



(12)实用新型专利

(10)授权公告号 CN 208259692 U

(45)授权公告日 2018.12.21

(21)申请号 201721121314.2

(ESM)同样的发明创造已同日申请发明专利

(22)申请日 2017.09.04

(73)专利权人 东北大学

地址 110169 辽宁省沈阳市浑南区创新路195号

(72)发明人 赵海 陈星池 江理成 司帅宗 邵士亮 王进法

(74)专利代理机构 沈阳优普达知识产权代理事务所(特殊普通合伙) 21234 代理人 张志伟

(51)Int.Cl.

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/0488(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

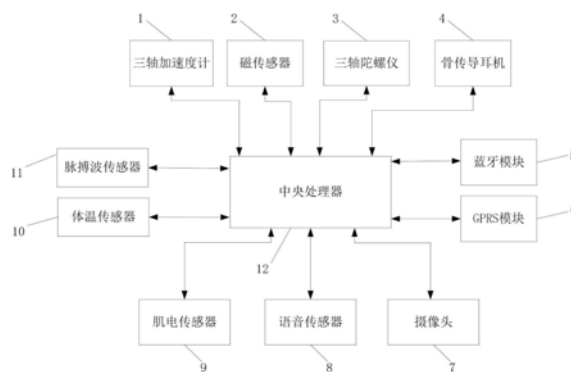
权利要求书2页 说明书13页 附图4页

(54)实用新型名称

基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统

(57)摘要

本实用新型涉及基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统,所述头盔设有:用于检测人体的加速度、速度以及位移的运动轨迹检测单元;用于采集人体肌电信号的肌电传感器;用于采集人体体温的体温传感器;用于采集人体脉搏波信号放热脉搏波传感器以及中央处理单元;中央处理单元用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数,根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警。户外运动者佩戴本实用新型的智能头盔能够随时根据智能头盔进行精确跟踪定位和生理参数的检测,及时上传数据到智能终端,当生理参数出现异常变化时,能触发预警并且第一时间让其他人收到定位和异常信息。



1. 一种基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述智能头盔设有:

运动轨迹检测单元,用于检测人体的加速度、速度以及位移;

肌电传感器,用于采集人体肌电信号;

体温传感器,用于采集人体体温;

脉搏波传感器,用于采集人体脉搏波信号;

中央处理单元,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;用于根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警。

2. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述中央处理单元包括:

中央处理器,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹;

蓝牙模块,与所述中央处理器相连接,用于实现与智能终端通信;

GPRS模块,与所述中央处理器相连接,用于实现佩戴者定位。

3. 如权利要求2所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述运动轨迹检测单元包括:

三轴加速度计,与中央处理器相连接用于检测人体的加速度;

磁传感器,与中央处理器相连接用于检测人体的速度;

三轴陀螺仪,与中央处理器相连接用于检测人体的位移。

4. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述生理参数包括:

心率、呼吸率、心率变异性、心搏出量、心输出量、血压、平均压以及外周阻力。

5. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述智能头盔内侧设有两个脉搏波传感器,分别设置于头盔的前端的左右两侧,以贴合人体额头皮肤。

6. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述体温传感器和肌电传感器设置于两个脉搏波传感器之间。

7. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述智能头盔还设有与所述中央处理器相连接的用于播报路径导航信息和人体运动状态的语音传感器。

8. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述智能头盔还设有与所述中央处理器相连接的两个用于接收语音播报信息的骨传导耳机,分别贴合头骨设置于左右两个脉搏波传感器的外侧。

9. 如权利要求1所述的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,其特征在于,所述智能头盔后部还设有摄像头,所述摄像头与所述中央处理器相连接,用于拍摄佩戴者后方的实时视频。

10. 一种基于多传感器融合的人体生理状态检测系统,其特征在于,包括:

运动轨迹检测单元,用于检测人体的加速度、速度以及位移;

肌电传感器,用于采集人体肌电信号;

体温传感器,用于采集人体体温;

脉搏波传感器,用于采集人体脉搏波信号;

中央处理单元,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;用于根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警;

智能终端,用于接收人体生理参数和运动轨迹,当生理参数出现异常时进行报警。

基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统

技术领域

[0001] 本实用新型属于体域网技术领域,具体涉及一种基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统。

背景技术

[0002] 智能头盔属于可穿戴设备范畴,是一种由电子技术,计算机技术,网络通信技术和信号处理技术融合而成的体域网技术智能设备。智能头盔最早起源于GPS定位系统,当时为了给用户解决具体工程需求,在原有定位功能基础上,系统附加提供位置信息,安全判定,服务帮助判断和语音通讯等功能。智能头盔不仅简单的提供用户实时GPS信息及用户周围图像信息,还提供所采集信息的深度计算,自动获取周围道路情况,环境情况等功。

[0003] 目前,智能头盔主要应用于运动健康、抢险救灾、车辆安全、工程施工和军事等领域。主要起到防护人体头部、视频采集、导航提示和佩戴者心率及血氧数据等作用。在不同的垂直应用领域,对智能头盔的功能需求有较大差别。在运动健康领域,主要关注头盔的运动防护,人体生理参数检测,导航指示,语音提示等功能。在抢险救灾领域,智能头盔主要提供头部防护,照明,通讯,防护等功能。在工程施工领域,智能头盔主要提供头部防护,施工图像采集和语音对讲功能。

[0004] 运动健康领域的智能头盔主要提供心率监测,血氧监测,视频采集,道路交通预警,语音通讯,导航指示,情感分析,卡路里消耗等功能。现有专利及产品主要针对头盔周围环境信息及头盔使用者生理信息进行采集,采集信息种类不全,无法对使用者当前状态进行有效评价,并且未对所采集的数据进行深层次分析及理解。运动健康领域的核心研究对象是人体本身,研究重点为人体体域内当前状态检测和未来状态评估、人与所处环境状态、人与环境交互情况。人体与周围环境均为复杂时变系统,单一传感器或者少数传感器,很难对人体状态及周围环境状态做出尽可能的准确评估。

实用新型内容

[0005] 本实用新型提供一种基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统,可同时对多种生理参数进行采集和计算、有效的分析生理状态、判断运动疲劳状态。

[0006] 本实用新型提供一种基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,所述智能头盔设有:

[0007] 运动轨迹检测单元,用于检测人体的加速度、速度以及位移;

[0008] 肌电传感器,用于采集人体肌电信号;

[0009] 体温传感器,用于采集人体体温;

[0010] 脉搏波传感器,用于采集人体脉搏波信号;

[0011] 中央处理单元,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;用于根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警。

[0012] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述中央处理单元包括:

[0013] 中央处理器,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹;

[0014] 蓝牙模块,与所述中央处理器相连接,用于实现与智能终端通信;

[0015] GPRS模块,与所述中央处理器相连接,用于实现佩戴者定位。

[0016] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述运动轨迹检测单元包括:

[0017] 三轴加速度计,与中央处理器相连接用于检测人体的加速度;

