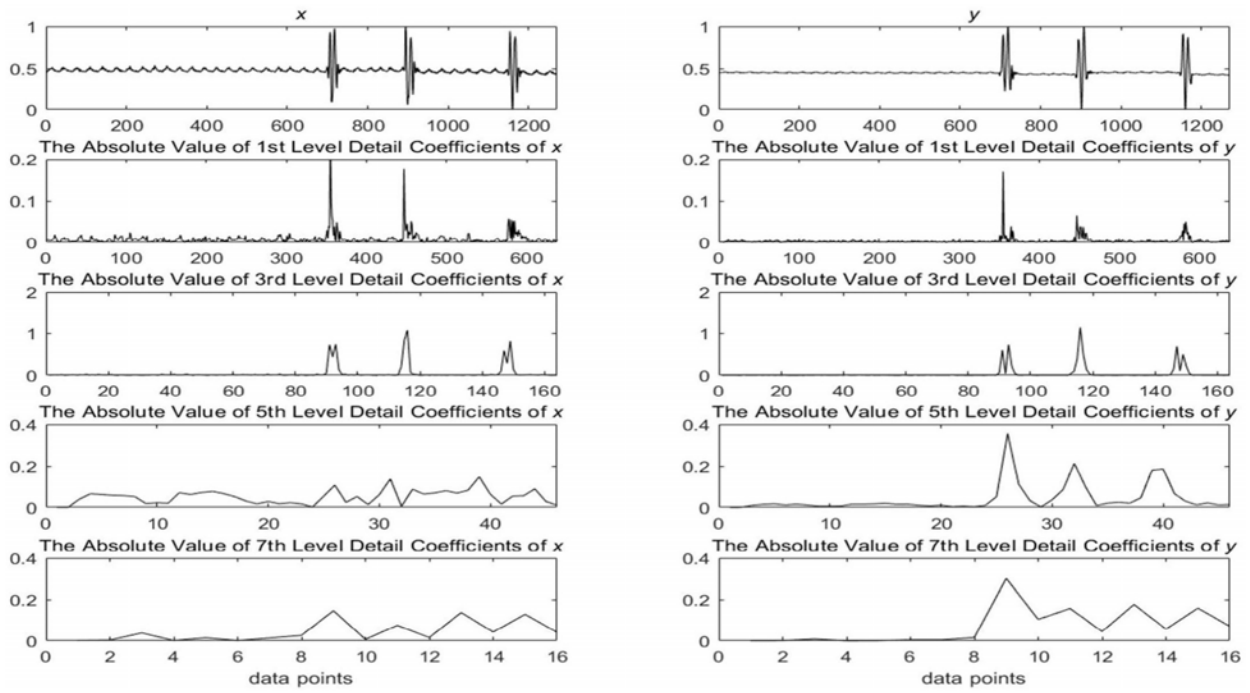


图4

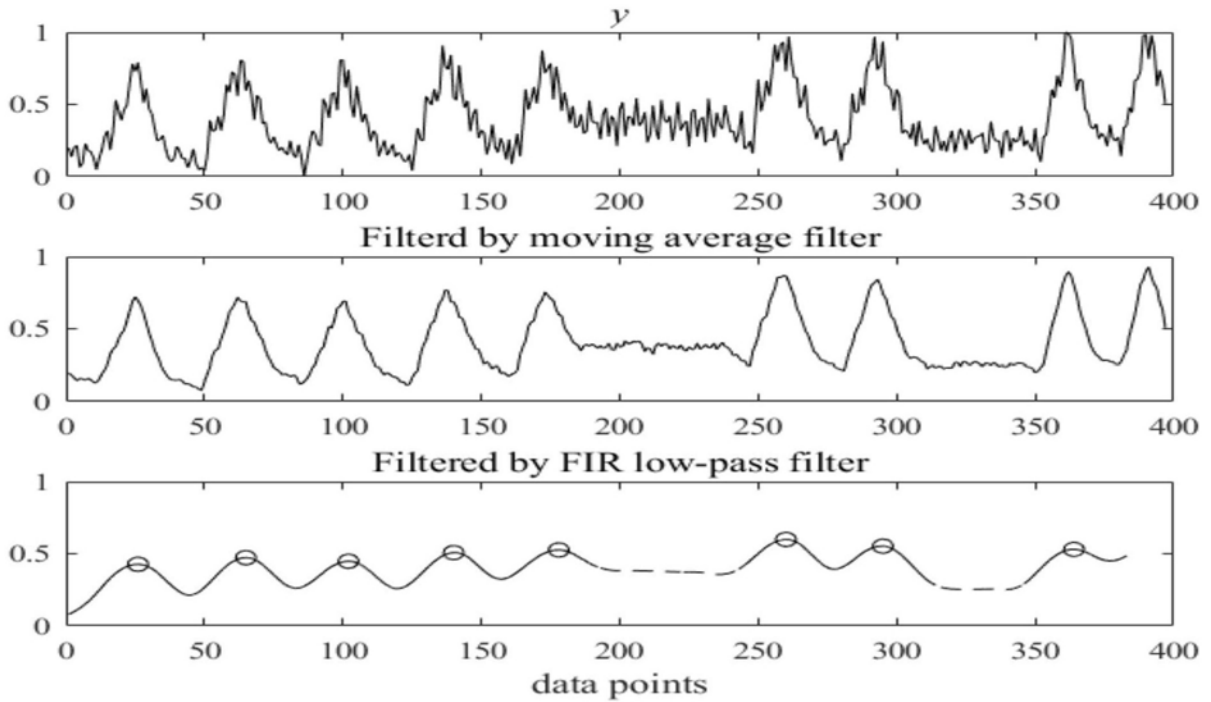


