



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107569226 B

(45)授权公告日 2019.01.18

(21)申请号 201710888997.2

A61B 5/0245(2006.01)

(22)申请日 2017.09.27

A61B 5/00(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

审查员 宋含

申请公布号 CN 107569226 A

(43)申请公布日 2018.01.12

(73)专利权人 广州中科新知科技有限公司

地址 510000 广东省广州市番禺区大学城

外环东路232号广州中医药大学工科
楼6楼

(72)发明人 张涵 庞志强 刘勇 陈澎彬

(74)专利代理机构 广州胜沃园专利代理有限公司

司 44416

代理人 徐翔

(51)Int.Cl.

A61B 5/024(2006.01)

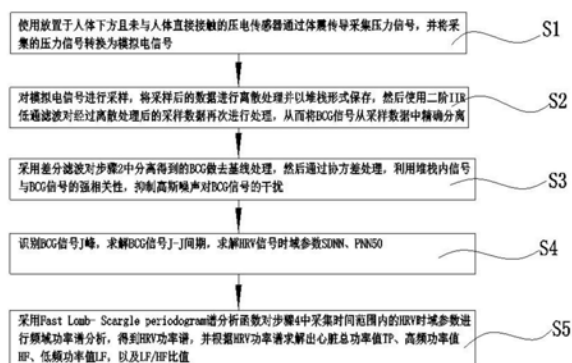
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54)发明名称

基于压电传感获取HRV的方法及应用

(57)摘要

本发明提供了一种基于压电传感获取HRV的方法,包括非接触式信号采集;BCG信号分离;BCG信号降噪预处理;HRV时域参数计算;HRV频域参数解析等步骤,解决了现有穿戴式产品采集信号需对测试对象直接接触并限制测试对象行动而造成不便的问题,并且通过压电传感器采集信号,可以完整保留BCG信号的全部物理特征,以更加精准的支持基于BCG信号心动周期及HRV等分析。通过本基于压电传感获取HRV的方法可以精确获取HRV时域参数SDNN、PNN50以及HRV频域参数TP、HF、LF和LF/HF,并通过与建立的各种健康模型进行匹配,实现对测试者个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量等的分析,进而可以精确判别测试者心脏健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量。



1. 一种基于压电传感获取HRV的方法,其特征在于,具体包括以下步骤:

步骤1、信号采集:使用放置于人体下方且未与人体直接接触的压电传感器通过体震传导采集压力信号,并将采集的压力信号转换为模拟电信号;

步骤2、BCG信号分离:对模拟电信号进行采样,将采样后的数据进行离散处理并以堆栈形式保存,然后使用二阶IIR低通滤波对经过离散处理后的采样数据再次进行处理,BCG信号选择低通截止频率为1Hz,呼吸信号选择低通截止频率为0.2Hz,从而将BCG信号从采样数据中精确分离;

步骤3:BCG信号降噪预处理:采用差分滤波对步骤2中分离得到的BCG做去基线处理,具体采用0.02Hz高通滤波器删除BCG信号中合并的基线干扰,完成对BCG信号的预处理,然后通过协方差处理,利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性,抑制高斯噪声对BCG信号的干扰;

步骤4:HRV时域参数计算:中心处理器识别经过降噪处理后的BCG信号J峰,并求解BCG信号J-J间期Interval_JJ(i),然后求解检测时间范围内所有J-J间期的平均值Mean_JJ,最后根据求解得到的BCG信号J-J间期Interval_JJ(i)和所有J-J间期的平均值Mean_JJ计算HRV的时域参数SDNN和PNN50;

步骤5:HRV频域参数解析:采用Fast Lomb-Scargle periodogram谱分析函数对步骤4中采集时间范围内的HRV时域参数进行频域功率谱分析,得到HRV功率谱,并根据HRV功率谱求解出心脏总功率值TP、高频功率值HF、低频功率值LF,以及LF/HF比值。

2. 根据权利要求1所述基于压电传感获取HRV的方法,其特征在于,所述步骤1中,压电传感器放置于床垫内或直接放置于枕头内,压电传感器与中心处理器之间至少间隔30cm以上。

3. 根据权利要求1或2所述基于压电传感获取HRV的方法,其特征在于,所述步骤2中,BCG信号的分离具体包括以下步骤:

步骤21:对模拟电信号进行采样,并将采样数据离散为每秒1000点;

步骤22:设计缓存时间窗为6s,以堆栈形式保存,读取与存储间隔为1s;

步骤23:使用二阶IIR低通滤波对经过离散处理后的采样数据进行处理,BCG信号选择低通截止频率为1Hz,呼吸信号选择低通截止频率为0.2Hz;从而将BCG信号从采样数据中精确分离。

4. 根据权利要求1所述基于压电传感获取HRV的方法,其特征在于,所述步骤3中,BCG信号的降噪处理具体包括以下步骤:

步骤31:滤除采集初始状态混叠体动强干扰的BCG信号,并采用0.02Hz高通滤波器删除BCG信号中合并的基线干扰,完成对BCG信号的预处理;

步骤32:定义无体动干扰情况下堆栈信号为 $x(t)$, $t=1, \dots, 6000$;并构造理想BCG信号,定义为 $y(t)$, $t=1, \dots, 6000$, t 为时域采样点数,设定BCG信号主瓣宽度设定为100,其余旁瓣矢量补0,BCG峰值 $\max(y(t)) = \max(x(t))$,求解 $x(t)$ 与 $y(t)$ 协方差函数,具体公式如下:

$$z(t) = \text{Cov}\{x(t), y(t)\} \quad \text{公式1}$$

其中: $z(t)$ 为 $x(t)$ 与 $y(t)$ 协方差函数, $x(t)$ 为采集并存储于堆栈内的体征信号, $y(t)$ 为构造的理想BCG信号;

通过协方差处理,利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性,最大程度上抑制高斯噪声对

BCG信号的干扰；

步骤33:求解 $z(t)$ 希尔伯特变换 $Z(f)$,具体公式如下:

$$Z(f) = \text{Hilbert}\{z(t)\} \quad \text{公式2}$$

其中 $Z(f)$ 表示 $z(t)$ 的希尔伯特变换,取 $Z(f)$ 的模值,从而获得 $Z(f)$ 信号特征包络,并以长度为5的时间窗函数平滑处理,消除高频干扰。

5.根据权利要求3所述基于压电传感获取HRV的方法,其特征在于,所述步骤3中,BCG信号的降噪处理具体包括以下步骤:

步骤31:滤除采集初始状态混叠体动强干扰的BCG信号,并采用0.02Hz高通滤波器删除BCG信号中合并的基线干扰,完成对BCG信号的预处理;