[0018] 磁传感器,与中央处理器相连接用于检测人体的速度;

[0019] 三轴陀螺仪,与中央处理器相连接用于检测人体的位移。

[0020] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述生理参数包括:

[0021] 心率、呼吸率、心率变异性、心搏出量、心输出量、血压、平均压以及外周阻力。

[0022] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述智能头盔内侧设有两个脉搏波传感器,分别设置于头盔的前端的左右两侧,以贴合人体额头皮肤。

[0023] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述体温传感器和肌电传感器设置于两个脉搏波传感器之间。

[0024] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述智能头盔还设有与所述中央处理器相连接的用于播报路径导航信息和人体运动状态的语音传感器。

[0025] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述智能头盔还设有与所述中央处理器相连接的两个用于接收语音播报信息的骨传导耳机,分别贴合头骨设置于左右两个脉搏波传感器的外侧。

[0026] 在本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔中,所述智能头盔后部还设有摄像头,所述摄像头与所述中央处理器相连接,用于拍摄佩戴者后方的实时视频。

[0027] 本实用新型还提供一种基于多传感器融合的人体生理状态检测系统,包括:

[0028] 运动轨迹检测单元,用于检测人体的加速度、速度以及位移;

[0029] 肌电传感器,用于采集人体肌电信号;

[0030] 体温传感器,用于采集人体体温;

[0031] 脉搏波传感器,用于采集人体脉搏波信号;

[0032] 中央处理单元,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;用于根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警;

[0033] 智能终端,用于接收人体生理参数和运动轨迹,当生理参数出现异常时进行报警。

[0034] 本实用新型的一种基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统,可同时对多种生理参数进行采集和计算、有效的分析生理状态、判断运动疲劳状态。佩戴本实用新型智能头盔的户外运动者能够根据摄像头了解背后是否存在危险,随时根据智能头盔进

行精确跟踪定位和生理参数的检测,及时上传数据到智能手机上,当生理参数出现异常变化时,能触发预警并且第一时间让其他人收到定位和异常信息。该智能头盔具有结构简单、计算量小、实时性高、能耗小等特点。

附图说明

- [0035] 图1是本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔的框图;
- [0036] 图2是本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔的左视图;
- [0037] 图3是本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔的俯视图;
- [0038] 图4为坐标系转换图;
- [0039] 图5a为原始脉搏波图;
- [0040] 图5b为去噪后的脉搏波图;
- [0041] 图5c为基线图;
- [0042] 图5d为去基线漂移之后的脉搏波图;
- [0043] 图6为加速度脉搏波图;
- [0044] 图7分段幅值阈值法获取主峰图。

具体实施方式

[0045] 如图1所示本实用新型提供了一种基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔,智能头盔设有:运动轨迹检测单元、肌电传感器9、体温传感器10、脉搏波传感器11以及中央处理单元。运动轨迹检测单元,用于检测人体的加速度、速度以及位移。肌电传感器9,用于采集人体肌电信号。体温传感器10,用于采集人体体温。脉搏波传感器11,用于采集人体脉搏波信号。中央处理单元,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警。

[0046] 中央处理单元包括:中央处理器12、蓝牙模块5以及GPRS模块6。中央处理器12,用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数。生理参数具体包括:心率、呼吸率、心率变异性、心搏出量、心输出量、血压、平均压以及外周阻力。中央处理器12还用于根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹。中央处理器12每10秒采集一次各传感器的数据,并计算人体生理参数和运动轨迹。蓝牙模块5与中央处理器12相连接,用于实现与智能终端通信。GPRS模块6与中央处理器12相连接,用于实现佩戴者定位。

[0047] 运动轨迹检测单元包括:三轴加速度计1、磁传感器2和三轴陀螺仪3。三轴加速度计1与中央处理器12相连接用于检测人体的加速度。磁传感器2与中央处理器12相连接用于检测人体的速度。三轴陀螺仪3与中央处理器12相连接用于检测人体的位移。

[0048] 具体实施时,如图2和图3所示,智能头盔内侧设有两个脉搏波传感器11,分别与中央处理器12相连接,设置于头盔的前端的左右两侧,以贴合人体额头皮肤。采用左右两侧的两个脉搏波传感器11可以有效解决脉搏波信号采集过程中的运动伪差问题。左侧的脉搏波传感器采用550nm绿光,右侧的脉搏波传感器采用450nm红光。不同波长光线可以采集人体皮肤不同深度血液灌注信息。

[0049] 体温传感器10和肌电传感器9设置于两个脉搏波传感器11之间,分别与中央处理

器12相连接。三轴加速度计1、磁传感器2、三轴陀螺仪3、中央处理器12、蓝牙模块5以及GPRS模块6设置于智能头盔内侧的海绵减震层内。三轴加速度计1、磁传感器2和三轴陀螺仪3位于智能头盔的正上方能够更好的保持加速度、速度和位置检测的准确性。

[0050] 智能头盔还设有两个骨传导耳机4,骨传导耳机4需要贴合人体头部软骨,才能有效的接收语音传感器8所传导的声音和信息,因此将左右两侧的骨传导耳机4分别贴合头骨设置于左右两个脉搏波传感器11的外侧,贴合左右两侧太阳穴位置。智能头盔后部还设有摄像头7,用于拍摄佩戴者后方的实时视频。智能头盔还设有用于播报路径导航信息和人体运动状态的语音传感器8,所述语音传感器8与中央处理器12相连接。

[0051] 本实用新型的智能头盔结合先进的传感器技术和智能生理信号计算方法,为户外运动者提供一种安全、准确和实时的运动生理参数监测及运动状态感知于一体的解决方案。该智能头盔可应用于户外骑行,户外探险,户外球类运动等场景。

[0052] 本实用新型还提供一种基于多传感器融合的人体生理状态检测系统,包括上述的智能头盔和智能终端。

[0053] 智能头盔具体包括:运动轨迹检测单元,用于检测人体的加速度、速度以及位移。用于采集人体肌电信号的肌电传感器9。用于采集人体体温的体温传感器10。用于采集人体脉搏波信号的脉搏波传感器11。中央处理单元用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数;用于根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹,并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警。

[0054] 智能终端,用于接收人体生理参数和运动轨迹,当生理参数出现异常时进行报警。智能头盔的具体结构这里不再赘述。

[0055] 下面介绍一下本实用新型的基于多传感器融合的人体生理状态检测智

[0056] 能头盔的工作过程如下:

[0057] 步骤1:开启设置在智能头盔上的开关,头盔后面的摄像头信号灯闪烁,进入开启状态。内部的肌电传感器9、体温传感器10、脉搏波传感器11进入信号接收状态。

[0058] 步骤2:待摄像头信号灯保持稳定的时候,将头盔戴在头上。摄像头开始记录并且存储到中央处理器12中。肌电传感器9、体温传感器10、脉搏波传感器11开始采集人体的生理参数,其中包括脉搏波信号、肌电信号和体温信号。