图5

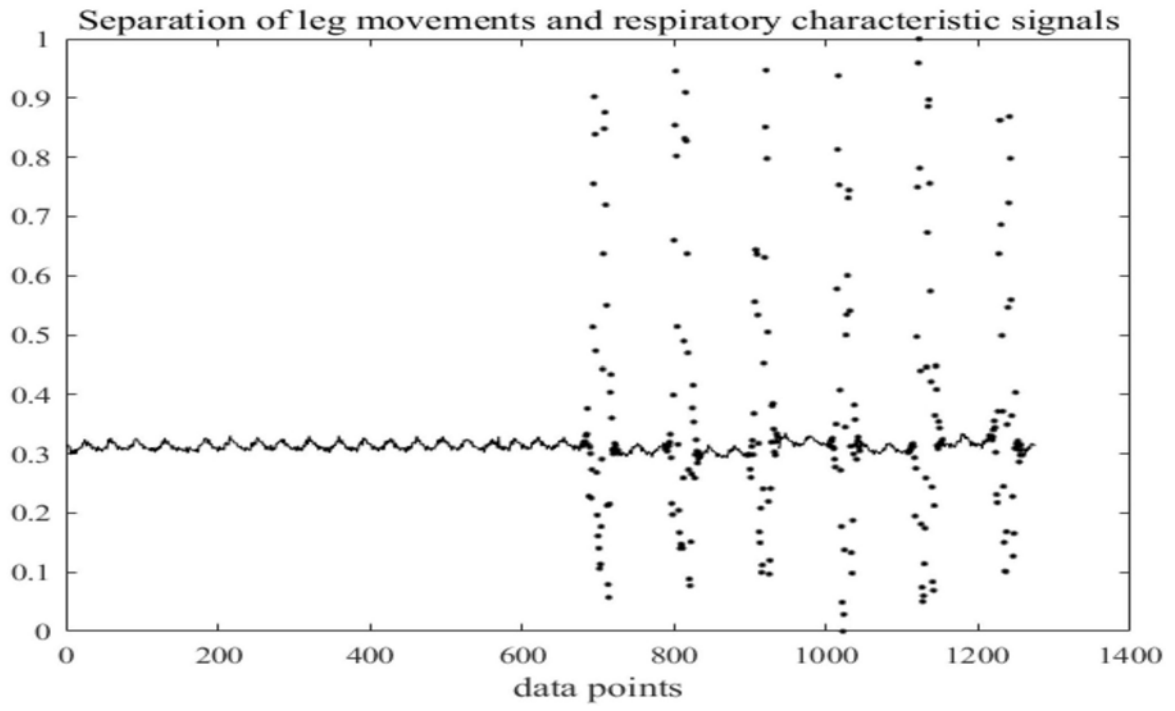


图6