步骤32:定义无体动干扰情况下堆栈信号为 $x(t)$, $t=1, \dots, 6000$;并构造理想BCG信号,定义为 $y(t)$, $t=1, \dots, 6000$, t 为时域采样点数,设定BCG信号主瓣宽度设定为100,其余旁瓣矢量补0,BCG峰值 $\max(y(t)) = \max(x(t))$,求解 $x(t)$ 与 $y(t)$ 协方差函数,具体公式如下:

$$z(t) = \text{Cov}\{x(t), y(t)\} \quad \text{公式1}$$

其中: $z(t)$ 为 $x(t)$ 与 $y(t)$ 协方差函数, $x(t)$ 为采集并存储于堆栈内的体征信号, $y(t)$ 为构造的理想BCG信号;

通过协方差处理,利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性,最大程度上抑制高斯噪声对BCG信号的干扰;

步骤33:求解 $z(t)$ 希尔伯特变换 $Z(f)$,具体公式如下:

$$Z(f) = \text{Hilbert}\{z(t)\} \quad \text{公式2}$$

其中 $Z(f)$ 表示 $z(t)$ 的希尔伯特变换,取 $Z(f)$ 的模值,从而获得 $Z(f)$ 信号特征包络,并以长度为5的时间窗函数平滑处理,消除高频干扰。

6.根据权利要求4或5所述基于压电传感获取HRV的方法,其特征在于,所述步骤4中,BCG信号的HRV时域特征参计算具体包括以下步骤:

步骤41、中心处理器识别经过降噪处理后的BCG信号的峰值点J峰,然后使用周期为1s的滑动时间窗,选择时间窗内最大峰值点为J峰,即 $\text{Peak}(i) = \max\{Z(f)\}$;

步骤42、求解J-J间期,具体计算公式如下:

$$\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) \quad \text{公式3}$$

其中: $\text{Interval_JJ}(i)$ 为BCG信号J-J间期值; $\text{Peak}(i+1)$ 表示第 $i+1$ 个BCG信号J峰值, $\text{Peak}(i)$ 表示第 i 个BCG信号J峰值;

步骤43、剔除不合理的J-J间期,剔除条件如下:

条件1):当 $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) < 0.5\text{s}$;

条件2):当 $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) > 2.0\text{s}$;

条件3):当相邻J-J间期,如 $\text{Interval_JJ}(i)$ 、 $\text{Interval_JJ}(i+1)$ 波动超过平均J-J间期的30%;

步骤44、剔除异常J-J间期数据后,求解检测时间范围内所有J-J间期的平均值 Mean_JJ ,

步骤45、根据求解得到的BCG信号J-J间期 $\text{Interval_JJ}(i)$ 和所有J-J间期的平均值 Mean_JJ 并根据公式4至公式5分别计算HRV的时域参数SDNN和PNN50,具体计算公式如下:

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\text{Interval_JJ}(i) - \text{Mean_JJ})^2} \quad \text{公式 4}$$

其中:SDNN为全部窦性心搏RR间期的标准差,是HRV的时域参数;Interval_JJ(i)为BCG信号J-J间期值;Mean_JJ为所有J-J间期的平均值;T为检测时间范围内有效J-J间期数;

HRV时域参数PNN50计算公式如下:

$$PNN50 = \frac{N_{\{JJ > \text{Mean_JJ}\}}}{N_{\text{total}}} \quad \text{公式 5}$$

$N_{\{JJ > \text{Mean_JJ}\}}$ 表示JJ间期与平均JJ间期大于50ms的个数, N_{total} 表示JJ间期总数。

基于压电传感获取HRV的方法及应用

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗技术领域,具体涉及一种基于压电传感获取HRV的方法及应用。

背景技术

[0002] 心率变异性(Heart rate variability HRV)是指心率节奏快慢随时间所发生的变化。HRV是分析逐个心动周期的细微的时间变化及其规律。这种变化在体表记录的常规心电图上常难以测出或因微小而略而不计,常规心电图上习惯描述的规则的窦性心律绝不等于心率没有变异。HRV的研究对象只是逐次心动周期的时间差别,罗列人体每次心动周期期间的差别可显示出一大堆貌似无序的参数反映了心率连续的瞬时波动。心率的波动并非偶然而是受体内神经体液的调控,为适应不同的生理状况或某些病理状态而作出的反应。

[0003] HRV的HF成分反映呼吸活动最后通过心迷走神经纤维传导的调制作用而引起的心率波动变化,文献中也称“呼吸性心律不齐”(respiratory arrhythmia, RSA)。呼吸活动通过中枢机制与机械性影响两个途径对心率发生调制作用,HRV之HF的峰高与心迷走传出活动对心率的调制程度呈显著性相关。

[0004] 谱分析发现,心率变异性大体包括高频(HF)成分和低频(LF)成分,有些学者将LF进一步分为超低频和低频两种。其中,高频成分和呼吸运动同步,因此又被称为呼吸成分,大约3秒钟出现一次,学者们认为其中的高频成分反映了副交感功能,而低频成分和高频成分的比值(LF/HF)反应了交感活动。

[0005] 现有的HRV测量方法包括短程测试和长程测试。长程测试虽然精确度比较高,但是一般的测试时间需要24小时左右,被测量的患者需要全天佩戴动态心电图监护仪,用户的很多行动都会受到限制,因此有很多情况下用户会选择短程测试。短程测试是指在短时间内(例如5分钟)通过专用设备进行测量,该方法虽然具备测量时间短,使用方便的有点,但是测量出来的结果数据波动大,重复性差,且结果误差和较大,往往只有研究领域才会使用该方法对HRV进行测量。

[0006] 针对现有技术的不足,国内外也对如何实现HRV的测量进行了研究,如公开号为:CN106859625A的中国专利申请,公开了“一种HRV测量方法以及装置”,该测量方法在获取了原始RR间期数据集之后,先对原始RR间期数据集做一次滤波处理,获取窦性心律是对应的RR间期数据集,然后再对RR间期数据集通过快速傅立叶变换和/或小波变换,对RR间期数据集进行去误差的处理,去除由于呼吸等节律性变化所导致的误差,得到标准RR间期数据集,然后再根据标准RR间期数据集计算HRV时域指标,这个过程中,能够很大限度的去除外界因素对RR间期数据的影响,即使测量的时间较短,RR间期数据较小,也能够获得更加准确的计算结果,而在获取短程的HRV时域指标之后,能够根据该短程HRV时域指标,使用计算模型,计算出24小时HRV时域指标,因而,该HRV计算方法在保证计算精度的前提下,缩减了测量需要用到时间,同时,能够最终获得准确的24小时HRV数据。但是,使用该方法进行数据采集时依旧需要与人体接触,即还是需要穿戴设备辅助,如此一来,被测量的患者需要佩戴动态心电图监护仪或者其他专有测量设备,用户的很多行动都会受到限制。