[0059] 步骤3:脉搏波信号发送到中央处理器12,通过左右脉搏波传感器11测量的脉搏波可计算心率、心率变异性、呼吸率、心搏出量以及心输出量。体温传感器10测量的温度直接储存到中央处理器12中。肌电传感器9采集的肌电信号结合脉搏波信号计算出血压和平均压,然后存储到中央处理器12。

[0060] 步骤4:在运动的时候,根据三轴加速度计1的加速度和三轴陀螺仪3模拟出运动轨迹,将运动轨迹和地磁数据传送到中央处理器12。

[0061] 步骤5:每隔5分钟通过语音传感器8以语言形式进行播报,由骨传导耳机4接收信息反馈给用户。遇到异常情况,主信号灯闪烁红灯,并且发送数据传送到手机上。

[0062] 下面详细介绍一下各生理参数的计算方法:

[0063] 智能头盔系统可以采集人体头部两侧的脉搏波信号、头皮肌电信号、体表温度信号以及加速度、速度我、位置等信号。从而通过中央处理器12计算出心率、呼吸率、心率变异性、心搏出量、心输出量、肌电信号特征估计、血压、平均压以及外周阻力等生理参数和运动

轨迹,并通过心率变异性实现运动疲劳状态判断。

[0064] 1. 心率算法

[0065] 快速傅立叶变换是离散傅立叶变换的快速算法,可以实现将一个脉搏波的时域信号整体映射到频域上,从中提取出了心率信号。具体步骤如下:

[0066] Step1:采集人体脉搏波信号。利用脉搏波传感器11,采集人体头部的脉搏波信号 $x(n)$ 。

[0067] Step2:使用快速傅立叶变换算法进行处理。将采集到的数据导入到中央处理器12中,然后利用智能终端接收中央处理器12中的数据,使用智能终端中设计在软件中的函数实现快速傅立叶变换的方法进行处理。

[0068] Step3:计算幅值及进行频率转换。由于经快速傅立叶变换得到的幅值为复数,要求其绝对值 y ,并根据公式

$$[0069] \quad f = (0:\text{length}(y)-1)' * F_s / \text{length}(y) \quad (1.1)$$

进行频率转换,其中 f 为每个脉搏波点对应的频率, $\text{length}(y)$ 为脉搏波得到幅值后的总长度, F_s 为采样频率。

[0070] Step4:求最大值MAX,获得心率频率。经过快速傅立叶变换之后,并使用 $\text{findpeaks}()$ 方法寻找其最大值点MAX,即心率频率。

[0071] Step5:计算心率值HR。将Step4中得到的心率频率MAX带入公式:

$$[0072] \quad \text{HR} = \text{MAX} * 60 \text{ (B/Min)} \quad (1.2)$$

[0073] 从而,得到人体心率值,其中B/Min代表心跳次数/分钟。

[0074] 2. 呼吸率的提取

[0075] 基于时频谱的从脉搏波信号中提取呼吸速率的算法——自适应信号分解算法(Adaptive Signal Demodulation, ASD)是通过对脉搏波信号进行自适应分解和希尔伯特变换,能够快速、准确地获取脉搏波信号的时频谱图,并能获取脉搏波信号中的瞬时心率估计值,然后利用相干解调,获得呼吸信号的调幅序列图及其对应的功率谱密度图,最终从功率谱密度图中获得人体的呼吸速率。具体步骤如下:

[0076] Step1:通过脉搏波传感器采集人体的脉搏波信号 $X(t)$;

[0077] Step2:将 $X(t)$ 通过自适应分解技术及一系列变换得到脉搏波的时频谱图;具体过程如下:

[0078] ①通过使用固定频率复分解(Fixed Frequency Complex Demodulation, FFCDM)对脉搏波信号 $X(t)$ 进行分解,分解后得到一组带限信号 $D_i(t)$,即

$$[0079] \quad X(t) = \sum_i D_i(t) \quad (2.1)$$

[0080] 在使用FFCDM分解脉搏波信号的过程中,为了分频段遍历整个频带,需要用到一组低通滤波器,本实用新型设计了一个有限脉冲响应(FIR)低通滤波器(Low Power Frequency, LPF),其中, F_ω 表示通带带宽, N_ω 来表示滤波器阶数, f_0^t 表示第 t 个带宽处的中心频率。因此,中心频率 f_0^t 与滤波器通带带宽 F_ω 之间满足以下关系:

$$[0081] \quad f_0^t = (t-1)(2F_\omega), \quad t = 1, 2, \dots, \left\lfloor \frac{f_{\max}}{2F_\omega} \right\rfloor \quad (2.2)$$

[0082] 其中相邻的中心频率之间的带宽是 $2F_{\omega}$, f_{\max} 表示最高信号频率。

[0083] 根据FFCDM技术, f_0^t 按 t 递增遍历整个通带来提取每个通带带宽内的中心频率。

[0084] ②将步骤①得到的 $D_i(t)$ 根据复分解(Complex Demodulation, CDM)技术分解成正弦信号 $M_i(t)$, 即

$$[0085] \quad D_i(t) = M_i(t) = A_i(t) \sin \left(\int_0^t f_i(\tau) d\tau + \varphi_i(t) \right) + dc(t) \quad (2.3)$$

[0086] 因此, 脉搏波信号 $X(t)$ 可以表示为:

$$[0087] \quad X(t) = \sum_i \left(A_i(t) \sin \left(\int_0^t f_i(\tau) d\tau + \varphi_i(t) \right) + dc(t) \right) \quad (2.4)$$

[0088] 公式(2.4)中正弦信号的瞬时振幅 $A_i(t)$ 、瞬时相位 $\varphi_i(t)$ 及瞬时中心频率 $f_i(t)$ 的求解过程由步骤3给出。

[0089] ③将步骤2中得到的 $M_i(t)$ 进行希尔伯特变换, 得到正弦信号的瞬时相位 $\varphi_i(t)$ 、瞬时振幅 $A_i(t)$ 等参数。

[0090] 根据希尔伯特变换原理, 首先 $M_i(t)$ 即公式(2.3)左边乘以 $e^{-j \int_0^t 2\pi f(\tau) d\tau}$, 如下过程所示:

[0091]

$$L_i(t) = M_i(t) * e^{-j \int_0^t 2\pi f(\tau) d\tau} = dc(t) e^{-j \int_0^t 2\pi f(\tau) d\tau} + \left(\frac{A_i(t)}{2} \right) e^{j\varphi_i(t)} + \left(\frac{A_i(t)}{2} \right) e^{-j \left(\int_0^t 4\pi f(\tau) d\tau + \varphi_i(t) \right)} \quad (2.5)$$