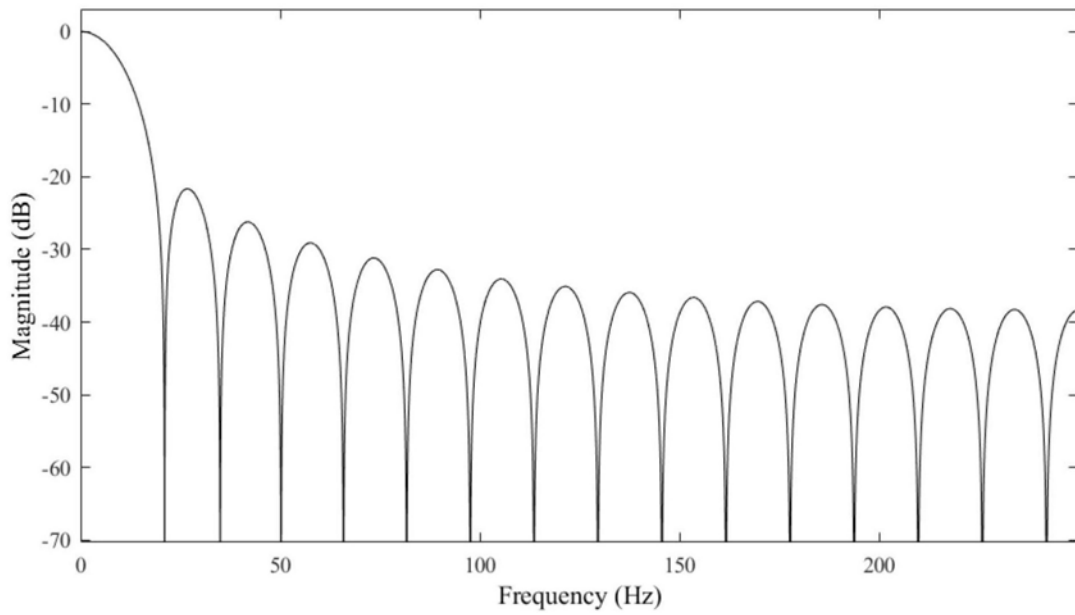


图7

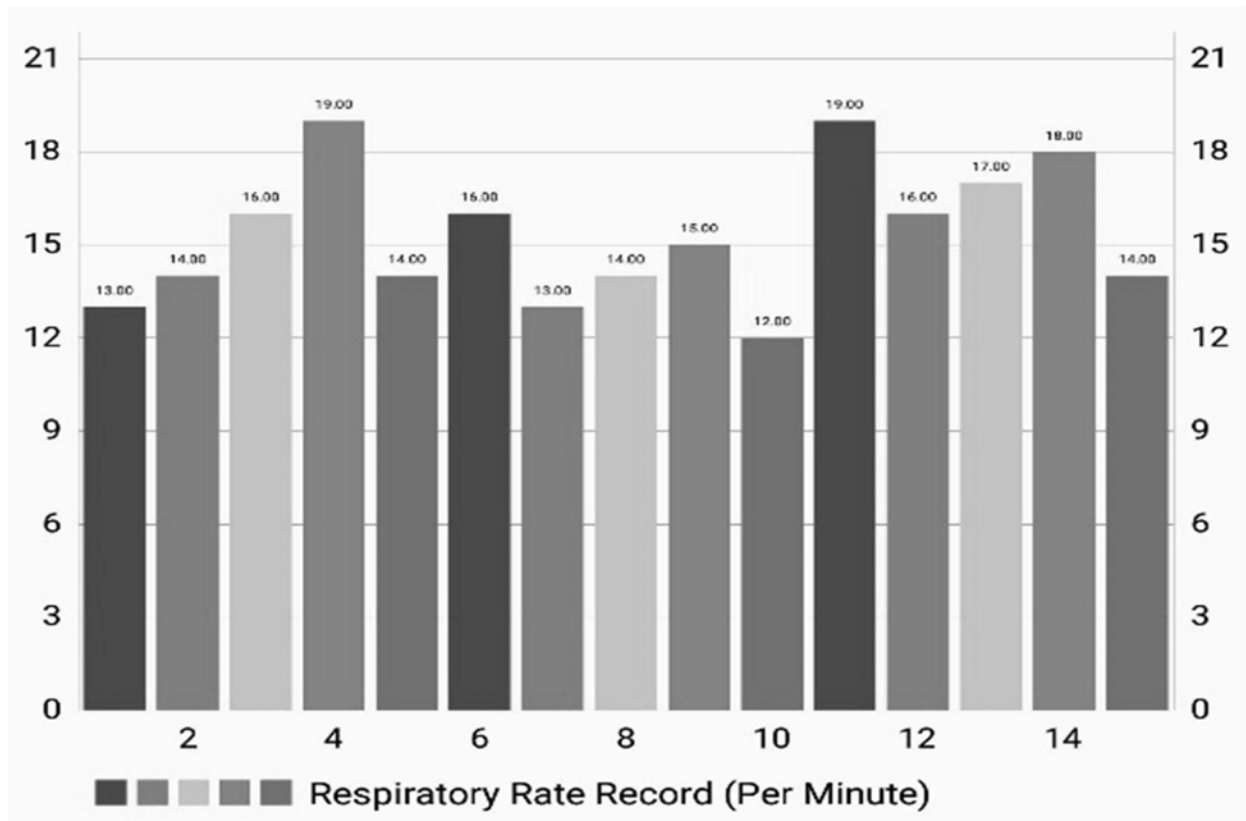


图8