[0007] 也有一些科学研究提出过使用非接触式的压电传感方法获取HRV信号,但是由于压电传感采集的心冲击图(BCG)生理信号为被动感知,因此获得信号驳杂难处理,目前并没有一种很好的处理方法,很多研究最终都是因为无法处理驳杂的心冲击图(BCG)信号,而无法获取精确的HRV信号,进而无法实现产业化。

发明内容

[0008] 针对现有技术的不足,本发明提出了一种基于压电传感获取心冲击图(BCG)并结合信号处理方法,识别BCG信号J-J间期,进而精准获取HRV信号的方法。同时本发明还提供了一种针对本基于压电传感获取HRV方法在个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量领域的应用方法。

[0009] 为实现上述技术方案,本发明提供了一种基于压电传感获取HRV的方法,具体包括以下步骤:

[0010] 步骤1、信号采集:使用放置于人体下方且未与人体直接接触的压电传感器通过体震传导采集压力信号,并将采集的压力信号转换为模拟电信号;

[0011] 步骤2、BCG信号分离:对模拟电信号进行采样,将采样后的数据进行离散处理并以堆栈形式保存,然后使用二阶IIR低通滤波对经过离散处理后的采样数据再次进行处理,从而将BCG信号从采样数据中精确分离;

[0012] 步骤3:BCG信号降噪预处理:采用差分滤波对步骤2中分离得到的BCG做去基线处理,然后通过协方差处理,利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性,抑制高斯噪声对BCG信号的干扰;

[0013] 步骤4:HRV时域参数计算:中心处理器识别经过降噪处理后的BCG信号J峰,并求解BCG信号J-J间期Interval_JJ(i),然后求解检测时间范围内所有J-J间期的平均值Mean_JJ,最后根据求解得到的BCG信号J-J间期Interval_JJ(i)和所有J-J间期的平均值Mean_JJ计算HRV的时域参数SDNN和PNN50;

[0014] 步骤5:HRV频域参数解析:采用Fast Lomb-Scargle periodogram谱分析函数对步骤4中采集时间范围内的HRV时域参数进行频域功率谱分析,得到HRV功率谱,并根据HRV功率谱求解出心脏总功率值TP、高频功率值HF、低频功率值LF,以及LF/HF比值。

[0015] 优选的,所述步骤1中,压电传感器放置于床垫内或直接放置于枕头内,压电传感器与中心处理器之间至少间隔30cm以上。

[0016] 优选的,所述步骤2中,BCG信号的分离具体包括以下步骤:

[0017] 步骤21:对模拟电信号进行采样,并将采样数据离散为每秒1000点;

[0018] 步骤22:设计缓存时间窗为6s,以堆栈形式保存,读取与存储间隔为1s;

[0019] 步骤23:使用二阶IIR低通滤波对经过离散处理后的采样数据进行处理,BCG信号选择低通截至频率为1Hz,呼吸信号选择低通截至频率为0.2Hz;从而将BCG信号从采样数据中精确分离。

[0020] 优选的,所述步骤3中,BCG信号的降噪处理具体包括以下步骤:

[0021] 步骤31:滤除采集初始状态混叠体动强干扰的BCG信号,并采用0.02Hz高通滤波器删除BCG信号中合并的基线干扰,完成对BCG信号的预处理;

[0022] 步骤32:定义无体动干扰情况下堆栈信号为 $x(t)$, $t=1, \dots, 6000$;并构造理想BCG

信号,定

[0023] 义为 $y(t)$, $t=1, \dots, 6000$, 其中 t 为采样点数, 设定BCG信号主瓣宽度设定为100, 其余旁瓣

[0024] 矢量补0, BCG峰值 $\max(y(t)) = \max(x(t))$, 求解 $x(t)$ 与 $y(t)$ 协方差函数, 具体公式如下:

[0025] $z(t) = \text{Cov}\{x(t), y(t)\}$ 公式1

[0026] 其中: $z(t)$ 为 $x(t)$ 与 $y(t)$ 协方差函数, $x(t)$ 为采集并存储于堆栈内的体征信号, $y(t)$ 为构造的理想BCG信号;

[0027] 通过协方差处理, 利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性, 最大程度上抑制高斯噪声对BCG信号的干扰;

[0028] 步骤33: 求解 $z(t)$ 希尔伯特变换 $Z(f)$, 具体公式如下:

[0029] $Z(f) = \text{Hilbert}\{z(t)\}$ 公式2

[0030] 取 $Z(f)$ 的模值, 从而获得 $Z(f)$ 信号特征包络, 并以长度为5的时间窗函数平滑处理, 消除高频干扰。

[0031] 优选的, 所述步骤4中, BCG信号的HRV时域特征参计算具体包括以下步骤:

[0032] 步骤41、中心处理器识别经过降噪处理后的BCG信号的峰值点J峰, 然后使用周期为1s的滑动时间窗, 选择时间窗内最大峰值点为J峰, 即 $\text{Peak}(i) = \max\{Z(f)\}$;

[0033] 步骤42、求解J-J间期, 具体计算公式如下:

[0034] $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i)$ 公式3

[0035] 其中: $\text{Interval_JJ}(i)$ 为BCG信号J-J间期值; $\text{Peak}(i+1)$ 表示第 $i+1$ 个BCG信号J峰值, $\text{Peak}(i)$ 表示第 i 个BCG信号J峰值;

[0036] 步骤43、剔除不合理的J-J间期, 剔除条件如下:

[0037] 条件1): 当 $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) < 0.5\text{s}$;

[0038] 条件2): 当 $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) > 2.0\text{s}$;

[0039] 条件3): 当相邻J-J间期, 如 $\text{Interval_JJ}(i)$ 、 $\text{Interval_JJ}(i+1)$ 波动超过平均J-J间期的30%;

[0040] 步骤44、剔除异常J-J间期数据后, 求解检测时间范围内所有J-J间期的平均值 Mean_JJ ,

[0041] 步骤45、根据求解得到的BCG信号J-J间期 $\text{Interval_JJ}(i)$ 和所有J-J间期的平均值 Mean_JJ 并根据公式4和公式5分别计算HRV的时域参数SDNN和PNN50, 具体计算公式如下:

[0042]
$$\text{SDNN} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\text{Interval_JJ}(i) - \text{Mean_JJ})^2}$$
 公式 4

[0043] 其中:SDNN为全部窦性心搏RR间期的标准差, 是HRV的时域参数; $\text{Interval_JJ}(i)$ 为BCG信号J-J间期值; Mean_JJ 为所有J-J间期的平均值; T 为检测时间范围内有效J-J间期数;

[0044] HRV时域参数PNN50计算公式如下:

[0045]
$$\text{PNN50} = \frac{N_{\{JJ > \text{Mean_JJ}\}}}{N_{\text{total}}}$$
 公式 5

[0046] $N_{\{JJ>Mean_JJ\}}$ 表示JJ间期与平均JJ间期大于50ms的个数, N_{total} 表示JJ间期总数。

[0047] 本发明还提供了一种基于上述压电传感获取HRV的方法在个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量领域中的应用方法,具体包括如下步骤:

[0048] 1)、通过上述方法获取HRV时域参数SDNN、PNN50、DC以及HRV频域参数TP、HF、LF和LF/HF,并将上述数据通过中心处理器wifi上传至服务器;

[0049] 2)、建立心脏负荷指数TP模型、自主神经功能LF/HF模型、迷走神经指数HF模型、交感神经指数LF模型;

[0050] 3) 建立TP、LF/HF、HF、LF四类频域参数趋势性分析模型;

[0051] 4) 基于时频域HRV参数,建立情绪应激LF/HF模型、疲劳指数PNN50模型及抗压指数SDNN模型;

[0052] 5) 将获取的HRV时域参数和频域参数与步骤2-4中建立的模型进行匹配,并将结果通过wifi反馈至终端设备,实现对测试者个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量的分析,进而实现对个体化测试者的健康管理。优选的,心脏负荷指数TP模型、自主神经功能LF/HF模型、迷走神经指数HF模型、交感神经指数LF模型分别通过如下方式建立:

[0053] a) 心脏负荷指数TP模型:定义健康负荷指数范围为 $2000 \leq TP \leq 6000$;定义 $TP \leq 2000$ 为心脏负荷指数过低; $6000 \leq TP \leq 30000$ 为心脏负荷指数偏高;定义 $TP > 30000$ 为心脏负荷过高;

[0054] b) 自主神经功能LF/HF模型:定义自主神经系统调节能力正常范围为 $1.0 \leq \text{自主神经功能} < 2.0$;定义 $0.5 \leq \text{自主神经功能} < 1.0$ 为自主神经系统调节能力偏弱,迷走神经调节偏强; $0 \leq \text{自主神经功能} < 0.5$ 代表自主神经系统调节能力异常,迷走神经调节占优; $2.0 \leq \text{自主神经功能} < 3$ 代表自主神经系统调节能力过强,交感神经调节占优; $3.0 \leq \text{自主神经功能}$ 代表自主神经系统调节能力异常,交感神经调节过强;

[0055] c) 迷走神经指数HF:定义迷走神经调节强度正常范围为 $600 \leq HF < 1200$;定义 $0 \leq HF < 600$ 代表迷走神经调节强度低,呼吸活动对心率影响偏弱; $1200 \leq HF$ 代表迷走神经调节强度过高,呼吸活动对心率影响偏高;

[0056] d) 交感神经指数LF:定义交感神经调节强度正常范围为 $600 \leq LF < 1800$;定义 $0 \leq LF < 600$ 代表交感神经调节强度低; $1800 \leq LF$ 代表交感神经调节强度过高。优选的,通过如下方式建立TP、LF/HF、HF、LF四类频域参数趋势性分析模型:

[0057] e) TP数值趋势分析模型:计算月TP归一化方差 $Var(TP)$ 、均值 $Mean(TP)$ 、偏高概率 $Ratio_H(TP)$ 及偏低概率 $Ratio_L(TP)$,当 $Var(TP) \geq 3$,提示心脏负荷变化范围过大;

[0058] f) LF/HF数值趋势分析模型:计算月LF/HF归一化方差 $Var(LF/HF)$ 、均值 $Mean(LF/HF)$ 、偏高概率 $Ratio_H(LF/HF)$ 及偏低概率 $Ratio_L(LF/HF)$,当 $Var(LF/HF) \geq 2$,提示内分泌指数分变化趋势过快;

[0059] g) HF数值趋势分析模型:计算月HF归一化方差 $Var(HF)$ 、均值 $Mean(HF)$ 、偏高概率 $Ratio_H(HF)$ 及偏低概率 $Ratio_L(HF)$,当 $Var(HF) \geq 2$,提示迷走神经指数分变化趋势过于明显;

[0060] h) LF数值趋势分析模型:计算月LF归一化方差 $Var(LF)$ 、均值 $Mean(LF)$ 、偏高概率 $Ratio_H(LF)$ 及偏低概率 $Ratio_L(LF)$,当 $Var(LF) \geq 2$,提示交感神经指数分变化趋势过于明显。

[0061] 优选的,通过如下方式建立情绪应激LF/HF模型、疲劳指数PNN50模型及抗压指数SDNN模型:

[0062] i) 情绪应激LF/HF模型:主要由内分泌指数LF/HF决定,定义如下:当LF/HF范围处于(0-0.4)&(3.46-4),应激能力得分0~30分;当LF/HF范围处于(0.4-1)&(2.92-3.46),应激能力得分30~60分;当LF/HF范围处于(1-1.6)&(2.56-2.92),应激能力得分60~80分;当LF/HF范围处于(1.6-2.2)&(2.2-2.56),应激能力得分80~100分;

[0063] j) 疲劳指数PNN50模型:由时域HRV参数PNN50决定,定义如下:当PNN50 $\geq$ 49,疲劳指数得分0~30;当PNN50处于范围(1-2)&(12-49),疲劳指数得分30~60;当PNN50处于范围(3-4)&(8-12),疲劳指数得分60~80;当PNN50处于范围(5-8),疲劳指数得分80~100;

[0064] k) 抗压指数SDNN模型:由时域HRV参数SDNN决定,定义如下:当SDNN处于范围(0-25)&(960+),抗压指数得分0~30;当SDNN处于范围(25-50)&(240-960),抗压指数得分30~60;当SDNN处于范围(50-100),抗压指数得分60~80;当SDNN处于范围(100-160),疲劳指数得分80~100。

[0065] 优选的,所述终端设备为手机、PC、PAD或者TV。

[0066] 本发明提供一种基于压电传感获取HRV的方法及应用的有益效果在于:

[0067] 1) 本基于压电传感获取HRV的方法在采用与测试者保持非直接接触的前提下,采集集体震传导信号对压电的激励,获取连续心冲击图BCG信号、连续呼吸信号及体动等模拟信号,并通过数据离散处理、堆栈保存、二阶IIR低通滤波处理、差分滤波处理、协方差处理等方式实现对BCG信号的精确提取及降噪处理,最终通过求解BCG信号J-J间期和J-J间期的平均值精确求取HRV的时域参数和频域参数。如此一来,解决了现有穿戴式产品采集信号需对测试对象直接接触并限制测试对象行动而造成不便的问题,并且通过压电传感器采取信号,可以完整保留BCG信号的全部物理特征,以更加精准的支持基于BCG信号心动周期及HRV等分析;通过本方法实现了对驳杂的BCG信号精确的提取,并获得高精度的HRV信息,HRV信息的精准度可达到与现有的心率变异性检测仪产品(型号:HUD-R10)同等量级,接近动态心电图精准度,可作为院外远程医疗分析的基础。

[0068] 2) 通过本基于压电传感获取HRV的方法可以精确获取HRV时域参数SDNN、PNN50以及HRV频域参数TP、HF、LF和LF/HF,并通过与建立的心脏负荷指数TP模型、自主神经功能LF/HF模型、迷走神经指数HF模型、交感神经指数LF模型及疲劳指数PNN50模型及抗压指数SDNN模型进行匹配,制定个性化管理方案,实现对测试者个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量等的分析,进而可以精确判别测试者心脏健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量。

附图说明

[0069] 图1为发明中基于压电传感获取HRV的方法的流程示意图。

[0070] 图2为发明中心冲击图BCG信号时域包络图。

[0071] 图3为发明中基于压电传感的HRV检测系统图。

[0072] 图4为发明中基于压电传感的HRV方法的应用流程示意图。

具体实施方式

[0073] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整的描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。本领域普通人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,均属于本发明的保护范围。

[0074] 实施例1:一种基于压电传感获取HRV的方法。

[0075] 参照图3所示,实现本获取HRV的方法主要依托于以下硬件设备:

[0076] 采集设备100,包含压电传感,放置于床垫下或直接置于枕下,通过体震传导将压力信号转换为模拟电信号;

[0077] 中心处理器200:包含STM32最小系统(STM32芯片),AD转换模块,蓝牙及wifi模块,其中STM32最小系统用于数据处理,AD转换模块用于信号模式的转换,蓝牙及wifi模块用于数据的无线传输;

[0078] 云端服务器300:用于存储中心处理器处理后的数据,并将数据整理后发送至终端设备;

[0079] 终端设备400:可以是手机、PC、PAD或者TV,用于展示HRV或者健康诊断信息

[0080] 参照图1所示,一种基于压电传感获取HRV的方法,具体包括如下步骤:

[0081] 步骤1、信号采集:使用放置于人体下方且未与人体直接接触的压电传感器通过体震传导采集压力信号,并将采集的压力信号转换为模拟电信号,具体而言,压电传感器放置于床垫内或直接放置于枕头内,且压电传感器与中心处理器之间至少间隔30cm以上,以避免电磁辐射干扰信息采集的准确性,通过压电传感器的非接触式信号采集,解决了现有穿戴式产品采集信号需对测试对象直接接触并限制测试对象行动而造成不便的问题;

[0082] 步骤2、BCG信号分离:对模拟电信号进行采样,将采样后的数据进行离散处理并以堆栈形式保存,然后使用二阶IIR低通滤波对经过离散处理后的采样数据再次进行处理,从而将BCG信号从采样数据中精确分离;

[0083] 具体而言,首先,利用采样频率为1000Hz对模拟电信号采样,采样后离散数据为每秒1000点;其次,考虑到信号的实时检测与纠错回溯,设计缓存时间窗为6s(6000点),以堆栈形式保存,读取与存储间隔为1s(1000点);接着,考虑到离散数据为包含有BCG、呼吸、体动及噪声的混叠信号,采用二阶IIR低通滤波处理对混叠信号进行预处理,BCG信号选择低通截至频率为1Hz,呼吸信号选择低通截至频率为0.2Hz,从而将BCG信号从由BCG、呼吸、体动及噪声组成的混叠信号中精确分离出来。

[0084] 步骤3:BCG信号降噪预处理:采用差分滤波对步骤2中分离得到的BCG做去基线处理,然后通过协方差处理,利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性,抑制高斯噪声对BCG信号的干扰;其具体的过程为:将信号处理方案嵌入STM32最小系统,针对滤波后预处理的信号,进行针对性降噪处理,

[0085] 首先,通过STM32最小系统忽略采集初始状态混叠体动强干扰的BCG信号,并采用差分滤波做去基线处理,即采用0.02Hz高通滤波器删除BCG信号中合并的基线干扰,完成对BCG信号的预处理;

[0086] 接着,定义无体动干扰情况下堆栈信号为 $x(t)$, $t=1, \dots, 6000$;然后,构造理想BCG信号(如图2所示),定义为 $y(t)$, $t=1, \dots, 6000$;考虑到常规体征BCG信号的周期为30~120次/分钟,将BCG信号主瓣宽度设定为100,其余旁瓣矢量补0,同时,定义BCG峰值 $\max(y$

(t)) = max(x(t)), 求解x(t)与y(t)协方差函数,如下:

[0087] $z(t) = \text{Cov}\{x(t), y(t)\}$

[0088] 其中:z(t)为x(t)与y(t)协方差函数,x(t)为采集并存储于堆栈内的体征信号,y(t)为构造的理想BCG信号;

[0089] 通过协方差处理,利用堆栈内信号与BCG信号的强相关性,最大程度上抑制了高斯噪声对BCG信号的干扰。

[0090] 最后,考虑到构造BCG信号与实际采集BCG信号之间的差异性产生的高频分量干扰,求解z(t)希尔伯特变换 $Z(f) = \text{Hilbert}\{z(t)\}$ 及取模值,从而获得Z(f)信号特征包络,以长度为5的时间窗函数平滑处理,消除高频干扰;

[0091] 经过步骤2和步骤3对BCG信号的处理,完整保留BCG信号物理特征,以支持基于BCG信号心动周期及HRV等分析,为后续高精度HRV信息的获取提供了强有力的支持。

[0092] 步骤4:HRV时域参数计算:

[0093] 首先,通过STM32最小系统求解信号包络峰值点,识别预处理后BCG信号的峰值点,即J峰,考虑到采集环境下BCG处于常规30~120次/分钟的范围,定义周期为1s(1000点)的滑动时间窗,选择时间窗内最大峰值点为J峰,即