[0092] 其次, 将 $M_i(t)$ 利用公式(2.5)得到的 $L_i(t)$ 通过一个理想的低通滤波器, 低通滤波器的截止频率为 $f_c < f_0$, 则通过低通滤波器的信号 $M_i(t)$ 就只含有 $A_i(t)$ 及 $\varphi_i(t)$ 成分, 如下公式所示:

$$[0093] \quad M_{ii}(t) = \left(\frac{A_i(t)}{2} \right) e^{j\varphi_i(t)} \quad (2.6)$$

$$[0094] \quad A_i(t) = 2 |M_{ii}(t)| \quad (2.7)$$

$$[0095] \quad \varphi_i(t) = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}(M_{ii}(t))}{\text{Re}(M_{ii}(t))} \right) \quad (2.8)$$

[0096] 其中公式(2.8)中的 $\text{Im}()$ 函数和 $\text{Re}()$ 函数分别代表得到的 $M_{ii}(t)$ 的虚数部分和实数部分。这样通过上面就得到 $A_i(t)$ 、 $\varphi_i(t)$, 下面给出 $f_i(t)$ 求解过程。

[0097] A.Monti给出可变正弦信号瞬时频率估计 $f_i(t)$ 的定义, 如下所示:

$$[0098] \quad f_i(t) = f_0 + \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_i(t)}{dt} \quad (2.9)$$

[0099] 式中, f_0 是任意给定的一个中心频率的瞬时估计值。根据公式(2.9)可以得到正弦信号的瞬时中心频率 $f_i(t)$ 。

[0100] ④脉搏波的时频谱(Time-frequency Spectrum, TFS)是所有频段随时间变化的

图,其X轴为时间,Y轴为频率,将TFS按Y轴频率进行分解就得到一组随时间变换的正弦信号,如公式(2.4),式中脉搏波信号 $x(t)$ 是一系列正弦函数之和组成的信号,如果利用步骤(3)得到正弦信号的瞬时中心频率 $f_i(t)$ 、瞬时相位 $\varphi_i(t)$ 、瞬时振幅 $A_i(t)$ 等参数,那么根据公式(2.5)就可以得到脉搏波信号的TFS。

[0101] 根据多次对健康人体脉搏波进行分解提取TFS实验结果,得出FIR低通滤波器参数为 $F_\omega=0.03\text{Hz}$, N_ω 为数据长度一半时效果最好。

[0102] Step3:根据上步骤得到的TFS,按照时间间隔 t_0 (本实验取值为1s)对整个时间轴进行截取,截取得到的各段TFS中能量最大的部分,就表明了此时的瞬时心率估计值 f_ω ,经过整合得到心率的瞬时估计集合M。

[0103] Step4:采用相干解调原理,提取呼吸调幅序列图。人体的脉搏波信号主要由心率信号、呼吸信号及干扰信号组成,其中脉搏波信号为已解调信号记作 $X(t)$,心率信号为载波信号记作 $Y(t)$,呼吸信号为基带信号记作 $Z(t)$,干扰信号记作 $N(t)$,根据幅度调制原理得 $X(t)$ 如下。

$$[0104] \quad X(t) = Z(t) \times Y(t) + N(t) \quad (2.10)$$

[0105] 为了得到呼吸信号 $Z(t)$,对脉搏波信号 $X(t)$ 进行相干解调。其中相干解调函数为 $C(t) = \cos 2\pi f_\omega t$, f_ω 为Step3中得到的心率瞬时估计值。心率信号 $Y(t)$ 为拟周期信号可用正弦函数表示成如下形式:

$$[0106] \quad Y(t) = S_1 \cos 2\pi f_\omega t + S_2 \sin 2\pi f_\omega t \quad (2.11)$$

[0107] 其中 S_1 、 S_2 为系数参数。

[0108] 根据相干解调原理,将 $X(t)$ 与 $C(t)$ 相乘,得

$$S_p(t) = X(t) * C(t)$$

[0109]

$$\begin{aligned} &= X(t) * \cos 2\pi f_\omega t \\ &= (Z(t) * Y(t) + N(t)) * \cos 2\pi f_\omega t \end{aligned}$$

[0110]

$$= \frac{1}{2} S_1 Z(t) + \frac{1}{2} S_1 Z(t) \cos 2f_\omega t + \frac{1}{2} \sin S_2 Z(t) \sin 2f_\omega t + N(t) \cos f_\omega t \quad (2.12)$$

[0111] 将公式(2.12)中的信号 $S_p(t)$ 通过一组理想低通滤波器,截止频率为 $f_c < f_\omega$,则通过低通滤波器得到信号 $S_d(t)$ 为

$$[0112] \quad S_d(t) = \frac{1}{2} S_1 Z(t) \propto Z(t) \Delta D_b \quad (2.13)$$

[0113] 只含有脉搏波中的呼吸信号 $Z(t)$,从而得到的呼吸信号的调幅序列。

[0114] Step5:将获得的呼吸信号调幅序列进行傅立叶变换,得到呼吸信号的功率谱密度(Power Spectral Density,PSD),功率谱密度图中的最高峰就是谐波的频率,即为呼吸速率。

[0115] Step6:根据Step5中获取的呼吸频率通过以下公式计算出呼吸速率。

$$[0116] \quad BR = F_{br} \times 60 \text{ (次/分)} \quad (2.14)$$

[0117] 3.运动轨迹估计

[0118] 本算法首先对采集的三轴加速度计、三轴陀螺仪、磁传感器的数据进行姿态解算，在传统的基于卡尔曼滤波器的四元数解算方法上增加系统的状态变量，通过引入三轴陀螺仪误差来提高该方法的解算效果。轨迹的提取建立在姿态解算的基础上，对提纯的加速度信号进行数值积分，通过拟合多项式来消除积分过程中产生的累积误差，使得提取的运动轨迹更为准确。其次根据每组运动数据的姿态解算与轨迹提取结果，来提取姿态角变化幅值与最大速度作为支持向量机的特征向量，通过构建多分类模型来实现对运动轨迹识别。具体算法如下：

[0119] 知道载体运动在地理坐标系下的姿态，就需要进行坐标变换。本算法涉及的坐标变换，是以载体运动建立的载体坐标系 $O-X_bY_bZ_b$ 与空间地理坐标系 $O-X_eY_eZ_e$ 之间的变换。载体在空间中的姿态变换可以认为是绕空间地理坐标系的三个轴依次旋转复合而成。地理坐标系 $O-X_eY_eZ_e$ 到载体坐标系 $O-X_bY_bZ_b$ 的变换过程如下（按右手规则）：

[0120] (1) 地理坐标系 $O-X_eY_eZ_e$ 绕 Z_e 轴旋转 γ 得到坐标系 $O-X_1Y_1Z_1$ ；

[0121] (2) 坐标系 $O-X_1Y_1Z_1$ 绕 X_1 轴旋转 α 得到坐标系 $O-X_2Y_2Z_2$ ；

[0122] (3) 坐标系 $O-X_2Y_2Z_2$ 绕 Y_2 轴旋转 β 得到载体坐标系 $O-X_bY_bZ_b$ ；如图4所示。

[0123] 对应图4旋转的三个步骤，可以得到每次旋转对应的旋转矩阵：

$$[0124] \quad C_1 = \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$[0125] \quad C_2 = \begin{bmatrix} \cos \alpha & 0 & -\sin \alpha \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \alpha & 0 & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$[0126] \quad C_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \beta & \sin \beta \\ 0 & -\sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

[0127] 由此可知，按照坐标轴的转动顺序 $Z-Y-X$ ，从地理坐标系 $O-X_eY_eZ_e$ 到载体坐标系 $O-X_bY_bZ_b$ 的变换的旋转矩阵 C 可以由式(3.1)、(3.2)、(3.3)表示：

$$[0128] \quad C = C_3 C_2 C_1 \quad (3.4)$$

[0129] 可得：

$$[0130] \quad C = \begin{bmatrix} \cos \beta \cos \alpha & \sin \gamma \sin \beta \cos \alpha - \cos \gamma \sin \alpha & \cos \gamma \sin \beta \cos \alpha + \sin \gamma \sin \alpha \\ \cos \beta \sin \alpha & \sin \gamma \sin \beta \sin \alpha + \cos \gamma \cos \alpha & \cos \gamma \sin \beta \sin \alpha - \sin \gamma \cos \alpha \\ -\sin \beta & \sin \gamma \cos \beta & \cos \gamma \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

[0131] 角度 α 、 β 、 γ 分别对应图4中的旋转顺序所旋转的姿态角，且旋转矩阵 C 的元素取值与旋转的先后顺序有关。常用的旋转顺序为 $Z-Y-X$ ，因此，从 $O-X_eY_eZ_e$ 到 $O-X_bY_bZ_b$ 的空间坐标变换可以用矩阵形式来表示：

$$[0132] \quad \begin{bmatrix} X_b \\ Y_b \\ Z_b \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} X_e \\ Y_e \\ Z_e \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

[0133] 四元数和姿态角(欧拉角)间存在相互转化关系,四元数可由欧拉角表示:

$$[0134] \quad \begin{cases} q_0 = \cos \frac{\text{roll}}{2} \cos \frac{\text{pitch}}{2} \cos \frac{\text{yaw}}{2} + \sin \frac{\text{roll}}{2} \sin \frac{\text{pitch}}{2} \sin \frac{\text{yaw}}{2} \\ q_1 = \sin \frac{\text{roll}}{2} \cos \frac{\text{pitch}}{2} \cos \frac{\text{yaw}}{2} - \cos \frac{\text{roll}}{2} \sin \frac{\text{pitch}}{2} \sin \frac{\text{yaw}}{2} \\ q_2 = \cos \frac{\text{roll}}{2} \sin \frac{\text{pitch}}{2} \cos \frac{\text{yaw}}{2} + \sin \frac{\text{roll}}{2} \cos \frac{\text{pitch}}{2} \sin \frac{\text{yaw}}{2} \\ q_3 = \cos \frac{\text{roll}}{2} \cos \frac{\text{pitch}}{2} \sin \frac{\text{yaw}}{2} + \sin \frac{\text{roll}}{2} \sin \frac{\text{pitch}}{2} \cos \frac{\text{yaw}}{2} \end{cases} \quad (3.7)$$

[0135] 加速度计的测量值 $a = (a_x, a_y, a_z)$ 及经过椭球拟合校正后磁力计的测量值 $H = (H_x, H_y, H_z)$,可以估计出一组姿态角:

$$[0136] \quad \begin{cases} \text{roll} = \arctan\left(\frac{a_y}{a_z}\right) \\ \text{pitch} = -\arctan\left(\frac{H_x}{H_y}\right) \\ \text{yaw} = -\arctan\left(\frac{H_z}{H_x}\right) \end{cases} \quad (3.8)$$

[0137] 其中roll表示横滚角,pitch表示俯仰角,yaw表示偏航角,它们作为一组姿态角,即分别绕载体xyz旋转的所得角度值。将姿态角转化为四元数,作为观测量,建立卡尔曼滤波器的观测方程:

$$[0138] \quad Z = HX + R \quad (3.9)$$

[0139] 取四元数作系统的状态量,利用陀螺仪所获得的观测量 $w = (w_x, w_y, w_z)$ 更新系统的状态变量,建立系统的状态方程:

$$[0140] \quad \dot{X} = AX + Q_k \quad (3.10)$$

[0141] 状态量X和观测量Z的取值稍做调整:

$$[0142] \quad X = [q_0, q_1, q_2, q_3, b_x, b_y, b_z] \quad (3.11)$$

$$[0143] \quad Z = [w_x, w_y, w_z, \text{roll}, \text{pitch}, \text{yaw}] \quad (3.12)$$

[0144] X增加了三轴陀螺仪的误差值,Z加入三轴陀螺仪解算出欧拉角的值,带入式(3.9)、(3.10)建立新的系统方程。经过卡尔曼滤波处理后,取此时的四元数解算载体的姿态角:

$$[0145] \quad \begin{cases} pitch = \arctan \left(\frac{2(q_0 q_1 + q_2 q_3)}{q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2} \right) \\ roll = \arctan(-2(q_1 q_3 - q_0 q_2)) \\ yaw = \arctan \left(\frac{2(q_1 q_2 + q_0 q_3)}{q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 + q_3^2} \right) \end{cases} \quad (3.13)$$

[0146] 真实的加速度信息,只需求出重力在三个轴上的偏移量 g_x 、 g_y 、 g_z ,在用传感器采集的数据减去偏移量即可。式(3.6)表明了空间坐标系的变换关系,而旋转矩阵C的取值又取决于姿态角,改进姿态解算算法可以提供相对稳定而又精确姿态角输出,式(3.7)中姿态角roll、pitch及yaw即对应式(3.5)中角度 α 、 β 、 γ ,整理上述关系可得:

$$[0147] \quad \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

[0148] 因此,只要用加速度传感器的测量值 $a = (a_x, a_y, a_z)$,减去重力分量

[0149] $g' = (g_x, g_y, g_z)$ 就能够得到载体运动的真实加速度A:

$$[0150] \quad A = \begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

[0151] 运动轨迹的计算,首先对加速度信号A做傅立叶变换:

$$[0152] \quad I(k) = \sum_{n=0}^{N-1} A_n e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (3.18)$$

[0153] 式(3.18)中I(k)为变换到频域内的加速度信号。再对变换后的加速度信号在频域内做两次积分可得速度v和位移s:

$$[0154] \quad v(n) = \frac{I}{j\omega} = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{H(k)}{2j\pi kf} A_n e^{-2j\pi k \frac{n}{N}} \quad (3.19)$$

$$[0155] \quad s(n) = -\frac{I}{\omega} = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{H(k)}{-(2\pi kf)^2} A_n e^{-2j\pi k \frac{n}{N}} \quad (3.20)$$

$$[0156] \quad H(k) = \begin{cases} 1, f_{\min} \leq kf \leq f_{\max} \\ 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