[0094] $\text{Peak}(i) = \max\{Z(f)\}$

[0095] 并求解J-J间期:

[0096] $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i)$

[0097] 其中:Interval_JJ(i)为BCG信号J-J间期值;Peak(i+1)表示第i+1个BCG信号J峰值,Peak(i)表示第i个BCG信号J峰值;

[0098] 考虑到心率处于30~120范围内的约束条件对应J-J间期应为0.5s~2s(500点~2000点),以及心率在短时间内不具备突变的特性,首先剔除不合理的J-J间期,剔除条件如下:

[0099] 条件1):当 $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) < 0.5\text{s}$;

[0100] 条件2):当 $\text{Interval_JJ}(i) = \text{Peak}(i+1) - \text{Peak}(i) > 2.0\text{s}$;

[0101] 条件3):当相邻J-J间期,如Interval_JJ(i)、Interval_JJ(i+1)波动超过平均J-J间期的30%;

[0102] 剔除异常J-J间期数据后,求解检测时间范围内所有有限J-J间期的平均值,定义为Mean_JJ,则HRV的时域特征参数包括全部窦性心搏RR间期(基于BCG信号J-J间期)的标准差(SDNN, standard deviation of NN intervals),定义如下:

[0103]
$$\text{SDNN} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\text{Interval_JJ}(i) - \text{Mean_JJ})^2}$$

[0104] 其中:SDNN为全部窦性心搏RR间期的标准差,是HRV的时域参数;Interval_JJ(i)为BCG信号J-J间期值;Mean_JJ为所有J-J间期的平均值;T为检测时间范围内有效J-J间期数;

[0105] 同时基于时域HRV,可求解PNN50、DC等特征参数,定义如下:

[0106] HRV时域参数PNN50计算公式如下:

$$[0107] \quad PNN50 = \frac{N_{\{JJ > \text{Mean_JJ}\}}}{N_{\text{total}}}$$

[0108] $N_{\{JJ > \text{Mean_JJ}\}}$ 表示JJ间期与平均JJ间期大于50ms的个数, N_{total} 表示JJ间期总数;

[0109] 步骤5:HRV频域参数解析:时域HRV参数及JJ间期数据通过中心处理器wifi上传至服务器,并开展频域分析及基于时频分析的应用,首先,对HRV参数进行时频变换,为了避免对时域HRV参数的重采样,采用Fast Lomb-Scargle periodogram谱分析函数对步骤4中采集时间范围内的HRV时域参数进行频域功率谱分析,得到HRV功率谱,中心处理器会根据HRV功率谱自动求解出心脏总功率值TP、高频功率值HF、低频功率值LF,以及LF/HF比值;最后,通过健康模型定义及趋势分析,实现个体化健康管理,并通过云端服务器将健康管理信息反馈至终端设备。

[0110] 通过本基于压电传感获取HRV的方法可以精确获取HRV时域参数SDNN、PNN50以及HRV频域参数TP、HF、LF和LF/HF,并通过与后续建立的各种健康模型进行匹配,实现对测试者个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量等的分析,进而可以精确判别测试者心脏健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量。

[0111] 实施例2:一种基于上述压电传感获取HRV的方法在个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量领域中的应用方法,具体包括如下步骤:

[0112] 1)、通过如实施例1中的方法获取HRV时域参数SDNN、PNN50以及HRV频域参数TP、HF、LF和LF/HF,并将上述数据通过中心处理器wifi上传至服务器;

[0113] 2)、建立心脏负荷指数TP模型、自主神经功能LF/HF模型、迷走神经指数HF模型、交感神经指数LF模型;具体的模型定义如下:

[0114] a) 心脏负荷指数TP模型:定义健康负荷指数范围为 $2000 \leq TP \leq 6000$;定义 $TP \leq 2000$ 为心脏负荷指数过低; $6000 \leq TP \leq 30000$ 为心脏负荷指数偏高;定义 $TP > 30000$ 为心脏负荷过高;

[0115] b) 自主神经功能LF/HF模型:定义自主神经系统调节能力正常范围为 $1.0 \leq \text{自主神经功能} < 2.0$;定义 $0.5 \leq \text{自主神经功能} < 1.0$ 为自主神经系统调节能力偏弱,迷走神经调节偏强; $0 \leq \text{自主神经功能} < 0.5$ 代表自主神经系统调节能力异常,迷走神经调节占优; $2.0 \leq \text{自主神经功能} < 3$ 代表自主神经系统调节能力过强,交感神经调节占优; $3.0 \leq \text{自主神经功能}$ 代表自主神经系统调节能力异常,交感神经调节过强;

[0116] c) 迷走神经指数HF:定义迷走神经调节强度正常范围为 $600 \leq HF < 1200$;定义 $0 \leq HF < 600$ 代表迷走神经调节强度低,呼吸活动对心率影响偏弱; $1200 \leq HF$ 代表迷走神经调节强度过高,呼吸活动对心率影响偏高;

[0117] d) 交感神经指数LF:定义交感神经调节强度正常范围为 $600 \leq LF < 1800$;定义 $0 \leq LF < 600$ 代表交感神经调节强度低; $1800 \leq LF$ 代表交感神经调节强度过高;

[0118] 3) 建立TP、LF/HF、HF、LF四类频域参数趋势性分析模型;具体模型定义如下:

[0119] e) TP数值趋势分析模型:计算月TP归一化方差 $\text{Var}(TP)$ 、均值 $\text{Mean}(TP)$ 、偏高概率 $\text{Ratio_H}(TP)$ 及偏低概率 $\text{Ratio_L}(TP)$,当 $\text{Var}(TP) \geq 3$,提示心脏负荷变化范围过大;

[0120] f) LF/HF数值趋势分析模型:计算月LF/HF归一化方差 $\text{Var}(LF/HF)$ 、均值 $\text{Mean}(LF/HF)$ 、偏高概率 $\text{Ratio_H}(LF/HF)$ 及偏低概率 $\text{Ratio_L}(LF/HF)$,当 $\text{Var}(LF/HF) \geq 2$,提示内分泌指数分变化趋势过快;

[0121] g) HF数值趋势分析模型:计算月HF归一化方差Var(HF)、均值Mean(HF)、偏高概率Ratio_H(HF)及偏低概率Ratio_L(HF),当 $\text{Var(HF)} \geq 2$,提示迷走神经指数分变化趋势过于明显;