[0157] 式中 ω 为傅立叶分量所对应的频率, f_{\min} 和 f_{\max} 为最小截至频率和最大截至频率, f 为频率分辨率。对速度v和位移s做傅立叶逆变换即可得到时域内的速度与位移信号。

[0158] 4. 肌电信号特征估计

[0159] 本算法提取了表面肌电信号的多种时域特征。信号的时域特征一般为统计参数,诸如,信号的均值、方差、绝对值积分平均值、均方根、AR参数模型、自相关函数等。假设n为采样点数, S_i ($i=1,2,3,\dots,n$)为信号样本,则常用的时域特征的计算方法如下:

$$[0160] \quad \textcircled{1} \text{均值 } mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i \quad (4.1)$$

$$[0161] \quad \textcircled{2} \text{均方根 } Rms = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n S_i^2} \quad (4.2)$$

$$[0162] \quad \textcircled{3} \text{标准差 } std = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - \widehat{S}_i)^2}{n-1}}, \quad \widehat{S}_i \text{ 为样本均值} \quad (4.3)$$

$$[0163] \quad \textcircled{4} \text{过零点数 } OZ = \sum_{i=1}^{n-1} \text{sgn}(-S_{i+1}S_i), \quad \text{sgn}(S) = \begin{cases} 1 & S > 0 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$[0164] \quad \textcircled{5} \text{绝对值积分均值 } LAV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |S_i| \quad (4.5)$$

$$[0165] \quad \textcircled{6} \text{方差 } Var = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n S_i^2 \quad (4.6)$$

$$[0166] \quad \textcircled{7} \text{幅值 } wamp = \sum_{i=1}^{n-1} f |S_i - S_{i+1}|, \quad f(S) = \begin{cases} 1 & x > \text{threshold value} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (4.7)$$

[0167] 5. 平均压估计

[0168] 平均压是血压波形在一周内的积分除以对应的周期T,定义公式如下:

$$[0169] \quad MAP = \int_0^T p(t) dt / T \quad (5.1)$$

[0170] 在式中,T为心动周期;p(t)为血压变化的波形。

[0171] 平均压并非收缩压和舒张压的平均,而是血压波形在整个周期内的平均,它综合反映了动脉血压的数值和波形。平均压的趋势图已开始为临床所接受,并且日益受到医务人员的重视。

[0172] 平均压可直接指示组织的灌注压力。动脉平均压的连续增加或者减小都最终有可能是高血压或者低血压的危情引起的。在过去,只有通过直接插管法才能获取动脉平均压,或者用收缩压和舒张压来估算平均压,通常估算公式为

$$[0173] \quad MAP = DBP + k(SBP - DBP) \quad (5.2)$$

[0174] 在式中,SBP为收缩压;DBP为舒张压;k为波形因素。本算法将k取为1/3用于估算公式来计算人体的平均压。

[0175] 本文中平均压的计算公式如下:

$$[0176] \quad MAP = DBP + \frac{1}{3}(SBP - DBP) \quad (5.3)$$

[0177] 6. 心搏出量与心输出量估计

[0178] 本算法使用无创法中的Meeb-Rubner公式法来计算心输出量。这是一种由Meeb-Rubner公式估算每搏输出量的方法,计算公式为:

$$[0179] \quad SV = -6.6 + 0.25(ET - 35) - 0.62HR + 40.4BSA - 0.51Age \quad (6.1)$$

[0180] ET为左心室收缩时间,计算方法是:在脉搏波滤波后,求出收缩期的采样点,然后再除以采样率,结果就是所求的左心室收缩时间;BSA为体表面积,BSA的计算公式为:

[0181] $BSA = (0.007184Weight^{0.425}Height^{0.725})$,Height为用户的身高,Weight为用户的体重;Age为用户的年龄;HR为用户当时的心率。

[0182] 心输出量的计算公式为:

$$[0183] \quad CO = \frac{SV \times HR}{1000} \quad (6.2)$$

[0184] 7. 外周阻力估计

[0185] 外周阻力的测量主要涉及压力、流量等有关计算。计算过程如下:

[0186] 先要确定平均压、心输出量、心动周期等参数,然后代入推导出的公式(8.1)中,

$$[0187] \quad R \approx \frac{\bar{P}}{CO} \times \frac{60}{1000} \quad (7.1)$$

[0188] 式中, \bar{P} 是平均压,CO为心输出量

[0189] 8. 血压估计

[0190] 本算法取脉搏波进行血压的计算,并提出使用脉搏波传导时间和心率两个参数与血压进行回归分析,建立了一种新的血压模型。

[0191] 计算过程如下:

[0192] Step1:脉搏波的预处理。

[0193] 由于手采集的脉搏波信号有一定的噪声,这里使用demy小波变换算法对采得的信号进行滤波。效果如图5a至图5d所示,横坐标为采集点所对应的时间,纵坐标为幅值。

[0194] Step2:脉搏波传导时间的计算

[0195] 本算法采用对原始脉搏波进行二次差分得到的加速脉搏波的方法来计算脉搏波传导时间。加速脉搏波数据AP的计算公式以下所示。

$$[0196] \quad AP_k = \Delta (\Delta f(x_k)) \quad (8.1)$$

[0197] 其中, x_k 为原始脉搏波信号, $\Delta f(x_k)$ 代表一阶向后差分。

[0198] 原始脉搏波信号的加速脉搏波如图6所示。其中,A点表示心脏收缩时,动脉血被推进毛细血管,使加速脉搏波上升到第一个峰值;B点表示血液从毛细血管流入静脉,静脉血管血压上升,从而使加速脉搏波上升到第二个峰值。A点和B点的时间间隔可以反映脉搏波传导时间。

[0199] Step3:心率的计算

[0200] MBPP法需要用到心率,为了使计算尽量简单,本算法提出一种分段幅值阈值法提取脉搏波峰值点,再对心率进行计算。

[0201] 首先设置窗口为4秒,在每个窗口中,脉搏波的峰值一般不小于窗口中最大峰值高度的0.4倍,

[0202] 又因为人体的心率一般小于200次/分钟,故两个峰值点之间的时间间距要大于300毫秒。因此,判断点 $x[i]$ 是否为波峰的公式为:

$$[0203] \quad \begin{cases} x[i] > x[\max] * 0.4 \\ x[i] - x[i-1] > 1000/(300/Hz) \end{cases} \quad (8.2)$$

[0204] 其中, $x[\max]$ 为窗口中的最大值,Hz为采样频率。如图7所示,为峰值提取结果,星

号即为提取到的脉搏波峰值点。

[0205] 在得到峰值点序列peaks之后,即可以算出心率,公式为:

$$[0206] \quad HR = \frac{\text{length}(peaks)}{T} * 60 \quad (8.3)$$

[0207] 其中,T为脉搏波的测量时间,单位为秒,HR为心率,单位为次/分钟。

[0208] Step4:建立血压模型

[0209] 计算血压需要建立血压模型,Chen等人提出了SBP(收缩压)和PTT(脉搏波传导时间)之间有如下关系:

$$[0210] \quad BP = a + b * PTT \quad (8.4)$$

[0211] 而Lin等人提出了如下公式来计算血压:

$$[0212] \quad BP = \frac{A}{PTT^2} + B \quad (8.5)$$

[0213] 心率对收缩压有较大影响,当HR增大时,SBP也增大,具有明显的正相关性。因而对公式(8.5)进行调整,提出一个新的公式:

$$[0214] \quad BP = \frac{A}{PTT^2} + HR * B + C \quad (8.6)$$

[0215] 以上所述仅为本实用新型的较佳实施例,并不用以限制本实用新型的思想,凡在本实用新型的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本实用新型的保护范围之内。