[0122] h) LF数值趋势分析模型:计算月LF归一化方差Var(LF)、均值Mean(LF)、偏高概率Ratio_H(LF)及偏低概率Ratio_L(LF),当 $\text{Var(LF)} \geq 2$,提示交感神经指数分变化趋势过于明显;

[0123] 4) 基于时频域HRV参数,建立情绪应激LF/HF模型、疲劳指数PNN50模型及抗压指数SDNN模型;具体模型定义如下:

[0124] i) 情绪应激LF/HF模型:主要由内分泌指数LF/HF决定,定义如下:当LF/HF范围处于 $(0-0.4) \& (3.46-4)$,应激能力得分0~30分;当LF/HF范围处于 $(0.4-1) \& (2.92-3.46)$,应激能力得分30~60分;当LF/HF范围处于 $(1-1.6) \& (2.56-2.92)$,应激能力得分60~80分;当LF/HF范围处于 $(1.6-2.2) \& (2.2-2.56)$,应激能力得分80~100分;

[0125] j) 疲劳指数PNN50模型:由时域HRV参数PNN50决定,定义如下:当 $\text{PNN50} \geq 49$,疲劳指数得分0~30;当PNN50处于范围 $(1-2) \& (12-49)$,疲劳指数得分30~60;当PNN50处于范围 $(3-4) \& (8-12)$,疲劳指数得分60~80;当PNN50处于范围 $(5-8)$,疲劳指数得分80~100;

[0126] k) 抗压指数SDNN模型:由时域HRV参数SDNN决定,定义如下:当SDNN处于范围 $(0-25) \& (960+)$,抗压指数得分0~30;当SDNN处于范围 $(25-50) \& (240-960)$,抗压指数得分30~60;当SDNN处于范围 $(50-100)$,抗压指数得分60~80;当SDNN处于范围 $(100-160)$,疲劳指数得分80~100。

[0127] 5) 将获取的HRV时域参数和频域参数与步骤2-4中建立的模型进行匹配,并将结果通过wifi反馈至手机、PC、PAD或者TV等终端设备,实现对测试者个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量的分析,进而实现对个体化测试者的健康管理。

[0128] 以上所述为本发明的较佳实施例而已,但本发明不应局限于该实施例和附图所公开的内容,所以凡是不脱离本发明所公开的精神下完成的等效或修改,都落入本发明保护的范围。