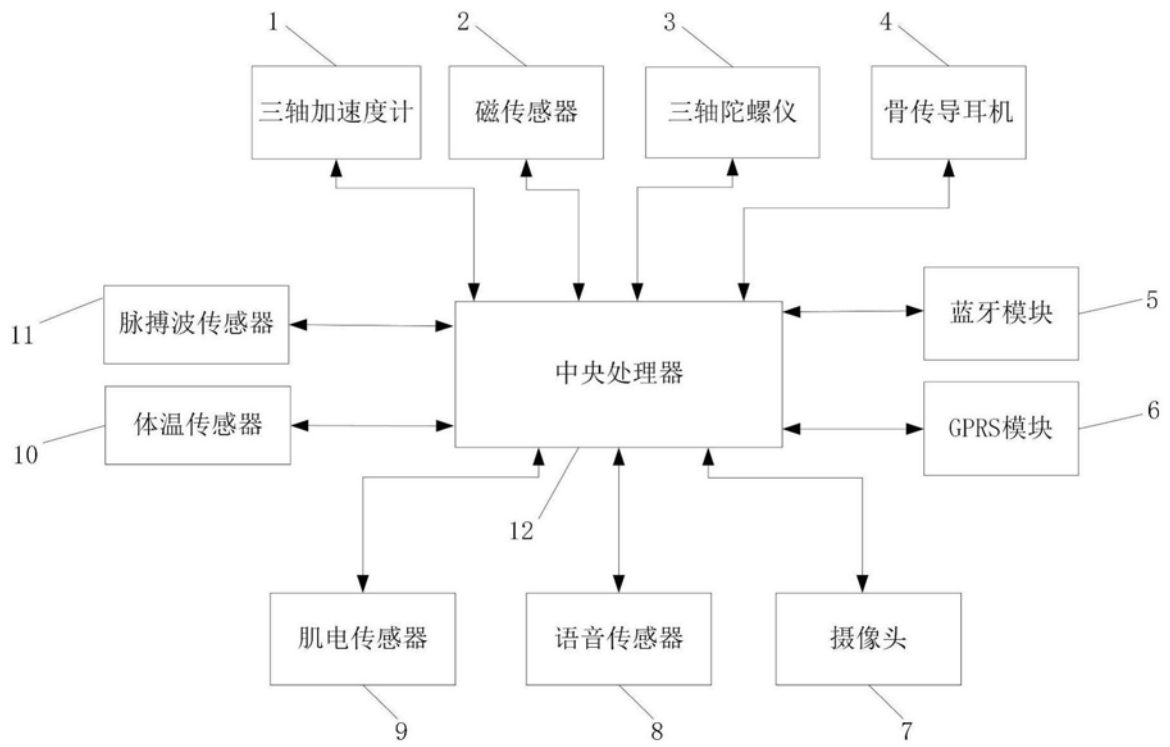


图1

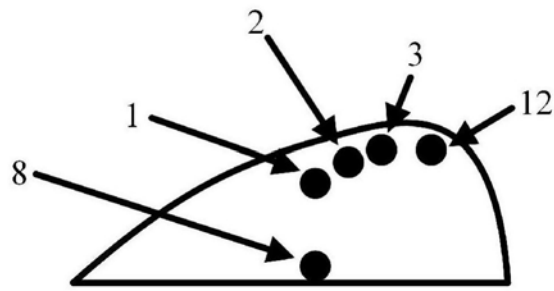


图2

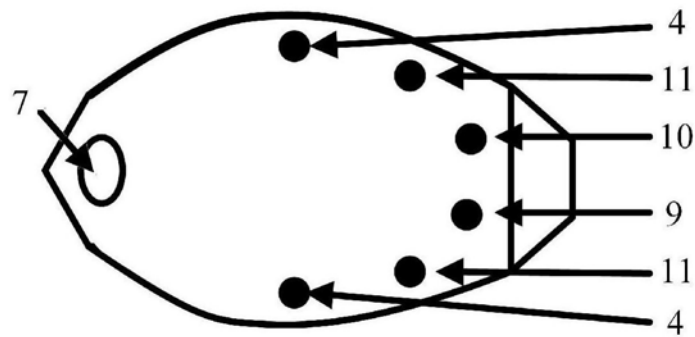


图3

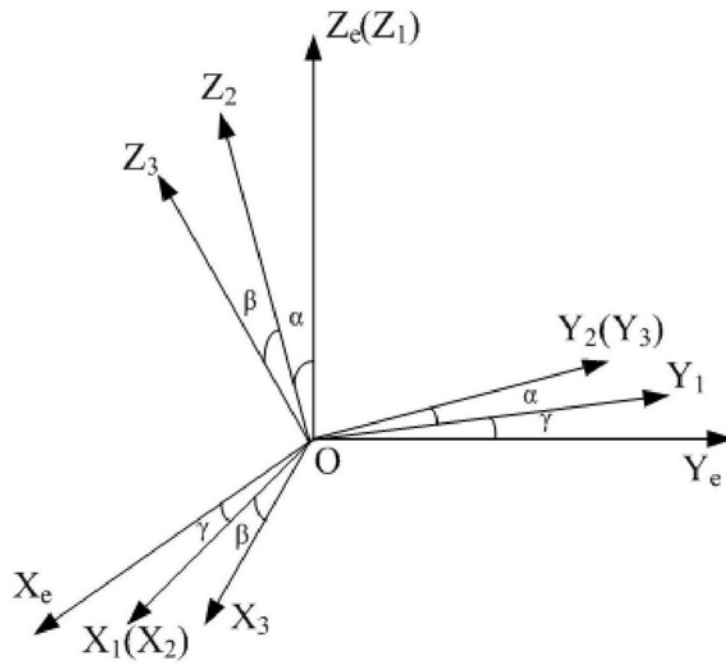


图4

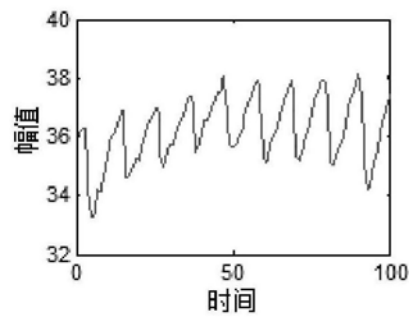


图5a

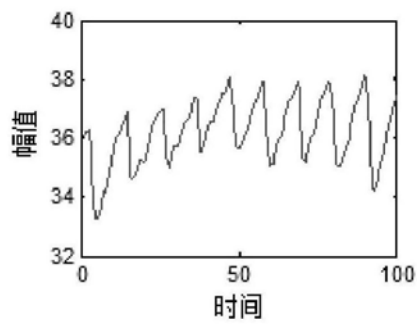


图5b

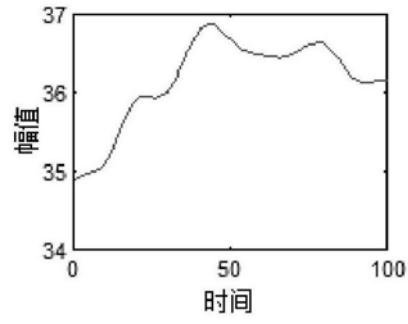


图5c

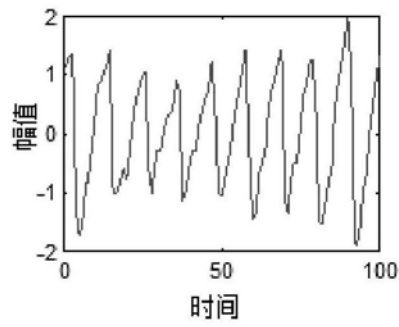


图5d

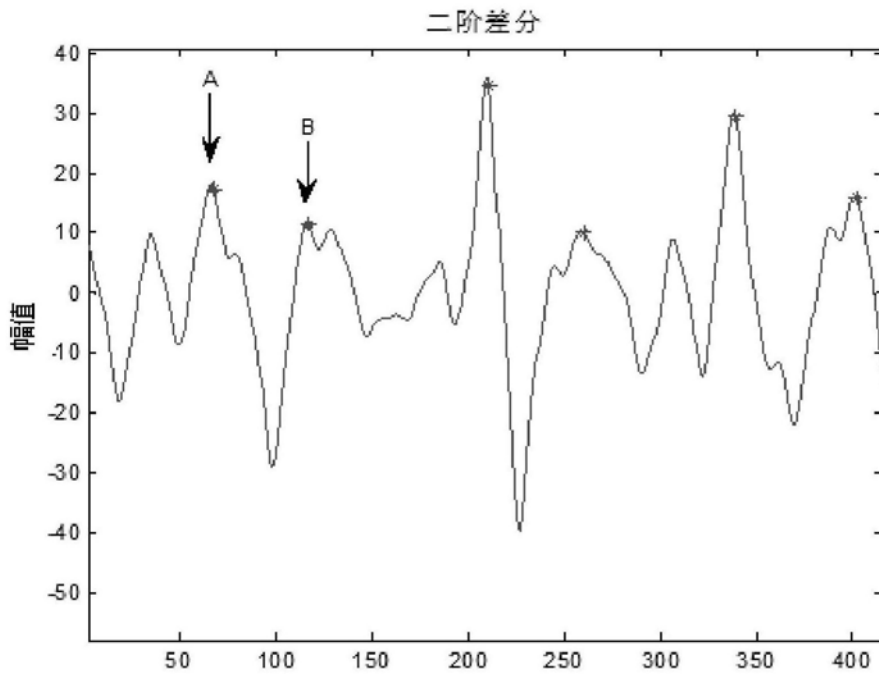


图6

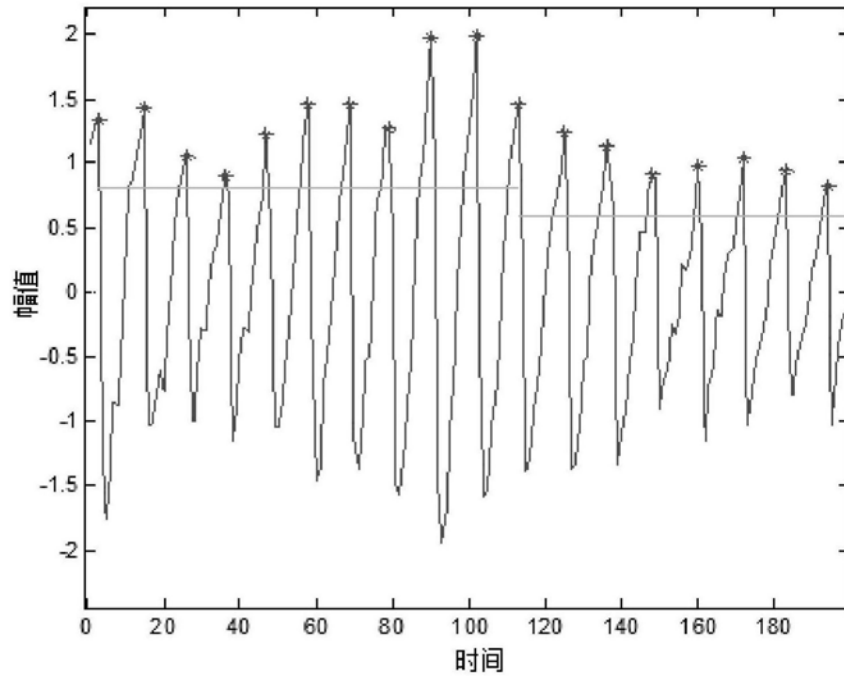


图7

专利名称(译)	基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统		
公开(公告)号	CN208259692U	公开(公告)日	2018-12-21
申请号	CN201721121314.2	申请日	2017-09-04
[标]申请(专利权)人(译)	东北大学		
申请(专利权)人(译)	东北大学		
当前申请(专利权)人(译)	东北大学		
[标]发明人	赵海 陈星池 江理成 司帅宗 邵士亮 王进法		
发明人	赵海 陈星池 江理成 司帅宗 邵士亮 王进法		
IPC分类号	A61B5/0205 A61B5/0488 A61B5/11 A61B5/00		
代理人(译)	张志伟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本实用新型涉及基于多传感器融合的人体生理状态检测智能头盔及系统，所述头盔设有：用于检测人体的加速度、速度以及位移的运动轨迹检测单元；用于采集人体肌电信号的肌电传感传感器；用于采集人体体温的体温传感器；用于采集人体脉搏波信号放热脉搏波传感器以及中央处理单元；中央处理单元用于根据肌电信号、体温以及脉搏波信号计算人体生理参数，根据加速度、速度以及位移计算人体运动轨迹，并将人体生理参数和运动轨迹发送给智能终端进行报警。户外运动者佩戴本实用新型的智能头盔能够随时根据智能头盔进行精确跟踪定位和生理参数的检测，及时上传数据到智能终端，当生理参数出现异常变化时，能触发预警并且第一时间让其他人收到定位和异常信息。