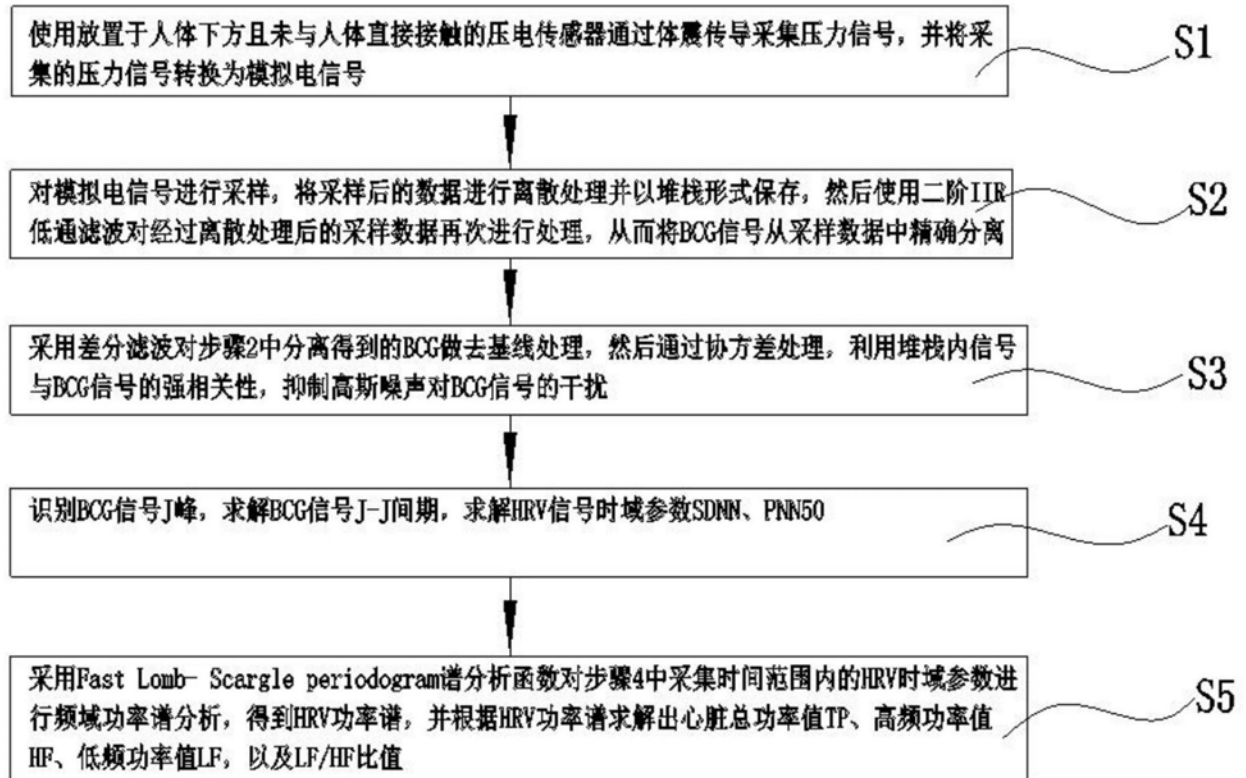


图1

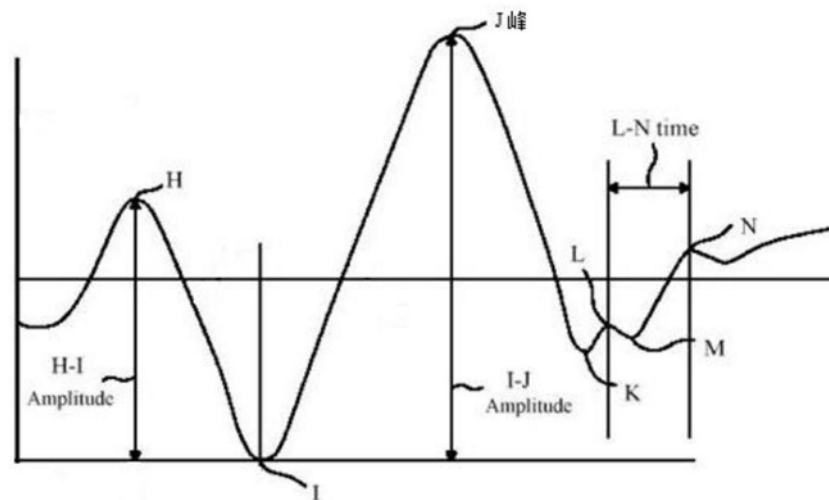


图2

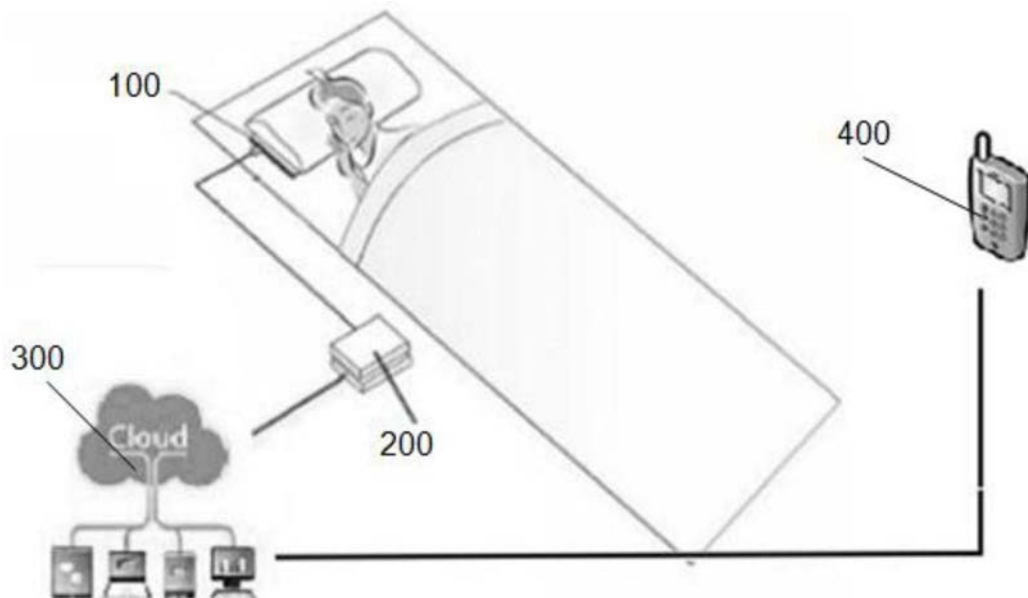


图3

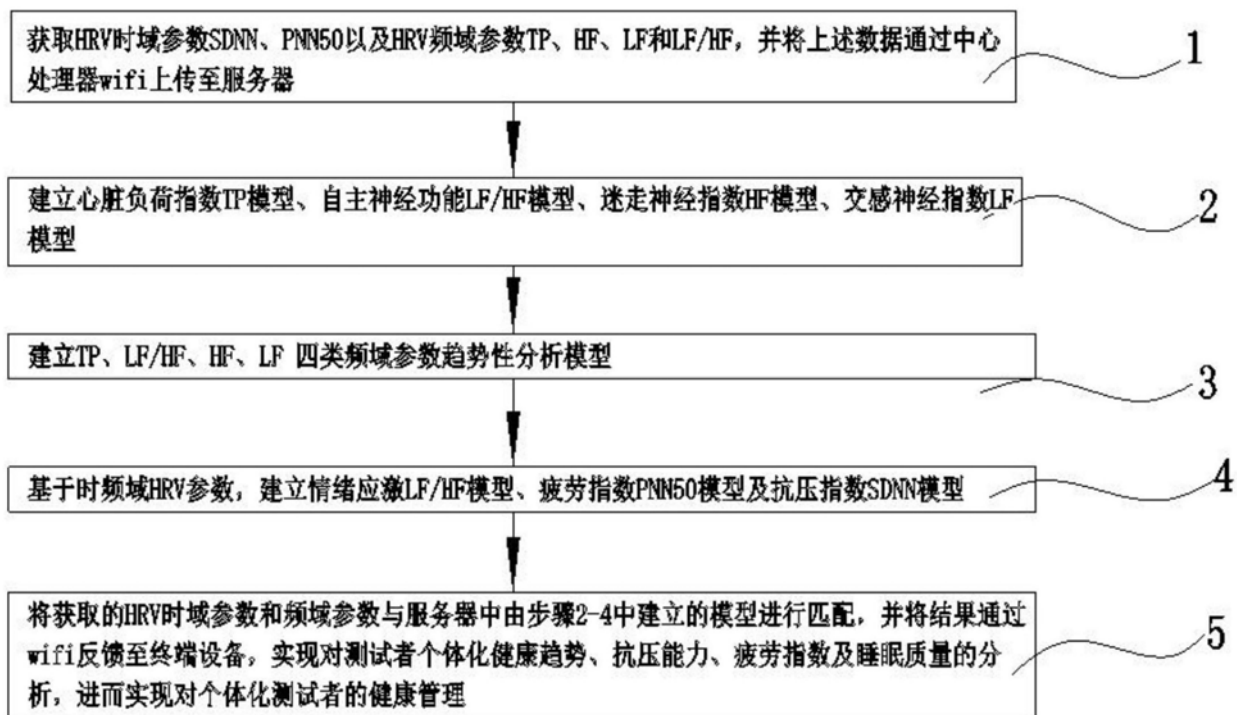


图4

专利名称(译)	基于压电传感获取HRV的方法及应用		
公开(公告)号	CN107569226B	公开(公告)日	2019-01-18
申请号	CN2017110888997.2	申请日	2017-09-27
[标]申请(专利权)人(译)	广州中科新知科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州中科新知科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州中科新知科技有限公司		
[标]发明人	张涵 庞志强 刘勇 陈澎彬		
发明人	张涵 庞志强 刘勇 陈澎彬		
IPC分类号	A61B5/024 A61B5/0245 A61B5/00		
代理人(译)	徐翔		
审查员(译)	宋含		
其他公开文献	CN107569226A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了一种基于压电传感获取HRV的方法，包括非接触式信号采集；BCG信号分离；BCG信号降噪预处理；HRV时域参数计算；HRV频域参数解析等步骤，解决了现有穿戴式产品采集信号需对测试对象直接接触并限制测试对象行动而造成不便的问题，并且通过压电传感器采取信号，可以完整保留BCG信号的全部物理特征，以更加精准的支持基于BCG信号心动周期及HRV等分析。通过本基于压电传感获取HRV的方法可以精确获取HRV时域参数SDNN、PNN50以及HRV频域参数TP、HF、LF和LF/HF，并通过与建立的各种健康模型进行匹配，实现对测试者个体化健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量等的分析，进而可以精确判别测试者心脏健康趋势、抗压能力、疲劳指数及睡眠质量。

